

**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN  
FACULTAD DE ARQUITECTURA**



**“LA CONFORMACIÓN SOCIO ESPACIAL ANTE LOS ICONOS  
URBANOS UNA APROXIMACIÓN DESDE LOS IMAGINARIOS  
URBANOS Y COMPLEJIDAD”**

**POR**

**M.U. ADRIÁN MIRELES BRITO**

**PARA LA OBTENCIÓN DEL GRADO DE DOCTOR  
EN FILOSOFÍA CON ORIENTACIÓN EN ARQUITECTURA  
Y ASUNTOS URBANOS**

**DICIEMBRE, 2018**



**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN  
FACULTAD DE ARQUITECTURA  
SUBDIRECCIÓN DE POSGRADO**



**TESIS**

**“LA CONFORMACIÓN SOCIO ESPACIAL ANTE LOS ICONOS  
URBANOS UNA APROXIMACIÓN DESDE LOS IMAGINARIOS  
URBANOS Y COMPLEJIDAD”**

**POR**

**M.U. ADRIÁN MIRELES BRITO**

**PARA LA OBTENCIÓN DEL GRADO DE DOCTOR EN  
FILOSOFÍA CON ORIENTACIÓN EN ARQUITECTURA  
Y ASUNTOS URBANOS**

**DIRECTOR DE TESIS  
DR. ADOLFO B. NARVÁEZ TIJERINA**

**SAN NICOLÁS DE LOS GARZA, NUEVO LEÓN, MÉXICO DICIEMBRE DE 2018**

## INDICE

<b>Capítulo 1 Introducción</b>	1
Metodología e hipótesis de la investigación	3
<b>Capítulo 2 Marco Teórico</b>	
2.1.1 El Paradigma científico	6
2.1.2 Fundamentos modernos y el paradigma Newtoniano	7
2.1.3 Cambio de paradigma	10
2.1.4 Cambio de pensamiento	12
2.2.1 El paradigma sistémico	13
2.2.2 El pensamiento sistémico	16
2.2.3 Análisis y Síntesis	16
2.2.4 Dinámica en los sistemas	18
2.2.5 Visiones sistémicas	19
2.3.1 Teoría de sistemas	20
2.3.2 La especialización científica	21
2.3.3 Conjuntos y funciones de los sistemas	23
2.3.4 Homeostasis en los sistemas	25
2.3.5 Eficiencia sistémica	27
2.3.6 Relaciones sistémicas	29
2.3.7 Ciclos de retroalimentación	31
2.4.1 El Pensamiento Complejo	33

2.4.2 Ciencia de la Complejidad	36
2.4.3 Antecedentes de la teoría de complejidad	36
2.4.4 Medición del grado de complejidad	40
2.4.5 Principales disciplinas y metodologías de la ciencia de la Complejidad	47
2.5.1 Sistemas Complejos (SC) Fundamentos teóricos	66
2.6.1 Sistemas complejos adaptativos SCA	75
2.6.2 Sistemas de regulación y control	82
2.6.3 Comportamientos complejos	83
2.6.4 Ciclos de retroalimentación y externalidades	88
2.6.5 Autoorganización y termodinámica	94

### **Capítulo 3 Marco Metodológico**

3.1.1 Teoría de la emergencia	103
3.1.2 Patrones y correlaciones	108
3.1.3 Sinergias positivas y negativas	113
3.1.4 Conformación de patrones	115
3.1.5 Emergencia débil y fuerte	117
3.2.1 Procesos emergentes no lineales	119
3.2.2 Ciencia no lineal	122
3.2.3 Sistemas lineales y sistemas no lineales	124
3.2.4 Leyes de potencia y distribuciones de cola larga	129
3.3.1 De los sistemas lineales a los sistemas sociales no lineales	131



3.3.2	Sistemas complejos como sistemas sociales	135
3.3.3	Sociedades complejas	137
3.4.1	Formas de modelar la ciencia social computacional	140
3.4.2	Modelación de fenómenos emergentes por agregación	143
	<i>Schelling Model</i>	
3.4.3	Conceptos e ideas fundamentales en la modelación computacional	147
3.4.4	Futuro y retos de la simulación computacional	149
3.4.5	Hacia una nueva epistemología de modelación	152
3.5.1	Precedentes de la Modelación Basada en Agentes	157
3.5.2	Sistemas L ( <i>L-systems</i> ) y Agregación por difusión limitada (ADL)	159
3.6.1	Modelación basada en agentes ( <i>Agent Based Model</i> )	171
3.6.2	Modelación y complejidad	177
3.6.3	Validación en la modelación basada en agentes	181
3.6.4	¿Todas las modelaciones son falsas?	183
3.6.5	Consideraciones filosóficas y epistemológicas sobre la modelación computacional	188

## **Capítulo 4 Proceso de idealización y construcción del modelo**

4.1.1	Justificación	193
4.1.2	Idealización del <i>GIM Elkin World</i>	193
4.1.3	Proceso del desarrollo del <i>GIM Elkin World</i>	195
4.2.1	Componentes y funcionamiento del modelo <i>GIM Elkin World</i>	204

4.2.2 Componentes del modelo <i>GIM Elkin World</i>	206
4.3.1 Proceso del análisis cualitativo del modelo <i>Elkin World</i>	212
4.3.2 Observaciones experimentales del modelo	213
4.3.3 Conclusiones del análisis cualitativo	215
4.4.1 Proceso del análisis cuantitativo del modelo <i>Elkin World</i>	218
4.4.2 Proceso de comparación de resultados	223
4.4.3 Conclusiones del análisis cuantitativo	229
<b>Capítulo 5 Conclusiones de la investigación</b>	
5.1 Introducción	230
5.2 Conclusiones generales	231
5.3 Conclusiones particulares	237
5.4 Futuras líneas de investigación	238
<b>Capítulo 6 Bibliografía</b>	240

# Capítulo 1 Introducción de la Investigación

## 1.1 Introducción

El presente trabajo de investigación se interesa en las cuestiones fundamentales sobre los conceptos de los Imaginarios Urbanos y la Complejidad, para el entendimiento y comprensión de los fenómenos sociales emergentes a través de modelos computacionales basados en agentes autónomos (ABM por sus siglas en inglés, *Agent Based Model*).

Se establece una base teórica de los principales conceptos de complejidad, para su posterior implementación en la metodología para el desarrollo de un modelo computacional experimental basado en la modelación de agentes autónomos, como laboratorio *in silico* en la experimentación de la conformación de procesos colectivos emergentes. Este trabajo se interesa también en analizar el papel de los imaginarios urbanos en la identificación de sociedades con objetos urbanos icónicos, cuya influencia en el espacio psicosocial y físico de la ciudad podría verse materializada a través de dinámicas sociales en el entorno.

En los últimos años, el estudio de los fenómenos urbanos ha incorporado nuevas teorías y metodologías con la intención de lograr comprender los microprocesos que se crean por la relación de comportamientos individuales que se ven representados en macro comportamientos, resultado de la coevolución e interacción de los agentes con el entorno.

Las ciencias de la complejidad han aportado teorías y metodologías de otras disciplinas no nativas de los estudios urbanos, con la finalidad de comprender estos fenómenos complejos. Herbert Simon (en Epstein & Axtel, 1966:1) señala que las ciencias sociales son en realidad las ciencias “duras”, que los procesos complejos sociales no pueden ser separados en subprocesos para ser analizados de forma aislada, al adicionar los subprocesos (económicos, culturales, espaciales, demográficos) al ser estudiados conjuntamente podrían brindar un mejor análisis y obtener una comprensión más integral sobre estos. La incorporación de nuevos enfoques interdisciplinarios de distintas áreas de la ciencia que están y continuarán aportando nuevos conceptos en la investigación científica, además de los crecientes adelantos en materia de

almacenamiento y procesamiento de información, crean la posibilidad de “explorar” nuevas metodologías desarrolladas con teorías que no precisamente son nativas del estudio de los fenómenos urbanos. Recientemente algunos estudiosos de las ciencias de la complejidad han comenzado a trabajar bajo esta línea.

La investigación tiene como objetivo fundamental comprender el proceso de la conformación de dinámicas sociales ante objetos urbanos icónicos, entendidos como portadores y transmisores de información significativa a un sistema. Se categorizó estos objetos como “icónicos”; se utiliza el término “icono” como constructo de una imagen, en su acepción más básica. Icono es una palabra procedente del griego *eikón*, que puede significar una imagen, *símbolo* o un concepto, en el ámbito de la semiología y la semiótica, o una representación visual a nivel informático (D’Angelo, 2007).

Los objetivos de la investigación recaen en cinco ejes.

1.- Abonar a la construcción de un marco teórico basado en una investigación teórica documental, sobre el desarrollo del pensamiento sistémico desde los inicios del siglo XX hasta la actualidad, que ha dado como resultado lo que se ha denominado *ciencia de la complejidad*, que ha aportado visiones alternas para la investigación científica; para así establecer una relación entre los conceptos esenciales que determinan a los sistemas complejos adaptativos (SCA), (autoorganización, información, autorreferencia, emergencia y conformación de patrones) y los sistemas sociales, motivando una visión sistémica de estos para su estudio y comprensión.

2.- Conocer el proceso histórico del desarrollo de los modelos computacionales para la investigación y su aplicación en otras disciplinas como los sistemas naturales, artificiales y sociales, mediante la modelación computacional de los sistemas complejos, y así comprender los *mecanismos fundamentales* que intervienen en los procesos de desarrollo de los sistemas.

3.- Comprender los fundamentos teóricos de la teoría no lineal para incorporarlos en el análisis de la evolución de los procesos internos de los sistemas complejos, dando lugar a la comprensión del comportamiento del sistema en los niveles micro y macro ante un cambio de estado en el sistema (emergencia).

4.- Implementar la teoría, metodología y herramientas de la ciencia de la complejidad, para la construcción de un modelo computacional original como

“laboratorio artificial” para la modelación y experimentación de un sistema propuesto, en el que la información y la interacción entre los agentes y el entorno podría llevar a cambios de estado en el sistema a nivel macro, que se vería representado como estructuras o patrones, producto de la interrelación entre estos ante diferentes escenarios en los que las condiciones iniciales del sistema se ven comprometidos; mediante la visualización gráfica y la obtención de información análoga es posible conocer y comprender los factores intervinientes en los cambios de estado del sistema a nivel global.

5.- Establecer las bases sobre el devenir de la investigación científica bajo una reflexión crítica y autocrítica, ante la incorporación de los nuevos enfoques epistemológicos y filosóficos que las teorías y metodologías de las ciencias de la complejidad han aportado, en las que el pensamiento complejo supondrá un cambio de paradigma en la investigación de los fenómenos sociales urbanos.

#### • **Metodología e hipótesis de la investigación**

El proceso de desarrollo del trabajo comenzó con una investigación teórica de la teoría de la complejidad, sus metodologías, herramientas y su influencia en la investigación en diferentes áreas y disciplinas como la física, química, biología y recientemente la sociología.

Durante el proceso de investigación bibliográfica fue posible establecer tres grandes líneas de trabajo para abordar el desarrollo de la investigación.

La primera sobre el conocimiento de los conceptos básicos y el proceso epistemológico de la “gran” teoría de complejidad, que desde su origen a mediados del siglo XX aparece con la teoría general de sistemas propuesta por Ludwig von Bertalanffy con el objetivo de proporcionar un marco teórico y práctico a la biología, que evoluciona posteriormente en la teoría de los sistemas complejos adaptativos desarrollada por John Holland y que recién se ha comenzado a utilizar para el análisis de los sistemas sociales y urbanos bajo un acercamiento sistémico.

La segunda línea de trabajo se basó en la investigación documental de la teoría no lineal y la teoría de emergencia, sus conceptos teóricos y metodológicos como el Efecto Mariposa, para el análisis de los procesos en el que los ciclos de retroalimentación y adición pueden crear comportamientos diferenciales producto de las

condiciones iniciales de los procesos, que eventualmente estos conceptos se incorporarán al estudio de los procesos de los sistemas sociales.

La tercera línea se basó en la investigación del desarrollo de los modelos computacionales que se han estado incorporando a la investigación científica en diferentes dominios. Desde los inicios de Turing y von Neumann con su máquina de reproducción universal que evolucionan en los autómatas celulares de Conway, para ser retomados por Holland en el desarrollo de la escritura de sus algoritmos genéticos; estos allanaron el camino para el desarrollo de modelos computacionales basados en agentes autónomos, para la modelación de fenómenos en los que se involucran interacciones entre agentes con un cierto grado de autonomía dentro de un entorno virtual, este tipo de herramientas ha dado lugar a lo que se le ha denominado ciencia computacional, que ha sido incorporada por diferentes disciplinas en la investigación.

Con la información teórica y metodológica se diseñó y construyó un modelo original experimental, basado en agentes autónomos para ser utilizado como laboratorio *In sílico* con la finalidad de poner a prueba las hipótesis de esta investigación sustentadas en los fundamentos de los imaginarios y complejidad. A estos fines subyacen los siguientes supuestos teóricos:

1.- La información contenida en objetos urbanos icónicos con una fuerte carga significativa para un sistema, puedan ser capaces de coordinar acciones colectivas mediante la interacción entre agentes en un nivel micro dentro de un entorno.

2.- Mediante los mecanismos de organización y coordinación del sistema, pueden emerger patrones y estructuras con un cierto nivel de complejidad en un nivel macro del sistema, producto de simples reglas entre los agentes y el entorno, lo simple y lo complejo.

3.- Los patrones y estructuras surgen de la relación entre las fuerzas extrínsecas que produce el entorno y las fuerzas intrínsecas del sistema, esta compleja relación podría dar lugar a la creación de formas en el entorno.

Mediante la experimentación con el *GIM Elkin World*, fue posible la recreación de diferentes escenarios para las condiciones iniciales del sistema; evidenciando en primera instancia, que puede ser plausible la utilización de este tipo de herramientas para la modelación de fenómenos en los que la dimensión temporal y espacial se ven

comprometidas, mediante la visualización de la evolución del proceso del fenómeno puede ser posible una mayor comprensión. La capacidad de este tipo de herramientas de brindar una gran cantidad de información análoga (datos) que puede ser utilizada para realizar análisis estadísticos, resulta potencialmente útil para la comprensión de las dinámicas en los procesos internos del sistema, que sería sumamente difícil conseguir por medios tradicionales.

Finalmente, fue posible realizar una serie de conclusiones que pueden abonar como soporte teórico y metodológico para el acercamiento al estudio de los fenómenos sociales desde perspectivas alternas, abriendo una interesante posibilidad para el estudio de los fenómenos urbanos a través de la teoría de los sistemas complejos mediante sus conceptos teóricos y metodológicos. De igual forma se pudo realizar una reflexión filosófica y epistemológica sobre el futuro de la investigación científica, en el que los nuevos conceptos teóricos como la física cuántica y la teoría del caos, por citar algunos, modificarán la forma de entender y conceptualizar el conocimiento producto de la investigación científica. Así, estos nuevos acercamientos modificarán en mayor o menor medida el futuro de la forma de entender y comprender a las ciudades y a las sociedades como una *relación compleja* entre la *urbs* y la *civitas*.

## Capítulo 2 Marco Teórico

### 2.1.1 El Paradigma científico

El paradigma científico puede entenderse como un modelo, una perspectiva o un conjunto de ideas para otorgar una cosmovisión subyacente a las teorías y metodologías sobre un campo del conocimiento en particular. El pensamiento y cuestionamiento científico descansa sobre preguntas filosóficas que intentan comprender e interpretar el funcionamiento de nuestro mundo y nuestra interacción con este, preguntas básicas cómo, ¿Cuál es la naturaleza del ser? ¿Por qué hay algo y no nada? y ¿De qué forma podemos comprobarlo? abren grandes cuestionamientos que deberán ser descritos por cada disciplina.

Podría decirse que fue Thomas Khun (1962) quien articuló la palabra “paradigma” en el ámbito científico, que desde entonces el término se ha utilizado en todos los campos del conocimiento, -tal vez, en algunos de forma exageradamente laxa- desde la física hasta disciplinas no científicas, en su libro *The Structure of Scientific Revolutions* (1962), se pregunta el por qué la necesidad de contar con una palabra que sea capaz de describir nuestro mundo, y reflexiona acerca de la incapacidad absolutista de la ciencia, y que esta debe ser descrita en el seno del cuerpo en el que se crean las teorías.

La tesis fundamental que expone en su libro, establece que la ciencia puede ser estudiada no solamente por conceptos abstractos que explican nuestro mundo, también puede estudiarse desde perspectivas históricas y analíticas.

Las teorías antiguas fueron removidas por nuevas, y la ciencia debe estudiar cómo ha evolucionado la ciencia misma por los nuevos descubrimientos, y señala que: así nació el estudio y la evolución de los paradigmas y los cambios sobre estos.

Postula que un paradigma es, una serie o conjunto de suposiciones que condicionan nuestro actuar y la comprensión de nuestro mundo, estas pueden ser o no comprobables, deben de ser sostenidas *per se* (Narváez, 2016), y en este acto, existe un tanto de fe.



Señala que todos los individuos tienen un paradigma personal o colectivo que es influenciado por factores externos y sus propias experiencias sobre estos en apoyo al paradigma. Los factores socioculturales y temporales influirán en el paradigma de este o de estos, e indica la necesidad de reforzamientos sobre este para su continuidad como paradigma hegemónico; el advenimiento de nuevos fenómenos que no puedan ser explicados o comprendidos por el paradigma actual, este se verá en riesgo de ser sustituido por uno nuevo, sin embargo estas suposiciones que enmarca un paradigma suelen ser tácitas y arbitrarias, y el cuestionamiento sobre estos no suele ser una práctica recursiva, simplemente son aceptados por la generalidad, sin reflexionar en su profundidad conceptual.

La ciencia occidental ha experimentado numerosos cambios de paradigmas también llamados *Revoluciones científicas*, los nuevos descubrimientos científicos que han sido comprobados bajo el rigor científico, desencadenan una serie de cambios en el conjunto de ideas y suposiciones que gobiernan el paradigma actual y es remplazado paulatinamente por otro conjunto de ideas.

En general los paradigmas científicos tienen una larga caducidad, por ejemplo el paradigma Aristotélico sobre la descripción del universo de dos esferas, fue remplazado por Ptolomeo 500 años después, y este a su vez fue desplazado por el del Copérnico, Kepler y Newton consecutivamente. Los adelantos en el desarrollo de nuevas tecnologías para el desarrollo de instrumentos de investigación, motivan el cuestionamiento de los paradigmas contemporáneos, pareciera entonces que estos se han acortado en el horizonte temporal y tienden hacia una aceleración. (Kuhn, 1962, Hilbert, 2014). Este conjunto de ideas o suposiciones iniciales formulan algunas respuestas previas que moldearán las bases del marco conceptual en la forma de comprender nuestra realidad.

### **2.1.2 Fundamentos modernos y el paradigma Newtoniano**

El pensamiento premoderno occidental respondía a preguntas ontológicas basado en la fusión del pensamiento filosófico de la cultura griega y la religión cristiana, este pensamiento permeó durante todo el Medio Evo, estableciendo una estructura jerárquica de las cosas, en su constitución material desde lo inmaterial hasta la materia inerte, este pensamiento permeó durante casi un siglo, se consideraba la existencia humana como una preparación para la siguiente vida, esta cosmovisión estaba

abalada por una autoridad superior y su validez epistemológica se basaba en la tradición. (Feinmann, 2009).

Con el surgimiento de la Era Moderna, hace más de 500 años se abrió la posibilidad de considerar otras visiones, como lo es el más que conocido debate que se ha sostenido por muchos pensadores sobre el inicio de este periodo, sin ánimos de tomar partido en esta cuestión, se puede decir que comienza a formarse en el Renacimiento. Sin embargo es validado por muchos autores que los paradigmas existentes fueron sometidos a escrutinio sobre los pensamientos metafísicos del periodo, siendo Descartes el principal protagonista en el siglo XVII sentando las bases filosóficas del pensamiento Moderno.

Estos pensadores como Descartes y Bacon cuestionaron y respondieron a las preguntas más esenciales, básicas, sobre la naturaleza, la realidad y el conocimiento, cuestionando y rechazando la idea de que la aceptación de estas suposiciones provenían de una autoridad superior, y plantearon la necesidad de construir la realidad mediante la observación y el empirismo, se apegaron más a lo que Galileo Galilei postuló en su obra *Saggiatore* (1623): “Está escrito en el lenguaje matemático, sus personajes son los triángulos, los círculos y otras figuras geométricas, sin las cuales es humanamente imposible comprender una sola palabra, sin que estas vaguen en un oscuro laberinto”.

Ante esto surgió el *Paradigma Newtoniano*, que fue motivado por el libro de Newton *Principia* (Goswami, 2000) en este, Newton establece las bases de su marco teórico para la Teoría del movimiento, dando lugar a una nueva forma de creación del conocimiento, y así se desarrolló el método científico; los experimentos podían ser realizados, para recolectar los datos empíricos y de esta forma validar o invalidar hipótesis.

Este paradigma fue reforzado por Isaac Newton que elaboró un marco teórico en el que estableció la forma en que interactúan los sistemas físicos, la idea central de este marco, es que la materia en movimiento es causante de eventos y que el universo está gobernado por materia, que interactúa en movimiento en una forma de *causa - efecto* de forma ordenada y determinista, por lo tanto puede ser predecible. Este marco teórico creó las bases de los modelos lineales, que se asumen bajo los principios de homogeneidad y adición. Los modelos lineales han sido la forma de comprender los fenómenos bajo estos dos principios.

En un artículo publicado por Maurizio Iaccarino (2003:220) señala que: "...la ciencia es parte de la cultura y... la forma de hacer ciencia es ampliamente dependiente de la cultura en la que se utiliza".

En este trabajo desarrolla un análisis sobre la ciencia moderna, describe que la ciencia ha sido influenciada por el eurocentrismo. En el S.XIX la palabra clave para la ciencia era "orden", los científicos sabían que el movimiento estelar podía ser predecible, y que los fenómenos terrenales y celestiales eran gobernados por los mismos principios, como un "mecanismo de relojería", bajo este paradigma la misión de la ciencia era comprender los fenómenos naturales. Esta fe en la ciencia dio lugar al movimiento filosófico conocido como positivismo, y este paradigma influyó en casi todas las disciplinas científicas, desde la física hasta las ciencias sociales. Señala que, la fe en la innovación tecnológica y en la ciencia perdura hasta nuestros días, moldea e influye en nuestras creencias y acciones en las sociedades actuales, "(...) de hecho la frase: "esto ha sido demostrado científicamente" es un recurso muy utilizado para finalizar una discusión en distintos niveles intelectuales". Maurizio Iaccarino (2003:220)

El paradigma científico tradicional de la era moderna se basaba en una dicotomía fundamental, la objetividad y la subjetividad, la ciencia se ha anclado fuertemente en la materialidad objetiva, los cuestionamientos subjetivos de los investigadores modernos fueron sustancialmente excluidos en pro de un análisis cuantitativo de datos y de interacciones y modelos lineales para su interpretación y en consecuencia construir un fundamento matemático que explicara estas relaciones de una forma *causal*.

El paradigma científico fue la base sobre la cual se sostuvo la ciencia moderna y se mantuvo incuestionada hasta ya entrado el siglo XX, siendo los hallazgos en la física cuántica y la teoría de la relatividad que mostraron los límites del paradigma de la ciencia moderna, a mediados de siglo se comenzó a gestar un nuevo marco de referencia, podría vislumbrarse que un nuevo paradigma se estaba formando, el paradigma sistémico.

### 2.1.3 Cambio de paradigma

Durante el desarrollo de su tesis doctoral Thomas Khun desarrolló la idea central que sería la base de su libro *The Structure of Scientific Revolutions* (1962), comprendió que al estudiar la historia de la ciencia, esta se había escrito de una forma muy “común”, que se había contado como un relato estandarizado, en este relato se describía la historia de la ciencia como una progresión lenta y constante hacia una mayor acumulación de conocimiento en una forma lineal. Los nuevos descubrimientos se acumulaban como capas en la parte superior sobre los conocimientos anteriores. Desarrolló un modelo no lineal sobre el conocimiento científico exhibiendo que existían periodos estables en una forma escalonada (*punctuated*), y de esta forma se desarrollaba una revolución científica en la medida que los paradigmas fallaban, desarrollándose así nuevas teorías que remplazan al paradigma anterior.

Se dio cuenta que en un determinado campo científico en el que se basaba solamente en hechos, estos eran jerarquizados como algunos más importantes que otros y esto orillaba a que ciertas preguntas surgieran y que motivaba a este campo a moldearse bajo estos nuevos cuestionamientos y en poco tiempo se desarrollan marcos que ayudan a estructurar el razonamiento. La forma en el que un campo de la ciencia cuestiona un paradigma, se da en la medida en que nuevos pensamientos se incorporan en este enfoque, se impregnan de este paradigma y dependen de este para formular su marco de pensamiento.

Comprendió que en la medida en que este nuevo paradigma se fortalece y se establece, se convierte en un modelo generalizado y compartido, que da forma a la manera de cuestionar y observar la realidad, planteó la idea de que existen básicamente tres etapas en el desarrollo de un campo de la ciencia y que dependen en fuertemente del estado del paradigma central que gobierna ese campo científico en ese momento.

1. Preciencia. Thomas Khun comprendió que un nuevo campo del conocimiento no nace desarrollado, este pasa por una etapa inicial de formación precientífica, esta se caracteriza por una falta de acuerdo común y un continuo debate sobre los fundamentos que la soportan, en consecuencia una falta de paradigma con el que proceder como campo científico; los dominios precientíficos no los consideraba ciencia como tal, son más bien de una naturaleza filosófica transitando por un proceso de cuestionamiento

ontológico, intentando precisar qué es lo que están estudiando y cuál debe de ser el mejor enfoque para encararlo

2. Ciencia Normal. En esta parte del proceso de desarrollo, los investigadores trabajan dentro de una teoría establecida comúnmente aceptada y con los métodos que son generalmente aceptados por este paradigma. La ciencia normal, significa investigación firmemente apoyada en uno o más logros científicos del pasado, logros que una comunidad científica en particular ha desarrollado y se reconocen como el suministro de fundamentos para su práctica posterior (Kuhn, 1962.). La mayoría de las veces las ciencias no se encuentran en un proceso de cambio constante y significativo, a esta etapa se le puede llamar etapa de ciencia normal, marcada por mejoras en los marcos previamente establecidos; este paradigma abalado, es ampliamente productivo. Esta etapa resulta ser altamente conservadora y mesurada intentando resolver cuestiones y limitando cuidadosamente las alteraciones al paradigma.

3. Revolución. Señala que una Revolución científica ocurre cuando los científicos encuentran anomalías que no pueden ser explicadas por el paradigma establecido y abalado universalmente, dentro del cual se ha estructurado el progreso científico, despertando inconsistencias y fenómenos que simplemente no pueden ser explicados por el paradigma dominante del momento, incrementándose paulatinamente las dudas, un sentimiento de desconfianza dentro de la comunidad envuelve al paradigma. La confianza en este se rompe y se detiene el proceso normal del avance de la ciencia, presentando estados puntuados de evolución, y comenzando un proceso de revolución en el paradigma. Finalmente señala que surge uno o varios nuevos modelos viables que inician la creación de un nuevo paradigma.

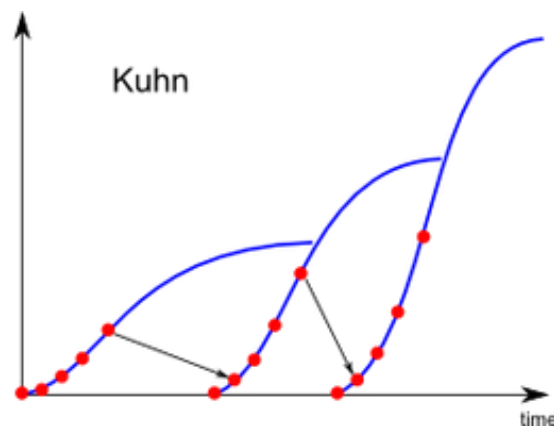


Figura 2.1 Graficación esquemática del progreso de la ciencia según Thomas Kuhn.  
Fuente: <https://nlenov.wordpress.com/2013/05/02/where-are-the-paradigm-shifts-in-biology/>

La mayoría de la veces este nuevo paradigma es radicalmente diferente al paradigma anterior dándose una batalla entre ambos, cada uno usa sus modelos y metodologías para prevalecer sobre el otro, dando lugar a un alejamiento entre los defensores de uno y otro. En este proceso un solo paradigma es aceptado por unos pocos partidarios significativos e influyentes; el nuevo paradigma entra en una etapa de madurez, hasta que finalmente el anterior es remplazado, comenzando así el periodo de ciencia normal, este suele ser un periodo estable y prolongado antes de entrar en una fase lineal.

La figura 2.1 es una representación esquemática del progreso científico de acuerdo a Thomas Khun. Las curvas azules indican el incremento en la comprensión sobre el tiempo, (comprensión por parte de la comunidad científica, el incremento en el conocimiento y la aceptación). Los puntos rojos señalan los eventos cruciales, descubrimientos, experiencias, reinterpretaciones.

#### **2.1.4 Cambio de pensamiento**

Un paradigma es indispensable para el inicio de cualquier ejercicio de investigación científica. El estado del arte en la comprensión y entendimiento del mundo en ese corte temporal resulta crucial en la forma de observación de los fenómenos que se buscan comprender. Esta interpretación debe ser analizada bajo un marco de suposiciones básicas y marcos metodológicos que son aceptados por un sector de la comunidad científica. Constituido por una serie de postulados, modelos y métodos de investigación que aporten contribuciones legítimas, siendo análogo a un marco conceptual o esquema.

Un marco conceptual es entendido como una red de conceptos interrelacionados que en común pueden brindar una concepción abstracta sobre ciertos fenómenos de la realidad, en términos generales estos se encuentran definidos y organizados sistémicamente para conformar una serie de herramientas metodológicas que permitan la organización e interpretación de la información. Esto ayuda a conformar la estructura conceptual o esquemática de una teoría, sirviendo como un patrón de diseño de una cosmovisión, y de la misma forma se puede utilizar como mecanismo para la abstracción sobre los hechos de ciertos fenómenos.

A un nivel cognitivo, los conceptos se entienden como un patrón específico bien estructurado de organización, que conforma a un “todo” coherente; sin embargo un marco conceptual no es tan solo un conjunto de conceptos, sino una red de conceptos que se encuentran relacionados entre sí y que cada uno de ellos tiene un rol integral en el todo, se establecen palabras clave, construcciones, variables y se asume una relación entre ellos, formando una ontología entre conceptos y relaciones, los marcos conceptuales contienen ontologías. (Miles & Huberman, 1994)

Cuando se mira a través de la ciencia cognitiva y de la psicología a un marco conceptual se le llama esquema, del griego *schema*, figura o forma. Un esquema puede “contornear” una teoría o un modelo, delimitando un patrón organizado de pensamiento o comportamiento que categoriza la información y la relación entre estas informaciones. Esta información es la base y provienen de fuentes empíricas para ser posteriormente analizadas. Los esquemas entendidos bajo estas dos disciplinas señalan que nuestra mente es capaz de crear y de utilizar “atajos” para encarar situaciones similares en el futuro, organizan y dan sentido a la información recibida por el entorno, estos esquemas pueden condicionar nuestra percepción futura sobre un acontecimiento, mediante este esquema se buscará información previa en nuestra memoria que apoye esta visión y descartará la información que no se encuentre en la el contorno del esquema. (Wolking, 2016).

### **2.2.1 El paradigma sistémico**

Los investigadores Laszlo & Krippner (1988) señalan que el paradigma científico de la era moderna, comenzó a ser cuestionado en los inicios del siglo XX. Desde antes del cuestionamiento cartesiano, la ciencia estaba basada en una dicotomía entre cuerpo y alma, y esta condujo la formulación de la ciencia moderna bajo este principio.

Como respuesta a la fragmentación entre la investigación científica y tecnológica en la primera mitad del siglo XX, el biólogo y filósofo Ludwig von Bertalanffy desarrolló un concepto al que denominó “*Allgemeine Systemlehre*” que puede traducirse como “teoría general de sistemas” en la década de los 20, consideró los principios de organización en varios niveles de las manifestaciones de los sistemas naturales.

En esa misma época Alfred North Whitehead desarrollaba su teoría “*philosophy of organism*”; al mismo tiempo el biólogo Paul A. Weiss desarrollaba un enfoque sistémico basado en la importancia de encontrar que la integración conceptual que hace que el mapa del conocimiento no sólo sea más completo, sino más consistente que otros (Laszlo, 1972). Estos tres personajes aportaron los primeros enfoques para la comprensión de los fenómenos bajo una perspectiva sistémica, este nuevo paradigma formará su *corpus* teórico en la segunda mitad del siglo XX.

Fue von Bertalanffy quién desarrolló con mayor profundidad una teoría general de sistemas, sus alcances y objetivos pueden entenderse bajo estos principios:

1. Existe una tendencia hacia la integración de en las ciencias naturales y sociales.
2. Esta integración parece estar asociada en una teoría general de sistemas.
3. Esta teoría parece ser importante para apuntar hacia una teoría exacta en los campos no físicos de la ciencia.
4. Desarrollando principios unificadores que transitan “verticalmente” en el universo de las ciencias individuales esta teoría puede acercarnos hacia el objetivo de una ciencia unificada.
5. Esta no puede guiar hacia una, muy necesaria integración en la educación científica. (von Bertalanffy, 1968)

La idea de un “teoría general de sistemas” fue presentada por von Bertalanffy por primera vez en un seminario de Filosofía en Chicago, U.S.A. en 1937; y no fue hasta después de la Segunda Guerra Mundial que se publicó bajo este concepto en su libro *Teoría General de los Sistemas (General System Theory, 1968)*.

Kenneth Boulding conoció las ideas de von Bertalanffy en la década de los 50 en un seminario sobre integración de las ciencias sociales en Michigan, USA.

Estos principios sistémicos motivaron el acercamiento a este nuevo enfoque de las conocidas como “ciencias blandas”, estos conceptos despertaron el interés de las humanidades también, una carta enviada por el economista K. Boulding a von



Bertalanffy antes de su conocimiento personal puede ayudar a comprender el interés en la integración científica.

“Parece ser que he llegado a las mismas conclusiones que usted ha alcanzado, aunque yo me acerco a ellas desde la economía y las ciencias sociales más que de la biología, existe un cuerpo de lo que he estado llamando “teoría empírica general” o “teoría general de los sistemas” en su excelente terminología, que puede ser aplicada ampliamente en diferentes disciplinas. Estoy seguro de que hay muchas personas en todo el mundo que han llegado a esencialmente a la misma posición que tenemos, pero estamos tan dispersos y no nos conocemos, tan difícil es cruzar los límites de las disciplinas” (citado en Bertalanffy, 1968:14).

En 1954 von Bertalanffy y Boulding junto con el matemático Anatol Rapoport y el fisiólogo Ralph Gerard trabajaron conjuntamente en el Centro avanzado de estudios de las ciencias conductuales en Palo Alto California (*Palo Alto Center for Advanced Study in the Behavioral Sciences*) (Laszlo & Krippner, 1998).

Podría afirmarse que este fue el primer acercamiento personal desde diferentes campos científicos, motivado por posturas y fundamentos semejantes.

En los 60, el pensamiento sistémico comenzó a ser reconocido como un esfuerzo paradigmático para la integración científica bajo una isóptica transdisciplinar.

La teoría general de sistemas al igual que otros marcos innovadores ha pasado por las fases descritas por Thomas Khun, comenzando como algo ridículo e insostenible por sí mismo, etapas de abandono. Sin embargo la teoría general de sistemas se ha robustecido ampliamente del surgimiento de teorías temporalmente paralelas como la teoría de la cibernética, la teoría de la información, la teoría del caos, por citar algunas; estos nuevos enfoques teóricos continúan en un constante desarrollo, apoyados por el avance en el campo tecnológico. La teoría general de sistemas surgió de la biología orgánica y se ha ramificado y expandido hacia campos alternos, anidándose en estos y dando lugar a la conformación de nuevos marcos en campos muy lejanos al de su origen, como señalo Ilya Prigogine: "la base de cualquier ley natural que describa la evolución de los sistemas sociales deben ser las leyes físicas que gobiernan los sistemas

abiertos, es decir, los sistemas incrustados en su entorno con los que intercambian materia y energía". (Prigogine, 1977:2)

### **2.2.2 El pensamiento sistémico**

Una característica de la ciencia tradicional es la comprensión de los fenómenos, bajo un enfoque de objetividad, desligando la interpretación personal del o los investigadores, en contrario el pensamiento sistémico que postula la integración entre estas dos dimensiones, apostando hacia la importancia entre la capacidad de interpretación del investigador como los hechos observados. El pensamiento sistémico puede entenderse como el resultado de una interacción entre los marcos conceptuales del investigador y los hechos conocidos. A la par, el pensamiento sistémico se postula sobre un cuestionamiento fundamental, ¿cómo veo el mundo?, ante esta cuestión reconoce la importancia en la “forma” que observamos el mundo condiciona nuestro actuar y responder ante este, es decir, condiciona nuestra condición de comprenderlo y en consecuencia nuestra forma de cuestionarlo.

El pensamiento sistémico rechaza el concepto de dualidad, funda sus bases en la integración más que en la separación, comprende el mundo como hechos irreductiblemente integrados. Enfoca su atención en el conjunto y en el análisis de la integración de sus partes y las complejas interrelaciones que se producen incorporando la visión especializada como parte de una concepción más general (Ross & Jon, 2015).

El proceso de razonamiento bajo el paradigma sistémico difiere del pensamiento científico clásico, desde el paradigma Newtoniano (*Newtonian Paradigm*) que considera los sistemas como enteros y que estos pueden ser reductibles en sus partes, para estudiar y comprender cada una de estas y obtener una respuesta del todo unificado.

### **2.2.3 Análisis y Síntesis**

El reduccionismo conduce a un proceso de investigación analítico, análisis del prefijo griego *ana*, (arriba o entero) y *lyein*, (soltar) más el sufijo *sis* (acción), que se puede traducir como: soltar o disolver las cosas en sus partes elementales; este proceso se da al “romper” el sistema en sus partes para comprender el todo, en términos de las propiedades e interacciones entre sus partes fundamentales aislándolas del entorno. El proceso analítico de investigación ha dirigido la mayor parte de la ciencia moderna y ha

conducido a grandes descubrimientos científicos, aislando al sistema de su entorno y descomponiendo sus partes para ser analizadas en términos de interacciones lineales como consecuencia de causa-efecto.

El enfoque sistémico basa su investigación en el concepto “*holístico*”, de las raíces griegas *holos* (entero, todo) y *tico* (relativo a). Refiriéndose al sistema como un todo y dentro del entorno, no aislándolo de este. El proceso inverso del análisis es la síntesis proveniente del griego *syn* (junto, a la vez) y *thesis* (posición, conclusión) que puede entenderse como la composición del todo por sus partes. La síntesis guía el acercamiento a la forma de cuestionar el “qué y cómo” se relacionan las partes, dando como resultado la emergencia de nuevos estados de organización del sistema.

Otro aspecto esencial dentro del paradigma analítico es el concepto de causalidad lineal, la ciencia moderna se ha esforzado por controlar las variables externas del sistema para aislarlas en una o dos variables de entrada, que se asume afectan el comportamiento del sistema. Estas relaciones se encuentran codificadas dentro de ecuaciones diseñadas para describir cómo se comporta el sistema, minimizando las variables más débiles del entorno, para desarrollar un modelo en lo que se supone en base a la observación y a la experiencia, determinar cuáles son las variables que más afectan el estado del sistema.

La causalidad lineal sigue un proceso en el que se puede representar gráficamente un vínculo directo entre la causa y efecto, e.g. población vs consumo, producción vs tiempo etc. Este paradigma permea el razonamiento, y en consecuencia la forma en que observamos y cuestionamos los fenómenos del entorno interpretándolos como el producto de una relación lineal entre causa y efecto.

En contra posición el pensamiento sistémico centra su atención en la causalidad no lineal, como el producto de múltiples interacciones entre las partes y el entorno, que provocan un cambio en el sistema, estos se integran en una interrelación que dará como resultado una relación que será mayor o menor que la suma de sus partes. Aceptando el fenómeno de emergencia que produce cambios sin una causa directa estos, se producen por la propia interacción entre de todas las partes y el entorno en una forma horizontal o paralela o en red; de esta forma el pensamiento sistémico acepta la “causalidad mutua”, la forma en que cada una de las partes afecta sobre otra actuando y reaccionando entre sí, alimentando una dinámica de comportamiento en el tiempo.

El pensamiento sistémico se soporta sobre una visión *re*-lacional del entorno y las partes, enfocándose en las relaciones e interacciones. En el sentido más amplio se enfoca en las relaciones de interdependencia entre sus partes y el entorno, siendo las partes las que caracterizan a un sistema determinado. El pensamiento analítico centra su atención en las propiedades de sus partes de forma aislada y es la interacción entre ellas las que provocan un cambio en el entorno. Esta perspectiva provoca una visión de totalidad sobre el sistema como agente modificador del entorno, minimizando las relaciones entre las partes y el entorno. De forma opuesta, el pensamiento sistémico visualiza al sistema dentro de un entorno como un todo, incrementando este concepto en sistemas con un alto nivel de conectividad.

#### **2.2.4 Dinámica en los sistemas**

El entorno en constante cambio es excluido en el enfoque analítico, este puede comprenderse bajo el concepto de *ceteris paribus* de la locución latina, *Cæterīs pāribus* que significa literalmente “(siendo)... las demás cosas igual”; esta condición estática de las variables al aislarlas del entorno permite observar relaciones estables de causa efecto que conducen a la modificación del estado del sistema, de esta forma el resultado puede ser predecible, si las condiciones del entorno se mantienen constantes.

En contraste el pensamiento sistémico basado en una conceptualización natural de continuo cambio, adopta una visión dinámica del entorno considerando el todo en un eterno cambio (Heráclito de Éfeso). Este cambio no es entendido como iniciado por ninguna de las partes, en cambio es entendido como el producto de los procesos que conducen y configuran las partes que los constituyen. Los entornos son comprendidos como complejos y en constante evolución como el producto de múltiples variables que interactúan y que conducen a nuevos patrones de conformación a lo largo del tiempo, los procesos de cambio pueden ser impulsados por bucles de retroalimentación en el nivel micro que derivan en patrones y dinámicas de cambio en un nivel macro.

Dada la naturaleza propia del paradigma sistémico, la retroalimentación y la emergencia son conceptos aceptados; el cambio se entiende como parte de un proceso en constante evolución, nuevos patrones surgen debido a la interacción no lineal entre las partes y el entorno, aceptando que los procesos anteriores se retroalimentan a sí mismos, y el sistema se encuentra en un estado determinado producto de la

retroalimentación de múltiples procesos subyacentes, por lo que el futuro es por naturaleza esencialmente impredecible.

### **2.2.5 Visiones sistémicas**

La comprensión e incorporación del paradigma sistémico ha permeado a diferentes disciplinas, varios investigadores han contribuido aportando conceptos que ayudan a robustecer este paradigma, existen en la literatura especializada varios enfoques para lo que se le puede llamar El pensamiento sistémico.

El aforismo acuñado por Aristóteles es el inicio de lo que se podría denominar El pensamiento sistémico, los trabajos realizados en este sentido para contribuir a una acepción más amplia sobre este término, dan por aceptado que: “el todo es más que la suma de sus partes”. Por lo tanto el pensamiento sistémico se podría definir como: un sistema para pensar en sistemas (Ross & Jon, 2015).

Se podría realizar un compendio sobre las definiciones desarrolladas por investigadores de diferentes campos y nacionalidades. La escritora Donella Meadow señala después de una amplia revisión sobre la literatura específica acerca del pensamiento sistémico, que existe una coincidencia; los sistemas se componen de tres partes, 1. Las partes que componen el sistema. 2. Las interconexiones (las relaciones e interacciones entre estas) 3. La función. Este último es la característica más importante para la caracterización del comportamiento de un sistema, ya que a no siempre es tan fácil definir el propósito de un sistema; sin embargo, para el pensamiento sistémico es sumamente importante transmitir el objetivo del sistema (Meadow, 2008).

Existe la arraigada idea de definir a un sistema por su objetivo ubicuo, es común determinarlos por su utilidad o función, e.g. sistema de riego, sistema de enfriamiento. Además un sistema se encuentra interrelacionado con otro u otros sistemas al cual pertenece como un todo y contribuye en diferente proporción al metasistema.

Por lo que una definición afortunada podría ser descrita como: el pensamiento sistémico resulta de un conjunto de habilidades analíticas utilizadas de forma sinérgica, para mejorar la capacidad de identificar y comprender los sistemas, predecir sus comportamientos y plantear modificaciones para obtener los efectos deseados, todas estas habilidades colaboran de forma conjunta como un todo (Ross & Jon, 2015).

### 2.3.1 Teoría de sistemas

La teoría de sistemas se podría entender como un lenguaje; como el lenguaje de las matemáticas en el que existen reglas gramaticales para ser comprendido, es decir, una ecuación contiene signos que representan una función determinada, de esta forma los signos logran expresar una función aritmética precisa. La teoría de sistemas es independiente de cualquier referencia externa, por lo tanto solo puede entenderse bajo su propia lógica formal. El término ciencia en su acepción más amplia, está constituida por lenguajes formales, por lo tanto, estos lenguajes son dependientes de alguna materia para su validación, es así que estos lenguajes científicos se encuentran respaldados por el lenguaje universal de las matemáticas, este es el lenguaje en el que se apoya la mayor parte de la ciencia moderna, y esta es la forma más utilizada para cualquier forma de validación científica.

El lenguaje matemático proporcionó desde comienzos del siglo XX la teoría de conjuntos para la modelación de sistemas. Con mucho acierto se han modelado sistemas deterministas de la física, economía, química, etc. Desarrollando sofisticados modelos matemáticos de relación *causa - efecto* y modelados en sistemas lineales. Sin embargo las ciencias sociales que se ven afectadas por interconexiones y fenómenos espontáneos, quedan alejadas de las bases formales para la modelación de marcos tan robustecidos y establecidos por la validación matemática.

La teoría de conjuntos, es la teoría matemática de colecciones bien determinadas de objetos que conforman un conjunto, esta, estudia los conjuntos y es hereditariamente finita, es decir, aquellos conjuntos finitos cuyos componentes también son finitos. Esta teoría se desarrolló como disciplina alterna a las matemáticas, bien podría decirse que comienza con el trabajo de Greg Cantor en 1873 cuando realizó el hallazgo del continuo lineal (*linear continuum*), en la que postulaba que una línea no puede ser contable, sus puntos no pueden ser contabilizados utilizando los números naturales, siendo que el conjunto de números naturales y de números reales es infinito, existen muchos más números reales que números naturales y esto orilló al cuestionamiento de los diferentes tamaños del infinito.

### 2.3.2 La especialización científica

La ciencia en la actualidad y durante la era moderna fue por naturaleza fragmentada, tendiente a la especialización, buscando la ramificación en grandes campos, en áreas y subáreas en un sentido vertical, dando lugar a que ciertos campos del conocimiento se encuentran en la actualidad muy desconectados uno del otro.

La ciencia actual encara la necesidad de contestar a cuestiones de un espectro más amplio, las grandes cuestiones que la ciencia tendrá que responder en los próximos años serán de naturaleza interdisciplinaria, por tanto se deberá de encontrar alguna forma de conexión entre campos y dominios tan altamente especializados y profundamente desligados para comprender los nuevos retos que este siglo presentará.

Las nuevas teorías claramente se comienzan a conformar desde un inicio bajo un *corpus* interdisciplinario, y será esta misma forma con la que se deberá de abordar los nuevos retos científicos para responder de forma más integral los fenómenos, más allá de simples interacciones de causa - efecto entre sus componentes.

El fundamento de integración en la aproximación hacia los fenómenos, resulta una parte fundamental en la teoría de sistemas, dentro de esta integración, se convive con fundamentos epistemológicos y ontológicos, sin embargo más que pertenecer a alguno de estos, se constituye bajo la noción de la gnoseología que es la parte de la filosofía que estudia los principios, fundamentos y métodos del conocimiento humano, ocupándose de la exploración holística e integradora de los fenómenos, de esta forma íntegra en su acercamiento conceptos ontológicos y epistemológicos, así como aspectos que no pueden ser circunscritos en ninguno de ellos por separado, si no que pertenecen a ambos.

Bajo este principio, puede reducir un tanto de su atención en el conocimiento y en la especialización de este para focalizarla en cómo estos pueden integrarse en un determinado nivel, siendo una aproximación más más integral, y de esta forma profundizar en eventos que cruzan los límites de ciertos campos tradicionales; resulta incuestionable que existen fenómenos en los que conviven dos o más diferentes campos teóricos específicos.

Un punto sumamente importante dentro de este enfoque, es que se permite la aceptación de la intervención de la actividad humana dentro del fenómeno.

El estudio del proceso de la contaminación puede resultar un buen ejemplo para ejemplificar este concepto, en este fenómeno conviven campos biológicos, humanos, tecnológicos y geológicos, el estudio de este fenómeno logra traspasar campos diversos.

Otro ejemplo importante que puede ser abordado bajo este enfoque interdisciplinar, es la interacción del hombre con la tecnología; la ciencia moderna ha propiciado un acelerado desarrollo en el avance tecnológico y la integración de la humanidad dentro de las nuevas tecnologías resulta inobjetable, este fenómeno sobrepasa los tres campos tradicionales. En los últimos años se ha desarrollado un marco teórico para el acercamiento al estudio de fenómenos en los que claramente se traslapan tres campos específicos muy bien acotados, a este marco teórico algunos autores lo han denominado *sociotecnología* (Dwyer, 2011)

Durante décadas muchos teóricos e investigadores se han esforzado por incorporar los marcos y metodologías de la física -de probada eficacia- para el acercamiento al campo de las humanidades, y en específico al estudio de las ciencias sociales, sin embargo estos esfuerzos han dado resultados muy limitados, la ciencia tradicional se apoya en una concepción sumamente objetiva del mundo, es decir, no considera la parte subjetiva en la interpretación ni en el diseño de un modelo, este enfoque utiliza objetos inanimados, de raíces latinas *in* (sin) y *anima* (respiración, principio vital, vida...); impidiendo la posibilidad de una dimensión humana o subjetiva, “la teoría sistémica es lo suficientemente robusta para lidiar con cuestionamientos que envuelven a la naturaleza humana y aceptando la condición de que en todo acto humano existe una dimensión subjetiva por naturaleza” (Colchester J.,2016).

Parece que la ciencia tradicional y la sistémica van en sentido contrario, sin embargo esta separación podría ser entendida como los dos opuestos y contrapartes de una bipolaridad eléctrica, en la que ambas partes situadas en los dos extremos, se contraponen y complementan, este concepto entendido bajo un principio integrador -en un nivel más amplio de conceptualización- podría ser capaz de desarrollar un potente marco teórico conceptual, en el que los conceptos cualitativos y subjetivos de la teoría de sistemas, se vieran fortalecidos con el rigor analítico, metodológico y matemático de la ciencia tradicional, al incorporar este concepto híbrido, en los nuevos marcos teóricos



y metodológicos de las ciencias de la computación, se podría obtener como resultado una perspectiva más amplia de los eventos que acontecen en nuestro entorno.

### **2.3.3 Conjuntos y funciones de los sistemas**

El término sistema y su plural sistemas, son términos que en la actualidad se utilizan de forma muy distendida, estos parecen abarcar y enmarcarse en la mayor parte de los campos teóricos. El término sistema ha sido definido por diferentes fuentes.

El diccionario Oxford define a un sistema como: “El conjunto de cosas que trabajan en conjunto como parte de un mecanismo o de una red de trabajo interconectada”. El diccionario Cambridge lo define como: “El conjunto de cosas o fuentes conectadas para trabajar en conjunto”. Wikipedia lo define como: “El conjunto de componentes interdependientes e interconectados que conforman un todo”. No resulta fácil la definición de un sistema que logre compilar todos los campos en los que es utilizado.

Toda vez que un sistema está constituido por un conjunto de partes, en la teoría de sistemas se les denomina componentes, estos se encuentran interconectados y son interdependientes de alguna forma, por lo tanto no existe una relación entre ellos. Los componentes de un sistema tienen límites precisos y pueden ser comprendidos como finitos, siendo que la definición de los límites de un sistema -como un todo- puede resultar más abierta y difusa, nublando la delimitación del sistema. En esta relación entre los componentes que constituyen un sistema, existe un ordenamiento característico en el sistema, con la finalidad de ejecutar una “función colectiva” que puede caracterizar al sistema como un todo.

No todo lo que está interconectado y con un singular ordenamiento puede ser nombrado un sistema, se podría decir que una pila de frutas resulta coincidente con las características anteriores, sin embargo no existe una función colectiva que ejecutar con la intención de obtener un objetivo común para el sistema. En este ejemplo, -la pila de frutas- no fue diseñado para cumplir un objetivo, por lo tanto, este conjunto puede ser descrito por las características de cada una de sus partes dentro del conjunto, reduciendo la descripción a la simple exposición y suma de sus partes.

Este podría ser el concepto clave para la completa concepción de un sistema, ya que logra motivar el desarrollo de un concepto mucho más abstracto, que es la

*emergencia*. La simple descripción de las características de los componentes de un sistema no conforma al sistema en sí, el sistema se crea en la interacción entre sus componentes, en el proceso de la ejecución colectiva hacia el objetivo, y será este particular ordenamiento y la coordinación entre los componentes lo que desencadenará procesos y conformaciones emergentes.

Bajo este principio los sistemas pueden ser comprendidos por la funcionalidad colectiva que emerge producto de la interacción. El término función (*function*) de la locución latina *functio* (ejecución, cumplimiento), es ampliamente utilizado en diferentes disciplinas en especial en las matemáticas y las ingenierías, el término función se describe como: el proceso de transformar energía o recursos de un estado a otro. En esta descripción se establecen tres conceptos clave para la comprensión de la función de un sistema. Estos se pueden describir como estados.

El primero, existe una entrada (*input*), esto es, los inputs son la aportación inicial de insumos y el acomodo inicial de los componentes, los sistemas solo son capaces de recibir un cierto tipo de insumos. Segundo, interviene un proceso que modifica el estado inicial de los insumos y de los componentes siguiendo una serie de acciones encaminadas para conseguir un objetivo específico, en términos de información, el proceso se puede describir como un algoritmo, una serie de acciones coordinadas y bien definidas para obtener un resultado. Y finalmente un resultado (*output*) este se describe como el producto resultante de los insumos o energía que circuló en el sistema y que fue el resultado del proceso. Matemáticamente puede entenderse fácilmente una función como: el valor de entrada (*input*) y el valor afectado por esta función (*output*).

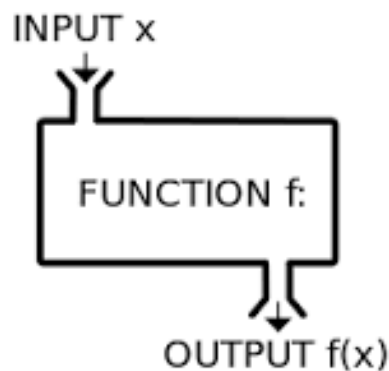


Figura 2.2 Función matemática básica.  
Fuente: [https://en.wikipedia.org/wiki/Function\\_\(mathematics\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Function_(mathematics))

El proceso de una función también puede ser inverso, el proceso puede ser bidireccional, invirtiéndolo para transformar el resultado (*output*) en los valores de entrada (*input*), a este tipo de proceso se le llama función inversa. La mayoría de los procesos naturales son unidireccionales porque para invertir el proceso de una función será necesaria una extraordinaria cantidad de energía de la que fue requerida unidireccionalmente.

Las funciones de un sistema pueden ser utilizadas para categorizar y modelar un determinado sistema, este concepto puede ser representado de forma muy simple e intuitiva en un sistema, por esto, una función resulta una herramienta muy valiosa por su alto nivel de abstracción.

### **2.3.4 Homeostasis en los sistemas**

Para mantener la dinámica de funcionalidad de un sistema dentro de su entorno los sistemas dependen de las dos partes del proceso, necesitan un suministro continuo de insumos (*inputs*) y la capacidad de exportar entropía al entorno para poder mantener un cierto nivel de funcionalidad (*outputs*), este proceso es entendido como el estado normal o de equilibrio (*normal or equilibrium state*), a este concepto se le llama *homeostasis* comúnmente utilizado en la biología y en la ecología. *Homeostasis*, del griego *homos* (similar, igual) y de la locución *stasis*, (estabilidad). Esto se puede entender como el estado de un sistema en que las variables son reguladas para mantener las condiciones internas en ciertos parámetros de estabilidad, a pesar de los cambios externos del entorno (Hammond, 2003:63).

Para conseguir un estado homeostático los sistemas necesitan un mecanismo regulatorio, que en la teoría de sistemas se le denomina como sistema de control (*control system*), este mecanismo de control monitorea las condiciones internas del sistema y las condiciones externas del entorno, ambas condiciones deben de situarse dentro de ciertos parámetros para asegurar el mantenimiento del estado de equilibrio.

La cibernética, dentro de la teoría de sistemas es la parte que estudia los mecanismos de regulación y control; cibernética también proveniente del griego *kibernetiíí*, que podría definirse como: arte o técnica de conducir una embarcación y de *kibernitis* (el timonel). Es esta la función principal de los mecanismos de regulación, “*guiar*” al sistema dentro de ciertos parámetros en las condiciones externas en la que el

sistema pueda mantener su estado homeostático, un buen ejemplo de un mecanismo de regulación resulta un termostato, este, mediante un monitoreo constante de las condiciones externas activa una serie de actividades internas para mantener el sistema dentro de ciertos parámetros de estabilidad en la que el sistema pueda obtener y realizar óptimamente sus funciones. Si el sistema se encuentra en condiciones estables, simplemente continúa dentro de la dinámica previa (iteración anterior), en tanto las condiciones externas cambien dentro de los parámetros establecidos el sistema reaccionará para adaptarse a las nuevas condiciones. Por lo tanto los sistemas de regulación dependen de la retroalimentación de información en el monitoreo de las condiciones externas, para compararla con las condiciones anteriores y ajustarse a las nuevas.

El concepto de homeostasis en los sistemas resulta sumamente interesante para la comprensión en la actividad sistémica dentro de su entorno, de este proceso depende la continuidad de un sistema determinado, la evolución de un sistema puede abordarse por este principio, la constante y oportuna reacción será determinante en su evolución y permanencia, dando lugar a que un sistema pueda convertirse en dos o más subsistemas en la dinámica evolutiva, en la que ambos accionan y reaccionan recíprocamente (*Max-Planck-Institut für biologische Kybernetik*).

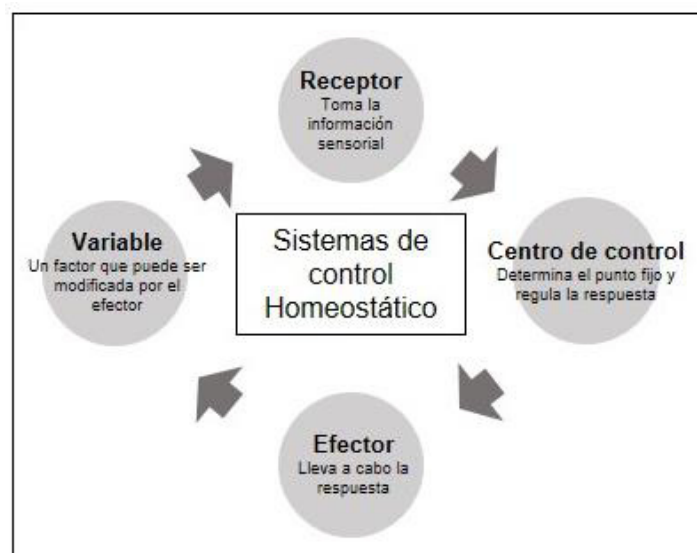


Figura 2.3 Componentes de un mecanismo de control homeostático.

Fuente: Elaboración propia tomado de:

[https://www.utwente.nl/en/bms/communication-theories/sorted-by-cluster/Communication%20Processes/System\\_Theory/](https://www.utwente.nl/en/bms/communication-theories/sorted-by-cluster/Communication%20Processes/System_Theory/)

### 2.3.5 Eficiencia sistémica

La función de un sistema está diseñada para la obtención de un resultado preciso y determinado, no obstante la consecución del resultado puede ser medida o categorizada en función de su consumo energético, es decir, que tan bien se realiza un determinado proceso bajo cierto gasto energético, la proporción entre los recursos que el sistema utiliza para realizar una determinada función y el resultado, en la teoría de sistemas se le denomina eficiencia sistémica (*systems efficiently*).

Los recursos que el sistema necesita como elementos de entrada pueden ser definidos como una forma de energía almacenada o una “estructura ordenada” de cierta forma que el sistema sea capaz de trabajar con ella. El término energía es definido como la capacidad de generar trabajo; de la locución griega *energon* (trabajo). Lo opuesto a la energía es la entropía del griego *entropía* (confusión) y derivada de *entropé* que puede definirse como: retornar o dar la vuelta. De esta forma la entropía, bajo este enfoque de producción, puede comprenderse como la *in*-capacidad de generar trabajo. En la termodinámica el término entropía es utilizado como una medida en el grado de desorden de un sistema, se podría determinar en el sentido más amplio que: la cantidad de información requerida para describir un sistema o un estado del sistema, es proporcional al grado de orden de este, a mayor información necesaria para describirlo, será menor el grado de orden, y a menor información requerida, será mayor grado de orden del sistema o estado (Lloyd, 2015.). Este concepto es ampliamente utilizado en la teoría de la información.

Las funciones de un sistema pueden ser funciones de consumo o funciones de producción de energía. Una función productiva es realizada al tomar recursos del entorno (*inputs*), y el sistema realiza un trabajo en estos mediante la transferencia de energía hacia ellos, por consiguiente los recursos resultantes (*outputs*) serán de mayor valor energético, transfiriendo esta energía hacia el resultado. Por otra parte las funciones de consumo, utilizan recursos del entorno y transfieren la energía al propio sistema, conservándola dentro de los límites y expulsando la entropía hacia el exterior del sistema (estructuras disipativas), (Prigogine, 1967,1982).

No resulta fácil delimitar los límites de un sistema, estos confinan a los elementos y sus funciones dentro de una “frontera”, los componentes se interrelacionan con un cierto grado de integración y el sistema goza de una cierta autonomía. Los

límites pueden ser descritos, como el lugar en donde el vínculo de relaciones deja de interactuar como un todo integrado y autónomo; más allá de este, el sistema comienza a perder autonomía y empieza a interactuar con otros sistemas, dando lugar a la emergencia de subsistemas. Eventualmente, los límites se “entrelazan” con otros sistemas para pertenecer a un metasistema en un nivel superior. El concepto de límite resulta sumamente abstracto para ser definido por el concepto de autonomía, sería necesario replantear este término para lograr una concepción más abstracta. Dentro de la teoría de sistemas existen tres tipos de sistemas aislados, cerrados y abiertos (Konedepudi & Prigogine, 2015).

- **Sistemas Aislados.** Estos sistemas no intercambian ni energía ni materia con el exterior. Este tipo de sistemas son idealizados por motivos pedagógicos básicamente, si bien este tipo de sistemas tienen un intercambio extremadamente lento pueden ser desarrollados en condiciones sumamente controladas en un laboratorio. A excepción del universo como un todo, este tipo de sistemas no existen en la naturaleza.

- **Sistemas Cerrados.** Este tipo de sistemas intercambian energía pero no materia con el exterior. La tierra en una larga escala de tiempo intercambia mínimas cantidades de materia con el exterior, por lo tanto se considera como un sistema cerrado, nuestro planeta solo absorbe energía solar y la regresa hacia el exterior. De igual forma los sistemas cerrados, son más reticentes a incorporar recursos externos, esta rigidez propia de sus límites, los convierte en sistemas fuertemente autorreferentes por las propiedades de sus fronteras. Por su tendencia a no intercambiar recursos con el entorno y contribuir con una función global, pueden ser “juzgados” como innecesarios dentro de su entorno de origen y en un determinado momento pueden ser eliminados o expulsados de su entorno original.

- **Sistemas abiertos.** Este tipo de sistemas intercambian energía y materia con el exterior. Todos los sistemas vivientes son sistemas abiertos, la compleja organización en un sistema abierto se crea por el intercambio de materia y energía y por la irreversible generación de entropía durante el proceso. Se define un sistema abierto cuando interactúa con el entorno, asimilando recursos externos (*external inputs*) y transfiriendo insumos (*external outputs*) fuera de sus límites. Estas fronteras son “permeables”, es decir, permiten el intercambio de energía, información, materia, ideas...

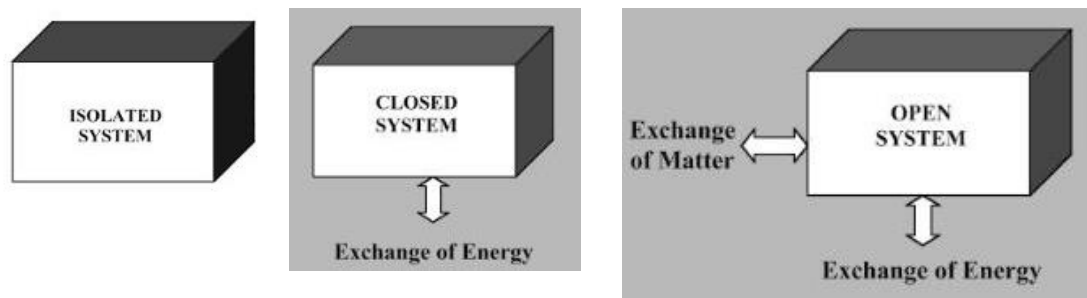


Figura 2.4 Sistema aislado, cerrado y abierto  
 Fuente: Modern Thermodynamics: From Heat Engines to Dissipative Structures. Kondepudi & Prigogine 2015.

El entorno original de un sistema, se entiende como el conjunto de sistemas que se encuentran fuera de sus límites de funciones, con los que interactúa intercambiando recursos y productos en su proceso. De esta forma una concepción sobre el entorno puede ser relativamente explicada por su nivel de funcionalidad y el nivel de conectividad con otros sistemas dentro del entorno (Kondepudi & Prigogine, 2015).

### 2.3.6 Relaciones sistémicas

El escritor norteamericano Steven Johnson escribió en uno de sus clásicos libros *Sistemas emergentes* (2003), una reflexión que bien puede sintetizar el concepto de las relaciones sistémicas “...una hormiga puede ser muy aburrida... pero muchas...”. Las relaciones entre los elementos de un sistema y entre sistemas resultan un concepto de suma importancia en el pensamiento sistémico. Una relación es un concepto muy abstracto y se entiende como: el proceso de intercambio de información, energía, materia, ideas..., que “enlaza, trenza” en tanto *compleja* a estos elementos, dando lugar a una interrelación. Este intercambio afecta a los elementos en una correlación dinámica, estas correlaciones pueden ser “positivas”, a estas se les llama sinergias, de la locución griega *synergeia* (trabajo coordinado) proveniente de la locución griega aún más antigua *synergazomai* que significa trabajar conjuntamente, las relaciones “negativas”, en la teoría de sistemas se les llama interferencias.

Las sinergias son entendidas como la interacción entre dos o más elementos dentro de un sistema que puede producir un resultado combinado de mayor valor que el simple resultado de los componentes de forma aislada. Estas sinergias son características en muchos de los sistemas naturales. El ejemplo clásico es la sinergia que se da entre la abeja y la flor, mediante el intercambio de néctar y polen, estos dos componentes del sistema necesitan recursos que no pueden autosatisfacer. Por lo tanto

las sinergias crean un valor añadido al sistema como un todo, más allá que la simple aportación aislada que podría brindar cada uno de los componentes al sistema.

Por el contrario, las relaciones destructivas interferencias, producen un efecto combinado de menor valor que la aportación aislada de cada uno de los componentes. Puede entenderse como un proceso de prevención de alguna actividad en el sistema que no resulta apropiada para todo el sistema. Un buen ejemplo resulta la combinación de dos componentes químicos, e.g. medicamentos; al combinarse estos dos componentes afectan de forma negativa la actividad del otro, por lo tanto el resultado es menor que el funcionamiento de cada uno de forma aislada, la afectación total o parcial de un componente sobre el otro determina el grado de sincronización o desincronización entre dos o más componentes, esto determina el tipo de relación existente en esta relación. Este tipo de relaciones eventualmente darán lugar a la diferencia entre los componentes durante la evolución del sistema.

La diferenciación se logra mediante el surgimiento (emergencia) de subsistemas en el que los componentes desarrollan un grado de especialización para la realización de una tarea específica, mediante este mecanismo se logra obtener una mayor capacidad de respuesta (*response capacity*) a diferentes situaciones que puedan afectar el sistema. Como ejemplo se puede citar la producción de células en los organismos mediante la división celular (*cell división, mitosis & meiosis*), el sistema logra producir múltiples y diferentes tipos de células para llevar a cabo diferentes funciones.

La teoría de niveles de integración (*Theory of integrative levels*, Feiblemann, 1954) describe que las unidades elementales de materia se encuentran organizadas e integradas en diferentes niveles progresivos de interacción y complejidad, de esta forma es posible describir la evolución de los sistemas, asumiendo que a mayor nivel de complejidad y de integración existirá una mayor diferenciación en las características de los componentes y en sus funciones (Feiblemann, 1954: 59-66).

De esta forma la diferenciación en las actividades y entre los componentes, se determina de forma “jerárquica”, no por su importancia para el sistema, sino comprendidos por los niveles de estructuración, desde los componentes más simples que son los más elementales, y que son capaces de conformar subsistemas, y estos “emergiendo” como sistemas más grandes y complejos hasta conformar el entorno del sistema. Dentro de cada nivel de existe una dinámica interna diferente al de otro nivel –



superior o inferior- en la medida que emerge un subsistema. De la misma forma las normas (*rules*) de comportamiento serán diferentes en cada nivel, esto podrá dar lugar una diferenciación aún más acentuada al confrontar el nivel *micro* con el nivel *macro*, siendo que todos los niveles trabajarán en el sistema de forma conjunta como un todo. Este concepto expone una inevitable cuestión que resulta clave en el estudio de los sistemas. Si son las normas o reglas en el nivel micro las que determinan el comportamiento del nivel macro de un sistema del fondo hacia arriba (*bottom-up*), o si de otra forma son las reglas en el nivel macro las que determinan el comportamiento en el nivel micro, de arriba hacia el fondo (*up-bottom*).

### 2.3.7 Ciclos de retroalimentación

Los sistemas dinámicos son una parte fundamental en la teoría sistémica, mediante este acercamiento, es posible la modelación de cierto tipo de sistemas dinámicos, e.g. modelos climáticos, económicos, sociales etc. Dentro del estudio de los sistemas dinámicos, los ciclos internos de retroalimentación, existencias y flujos, son la parte estructural para el acercamiento a la comprensión y modelación de sistemas dinámicos (Forrester, 1999).

Dentro del enfoque sistémico que fija su atención en la interconexión entre los componentes, es mediante los ciclos de retroalimentación que se logra producir un resultado combinado, por lo tanto, la comprensión en estos resulta primordial para la modelación de los sistemas dinámicos. El modelo básico para la comprensión de un sistema dinámico es el conocido como el diagrama de ciclo causal (*causal loop diagram*).

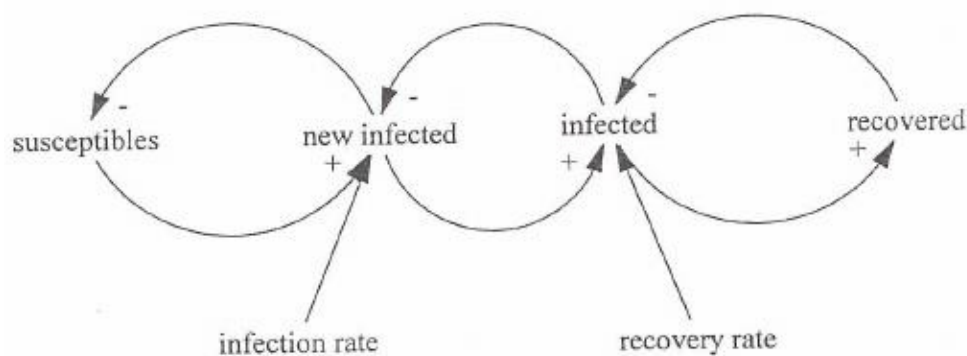


Figura: 2.5 Modelo del ciclo causal  
Fuente: [https://www.researchgate.net/figure/228870016\\_fig1\\_Figure-1-Causal-loop-diagram-for-the-simple-SI-model-The-model-elements-are-connectedSI-model-The-model-elements-are-connected](https://www.researchgate.net/figure/228870016_fig1_Figure-1-Causal-loop-diagram-for-the-simple-SI-model-The-model-elements-are-connectedSI-model-The-model-elements-are-connected)

Este modelo es la representación básica de los componentes y las interrelaciones en un sistema, reflejando las interacciones y los ciclos de retroalimentación. Mediante este modelo se logra mostrar la estructura de un sistema, permitiendo comprender no solamente la estructura de las relaciones, sino también la naturaleza de estas.

Estos ciclos de retroalimentación pueden ser positivos y negativos. Un ciclo de retroalimentación positivo existe cuando los valores asociados dentro de una relación de intercambio entre dos componentes se incrementa o disminuye en la misma proporción que el otro componente, si los valores en el proceso de intercambio se ven afectados de forma inversa, mientras en uno disminuye, en el otro aumenta y viceversa, se considera un ciclo de retroalimentación negativo. En una economía de escala en la que a mayor producción se ofertan más productos y en esa medida las ganancias, son un buen ejemplo de un ciclo de retroalimentación positivo, a este tipo de ciclos también se les llama “ciclos virtuosos”, una parte gana y la otra también. En contrario en una dinámica entre dos componentes que se ven afectados de forma inversa, como lo es en entre un depredador y una presa; cuando la población de depredadores incrementa la población de presas disminuye, situándose en una dinámica cíclica dentro del entorno relativamente estable.

En la modelación para el análisis de sistemas dinámicos es común utilizar los modelos de ciclos causales, en el que la existencia y el flujo se representan de forma gráfica para un análisis cuantitativo, estos son muy utilizados en la modelación computacional. La existencia, en estos casos es entendida como la acumulación o la reducción sobre el tiempo, dando lugar a una graficación de una variable, el flujo es la tasa de cambio en la existencia sobre el tiempo, por lo tanto esta tasa de cambio afectará a la variable de existencia en el tiempo. Este simple enfoque da lugar a la comprensión del análisis de los sistemas dinámicos, en el que el tiempo, siendo que las cantidades de existencia tendrán diferentes tasas de cambio sobre la línea de tiempo. La aceleración es un proceso no lineal, presenta un reducido incremento en un inicio y paulatinamente se va incrementando de forma *no lineal*.

Comúnmente las graficación de ciclos de retroalimentación positivos producirán gráficas exponenciales, con crecimientos muy acelerados en un inicio hasta estabilizarse en un determinado momento, situándose en ciertas condiciones en el entorno que

limiten su crecimiento. La graficación de ciclos de retroalimentación negativos presentan típicamente un comportamiento cíclico dentro de unos ciertos límites de crecimiento y decrecimiento durante el desarrollo del sistema hasta encontrar un punto de equilibrio. (Cinquin & Demongeot, 2002).

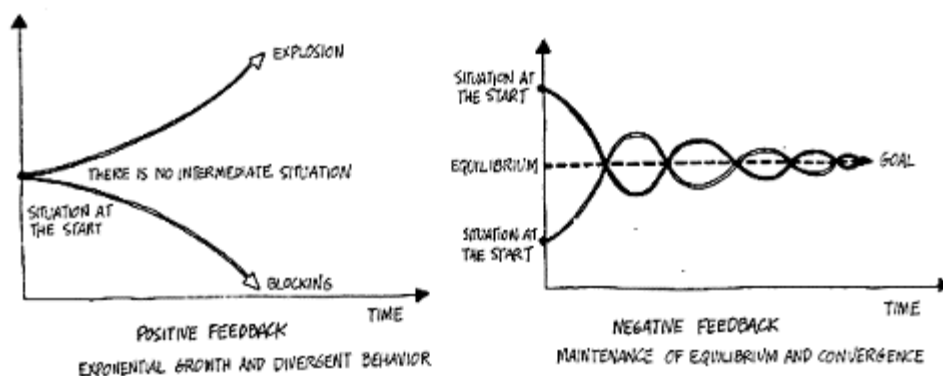


Figura: 2.6 Diagramas de ciclos de retroalimentación positivos y negativos

Fuente: <http://www.everythingselectric.com/forum/index.php?topic=244.0>

### 2.4.1 El Pensamiento Complejo

Complejidad es un término que es comúnmente utilizado en diferentes contextos y situaciones para describir algo que resulta confuso, no fácil de comprender y de explicar. Edgar Morin (2006) reflexionó sobre el uso de la palabra en diferentes y coloquiales circunstancias, e.g. "... esta persona es muy compleja", "... la situación mundial es muy compleja", ante esto señala que: (...) el uso cotidiano de la palabra no significa una conquista en el conocimiento, sino (...) una ausencia de posibilidad de dar una descripción adecuada, significa más confusión que esclarecimiento.

Morin señala, que quizás el primer pensador complejo fue Heráclito de Éfeso (484 a.C.), ya que encaró algunas contradicciones lógicas, (...) dos nociones antagonistas deben de ser comprendidas conjuntamente. La tarea de construir una teoría de complejidad continua, sin embargo existe un sólido campo teórico que permite la construcción conceptual de un marco teórico sobre complejidad. Complejidad del adjetivo complejo proviene del latín *complexus*, *con* (junto, pegado) y *plexus* (enlazado, entramado), que podría definirse como, "todo junto, todo trenzado" (Morin, 2006).

Por lo tanto, ¿qué es complejidad?, se reconoce la imposibilidad de precisar una definición unívoca que logre abarcar y enmarcar todo el *corpus* de complejidad.

La Investigadora Melanie Mitchell del Instituto Santa Fe EU (2015) indica que la mejor forma de comprender la complejidad es de forma intuitiva, analizando y observando fenómenos en los que se pueda observar relaciones complejas e.g. colonias de hormigas, neuronas cerebrales, células, termitas, etc.



Figura 2.7 Colonia de hormigas granívoras  
Fuente: <https://www.google.com.mx/search?q=colonias+de+hormigas&espv=2&source=lnms&tbn=isch&sa>

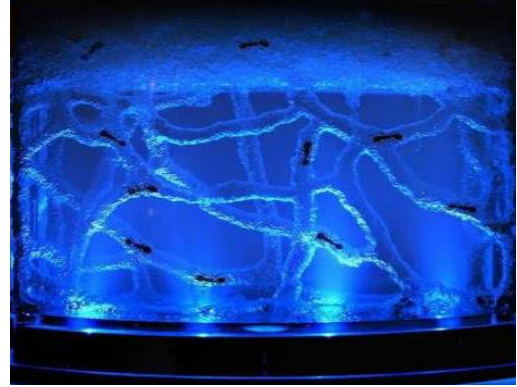


Figura 2.8 Hormiguero iluminado.  
Fuente: <https://www.google.com.mx/search?q=colonias+de+hormigas&espv=2&source=lnms&tbn=isch&sa>

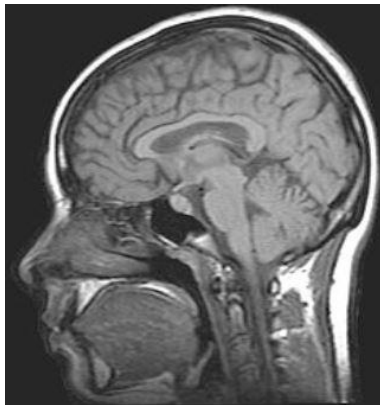


Figura 2.9 Imagen de una tomografía digital del cráneo humano.  
Fuente: <https://www.complexityexplorer.org/courses/74-introduction-to-complexity-spring-2015>

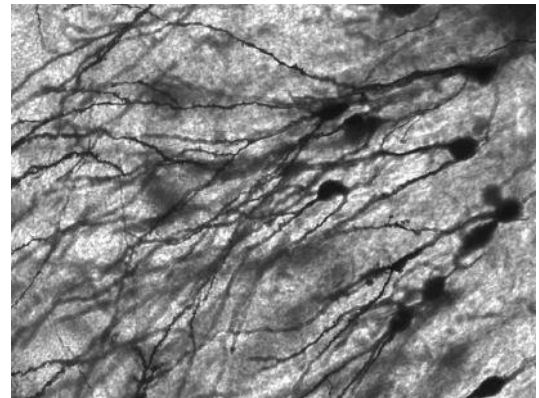
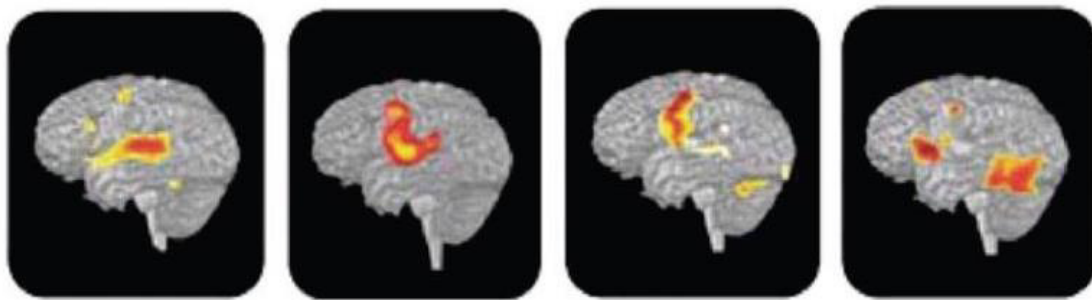


Figura 2.10 Imagen de neuronas cerebrales.  
Fuente: <https://www.complexityexplorer.org/courses/74-introduction-to-complexity-spring-2015>

El cerebro humano consta de 100 billones de neuronas y 100 trillones de conexiones entre ellas. “... cada neurona es relativamente simple (comparado con todo el cerebro humano), no existe un control central. De alguna manera el gran ensamblaje entre las neuronas por medio de sus conexiones da lugar al surgimiento de un comportamiento complejo, lo que conocemos como inteligencia, cognición e incluso creatividad” (Mitchell, 2015: preface X).



Escuchando palabras    Pronunciando palabras    Observando palabras    Pensando en palabras

Figura 2.11 Tomografía digital del cerebro humano en distintas funciones de procesamiento de información.  
 Fuente: <https://www.complexityexplorer.org/courses/74-introduction-to-complexity-spring-2015>

La figura superior 2.11 muestra como las neuronas se han organizado a sí mismas en diferentes localizaciones, para cada función específica durante el procesamiento de información percibida por nuestros diferentes sentidos. Como lo hacen las hormigas y las neuronas, tienen la capacidad de autoorganizarse en estructuras complejas para conseguir un objetivo común.

David Krakauer investigador de la universidad de Wisconsin EU (2015), considera que la complejidad no puede ser entendida mediante representaciones o descripciones compactas, como lo es posible en el campo de la física, que mediante “bellas y elegantes” ecuaciones se pueden exponer grandes cantidades de datos empíricos. Criss Moore investigador de la Universidad de Nuevo México EU (2014), considera que la complejidad no se encuentra constituida *per se*, las cuestiones que se busca comprender, son en realidad la complejidad, reflexiona que: “existen preguntas complejas en la medida que se requiere de demasiada información para ser respondidas”.

La teoría de complejidad se ha abierto paso en las últimas décadas ante la inminente necesidad de encarar fenómenos que cada vez se encuentran más interrelacionados conforme avanza la evolución humana. La complejidad resulta ser una característica ubicua del mundo contemporáneo y esto ha motivado el desarrollo de una visión paralela a la forma tradicional en la manera de observar y comprender los fenómenos, de esto se desprende una serie de marcos teóricos conceptuales que han

dado lugar a lo que se podría denominar un marco teórico de complejidad, este marco teórico, está constituido por una serie de conceptos básicos que se han desarrollado en diferentes campos de la ciencia, estos conceptos han logrado construir modelos y matrices metodológicas para la modelación y análisis de sistemas complejos. Siendo la teoría de sistemas la parte fundamental en la construcción de una teoría de complejidad.

#### **2.4.2 Ciencia de la Complejidad**

La ciencia de la complejidad puede entenderse como una “nueva forma” de aproximación a la investigación científica, que surgió en la segunda mitad del siglo XX como un paradigma alternativo al paradigma científico tradicional (El paradigma Newtoniano).

El acelerado desarrollo en todos los campos del conocimiento humano gracias a los adelantos tecnológicos y al intercambio de información por medio de los grandes canales de comunicación, resulta inobjetable. Este cambio en la forma de comprender y de interactuar entre los seres humanos y el entorno, presenta nuevos desafíos para la conceptualización, diseño y manejo de sistemas que se encuentran en un elevado nivel de interconexión, y que evolucionarán en sistemas aún más complejos, que se encontrarán interrelacionados por múltiples variables, por lo tanto, se requiere de un acercamiento más acorde a nuestra dinámica actual, este deberá de ser soportado por un paradigma que sienta las bases en la concepción de un mundo como un conjunto de elementos interconectados e interrelacionados, y que el producto de esta interconexión dinámica son los fenómenos que podemos observar en nuestro entorno.

#### **2.4.3 Antecedentes de la teoría de complejidad**

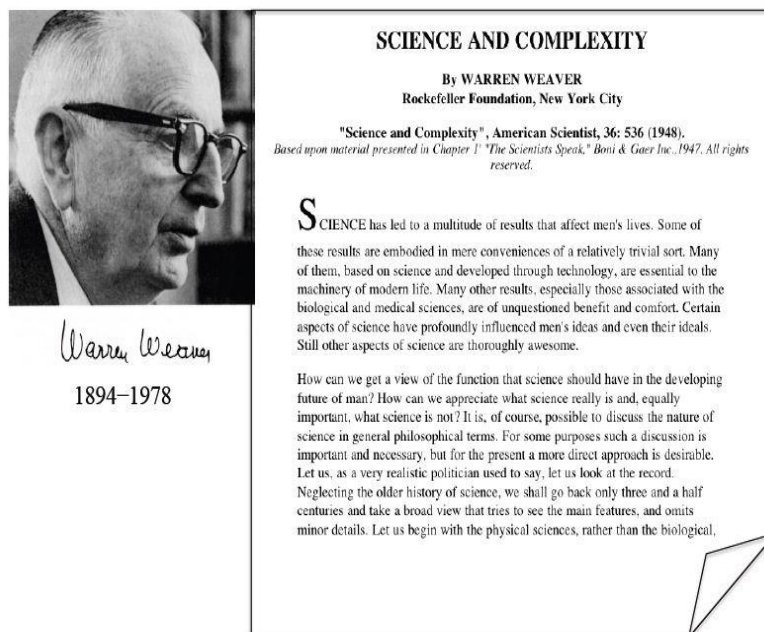
Es comúnmente aceptado por la comunidad interesada en las ciencias de la complejidad que la primera publicación sobre complejidad fue en el año de 1948, cuando el matemático estadounidense Warren Weaver publicó el artículo *Science and complexity*. En este, Weaver realizó una revisión sobre la fenomenología que la ciencia había abordado durante los últimos siglos, comprendiendo que la ciencia y el nuevo orden científico sería completamente diferente en el futuro -tal vez motivado por la utilización de la energía nuclear con diferentes fines- y dividió los problemas científicos en tres categorías.

1. Problemas de simplicidad (*Problems of simplicity*). Este tipo de problemas científicos están compuestos por “pocas variables” y se comenzaron a interesar por la comunidad científica en los siglos XVIII y XIX por la comunidad científica. Los ejemplificó con problemas de la termodinámica en el que intervienen variables como temperatura y presión, en la electricidad en la que participan la corriente, resistencia y voltaje, o en la dinámica poblacional en la que básicamente se analizaba el crecimiento de la población sobre el tiempo.

2. Problemas de complejidad desorganizada (*Problems of disorganized complexity*). Ya avanzado el siglo XX la ciencia incorporó una gran gama de recursos metodológicos que permitió modelar problemas con una mayor cantidad de variables, y estos fueron tratados con herramientas de probabilidad y estadística básicamente, se buscaba, en este tipo de análisis la obtención de promedios lo que Weaver denominó “La ciencia de los promedios” (estadística, regresiones, varianzas, correlaciones: en las que es necesario un promedio), y permitió el desarrollo de conclusiones para una gran variedad de variables, sin embargo estas deberían de cumplir con ciertos requisitos como el supuesto idénticamente independiente e idénticamente distribuido. En este tipo de problemas intervienen billones o trillones de variables. Y ejemplificó para este tipo de problemas el entendimiento de las leyes de la temperatura y presión que surge de la interacción de billones de partículas de aire desorganizadas en la atmosfera, para comprenderlo era necesario utilizar promedios, que era imposible determinar la posición y energía de cada una de las partículas de aire, por lo tanto, el todo, es la suma o la equivalencia del promedio de sus partes.

3. Problemas de complejidad organizada. (*Problems of organized complexity*). Esta categoría de problemas están constituidos por una moderada cantidad de variables, indicó que la clave de este tipo de problemáticas se encuentra en la interacción no lineal entre las variables, por lo tanto, estas no pueden entenderse como promedios. En este artículo publicado hace más de siete décadas, Weaver realizó muchas preguntas que hasta nuestros días, siguen conduciendo varios trabajos de investigación relacionados con la ciencia de la complejidad, como lo son: ¿cómo es el proceso de envejecimiento en términos bioquímicos?, ¿qué es un gen, y como la constitución genética original de un

organismo vivo se representa en las características en su constitución adulta?, ¿cómo pueden ser explicados los patrones de comportamiento de un grupo organizado de personas, como el trabajo colectivo, un grupo de obreros o una minoría racial?, por citar solo algunas y postuló que: “Estos problemas son demasiado complejos para ser estudiados por con las técnicas del siglo XIX, que fueron bastante exitosas al enfrentar problemas de simplicidad, que implicaban dos o tres variables. Sin embargo estos nuevos problemas no podrán ser conducidos con técnicas estadísticas, siendo que son muy efectivas describiendo el funcionamiento promedio en problemas de complejidad desorganizada”. “Estos nuevos problemas y el futuro del mundo depende de muchos problemas como este, la ciencia requiere lograr un tercer gran avance, este avance debe de ser mayor que el éxito de la ciencia del siglo XIX sobre los problemas de simplicidad, mayor que el éxito de la ciencia del siglo XX sobre los problemas de complejidad desorganizada, la ciencia en los próximos 50 años deberá aprender a enfrentar problemas de complejidad organizada” (Weaver, 1948).



**SCIENCE AND COMPLEXITY**

By WARREN WEAVER  
Rockefeller Foundation, New York City

"Science and Complexity", *American Scientist*, 36: 536 (1948).  
Based upon material presented in Chapter I "The Scientists Speak," *Boni & Gaer Inc., 1947. All rights reserved.*

**S**CIENCE has led to a multitude of results that affect men's lives. Some of these results are embodied in mere conveniences of a relatively trivial sort. Many of them, based on science and developed through technology, are essential to the machinery of modern life. Many other results, especially those associated with the biological and medical sciences, are of unquestioned benefit and comfort. Certain aspects of science have profoundly influenced men's ideas and even their ideals. Still other aspects of science are thoroughly awesome.

How can we get a view of the function that science should have in the developing future of man? How can we appreciate what science really is and, equally important, what science is not? It is, of course, possible to discuss the nature of science in general philosophical terms. For some purposes such a discussion is important and necessary, but for the present a more direct approach is desirable. Let us, as a very realistic politician used to say, let us look at the record. Neglecting the older history of science, we shall go back only three and a half centuries and take a broad view that tries to see the main features, and omits minor details. Let us begin with the physical sciences, rather than the biological.

Figura 2.12 Fotografía de Warren Weaver.  
Fuente: <https://www.complexityexplorer.org/courses/74-introduction-to-complexity-spring-2015>



Otro referente aceptado por la comunidad para lograr comprender qué es complejidad, es el trabajo realizado por Seth Lloyd, investigador del Instituto Tecnológico de Massachusetts (MIT). En el año 2001 publicó un artículo llamado *Mesures of Complexity: A Nonexhaustive List*. En este trabajo señaló 42 definiciones o formas de medir la complejidad. El texto dio partida a otra forma de comprender la complejidad. Esta puede ser entendida mediante formas de “medir” el grado de complejidad, esto, reconoce, ha traído confusión en el campo, las diferentes formas de medir la complejidad son diferentes representaciones de temas comunes subyacentes. Lloyd expone una analogía histórica en el problema de medir la complejidad, esta era describir el electromagnetismo antes de las ecuaciones de Maxwell. Las cantidades de la fuerza magnética y eléctrica se desarrollaron en diferentes contextos experimentales, y se consideraban fundamentalmente diferentes. Eventualmente quedó manifestado que la electricidad y el magnetismo se encuentran estrechamente relacionados en la misma cantidad fundamental en el campo electromagnético.

Actualmente investigadores de diferentes disciplinas han desarrollado diferentes formas de medir la complejidad en cada uno de sus campos, y realizan los mismos cuestionamientos sobre complejidad en cada campo, sin embargo las preguntas para medir la complejidad son similares entre sí.

1. ¿Qué tan complicado es describirlo?
2. ¿Qué tan difícil es crearlo?
3. ¿Cuál es el grado de organización?

De esta forma Lloyd categorizó tres grandes grupos para la forma de mediar la complejidad de acuerdo a la naturaleza de las preguntas y los campos teóricos para el estudio de cada uno de ellos.

1. Dificultad en su descripción. Generalmente medidos en cantidad de información computacional para ser comprendidos.
2. Dificultad para su creación. Usualmente medido en costos, tiempo, dinero, energía.

3. Grado de organización. Este puede ser subdividido en dos. a) Dificultad para describir su estructura organizacional. b) La cantidad de información que comparten entre las partes del sistema producto de la estructura.

Las definiciones y formas de medir la complejidad continúan surgiendo de acuerdo a la orientación y el campo de investigación de interés de cada investigador enfocado en la complejidad.

#### **2.4.4 Medición del grado de complejidad**

• **Complejidad como magnitud** (*Complexity as Size*). Una forma simple de medir el grado de complejidad de un objeto o un proceso es mediante su magnitud, i.e., tamaño, número de elementos, número de conectividad. Los seres humanos somos aproximadamente 250 veces más complejos que la levadura, la *eukaryotic* un organismo unicelular perteneciente al reino *fungi*. Tal vez 250 sea un número grande si se compara con la levadura, sin embargo la *amoeba* otro tipo de microorganismo unicelular comparte 225 veces los pares bases que los seres humanos, y la planta *arabidopsis* de la familia de las plantas de mostaza, tiene casi la misma cantidad de genes que los seres humanos. Seguramente somos más complejos que la *amoeba* o un planta de mostaza, por lo tanto el considerar el tamaño del genoma humano no resulta una buena forma de medir la complejidad en este caso, (...) nuestra complejidad radica en cuestiones más profundas que el número de pares base del genoma (Gell-Mann, 2003).

• **Complejidad como entropía** (*Complexity as entropy*). Otra forma propuesta para medir el grado de complejidad es la entropía de Shannon (*Shannon Entropy*). Esta puede ser entendida como el porcentaje de información contenida o la “cantidad de sorpresa” que la fuente del mensaje puede transmitir al receptor. Existen ciertos problemas en utilizar el grado de entropía como una forma de medir la complejidad de un objeto o un proceso. El primer problema es el “tratar de describir” un objeto o un proceso como un mensaje, esta forma de plantearlo no siempre resulta coherente.

“El mayor grado de entropía lo obtendremos de un proceso estocástico, y este no sería una buena forma de medir el nivel de complejidad, las entidades más complejas no resultan precisamente de los procesos más aleatorios o deterministas, se encuentran en medio”. (Michell,2009:98).

- **Complejidad como el contenido del algoritmo informático** (*Complexity as algorithmic information content*). Algunos teóricos de complejidad han propuesto como forma de medir el grado de complejidad, el grado de entropía. El científico ruso Andréi Kolmogórov propuso que el nivel de complejidad de un objeto o de un proceso es el tamaño de la forma más corta de un programa informático que pueda generar un descripción completa del objeto, a este concepto lo llamó El contenido algorítmico informático.

El físico Murray Gell-Mann, propuso una forma relacionada de medir la complejidad y la llamó complejidad efectiva (*effective complexity*) para muchos autores, resulta una forma más intuitiva de comprender la complejidad. Señaló que cualquier entidad está conformada por una combinación de regularidad y aleatoriedad, y definió que la complejidad efectiva, es la cantidad de información contenida en la descripción más corta. Gell- Mann realizó una analogía con la teoría de la información de Shannon, que es el proceso de encontrar regularidades (patrones, estructuras) en cualquier fenómeno; para cada uno existen diferentes teorías que podrían explicar estas regularidades, pero claramente existe una forma más simple y elegante de explicarlas. Murray Gell-Mann conocía mucho sobre el tema, en 1969 ganó el premio Nobel por su teoría que contribuyó a despejar la confusión de las propiedades elementales de las partículas y sus interacciones.

- **Complejidad como dimensión lógica** (*Complexity as logical depth*). En la década de los 80, el matemático Charles Bennett propuso la noción de lógica profunda, esta es una forma de medir la dificultad para construir un objeto, señaló que la lógica profunda de los objetos contiene evidencia interna de que han sido el resultado de un largo proceso de computo o de un lento proceso de construcción, y por lo tanto no pudieron haber sido creados de otra forma. Comparó la construcción de un objeto con la codificación de una cadena de 1's y 0's para describirlo.

- **Complejidad como intensidad termodinámica** (*Complexity as thermodynamic depth*). A finales de la década de los 80, los científicos Seth Lloyd y Heinz Pagels propusieron una nueva forma de medir la complejidad y la denominaron intensidad termodinámica, era intuitivamente parecida a la propuesta por Bennett a inicios de la década, los objetos más complejos eran más difíciles de construir; su propuesta radicaba que en lugar de medir el número de pasos necesarios para construir la descripción de un

objeto, la intensidad termodinámica era la forma más plausible de la secuencia de los eventos que conducían a la recreación del fenómeno y esta medía la cantidad total de recursos necesarios requeridos para la *reconstrucción* física del fenómeno. De la misma forma que la dimensión lógica propuesta por Bennett, esta propuesta resulta atractiva en teoría, en la práctica encara problemas como método para la medición de complejidad. En primer lugar asume que se pueden conocer todos los pasos para la recreación de un objeto. En segundo lugar, como fue cuestionada por otros críticos, no quedaba clara la definición de un fenómeno, podría ser cuestionada que la mutación genética puede ser considerada como un evento aislado o como millones de eventos que intervienen en el proceso.

El físico Stephen Wolfram propuso que un sistema es complejo en la medida de su capacidad de cómputo, sin embargo al igual que Bennett, otros científicos han argumentado que la capacidad de cómputo de un sistema no significa que este sea un sistema complejo por sí mismo, más bien se podría entender la complejidad del sistema de acuerdo con el comportamiento complejo que un sistema presenta de acuerdo a los insumos suministrados, es decir, dependerá de la complejidad con la que el sistema utilice los suministros y la complejidad del proceso para obtener un resultado. (Mitchell, 2009:102)

- **Complejidad estadística** (*Statistical Complexity*). Esta forma de medir la complejidad fue propuesta por los científicos Jim Crutchfield y Karl Young (1990), proponían que la cantidad mínima de información requerida para describir el comportamiento anterior de un sistema y poder predecir el comportamiento estadístico de este en el futuro.

Prediciendo el comportamiento estadístico de un sistema, mediante la construcción de un modelo basado en la información que el sistema es capaz de generar.

- **Complejidad como dimensión fractal** (*Complexity as a fractal dimension*). La mayoría de las formas propuestas para medir la complejidad se encuentran basadas en los conceptos de información y cómputo (procesamiento de información). Dentro de la teoría de complejidad el concepto de fractalidad resulta sumamente usual y es ampliamente estudiado por la comunidad.

El término fractal del latín *fractus* que significa quebrado, fue inicialmente utilizado por el matemático francés Benoit Mandelbrot que fue el primero en señalar que el mundo estaba compuesto de una cantidad enorme de entidades fractales. Como

las costas, las montañas, los copos de nieve y los árboles, estos son los ejemplos más utilizados para representar una entidad fractal.

Mandelbrot propuso que todo el universo era “como un fractal”. De este concepto desarrolló su libro *La geometría fractal de la naturaleza* publicado en el año 1982, en este señala que las entidades geométricas fractales tienen la propiedad de autogenerarse de forma similar en diferentes escalas, son formas similares autogenerativas en diferentes escalas.



Figura 2.13 Brócoli Romanesco

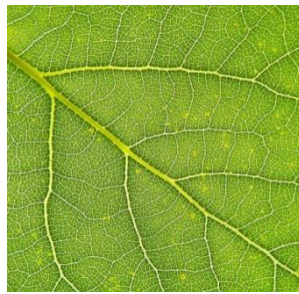


Figura 2.14 Hoja de un árbol



Figura 2.15 Concha marina



Figura 2.16 Ríos y fiordos



Figura 2.17 Copo de nieve

Figuras: 2.13-2.17 Ejemplos de fractales naturales.  
Fuente: <http://webecoist.momtastic.com/2008/09/07/17-amazing-examples-of-fractals-in-nature/>

Otros científicos a la par que Mandelbrot, diseñaron diferentes modelos matemáticos para demostrar y exponer la geometría fractal. El matemático sueco Helge von Koch diseñó el fractal conocido como *Koch curve*. La sencillez en la concepción teórica y matemática de este modelo, le ha valido para ser utilizado como uno de los mejores ejemplos en la comprensión del desarrollo de una entidad fractal, este puede fácilmente ser construido por solo tres simples pasos. 1. Comenzar con un segmento de línea. 2. Para cada segmento de línea, el tercio central de este, deberá de ser remplazado por dos lados de un triángulo, la longitud de ambos lados debe de medir un tercio del segmento original. 3 Continuar indefinidamente el proceso.

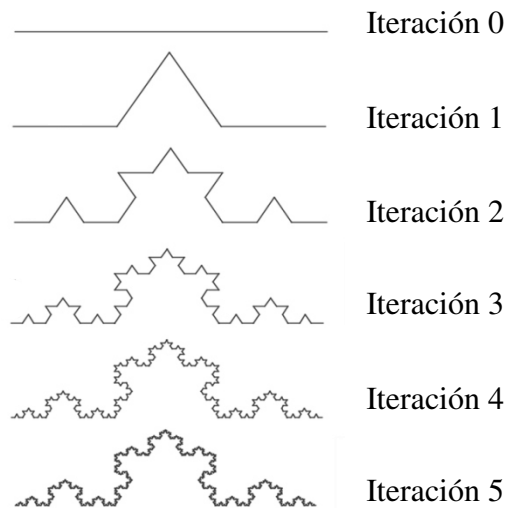
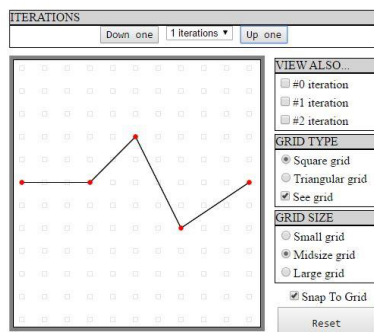


Figura 2.18 Proceso de la construcción del Fractal de Koch.  
 Fuente: Elaboración propia en plataforma  
<http://www.shodor.org/master/fractal/Koch.html>

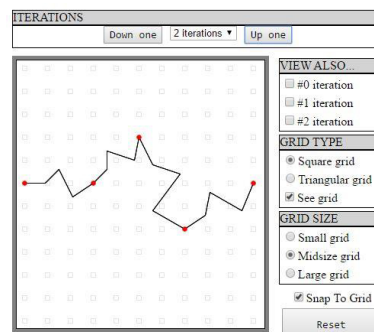
Aplicando el proceso indefinidamente al segmento inicial de recta, este será autosimilar en un indefinido número de escalas, un fractal geoméricamente perfecto.

El matemático David Feldman (2015), investigador externo del Instituto Santa Fe EU, señala que los fractales infinitos solo pueden existir en la teoría matemática, señala que en la naturaleza las iteraciones fractales se detienen en algún momento y no continúan eternamente como lo señala la teoría matemática.

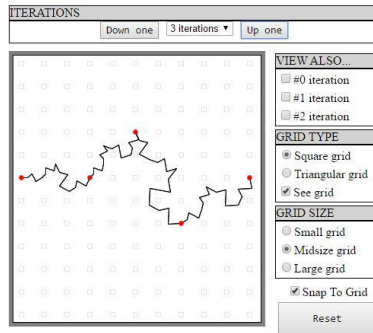
Sin embargo la sencillez y la belleza de un fractal puede verse condicionada a un mínimo cambio en su geometría, modificando tan solo un poco de su simetría este puede generar formas muy singulares, no coincidentes con la idea más generalizada que se tiene de una forma fractal. El desarrollo de programas computacionales ha dado lugar a una nueva manera de estudiar y desarrollar formas fractales, en la actualidad el uso de este tipo de herramientas son útiles para la modelación de fractales.



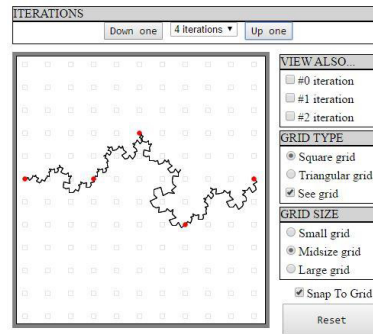
Iteración 1



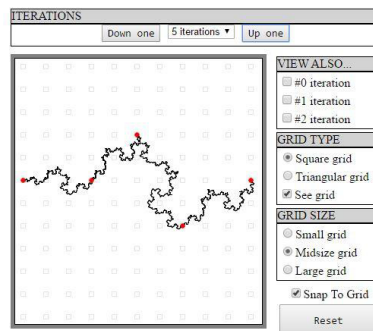
Iteración 2



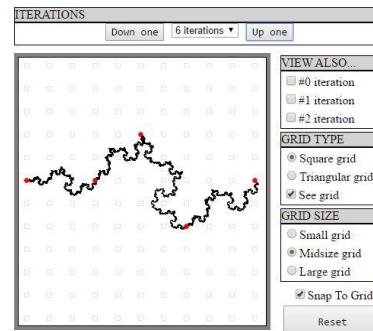
Iteración 3



Iteración 4



Iteración 5



Iteración 6

Figura 2.19 Proceso de la construcción de un fractal no simétrico.  
 Fuente: Elaboración propia en plataforma:  
<http://www.shodor.org/master/fractal/software/Snowflake.html>

En la figura 2.19 se puede observar el desarrollo de un fractal no simétrico con una pequeña modificación al fractal original de Koch, tan solo en seis iteraciones se puede observar lo diferente que puede llegar a ser una forma fractal. Resulta evidente que este fractal tiene un gran parecido a una forma natural reconocible como lo podría ser una costa.

Este tipo de fractales pueden observarse en la naturaleza, algunos teóricos sobre fractalidad, postulan que el relieve orográfico de la corteza terrestre es fractal, para sostener su argumento han desarrollado sofisticados programas computacionales para la generación de superficies terrestres y modelar fractales emulando diferentes conformaciones de la corteza terrestres (Doran & Parberry, 2010).

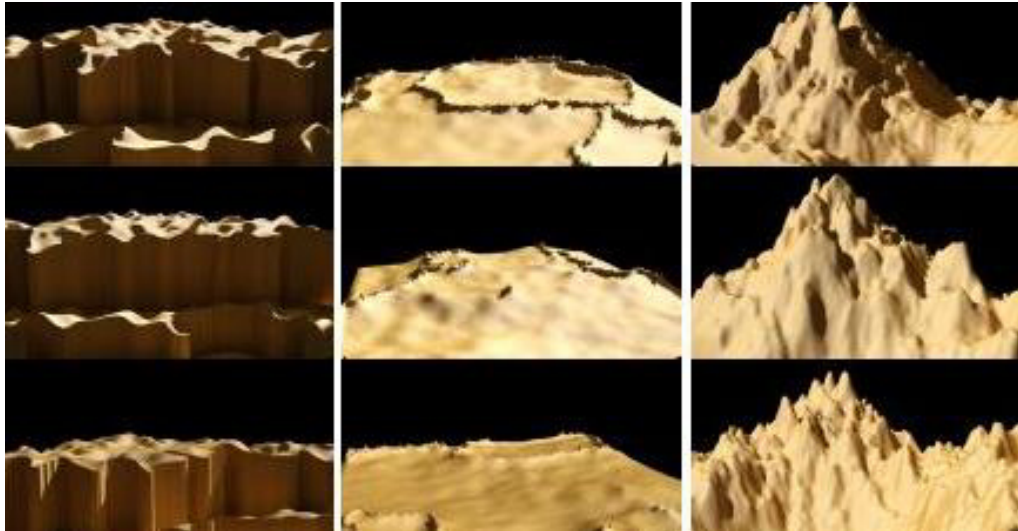


Figura 2.20 Paisajes modelados mediante generadores terrestres computacionales.  
 Fuente: Noor Shaker, Julian Togelius, and Mark J. Nelson en  
<http://pcgbook.com/wp-content/uploads/chapter04.pdf>

• **Complejidad como grado de jerarquía** (*Complexity as degree of hierarchy*). En 1962 el premio nobel Herbert Simon escribió su clásico artículo *La arquitectura de la complejidad*. En este, Simon propuso que la complejidad de un sistema puede ser entendida por su grado de jerarquía, Los sistemas complejos se encuentran constituidos por subsistemas y estos a su vez en subsistemas y así sucesivamente. Señaló que el atributo más característico de un sistema era su jerarquía y su capacidad de descomponerse. Enlistó una serie de sistemas complejos que se estructuraban jerárquicamente y señaló que el cuerpo humano se componía de órganos y estos a su vez en sistemas celulares. También argumentó que en los sistemas complejos existe una mayor y más intensa interacción entre un subsistema que entre subsistemas. Sostenía que la naturaleza puede crear sistemas complejos, solamente si los sobreponía uno sobre el otro, como bloques de construcción y por lo tanto este sistema podía ser descompuesto en subsistemas y recaló la necesidad de una teoría de jerarquización.

A la par que Simon, el biólogo evolutivo Daniel McShea (2011), quien lleva más de dos décadas tratando de darle sentido al concepto de que la complejidad de un organismo se incrementa en periodos de tiempo evolutivos, propuso una escala jerárquica para medir la complejidad de los organismos, desarrolló esta escala bajo la noción de “anidamiento”, en este señala que una entidad en un nivel superior jerárquico se encuentra constituido por el mismo número de entidades que en un nivel inferior inmediato, estableciendo cuatro niveles jerárquicos.



Nivel 1. Células *prokarioticas*. La célula más simple como las bacterias.

Nivel 2 Agregación del nivel uno, células *eukaryoticas*, estas provienen de la fusión de las células *prokaryoticas*.

Nivel 3 Agregación del nivel dos, organismos multicelulares

Nivel 4 Agregación de organismos del nivel tres, como las colonias de insectos y los organismos coloniales.

Los organismos coloniales son grupos de organismos individuales con una estrecha relación de dependencia con otros organismos dentro de la colonia, generalmente relacionados de forma muy especializada que resulta casi imposible la supervivencia de los miembros de la colonia de forma aislada.

Cada nivel superior resulta más complejo que el nivel inferior en términos de anidamiento, esta forma de forma de categorización solamente involucra su composición estructural, más no su nivel funcional. Para estudiar este proceso ha comparado datos de fósiles y de organismos modernos para relacionar la evolución de los organismos en el tiempo. Como se ha expuesto existen una gran cantidad de formas de “medir” la complejidad, cada una de estas logra capturar algo sobre la noción más general que se tiene sobre complejidad, “...todas ellas tienen complicaciones y limitaciones teóricas y prácticas, sin embargo todas apuntan hacia la comprensión de los sistemas del mundo real. Esta diversidad indica que la noción de complejidad que se está buscando comprender, está compuesta por muchas dimensiones y que probablemente no puedan ser capturadas por una escala de medición”. (Mitchell, 2009:111)

#### **2.4.5 Principales disciplinas y metodologías de la ciencia de la complejidad**

Edgar Morin uno de los principales forjadores del paradigma complejo señaló lo que podría entenderse como el “Método Morin” (Alhadeff-jones, 2013).

“En un principio la palabra método significaba avanzar sobre un camino. Aquí debemos de aceptar, que es avanzar sin un camino, hay que hacer el camino al avanzar, como decía Machado. El método solo puede ser creado durante la investigación; este solamente puede ser planteado y formulado después del momento en el que el final vuelve a ser el principio, en este momento el

método puede ser creado...El regreso al comienzo no es un círculo vicioso. Si el viaje en el sentido que se le da hoy al término, significa experiencia que nos ha cambiado. Entonces tal vez seremos capaces de aprender aprendiendo. Método aquí, es opuesto a la concepción llamada metodología, donde el método es reducido a una serie de recetas técnicas. Como el método cartesiano que debió de ser formado por un paradigma fundamental, pero ese es el problema aquí, un paradigma” (Morin 1977/1992:17).

Morín establece que la metodología de la ciencia de la complejidad está basada en retos más que en soluciones. Por lo tanto una metodología desarrollada bajo un paradigma complejo, requiere de un constante desafío de replanteamiento y una gran tolerancia a la incertidumbre. Esto depende de un gran ejercicio de autorreflexión, el método está fundado en la capacidad de acceder, describir y desafiar a las nociones que enmarcan la forma en que el método científico está organizado, siendo parte medular la experiencia del investigador, en la medida que esta haya sido objeto de gran debate y autorreflexión (Alhadeff-jones, 2013).

La ciencia de la complejidad está integrada por diferentes disciplinas para lograr construir un marco interdisciplinario, de aproximación, investigación y modelación de sistemas complejos. Estas disciplinas se “entrelazan” para dar lugar un marco teórico específico para los fines de cada trabajo de investigación, de acuerdo a las cuestiones que cada investigador busca despejar, estas son las disciplinas fundamentales que en la actualidad pueden colaborar en el desarrollo de una teoría general de sistemas complejos.

**Dinámica:** estudia el continuo cambio de las estructuras y comportamientos de los sistemas en el tiempo.

**Información:** el estudio de la representación, símbolos y comunicación.

**Evolución y aprendizaje:** el estudio de cómo los sistemas se adaptan a los constante cambios en el entorno.

**Computación:** el estudio sobre cómo los sistemas procesan información para conseguir un objetivo común.

La ciencia de la complejidad ha desarrollado una metodología propia basada en una combinación entre trabajo experimental y trabajo teórico. Recientemente la creciente metodología de la simulación computacional ha ganado importancia, siendo la simulación basada en agentes autónomos y el análisis de redes son las dos herramientas más poderosas para la simulación y análisis de sistemas complejos.

- **Dinámica**

La dinámica, del término *dynamic* que significa cambio, y el término sistemas dinámicos se ocupan del estudio del cambio de los sistemas en el tiempo. En este proceso intervienen otros conceptos como la predicción y la emergencia de comportamientos complejos que producen los sistemas en un nivel macro, producto de la interacción de los componentes del sistema. La teoría de los sistemas dinámicos estudia estos comportamientos del nivel micro al nivel macro, y analiza que tipos de comportamientos pueden producirse e intenta predecirlos.

Aristóteles (384 a. C. – 322 a. C.) fue el autor de la teoría más antigua acerca del movimiento y fue aceptada por casi 1,500 años, esta descansaba sobre dos principios básicos. Él sostenía que el movimiento de los cuerpos en la tierra difería del movimiento en los cielos; afirmaba que el movimiento de los cuerpos en la tierra era de forma lineal y que este movimiento se producía si una fuerza actuaba sobre estos. En los cielos, los objetos celestiales se movían en círculos perfectos alrededor de la tierra y que el movimiento de los cuerpos terrestres dependía de su composición; una piedra caía hacia la tierra por que estaba compuesta de este material, así como los gases se elevaban porque estaban compuestos de aire, los cuerpos más pesados contenían más tierra y por lo tanto caían más rápido.

Galileo Galilei (1564-1642) fue uno de los pioneros en la experimentación al utilizar ciencia empírica para sus investigaciones, así como sus predecesores Copérnico y Kepler. Galileo, en un gran atrevimiento hacía los fundamentos de la Iglesia católica, aseguraba que los cuerpos celestes no se movían alrededor de la tierra sino alrededor del sol. Fue hasta el año 1992 en que la iglesia católica mediante Juan Pablo II (359 años después) admitió oficialmente que Galileo había sido perseguido injustamente y pidió perdón por su inmerecida condena.

Kepler descubrió que el movimiento de los cuerpos celestes era de forma elíptica no circular. Mientras que Copérnico y Kepler centraron sus trabajos en el estudio del movimiento de los objetos celestes, Galileo estudió ambos, desarrolló principios fundamentales de la física que hasta la actualidad siguen siendo parte de los conceptos fundamentales de la física, como el péndulo, la caída de cuerpos, el rodamiento en planos inclinados. Galileo no contaba con los instrumentos de medición con los que actualmente trabajamos, para medir el tiempo del péndulo, utilizaba los latidos de su corazón. Sin embargo la parte más significativa de Galileo fue la confrontación hacia las ideas y principios aristotélicos y católicos como paradigmas dominantes de la época, y el desarrollo de la experimentación como proceso de la investigación científica.

Para muchos físicos la persona más importante en la historia de la dinámica es Isaac Newton, nació un año después de la muerte de Galileo. Puede decirse que él construyó su propia ciencia, la Dinámica. Para construirla fue necesario inventar el cálculo, rama de las matemáticas que describe el movimiento y el cambio. Los físicos llaman al estudio del movimiento Mecánica, del griego *mekanikos* que significa relativo a la máquina, este término refleja la clásica visión de que el movimiento puede ser explicado por una combinación de acciones mecánicas, a las teorías de Newton en la actualidad se le conoce como mecánica clásica. La Mecánica está dividida en dos grandes áreas *kinematics* que describe cómo se mueven los objetos y la Dinámica que explica como los cuerpos obedecen las leyes de la cinemática. Las teorías de Kepler son cinemáticas, estas describen cómo se mueven los cuerpos en el cielo, pero no el por qué se mueven de esta forma, sin embargo las leyes newtonianas son el fundamento de la Dinámica, estas explican el movimiento de los planetas y de cualquier objeto bajo los conceptos de fuerza y masa.

Seguramente Newton no imaginaba el impacto que sus tres leyes básicas tendrían en la concepción del mundo y en la formación de paradigmas así como en el desarrollo de la investigación científica. Newton comprendió mediante su trabajo sobre el movimiento de los planetas, que sus leyes aplicaban a los objetos terrestres y celestes, en consecuencia en todo el universo ya que el movimiento elíptico de los planetas supondría un constante cambio.

La Mecánica newtoniana logró construir una visión del universo “como una maquinaria de reloj”, esto provocó un gran cambio en la forma de comprender el

universo y las leyes que lo gobiernan. En 1814 el matemático Pierre Simon Laplace comprendió la implicación que tenían las tres leyes de Newton en la predicción de los sistemas.

“Debemos de considerar el estado actual del universo como el efecto de su estado antecedente y como la causa del estado que debe seguir. Una inteligencia que conoce todas las fuerzas que actúan en la naturaleza en un instante dado, así como las posiciones momentáneas de todas las cosas en el universo, sería capaz de comprender en una sola fórmula los movimientos de los cuerpos más grandes así como los átomos más ligeros de la mundo, siempre que su intelecto fuera suficientemente poderoso para someter todos los datos al análisis.

Nada sería incierto, tanto el futuro como el pasado estarían presentes ante sus ojos. La perfección que la mente humana ha podido dar a la astronomía no es sino un débil contorno de tal inteligencia”. (Pierre-Simon Laplace).

Uno de los mayores descubrimientos de la física en el siglo XX mostró que el sueño de Laplace es imposible, la predicción sobre cada partícula en el universo fue derrumbada por el físico alemán Werner Heisenberg en 1927, cuando desarrolló el concepto de *El principio de incertidumbre* en la mecánica cuántica, este afirma la imposibilidad de la medición precisa de la posición y del momento lineal (cantidad de movimientos) de una partícula al mismo tiempo. Esto produce que las partículas, en su movimiento no tienen una trayectoria definida (Movimiento Browniano). Cuanta mayor certeza se tenga en la exactitud de la posición de una partícula en un momento determinado, menor será la certeza del *momentum*, (cantidad fundamental de movimiento).

Mediante el entendimiento de la teoría del caos a en las últimas décadas del siglo XX, se pudo comprender el principio de sistemas caóticos, en los cuales un pequeño cambio en la posición inicial de una partícula puede dar lugar a enormes desviaciones a largo plazo, este concepto es conocido como Dependencia sensible a las condiciones iniciales, (Feldman, 2012). Este concepto señala que en los sistemas caóticos el más mínimo error en la medición de las condiciones iniciales de un sistema eventualmente tendrá como consecuencia grandes errores en la predicción de un cambio. El ejemplo

clásico sobre este concepto es el de un huracán, en el que una pequeñísima diferencia inicial dará lugar a una imprecisión en la predicción de este.

Este concepto ha sido llevado a diferentes contextos fuera de la ciencia, tergiversando su verdadero significado, ha dado lugar al aforismo de “Efecto mariposa”, que es comúnmente utilizado como una analogía sobre el concepto inicial, este ha servido para ejemplificar que un pequeño cambio en las condiciones iniciales puede generar grandes cambios en el futuro, producto de los ciclos de retroalimentación.

Tal vez la confusión pudo haberse originado debido a la conferencia que brindó el meteorólogo Edward Lorenz en 1927, para presentar los resultados sobre sus modelos matemáticos, Lorenz utilizaba modelos computacionales para la predicción en los sistemas climáticos, el aforismo original no era que el aleteo de una mariposa en Brasil puede crear un huracán den Texas, sino era, que el aleteo de una gaviota podía provocar una tormenta.

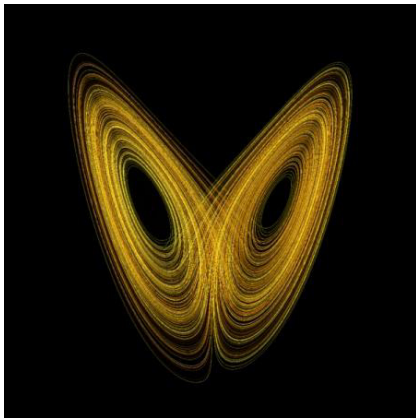


Figura 2.21 Modelación del atractor de Lorenz.  
Fuente:<https://titanlab.org/2010/04/08/lorenz-attractor/599#imgrc=ROfdi1151X8UaM>

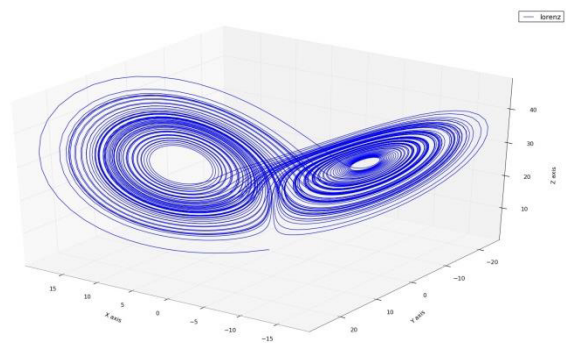


Figura 2.22 Modelación del atractor de Lorenz.  
Fuente:[https://www.google.com.mx/search?q=lorenz+attractor&source=lnms&tbn=isch&sa=X&ved=0ahUKEwiRpKaPxNnTAhVM4mMKHUtwC68Q\\_AUICigB&biw=1366&bih=599#imgrc=ROfdi1151X8UaM](https://www.google.com.mx/search?q=lorenz+attractor&source=lnms&tbn=isch&sa=X&ved=0ahUKEwiRpKaPxNnTAhVM4mMKHUtwC68Q_AUICigB&biw=1366&bih=599#imgrc=ROfdi1151X8UaM):

Este descubrimiento según palabras de Lorenz, se dio de forma fortuita al comparar diferentes resultados cuando alimentaba sus modelos los mismos datos, supuso que existía algún desperfecto en las computadoras, sin embargo comprendió que los valores iniciales eran los mismos, más no los subsecuentes, comprendió que esto se debía a el “redondeo” que hacía la computadora sobre estos valores y así se dio cuenta

que mínimos cambios en las decimales que ingresaba a sus modelos, producían grandes cambios en largas predicciones (Lorenz,1995).

De este hecho logró desarrollar la Ecuación de Lorenz en la que muestra la existencia de “atractores extraños”, estos se pueden observar al generar la trayectoria de una función en una modelación computacional de una ecuación de tres variables, al graficarla en tres dimensiones. Por lo tanto el concepto tiene más que ver con errores de medición inicial que con pequeños cambios en el proceso de un sistema, más de alguno ha relacionado la bella forma que genera la ecuación de Lorenz a encontrar un atractor extraño con el contorno de una mariposa, contribuyendo a la analogía creada del atractor con el Efecto mariposa.

Resulta generalizada la idea de que fue Edward Lorenz quién construyó la Teoría del caos y de los Atractores extraños, sin embargo no resulta fácil para los investigadores del tema quién fue exactamente el primero en abordar el concepto. El concepto fue propuesto por muchos autores antes que se inventara la mecánica cuántica. El físico James Clerck Maxwell en 1873 señalaba que existen cierto tipo de fenómenos que son afectados por magnitudes físicas y que estas son demasiado pequeñas para ser consideradas, pero pueden crear resultados de gran importancia.

El ejemplo más claro de un sistema caótico fue el expuesto por el matemático francés Henri Poincaré, él fue el mayor influyente en el campo de la teoría de los sistemas dinámicos. Poincaré descubrió la sensibilidad a las condiciones iniciales cuando intentaba resolver un problema de tres variables utilizando las leyes newtonianas. No resolvió cabalmente su cometido, pero su acercamiento fue demasiado grande, al igual que Newton, utilizó el cálculo para el desarrollo de sus ecuaciones, inventó una rama de las matemáticas, la Topología algebraica. Esta es una extensión de la geometría tradicional y la desarrolló para solucionar su investigación.

Señaló, “que si se conocieran perfectamente dos estados de las condiciones iniciales, entre posición inicial, masa y velocidad, con una mínima diferencia puede producir grandes diferencias en los resultados” (Gaspard, Henneaux & Lambert, 2004:99). Su temprana corazonada sobre el concepto, obtuvo evidencia cuando Lorenz demostró que pequeñas condiciones iniciales puede dar a lugar a grandes cambios en la predicción de los sistemas climáticos. En la actualidad se han desarrollado potentes modelos computacionales para la predicción del clima, pero solamente estos pueden

llegar a una cierta precisión en la predicción del clima de una semana. En la actualidad no se conocen con certeza los límites de la predicción en los sistemas, si se debe a aspectos fundamentales del caos en un sistema o la falta de precisión en los valores ingresados a los modelos de predicción

#### • **Información**

Una de las principales características de los sistemas complejos es la autoorganización, existen numerosos ejemplos que pueden ejemplificar la autoorganización en los sistemas, desde sistemas naturales, como sistemas económicos o sociales. “El orden se crea fuera del desorden” (Lloyd, 2014) estos dos conceptos abstractos y opuestos pueden ser interpretados en diferentes formas y situaciones.

El investigador sobre sistemas complejos del MIT Seth Lloyd (2016) ha propuesto la *información* como una forma para caracterizar y medir el orden y el desorden -complejidad y simplicidad- en los sistemas. El término información es utilizado de forma muy divergente en la actualidad y en nuestras sociedades contemporáneas, generalmente entendido como una forma de presentar conocimiento o eventos, sin embargo ¿qué es la información?, esta puede ser una de las preguntas más difíciles de responder. Gregory Bateson citó en algún momento de su vida, “La diferencia que hace la diferencia”, esta cita puede resultar muy abstracta en sí, pero ayuda a crear un concepto, la diferencia. Información del sustantivo *informatio* y del verbo latín *informare* que puede entenderse como lo que confiere o modifica la forma; este concepto alberga en sí mismo la posibilidad de diferenciación entre dos entidades fundamentales.

Lloyd señala que un buen comienzo para comprender la información es medirla. Una forma de abordar el concepto de medición (cuantificación) de la información es mediante la unidad básica de información, el *bit* (dígito binario), el bit es utilizado para medir cantidades de información, la idea básica del bit es medir las cantidades de diferencias posibles, el bit mide la distinción entre dos posibilidades o estados, que comúnmente es entendida bajo la noción binaria entre 0 y 1, pero esta diferencia puede ser entendida en otros términos, sí o no, verdadero o falso. Esta diferencia básica mide la posibilidad entre dos diferencias, todo lo que pueda presentar dos estados corresponde a un bit de información, una posibilidad de cuatro estados corresponde a dos bits de información, siendo tres bits para ocho posibles estados y así sucesivamente.



Desde el comienzo de la era de la computación los científicos han pensado que la transmisión de la información y la computación no solo puede darse en los circuitos electrónicos, también puede darse en los sistemas vivientes. Estos términos como transmisión de la información y computación tienen sus inicios a finales del siglo XIX, sin embargo fueron definidos matemáticamente hasta ya entrado el siglo XX. Estos conceptos fueron inicialmente motivados por un ingenioso acertijo en el siglo XIX, cuando comprendieron que existía un “ser” sumamente inteligente, casi “demoniaco”, que parecía hacer mucho sin el menor gasto energético, esta idea motivo a varios físicos a despejar el acertijo, la idea del “ser demoniaco” envuelve tres nociones fundamentales energía, trabajo y entropía.

El físico británico James Clark Maxwell desarrolló las conocidas ecuaciones de Maxwell, en 1871 publicó su libro *La teoría del calor*, en este, formuló un rompecabezas bajo el título de *Limitaciones de la segunda ley de la termodinámica*. Para comprobarlo propuso una caja que se encuentra dividida por una pared con una puerta, la puerta está controlada por un “demonio”, un pequeño ser que mide la velocidad de las partículas de aire cuando pasan frente a él, este abre la puerta permitiendo que las moléculas más rápidas entren en la parte izquierda de la caja, y cerrándola cuando intentan pasar partículas lentas, después de un tiempo las moléculas de aire se han organizado, de un lado se encuentran las moléculas más rápidas y del otro lado las más lentas, por lo tanto la entropía (desorden) se ha disminuido.

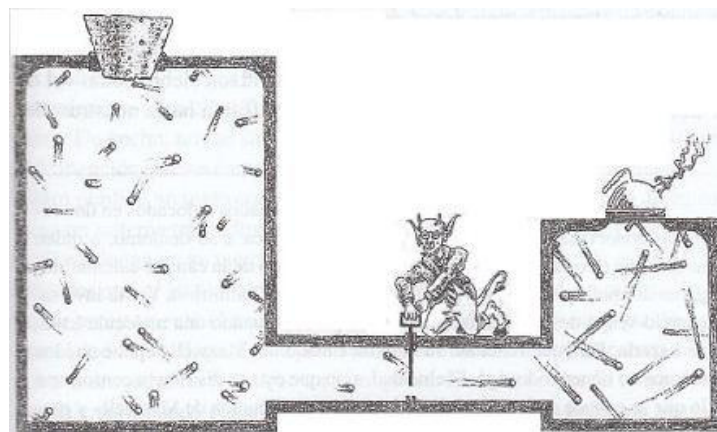


Figura 2.23 Imagen del demonio de Maxwell.  
Fuente:<https://physicsforme.com/tag/maxwells-demon/>

De acuerdo con la segunda ley de la termodinámica señala que: la entropía siempre se incrementa hasta que alcance su máximo valor. La entropía de un sistema

siempre se incrementará hasta su límite, nunca disminuirá por sí misma a menos que un agente externo trabaje para reducirla. Maxwell se preguntó qué clase de trabajo ha hecho el demonio, para comprenderlo asumió que la puerta había sido utilizada por el demonio para organizar las moléculas de aire frías las lentas de un lado de la caja y las rápidas, las calientes del otro, el sistema de moléculas frías se ha vuelto más frío y el sistema de moléculas calientes se ha vuelto más caliente sin haber existido un trabajo, solamente la inteligencia de una gran observación ha sido utilizada. Este acertijo sobre la segunda ley de la termodinámica (el incremento de entropía en el tiempo) confundió a muchos de los más brillantes físicos del siglo XIX. Muchos científicos intentaron resolver esta paradoja durante casi 60 años.

No fue hasta el año de 1929 cuando el físico húngaro Leo Szilard propuso que la “inteligencia” o más precisamente el hecho de obtener información a través de la observación y la medición, constituía el trabajo realizado por el demonio. Szilard fue el primero en relacionar la entropía con la información, esta relación fue el fundamento de la teoría de la información y una de las ideas claves de los sistemas complejos. En su artículo, *Sobre la disminución de la entropía en un sistema termodinámico por la intervención de seres inteligentes* (1929), señaló que para el proceso de medición de la velocidad de las partículas de aire, el demonio requiere de un bit de información para distinguir entre dos posibilidades, si es rápida o lenta. “Szilard fue quizás el primero en utilizar el concepto de bit de información obtenida de la deserción de rápida o lenta” (Mitchell, 2015:45).

Con las ventajas tecnológicas que ofrece el siglo XXI resulta evidente que la obtención de información requiere de un gasto energético, en el tiempo de Maxwell y sesenta años después, cuando Szilard publicó su famoso artículo, existía una tendencia generalizada a escindir los procesos físicos y mentales. Esta relación entre la información y los procesos físicos fue aclarada hasta mediados del siglo XX, con el descubrimiento de que el “observador” jugaba un papel fundamental en la mecánica cuántica (Lloyd, 1996). La teoría de Szilard fue ampliamente extendida y generalizada por el físico francés Leon Brillouin y Denis Gabor. En la década de los 50, muchos investigadores físicos coincidían en que por fin había terminado con el dilema del demonio, cuando demostraron de forma detallada que en el proceso de medición de las partículas de aire implicaba un incremento en la entropía.

Sin embargo cincuenta años después del artículo de Szilard fueron expuestos “huecos” en esta teoría. En 1980 el matemático Charles Bennett mostró que existían varias ingeniosas formas de observar y recordar la información, en el caso del demonio de Maxwell la categorización de las partículas; si estas eran rápidas o lentas sin un incremento en el estado de entropía. La notable demostración de Bennett sentó las bases del concepto de reversibilidad en los procesos de cómputo; en su teoría sostenía que los procesos de cómputo en cualquier caso, pueden ser realizados sin gasto energético. Esta teoría parecía implicar un regreso al dilema del demonio, y demostró que la segunda ley de la termodinámica estaba a salvo, con el descubrimiento del físico Rolf Landauer señaló que no es el acto de medición, más bien el proceso de borrar la información que necesariamente incrementa la entropía; este es un proceso irreversible, la información se ha perdido, no puede ser restaurada sin un nuevo proceso de medición, Bennet demostró que en este proceso de borrado debe de existir un gasto energético y por lo tanto un incremento en la entropía, exactamente la misma cantidad que la cantidad disminuida de entropía en el sistema.

Los trabajos realizados por Landauer y Bennett rellenaron los huecos de la teoría de Szilard, bajo la misma esencia, el acto de medición y de selección del demonio que requiere de un proceso de borrado, inevitablemente conlleva a un aumento en la entropía, validando la segunda ley de la termodinámica. “Debería de decir que en la actualidad existen numerosos físico que no “compran” la demostración de Landauer y Bennett, el demonio de Maxwell sigue causando controversia hasta hoy” (Mitchell, 2009:47).

El modelo mental experimental inventado por Maxwell sirvió para mostrar su punto de vista sobre la segunda ley de la termodinámica. Este experimento mental como muchos otros, tuvieron una gran influencia en la formación de nuevos campos del conocimiento, la teoría de la información y la información en la física fueron producto de este ejercicio conceptual ideado en el siglo XIX.

La entropía en los sistemas termodinámicos es entendida como una cantidad de energía que no puede ser convertida en trabajo, pero es transformada en calor. Este principio fue desarrollado por Rudolph Clausius en 1856, en este periodo se pensaba que el calor era una especie de fluido que podía moverse de un sistema a otro, y la temperatura era una propiedad del sistema que se veía afectada por el flujo de calor.

Varias décadas después emergieron en la comunidad científica diferentes formas de comprender el calor. Los sistemas se encuentran constituidos por moléculas, y el calor es el resultado del movimiento de la energía *kinésica* de las moléculas. Esta nueva forma de comprender el calor se debió principalmente al trabajo realizado por Ludwig Boltzman.

Boltzman desarrolló la mecánica estadística que establece que: las propiedades generales de un sistema como lo es la temperatura, surge de las propiedades microscópicas (e.g. el movimiento de millones de moléculas). La mecánica estadística clásica supone el determinar la posición y la velocidad de cada partícula, así como las fuerzas que interactúan en estas, para predecir su posición y velocidad, esto resulta prácticamente imposible.

La mecánica clásica intenta conocer las propiedades microscópicas de un sistema utilizando las leyes de Newton, la Termodinámica se ocupa de los comportamientos macroscópicos de los sistemas, sin reconocer las propiedades microscópicas que son la fuente de las propiedades macroscópicas; la mecánica estadística se sitúa entre estos dos extremos. Sin embargo la mecánica estadística solamente determina el probable comportamiento de un sistema. De acuerdo con este acercamiento, las moléculas se moverán de forma estocástica en el espacio de forma uniformemente distribuida, existe una mínima posibilidad de que todas las partículas se concentren en un determinado momento en un sector del espacio contenedor, por lo tanto no existía nada en las leyes de Newton que pudieran predecir la exactitud de un sistema. Boltzman comprendió que si existiera el porcentaje de las entidades microscópicas, el acercamiento estadístico podría predecir el comportamiento en cualquier momento, los grandes porcentajes tendrían mayor posibilidad de ser predichos. Boltzman desarrollaba su propio acercamiento, sugería que las leyes físicas solamente podían ser aplicadas “virtualmente” en cualquier momento, más que “exactamente”. En la mecánica estadística el movimiento y la posición de las partículas de un sistema en un determinado momento se denomina microestado, las partículas de aire en un espacio determinado se distribuirían uniformemente, este particular ordenamiento de las partículas es mucho más probable que otro comportamiento. Boltzman comprendió que esto sucedía por que existían muchas más posibilidades de microestados que fueran uniformemente distribuidos, que un acomodo más determinista del sistema -como concentrarse en un determinado sector del espacio- “...es mucho más

probable que suceda lo más probable, es por eso que la entropía siempre o casi siempre gana” (Hilbert, 2016).

Las ideas de Boltzman fueron rechazadas en su momento por gran parte de la comunidad científica, contribuyendo a su suicidio a la edad de 62 años, esto, después de regresar de una serie de conferencias dictadas en la costa este de los EU, a su regreso, cayó en una profunda depresión que lo llevo a tomar esta decisión. Sin embargo solo unos años después sus ideas fueron generalmente aceptadas, y es considerado uno de los principales científicos de la historia. En su lápida de muerte se encuentra grabada su famosa ecuación, en la que describe la constante de Boltzman, que relaciona la temperatura absoluta y la energía.

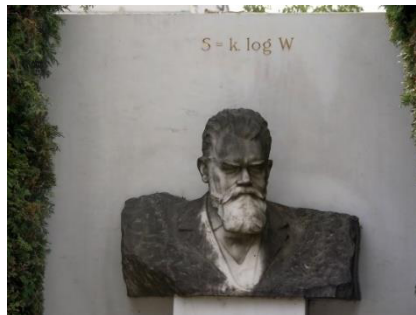


Figura 2.24 Busto de L. Boltzman en su lápida  
Fuente :<http://www.atlasobscura.com/places/boltzmanns-grave>

Muchas de las principales ideas que han revolucionado la ciencia han sido promovidas por los avances tecnológicos, durante el siglo XIX el estudio de la termodinámica fue motivado por los retos que encaraban la nueva tecnología, los motores a vapor. En el siglo XX la revolución en los sistemas de comunicación motivó que el matemático estadounidense Claude E. Shannon (1940) adaptara los postulados de Boltzman al campo de las comunicaciones. Shannon trabajaba para los laboratorios *Bell*, intentando transmitir señales de forma más rápida y segura a través de las líneas telefónicas. Este esfuerzo lo llevó a desarrollar lo que hoy se le conoce como Teoría de la información; en 1948 escribió su famoso artículo *Teoría matemática de la comunicación*, en este, Shannon desarrolló el concepto de la capacidad de un canal. En este expone la máxima cantidad de información que puede transmitirse por un canal de comunicación. Shannon definió la cantidad de información producida por una fuente mediante una fórmula similar a la ecuación que define la entropía termodinámica en la física para calcular la cantidad de información que puede ser transmitida en un mensaje.

El concepto de información desarrollado por Shannon ignoraba por completo el significado de la información, solo consideraba la cantidad de información emitida por la fuente y la recepción mediante un canal. En una analogía con los conceptos de Boltzman comprendió que la información de un macroestado como la función del número posible de microestados. Shannon definió la información casi de forma idéntica como lo hizo Boltzman en su forma más general de la entropía en los sistemas físicos, como la cantidad de información contenida en un mensaje en términos de la entropía de la fuente emisora, esto es, la cantidad de posibles mensajes que puedan ser transmitidos (posibilidad de microestados); a este concepto se le ha denominado la entropía de Shannon, que puede ser entendida como el “porcentaje de sorpresa” que pueda producir la fuente o el grado de incertidumbre.

Los conceptos desarrollados por Shannon a mediados del siglo pasado fueron la antesala para múltiples aplicaciones en la actualidad para la transmisión de datos. La Teoría de la información es un concepto central en la criptografía y en el reciente campo de la bioinformación, en el que los conceptos de información y de entropía son utilizados para medir y analizar las secuencias genéticas. Sin embargo estos conceptos siguen siendo fundamentales en el estudio de campos de investigación más recientes, como la Teoría de la información cuántica y la información dinámica. Estos conceptos juegan un papel central para la construcción de la teoría de complejidad y el estudio de los sistemas complejos.

#### • **Evolución**

La segunda ley de la termodinámica señala que la entropía total de un sistema siempre se incrementará hasta alcanzar su valor máximo. Este concepto, en su más amplia acepción, ha sido utilizado a lo largo de la historia por distintos personajes, el Buddha señaló que: “Todo lo que está sujeto a decaer, está compuesto por cosas”; en el antiguo testamento el profeta Isaías profetizó que “La tierra envejecerá como una vestidura”. (Mitchell, 2009:71).

Este concepto puede resultar inexorable, sin embargo la naturaleza nos da una sorpresa con un contraejemplo: la vida. (Schrödinger, 1944). La vida -como la conocemos- está compuesta por sistemas vivientes complejos, estos sistemas cada vez más intrincados y complejos, separándose del desorden y la entropía.

De acuerdo a las leyes termodinámicas para decrecer la entropía debe de existir trabajo por mínimo que este sea; cómo o quién realiza el trabajo para que los sistemas vivientes puedan mantenerse y desarrollarse, la mayoría de las religiones se soportan por una divinidad que realiza esta acción (Mockingbird, 2011).

Esta noción ha abierto un debate filosófico y teológico en ciertos círculos. Cabe señalar que este trabajo no se ocupa de este escrutinio, ni toma partido de ninguna de las partes.

A mediados de 1800, Charles Darwin propuso sus revolucionarias ideas sobre la evolución, argumentaba que la evolución se lograba por “la mano invisible” de la selección natural. Esta idea ha sido considerada como una de las teorías más controvertidas en la historia de la ciencia. El filósofo Daniel Dennett escribió en su clásico libro *La peligrosa idea de Darwin* (1995) unas líneas que lo han afamado, (...) si tuviera que premiar a alguien por la mejor idea, premiaría a Darwin, sobre Newton y Einstein, y sobre cualquier otro, en una sola jugada la idea de la evolución por la selección natural unifico el campo sobre la vida, incorporando el espacio y el tiempo, como la causa y el efecto, estos obedecen a las leyes de la física.

A mediados de los años 1700, cien años antes que Darwin propusiera su teoría, el zoologista francés George L. Leclerc de Buffon publicó una serie de volúmenes titulados *Historia Natural*, en este trabajo describió las similitudes entre diferentes especies, pensaba que la tierra era más antigua que los seis mil años bíblicos, y que los organismos habían evolucionado de un ancestro común, sin embargo no expuso los mecanismos sobre esta evolución, estas ideas fueron rechazadas por la iglesia católica francesa de su momento.

Al igual que el abuelo de Charles Darwin, Erasmus Darwin un notable científico del siglo XVIII creía que la evolución provenía de un ancestro común, el sí propuso los mecanismos de esta selección. El evolucionista francés anterior a Charles Darwin, Jean Baptiste Lamarck publicó en 1809 su libro *Filosofía zoológica*, en este, afirmaba que la evolución de nuevos organismos se daba de forma espontánea las especies evolucionaban a través de características heredadas, la idea central que sostenía era que a lo largo de su vida los organismos se adaptaban al entorno, esta adaptación es adquirida y transmitida a sus descendientes. Lamarck comprendió que esta adaptación

mostraba una tendencia hacia la progresión, que esta progresión producía organismos cada vez más avanzados, en consecuencia los cambios eran para ser mejores.

Es conocida la notable diferencia entre las dos grandes teorías sobre la evolución, motivando a grandes debates sobre cuál es la evolución real, (Koonin & Wolf, 2009). La idea central propuesta por Lamarck es que la evolución persigue un objetivo preciso. La teoría de Darwin sostiene que es producto de mutaciones genéticas i.e. cambios aleatorios no dirigidos, que producen organismos mejor adaptados. Los ejemplos clásicos sobre estas dos diferencias son por parte de Lamarck el cuello largo de las jirafas, y por su parte Darwin ejemplifica su teoría analizando la evolución del pico de las aves pinzón. Ambas posturas son importantes y reflejan claramente la interacción entre las especies y su entorno.

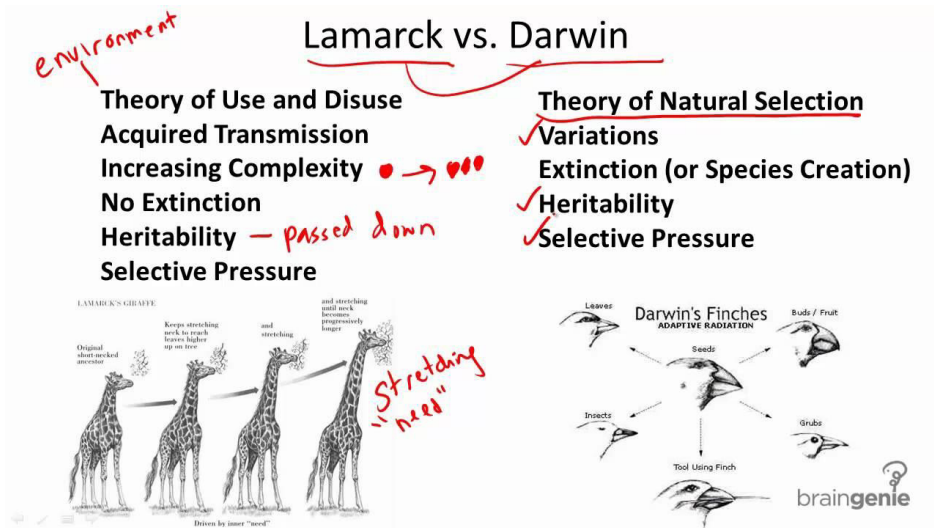


Figura 2.25 Gráfico sobre las diferencias entre la teoría evolucionista de Lamarck y Darwin.

Fuente: <https://www.google.com.mx/search?q=darwin+s+evolution+vs+la+marck+majordifferences.com&difference-between-darwinism-and.html>

El científico de la universidad de California Martin Hilbert (2016), ha dedicado parte de su trabajo al estudio sobre la evolución de los sistemas complejos, y ha propuesto cuatro elementos básicos sobre la evolución. Señala que la evolución en sí, es un proceso que toma mucho tiempo, es acumulativo, la evolución se acelera, (...) parece que la evolución es cada vez más rápida e igualmente incrementa su complejidad mediante la acumulación de información y finalmente sostiene que la evolución conduce a una mayor complejidad.



Indica que la evolución toma mucho tiempo debido a la selección natural, la selección natural es una de las cuestiones más importantes en la evolución, esta es desde su perspectiva, la diferencia en tasas de crecimiento entre dos entidades, si una especie tiene mayores tasas de crecimiento que otra, tendrá mayores posibilidades de sobrevivir y se convierte en el nuevo estándar, este concepto lleva mucho tiempo en ocurrir, ya que los patrones de crecimiento deben de ser continuos.

La evolución es acumulativa, la evolución se va dando en número de componentes en el sistema al agruparse en diferentes escalas, genes que forman células, células que forman colonias de células que conforman organismos multicelulares, y estos en colonias de organismos para formar especies y así comunidades, cuestiona si existe una lógica científica para pensar en una aceleración en la evolución de las comunidades y de la cultura.

Hilbert considera la noción sobre la mutación como una parte de la evolución, considera que la mutación son “accidentes congelados”, y que de estos accidentes surge un organismo con características diferentes, estas hacen que se adapta más fácilmente a su entorno, en consecuencia tendrá mayores posibilidades de reproducirse y elevará su tasa de supervivencia y de reproducción para desarrollarse como colonia.

Como resultado de estas teorías evolutivas es aceptada entre los científicos de los sistemas complejos, que la evolución dará lugar a un incremento en el grado de complejidad de los organismos y colonias producto de la intención de adaptarse a los continuos cambios en el entorno, desarrollando nuevas estrategias y comportamientos cada vez más intrincados, por lo tanto es generalmente aceptada la idea de que la evolución conducirá a una mayor complejidad en los sistemas.

Los biólogos Stephen Jay Gould y Niles Eldredge (1972) son creadores de la noción del equilibrio puntuado o escalonado (*Punctuated Equilibrium*), este término es comúnmente utilizado como la traducción literal inglesa, sin embargo podría ser más acorde al sentido como “equilibrio interrumpido o intermitente”.

Esta noción tiene que ver con el ritmo de la evolución, así como muchos biólogos se adhieren a las ideas básicas del Darwinismo, la evolución ha ocurrido en los últimos millones de años y continua ocurriendo, todas las especies provienen de un

ancestro; la selección natural ha jugado un papel importante en la evolución y en consecuencia no existe una fuerza que dirija la evolución de los organismos concluyen.

### • **Computación**

En la actualidad el término computación es comúnmente utilizado en un sin número de circunstancias y escenarios. Profundizando un poco en literatura específica se puede observar la utilización del término en diferentes disciplinas como en la biología, la economía, las ciencias cognitivas por citar algunas. El término comenzó a ser utilizado con el inicio de la era de las computadoras. Así como el término información fue definido por Shannon en términos de predictibilidad, este concepto es “(...) algo que es analizado en busca de un sentido, es recordado y combinado con otras informaciones para producir algún resultado o acción”. En resumen la información es procesada vía la computación. (Mitchell, 2009:57).

Desde que Szilard propuso la idea de que la información podría redimir a la segunda ley de la termodinámica, la información y la computación han sido conceptos que se encuentran “hermanados”, a estos dos conceptos se han acercado otras disciplinas científicas, principalmente la biología, el concepto para describir a un sistema viviente mediante las redes de procesamiento de información es cada vez más utilizado (Curtis, 2013).

En la actualidad es difícil separar la idea de computación del procesamiento de información. Este concepto resulta fundamental para el estudio y análisis de los sistemas complejos, para lograr un acercamiento vía la computación y la información es preciso definir ciertos conceptos fundamentales.

En un nivel muy general podrá decirse que la *computación* es lo que “hacen” los sistemas complejos con la información para adaptarse al entorno. Para hacer más precisa esta exposición, es necesario comprender qué es la información y dónde se encuentra. Estos cuestionamientos inevitablemente nos encaminan “(...) a sumergir los pies en las en las aguas más oscuras de las ciencias de la complejidad” (Mitchell, 2009:170)

Mitchell señala que para el entendimiento de estos conceptos es necesario comprender que cuando se señala “que un sistema procesa información” es necesario resolver las siguientes preguntas.

¿Qué papel juega la información en un sistema dado?

¿Cómo es transmitida esta información en el sistema?

¿Cómo la información adquiere sentido y para quién?

La noción de computación fue formalizada en la década de los 30 por el matemático inglés Alan Mathison Turing. Turing es considerado uno de los padres de la computación y precursor de lo que hoy se conoce como la informática moderna, el comienzo de la computación, como la comprendemos hoy comenzó con las máquinas de Turing. La primera máquina fue concebida por el matemático inglés como automática, Turing dio una definición personal sobre esta como una “máquina inteligente”, su novedoso “artefacto” consistía en:

“... una ilimitada capacidad de memoria obtenida en la forma de una cinta infinita marcada con cuadrados, en cada uno de los cuales podría imprimirse un símbolo. En cualquier momento hay un símbolo en la máquina; llamado el símbolo leído. La máquina puede alterar el símbolo leído y su comportamiento está en parte determinado por ese símbolo, pero los símbolos en otros lugares de la cinta no afectan el comportamiento de la máquina. Sin embargo, la cinta se puede mover hacia adelante y hacia atrás a través de la máquina, siendo esto una de las operaciones elementales de la máquina. Por lo tanto cualquier símbolo en la cinta puede tener finalmente una oportunidad (Turing, 1948: 61).

La máquina de Turing también es conocida como “máquina universal”. Esta propuesta tuvo una gran importancia en el mundo tecnológico que hoy conocemos, en primera instancia por ser el primer modelo teórico de una máquina de computación, y en segunda por sus propiedades abstractas.

La máquina de Turing ha servido de base para gran parte de desarrollo teórico en las ciencias de la computación y ha sentado las bases para el estudio de la información y su relación con la ciencia de la complejidad. Desde entonces la formulación de Turing ha sido la base para el tradicional diseño de las computadoras “estilo von-Neumann”, su concepción abstracta sobre la información que se representaba en una cinta en forma de símbolos y los posibles estados en el que se encontraba la cabeza lectora de la cinta; la información era procesada por la cabeza lectora que era capaz de interpretar los

símbolos y cambiar de estados, todo esto se realizaba bajo ciertas reglas, y esto a lo que hoy conocemos como un programa computacional (*software*).

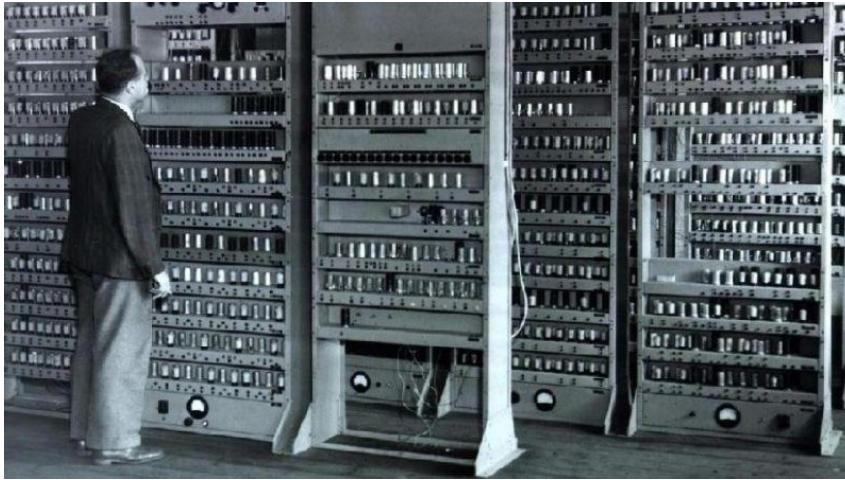


Figura 2.26 Máquina universal de Turing.  
Fuente: <http://freecodesolutions.com/tag/turing-machine/>

### 2.5.1 Sistemas Complejos (SC) Fundamentos teóricos

Existen innumerables definiciones sobre lo que puede definirse como un *sistema complejo*, no resulta una empresa fácil. Existen diferentes perspectivas y acercamientos sobre los que puede definirse como un sistema complejo. Sin embargo existen un conjunto de conceptos “clave” que podrían ser coincidentes para caracterizar a un sistema complejo.

Es comúnmente aceptado en la comunidad interesada en las ciencias de la complejidad, que el primer científico en intentar desarrollar una teoría científica sobre los sistemas complejos, fue el físico norteamericano Murray Gell-Mann, premio Nobel en 1967 y fundador del Instituto Santa Fe en Nuevo México EU. El Instituto Santa Fe (SFI) es un centro de investigación especializado en complejidad fundado en 1984, acentuando la participación y colaboración de manera multidisciplinaria en la búsqueda de la comprensión y entendimiento de fenómenos comunes que surgen a partir de los sistemas físicos, naturales y sociales.

Gell-Mann escribió un famoso artículo, *Simplicidad y Complejidad en la Descripción de la Naturaleza* (1988). En este trabajo, logró desarrollar y exponer fundamentos teóricos básicos sobre lo que es la complejidad y un sistema complejo, bajo la comparación entre la simplicidad y la complejidad de un fractal en diferentes

niveles de estructuración, cuestionó la complejidad de un fractal si este era un sistema complejo o un sistema simple, y si este se encontraba inmerso en diferentes niveles de complejidad al auto generarse en diferentes escalas.

De la misma forma, se interesó en la complejidad de los sistemas ecológicos, cuestionando si existía una mayor complejidad en un ecosistema como un bosque tropical, en donde existe una mayor biodiversidad, que en comparación con un bosque de coníferas.

Fue el primero en señalar la intervención de los conceptos de *estocacidad* y *determinismo* en el desarrollo de los procesos de evolución de los sistemas, exponiendo el trabajo realizado por John Holland sobre los algoritmos genéticos. En su trabajo Holland “entreno” a una computadora para desarrollar nuevas estrategias para la resolución de problemas, mediante la introducción de mutaciones aleatorias en los algoritmos, promocionando la parte de los códigos que ayudaban a obtener mejores resultados para la resolución de problemas y mezclándolos con otras partes de códigos que habían resultado exitosos, mediante este trabajo Holland logró provocar la evolución en las estrategias en los códigos, como las que desarrolló la vida en su evolución señaló Gell-mann y reflexionó sobre el papel del determinismo y la estocacidad en el proceso de la creación del universo. Este trabajo fue el resultado de una serie de charlas que tuvieron lugar en el Instituto Santa Fe, en esta intervinieron los pioneros y fundadores del Instituto.

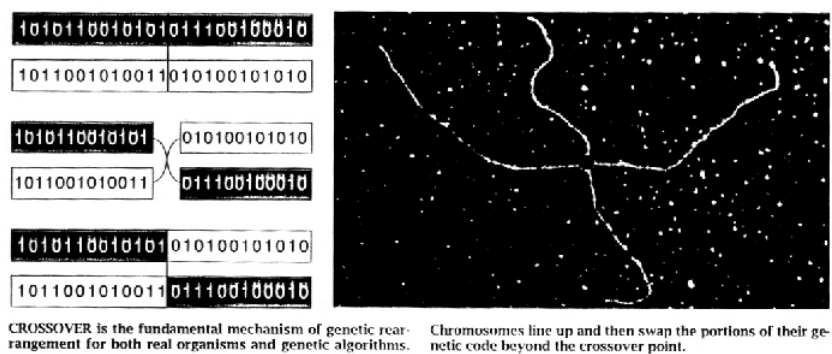


Figura 2.27 Imagen de los algoritmos genéticos realizados por John Holland.  
Fuente: <http://www2.econ.iastate.edu/tesfatsi/holland.GAIntro.htm>

Existe una gran cantidad de literatura sobre complejidad y SC, es evidente la falta de una definición univoca, sin embargo todas son coincidentes en algunos puntos.

Los investigadores Weng, Bhalla, Iyengar señalan que: “En un sentido general, el adjetivo "complejo" describe un sistema o componente que por diseño, función o ambos es difícil de comprender y verificar. (...) la complejidad está determinada por factores tales como la cantidad de componentes y la complejidad de las interfaces entre ellos, el número y la complejidad de las ramas condicionales, el grado de anidación y los tipos de estructuras de datos” (1999: 92).

D. Rind los define simplemente como: "Un sistema complejo es literalmente uno en el que hay múltiples interacciones entre muchos componentes diferentes” (1999: 105).

“En los últimos años la comunidad científica ha acuñado el término Sistema complejo para describir fenómenos, estructuras, agregados, organismos o problemas que comparten un tema común: (a) son inherentemente complicados o intrincados [...]; (b) rara vez son completamente deterministas; (c) los modelos matemáticos del sistema suelen ser complejos e implican un comportamiento no lineal; (d) los sistemas están predispuestos a resultados inesperados (el llamado comportamiento emergente) " (Foote, 2007:410). "La complejidad comienza cuando la causalidad se rompe” (Nature Physics, 2009:5:1).

Como se puede apreciar en las diferentes definiciones existen ciertas características que constituyen a los SC.

## **2.5.2 Conceptos generales de los sistemas complejos**

### **• Tamaño**

Un sistema complejo es una clase de sistema. Un sistema es un conjunto de partes llamadas componentes y al conjunto de conexiones entre estos se les llama relaciones, este conjunto de elementos puede ser ordenado o desordenado, un sistema desordenado no es más que un conjunto de elementos, porque no existe una estructura específica que se pueda describir, solamente un listado de los componentes y de sus propiedades. En contraste, es a través de las relaciones entre estos componentes y cómo se encuentran ordenados de una forma específica, mediante este ordenamiento pueden realizar una actividad conjunta como una entidad; es a través del trabajo conjunto como pueden emerger patrones globales de organización en un nivel superior que es capaz de funcionar como un todo. Y es así como billones de células se organizan para formar

órganos especializados, como el cuerpo humano logra emerger a un sistema global, capaz de funcionar como un organismo, este es el ejemplo más básico de un sistema complejo, constituido por una serie de componentes y de sus relaciones, que trabajando de forma conjunta se logra una emergencia de un nivel superior de organización (Colchester, 2016).

- **Jerarquía sistémica**

Como se ha señalado en líneas anteriores, se podría concluir que las características más elementales de un sistema son sus componentes, las relaciones entre estos y el surgimiento de un nuevo nivel de organización, conocido como el fenómeno de emergencia. Al surgir este nuevo orden de organización, el sistema es capaz de interactuar con otros sistemas dentro de su entorno, y al interactuar con otros sistemas se crean nuevos patrones de conformación en otro nivel, y se da nuevamente el fenómeno de emergencia, que dará lugar a nuevos niveles de organización y de interacción entre estos, incrementándose la complejidad. Las personas forman parte y se relacionan dentro de un grupo social, este grupo forma parte de una sociedad, y estas sociedades conforman a toda la humanidad, provocando una mayor complejidad.

El punto determinante en los sistemas complejos, es que estos se encuentran constituidos de forma jerárquica, los componentes se anidan dentro de subsistemas, que a su vez forman parte de sistemas más grandes y complejos y así sucesivamente. Todos los sistemas complejos tienen esta “propiedad multidimensional”, se encuentran conformados por muchos componentes en diferentes escalas, en donde cada nivel se ve afectado por uno o varios niveles superiores e inferiores, teniendo lugar una interconexión e interdependencia entre los componentes de forma vertical y horizontal entre los diferentes niveles. Tal vez esta sea la principal característica de los sistemas complejos, muchos componentes interactuando en diferentes niveles (Gell-Mann, 2003).

- **No linealidad**

Otra característica que se otorga a los sistemas complejos por la mayoría de los estudiosos en el tema es el concepto de no linealidad. Este concepto -en su acepción más básica- puede entenderse como la desproporción entre la entrada (*input*) y el resultado (*output*); es decir, no existe una proporción lineal entre la causa y el efecto. El

resultado puede ser mayor o menor al efecto, no existiendo una relación lineal entre ambos. Este resulta uno de los conceptos clave en los cuales se soporta la teoría de complejidad, aproximándose al estudio de los fenómenos bajo esta perspectiva de no linealidad y el análisis de los fenómenos con distribuciones de cola larga (Hilbert, 2015).

La no linealidad surge del hecho de que al disponer dos o más elementos interactuando de forma conjunta, no necesariamente el resultado será la simple adición de las propiedades de cada elemento aislado, en contraste, el resultado puede ser el efecto combinado de estas partes que inevitablemente se decanta hacia el aforismo aristotélico de que: el todo es más que la suma de sus partes.

Al encontrarse dos o más elementos aislados y combinarlos, el resultado no siempre resulta en la adición de las propiedades de cada uno de los elementos; el clásico ejemplo sobre este concepto es la cancelación de la propagación de las ondas de agua, que se interfieren una con otra al interactuar y no existir una coordinación entre estas, por lo tanto en este ejemplo existe un efecto combinado menor que la suma de sus partes (propagación de las ondas). Este concepto anida a la coordinación, que mediante esta se pueden generar sinergias en el sistema. Debido a esta característica de coordinación en los sistemas complejos, existen ciclos de retroalimentación que pueden llevar al sistema a estados de crecimiento o decrecimiento a tasas exponenciales, no lineales. Estos rápidos cambios de estado en el sistema se conocen como transiciones de fase, estas transiciones surgen lejos de las zonas de equilibrio (Prigogine). En un punto determinado el sistema entra en otra conformación cambiando de estado “súbitamente”. El ejemplo clásico para expresar una transición de fase es el congelamiento y la evaporación del agua, en un lapso muy corto de tiempo el sistema cambia de estado (líquido a sólido, o gaseoso en el caso del agua).

Los sistemas complejos se caracterizan por tener la capacidad de “convertirse” o cambiar en pequeños lapsos de tiempo, pequeñas variaciones en los valores de entrada (*inputs*) pueden desencadenar por medio de los ciclos de retroalimentación, grandes cambios en el sistema a una escala mayor (*outputs*), “(...) la no linealidad es en gran medida la forma de expresión de los sistemas complejos sobre su propia naturaleza, que involucra su profunda interdependencia e interrelación entre los componentes (Feldman, 2012).



## • Conectividad

En los sistemas complejos una propiedad básica es la interconexión entre sus componentes, algunas de las definiciones existentes, tratan con el grado o nivel de interconexión (número de conexiones de un componente aislado) entre los componentes de un sistema. A medida que se establece el grado de interconexión entre los agentes, da lugar al tipo de estructura característica de un sistema determinado, por lo tanto la forma y el nivel de interconexión entre estos será la parte medular en la composición de un sistema complejo, *cómo y cuáles* elementos se encuentran conectados entre sí, serán las cuestiones fundamentales para analizar y comprender a un sistema.

En un punto determinado en el grado de interconexión de un sistema, este deja de ser un conjunto de componentes interconectados y se convierte en una red de interconexiones. La conectividad dentro de un sistema aporta complejidad a este, el grado de conectividad de cada componente puede crecer de forma exponencial, un simple componente del sistema puede tener cientos o miles de conexiones, dando lugar a distribuciones de cola larga.

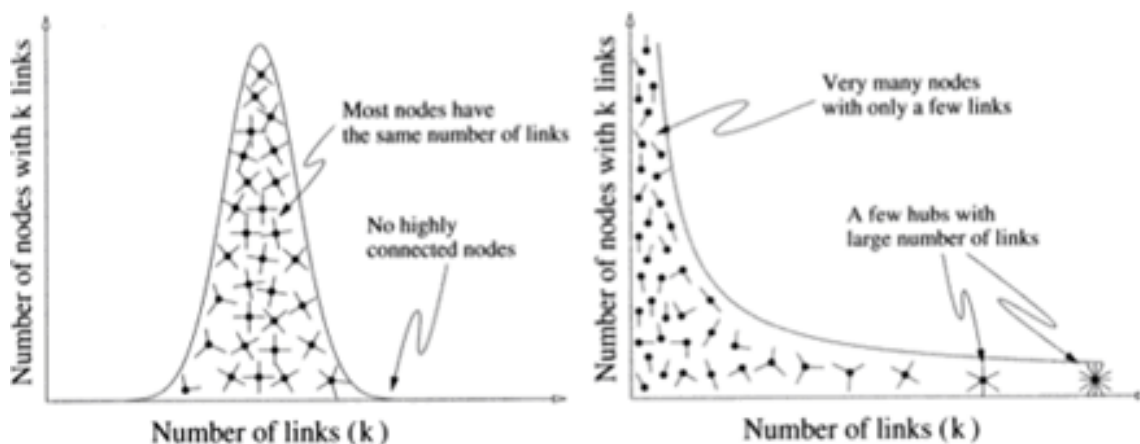


Figura 2.28 Izquierda. Curva de distribución normal o de campana. Derecha. Curva de distribución de “cola larga”.

Fuente: <https://www.google.com.mx/search?q=long+tailed+distribution&rlz>

## • Autonomía y adaptación

La autonomía y la adaptación son dos conceptos que se encuentran íntimamente relacionados, esta relación es fundamental en los sistemas complejos.

Así como una parvada de aves, o la información en el ciberespacio, no se encuentra regulada y controlada por un mecanismo centralizado que controla y regula el comportamiento de los componentes del sistema, los componentes dentro de un sistema tienen un cierto grado de autonomía generalmente dado por su capacidad adaptación al entorno de acuerdo con sus propios objetivos.

En este punto es oportuno precisar que en mucha de la teoría sobre los sistemas complejos adaptativos (SCA), se le denomina a los componentes como agentes del sistema, siendo muy utilizado el término de agente en los sistemas sociales. Este concepto de *agencia* señala desde la filosofía que: se denomina agencia a la capacidad que posee un agente (una persona u entidad) para actuar en un mundo. Y en la sociología este concepto se entiende como: un agente es un individuo que se conecta con la estructura social. Este término ha dado lugar a un espacio de debate ontológico y teológico en algunos círculos, ya que la agencia es considerada también como el libre albedrío. Algunos autores señalan que el concepto de agencia viene dado por la Ilustración, ya que cada *ser* tenía la *razón* para dirigir sus propios pasos en el mundo y en consecuencia tomar sus propias decisiones, y que estas no se encontraban predeterminadas por una entidad superior. En cualquiera de los casos expuestos la agencia cobra un cierto sentido de libertad en la capacidad para decidir sobre sus futuras acciones.

Dentro de un sistema complejo que no se encuentra regulado por un control centralizado y en el que los agentes tienen un cierto grado de autonomía puede darse la autoorganización entre ellos; estos pueden sincronizar sus comportamientos para dar lugar a la emergencia de patrones de organización desde el fondo hacia arriba (Epstein & Axtell, 1996). Este concepto se conoce como los procesos *bottom-up*, en el que las conformaciones en un nivel superior se gestan en el fondo, o en las estructuras más básicas de un sistema, y que es mediante los procesos de cooperación y de organización colectiva que se pueden llegar a dar conformaciones en un nivel macro. Con la autonomía se da a lugar a la capacidad de generar diferentes respuestas para cualquier fenómeno dado, por lo tanto; los sistemas complejos son heterogéneos en sí, y existe un alto grado de diversidad en ellos, como se puede observar en sociedades y en ecosistemas.

Un acercamiento más cuantitativo para el desarrollo de una teoría sobre sistemas complejos es el desarrollado por el científico en computación y matemático británico Stephen Wolfram, este enfoque siendo más matemático y cuantitativo basado en modelos computacionales ha cobrado mucho interés en los últimos años.

Wolfram señala que los acercamientos a los sistemas complejos se encuentran comprometidos con el análisis general de la complejidad, y señala que los fenómenos complejos pueden observarse tanto en el mundo natural como artificial; de la misma forma indica que la investigación en la física y en algunos campos de la biología, ha demostrado que los componentes básicos de la mayoría de los sistemas son “muy simples”, y que es crucial para muchos campos de la ciencia elucidar sobre los mecanismos matemáticos por los que grandes números de componentes interactuando conjuntamente pueden provocar comportamientos de gran complejidad y plantea que sería posible formular leyes universales que puedan describir esa complejidad (Wolfram, 2015).

Recalca sobre la importancia que tiene la segunda ley de la termodinámica en el comportamiento general de los sistemas. Esto implica que el orden inicial de un sistema se ve progresivamente degradado mientras el sistema evoluciona hasta llegar a su estado máximo de desorden o su máximo nivel entrópico. Sin embargo existen muchos sistemas que se comportan de forma opuesta, transformando una complejidad “simple” o un cierto grado de desorden en gran complejidad, muchos fenómenos naturales pertenecen a este tipo, como las turbulencias en los fluidos. La biología tiene uno de los mejores ejemplos de este tipo de comportamientos, la autoorganización.

El acercamiento del científico para lograr su propósito, ha sido mediante la utilización de modelos matemáticos que puedan ser lo más simple posible en su formulación y en los que pueda ser capturada las características esenciales para la generación de complejidad, postula que hallando las leyes que gobiernan esos sistemas en particular sean lo suficientemente generales para ser aplicadas al estudio de muchos sistemas naturales (Wolfram, 2015).

La utilización de modelos basados en computadora, en especial el desarrollo de autómatas celulares ha motivado su trabajo en las últimas décadas. En el año 2002 publicó un libro controvertido y revolucionario, *Un nuevo tipo de ciencia*.

Este trabajo fue el resultado de un estudio empírico y sistemático de sistemas de cómputo sobre los autómatas celulares, en este expone una metodología novedosa al promover los programas computacionales como disciplina científica, para sustentar este argumento, sostiene que mediante el uso de programas computacionales es posible llegar a la “abstracción” en la experimentación científica, la metodología propuesta en el libro está optimizada para hacerla directa y llena de significados como sea posible, a este concepto lo denomina *Ciencia abstracta sistémica*. El punto más representativo sobre el análisis de los modelos computacionales como los autómatas celulares, son el análisis y comprensión sobre cómo mediante “simples reglas” de comportamiento para cada célula, el sistema es capaz de desarrollar patrones de gran complejidad.

En la imagen 2.29 se puede observar el desarrollo de algunos autómatas celulares, estos autómatas se crearon después de 15 iteraciones, comenzando con una célula inicial “viva o encendida” en el centro de la retícula, después de cada iteración y bajo su propia regla pudieron conformarse interesantes patrones.

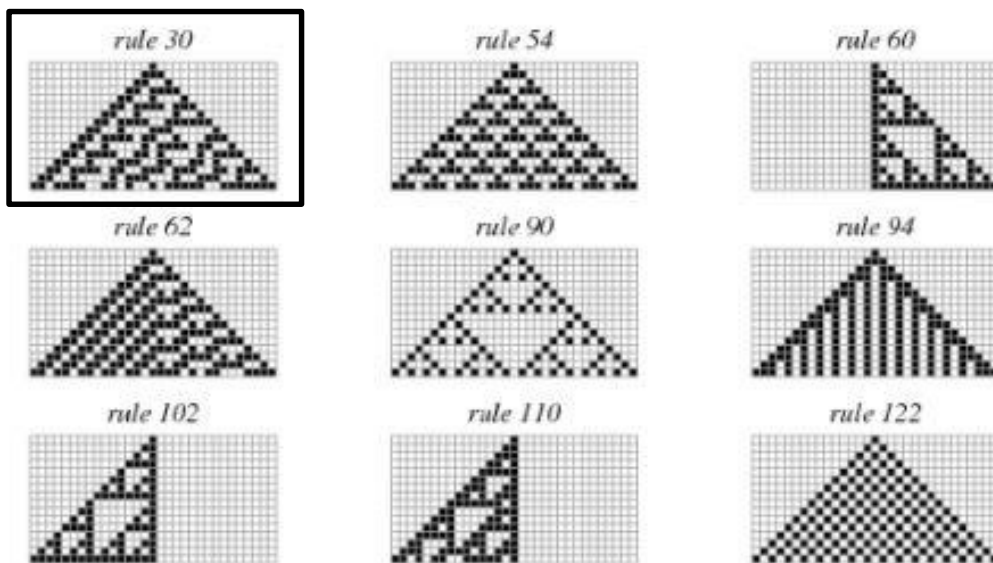


Figura 2.29

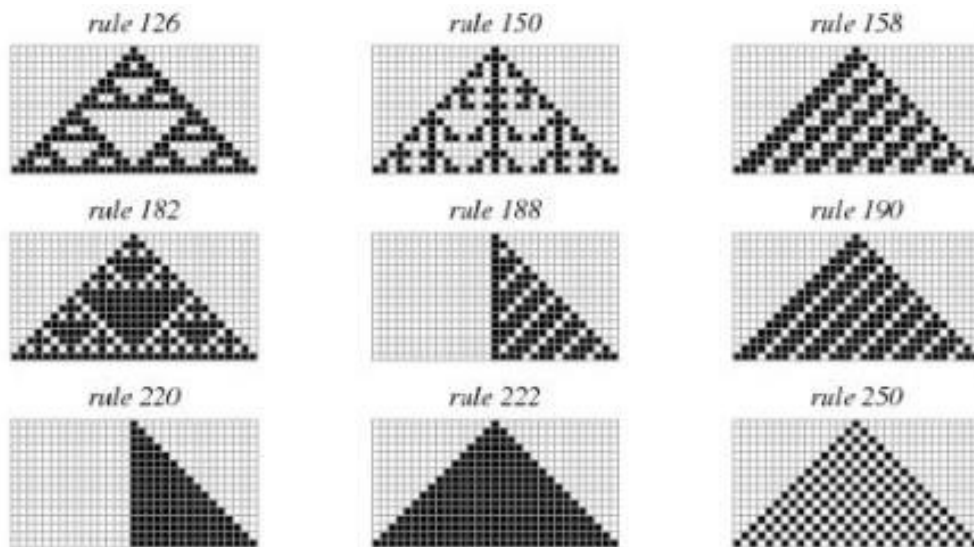


Figura 2.30

Figuras 2.29 y 2.30 Imágenes de diferentes conformaciones de autómatas celulares.  
Fuente: <http://mathworld.wolfram.com/ElementaryCellularAutomaton.html>

Resulta interesante el patrón generado por la regla 30 (parte superior izquierda de la Fig.2.29) que es caótico, para el desarrollo de este autómata se utilizó un generador de números aleatorios (Wolfram 2002: 317).

### 2.6.1 Sistemas complejos adaptativos SCA

La complejidad resulta difícil de comprender, de explicar y sobre todo fácil de malinterpretarse. Dentro de la gran teoría de complejidad se encuentran los sistemas complejos y dentro de estos Los sistemas complejos adaptativos (SCA), sin embargo existen atributos que son coincidentes en ciertos aspectos para categorizarlos.

Los SCA, son sistemas compuestos por agentes que se encuentran conectados, interdependientes, diversos, adaptativos, el sistema como un todo es adaptativo, los agentes pueden aprender del entorno al procesar información y evolucionar al cambiar su comportamiento ante las nuevas condiciones del entorno y de la interacción con otros agentes. Son dependientes del origen, es decir, que las condiciones iniciales del sistema y del entorno determinarán el comportamiento del sistema en el tiempo, dando como resultado patrones muy similares pero no idénticos, producto de las variaciones en las condiciones iniciales. El sistema es emergente, esto es, que el sistema tiene un comportamiento lineal hasta un determinado punto y bajo ciertas condiciones se

produce una transición de fase, lo que se conoce como emergencia del sistema, una no linealidad en un determinado punto de su historia que vuelve impredecibles los resultados de su desarrollo.

El término emergencia es utilizado en diferentes contextos. Para el estudio de los SCA, la emergencia es entendida como el comportamiento de los agentes en un nivel inferior –micro- que produce cambios en el sistema a un nivel superior, creando lo que se podría llamar un “ser” superior, que es referido, es decir, que su existencia se encuentra en otro nivel o a una escala superior, -macro-, que resulta de la agregación de los agentes pero que no puede ser comprendido cabalmente analizando a los agentes por separado (Narváz y Mireles, 2016).

Existen diferentes definiciones dadas por varios autores para tratar de explicar lo que es un SCA con una tendencia ontológica. Sin embargo dentro de la teoría de los SCA, la adaptación, resulta ser un concepto relativamente bien definido. Un SCA es una clase “especial” de sistema complejo que tiene la capacidad de *adaptación*, en su sentido más elemental podría explicarse como: la capacidad de un sistema de continuar realizando su función ante nuevas condiciones en el entorno.

Es importante señalar que algunas teorías incluyen a la clase de sistemas adaptativos dentro del gran campo de sistemas complejos, la adaptación es comprendida como parte esencial de todos los sistemas complejos. No obstante algunos teóricos consideran que los sistemas adaptativos son en realidad “otra clase” de sistemas complejos, que tienen la capacidad de cambiar y de aprender de experiencias pasadas y que necesariamente involucran un alto grado de complejidad (Colchester, 2016).

Como todos los sistemas complejos, los SCA están compuestos por muchos elementos conocidos como agentes, estos agentes interactúan en una forma (no lineal), desarrollando una red de conexiones entre ellos mediante la cual los agentes pueden actuar y responder ante el comportamiento de otro u otros agentes, y ante los estímulos y cambios del entorno, es decir, existe una acción - reacción entre ellos y el entorno. Además tienen la capacidad de modificar su comportamiento basado en experiencias previas.

Los agentes dentro de un sistema tienen la capacidad de sincronizar sus estados o actividades con otros agentes localmente, más allá de esta de esta interacción local el

sistema puede emerger patrones globales de organización. Esta capacidad de adaptación de un SCA da lugar a una cierta autonomía, en el sentido de crear una nuevas conformaciones, este concepto se nubla ante una parte de la investigación científica que se enfoca en los sistemas deterministas -en donde se buscan interacciones lineales de causa efecto-, esta capacidad adaptativa brinda a los componentes de un sistema una cierta capacidad de actuar de forma autónoma.

“(…) la excepción restante es la materia viva: mientras que se encuentran constituidos por átomos con la misma dinámica -que la materia inerte- la materia viva exhibe comportamientos complejos, desconocidos en la física, como la evolución, el aprendizaje y la innovación” (Fivaz, 1994:45).

Podría decirse que los SCA más básicos (organismos multicelulares) responden de una forma determinista ante los estímulos del entorno, y que los SCA más complejos (sistemas sociales, naturales) responden con un cierto nivel de *agencia* interna, esta podría dar lugar a una cierta autonomía para lograr desarrollar una serie de respuestas ante una causa. Cuanto más compleja sea la lógica operativa de un sistema, más capaz será de generar una mayor variedad de respuestas ante un estímulo, igualmente, será mayor su capacidad de funcionar de forma sostenible en entornos más complejos. Cómo se expresó en párrafos anteriores, el concepto de *agencia* implica un cierto grado de “libertad” operativa de los componentes (agentes), por lo tanto un agente es una entidad independiente que decide tomar un rol activo para producir un resultado específico los SCA tienen un objetivo común específico.

Una característica básica de los SCA es que tienen la capacidad de cambiar de estado en respuesta a cambios en el entorno. Por lo tanto, es un tipo de sistema que tiene la capacidad de modificarse, con el objetivo de optimizar o mantener sus condiciones dentro de su entorno a través del cambio de estado. El crecimiento de una planta en dirección hacia el sol se conoce como fototropismo, este fenómeno resulta un buen ejemplo para interpretar un mecanismo de adaptación. Las células de la planta que se encuentran más alejadas de la luz del sol, liberan sustancias químicas “(…) se estableció fehacientemente que el receptor de luz azul responsable de la respuesta fototrópica es la proteína codificada por *nph1*” (Raya, 2003:2) provocando que crezcan y “busquen” el sol. La adaptabilidad le da al organismo algo de flexibilidad que mejora su desempeño y aumenta sus capacidades de sobrevivir.

## • Agentes

Un agente en un sistema es un “actor” que puede responder ante un cambio en las condiciones y modificar su estado individual, ante esta autonomía el agente puede “decidir” sincronizarse o desincronizarse dentro de su entorno local; esta decisión puede estar basada en la competición o la cooperación. Esta decisión está tomada por una elección de costo – beneficio, de la proporción de esta relación se modificarán las acciones ante nuevos escenarios, así como el tipo de vínculo con otros agentes, algunos escenarios serán más propicios para una u otra elección, motivando hacia la elección de una u otra alternativa, dando lugar a dinámicas diferenciadas de competición y de cooperación.

En los últimos años se han estudiado estas dinámicas a la luz de la Teoría de juegos, resulta sumamente muy interesante los conceptos al ser aplicados a los SCA dentro de un entorno.

## • Teoría de juegos

En los últimos años, la teoría de juegos ha motivado el interés por parte de científicos e investigadores para analizar el comportamiento de los grupos sociales ante situaciones en la que se verá comprometida la toma de alguna decisión, que eventualmente tendrá injerencia en todo el grupo, esta teoría se ha aplicado en diferentes disciplinas como la biología, la política, la economía y la sociología.

El escritor científico Robert Wright escribió en el año 2000 un libro que tituló *Nadie pierde*, este trabajo causó un gran interés en la comunidad científica por su novedosa forma de analizar la evolución humana basándose en la teoría de juegos, posteriormente, en el año 2005 el sociólogo Thomas C. Schelling recibió el premio Nobel de economía por "(...) la aportación a la comprensión y cooperación de los conflictos a través del análisis de la teoría de juegos", según la declaración de la Academia de Ciencias de Suecia.

En el libro *Nadie pierde*, Wright cuestiona las tesis direccionistas y su enfoque teleológico de plenitud para todos que han marcado el desarrollo de la civilización occidental, apoyándose en la tesis de Immanuel Kant *opúsculo Replanteamiento* que cuestionaba sobre si el género humano se halla en continuo progreso hacia lo mejor, sí se dirigía por un orden natural hacia el progreso y el bienestar común hacia un estado de



plenitud general. Wright postula que la globalización se ha encargado de acercar cada vez más ese momento; en grandes términos revisa la historia de la humanidad bajo el análisis de los juegos de suma no nula (*non-zero-sum games*) y su contraparte de suma cero (*zero-sum games*), reflexiona que en la historia han existido básicamente dos tipos de escenarios, los juegos de suma cero, en que si uno gana el otro pierde, en el que es necesario un ganador y un perdedor.

En la teoría de juegos y la teoría económica, un juego de suma cero es una representación matemática de una situación en la que la ganancia o pérdida de cada participante está exactamente equilibrada por las pérdidas o ganancias de los otros participantes. Si se suman las ganancias totales de los participantes y se restan las pérdidas totales, se sumarán a cero.

En los juegos de suma no nula, todos ganan o pierden y este resultado es compartido por todo el grupo; como conclusión, el escritor, concibe que el desarrollo tecnológico y cultural de la humanidad se dirige hacia un estado de mayor complejidad y una globalización total que dará lugar a incrementar juegos con mayores participantes y una mayor complejidad.

Otra forma en que ha sido utilizada la teoría de juegos ha sido bajo un enfoque evolucionista; analizando la evolución de ciertos sistemas biológicos bajo el concepto de estrategias y recompensas, este concepto también ha motivado el desarrollo de algoritmos genéticos y modelos de evolutivos de organismos virtuales (Sims, 1994).

La forma de analizar y comprender los comportamientos de los agentes de un sistema sobre el concepto de estrategias y recompensas ha despertado el interés de un sector de la biología para comprender el desarrollo de ciertos ecosistemas y su degradación. Las recompensas en un sistema biológico, pueden ser comprendidas como tasas de descendencia, es decir, mayores tasas de reproducción.

Martin Hilbert (2015), “(...) indica que en un sentido estricto solo evolucionan los grupos”, la evolución puede ser analizada por la disparidad entre las tasas de crecimiento en diferentes sistemas, un incremento en la tasas de reproducción podría ser entendida como la evolución de un sistema basada en una toma de decisión grupal.

- **Adaptación avanzada: cibernética**

Dentro del concepto de adaptación existe una forma de adaptación “superior” en la que no solamente implica una simple coordinación entre los agentes del sistema. En este tipo de adaptación, el sistema es capaz de desarrollar formas más complejas de organización mediante subsistemas de regulación en el proceso de adaptación. La cibernética, -como se expresó en líneas anteriores- se encarga de los mecanismos de regulación y de control, mediante el procesamiento de la información que percibe el sistema. “La cibernética busca entender el comportamiento de animales y seres humanos, para desarrollar modelos y máquinas que puedan reaccionar ante cierto tipo de influencias externas de una forma inteligente” (Max-Planck-Institut).

El Instituto Max-Planck ha desarrollado un campo para el estudio de la cibernética en la biología, el *Max-Planck-Institut für biologische Kybernetik*, el Instituto señala que para poder entender el comportamiento, no solamente debemos observarlo, medirlo y describirlo, también será necesario conocer el proceso biológico que está detrás. El procesamiento de la información en el sistema nervioso juega un papel decisivo en el comportamiento humano, en ese mismo sentido recalcan la diferencia que existe entre el desarrollo de las máquinas y los sistemas artificiales, ya que estos han sido diseñados para la consecución un fin específico, en contraste con el cerebro humano “(...) que consiste exclusivamente o al menos predominantemente en estructuras de procesamiento de la información.” (Mitchell, 2009).



Figura 2.31 Imagen del bote griego con el *kibernitis* o el timonel.  
Fuente: <http://hirnforschung.kyb.mpg.de/en/homepage/biological-cybernetics/print.html?amp%3BL=1>

El campo de la cibernética en la biología ha desarrollado muchos acercamientos paralelos, y las combinaciones entre estos, han dado lugar a interesantes sinergias teóricas y metodológicas para la investigación de diferentes procesos naturales y sociales, estos acercamientos han servido como inspiración para el desarrollo de modelos artificiales basados en los procesos naturales y sociales. Más allá de esta conceptualización algorítmica matemática, puede entenderse el algoritmo de un agente, como la forma más básica de responder ante un estímulo con una acción y que esta será siempre la misma. Algoritmos más complejos son capaces de discernir entre una serie de estímulos (*inputs*) y utilizar una lógica de *si-entonces* para seleccionar una acción de respuesta (*output*) más oportuna.

Los SCA cuentan con esquemas conceptuales muy complejos para representar el entorno, utilizados para el ordenamiento y darle estructura a la información, de esta forma el sistema es capaz de correlacionar y clasificar la nueva información y así poder “interpretarla” para aprender y comparar con información anterior y generar una nueva respuesta ante los cambios, este proceso de actualización del sistema con la nueva información es uno de los conceptos más interesantes y encubiertos de los SCA. Algunos autores han trabajado en este orden, bajo el Criterio Bayesiano de la información (*Bayesian information criteria*. Jiahua Chen, Zehua Chen, 2008), este concepto fue desarrollado por el matemático inglés Thomas Bayes en 1763, utilizando la lógica matemática para la toma de decisiones, basándose en la utilización del conocimiento de eventos previos para predecir eventos futuros de forma probabilística. El proceso de obtención y filtrado de nueva información que alimenta el sistema para garantizar su validez ha sido estudiado utilizando la Inferencia Bayesiana.

Este concepto hace referencia a cualquier información nueva recibida por los agentes frente a conocimientos previos para atribuirle un valor probabilístico de validez, si se considera que la nueva información tiene una alta probabilidad de ser verdadera se incorpora a los esquemas de los agentes y se utiliza para inferir la validez de la información futura que el agente reciba. Si se continúa recibiendo información ratificándola con la información pasada, aumenta la probabilidad de que esta información sea verdadera, y la probabilidad continúa aumentando con el tiempo, de tal forma que la respuesta ante una nueva información que no sea ratificada con la información almacenada, tendrá una probabilidad muy baja de ser verdadera. De esta forma un esquema puede reforzarse o debilitarse ante la nueva información que el

agente reciba, reforzando conceptos preestablecidos y disminuyendo el estado general de incertidumbre. Este concepto ha sido aplicado en la generación de algoritmos para el desarrollo de “máquinas que aprenden” (*learning machines*), mediante el desarrollo de algoritmos computacionales cada vez más complejos y que a su vez son alimentados con mayor información, se han logrado avances en la creación de sistemas que logren “aprender” de experiencias pasadas. (Cooper G., 1990).

## **2.6.2 Sistemas de regulación y control**

Dentro de la teoría de sistemas existe un subsistema más especializado que tiene la función de monitorear y regular el funcionamiento de todo el sistema. Su principal objetivo es mantener los niveles de ordenamiento interno que le permitan continuar con sus funciones.

Las diferentes formas de SCA comparten un conjunto subyacente de relaciones básicas que conforman los subsistemas de regulación, este subsistema se compone básicamente de tres componentes esenciales, sensor, control y ejecutor. En primer término es necesario un sensor que sea capaz de alimentar al sistema con información. En segundo un control que contenga la lógica, o la serie de instrucciones para procesar la información, y finalmente un propulsor para ejecutar una acción con la intención de provocar un cambio en el sistema.

Un sensor es uno o múltiples componentes del sistema que detecta y codifica algún tipo de estímulo y lo transmite al componente de control, este es capaz de percibir solamente un cierto tipo de estímulos del entorno, dentro de una serie de parámetros que puede medir; e.g. cuando los fotones de luz estimulan los nervios ópticos de la retina, estos estímulos son codificados en forma de señales eléctricas que son enviadas al cerebro para producir una respuesta.

El mecanismo de control, es el “cerebro” de la operación, este contiene una serie de criterios lógicos codificados en una serie de instrucciones. Este puede ser pensado como una unidad de procesamiento de información, recibiendo información en forma de estímulos (*inputs*) y manipulando esta información bajo su propio conjunto de instrucciones, para producir un resultado en forma de una acción determinada (*output*). En este nivel básico de abstracción una serie de instrucciones podría ser entendida como un algoritmo.

El ejecutor puede entenderse como un activador, el que pone en marcha las acciones mediante una serie de instrucciones producidas por el control, este mecanismo está diseñado para provocar un efecto físico en el sistema para ajustarse a las instrucciones del mecanismo de control. Para que un sistema se encuentre controlado este deberá de responder de forma adecuada para mantener su funcionalidad. Para lograr que el sistema sea capaz de autorregularse todos los mecanismos deberán de trabajar de forma conjunta y coordinada para lograr desarrollar una acción precisa en el momento preciso.

Estos conceptos logran abrir una serie de cuestionamientos interesantes que considerar; ¿cómo sabe el sistema si la información es útil y válida?, ¿si el sistema cuenta con una cantidad de instrucciones tan ilimitada como lo serían los posibles escenarios dentro de un entorno en continuo cambio? Dentro de la cibernética a este concepto se le conoce como variedad requerida (*requisite variety*), esto quiere decir que el sistema deberá de estar preparado con una serie de instrucciones tan vasta como para responder a la variedad y complejidad de cambios que le podría presentar el entorno. Holland (1995) la denomina una respuesta “lógica algorítmica”, este tipo de sistemas tienen la capacidad de percibir la información y enviarla a un sistema de control que se encargará de ajustar y modificar una respuesta adecuada ante este cambio de escenario. Para que un sistema se encuentre regulado o “bajo control”, todos los componentes del sistema de regulación deben de estar coordinados y trabajando de forma conjunta, para que el sistema tenga la capacidad de tener control sobre sí mismo.

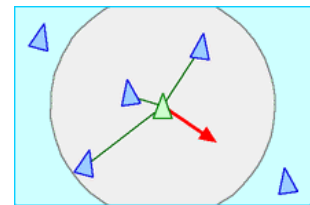
### **2.6.3 Comportamientos complejos**

Dentro de la literatura sobre la teoría de complejidad parece existir un vacío teórico sobre un concepto fundamental de los SCA, este concepto es el comportamiento complejo, es decir, la lógica interna que domina la conducta de los agentes. La lógica interna de un sistema resulta esencial para determinar el comportamiento general de un sistema. Esta lógica interna puede abarcar un amplio espectro, desde lógicas muy simples hasta muy complejas. La lógica más simple que un agente puede responder ante un estímulo se denomina algoritmo, estos pueden ser de lo más simple, como la respuesta ante una perturbación que será siempre la misma. En una lógica de sí-entonces, no - entonces (algorítmica) la decisión subsecuente siempre será la misma. En este tipo de lógicas no existe una distinción sobre la respuesta a tomar.

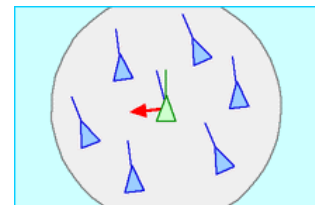
Ciertas lógicas pueden discernir entre un conjunto de estímulos para poder tomar la respuesta más adecuada, un ejemplo muy utilizado para comprender esta lógica es el ordenamiento en el vuelo de una parvada de aves. Este algoritmo se conoce como algoritmo *boids*, desarrollado por Craig Reynolds en 1987, este algoritmo fue desarrollado para comprender un fenómeno que presentan varios organismos en el mundo natural el *flocking* (movimiento grupal coordinado), este comportamiento es exhibido por los organismos al viajar en grupo, desde pequeñas escalas como las hormigas hasta escalas macro, aves, peces, etc.

Reynolds utilizó simuladores computacionales para comprender este comportamiento, basado en tres simples reglas, estas reglas son comprendidas como la lógica interna del sistema, que puede dar lugar a comportamientos emergentes. Las reglas que utilizó para desarrollar su modelo fueron:

- Separación. Mantener una distancia de separación de acuerdo con la posición relativa de cada uno de los agentes más cercanos.



- Alineamiento. Dirigirte en dirección promedio de tus vecinos.



- Cohesión. Dirigirte hacia posición promedio para mantener la atracción.

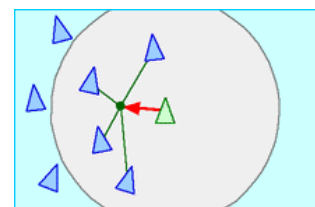


Figura 2.32 Imagen de las tres reglas del modelo *Boids* de Craig Reynolds.  
Fuente: <http://www.red3d.com/cwr/boids/>

En este modelo cada uno de los agentes se encuentra actualizando en cada momento su posición en relación con otros agentes, toma una decisión con la

información obtenida en cada momento dentro de estos tres parámetros, procesando esta información de acuerdo a la lógica interna del sistema y selecciona dentro de una serie de respuestas para mantener la posición y el rumbo correcto (Reynolds, 1987).

Este tipo de algoritmos más complejos están diseñados para dar una respuesta acertada dentro de una gama de estímulos, este tipo de modelos computacionales logran “capturar” la lógica de la coordinación grupal y comportamientos de ciertos grupos de animales, este tipo de modelos computacionales pueden servir para comprender los principios lógicos de comportamiento de un sistema, sin embargo, la capacidad cognitiva de los seres humanos sobrepasa por mucho una serie de algoritmos por muy complicados que sean. Esta capacidad le ha permitido construir esquemas cognitivos que puedan representar de forma abstracta nuestro mundo. “El cerebro humano es un sistema complejo de meta nivel adecuado para comprender otros sistemas complejos” (Kang Soo Tae, An Ryeol Jeong, 2007:406).

#### • Esquema

La palabra esquema proviene del griego *skhema* que significa figura o forma. Las ciencias cognitivas señalan, que un esquema es un marco cognitivo que nos ayuda a organizar y a interpretar la información, para comprender y formular una percepción de la realidad utilizando plantillas mentales que definen cómo se interpreta la realidad y cuál es la respuesta apropiada para un estímulo dado. Los sistemas complejos pueden ser entendidos mediante un esquema, buscando patrones; el mecanismo de percepción de los seres humanos utiliza esquemas (Kang Soo Tae, An Ryeol Jeong, 2007).

Mediante un esquema cognitivo un agente puede crear un esquema de lo que percibe en el entorno, identificar coincidencias y diferencias de su realidad, esto le permite categorizarlas y encontrar relaciones entre estas. Así un agente puede conocer y comprender su situación operativa dentro de un sistema en un momento determinado (Colchester, 2016). Explorando su entorno puede desarrollar un esquema que representa las reglas interpretativas y de acción. Mediante estos esquemas puede construir una lógica operativa de ese sistema y modelar una situación compleja en la que existen una gran gama de respuestas hacia un estímulo en particular. La evolución de estos esquemas cognitivos ha sido en función ya no tanto de la preservación inmediata del agente y del sistema, como lo fueron los primeros esquemas que desarrolló el ser humano, estos se basaban en algoritmos de “supervivencia” y de reacciones simples

(correr o morir). Estos esquemas han evolucionado ya no solamente bajo esta perspectiva inmediata, si no para la construcción de modelos más complejos del mundo.

Soo Tae y Ryeol Jeong (2007) señalan que los agentes humanos dentro de un sistema complejo, no son gobernados solamente por sus necesidades de preservación, también por esquemas complejos para mantener su equilibrio físico y mental así como su relación con los demás. A través de una serie de mecanismos la información puede ser sistemáticamente filtrada para asegurar que no amenaza los supuestos básicos que apoyan el sistema, y que el sistema esté en contacto con fuentes de información que avalan y preservan este esquema actual.

La psicología tiene muchos ejemplos de esto, como el sesgo de confirmación (*confirmation bias*), que es una tendencia a buscar o interpretar la información de una manera que confirme los esquemas ya existentes, para asignar estándares de validación mucho más altos en la información que está siendo amenazada (Scott 1993:233).

De la misma manera, los agentes buscan activamente ambientes que sean propicios para el desarrollo de las necesidades físicas, a menudo buscan activamente fuentes de información que preserven y mantengan el estado actual de su esquema. En última instancia los seres humanos no son computadoras en las que la lógica es una condición previa para su funcionamiento, sino que hay una dimensión subjetiva que es impulsada por las emociones e independiente de la validación lógica, la representación del mundo es lo que determina la acción en el mundo.

#### • **Representaciones y patrones complejos**

Las lógicas internas de un sistema conducen la conducta de los agentes, esta conducta general o comportamiento general a través de la autoorganización da lugar a la emergencia de patrones y conformaciones complejas. Para lograr la autoorganización un sistema debe coordinarse bajo una serie de reglas. Una de las premisas más interesantes de los SCA, es que estas conformaciones y comportamientos complejos pueden surgir por simples reglas, que controlan a los agentes en un nivel local sin la necesidad de una coordinación centralizada.

En la naturaleza existen ciertos fenómenos que exhiben un alto grado de coordinación, buenos ejemplos resultan una colonia de hormigas, así como la



coordinación en el destello de luz de las luciérnagas, estos dos grupos de insectos coloniales, logran sincronizarse como un gran sistema.

La cuestión sobre cómo y por qué las luciérnagas sincronizan sus destellos ha motivado el interés de numerosos investigadores por largo tiempo. Una de las primeras hipótesis sobre este tema fue señalada a principios del s. XXI, esta hipótesis, sostenía que los machos habían evolucionado para sincronizar su destello para lograr penetrar su brillo dentro de la espesa vegetación de los bosques lluviosos, y así llamar la atención de las hembras. También se postuló la idea de que un “maestro” coordinaba a todo el grupo, esta idea fue rápidamente descartada, ya que cada insecto puede ver a lo mucho a 100 vecinos. En la actualidad, continúa el estudio sobre la forma por el cual llegan a sincronizar su destello, pero sí es conocido que es uno de los espectáculos más bellos de la naturaleza.



Figura 2.33, Imagen del parpadeo de grupos de luciérnagas.

Fuente: <http://www.dailymail.co.uk/sciencetech/article-3146216/How-fireflies-got-glow-Chemical-reaction-involving-single-electron-oxygen-illuminates-insects.html>

En un estudio realizado por los científicos Renato Mirollo & Steven Strogatz (1997), matemáticos de las universidades de Boston y del MIT respectivamente, mencionaron varios fenómenos biológicos de oscilación que llegan a sincronizarse. Encontraron que distintos fenómenos como las células del corazón se sincronizan para controlar el latido, así como el chirrido de los grillos, también descubrieron que el ciclo menstrual de las mujeres se sincronizaba cuando convivían juntas en prisiones y dormitorios. El matemático Ian Stewart después de trabajar con la sincronización de las células del corazón, concluyó que esto era una forma natural de “autosincronización”.

La bióloga investigadora Deborah Gordon de la universidad de Stanford y profesora externa del SFI, ha estudiado por más de tres décadas las colonias de las hormigas rojas granívoras en el desierto de Arizona, EU. Enfocando el interés de su investigación en el cambio de tareas de cada hormiga durante su vida, cómo y por qué decidían tomar otro rol dentro de la colonia en un momento determinado. Señala que existen cuatro tareas básicas dentro de una colonia de hormigas el forrajeo, patrullaje, mantenimiento del nido y mantenimiento de la pila de basura de la colonia.

En sus investigaciones de largo plazo, descubrió que las colonias de mayor antigüedad tenían una mayor disposición a mantener a las mismas trabajadoras en las tareas asignadas, y en las colonias jóvenes existe una propensión hacia la conmutación de tareas. Ante ciertas perturbaciones existía una tendencia al cambio de tareas; como respuesta los grupos de trabajadoras dedicadas a todas las tareas intercambiaban sus roles hacia las tareas de forrajeo. Los trabajadores de mantenimiento se cambiaban a la tarea de conseguir alimento y descuidaban el mantenimiento del hormiguero.

Las hormigas mientras realizan una tarea segregan un tipo de feromona, de esta manera otras hormigas son capaces de detectar que actividad se está realizando en esa zona de la colonia. La frecuencia con la que se detecta cierto tipo de feromona (de alguna actividad) puede indicar el número de trabajadores designados a cada tarea, “se puede pensar en una hormiga como una máquina estadística” (Mitchell, 2009).

Este tipo de colonias que logran una autoorganización sobre todo el sistema son uno de los ejemplos más utilizados para representar fenómenos de autoorganización grupal, que exhiben una alta especialización y diferenciación en las actividades. Este alto grado de sincronización está dado por ciclos de retroalimentación en el sistema, a través de los cuales, ciertos patrones locales de comportamiento pueden ser amplificados para crear un estado de atracción (mediante ciclos de retroalimentación positivos) que puede llevar a los agentes a una sincronización y así surgir un patrón de organización general sin la necesidad de un control de arriba hacia abajo (*top bottom*).

#### **2.6.4 Ciclos de retroalimentación y externalidades**

Los ciclos de retroalimentación en un SCA, son procesos esenciales para la autoorganización, estos pueden motivar o desalentar la coordinación entre los agentes. Un ciclo de retroalimentación puede comprenderse como: la relación de

interdependencia entre dos o más agentes donde el cambio de estado de uno afectará al otro u otros agentes. Un ciclo de retroalimentación negativo se da cuando el estado de un agente afecta al otro en la dirección opuesta, esto daría como resultado un sistema en equilibrio, los ciclos de retroalimentación positivos se fortalecen en la medida en que más agentes tomen ese estado, aumentando la atracción de otros agentes a sincronizar su estado con ese patrón de organización. Los ciclos de retroalimentación negativos crean una dinámica de equilibrio en el sistema, los ciclos de retroalimentación positivos llevan al sistema lejos de la zona de equilibrio.

Cuando en un sistema, la relación entre dos estados diferentes es independiente entre sí, es decir, un estado no afecta al otro estado por que no otorga ningún beneficio mayor que el otro, se podría inferir que dos agentes tendrán un 50% de probabilidades de tomar cualquiera de los dos estados. Sin embargo si la relación entre dos estados es interdependiente otorgando algún beneficio adicional sobre el otro (mayores oportunidades, mayor seguridad, etc.), esta condición de probabilidad no podría aplicar, ya que es más probable que los dos agentes asuman tomar el estado con beneficios, después de varias iteraciones es más probable que ese estado haya provocado un crecimiento más acelerado, este ciclo de retroalimentación motiva a la unión de más agentes a asumirlo provocando un crecimiento exponencial.

Sin embargo, en algún momento esta relación de interdependencia entre estados podría llegar a generar una externalidad negativa, que por alguna razón, “desmotivará” al estado con mayores probabilidades iniciales (sobrepoblación, escasas de recursos, etc.), entonces los agentes optarían por decidir el otro estado; en un determinado momento la situación anterior se volvería a presentar y se invertiría otra vez el proceso y así sucesivamente. Este tipo de dinámicas en un sistema lo mantienen en equilibrio.

Los ciclos de retroalimentación positivos en donde entre más agentes adopten el mismo estado más fuerte es la atracción sobre cualquier otro, dan lugar a la sincronización reforzando cada vez más el patrón de organización general. En esta situación el sistema tiende hacia un crecimiento continuo y a un comportamiento de ley de potencia, dando lugar a una distribución de cola larga (*long tailed distributions*) conduciendo al sistema fuera de la zona de equilibrio (SNAP: Stanford University).

Los ciclos de retroalimentación positivos -más, atrae más-, provocan muchos de los fenómenos biológicos y sociales en nuestro mundo, los sistemas lejos de la zona de

equilibrio pueden llegar a crear puntos de quiebre (*break points*), los *crack* bursátiles de la bolsa, la degradación de los ecosistemas, los embotellamientos de tránsito son ejemplos de este tipo de dinámicas.

Un buen ejemplo que el Dr. Martin Hilbert (2015) expuso para comprender esta dinámica, fue el de las revueltas sociales, en una revuelta social señala, la probabilidad de pisar la prisión disminuye, y la probabilidad de unirse a la causa o al movimiento aumenta, entre más se adhieran a la causa menor será la probabilidad de ir a prisión.

En la Teoría de redes, existe un concepto que se denomina “enlace preferencial” (*preferential attachment*), este concepto señala que la probabilidad de que un nodo se conecte con otro nodo con mayores enlaces, será en proporción al número de enlaces de este nodo, es decir, entre más enlaces tenga un nodo será más probable que un nodo se conecte a este nodo con mayores enlaces generando una “ventaja acumulativa”, esto con el tiempo incrementará aún más esta ventaja (SNAP Stanford University).

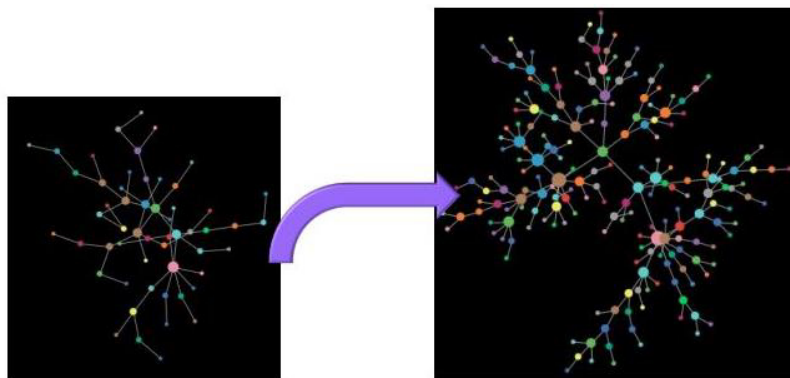


Figura 2.34 Imagen del enlace preferencial.

Fuente:<http://snap.stanford.edu/class/cs224w-2015/slides/04-powerlaws.pdf>

### • Externalidades

Dentro de la teoría en sistemas complejos, existe una forma interesante para comprender el concepto de externalidad dado que este concepto proviene de la economía. Este término suele aplicarse de forma diferente en ciertos contextos, en el caso, las externalidades en un sistema suelen comprenderse como la relación con otros sistemas o el entorno, existiendo externalidades positivas y negativas.

Mientras que la retroalimentación se refiere a las dependencias entre las mismas acciones, las externalidades se refieren a las dependencias entre diferentes acciones. Un

buen ejemplo de una externalidad podría ser la relación entre el uso del transporte contaminante y la calidad del aire. Cuantos más autos circulen menor será la calidad del aire. Esta es una externalidad negativa.

Una externalidad positiva podría darse entre un día caluroso y la venta de helados. Cuanto mayor sea la temperatura, mayores serán las ventas de helados. En contraste con un ciclo de retroalimentación positivo, las externalidades positivas pueden reforzar los estados desincronizados y la diversidad a medida que dos o más estados se refuerzan y se sostienen entre sí. Esto es esencialmente lo que llamamos una sinergia. Más flores significan más abejas, más abejas, más flores. Por lo tanto, se respaldan y sostienen la diversidad de estados entre ellos.

#### • Ciclos de retroalimentación positivos y externalidades

Los ciclos de retroalimentación positivos combinados con externalidades negativas puede ejercer una gran fuerza para sincronizar el estado de los componentes dentro de un sistema, estos ejercen una fuerte atracción sobre los componentes de una misma clase para sincronizar sus estados, sin embargo pueden llegar a eliminar una clase diferente. Cada nuevo agente que se adhiere a un estado determinado tiene un efecto de retroalimentación positivo que amplifica este atractor. Pero en un determinado caso el crecimiento de este estado puede crear una externalidad negativa sobre otro estado minoritario. Esto puede llevar a la reducción en la diversidad del sistema ya que todos se adhieren al mismo estado, esta dinámica puede llevar al sistema lejos de la zona de equilibrio que podrá llegar a colapsar el sistema en algún momento.

John Colchester (2016) realizó una analogía de esta dinámica de los sistemas complejos con los sistemas complejos sociales, al postular que esta combinación ha sido la causa de grandes revoluciones políticas y de los cambios hacia los regímenes totalitarios (*nazismo, fascismo, etc.*). Este tipo de movimientos motivaban la adhesión hacia una causa, entre más se agregaban a sus filas más atractivos son, y como externalidad negativa eliminan a otros grupos sociales minoritarios, resultando un régimen totalitario que después de un determinado tiempo colapsará. En contraste una retroalimentación negativa y una externalidad positiva darán lugar a una fuerte dinámica de equilibrio, ya que aumentará la diversidad dentro del sistema.

## • Cooperación y competición

Dentro de la teoría sistémica existe la premisa básica que los patrones globales de comportamiento emergen de la coordinación de estados entre los agentes a nivel local. Los conceptos de sincronización y su opuesto, desincronización, son términos genéricos dentro de la teoría de sistemas, cuando se considera a un agente con una cierta autonomía y capacidad de elección entre dos estados. En la teoría de sistemas a estas dos dinámicas se comprenden como cooperación y competición, si sincronizan o desincronizan su estado (Axelrod, 1984,).

El investigador norteamericano en ciencias políticas Robert M. Axelrod, ha estudiado durante mucho tiempo el concepto de cooperación, abarcando diferentes ángulos y perspectivas. Axelrod es ampliamente reconocido por desarrollar el modelo del *Dilema del prisionero*, este fue expuesto en su libro *La evolución de la cooperación* (1984) en este, el autor desarrolla como tema principal la cooperación basada en la reciprocidad. Este trabajo fue desarrollado en la época de la guerra fría, para modelar y simular la cooperación entre las dos grandes naciones en juego, el tema principal del libro fue desarrollado en diferentes contextos, como los sistemas biológicos, competiciones computacionales, y problemas matemáticos. Caracteriza al concepto del dilema del prisionero como el “*E. coli*” de las ciencias sociales (Axelrod, 1984:28), este, ha permitido el desarrollo de una gran variedad de estudios, tomando como marco de referencia al dilema del prisionero gracias a su simplicidad.

La dinámica de competición y cooperación no es fortuita, está basada en el producto entre las fuerzas locales y generales en el sistema, la elección entre uno de los dos estados sincronización o desincronización está basada en los incentivos que están inmersos en el contexto de cada situación. Como se ha expresado en líneas anteriores en los juegos de suma cero, existen ganadores y perdedores solamente, este escenario resulta un fuerte atractor para que los agentes entren en una dinámica de competencia. En este tipo de competencias existe solo la adición de elementos, siendo sistemas lineales, y de poca o nula complejidad.

La complejidad surge en las dinámicas de competencia y cooperación, en los juegos de suma no nula, todos los participantes de esta actividad se encuentran directamente interconectados y en dependencia. Las ganancias o pérdidas serán repartidas de forma equitativa. En este tipo de dinámicas la atracción para la

cooperación se incrementa, la recompensa crece en la mediada de la cooperación, por lo tanto el costo de cooperación es bajo ante los beneficios de las ganancias. En la mayoría de los escenarios, no existe una clara diferencia entre un tipo u otro tipo de juego, más bien se empalman los dos tipos de escenarios, la competencia y la cooperación. En los juegos de suma no nula, se diferencian de los suma cero, porque no hay una única estrategia óptima que sea preferible para todos los demás, ni hay un resultado claramente previsible; tampoco son estrictamente competitivos, en contraposición a los juegos de suma cero completamente competitivos, porque estos juegos generalmente tienen elementos competitivos y cooperativos. Los jugadores involucrados en un conflicto de suma no cero tienen intereses complementarios y algunos intereses completamente opuestos. Existen diferentes situaciones que pueden alterar o modificar una dinámica de cooperación o de competencia, en un periodo de tiempo (Axelrod, 1984).

Otro factor que puede incidir directamente son las externalidades al entorno. En 1968 Garrett Hardin escribió un artículo que publicó en la revista científica *Science* este trabajo atrajo la atención de gran parte de la comunidad científica. Siendo un ecologista preocupado por la sobreexplotación de los recursos naturales. En este detalló un concepto que se ha generalizado, *La tragedia de los comunes*. Básicamente Hardin expone un argumento sobre como las acciones inocentes de las personas pueden acarrear grandes consecuencias; actuando individualmente pero racionalmente motivados por el interés personal terminan por destruir un recurso compartido pero limitado. Este trabajo le otorgo el nombramiento de una ley, conocida como la Primera ley de Hardin de la ecología humana, en esta expresa claramente la interconexión de todas las acciones.

Este resulta un buen argumento para recalcar la complejidad que se encuentra intrínseca en todas las acciones que son interrelacionadas e interdependientes, en una dinámica donde la elección racional individual conduce a una situación en la que cada agente se encuentra en peores condiciones, podría decirse, que la racionalidad individual conduce a la irracionalidad colectiva. Es evidente que la acción de cada agente tiene una repercusión sobre los otros agentes, hasta llegar a un punto en el que el agente que comenzó la dinámica sufre los propios efectos (Hardin, 1968).

Este concepto genérico ha motivado el interés para comprender por qué en los sistemas sociales se continúan con estas dinámicas, siendo que la tragedia de los comunes la vivimos diariamente. Algunos autores han intentado explicar esta dinámica y postulan que los efectos “regresivos”, no los percibimos durante la realización de la acción, es decir, los efectos negativos de estas dinámicas no los percibimos en un horizonte temporal inmediato, los efectos negativos son percibidos en un largo periodo de tiempo hasta que resulta evidente e irreversible la externalidad negativa.

### **2.6.5 Autoorganización y termodinámica**

La relación entre autoorganización y termodinámica ha sido ampliamente explorada por gran parte de la comunidad científica desde hace mucho tiempo. El afamado astrofísico inglés en la primera mitad del siglo XX, Sir Stanley Eddington (1927) afirmó que: “La segunda ley de la termodinámica ocupa un lugar supremo en las leyes de la naturaleza”. Existe un estrecho vínculo entre el desorden, orden y entropía. La tendencia natural de todos los sistemas, es incrementar su nivel de entropía mientras transcurre el tiempo, -este concepto sumamente abstracto también puede asociarse con desorden...-. El surgimiento de un aparente “orden espontáneo” de los sistemas a través de la emergencia y la autoorganización es el “santo grial” de los sistemas complejos.

En nuestro mundo podemos observar infinidad de formaciones con un elevado grado de ordenamiento, desde la formación de las galaxias hasta la células del cuerpo humano, en estas podemos encontrar diferentes ejemplos de estructuras complejas, el estructuramiento ordenado puede ser observado en todo nuestro entorno y en todas las escalas.

Durante el desarrollo de la humanidad los seres humanos hemos observado este orden, siendo atribuido a divinidades o entidades supremas, como es de esperarse la ciencia moderna siempre se ha mantenido reacio ante este tipo de explicaciones sobre este tipo de fenómenos observables en nuestro mundo.

#### **• Termodinámica**

La primera ley de la termodinámica, es una expresión sobre la conservación de la energía, proviene de la adición de los vocablos de latín *energon*, fuerza o trabajo, y *ergon* que se traduce como acción, de esta manera la energía desde el comienzo de su comprensión se encuentra relacionada al trabajo. La primera ley de la termodinámica



señala que la energía total de un sistema permanece constante. Igualmente la energía y la materia no pueden ser destruidas solo pueden ser transformadas de una a otra. Estos conceptos son las piezas claves de los grandes fundamentos de la física moderna.

La segunda ley de la termodinámica establece que la entropía total de un sistema *siempre* se incrementará con el transcurso del tiempo, las cosas tienden a desordenarse con el paso del tiempo, no puede surgir un incremento en el orden de un sistema sin una fuerza externa, es decir, un sistema no puede espontáneamente aumentar su orden sin una intervención que disminuya el orden en otra parte de algún sistema.

Durante décadas la entropía se ha relacionado con el desorden. “(...) el desorden también puede entenderse como otro estado del orden” (Hilbert). Este estado de “desorden” puede comprenderse también, como un alto grado de uniformidad, es decir, no existe un patrón, una estructura, el nivel de distribución en el sistema es casi máximo. El investigador Martin Hilbert, señala que la entropía se da en el proceso de interactuar unas cosas con otras mientras transcurre el tiempo, “(...) las cosas decaen mientras pasa el tiempo, las cosas se vuelven más uniformemente distribuidas”. La interacción entre las partes y el tiempo, tienden a romper las estructuras, los patrones existentes en las moléculas. Este concepto ha sido asociado a la autoorganización, el término fue introducido en la ciencia contemporánea en el año 1947 por el ingeniero Ross Ashby. Sin embargo no fue hasta la década de los 70 que fue aceptado por la comunidad científica. En 1977 el químico ruso Ilya Prigogine obtuvo el premio Nobel gracias a su trabajo en estructuras disipativas, Prigogine analizaba los sistemas químicos y físicos lejos del equilibrio y observando cómo las pequeñas fluctuaciones podrían amplificarse a través de bucles de retroalimentación para crear nuevos patrones.

La teoría de autoorganización en las últimas décadas ha propiciado un nuevo enfoque sobre el antiguo cuestionamiento del surgimiento del orden, como se ha expresado, a diferencia de la religión que lo atribuye a causas exógenas, o cómo la ciencia reduccionista que postula que el orden sólo puede venir transfiriéndolo de algún otro sistema externo. La teoría de autoorganización se fundamenta en la interacción entre los componentes de un sistema, donde las interacciones no lineales entre los diferentes componentes pueden amplificarse mediante bucles de retroalimentación positivos, para crear atractores que pueden dar lugar a nuevos patrones de orden emergentes. Para darse este proceso, el sistema necesita ubicarse lejos de la zona de

equilibrio, donde existe un alto nivel entrópico y nuevas fluctuaciones adquieran atracción y logren formar patrones emergentes.

Lejos de la zona de equilibrio, el sistema puede entrar en una dinámica entre el orden y el caos que le permite continuar desarrollando nuevos estados y le permite proseguir por largos periodos de tiempo.

El conjunto de conceptos que abarca la teoría de autoorganización reconocen una profunda relación entre el orden y el caos, estos conceptos se han popularizado en los últimos tiempos como fuera de la zona de equilibrio y al borde de caos; sin embargo se ha reconocido esta relación entre autoorganización, evolución y emergencia, dada en una dinámica entre el orden y el desorden; solamente cuando existe un elevado grado entrópico las pequeñas fluctuaciones (ruido) pueden amplificarse para emerger en un nuevo patrón, esto resulta imposible en los sistemas que se encuentran en una configuración de equilibrio (Prigogine).

#### • **Teoría de la autoorganización**

En la actualidad esta teoría se ha convertido en uno de los tópicos más trabajados en los SCA, mediante el diseño y la modelación de fenómenos complejos en diferentes disciplinas como la biología, química y en los sistemas sociales. Este gran interés sobre la modelación y análisis de los SCA ha sido producto del desarrollo y accesibilidad a los equipos de cómputo, ya que requieren de un gran esfuerzo de procesamiento de información, que unos años atrás solamente podían ser desarrollados por grandes instituciones educativas que cuentan con gran capacidad de cómputo. Este tipo de modelos y simulaciones habrían sido sumamente difíciles de “correr” por los medios matemáticos tradicionales.

#### • **Autoorganización fuera de la zona de equilibrio**

La autoorganización lejos de la zona de equilibrio es un modelo que describe el proceso de autoorganización lejos de un estado de equilibrio, que se da en un punto de transición de fase (*phase transition*). La organización es un concepto sumamente abstracto, que puede entenderse como la disposición o acomodo de los elementos de un sistema que les permite realizar sus funciones como tal, y puede vagamente compararse como orden. Estos dos conceptos sumamente abstractos han sido definidos cabalmente por el lenguaje de las matemáticas, sin embargo estos pueden ser descritos por la Teoría

de la simetría. La Teoría de la simetría aporta un concepto fundamental, la invarianza, bajo este la simetría analiza el cambio de dos entidades ante una transformación. Para comprender este concepto es utilizado el ejemplo de una moneda con sus dos diferentes caras, en el cual se requerirá de un *bit* de información para describir cada estado (0,1), y se podría definir este sistema en términos de un solo estado que mediante un transformación obtendremos el otro estado. En un escenario diferente tendremos dos entidades completamente diferentes (una manzana y un pera), no existe transformación alguna que pueda describir este cambio, no existe simetría o algún orden aparente que pueda describirlo, por lo tanto necesitamos más bits -información- y se puede decir que tiene un mayor entropía estadística (*statistical entropy*) (Principia Cibernetica Web). El punto significativo de este concepto es que se puede cuantificar el orden y la estocacidad de un sistema en términos de información. Los sistemas ordenados pueden ser descritos por expresiones matemáticas lógicas, mientras que los sistemas estocásticos no existe una correlación entre los diferentes estados de los componentes de un sistema, este tipo de sistemas son gobernados por la probabilidad, esta rama de las matemáticas analiza los fenómenos estocásticos.

Los sistemas complejos son por naturaleza no lineales. La complejidad siempre será el producto de una irreductible interacción entre dos o más cosas, si los sistemas son homogéneos y fuera posible realizar una reducción a un solo nivel, este podría ser un sistema sumamente complicado pero seguramente no existiría complejidad. Uno de los principales temas de la teoría de complejidad es lo que Scott Page denominó “El interesante intermedio”, este investigador se ha ocupado por la diversidad en los sistemas complejos.

Scott Page sostiene que la diversidad se crea y contribuye al fortalecimiento de un sistema, permitiendo una mayor diversidad de respuestas y adaptaciones ante los cambios. En su trabajo, fundamenta que los valores en las zonas más alejadas de la media (*outliers*) pueden propiciar y alimentar la novedad y la innovación; si se tomara algún tipo de parámetro como la tasa de cambio o el grado de diversidad y se llevara hasta el extremo superior, seguramente se obtendría aleatoriedad o un cambio continuo y se invirtiera seguramente se obtendría homogeneidad y patrones muy sencillos. Concluye que el poder de la diversidad produce mejores grupos, organizaciones y sociedades (Page, 2007).

## • Al borde del caos

Lejos de la zona de equilibrio, alejado de los atractores que pueden dar estabilidad, se puede obtener una transición de fase, esta zona se encuentra entre la interrelación de los dos regímenes, en esta, el sistema resulta sumamente sensible a las pequeñas fluctuaciones que pueden transformarse en la cuenca (*basin*) de un atractor, también conocida como al borde del caos.

La frase “al borde del caos” fue acuñada inicialmente por el matemático Doyne Farmer en 1980 para describir el fenómeno de transición descubierto por el científico en computación Christopher Langton. La frase originalmente se utilizó para describir el rango entre una variable que cambió mientras examinaba el comportamiento de un AC, en esta pequeña área Langton encontró que el comportamiento del AC variaba al transitar por esta zona. En este mismo periodo el físico, James P. Crutchfield utilizó un término similar “al comienzo del caos” (*onset of chaos*) para describir un concepto semejante. El término ha sido utilizado como una metáfora para describir que algunos sistemas físicos, biológicos y sociales, operan dentro de una zona entre el orden y la estocacidad total, donde la complejidad es máxima. Sin embargo el término se ha popularizado y ha sido utilizado en ciertos contextos de forma inapropiada, en contextos y situaciones que están lejos del alcance original del significado del término.

Este concepto sigue siendo teórico y polémico, sin embargo existe un consenso de que la evolución hacia la autoorganización solo puede darse en una zona específica; existen diferentes opiniones que explican este fenómeno, se postula que la autoorganización requiere de entropía y la evolución de diversidad (Colchester, 2016).

A diferencia de otros enfoques reduccionistas en los que señalan que un sistema bien ordenado puede reconfigurarse en otro, simplemente con una pequeña aportación externa de energía sin pasar por el estado entrópico, solamente cambia de un régimen a otro. La teoría de autoorganización sostiene, que se genera internamente a nivel local y este proceso requiere la presencia de entropía y estocacidad para la reconfiguración de un nuevo régimen a través de bucles de retroalimentación que se originan como señales débiles o mínimas fluctuaciones.

Diferentes investigadores han postulado teorías alrededor del proceso de autoorganización lejos del equilibrio, el concepto de “orden desde el ruido”, fue

formulado por el cibernético Heinz von Foerster en 1960, quien observó que la autoorganización es facilitada por pequeñas perturbaciones aleatorias y ruido, que permite al sistema explorar una gran variedad de estados. Un principio semejante fue desarrollado por Prigogine al que denominó Orden a través de las fluctuaciones. Per Bak también comprendió que los sistemas complejos buscan su existencia al borde del caos, lo que denominó “criticalidad autoorganizada”, sostenía que los SCA tienden a mantenerse en ese borde crítico. Ante esto, resulta coincidente en las diferentes teorías al señalar que la entropía y la diversidad son requeridas para que un sistema permanezca adaptándose y evolucionando durante un período prolongado de tiempo.

- **Robustez y resiliencia**

Todos los sistemas existen dentro de un entorno y en mayor o menor medida son dependientes de este. Los sistemas se ven afectados por un rango específico de valores de entrada (*in puts*), los sistemas tienen un conjunto de parámetros para estos valores mediante los cuales pueden mantener su estructura y funcionamiento, fuera de estos parámetros el sistema se vuelve vulnerable, su funcionalidad y estructura interna se verán afectadas de forma negativa, se degradará a un nivel inferior de integración y funcionalidad. La resistencia y robustez de los SCA, está determinada por estos parámetros. Entre menor sea la dependencia con su entorno y más amplio el conjunto de parámetros el sistema puede operar de la forma más robusta que esté pueda ser.

En la informática existe un término muy utilizado como metáfora de un equipo de cómputo, la robustez de una computadora puede definirse en este sentido, como la capacidad del algoritmo de seguir operando ante valores erróneos de entrada, la capacidad para procesar estados de entrada dentro de un rango más amplio. Un ejemplo común para comprender este concepto es el de un árbol y su resistencia al viento, un árbol tiene una cierta resistencia a la tensión a través de su capacidad para “doblar”, dentro de un cierto rango de valores de la fuerza ejercida por el viento, el árbol podrá continuar de pie, si este valor de entrada (la fuerza del viento) sobre pasa los parámetros, el árbol no podrá continuar con sus funciones a plenitud, su estructura y funcionalidad se ven afectados, entre más amplio sea este rango más robusto será el sistema ya que estará preparado para una mayor variedad de estados externos.

Existen básicamente dos formas en que un sistema mantenga su integridad ante una perturbación externa, resistiendo a este cambio o adaptándose. En este sentido la

resistencia puede expresarse como una condición límite en el que el sistema pueda operar y mantenerse a pesar de las perturbaciones externas. En contraparte el sistema puede adaptarse ante esta perturbación desarrollando la respuesta adecuada para esta nueva situación, en el ejemplo del árbol la capacidad de “doblar” puede entenderse como una adaptación al entorno.

En la Teoría de redes, una línea de la teoría de los SC, ha utilizado los conceptos de resistencia y resiliencia. Los investigadores Gunnar W. Klau y René Weiskircher (2005) han estudiado estos dos conceptos para analizar y desarrollar redes informáticas que puedan continuar su operatividad básica ante fallas o de conectividad o pérdida de alguno de sus componentes dada su capacidad para superar esta perturbación. Consideran que mediante una comprensión profunda de ciertas clases de SCA y redes, será posible estudiar y comprender las fallas en las redes metabólicas para el diseño de medicamentos, así como los ataques a las redes de comunicación.

La robustez y la resiliencia son características propias y fundamentales de los sistemas autoorganizados, tanto por su capacidad de resistencia al cambio, como su capacidad de adaptación. A diferencia de los SCA, los sistemas centralizados por controles ascendentes y descendentes existen componentes sumamente especializados para regular el sistema, estos generalmente se encuentran en núcleos que resultan en gran medida insustituibles para la operación del sistema. En los SCA el control no se encuentra focalizado, el control se distribuye a nivel local, lo que significa que hay mucha menos especialización, los componentes perdidos o dañados a menudo pueden ser reemplazados por otros, lo que les da un nivel mucho más bajo de criticidad. Los sistemas autoorganizados tienden en esencia a mantener su estado actual de configuración, esto se logra mediante bucles de retroalimentación que se distribuyen a través del sistema de forma local. El campo magnético de un imán se encuentra constituido por pequeños giros magnéticos que se encuentran alineados para producir una fuerza magnética total, si por alguna razón algunos giros son modificados de su actual alineación, el resto de giros ejercerá una fuerza de atracción sobre estos “desalineados” para regresarlos a su forma original. El campo magnético producido por todos los giros se distribuye en todo el sistema generando un alto nivel de robustez.

Una cierta cantidad de perturbaciones aleatorias pueden facilitar más que obstaculizar el proceso de autoorganización de un sistema, si el patrón en un sistema

permanece intacto la entropía de la alteración puede ser utilizada para la evolución y la regeneración. Algunos biólogos que investigan los ecosistemas han utilizado la teoría de la complejidad para analizarlos. Sostienen que las alteraciones aleatorias en un ecosistema complejo como un bosque, las alteraciones y entropía producidas por un incendio forestal pueden ayudar y beneficiarlo.

Un artículo interesante que fue publicado por Moritz, Morais, Summerell et al. (2005) en el que analizan los grandes incendios en la costa oeste de EU, con este trabajo reavivaron los debates sobre la gestión de incendios y el papel de los regímenes de incendios naturales en la resiliencia de los ecosistemas terrestres. Encontraron una gran similitud entre las experiencias reales y las principales teorías de los sistemas complejos, desde la relación de ley de potencia entre la magnitud de los incendios y la frecuencia, así como los conceptos de diversidad y resiliencia.

Observaron que las alteraciones naturales aleatorias, logran robustecer y optimizar la resiliencia de cierto tipo de ecosistemas expuestos a perturbaciones (en algunos casos, casi al punto de la devastación). El tipo de vegetación existente en algunos bosques que han sido muy protegidos y con rápidas actuaciones humanas ante un evento de esta naturaleza, la vegetación con mayor resistencia al fuego disminuye notablemente y la vegetación de tipo leñosa se incrementa; en un largo periodo de tiempo este tipo de vegetación (leñosa) con una mayor tasa de crecimiento puede sobrepoblar el bosque y ante una afectación inminente, este sistema boscoso resulta muy deteriorado, ya que al haberse incrementado la vegetación con poca resistencia al fuego, los daños son mucho mayores al igual que el tiempo de recuperación en comparación con otros sistemas boscosos que no fueron tan protegidos. Este fenómeno resulta interesante para comprender como la diversidad y las perturbaciones aleatorias resultan esenciales en el proceso de evolución y resiliencia.

Ante lo expuesto en el presente capítulo se podría concluir que los SCA pueden definirse como una clase “especial” de sistema, compuesto por un conjunto de partes interconectadas y autónomas que pueden desarrollar la capacidad de adaptación. En nuestro entorno podemos observar diferentes ejemplos de lo que es un SCA, en algunos de estos es fácil de observar claramente ciertos aspectos de la teorías sobre complejidad, desde las grandes colonias de hormigas, el movimiento grupal de algunas especies (aves, peces, etc.), el sistema inmunológico, las organizaciones sociales autónomas, así

como los sistemas de financieros y de mercado, hasta llegar a lo que se le podría denominar por antonomasia, de un sistema complejo adaptativo, *la ciudades*.

Estos sistemas por definición se encuentran constituidos por la aptitud de los agentes para adaptarse a través de un sistema de control y regulación. Generalmente estos agentes interactúan bajo una lógica simple, siendo que mediante las interacciones no lineales entre estos pueden emerger patrones globales de autoorganización que son cualitativamente diferentes a los estados anteriores. Mediante este patrón global de organización existe una retroalimentación que puede permitir o restringir a los agentes en un nivel local, dando como resultado una compleja relación entre el nivel macro y micro en el sistema. Este tipo de sistemas son sumamente dinámicos y requieren de grandes volúmenes de energía, importan energía y la utilizan para disipar la entropía para mantenerse, esto puede ser comprendido como una respuesta hacia una muerte entrópica.

Debido al alto grado de autonomía que gozan los agentes y su capacidad de adaptación, el control no se encuentra centralizado en una determinada zona o en algún determinado agente, el control y la regulación se encuentra distribuido en forma local, por lo tanto no existe alguna forma de mando general, el sistema es en sí una interacción entre los agentes, actuando y reaccionando ante el comportamiento de otros agentes; como producto de esta compleja dinámica se crean los diferentes estados del sistema a medida que se desarrolla en un proceso de evolución.



## Capítulo 3 Marco metodológico

### 3.1.1 Teoría de la emergencia

Emergencia es un término que es utilizado en diferentes disciplinas para describir como se crean nuevas propiedades y características cuando se integran diferentes partes a través de sinergias que aportan un valor superior al sistema, producto de la interrelación entre las partes, que dan lugar a un nuevo tipo de organización a nivel macro. Debido a esto, la emergencia no puede ser observada en un nivel local en los subsistemas, solamente puede observarse en la estructura global del sistema. Dado que un fenómeno emergente no puede ser reducido a una mera descripción de sus partes, un fenómeno emergente debe ser comprendido mediante el proceso y la dinámica de interacción de sus partes, por lo tanto un método útil para la comprensión y análisis de un fenómeno emergente es la simulación de un proceso emergente por medios computacionales.

La emergencia implica la creación de “algo” nuevo que no hubiera sido posible predecirla mediante la simple interacción entre las partes que lo constituyen. Existen numerosos ejemplos en nuestro entorno para comprender un fenómeno emergente, como las organizaciones de insectos coloniales, y las organizaciones sociales.

Un ejemplo muy utilizado para describir un fenómeno emergente es la propiedad disolvente del agua, ya que ni los átomos del hidrógeno ni del oxígeno tienen esta propiedad, esta propiedad se “crea” en una interacción no lineal entre estos dos elementos.

Existe una distinción filosófica básica, sobre el concepto de emergencia. La emergencia tiene un *status* indeterminado en las ciencias y en la filosofía de las ciencias. John H. Holland señala que las propiedades emergentes son asombrosas y paradójicas, son muy fundamentales y sin embargo pueden ser familiares. Los fenómenos emergentes en los sistemas, son típicamente patrones persistentes con componentes cambiantes. Por una parte, científicos y filósofos consideran la emergencia con un estatuto “*pseudo*” científico, y por otra parte los nuevos hallazgos en la física, biología y en las ciencias interdisciplinarias como la inteligencia artificial y las neurociencias, así como la teoría de los sistemas dinámicos no lineales -que se han

enfocado fuertemente en el comportamiento colectivo de los SCA- aseguran que existe un verdadero y real fenómeno de emergencia.

Una de las principales razones del escepticismo hacia la palabra es una carga histórica de confusión que rodea los aspectos metafísicos del concepto, ya que ha sido utilizado de formas muy diferentes haciendo realmente imposible su utilización de una forma clara (Blitz, Beckermann, et al., 1992). La principal distinción obedece a una concepción ontológica y epistemológica, la epistemología, se refiere al conocimiento y a la forma de comprender nuestro mundo. La emergencia epistemológica es la idea de que ciertos sistemas no pueden ser descritos de forma práctica por sus componentes, debido a los límites de nuestro conocimiento, es decir, la imposibilidad de obtener toda la información relevante para analizarlos. La ontología se refiere en tanto, a la naturaleza del ser, a lo que consideramos el *ser* de las cosas que nos rodean; la emergencia ontológica se refiere entonces, a la descripción de cómo es el mundo independientemente de nuestra concepción sobre él, por lo tanto no es posible la comprensión completa de un sistema en términos de sus componentes, ya que en la emergencia se crean nuevas estructuras y niveles de organización irreductibles en los diferentes sistemas (Beckermann, 1992).

Las propiedades emergentes se atribuyen a conjuntos estructurados de los elementos, donde la propiedad de emergencia no es una función aditiva de las propiedades o de los elementos en el conjunto. El comportamiento de un sistema es el producto de la interacción entre sus partes, más que el comportamiento de los componentes por sí mismos.

El valor del todo que existe más allá de las propiedades de sus partes y de sus propiedades, es producto de la interacción no lineal del sistema, por lo tanto la emergencia, podría bien definirse como el producto de las sinergias entre sus partes; “Si más es diferente” (Anderson, 72).

Las sinergias surgen cuando dos elementos diferencian sus estados y actividades entre sí y las coordinan, la diferenciación abre la posibilidad a la especialización; mientras que la integración permite coordinar sus capacidades hacia un resultado común del sistema, en un proceso sinérgico se “agrega” un valor al sistema obteniendo un organización mayor que la suma de sus partes por separado (Aristóteles).

Por tanto, las interacciones sinérgicas dan lugar a nuevos niveles de organización que tienen propiedades, características y dinámicas propias, a estos nuevos niveles se les denomina niveles integrativos; a pesar de que estos niveles no dependen directamente de las propiedades de sus partes, el patrón de organización que ha emergido depende de la integridad de las sinergias entre las partes que las componen; si las sinergias fueran eliminadas, los niveles de integración desaparecerían. A diferencia de los más simples sistemas lineales de organización que pueden ser reducidos a un solo nivel, la emergencia da como resultado el desarrollo de más de un sistema de organización.

Debido a la creación de diferentes niveles de organización dentro de un sistema global, la emergencia crea una dinámica compleja entre los diferentes niveles, siendo aún más compleja entre los niveles macro y micro. Los sistemas que algún tipo de emergencia presentan una forma característica de interacción, mediante una compleja dinámica de retroalimentación entre el nivel micro y macro, esta dinámica donde los niveles más altos afectan a los niveles inferiores es una parte clave del fenómeno de emergencia, y se le denomina causalidad descendente.

“Con la visión determinista que impera hasta nuestros días, hablar de causalidad descendente sería poco menos que una herejía. Para el determinismo sólo existe la causalidad ascendente. La causalidad ascendente considera que todo sistema, sea este el que sea (molécula, célula, tejido, órgano, individuo, sociedad, etc...), puede ser explicado a partir de los elementos componentes. Pero con el nuevo paradigma de la emergencia las cosas están cambiando. Ahora se habla de la causalidad descendente.

Ahora la importancia no radica en los elementos del sistema sino en el sistema mismo. Es el sistema en que influye o refluye sobre los elementos que lo componen.

Supongamos que se quiere explicar un ecosistema. Pues bien, un determinista consideraría que sería suficiente con explicar cada uno de los elementos componentes de dicho ecosistema junto con sus leyes de actuación para que dicho ecosistema quedase perfectamente explicado. Para un emergentista esto sería simplemente quimérico. Y lo sería porque cuando surge una realidad de orden superior (fruto de una autoorganización creativa), ésta se regiría por

leyes diferentes no pudiendo ser deducidas ni reducidas de los elementos constituyentes ni desde sus leyes anteriores. Bueno, ésta última sería la concepción del emergentismo “fuerte” y no del emergentismo “débil”.

Pero es más, los elementos componentes estarían regidos (influidos) hasta cierto punto por el sistema en su totalidad. Así, por ejemplo, sería el propio ecosistema el que actuaría sobre los elementos componentes (árboles, insectos, humedad, etc.....). Sería el ecosistema el que daría forma (in-formaría) a las relaciones entre los elementos componentes” (SofosAgora, 2012) (<http://sofosagora.net/filosofia-mente/existe-causalidad-descendente-t2098.html>).

La causalidad descendente es la afirmación de que un sistema exhibe emergencia. El nivel más alto o macro de los fenómenos emergentes ejerce algún tipo de emergencia causal hacia abajo sobre los sustratos de nivel inferior, del cual surgió originalmente. Esta interacción es omnipresente en nuestro entorno, desde los organismos biológicos, donde los órganos y los tejidos logran crear al cuerpo humano, luego el organismo en conjunto se retroalimenta de estos para regular las partes del todo el sistema. Los individuos en las sociedades crean instituciones, luego estas retroalimentan a la sociedad para motivar o restringir sus acciones hacia los fines de la institución, en todos los casos la emergencia crea nuevas descripciones del sistema que va desde los dominios micro hasta los macro (Fromm, 2004). En la teoría de emergencia sigue existiendo un pregunta fundamental, si se formulan diferentes descripciones para cada nivel por conveniencia o por la falta de conocimiento o es por qué no es posible reducir el macro nivel del micro nivel. Esta diferencia es expresada en los conceptos de emergencia débil y emergencia fuerte.

La intuición reduccionista plantea que los fenómenos de nuestro entorno se rigen por propiedades vinculadas a las leyes básicas de la física lo que se denomina completitud de la física (*completeness of physics*). Todo lo existente es físico y todo fenómeno es causado por alguna interacción física de bajo nivel.

La concepción reduccionista clásica de la estructuración de la ciencia, fue motivada por Oppenheim y Putnam en 1958. Expusieron una visión generalizada sobre las ciencias, como una estructura jerárquica, siendo que en las base se encontraba la física elemental y de forma ascendente los subdominios de esta que daban lugar a los

diferentes campos de las otras ciencias; de la misma forma los científicos estructuraban la materia y los distintos componentes que podían formar hasta llegar a un nivel superior, donde se encuentran las ciencias sociales.

Certain conditions of adequacy follow immediately from our aim.  
Thus:

- (1) There must be several levels.
- (2) The number of levels must be finite.
- (3) There must be a unique lowest level (i.e., a unique "beginner" under the relation 'potential micro-reducer'); this means that success at transforming all the potential micro-reductions connecting these branches into actual micro-reductions must, ipso facto, mean reduction to a single branch.
- (4) Any thing of any level except the lowest must possess a decomposition into things belonging to the next lower level. In this sense each level, will be as it were a "common denominator" for the level immediately above it.
- (5) Nothing on any level should have a part on any higher level.
- (6) The levels must be selected in a way which is "natural" \* and justifiable from the standpoint of present-day empirical science. In particular, the step from any one of our reductive levels to the next lower level must correspond to what is, scientifically speaking, a crucial step in the trend toward over-all physicalistic reduction.

The accompanying list gives the levels we shall employ;<sup>10</sup> the reader may verify that the six conditions we have listed are all satisfied.

6.....	Social groups
5.....	(Multicellular) living things
4.....	Cells
3.....	Molecules
2.....	Atoms
1.....	Elementary particles

Figura 3.1 Fragmento del artículo original Publicado por Paul Oppenheim & Hilary Putnam en 1958, sobre la estructuración de las partes y de los elementos.  
Fuente: <https://mechanism.ucsd.edu/teaching/philsoci/openheim.putnam.unity.pdf>

Esta visión dio como resultado generalizado, una perspectiva paralela del mundo con las partículas más elementales, y la actividad humana como un tipo de actividad periférica sobre esta. La concepción de emergencia es fundamentalmente diferente a la visión de Oppenheim and Putnam, la emergencia no intenta "romper" las cosas en entidades cada vez más pequeñas, su visión es holística observando los diferentes niveles para encontrar patrones y procesos que son comunes a todos los sistemas.

El *holismo*, del grigo *holós*, que podría significar "por entero, todo, en totalidad", postula que los sistemas -ya sean físicos, biológicos, sociales, económicos, etc.- y sus propiedades deben de ser analizados en su conjunto y no sólo a través de las partes que los componen. Pero aun siendo estas consideradas separadamente analiza y observa el sistema como un todo integrado y global, que en definitiva, determina cómo

se comportan las partes al interactuar. Mientras que el análisis aislado de éstas no puede explicar por completo el funcionamiento del todo. El holismo considera que el todo es un sistema más complejo que una simple suma de sus elementos constituyentes, en otras palabras, que su naturaleza como ente no es derivable de los elementos que lo constituyen. El holismo defiende el sinergismo entre las partes y no la individualidad de cada una.

### **3.1.2 Patrones y correlaciones**

El término patrón es comúnmente utilizado en diferentes disciplinas, la concepción más generalizada sobre un patrón es en las artes visuales, y se entiende como una suerte de regularidad observable dentro de un ambiente caótico, esta regularidad de sus elementos puede ser predecible, sin embargo, en cualquiera de los sentidos que se le dé al término implica una diferenciación reconocible sobre el “fondo”, en las ciencias, el término es utilizado de una forma mucho más abstracta mediante el análisis matemático.

En la teoría de los SC se postula que en todos los sistemas se puede observar algún tipo de patrón entre sus componentes, ya sea en el espacio entre estos o en el tiempo en que toma en llevarse a cabo un determinado proceso, estos patrones son comprendidos como el producto de alguna forma de correlación entre los estados de los elementos constituyentes. Una correlación es una relación de alguna forma entre dos o más variables, las cuales presentan alguna modificación asociativa durante un período de tiempo. Una combinación de correlaciones entre elementos forma un patrón regular o inteligible. Si no existe una correlación asociativa entre las partes, se considera una asociación estocástica entre estas. Bajo este enfoque la estocacidad, se entiende como la ausencia de organización, lo opuesto a un patrón. Una secuencia aleatoria de eventos, símbolos o pasos no tiene orden y no sigue un patrón o combinación inteligible (Pearson, 1993).

El investigador norteamericano John E. Pearson de la universidad de Los Alamos, EU, ha estudiado el desarrollo y la conformación de patrones en distintos escenarios, señala que:

“Los patrones ocurren en la naturaleza a escalas que van desde el embrión de *drosophila* en desarrollo hasta la estructura a gran escala del universo. En las

escalas mundanas conocidas vemos copos de nieve, calles nubosas y ondulaciones de arena. Vemos patrones de rollos convectivos en experimentos hidrodinámicos. Se observan patrones regulares y casi regulares en las concentraciones de los de sistemas de reacción química y difusión” (Pearson, 2008:2).

Pearson escribió un artículo muy reconocido en la comunidad interesada en la experimentación de simulaciones computacionales de sistemas complejos titulado *Patrones complejos en un sistema simple* (2008). Indica que como consecuencia del enorme rango de escalas en las que se desarrolla un patrón en un sistema, el fenómeno de conformación de nuevos patrones resulta potencialmente de gran interés para la ciencia.

En su trabajo describió patrones observados en experimentaciones numéricas en un simple modelo de reacción-difusión, enfocándose en la formación de patrones de un estado de espacialidad uniforme, que se encuentran cerca de la transición de la línea de estabilidad hacia la inestabilidad.

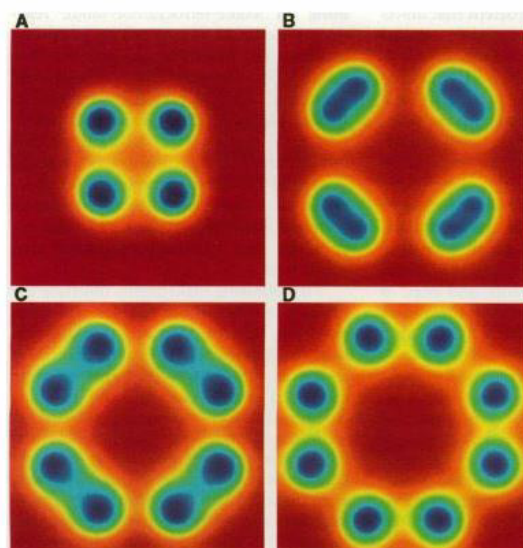


Fig. 4 (left). Time evolution of spot multiplication. This figure was

Figura 3.2 Evolución en el tiempo-espacio de la multiplicación de un punto. Simulación realizada por John E. Pearson en su artículo: *Complex Patterns in a Simple System*

Fuente: <https://www3.nd.edu/~powers/pearson.pdf>

Mediante simulaciones computacionales observó en un tiempo determinado de veinte mil pasos tiempo (*steps*), experimentando con diferentes balances de perturbación, observó la conformación de patrones muy diferentes con rangos muy pequeños en el cambio inicial. Mediante simulaciones computacionales experimentando

con diferentes balances de perturbación, pudo observar la formación de patrones con rangos muy pequeños en las condiciones iniciales.

Resultó interesante la formación de patrones en las diferentes etapas durante el proceso de multiplicación de un punto en el modelo de reacción-difusión, los patrones observados son muy parecidos a las etapas de multiplicación de la mitosis en las células. El autor postula que la conformación de patrones en diferentes escalas nos pueden guiar a la comprensión de los procesos en diferentes tipos de sistemas, mediante la observación de los patrones conformados para el análisis y la comprensión del fenómeno de emergencia.

Los patrones tienen una estructuración matemática subyacente. De hecho las matemáticas, -en su forma moderna- podrían ser descritas como *La ciencia de los patrones* como las definió el matemático Michael N. Fried (2010). Del mismo modo, en las ciencias, las teorías explican y predicen regularidades en el mundo a través del modelado del cambio correlativo en las propiedades entre las cosas. En el mundo cotidiano, es la agregación de fenómenos correlacionados en patrones compuestos lo que nos permite dar sentido a nuestro entorno, predecir los resultados y actuar eficazmente dentro de él (Colchester, 2016).

Una correlación bajo una perspectiva sistémica, es una relación mutua o conexión entre dos o más cosas, donde las propiedades relacionadas con cada elemento cambian con respecto a la otra de alguna manera. El término correlación proviene del latín *co* (todo, junto) y *relatio* (relación), y que se podría entender como las cosas que van juntas o pegadas. Una correlación describe el cambio de un elemento tanto en su forma constitutiva como en su forma fisiológica entre dos entidades, cualquier cambio o modificación en relación con otro elemento puede ser analizado bajo una correlación, es así, que la ciencia busca correlaciones de observaciones empíricas y experimentadas bajo un método sistematizado; mediante estas correlaciones podemos crear patrones que nos ayudan a conformar y relacionar nuestro entorno y la forma en que lo comprendemos.

Existen básicamente tres características para describir que tipo de correlación existe, si es positiva o negativa, la fortaleza de la correlación y la que a los sistemas complejos nos ocupa, si es una correlación lineal o no lineal.



En una correlación positiva las dos variables se mueven en la misma dirección creciendo o decreciendo de la misma forma. Una correlación negativa se entiende cuando las dos variables se desplazan en sentido contrario. Las correlaciones pueden presentar diferentes grados de fortaleza, es decir, una correlación fuerte se da cuando las dos variables se mueven exactamente en la misma proporción, las correlaciones débiles se mueven solo parcialmente, solo una parte con respecto a la otra variable. El término correlación puede confundirse con “causalidad” sin embargo, resalta el hecho de que esta relación no tiene que ser precisamente producida de forma directa, la conexión puede ser indeterminada o producida por una o más variables.

Una correlación lineal existe cuando la proporción de cambio permanece constante en el tiempo, produciendo una línea cuando los valores son graficados. Una correlación no lineal describe el cambio asociado entre las variables en el tiempo i.e. la proporcionalidad al cambio entre los elementos puede variar en el tiempo, por lo tanto, al graficar los valores no podrá ser una línea recta.

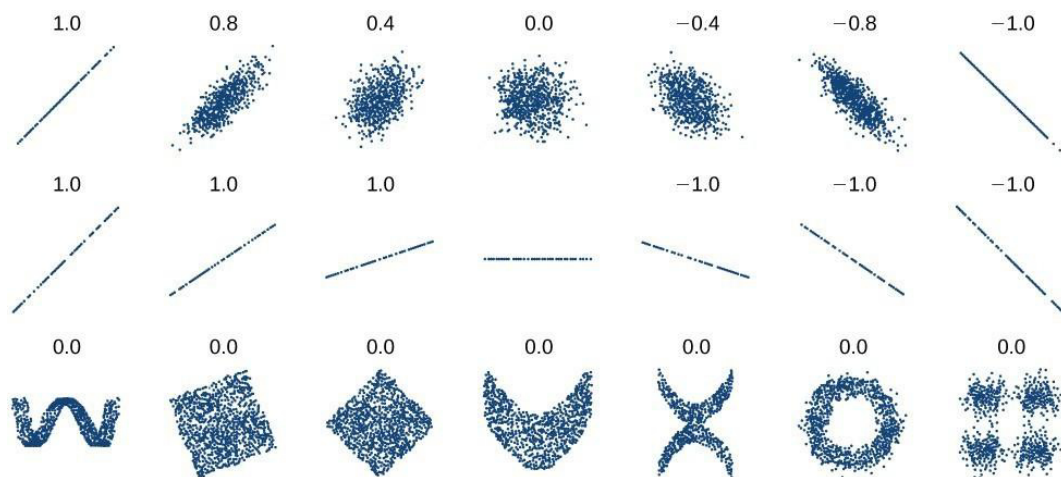


Figura 3.3 Datos graficados y sus coeficientes de correlación. Elaborado por Denis Boigelot.  
 Fuente: <https://courses.lumenlearning.com/precalcone/chapter/distinguish-between-linear-and-nonlinear-relations/>

## • Robustez de patrones

El concepto de robustez en un patrón puede entenderse como la función entre el número de relaciones y la fortaleza de las correlaciones en la asociación entre las variables. Si todos los componentes se encuentran interconectados y cambian exactamente en la misma forma y proporción, puede decirse que el patrón presenta un alto grado de fortaleza o robustez. Este tipo de correlaciones tienen la característica de ser altamente predecibles, debido al tipo de relación tan directa y manifiesta. En caso contrario, un patrón débil se considera cuando hay pocas conexiones entre las partes y una correlación no lineal y débil entre ellas, las correlaciones no son tan directas y manifiestas e igual su proporción, en este tipo de correlaciones interactúan más factores que pueden incidir en la formación de un patrón débil.

El premio Nobel de física en 1977, Philip Warren Anderson citó en su artículo *Más es diferente* publicado en 1972 por la revista *Science*, que no sería muy exagerado definir a las matemáticas como la ciencia de la simetría. La simetría es el principio organizador más elemental para la conformación de patrones, bajo este concepto, se abre una escisión sobre dos conceptos fundamentales: igualdad y diferencia. Dando lugar a uno de los más elementales conceptos para describir y definir las cosas de nuestro mundo. La simetría asume la igualdad entre dos entidades, mientras que la asimetría revela una diferencia. Como lo señaló Anderson, la simetría es el corazón de las matemáticas modernas. La simetría se ha convertido en fundamental para nuestra comprensión de las leyes básicas de la física desde hace casi un siglo. Este concepto se ha convertido en una de las herramientas más poderosas de la física teórica porque se ha hecho evidente que prácticamente todas las leyes de la naturaleza se originan en simetrías (Anderson, 1972).

En un sentido abstracto la simetría describe una regla, bajo la cual modificará o transformará un elemento con relación a otro. La simetría es una propiedad de los sistemas físicos y abstractos, ya que puede demostrarse de forma matemáticamente precisa, así como en términos visuales.

Por el contrario la asimetría es entendida como la falta de simetría, la asimetría en su sentido más generalizado, describe la diferencia entre dos entidades bajo un cierto marco de referencia. Dentro del marco de la teoría de la información, la simetría y asimetría pueden ser relativas (Lloyd, 2014).

Dentro de la teoría sistémica, la simetría puede ser utilizada para medir el nivel de orden dentro de un sistema. El orden se entiende como la manera o forma de estar colocadas las cosas o las personas en el espacio, o de sucederse los hechos en el tiempo, según un determinado criterio o una determinada norma. Una definición cercana podría ser el arreglo o la disposición de personas o cosas en relación entre sí, de acuerdo con una secuencia, patrón o método en particular. Como puede apreciarse estas dos definiciones contemplan el concepto de secuencia, esta se asume como la transformación entre el estado de los elementos en el tiempo.

Para la teoría de la información resulta interesante la relación que existe entre el concepto de orden, simetría e información, -casi intuitivamente se pueden relacionar estos conceptos- ya que si se observara un forma irregular se comprendería que no existe orden y por lo tanto no hay simetría, revelando una mayor cantidad de información para describirla, por el contrario en una forma más simple, más regular, la relación orden e información resulta evidente ante su simetría. La simetría podría comprenderse como una compresión o reducción de información. Los patrones simétricos se pueden describir por medio de un subconjunto del todo, bajo una regla de transformación se podría construir las otras partes que forman el patrón general, es decir, no sería necesario describir cada una de las partes del patrón, simplemente se podría describir el primer subconjunto y la regla de modificación para describir el todo. Debido a que las simetrías asumen un cierto estado de orden, se puede describir un sistema ordenado en términos de un pequeño conjunto de datos y reglas de transformación, comprimiendo así la cantidad total de información necesaria para describirlo.

Inversamente la asimetría se entiende como una “ruptura” a la regla de transformación, por lo tanto será necesaria una mayor cantidad de información para describir la falta de información producto de la ruptura en la regla. La simetría describe patrones simples y ordenados, en los que una o pocas reglas gobiernan las diferencias entre las partes que se pueden utilizar para todo el patrón, comprendidas estas simples reglas el patrón será relativamente simple, mientras que la asimetría describe patrones complicados en los que se involucra mucha más información y reglas para describir todo el patrón. La complejidad puede entenderse como una interacción entre la simetría y la asimetría para crear un patrón que tiene orden, pero que también es algo aleatorio y

caótico, es en esta interacción entre los dos conceptos un rasgo definitorio de patrones de complejidad de todo tipo.

### **3.1.3 Sinergias positivas y negativas**

Como se ha abordado en el capítulo anterior, el concepto de sinergia es una noción central en la teoría de sistemas complejos, la idea básica de una relación no lineal entre dos o más partes de un sistema, que producen un efecto combinado mayor o menor que de forma aislada, esto constituye la base en la teoría de emergencia.

Es importante señalar que este concepto también es utilizado en otras disciplinas no científicas, y toma diferentes formas en otras áreas. En la gestión y áreas afines al ramo gerencial, está fuertemente relacionado con la idea de cooperación y autoorganización en el trabajo coordinado.

Las interacciones en una organización también podrían precisarse como lineales y no lineales, las lineales son aquellas en que la relación solamente combina las partes sin que la interacción cambie el sistema de forma global, no suman o restan valor sobre las propiedades propias del sistema. Por el contrario las relaciones no lineales, añaden o restan valor al sistema. Las sinergias por antonomasia asumen una relación no lineal en una organización. Las sinergias son dependientes de la forma particular en el que las partes componentes han desarrollado interdependencias con otros elementos dentro de ese sistema, es decir, las partes deben de estar especialmente interconectadas; bastaría con modificar o cambiar a uno de los componentes para que esta sinergia se viera modificada. Es común observar que en cierto tipo de organizaciones en las que la simple modificación de un elemento, al ser reemplazado por otro, aun cumpliendo las mismas funciones, esta sinergia se ve claramente deteriorada, eg., en una organización dentro de una oficina el simple cambio de un puesto auxiliar (repcionista, secretaria, portero), que es reemplazado por otro elemento, la organización en el sistema se ve modificada, casi siempre de forma negativa.

Este es un buen ejemplo para comprender el contexto en el que las partes de una organización se encuentran particularmente interconectadas, dado que desde un nivel más bajo logran modificar los niveles superiores del sistema.

La interdependencia dentro de una sinergia revela el grado de interacción y diferenciación de las funciones, esta diferenciación significa un cierto nivel de

especialización en las actividades, realizando diferentes funciones dentro del proceso general del sistema, esta diferenciación en las actividades requiere de una coordinación para lograr una integración en los objetivos generales del sistema. Un claro ejemplo sobre esta diferenciación y coordinación de actividades, es observado en una colonia de hormigas en donde se realizan diferentes actividades de forma integrada y coordinada dentro de la colonia.

Las sinergias pueden utilizarse como una medida de eficacia de trabajos conjuntos en diferentes subsistemas. Esta medición se entiende como la función entre el grado de especialización e integración, entre mayor sea el grado de especialización de igual forma será necesario el grado de integración, esta optimización se daría por un elevado grado de especialización entre las partes, -creando interdependencias- y una gran capacidad de integración. Las organizaciones más básicas carecen de un alto nivel de especialización y en consecuencia su capacidad funcional es muy limitada. El ejemplo clásico para comprender este concepto es el de una computadora, esta es capaz de realizar mucho más funciones que una simple calculadora, esto, debido a que contiene subsistemas más especializados que se encuentran coordinados. Por la tanto la combinación entre diferencia y coordinación dan como resultado sinergias positivas.

Una sinergia negativa es una interacción negativa donde el producto combinado es menor que la de sus partes aisladas, esta se puede entender como el fracaso de una relación entre dos partes, ya sea para diferenciarse o para integrarse; en el primero de los casos la relación entre las partes son tan diferentes y realizan acciones tan dispares que no se podría encontrar un objetivo común. En el caso opuesto en una relación en que las dos -o más- partes son tan similares, que intentan permanecer en el mismo estado, dando como resultado una falta de diferenciación y de especialización, esto en un corto tiempo podría dar lugar a una contienda interior en que todas las partes buscan encontrar el mismo estado o función.

### **3.1.4 Conformación de patrones en los sistemas**

La conformación de algún tipo de patrón dentro de un sistema resulta la parte medular para el análisis y estudio de los sistemas.

La cuestión generada es en gran medida la motivación inicial para la aproximación hacia el estudio de los sistemas. Un patrón (*pattern*) en la teoría sistémica

es entendido en su acepción más básica como cualquier conjunto de correlaciones entre los estados de elementos dentro de un sistema. Esta formación se refiere al *proceso* mediante el cual se desarrolla un conjunto coherente de asociaciones entre estados de elementos y que persiste dentro de un determinado tiempo. El término conformación de patrones, se refiere básicamente a estructuras generadas internamente dentro de un sistema, por esto se entiende como la capacidad de un sistema de autoorganizarse en estados estructurados provenientes de estados iniciales caóticos o con un elevado grado de diversidad (Narváez, Mireles, 2016).

Dentro de una dinámica de retroalimentación positiva permite que un pequeño evento -tal vez aleatorio-, logre “contagiar” un nivel local y amplificarse para conformar un patrón global. Un buen ejemplo para describir este fenómeno lo desarrollaron los investigadores Gary Kocurek y Ryan C. Ewing (2005), para interpretar los patrones en los campos de arena (*aeolian dune-field patterns*), como sistemas complejos de autoorganización. Señalan que el viento que corre a través de la arena, acarrea pequeños granos de arena en él, pequeños desniveles en la superficie otorga mayores posibilidades de que un número mayor de granos de arena se acumulen en este punto alto, de esta forma comienza una acumulación progresiva producto del incremento de las posibilidades de que se alojen en un lugar cada vez más alto. Con el paso del tiempo se crea una duna, pero la duna no puede seguir creciendo eternamente, a medida que esta incrementa su elevación los granos de arena tienen mayores posibilidades de caer, esta sería una retroalimentación negativa que incide directa y proporcionalmente en la conformación de un patrón. El patrón completo en un valle de dunas, es el producto de muchos de estos eventos que se continúan produciendo hasta encontrarse, para ser parte de un patrón global (Kocurek & Ewing, 2005).

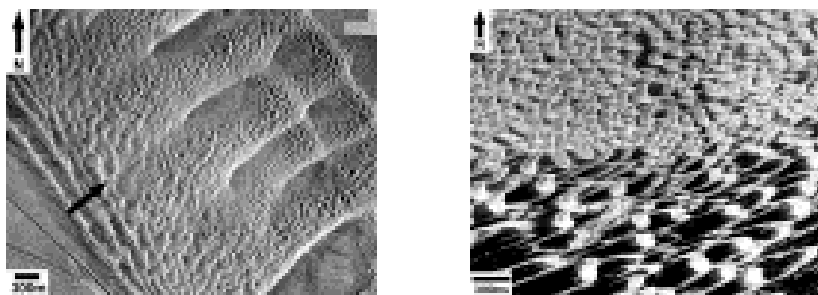


Figura 3.4 Imágenes de diferentes patrones generados en las dunas de arena.  
Gary Kocurek & Ryan C.Ewing, 2005.

Fuente: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169555X05001674#aep-abstract-id13>

En las organizaciones sociales existen buenos ejemplos para comprender el proceso que se da en una retroalimentación positiva, el caso del acervo de consulta abierto de *Wikipedia*, es uno de ellos. Nació como un proyecto muy pequeño, al igual que un sin número de proyectos e iniciativas similares, sin embargo no todos estos proyectos iniciales logran mantenerse y crecer como organizaciones estables a gran escala, este fenómeno es producto de la retroalimentación positiva y de las sinergias en la organización, cuanto más personas contribuyen al proyecto más personas hacen uso de este, de la misma forma la promoción incrementa el interés y la motivación para utilizar esta herramienta. “...*Wikipedia* se basa en la diversidad de sus participantes y contribuyentes. No funcionaría si se creara con un ejército de clones donde cada participante es exactamente idéntico a su par” señala Jochen Fromm (2004:11).

### **3.1.5 Emergencia débil y fuerte**

Como se ha expresado la emergencia describe cómo se crean nuevas propiedades, patrones y funciones en un nivel superior, cuando se disponen a los componentes de un sistema en una forma conjunta. La emergencia es un fenómeno omnipresente en nuestro mundo, este proceso es exhibido en cualquier tipo de organización compleja, ya sea una entidad vegetal, animal o social. El emergentismo postula que en la medida en que las cosas interactúan entre ellas, se crea una tendencia hacia la creación de nuevos niveles de organización y diferenciación de funciones. Dentro de la teoría de emergencia se señala, que existe una distinción básica entre dos tipos de emergencia, a esto se refiere como un fenómeno emergente débil o fuerte.

Se entiende como emergencia débil cuando las propiedades del sistema son identificadas como emergentes por un observador externo, pero que estas pueden ser explicadas por las propiedades primarias de los elementos constituyentes de un sistema. La mayoría de los fenómenos considerados en esta categoría pueden ser el constructo lógico del observador que no presenta una derivación causal en la realidad, más allá de las propiedades que pueden ser explicadas en relación a sus componentes.

La emergencia fuerte hace referencia a las propiedades de cualquier forma de observación como constructo, que se conforma con causas propias, es decir, de cualidades intrínsecas al sistema y que interactúan con los otros componentes del sistema de una forma original. Las propiedades del nivel emergente tienen efectos causales sobre las propiedades o procesos de los niveles inferiores, de esta forma anida

la concepción de que algo “verdaderamente” nuevo surge en los diferentes niveles de organización y que no puede ser teóricamente reducible al estado de las partes elementales, en consecuencia existe una diferencia entre niveles o dimensiones cualitativamente diferenciadas en un sistema. Estas organizaciones en un nivel superior pueden ejercer una causa a los niveles de organización inferiores, afectando su estructura y funcionamiento, y es posible describir la acción causal de un sistema superior sobre sus componentes; las cualidades producto de este proceso resultan irreducibles a las partes constituyentes del sistema (Chalmers, 2006).

La emergencia de la vida o de la conciencia mediante el sistema nervioso son los ejemplos más empleados para definirlos. Sin embargo en cualquiera de las dos categorizaciones se asume un grado de lo que puede ser esperado o predecido, o verdaderamente nuevo, este concepto ambiguo es tal vez una de las partes que se precisan en la confusión y delimitación de estas categorías.

El filósofo de las ciencias David John Chalmers reconoce y distingue la emergencia débil y fuerte. Señala, que la emergencia fuerte no es deducible ni siquiera en principio, a las leyes del dominio de bajo nivel, mientras que la emergencia débil es sólo inesperada, dadas las propiedades y principios del dominio de bajo nivel.

Mark A. Bedau distingue tres clases de emergencia: nominal, débil y fuerte. Utiliza los conceptos de débil y fuerte en el mismo sentido que Chalmers y añade la noción de emergencia nominal, que corresponde a la definición general de una propiedad emergente superior, la emergencia nominal es la aparición de una macro propiedad en un sistema que no puede ser una micro propiedad.

Chalmers, reconoce la confusión que ha creado este concepto y la necesidad de precisarlo, señala que la emergencia fuerte es la más sometida a discusiones filosóficas, y que la emergencia débil es la más “invocada” en las discusiones sobre emergencia en la actualidad, siendo más acentuada en la teoría de sistemas complejos. Para Chalmers, la concepción radica en el entendimiento de qué es esperado e inesperado (*expected & unexpected*), es aquí donde parte para su discusión sobre el tema. En este sentido señala, que “debe de ser precisado lo que se puede entender por esperado e inesperado”. Concluye apuntando que la discusión sobre esta cuestión está lejos de terminar, de hecho apenas comienza, pero un punto fundamental es en la aplicación del concepto en el fenómeno que se aplica. El biólogo Peter Corning captura parte de esta discusión al



señalar que el debate acerca de si el todo puede predecirse a partir de las propiedades primarias de las partes omite el argumento. Los “todos” producen efectos combinados únicos, pero muchos de estos efectos pueden ser codeterminados por el contexto y las interacciones entre el todo y su entorno.

Como tal, los conceptos de emergencia débil y fuerte cimientan las bases de los dos grandes paradigmas científicos, el reduccionismo y el sistémico. El reduccionismo se basa en la premisa esencial de que un fenómeno complejo puede ser “descompuesto” en simples bloques fundamentales, que desde los niveles superiores (macro) pueden ser reconstruidos para exponer un fenómeno. Por lo tanto el paradigma reduccionista motiva una visión de emergencia débil sobre el mundo, donde los fenómenos macro podrían ser derivados de las propiedades físicas de sus bloques elementales y del comportamiento entre estos, de esta forma fomenta la concepción de que el objetivo de la ciencia es comprender estos bloques, sus reglas y sus combinaciones para lograr una “teoría del todo”.

Siendo que el paradigma sistémico tiende hacia la comprensión de patrones y procesos, así como la autoorganización y los mecanismos que los generan en las diferentes escalas. Dentro del paradigma sistémico, los fenómenos no pueden reducirse a la simple descripción de sus partes elementales, en contraste tiende hacia el análisis y la comprensión de cómo estos patrones emergentes contienen dinámicas similares y así construir modelos genéricos abstractos, que logren “capturar” los mecanismos fundamentales que los producen, que son inherentes en los fenómenos complejos.

### **3.2.1 Procesos emergentes no lineales**

Un proceso emergente se entiende como el desarrollo de un cambio en el que se involucra transiciones de fase abruptas no lineales, ya que la estructura y la función general del sistema se ven transformadas bajo un nuevo régimen de comportamiento, manifestando nuevas propiedades que no pudieron haber sido previstas antes de la transformación.

Los procesos emergentes pueden contraponerse con los procesos lineales de cambio, esto es, en los sistemas lineales el comportamiento general del sistema es una consecuencia directa de la interacción entre las partes, las características y el comportamiento a nivel macro pueden ser calculadas a partir de las partes elementales a

nivel micro, los pequeños cambios en el nivel micro crean los correspondientes cambios en el nivel macro (Nicolis, & Prigogine, 1989).

Cualquier estado pasado o futuro del sistema puede entenderse como la precisa combinación de cambios entre los componentes elementales del sistema. Predecir el estado futuro de un sistema puede ser comprendido a través de las interacciones futuras de los componentes, i.e. la predicción de eventos en el sistema solar son el producto del cambio en el estado de los componentes en el futuro, y esto será similar a los eventos anteriores experimentados. Muchas técnicas de modelado de fenómenos, se fundamentan en asumir la inexistencia de un proceso emergente, comprometiendo que todo el proceso del cambio es la suma de las interacciones micro (Colchester, 2016).

A diferencia de los procesos lineales, los procesos emergentes implican sistemas con emergencia, estos, exhiben diferentes niveles de organización y pueden experimentar cambios de estado en diferentes niveles, donde los cambios en el nivel macro no se ven tan correlacionados con el nivel micro. En los sistemas más simples los estados de nivel macro se correlacionan directamente con el nivel micro. Con la aparición de emergencia en un sistema, los estados de nivel macro pueden desasociarse del micro nivel en mayor o menor medida.

#### • **Transiciones de fase emergentes**

Como se ha expuesto en párrafos anteriores, una transición de fase es un proceso emergente de cambio “abrupto” en el estado general de un sistema. Las transiciones de fase se pueden entender como transformaciones rápidas y súbitas en el macroestado del sistema que se desencadenan por algún pequeño cambio en las variables de entrada (*inputs*). Mientras que los cambios en los sistemas lineales el sistema global cambia en forma proporcional de acuerdo al cambio en las variables de entrada. No siendo así en los procesos emergentes; dentro del proceso de desarrollo existen etapas críticas en las que la macroestructura toma una forma general muy diferente, tan solo con un minúsculo cambio en las variables. El ejemplo más simple es: los diferentes estados que toma el agua a través de los cambios de estado gaseoso a líquido y a sólido. En el cambio de fase del estado líquido a gaseoso -vapor-, al ir incrementando la temperatura dentro del sistema, la transición se da de forma abrupta, repentina, cuando el sistema alcanza el valor crítico de cien grados celsius con una presión constante de una atmosfera, así se origina la transición de fase (Hilbert,2015).

El origen de la fase del sistema no puede relacionarse con la naturaleza microscópica de los elementos básicos que componen al sistema, por lo tanto, los procesos de transición descansan en los micromecanismos, así el sistema se comporta como un todo; el comportamiento general de una transición de fase es el resultado de una dinámica en el nivel macro, derivada de la microdinámica que presenta el sistema en los procesos emergentes. Cuando un sistema entra en una transición de fase sus microcomponentes se reconfiguran rápidamente, dando como resultado una macro estructura cualitativamente diferente, sin embargo las propiedades de los componentes permanecen relativamente sin cambios, los estados macro anteriores y posteriores corresponden aproximadamente a las mismas configuraciones de microestados, es decir, las transiciones de fase implican una reestructuración del sistema en el nivel macro con solo un cambio limitado en las propiedades de las partes y otras condiciones locales.

“(…) Este concepto remite hacia lo señalado por Engels (2014), sobre la afirmación aristotélica al señalar que en un determinado momento muchos cambios cuantitativos producen cambios cualitativos lo que se conoce como la ley de tránsito de la cantidad a la calidad y que nos dice que es recíproca, es decir, que luego, cambios en la cualidad de los niveles macro pueden dar lugar a cambios en las cantidades en los niveles micro lo que puede ser indicio para empezar a pensar en una explicación de los fenómenos de emergencia como coherencia y coordinación (Narváez y Mireles, 2016).”

Las transiciones de fase emergentes son discontinuas, entendido esto, como el cambio de estado general del sistema a otro, con una mínima superposición (traslape) limitada entre estos, esto involucra en el proceso puntos críticos de cambio. Estos puntos dan lugar a cambios discretos en el macro nivel, esto debido a que el sistema presenta comportamientos excluyentes, en consecuencia el cambio de un estado al otro no es cedido de forma gradual, lo que sería en un cambio continuo sin puntos críticos. El cambio de comportamientos diferenciados de forma rápida se da en el punto crítico. A estos puntos Prigogine los denominó *puntos de irreversibilidad* en su Teoría de estructuras disipativas, en estos puntos el sistema entra en un comportamiento hacia el cambio de estado, en el que después de cruzarlos, ya no hay retorno, el sistema entra en una dinámica determinista hacia el cambio de estado.

Los procesos emergentes dan lugar a cambios cualitativos, creando sistemas cualitativamente diferentes, dando como resultado general cambios en la estructura y el comportamiento del sistema cualitativamente nuevos.

### 3.2.2 Ciencia no lineal

A fines del siglo pasado, los científicos descubrieron que la comprensión convencional de la mecánica clásica no podía capturar los movimientos sorprendentemente irregulares de los sistemas de solo unas pocas partículas interactuantes, o el comportamiento colectivo sorprendentemente organizado de los sistemas complejos. Con el desarrollo de los sistemas de cómputo y accesibilidad a programas especializados (*software*), se ha dado lugar en las últimas décadas a que cierto tipo de fenómenos puedan ser analizados mediante estos instrumentos, dando como resultado un gran interés en el desarrollo de modelos y nuevas técnicas, utilizando sistemas de cómputo, para su análisis y comprensión. La ciencia no lineal se ha desarrollado para describir, categorizar y comprender este tipo de comportamientos.

Los teóricos interesados la ciencia no lineal, han aprendido a “lidiar” con la aparentes manifestaciones contradictorias del caos y del orden como una de las características inherentes a los fenómenos no lineales. El caos y la conformación de estructuras coherentes, son comúnmente asociados como dos paradigmas dentro de la teoría de no linealidad, en el sentido en que representan aspectos inherentes de un fenómeno de este tipo. Otros dos paradigmas han surgido con el avance en el estudio de fenómenos no lineales, (1) La conformación de patrones, la competencia y la selección. (2) La adaptación evolución y aprendizaje. La *National Academy Press* (EU), publicó un libro sobre ciencia no lineal *Non Linear Science* (1997), en este texto señala que el impacto de estos paradigmas puede ser comprendido mediante algunos ejemplos por su relevancia interdisciplinaria,

- El caos determinista se puede observar en la actividad eléctrica de los sistemas biológicos, en la transición del movimiento de un fluido a turbulento, así como en el movimiento de las lunas de los planetas gigantes.

- Las estructuras coherentes surgen en la atmósfera turbulenta de Júpiter, en las ondas oceánicas gigantes y terrestres (por ejemplo, tsunamis, terremotos), en la

dispersión espacial de ciertas epidemias y, a escala microscópica, en el comportamiento de ciertos materiales inusuales de estado sólido.

- La formación de patrones, la competencia y la selección ocurren de maneras muy similares en fenómenos aparentemente dispares como las inestabilidades en las técnicas secundarias de recuperación de petróleo, las interacciones láser-plasma diseñadas para controlar la energía de fusión y la morfogénesis biológica.

- Los recientes intentos de aislar la esencia conceptual de la vida, en oposición a la biológica, identificaron y aclararon el paradigma de la adaptación, la evolución y el aprendizaje, y condujeron a amplios estudios de modelos matemáticos de redes neuronales y a la creación del campo de la vida artificial. Modelos matemáticos que simulan la dinámica de los sistemas vivos.

La Academia señala que la no linealidad es en esencia transdisciplinar, para lograr un acercamiento afortunado a la no linealidad es preciso combinar cuatro enfoques metodológicos diferentes:

1. La modelación de fenómenos. Que busca aprovechar los fundamentos analíticos de los fenómenos en cuestión, las simulaciones computacionales son particularmente necesarias para las áreas emergentes de la ciencia no lineal, que permiten el uso de las nuevas tecnologías.

2. Matemáticas experimentales. Implican el uso de simulaciones numéricas computarizadas ingeniosamente concebidas, para proporcionar información cualitativa sobre problemas que son analíticamente intratables -por medios tradicionales-.

3. Nuevos métodos matemáticos analíticos. Para tratar relaciones de recursión funcionales, resolver ecuaciones diferenciales parciales no lineales o describir estructuras complejas que surgen en sistemas caóticos; y

4. Observaciones experimentales de fenómenos no lineales similares en sistemas naturales y creados por el hombre que surgen en una variedad de disciplinas convencionales, permitiendo la observación de la evolución de estructuras espacio-temporales.

Dentro del texto exponen un argumento interesante en el sentido de los impedimentos que han tenido que encarar para el desarrollo de sus trabajos sobre esta

línea. En un subcapítulo llamado *Los retos de perseguir la ciencia no lineal*, señalan que los investigadores de la ciencia no lineal enfrentan dificultades muy particulares para obtener apoyo. Las agencias de financiamiento en la investigación están organizadas para evaluar propuestas en las categorías científicas tradicionales. La financiación interdisciplinaria al tipo de búsquedas que probablemente impacten en la ciencia no lineal es muy difícil de obtener, especialmente con los recortes en los presupuestos posteriores a la Guerra Fría en la financiación científica. Además, como un campo relativamente nuevo, la ciencia no lineal parece palidecer en comparación directa con campos más maduros, por ejemplo, la física de estados sólidos, física espacial o física nuclear. En áreas donde el número de publicaciones o la proximidad de su aplicabilidad son requeridas (Non linear Science, 1997:5)

Incluso los investigadores bien establecidos comúnmente se enfrentan a una considerable oposición al aventurarse en nuevas áreas interdisciplinarias. Concluyen apuntando que: “Por lo tanto, la naturaleza interdisciplinaria de la ciencia no lineal requiere mecanismos administrativos y financieros especiales para garantizar que los avances en la investigación básica puedan transferirse a las áreas aplicadas. Los gerentes responsables de orientar la investigación y el desarrollo deben prestar mucha atención a la mejora de los mecanismos para facilitar esta transferencia de tecnología intelectual desde la investigación básica en ciencias no lineales a las áreas programáticas de sus organizaciones” (Non linear Science, 1997:6)

### **3.2.3 Sistemas lineales y sistemas no lineales**

#### **• Sistemas lineales**

El investigador David Feldman del Colegio del Atlántico en Maine, EU (2015), comenta que la mejor forma de comprender los sistemas *no lineales* es aclarando los conceptos básicos sobre los sistemas *lineales*.

Como se ha expresado en líneas anteriores los sistemas se entienden como: el conjunto de componentes relacionados que trabajan de forma conjunta por un objetivo común.

Los sistemas lineales y no lineales son opuestos. Los sistemas lineales son básicamente definidos por dos principios superpuestos, la *homogeneidad* y la *adición*. En primer término la adición, este principio postula que: el resultado (*output*)

combinado de dos sistemas, no será más que la simple adición del resultado de cada uno de los sistemas por separado. El clásico e ilustrativo ejemplo para representar este concepto, es: si un caballo es capaz de jalar una cierta cantidad de peso, dos caballos serán capaces de arrastrar el doble de carga que cada uno de forma aislada.

Otra forma de representar el principio de adición en los sistemas lineales es la respuesta neta causada por dos o más estímulos, siempre será la suma de las causas de cada uno de los estímulos de forma aislada. Es decir, el resultado o la respuesta de un sistema siempre será la suma de las causas que la provoca, i.e. más causa más efecto.

El segundo principio sobre el que se fundamentan los sistemas lineales es la homogeneidad, este, establece que el resultado (*output*) de un sistema lineal siempre será directamente proporcional a la entrada (*input*). Si el valor de entrada es el doble el resultado siempre será en la misma proporción -el doble en este caso-. Feldman propone un buen ejemplo para precisarlo de forma cualitativa; si se paga cierta cantidad de dinero por una buena comida, esta será de cierta calidad, si se paga el doble de dinero, es de esperarse que la calidad de la comida será el doble.

Estos principios pueden ser graficados fácilmente y así, de forma intuitiva se puede comprender por qué se les denomina sistemas lineales.

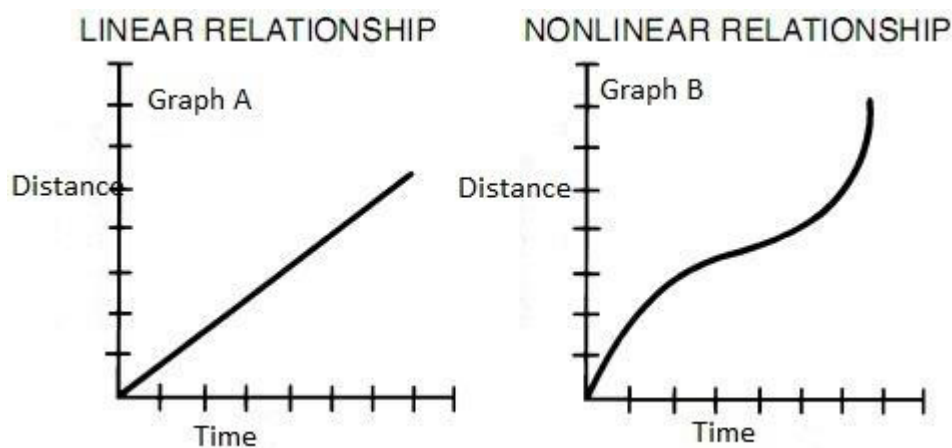


Figura 3.5 Representación gráfica de un sistema lineal y de un sistema no lineal  
Fuente: [https:// http://www.brains-minds-media.org/archive/289](https://http://www.brains-minds-media.org/archive/289)

Estos principios son por esencia profundamente intuitivos y en apariencia resultan muy simples, sin embargo bajo esta aparente sencillez, existe un profundo marco teórico que soporta la teoría de los sistemas lineales. Esencialmente lo que dicen

estos principios, es que son las propiedades aisladas del sistema las que realmente importan, y no la forma en que estas interactúan entre sí o la naturaleza de las relaciones entre ellas, este en sí mismo es un concepto sumamente abstracto que ha sido abordado de forma filosófica (Gell-Mann, 1995).

Para ejemplificar este principio, resulta conveniente el ejemplo de los fármacos; si se suministraran dos fármacos para aliviar un padecimiento, si fuera el caso, que estos se suministraran al mismo tiempo, el resultado o mejor dicho el resultado de esta relación, dependerá si existe algún efecto en cada uno de ellos al combinarlos. Si no existe algún tipo de interacción entre estos, serán las propiedades de cada uno de forma aislada lo que definirá el resultado general del sistema, debido a la no interacción entre estos dos componentes, en tanto un modelo lineal será capaz de capturar y exponer este fenómeno.

Si al interactuar los dos componentes existe un efecto entre sí, será entonces la interacción entre estos, lo que definirá la relación, por tanto en este caso, el modelo lineal no podrá capturar la esencia del fenómeno ya que no cumple con el principio de adición, que asume una relación de adaptación simple para esta situación. Será entonces que la relación que se da entre dos componentes es lo que definirá al sistema en sí.

Bajo el principio de homogeneidad, se asumiría que el escalamiento en un sistema no se vería afectado. Para ejemplificarlo, se puede considerar la producción de un artículo, en un ciclo se produce una cierta cantidad de estos, y en el futuro se espera producir el doble, en un modelo lineal simplemente se escalaría de forma lineal. Sin embargo si se consideran los principios de economía escala, los costos de producción se reducirán y estos no podrían ser escalados en forma lineal. En determinado momento el artículo en cuestión podría saturar el mercado, siendo impactado por una retroalimentación negativa al sistema, en consecuencia los ingresos no serían reflejados de forma lineal.

El concepto fundamental de los sistemas lineales es que no se consideran los ciclos de retroalimentación (*feedback loops*) dentro del sistema y el entorno, en este tipo de modelos no se estiman los efectos que una acción del sistema produce al entorno y como estos efectos repercuten en consecuencia al sistema. Los efectos al entorno deben ser considerados en la dimensión temporal, las acciones del pasado tienen efectos y consecuencias en el sistema al presente y al futuro, podría decirse que este tipo de



sistemas existen en un solo espacio - tiempo. Cabe señalar que los modelos lineales son sumamente intuitivos y logran capturar las propiedades de un sistema en un determinado y preciso intervalo en el tiempo, permitiendo manejar y cuantificar la intangibilidad de las relaciones entre las cosas en el tiempo.

Además los sistemas lineales capturan la esencia de los fenómenos más básicos, como la interacción entre dos componentes básicos en un sistema. Siendo que al “remover” cualquier aspecto en la relación entre los componentes de un sistema, pueden ser utilizados para analizarse bajo los duros y rigurosos métodos cuantitativos de las matemáticas.

#### • **Sistemas no lineales**

Es comúnmente dicho en los teóricos de la teoría sistémica y en las ciencias de la complejidad, que la mayoría de los fenómenos que nos rodean pueden ser descritos como sistemas no lineales, siendo que existe una tendencia a tratarlos como alternativas, definiéndolos más sobre *lo que no son*.

El mundo que nos rodea es mayoritariamente complejo y no lineal señalaba Murray Gell-Mann (1995). Sin embargo para describir nuestro entorno se ha desarrollado modelos para representarlo y entenderlo, estos generalmente comienzan a construirse de forma muy simple y cada vez se tornan más complejos y con mejores representaciones. Esta simpleza radica en la relación directa entre la causa y el efecto producto de la interacción entre las partes, bajo estas simples interacciones se podría construir modelos trazando una línea que represente la causa y los efectos entre los componentes en un determinado sistema, y así definir el tipo de relación que existe entre estos.

Por muchas décadas las ciencias, en especial la física se ha enfocado en este principio de interacciones lineales, que pueden describir mediante ecuaciones matemáticas los fenómenos de nuestro mundo, no porque así sea, sino que es la forma tradicional en que es codificado mediante el lenguaje universal de las matemáticas la descripción del mundo.

A finales del siglo pasado los científicos se han acercado a los fenómenos no lineales. Un tanto por el desconocimiento de cómo funcionan y por la falta de una teoría

sólida que los pueda sustentar que se comenzaron a describir “más por lo que no son o por lo que se desconoce de estos” (Feldman, 2015).

Como se ha descrito en líneas anteriores los sistemas lineales se fundamentan en dos principios de superposición. En los sistemas no lineales estos principios de homogeneidad y adición no pueden ser aplicados en esencia. En principio, la adición, como se entiende en los sistemas lineales, establece que el resultado de la interacción entre dos componentes no será más que la simple adición de las propiedades de estos de forma aislada. Este, en la teoría de sistemas no lineales este principio es rechazado, ya que la “forma y el tipo” de componentes en un sistema determinará el estado general del sistema, y este será en menor o mayor medida diferente a la simple adición de sus propiedades, tanto cuantitativamente como cualitativamente, dando como resultado una relación no lineal.

Esto puede inferirse lógicamente, sin embargo el reto en la actualidad es incrementar el conocimiento en este tipo de relaciones para codificarlo en el lenguaje de las matemáticas, es este uno de los principales desafíos en el campo. Resulta relativamente fácil al aislar en un ambiente controlado -como en un laboratorio-, analizar y comprender las propiedades de un componente, sin embargo al interactuar en un entorno no tan controlado, esto resulta mucho más complicado. Puede decirse que predecir el comportamiento de un componente con determinadas propiedades puede ser sencillo, pero predecir la combinación con otro u otros componentes con propiedades dispares y en un entorno cambiante no parece tanto.

El segundo fundamento de los sistemas lineales es la homogeneidad, que esencialmente establece que el resultado de un sistema es directamente proporcional a los valores de entrada. La implicación directa sobre este principio de homogeneidad es que el escalamiento es en forma lineal. Este principio ante los fundamentos de los sistemas dinámicos no puede ser aplicado, dado que en la teoría de sistemas dinámicos se postula que el estado en anterior en un sistema afectará el resultado del sistema en el futuro (Mitchell, 2009).

Para los defensores de la ciencia no lineal, la linealidad puede entenderse como una “aproximación”, en tanto se exponga al sistema en un entorno en el tiempo y el espacio, inevitablemente existirán ciclos de retroalimentación producto de la interacción

del sistema con el entorno, en consecuencia, esta interacción tendrá en mayor o menor medida una repercusión en el estado del sistema.

Así, entre un sistema interactúe con el entorno y con otros sistemas los resultados y procesos serán cada vez *menos* lineales.

### 3.2.4 Leyes de potencia y distribuciones de cola larga

El investigador Martin Hilbert profesor externo del SFI señala que las leyes de potencia y las distribuciones de cola larga podrían ser consideradas como la “firma” de un fenómeno complejo. Las distribuciones de cola larga son omnipresentes en la mayoría de las distribuciones en los sistemas sociales y naturales, e.g. distribución de ingresos, localización geográfica de asentamientos, magnitud de sismos. En esencia, una ley de potencia y en consecuencia una distribución de cola larga señala que en ciertos tipo de fenómenos al medir ciertos atributos, pocos componentes presentan mucha actividad, e igualmente muchos componentes presentan poca actividad, para ejemplificarlo Hilbert utiliza como ejemplo la citación en los artículos científicos, existen pocos artículos con muchas citaciones y muchos artículos con pocas citaciones (Fig. 3.5).

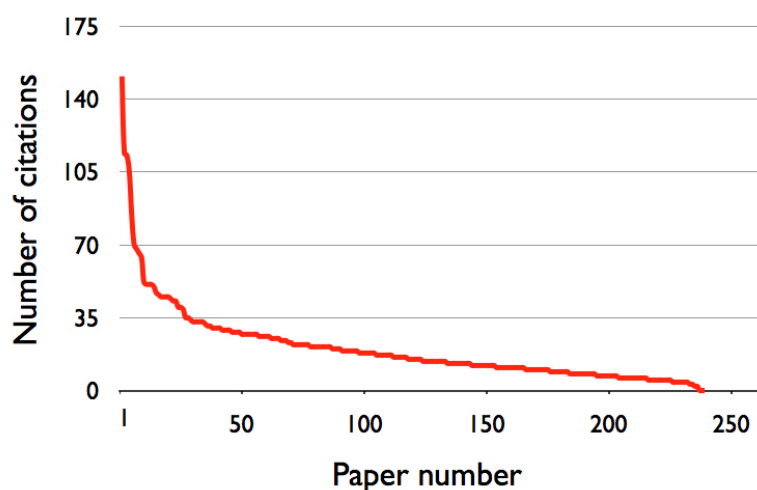


Figura 3.6 Distribución de citaciones de artículos de la revista Nature Chemistry's en el año 2014

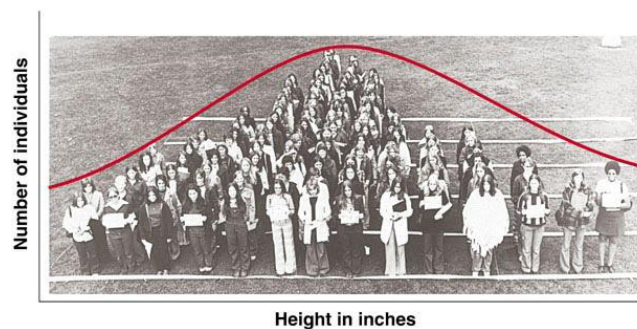
Fuente: <http://blogs.nature.com/thesepticalchymist/2015/12/nature-chemistrys-2014-impact-factor-citation-distribution.html>

Resulta inevitable compartir la fascinación que algunos investigadores han encontrado en este tipo de distribuciones en los fenómenos sociales y naturales, existe en el círculo académico la común afirmación de la regla del 80-20 o también conocida

como Ley de Pareto, esta no es en realidad una proporción tan exacta pero sí muestra una gran similitud al observar distribuciones como que el 86% de la riqueza se encuentra concentrada en el 20% de las personas, o que el 60% de la población mundial se asienta en el 10% de las ciudades, un dato más curioso lo señala Martin Hilbert, que el 75% de las personas comparten el 1% de los apellidos siendo Miller y Smith, los apellidos más comunes en los países anglo sajones y en América Latina lo comparten Rodríguez y Gonzáles.

Este tipo de distribuciones son muy diferentes a la distribución normal (*normal distribution*) o también conocida como la curva de *Bell*.

Tobin/Dusheck, Asking About Life, 2/e  
Figure 16.6



Copyright © 2001 by Harcourt, Inc. All rights reserved.

Figura 3.7 Distribución normal de la altura.

Fuente: <https://www.google.com.mx/search?q=normal+distribution+height+of+humans&>

En las que la mayoría de los individuos “caen” en la media, siendo muy pocos los que construyen los extremos, i.e. “(...) pocos con poco, pocos con mucho y en el intermedio muchos con medio”, resulta evidente la posibilidad de encontrar un promedio que reflejaría de forma muy precisa el comportamiento en esta distribución.

Las distribuciones de cola larga subyacen a las reglas de una Ley de potencia. Fue en 1896 cuando Vilfredo Pareto enunció su principio, tras estudiar la distribución de la propiedad de la tierra en Italia, y descubrió que el 20 % de los propietarios poseían el 80 % de las tierras, mientras que el 20 % de los terrenos pertenecía al 80 % de la población restante. Este principio ha sido utilizado con éxito en la política y sobre todo en la economía. Si bien este principio se fundó en la distribución de la riqueza ha sido

utilizado en otros ámbitos como en la gestión de control de calidad, el costo en los procesos de desarrollo y producción por citar algunos.

Resulta inevitable reflexionar como hace más de un siglo ya se comprendían este tipo de distribuciones en los fenómenos sociales, y su vigencia en la actualidad.

Quizás la mayor característica sobre una ley de potencia es la imposibilidad de encontrar un promedio, ya que los “grandes eventos” son los que logran modificar la estadística de una distribución normal. Otra característica importante en las leyes de potencia es la libre escala (*scale free distributions*), que en esencia señala que no importa la escala en que se observe siempre se verá igual; al graficar una ley de potencia en la que los dos ejes son graficados de forma logarítmica tanto en X y Y, al realizar un acercamiento (*zoom*) se podría comprender como un cambio de escala, este zoom sería exponencial dando como resultado una libre escala.

### **3.3.1 De los sistemas lineales a los sistemas sociales no lineales**

Ciertos autores han cuestionado las razones de el por qué aun conociendo este tipo de cuestiones sobre los sistemas lineales, se han -y se siguen- utilizado para la modelación de fenómenos sociales y urbanos, siendo que la ciudad es por antonomasia el más claro ejemplo de un sistema complejo y no lineal. Resulta evidente que los fenómenos sociales no existen en el “vacío” estos se desarrollan dentro de un complejísimo contexto, cultural, político, económico...

Vagamente se podría definir a las ciencias sociales como: el estudio de los seres humanos en grupos y las relaciones entre estos, que dan como resultado macro estructuras complejas llamadas sociedades (West, Epstein & Axtell, Sabloff, Colchester, et.al.). Como todas las ciencias, las sociales tratan de describir los fenómenos, en el caso, los fenómenos sociales mediante la combinación de datos y modelos teóricos que les den sentido a los patrones que se conforman con los datos.

Como se ha descrito en líneas anteriores la ciencia se asienta en una serie de fundamentos llamados paradigmas. El diccionario Oxxford define un paradigma como: “Una visión del mundo que es subyacente a las teorías y metodologías de un tema científico en particular”. El paradigma científico de la ciencia moderna, se basa en la transformación cultural del renacimiento y el nacimiento de la revolución científica dando como resultado el paradigma Newtoniano (véase cap. 2) este fue extremadamente

influyente durante siglos, y estableció las bases de la ciencia moderna, el conjunto de fundamentos sobre este paradigma también es conocido como “el universo de relojería” (*the clockwork universe*), bien podría ser este el fundador de la teoría de los sistemas lineales.

La Teoría de sistemas lineales forma la columna vertebral de toda la ciencia moderna, utilizada en todos los dominios, física, economía, biología, psicología... Como resultado, es por naturaleza reduccionista, logrando una visión del mundo como un conjunto de objetos aislados que interactúan de manera lineal de causa y efecto. Este paradigma se asienta en la bases de las leyes de la física básica, por tanto, se puede entender el funcionamiento del universo conociendo el funcionamiento de sus componentes bajo una simple relación lineal entre estos. En consecuencia el todo, *no es más* que la suma de sus partes, tendiendo inevitablemente al reduccionismo cartesiano, que deriva en el reduccionismo y el *análisis*, i.e. soltar o disolver enteramente las cosas en sus partes elementales para examinar y detectar individualmente sus componentes.

Esta aproximación analítica fue sumamente exitosa en la física mecánica clásica y marcó la dirección de la ciencia a lo largo de los siglos XIX y XX.

Su aplicación en los dominios de las humanidades y en especial a las ciencias sociales, dio como resultado el Individualismo metodológico. Esta doctrina afirma que los fenómenos sociales deben ser explicados como el resultado de las acciones individuales, lo que a su vez, deben de ser explicados a través de la referencia de los estados intencionales que motivan a los actores de forma individual. Esto implica en otras palabras, lo que más tarde Talcott Parsons (1937: 37-51) llamaría El marco de referencia de acción. Los defensores del individualismo metodológico generalmente afirman que es una doctrina inocente, desprovista de cualquier contenido político o ideológico. El propio Weber advirtió que es un tremendo malentendido pensar que un método individualista debe involucrar lo que en cualquier sentido concebible es un sistema de valores individualista. (*Stanford Encyclopedia of Philosophy*).

Dentro de sus conceptos esenciales, El individualismo metodológico considera que lo único real en la dimensión social, son las cosas que se pueden ver y tocar que son los seres humanos como individuos. Todos los fenómenos deben remontarse a alguna entidad tangible y discreta que se pueda definir y medir de forma aislada y pueda ser descrita en términos de un conjunto de propiedades. Dentro de este paradigma, la

sociedad no puede ser más que todos sus individuos constituyentes. Bajo esta visión tan general, busca enfocarse en las propiedades individuales y la relación lineal entre estos. Bajo este principio se recopilará la mayor cantidad de datos sobre las propiedades de los individuos en forma particular, como los censos, en donde se atomizan las propiedades de un grupo de individuos. Mediante técnicas de estadísticas, se busca encontrar relaciones en forma lineal, lo que se conoce como análisis correlacional, para buscar qué y cómo se relacionan dos variables.

Este acercamiento puede mostrar relaciones lineales, la interacción entre una, dos o más variables. En los siguientes años este fue el enfoque principal de las ciencias, y se desarrollaron y mejoraron potentes técnicas estadísticas y de probabilidad para manejar sistemas compuestos por muchos o miles de partes, con esto se buscaba modelar sistemas con millones de partículas, como los gases. Como se expuso en el capítulo 2 a este tipo de fenómenos Weaver los llamó problemas de complejidad desorganizada, sistemas compuestos por muchas partes desorganizadas, donde existen un conjunto de variables y estas tienen que ser *iid*, idénticamente independientes e idénticamente distribuidas. Esto podría representar al sistema de forma macro, ya que se guían por la ley de los grandes números y se pueden hacer estimaciones sobre el promedio, lo que Weaver llamó la ciencia de los promedios (Hilbert, 2014). Es Martin Hilbert quien expone una interesante cuestión sobre este punto, al señalar que los modelos basados en promedios encaran un inconveniente, toda vez que en la realidad los umbrales para acotarlos dentro de un determinado grupo u otro, son sumamente difusos “(...) ya que no somos ni tan, ni tan (altos, ricos, educados...) para categorizarnos en uno u otro grupo”.

Warren Weaver en 1948 publicó su clásico artículo “Science and Complexity”. En este categorizó los problemas en tres grandes grupos:

1. Problemas de simplicidad (*Problems of simplicity*).
2. Problemas de complejidad desorganizada (*Problems of disorganized complexity*).
3. Problemas de complejidad organizada. (*Problems of organized complexity*).

Al final de su artículo Weaver sentencio:

“Estos nuevos problemas y el futuro del mundo depende de muchos problemas como este, la ciencia requiere lograr un tercer gran avance, este avance debe de ser mayor que el éxito de la ciencia del siglo XIX sobre los problemas de simplicidad, mayor que el éxito de la ciencia del siglo XX sobre los problemas de complejidad desorganizada, la ciencia en los próximos 50 años deberá aprender a enfrentar problemas de complejidad organizada” (Weaver, 1948:542).

En su trabajo, mencionó algunos ejemplos de complejidad organizada, como el precio del algún producto de primera necesidad; recalcó en la interrelación de las variables que componen estos problemas de complejidad organizada, también utilizó como ejemplo, el patrón de comportamiento de un grupo social autoorganizado, como protestas, movimientos sociales, etc.

Resulta evidente que los fenómenos de producción, transformación y crecimiento urbanos se encontrarían en la categoría 3. Es desde hace muchos años evidente que esta clase de problemas están compuestos por variables que están complejamente relacionadas y que no muestran una variabilidad simple en el tiempo, tanto considerándolas por separado como en sus interacciones. Por otra parte, ha sido demostrado que las interrelaciones de las variables que pueden explicar a los fenómenos urbanos son muy numerosas.

Ante este escenario los adelantos tecnológicos en el procesamiento y obtención de datos gracias al desarrollo en tecnologías informáticas y de comunicación han abierto nuevas posibilidades de estudio, brindando la posibilidad de obtener datos de forma inmediata, lo que se le conoce como Big data. Sumado a esto, el poder de procesamiento y análisis por medio de sistemas de cómputo cada vez más rápidos y potentes, está dando lugar a nuevas formas de tratar de comprender y explicar los fenómenos sociales urbanos.

Para el estudio de los fenómenos urbanos queda la tarea de encontrar nuevas formas de analizarlos y comprenderlos; aceptando la dificultad en la obtención de promedios. En sociedades hipermodernas (Lipovetsky, 2006) que se desarrollan en los albores del siglo XXI, existe una característica a la que se podría llamar una “súper diversidad” así como una “súper interrelación” de variables que pueden llegar a componer un fenómeno social, debido a que el crecimiento de las relaciones entre los



territorios que caracteriza al mundo contemporáneo aumenta, y en esta misma medida de diversificación, aumenta la posibilidad de que se vayan sumando nuevas interacciones entre variables y nuevas variables, por lo tanto nuevos factores entren en juego durante el desarrollo de un fenómeno urbano, que hagan difícil predecir su desenvolvimiento en el tiempo (Narváez y Mireles, 2015).

### **3.3.2 Sistemas complejos como sistemas sociales**

Resulta evidente ante lo expuesto en líneas anteriores que puede ser plausible un acercamiento más holístico para abordar los fenómenos sociales y urbanos donde el principal protagonista es el *homo complexus*. Toda vez que hay complejidad cuando no pueden ser separados los diferentes elementos que subyacen un todo (como el económico, el político, el sociológico, el religioso) y que existe un tejido interdependiente e interactivo entre el protagonista y su contexto, como lo señala Edgar Morin (...) las partes y el todo, el todo y las partes, las partes entre ellas.

Esto inevitablemente conduce a una escisión en los campos de las ciencias sociales que nos encamina hacia una gran cuestión, si continuar utilizando los modelos y medios formales y tradicionales, o explorar formas “alternativas” para comprender los fenómenos socio urbanos. Resulta conveniente para exponer este concepto el encarar a dos campos científicos muy dispares, la física y la sociología. La física se encuentra fundamentada en modelos abstractos que logran capturar la esencia de ciertos fenómenos en el lenguaje formal de las matemáticas, sirviendo como herramientas para abordarlos de forma coherente. El científico Ernest Rutherford (1962) declaró que: "Toda la ciencia es física o una colección de estampillas", es decir, son física o un hobby. Esta declaración es presumiblemente arrogante, pero hay mucho de cierto en ella, la física es por mucho el dominio de la ciencia más robusto y estructurado, ya que se encuentra sustentado por las matemáticas. Las matemáticas más elevadas utilizadas en la física utilizan conceptos muy abstractos y poderosos que describen patrones de organización en términos de simetrías, transformaciones e invariancia (Feldman, 2015).

Para las ciencias sociales que buscan abordar de la misma “forma” los fenómenos sociales, encaran la necesidad de acotar un fenómeno social bastante complejo y nada discreto, en un conjunto relativamente simple de suposiciones, permitiendo una crítica continua en torno a los supuestos fundamentales y continuar el trabajo sin el apoyo de ningún sistema formal real coherente, lo que deja ciertas dudas

sobre su estatus como ciencia. Un lenguaje formal es lo que le da a un dominio científico la capacidad de hablar con univocidad. Sin el apoyo de un lenguaje formal universal, las ciencias sociales corren el riesgo de intervenir en muchos subdominios diferentes, que hablan muchos idiomas diferentes, sin ninguna capacidad para relacionarse entre sí, situando a estos dominios en una posición sumamente endeble (Colchester, 2015).

En las últimas décadas se ha comenzado a desarrollar la formación de un lenguaje formal para abordar a los sistemas complejos, las ciencias sociales lo utilizan para no recurrir a los métodos reduccionistas, este lenguaje se le llama Teoría de la complejidad.

Esta teoría comenzó a desarrollarse por físicos y matemáticos que vieron la necesidad de comprender ciertos fenómenos, en particular los biológicos más allá de pequeñas partículas de materia que se mueven atraídas por fuerzas. Este concepto es claramente expuesto por el premio nobel de Física en 1969 Murray Gell-Mann en la introducción de su libro *El quark y el jaguar, aventuras en lo simple y lo complejo*; al quedar asombrado por la complejidad de los ecosistemas en las selvas tropicales de meso américa.

Esta teoría se fundamenta en la teoría de sistemas, basada en el razonamiento de la síntesis, opuesto al análisis y al reduccionismo. Este, se caracteriza bajo el postulado de que todas las partes se encuentran interconectadas y que solamente pueden ser explicadas en referencia al todo, este proceso describe a una entidad a través del contexto de sus relaciones y funcionamiento dentro de todo el sistema del que forma parte, concentrándose en las relaciones entre sus componentes, es decir, la forma en que esos elementos se “*complexan*” o se organizan en una totalidad funcional.

Bajo este paradigma se busca identificar la complejidad de los componentes y sus relaciones en el que se encuentra incrustada una entidad , su entorno, su función dentro del sistema y con otros sistemas. Sin particularizar en romper las cosas y caracterizarlas, entonces se busca comprender los *mecanismos fundamentales* que se crean entre las relaciones, las estructuras y dinámicas que pueden emerger de estas.

A este nuevo dominio sobre el estudio de los sistemas sociales basado en las relaciones entre sus agentes y el entorno se le puede denominar Complejidad social (*social complexity*).

### **3.3.3 Sociedades complejas**

La complejidad se fundamenta en la teoría de sistemas; bajo esta, es posible construir un modelo abstracto y sólido para conformar un razonamiento sobre los sistemas, como los denomina Martin Hilbert, *Sistemas Complejos Sociales* (SCS). Dentro de este es posible realizar una analogía sobre la abstracta teoría de sistemas con los sistemas sociales, conformado por los componentes sociales y las relaciones entre estos.

Se ha desarrollado y se continúa fortaleciendo un robusto marco de referencia, por diferentes científicos e importantes instituciones (Sabloff, West, Krkauer, Hilbert, Page, Mitchell, Betancourt, Colchester, Santa Fe Institute, Plank Institute, C3, et al.) interesadas en la ciencia de la complejidad, para ser aplicado también al estudio de los sistemas sociales, que bien se podría denominar en este momento, como Sociedades complejas (SFI) o Complejidad social. Cabe señalar que al ser un acercamiento interdisciplinario producto de los dominios nativos de cada entidad de investigación, el estado actual en la construcción de una teoría, ha presentado un crecimiento dispar, es decir, ciertos conceptos fundamentales de la complejidad han sido más explorados que otros, en consecuencia sus modelos y marcos de referencia.

#### **• Relaciones sociales complejas**

A través de sus relaciones los componentes son interdependientes, entendiendo la interdependencia como el cambio en el estado de un componente afectará el estado de otro u otros dentro del sistema, esto en consecuencia afectará el resultado general del sistema. Dentro de un sistema social todos los componentes se encuentran en un estado o arreglo de una forma particular, con el fin de realizar una actividad colectiva, esto inevitablemente los involucra en una interdependencia. Estos componentes dentro de la teoría de complejidad social se les denominan “agentes”. Los agentes son modelos abstractos de individuos u organizaciones que tienen agencia, esta, es entendida como la capacidad de tomar decisiones con cierto grado de autonomía y al actuar sobre estas decisiones afectará el estado de otros agentes y del entorno en forma macro. Un agente

al tomar una decisión necesitará una serie de reglas sobre el cual basarla, esta serie o conjunto de reglas básicas en la teoría de sistemas se les llama algoritmos, estos en su definición más básica son entendidos como funciones binarias de sí o no; sin embargo estas decisiones se pueden tornar mucho más complejas, siendo el resultado de varios factores, no siendo el producto de una dinámica lineal de causa efecto.

Los agentes dentro de un sistema actúan basados en su representación del mundo .e. sobre sus paradigmas. Con la motivación de obtener un resultado esperado. En tanto se sitúen dos o más agentes, se producirá en consecuencia una dinámica de interacción entre estos en tanto cada uno persigue su propósito, siendo entonces interdependientes entre sí. Esta interdependencia entre agentes, puede ser de dos formas positiva o negativa. La interdependencia positiva, podría entenderse como una correlación positiva entre el éxito en la consecución de objetivos comunes, esto es, que los individuos perciben que pueden alcanzar sus objetivos “si y solo si” los otros individuos con los que están vinculados cooperativamente logran sus objetivos.

La interdependencia negativa se da cuando existe una correlación negativa en la consecución de los objetivos, esto fácilmente puede inferirse como una dinámica de competencia entre los agentes, esta cuestión se encuentra más formalizada en la teoría de juegos, juegos de suma no nula y juegos de suma cero.

También puede existir otro tipo de dinámica, la de intercambio, este tipo de proceso es bidireccional con mutuas recompensas. En los dos primeros tipos de dinámicas el sistema se verá afectado positiva o negativamente, sumando o restando valor, en el tercer tipo de dinámica el sistema se situará en un equilibrio.

#### • Estructura social compleja

Por medio del tipo de interacciones que se den en el nivel micro se desarrolla una forma de estructura dentro del sistema a nivel micro, la estructura social es el patrón de conformación de las sociedades y que son determinadas por las acciones y relaciones entre agentes, estos patrones de comportamiento definen el ordenamiento del sistema en general, la estructura social emerge del tipo de interacciones entre los agentes.

Estas diferentes estructuras sociales tienen dinámicas internas muy diferentes, procesos a través de los cuales la estructura social interna puede cambiar con el tiempo.

## • **Instituciones**

Quizás uno de los conceptos más abstractos y complejos es el de Institución, las instituciones sociales son uno de los temas centrales en las ciencias sociales, estas representan patrones duraderos de organización y conforman las estructuras sociales construidas en torno a alguna función social. La religión, la familia y el gobierno son instituciones omnipresentes en las sociedades, ya que estructuran a estas cumpliendo funciones básicas de comportamiento, generando algún tipo de concepto unificador. En la Teoría de sistemas bien podrían entenderse como un tipo de subsistema, estructuras que se encuentran entre el nivel micro y macro. Resulta interesante la interpretación que se les puede dar, tanto como funcionales y como estructuradoras de un grupo. El diccionario Stanford de filosofía las define como: "Estructuras o mecanismos de orden social y cooperación que rigen el comportamiento de un conjunto de individuos dentro de una comunidad determinada". Bajo esta definición subyace una idea de mantener el orden y la estructura de un sistema. Las instituciones sociales que emergen son determinantes de las relaciones entre los agentes. Este concepto puede albergar muchas y diferentes interpretaciones, sin embargo, resulta coincidente dentro de estas una cuestión fundamental, la realización de una función dentro de un sistema, como mecanismos de control y regulación, con la intención de preservar y conservar al sistema en el tiempo.

## • **Sociedades disipativas**

Como se ha expresado en líneas anteriores el concepto de estructuras disipativas fue introducido por el químico Ilya Prigogine para describir los sistemas termodinámicos, que obedecen a la segunda ley de la termodinámica, que establece que en todos los sistemas existe un incremento en la entropía con el tiempo, una acumulación natural de niveles crecientes de desorden. Las sociedades como sistemas complejos adaptativos crean intuiciones (Castoriadis, 2005) que evitan o postergan este proceso de descomposición natural. Al ser sistemas abiertos, importan energía y recursos y exportan entropía. Al realizar eficientemente esta función, podrá incrementar el consumo de energía para desarrollar su estructura interna, pero esto dependerá también de su capacidad de exportar entropía i.e. el residual de la energía utilizada para realizar alguna función. Este es uno de las principales cuestiones para comprender una sociedad dentro de este marco de referencia, ¿cómo expulsan los sistemas sociales la

entropía? Este es un concepto sumamente abstracto y bajo este enfoque puede entenderse básicamente como desorden dentro de un sistema social. El científico Erwin Schrödinger considerado uno de los padres de la física cuántica y ganador del Nobel en 1933 compartido con Paul Dirac; señaló en su libro *¿Qué es la vida?* “Todo proceso, suceso o acontecimiento (llámese como se quiera), en una palabra, todo lo que pasa en la naturaleza, significa un aumento de la entropía de aquella parte del mundo en donde ocurre” (2005: 45). Dentro de la teoría de la información desarrollada por Shannon, la entropía de la información puede entenderse como la falta o la inexistencia de la información en un grupo, esto creará un desorden en un momento determinado y puede ser determinante para un grupo en ciertas circunstancias.

Cabe señalar en este punto que la construcción de un paralelismo teórico sobre los sistemas sociales a la luz de la teoría de sistemas y de complejidad, continúa en pleno desarrollo. Los puntos abordados en los párrafos anteriores son solamente los que a este trabajo de investigación le ocupan.

### **3.4.1 Formas de modelar la ciencia social computacional**

“La ciencia de la complejidad es una ciencia fundamentalmente basada en la computación” (Mitchell, 2015:57). El aumento de la computación dentro de las ciencias sociales es una de las revoluciones “silenciosas” pero importantes que tienen lugar en la ciencia contemporánea (Colchester, 2015).

Como tal, la complejidad nace como un paradigma alternativo. La complejidad representa una combinación de diferentes marcos de modelado que se han desarrollado en diferentes dominios para tratar la complejidad, todos enfocados en las interacciones entre las partes y cómo estas interacciones dan lugar a fenómenos emergentes en el nivel macro. La cuestión es entonces, cómo traducir esto en modelos que se puedan utilizar para ayudar a comprender los fenómenos que nos interesan.

El investigador del Instituto Santa Fe, Duncan Watts ha centrado su trabajo en el estudio de redes para el análisis de fenómenos sociales. En su libro *Seis Grados* (2004) expuso una interesante cita que representa un buen comienzo para comprender este nuevo enfoque.

“Hasta hace apenas unos diez años era imposible observar las interacciones sociales, y es muy, muy difícil hacer ciencia cuando no se pueden observar las

cosas, es muy difícil hacer ciencia cuando no se pueden medir lo que nos interesa. Y lo que ha cambiado en los últimos diez años, más o menos, y por qué resulta tan emocionante para la gente como yo, estar en la intersección de la ciencia social y la ciencia computacional, es que el Internet ha hecho visible lo invisible, realmente nos ha dado la capacidad de mediar la interacción de cientos de miles de personas en tiempo real, incluso por largos periodos de tiempo... se siente como para muchos de nosotros que trabajamos las ciencias sociales, como si nos hubiéramos tropezado con el equivalente del telescopio, el dispositivo, la tecnología que hace visible lo invisible e históricamente que ha llevado a mejoras dramáticas en la ciencia " (Watts,2004:126).

Esta cita puede reflejar muy bien uno de los puntos fundamentales para la modelación de cierto tipo de fenómenos, en el sentido de abrir la posibilidad de “observar” la evolución y desarrollo de un fenómeno y la oportunidad de recrearlo a discreción, es este concepto quizás la mayor virtud de estas nuevas herramientas de investigación.

Hace dos años, la revista *The european physical journal special topics* publicó un artículo que en la comunidad interesada causó demasiado movimiento al ser muy citado en otras literaturas alternas. Tal vez, la causa se debió a su “atrevido” título en principio, *Manifesto of Computational Social Science*. Sin embargo el contenido del trabajo bien podría definir el estado del arte sobre esta nueva forma de acercamiento hacia la investigación de los fenómenos sociales.

El artículo desarrollado por 13 autores, todos de diferentes nacionalidades e importantes instituciones de investigación, argumentan que la creciente integración de la tecnología en nuestras vidas ha creado volúmenes de datos sin precedentes hasta ahora, sobre el comportamiento cotidiano de la sociedad. Dichos datos abren nuevas oportunidades para trabajar hacia una comprensión cuantitativa y cualitativa de nuestros sistemas complejos sociales, creando una nueva disciplina conocida como *Ciencias Sociales Computacionales*.

Para sostener su argumento, señalan como base que las sociedades actuales nunca habían experimentado cambios tan acelerados como hasta hoy, los adelantos tecnológicos han abierto completamente nuevos canales de comunicación induciendo a nuevos patrones de comportamiento, además apuntan que los seres humanos han

conservado nuestras propiedades biológicas básicas determinadas genéticamente durante decenas de miles de años, pero nuestro comportamiento social parece alterarse con una velocidad sin precedentes, desafiando continuamente nuestra adaptabilidad.

Parte de la dificultad para responder a los desafíos mencionados anteriormente resultan inherentes a las características fundamentales de la complejidad social. Los acelerados cambios en materia de intercambio de información y tecnologías de comunicación han abierto nuevas posibilidades para descubrir las “leyes de las sociedades”, mediante estos se puede producir una corriente continua de datos, estos datos representan rastros de casi todo tipo de actividad de agentes que permiten un enfoque científico completamente nuevo para el análisis social.

En segundo lugar argumentan que el desarrollo de las capacidades de las computadoras hace posible manejar el “diluvio de datos” para desarrollar modelos que reflejen la diversidad y complejidad de la sociedad. Utilizando las “huellas” electrónicas de las personas, se ha podido comprender la estructura de la sociedad y la intensidad de las relaciones, también han sido utilizadas para conocer cómo se propagan las enfermedades pandémicas, así como conocer los principios de comportamiento de la comunicación, entre otras. Las herramientas tradicionales de las ciencias sociales apenas logran “arañar” sobre la superficie de estos temas, estas nuevas herramientas pueden arrojar luz desde ángulos totalmente diferentes, desde las supercomputadoras, hasta la informática distribuida casi en todos los lugares, ampliando los rangos para hacer posible la ejecución de programas a gran escala, que prometen ser particularmente aptos para modelar la complejidad de los sistemas sociales y de comportamiento (R. Conte, N. Gilbert, G. Bonelli, et al., 2015).

El estudio de las sociedades basado en las tecnologías de la información y de comunicaciones (*ICT Information and Computational Technologies*) es a lo que se ha denominado ciencia social computacional. En este enfoque interdisciplinario científicos de diferentes especialidades, trabajan en conjunto para desarrollar modelos innovadores para representar las dinámicas y fenómenos de la sociedad; ellos creen firmemente que una nueva era ha comenzado en la comprensión de la estructura y la función de nuestra sociedad en diferentes niveles. Este nuevo acercamiento se ve favorecido por el aprovechamiento de datos masivos (*Big Data*) que producen las nuevas tecnologías así como el desarrollar modelos que permitan la comprensión y el análisis.



### 3.4.2 Modelación de fenómenos emergentes por agregación. *Schelling Model*

El estudio de los fenómenos sociales mediante la computación, ha centrado su atención en la emergencia de patrones comportamientos colectivos en los sistemas multiagentes en interacción. El estudio de los comportamientos colectivos emergentes se ha visto beneficiado por el modelado computacional; se han modelado fenómenos como los disturbios, cooperación y altruismo (Epstein, 2002).

El más conocido e influyente trabajo sobre esta línea fue desarrollado por Thomas Schelling, que le otorgó el premio Nobel en el año 2005. Su primer trabajo seminal sobre segregación impulsó una gran cantidad de estudios sobre estructuras emergentes por agregación.

Schelling comenzó su trabajo en 1969 con un simple e ingenioso modelo de segregación racial, este trabajo fue motivado por el fenómeno *white flight* (vuelo de los blancos), este es un término que se comenzó a utilizar en los EUA en la década de los 50 y 60 para describir las migraciones a gran escala de la población blanca desde los suburbios internos más antiguos a las áreas rurales, esto debido a el asentamiento de otros tipo de razas, principalmente afroamericanos en sus barrios.

La segregación racial es una problemática social que persiste en los EUA hasta ahora, a pesar de los esfuerzos realizados para erradicar este fenómeno. Schelling utilizó la modelación basada en agentes (*Agent Based Modeling*) para comprender esta dinámica. Schelling comenzó este trabajo durante un vuelo utilizando una moneda para asignar la raza de forma aleatoria asignada a cada casilla utilizando una cuadrícula.

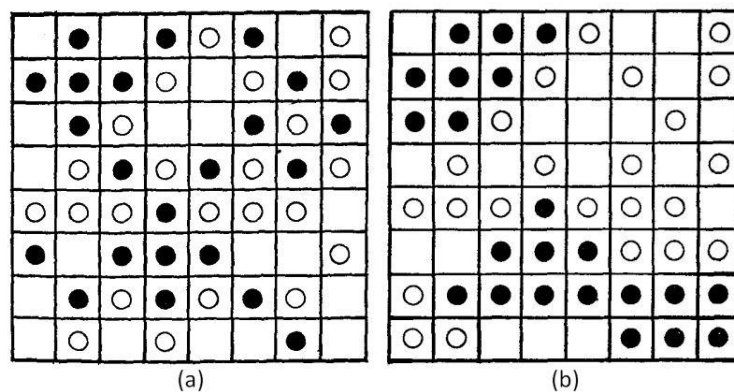


Figura 3.8 a) Condiciones iniciales en uno de los experimentos de Schelling. b) Patrón de segregación estable después de varias iteraciones.

Fuente: <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/15/1/6.html>

El modelo de segregación de Thomas Schelling es un ejemplo de una dinámica global que surge de las decisiones individuales de muchas personas. Un grupo social sin preferencias por vecindarios segregados puede terminar completamente segregado cuando los individuos tienen solo una mínima preferencia por vecinos del mismo tipo.

Al final de los años 60, Tom Schelling introdujo un modelo computacional de segregación en el que los individuos que viven en una red eligen dónde vivir en base al color de piel de sus vecinos. Mostró que incluso si las personas solo tienen una preferencia muy pequeña por vivir con vecinos de su propio color, a medida que avanzan para satisfacer estas preferencias, se producirá la segregación completa. Este resultado se considera sorprendente y ha generado una gran cantidad de literatura.

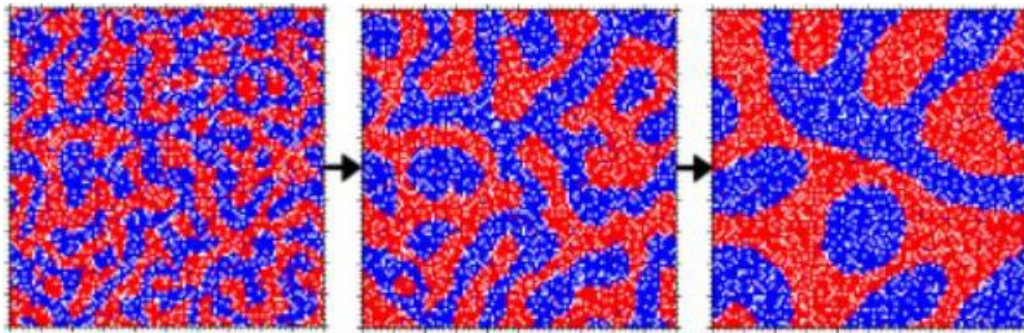


Figura 3.9 Proceso de evolución del modelo de Schelling, hasta encontrar un patrón estable.  
Fuente: <http://vinkovic.org/Projects/Schelling/>

El resultado de Schelling, es de interés para los economistas porque ilustra el surgimiento de un fenómeno agregado que no está directamente previsto en el comportamiento individual y porque se trata de un problema social y económico importante, el de la segregación.

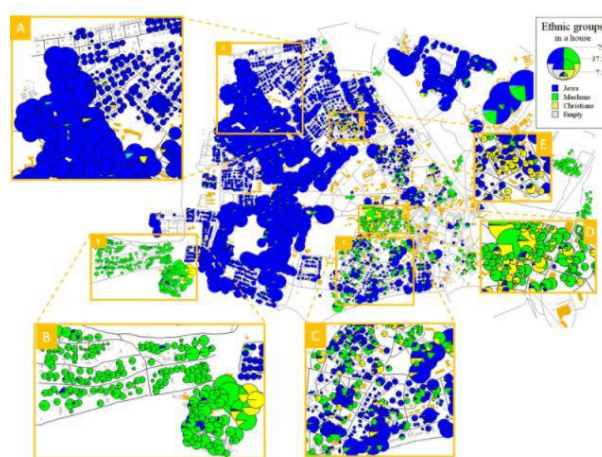


Figure 3. Ethnic residential distribution of Ramle in 1995

Figura 3.10 Modelo de segregación incorporando información geográfica SIG desarrollado por Yaffo.  
Fuente: <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/15/1/6.html>

Además, este modelo motivó y sigue motivando a otros investigadores a desarrollar modelos computacionales cada vez más complejos, gracias a los adelantos tecnológicos llegando a desarrollar modelos sumamente complejos alimentados por datos en tiempo real y la incorporación de información geográfica.

De lo anterior, se podría concluir que los estudios de los fenómenos emergentes, se han visto beneficiados en gran medida por la adopción para su análisis de los modelos computacionales.

Para los investigadores que desarrollaron el *Manifesto of Computational Social Science*, más que “concluyentes”, los resultados obtenidos hasta ahora han abierto nuevas líneas y direcciones de investigación como:

a) La comprensión de los micromecanismos de las estructuras y redes sociales.

b) Un acercamiento hacia la explicación de las causas evolutivas, es decir, los mecanismos internos que contribuyen a explicar las ventajas de las conductas objetivo para el individuo y para el grupo.

c) Comprensión sobre el proceso inverso de las dinámicas de los procesos emergentes como las normas e instituciones, y como logran ser adoptados por todos los agentes en un sistema. Todos estos son desafíos importantes para un campo, como las ciencias sociales computacionales, que tiene el potencial de volver a fundar la ciencia de la sociedad (R. Conte, N. Gilbert, G. Bonelli, et al., 2015).

Más que un tema de investigación *per se*, el aprendizaje social -visto como transmisión de información (Narváez, 2015)- es una propiedad sobre la cual se basa una gran cantidad de modelos sociales computacionales. A este proceso se le atribuyen dinámicas sociales basadas en el refuerzo o la imitación (memética). La dinámica del replicador ha tenido una gran influencia en el estudio de los procesos sociales y económicos, y todavía es una de las técnicas en las que los modelos computacionales de la dinámica social son implementados. Se reconocen las debilidades conceptuales y teóricas de los modelos y técnicas utilizados, sin embargo han tenido un efecto fuertemente innovador en el estudio de la influencia social, produciendo algunos de los resultados más brillantes alcanzados hasta ahora por los interesados en la modelación de este tipo de fenómenos.

Un buen ejemplo para comprender el concepto anterior es el trabajo realizado por el investigador externo del SFI, W. Brian Arthur. Desatacado economista y pensador de complejidad, también es uno de los pioneros de la Ciencia de la complejidad y de la utilización de los modelos basados en agentes para comprender cómo los patrones y las estructuras se autoorganizan.

A finales de la década de 1980, Arthur dirigió un grupo en el Instituto Santa Fe para desarrollar un enfoque alternativo a la economía que señaló como *Economía de la complejidad*. Como postulado principal señala, que la economía estándar se basa en la idea de actores hiperracionales que operan en un mundo de equilibrio estático; la economía de la complejidad asume que los actores de la economía no necesariamente enfrentan problemas bien definidos o usan la racionalidad. Los agentes exploran, intentan tener sentido, reaccionan y reaccionan nuevamente a los resultados que crean en conjunto. La economía no está en estasis, sino que siempre se está formando, siempre "descubriendo" nuevas oportunidades. En esta visión no equilibrada de la economía, pueden ocurrir burbujas y bloqueos, los mercados pueden ser engañados y explotados. Su novedoso enfoque en aquellos años encaminó las nuevas formas con las cuales se estudia esta disciplina en la actualidad, bajo acercamientos más irracionales y emocionales.

En el año 2017 Richard Thaler fue el ganador del premio Nobel de Economía por su trabajo en el nuevo campo de la Economía del comportamiento, "Sus hallazgos empíricos y conocimientos teóricos han sido decisivos en la creación de la nueva y creciente área de la economía conductual, que ha tenido un impacto profundo en muchas de las áreas de la investigación y políticas económicas", dijo la Real Academia de las ciencias de Suecia en un comunicado. Su trabajo ha motivado a incorporar la *Ciencia del comportamiento* en la que sesgos inconscientes pueden llevar la toma de decisiones, resulta interesante reflexionar como una de las disciplinas con marcos teóricos y metodológicos tan rigurosos y analíticos comienzan a introducir este tipo de conceptos, en el que los sentimientos nos llevan a tomar decisiones de una manera mucho menos racional. Thaler realizó un cameo junto a Selena Gómez en la película *The Big Short* que trata de la crisis económica mundial. En la escena, explica qué es la "falacia de la buena racha", donde la gente cree que lo que esté pasando ahora seguirá sucediendo en el futuro.

El aprendizaje es un mecanismo fundamental que puede conducir, pero no necesariamente a alcanzar un equilibrio bajo condiciones específicas. Como lo muestra el modelo basado en agentes de Arthur de un mercado de acciones rudimentarias artificiales, la posibilidad de alcanzar un equilibrio depende de la velocidad del proceso de aprendizaje, cuanto más rápido es el proceso, más inestable es el equilibrio. Bajo condiciones especiales, los efectos no lineales e inconsistentes del aprendizaje se vuelven paradójicos, eg., en el juego minoritario, las personas ajustan su comportamiento a sus propias expectativas con respecto a ciertos eventos. Sin embargo, al ajustar su comportamiento, las personas modifican las condiciones esperadas, contribuyendo de algún modo a desconfirmar sus expectativas. Este problema, que ha recibido una gran atención en las últimas décadas, muestra los efectos paradójicos del aprendizaje y el carácter desequilibrado de los problemas complejos. El trabajo computacional adicional ha revelado cómo la dinámica del aprendizaje puede conducir a soluciones del problema de la cooperación que están fuera de equilibrio desde la perspectiva de un actor racional, pero puede ser robusta cuando los agentes son circunscriptamente racionales. Los fenómenos de no equilibrio generados por la dinámica de aprendizaje son un campo de batalla decisivo para las ciencias sociales computacionales (Arthur, 2015).

### **3.4.3 Conceptos e ideas fundamentales en la modelación computacional**

Este tipo de acercamiento puede resultar muy productivo para fomentar nuestra comprensión de la complejidad de los sistemas reales, modelando “Sociedades artificiales” (Epstein & Axtell, 1996), en las que se puede analizar, experimentar, alimentar y contrastar contra datos empíricos en una escala hasta ahora sin precedentes. Los modelos computacionales pueden proporcionar comprensiones cuantitativas y cualitativas de los fenómenos recreados. Una aplicación directa puede ser la creación de *explicaciones generativas*, en el sentido de que podemos ser parte de esta explicación, reconociendo el riesgo que esto conlleva en la interpretación. Estas pueden reproducir o explicar algunas características clave del fenómeno, siendo que el modelado basado en agentes puede jugar un papel central en esta forma de acercamiento, ya que las personas es decir, los agentes, son los componentes esenciales en los fenómenos sociales y urbanos. La “agentificación” podría entenderse como un proceso para formalizar la recreación de un fenómeno basado en agentes autónomos.

Uno de los principales o tal vez, el principal objetivo de la ciencia computacional es el ser aplicada al mundo real, sin embargo esta puede ser sumamente compleja o no existir, porque para cada sistema será necesario un conjunto de funciones básicas para operar y perdurar en el tiempo, dirigiendo su atención, no solo a la asignación de variables y ecuaciones para desarrollar un modelo siendo las entidades que constituyen la dimensión social, individuos, ideas, y su relación con el entorno. Estas entidades son modeladas como entidades que “encapsulan” sus atributos y dinámicas. “Las ideas, la mente, entendidos como creencias, deseos, intenciones, valores y su procesos... son la raíz de la complejidad humana” (R. Conte, N. Gilbert, G. Bonelli, et al. 2012:333).

La complejidad social puede ser causada por la incertidumbre, que es comúnmente mal entendida como algo que no puede ser conocido, se debe de comprender la incertidumbre con relación a las ideas y con constructos mentales, estos son absolutamente necesarios para poder comprender o intentar comprender la complejidad de un sistema social. Nada en lo social sucede inesperadamente. Qué *pudo* haber sucedido es tan importante como que *ha* sucedido; esta cuestión podría bien resumir la utilidad de la modelación computacional, ya que permite escudriñar en los fenómenos recreados y modificar ciertos balances para comprender el qué pudo haber sucedido..., y así comprender las dinámicas que dieron uno u otro resultado (Hilbert,2015).

Otro aspecto fundamental en la modelación de fenómenos, es la adaptación. Se reconoce la cantidad de acepciones que existen sobre este concepto, la adaptación es uno de los pilares en la ciencia de la complejidad, es comprendida y entendida de formas tan diferentes como dominios se han acercado a su estudio. Para este trabajo de investigación es entendida como un proceso emergente entre el entorno, los individuos y sus objetos.

Una de las más interesantes características de los sistemas sociales, es que se encuentran fuera del equilibrio, como se ha dicho en líneas anteriores no exhiben distribuciones Gaussianas o de campana, presentan distribuciones exponenciales. Los datos sin procesar (*raw data*), reflejan el típico desequilibrio de la naturaleza de las características sociales, al “normalizarlas” utilizando transformaciones teóricas para el análisis de regresiones lineales, pueden modificar el valor de la información acerca de

los procesos generativos. Las redes sociales pueden representar gran parte de la complejidad social. El estudio de las redes sociales se enfoca en las relaciones entre los agentes, apoyándose en el modelación basada en agentes para la visualización analítica de los procesos emergentes y su evolución en las dimensiones espacial y temporal.

#### **3.4.4 Futuro y retos de la simulación computacional**

El principal desafío que la ciencia computacional deberá de encarar en los próximos años, será responder a una serie de preguntas científicas básicas, advertidas desde dentro de la comunidad científica como fundamentales para abordar y ayudar a gestionar los grandes problemas de la sociedad.

Las futuras líneas de investigación deberán de incluir la maduración del conocimiento existente proveniente de esta línea, profundizando y aumentando su esencia interdisciplinar, así como el desarrollo de nuevo conocimiento basado en lo que pudiera ser la más importante de las características de este acercamiento, la observación analítica y la explosión de datos.

##### **• Nuevas formas de modelar la emergencia**

Para Conte (2012), la emergencia ha sido muy estudiada sin embargo, esto no significa que sea bien entendida, la insuficiencia en la comprensión de los fenómenos emergentes depende de múltiples factores y señala tres aspectos principales:

- a) El insuficiente análisis sobre el proceso de emergencia.
- b) Modelos inadecuados de las unidades básicas que interactúan en los niveles micro, de las cuales se supone que surge la emergencia.
- c) La poca comprensión entre el acoplamiento de la emergencia y la causalidad.

Señala que muchos de los fenómenos emergentes en los sistemas sociales surgen al mismo tiempo desde los niveles inferiores, esto imposibilita la capacidad de dar una explicación de la dinámica de la emergencia sin considerar esta retroalimentación. Será necesario entonces asentar qué se entiende por emergencia y por qué es necesaria la comprensión de este concepto en este acercamiento. Generalmente se caracteriza a un fenómeno emergente, como el cambio colectivo y repentino que puede ser descrito por ciertos parámetros, queda entonces el reto de continuar los esfuerzos para comprender a

mayor profundidad lo que se concibe como un fenómeno emergente y qué atributos pueden ser analizados y comprendidos para lograr un acercamiento más profundo sobre lo que se podría considerar un fenómeno social emergente.

- **Interacciones multinivel. La liga (*link*) Micro - Macro**

Las diferentes interacciones que se crean entre los niveles de un fenómeno emergente no pueden ser explicadas completamente sin modelar los procesos multinivel desde los niveles micro a los macro, que logran crear estructuras en el nivel global, esto es, la liga (*link*) entre el nivel micro y el nivel macro en un nivel individual, así se logran construir estructuras en los niveles más altos, lo que se le conoce como proceso *bottom-up* (del fondo hacia arriba), la retroalimentación del nivel superior a los niveles inferiores *top-down* (de arriba al fondo) puede reforzar el comportamiento directa o indirectamente del sistema de forma global.

La relación que existe entre el nivel micro y el nivel macro puede representar el principal reto en este nuevo enfoque para analizar los sistemas emergentes. Ante esto surge una gran cuestión, ¿cómo poder caracterizar esta gran dinámica?, es evidente entonces que la retroalimentación hacia abajo (*downward*) juega un papel decisivo en la retroalimentación de las entidades inferiores, esta retroalimentación es tan importante como la causación ascendente y en realidad este punto ha sido muy poco explorado, es necesario profundizar en este ciclo de retroalimentación de los niveles micro hacia los macro y viceversa, para poder “cerrar” el circuito, y así tal vez, se podrían obtener condiciones para lograr acercamientos más afortunados sobre estos procesos.

- **Modelación de la cultura**

Uno de los pioneros en implementar el uso de modelos computacionales fue el investigador Robert Axelrod (1984 - 2006), dirigiendo su trabajo hacia las problemáticas en las dinámicas culturales bajo el postulado de que si las personas tienden a ser más parecidas en sus creencias, actitudes y comportamiento cuando interactúan. ¿Entonces por qué no desaparecen finalmente todas las diferencias? Para analizar esta cuestión desarrolló un modelo basado en agentes autónomos que lo llamó *Modelo con convergencia local y polarización global* (1997). Este, analiza los efectos de un mecanismo de influencia social convergente. Los actores se colocan en sitios fijos. La premisa básica es que cuanto más similar es un agente a un vecino, más



probable será que ese agente adopte uno de los rasgos del vecino. A diferencia de los modelos anteriores que había desarrollado, en donde la influencia social o cambio cultural trataban a las características de una en una, el modelo propuesto tiene en cuenta la interacción entre las diferentes características. Las modelaciones mostraron que el número de regiones homogéneas estables disminuye con el número de características y aumenta con el número de rasgos alternativos por característica, disminuyendo con el rango de interacción y lo más sorprendente, disminuye cuando el territorio geográfico crece más allá de un cierto tamaño. El simple modelo sirvió para explorar la competencia entre la globalización y la persistencia de la diversidad cultural. La cultura vagamente puede definirse como el conjunto de atributos individuales sujetos a un sistema social, el modelo computacional desarrollado por Axelrod implementa un mecanismo de interacciones homófilas, e ilustra cómo un mecanismo de interacción de convergencia local puede generar polarización global (persistencia de la diversidad cultural).

Sin embargo, se ha demostrado que los estados culturalmente polarizados son inestables frente a la deriva cultural en una red social fija. Por medio de la modelización computacional se pudieron identificar nuevos mecanismos y condiciones que pueden estabilizar la persistencia de la diversidad cultural. La diversidad cultural puede entenderse como una consecuencia de la evolución conjunta de las dinámicas de los agentes. La diversidad cultural también se estabiliza cuando la influencia cultural no solo se ejerce dentro de las interacciones interpersonales, sino cuando se arraiga en las mayorías locales.

Si bien el modelo de Axelrod considera varias características culturales en el mismo nivel, otros estudios computacionales de la dinámica cultural aíslan un solo aspecto cultural como el lenguaje. Una pregunta abierta desde el punto de vista de las ciencias sociales computacionales, es el desarrollo de modelos integradores que incorporan diferentes características culturales con diferentes procesos dinámicos a diferentes escalas. Se necesitan modelos culturales jerárquicos y multinivel para tomar en cuenta la interdependencia de las características culturales y la interconexión de las dinámicas culturales con otros procesos sociales. Como se puede apreciar ante lo expuesto, queda mucho camino por recorrer en este ámbito, sin embargo los esfuerzos en trabajos realizados en esta línea continúan con gran interés.

La tendencia hasta ahora apunta a una serie de objetivos que requieren una complejidad de mayor nivel que la permitida por los modelos de procesos sociales basados en agentes ordinarios, como todos los procesos de investigación, sus herramientas y técnicas han continuado su desarrollo hacia metas más elevadas, en este sentido, la modelación computacional no es la excepción. En principio, para la modelación de ideas (*idea models*) o modelos mentales, estos deben modelarse para comprender cuáles son los atributos mentales específicos que permiten manejar y simplificar la complejidad, es decir, cuáles son las características específicas o las “actitudes mentales” que se deben de modelar.

### **3.4.5 Hacia una nueva epistemología de modelación**

#### **• Comprensión, predicción e hipotetización**

Existe a menudo una arraigada tendencia a comprender a los modelos como herramientas para realizar predicciones, una práctica común es la de utilizar modelos para lograr intuir un comportamiento sobre un fenómeno en el futuro, la mayoría de los modelos cumplen este objetivo; sin embargo para la modelación computacional no es precisamente este su objetivo final, esto generalmente produce un desconcierto, ya que existe esta añeja tendencia a convertirlos en sinónimos de “herramientas de predicción”.

Como se ha dicho, el poder de procesamiento de información mediante los recursos computacionales se han abierto otras alternativas al desarrollar nuevos modelos, tal vez y no es exagerado el decir que la explosión de datos y la visualización analítica sean las “ventanas” más concretas sobre este tipo de herramientas. La explosión de datos sobre un modelo nos brinda la capacidad de conocer el desarrollo de fenómenos generados por agentes y conocer el comportamiento de uno o miles de en el proceso de desarrollo del fenómeno, esto hace apenas algunos años, sería por los medios tradicionales prácticamente imposible. La visualización del desarrollo, los patrones y estructuras que se conforman durante el proceso, más allá del resultado, siendo que la conformación de estructuras y patrones durante el proceso del fenómeno, pueden llegar a ser aún más reveladoras que el resultado en sí.

Los modelos desarrollados como herramientas de predicción, representan las propiedades o características de los sistemas reales, para poder predecir lo que estos

sistemas harán en el futuro. Los modelos utilizados con fines predictivos a menudo nos dicen “algo” sobre los mecanismos. Este tipo de modelos están orientados hacia los resultados, ya que para un conjunto dado de condiciones iniciales, estos podrán vaticinar cómo evolucionará el estado del sistema en el tiempo. Los modelos pueden también ser utilizados para explicar el comportamiento o las propiedades de los sistemas.

Wesley Salmon profesor de filosofía de las ciencias en la universidad de Pittsburgh, escribió en 1989 un controversial libro bajo el título *Cuatro décadas de explicación científica*, en este trabajo analiza los dramáticos cambios que se han dado en los últimos 40 años en las diferentes concepciones sobre las explicaciones científicas, en su texto señala que ha existido a lo largo del tiempo cambios importantes en las concepciones de lo que es la explicación científica y lo que debería ser, muestra que tanto en la filosofía como en las ciencias mismas existen periodos en el que se alcanzan consensos en relación a temas específicos, luego tiempos en los que se rompen esos consensos, periodos de disensión y de controversia y tiempos en los que se reconstruyen esos consensos bajo nuevas bases; tal vez el punto medular es que esos procesos deben de comprenderse y explicarse desde una perspectiva filosófica, pero también sociológica.

De acuerdo con la literatura específica sobre la modelación computacional tenemos una visión sobre la forma de mostrar cómo funcionan las cosas (Weisberg, 2003). Cuando se construyen modelos con fines explicativos, se intenta hacer las representaciones adecuadas de los sistemas, de forma similar al caso predictivo. Sin embargo, debido a que existe una diferencia en lo que se utiliza para construir un modelo, las diferentes propiedades permiten que los modelos sean adecuados a un fin previsto. A diferencia de los usos predictivos, que principalmente implican la optimización de los modelos para que el resultado sea tan exacto y preciso como es requerido, el uso explicativo requiere que se muestre *cómo* las partes componentes del sistema dan lugar al comportamiento del todo.

Existe un uso explicativo adicional de los modelos, uno que es aún más remoto que el caso predictivo y explicativo como tal de un sistema. En ciertas circunstancias es necesario entender cómo funcionan los sistemas hipotéticos. Realmente no existe ningún análogo ante esto, en el caso de hipotetizar o crear hipótesis. A veces, en el

intento de explicar los sistemas de reales, se hacen comparaciones con sistemas hipotéticos.

- **Modelación generativa**

Otra forma para desarrollar modelos es la realización de modelos generativos. Este tipo de modelos son una alternativa para “escapar” de la dicotomía deductiva / inductiva. Permitiendo que el análisis cualitativo se realice de forma controlada. Un enfoque generativo computacional típico lo propuso Epstein en 1996 mediante la simulación basada en agentes (*agent based modelling, ABM*) que se requiere: "Situar una población inicial de agentes heterogéneos autónomos en un ambiente especial relevante, permitirles interactuar de acuerdo con reglas locales simples, y así generar o "crecer" la regularidad macroscópica de abajo hacia arriba" (Epstein & Axtell, 1996:4). Este argumento plantea algunas objeciones y requiere que se tengan en cuenta algunas advertencias.

En primer término cómo definir las simples reglas, generalmente se utiliza un solo criterio, es decir, elegir las condiciones que son suficientes para generar un efecto dado. Sin embargo, esto conduce a una gran cantidad de opciones alternativas, todas las cuales son en cierta medida arbitrarias. La construcción de modelos generativos plausibles representa un desafío para la nueva ciencia social computacional.

Además el concepto de reglas necesita una aclaración y revisión rigurosa, tal vez, las reglas deberían de ser reemplazadas por modelos de agentes explícitos fundamentados en la teoría, que incluyan no solo mecanismos basados en toma de decisiones sino también representaciones, actitudes, estrategias, acciones y motivaciones.

- **Modelación heterogénea**

Los modelos de agentes basados en motivaciones o causalidades, al interactuar pueden generar resultados colectivos inesperados, para lo que se requerirá una comprensión estadística. Por el contrario, los resultados colectivos esperados a partir de modelos lo suficientemente simples como para ser analizados matemáticamente, requieren pruebas numéricas en sistemas multiagentes más complejos o validación empírica a través de encuestas o experimentos siempre que sea posible. El modelado

requiere encontrar compromisos apropiados entre el realismo socio-físico y la sencillez matemática.

Con la intención fundamental de comprender y anticipar comportamientos de sistemas sociales complejos, es necesario desarrollar modelos simplificados, sobre los cuales se pueda realizar el análisis matemático. Dichos modelos deberían poder reproducir los hechos estilizados observados empíricamente. A partir del análisis de estos modelos, se puede adquirir una nueva intuición y se pueden estudiar modelos más complejos, tanto numérica como analíticamente (Lorenz, 2011). Los escenarios pueden ser explorados y probados por las simulaciones a gran escala, proporcionando resultados que pueden usarse para la toma de decisiones.

Para el caso de realizar modelos de fenómenos colectivos por agregación como, multitudes, peatones, tránsito de automóviles, moda, crisis financiera o social, formación de opinión y propagación epidémica; el objetivo del modelado, con medios analíticos y numéricos, es precisamente comprender el nivel global macroscópico a partir de las características de los elementos constitutivos el nivel microscópico y las estructuras sociales a las que pertenecen, así comprender cómo el nivel colectivo influye en el comportamiento individual (Helbing, 2011). Este tipo de modelado puede y debe ser hecho con múltiples enfoques, integrando herramientas y conceptos de diferentes disciplinas como las matemáticas aplicadas, física estadística, informática, economía teórica, entre otras disciplinas afines.

En la intersección entre el análisis de datos y el modelado, el primero puede permitirnos revelar propiedades estadísticas sólidas que son características propias del sistema en estudio. Un hecho abstracto observado en un sistema en particular, por ejemplo una estructura o una dinámica colectiva, se convierte en una guía para el modelador, o bien, esta estructura es una entrada al modelo como uno de los objetivos de análisis, que sería comprender cómo emerge esa estructura, mediante la utilización de herramientas para el análisis de datos, la representación de datos específicos y la visualización del fenómeno.

Herbert Gintis es un científico del comportamiento humano que ha centrado su trabajo en campos como el altruismo, la cooperación, la teoría de juegos, la coevolución gen-cultura. Señala que el progreso a lo largo del tiempo sobre este acercamiento a la ciencia no puede, ni debe ser exagerado. Argumenta que la combinación del enfoque

computacional con un uso sensato del experimento (modelo) acercará las ciencias sociales al establecimiento de un vínculo adecuado entre la teoría, los hechos empíricos y la investigación. Estos vínculos deberían informar a todas las ciencias en las que el comportamiento humano es el objeto principal de la investigación o el interés, y deberían resolver incompatibilidades tales como la economía basada en la imagen del actor racional, la sociología y la psicología social que la rechazan rotundamente; por otro lado, los economistas dependen mucho más de los hechos identificados a partir de experimentos, encuestas, modelaciones etc. que de la economía tradicional, basados en la fuerza de los enfoques analíticos puramente abstractos. La ciencia social computacional sería un factor importante hacia este cambio de paradigma en las ciencias sociales (Gintis, 2009).

Una acertada advertencia o vaticinio sobre este enfoque lo exponen también los desarrolladores del *Manifesto of Computational Social Science*, siendo que fue desarrollado por investigadores de diferentes nacionalidades y continentes. Señalan que: (...) la ciencia social computacional requiere un enorme esfuerzo de investigación sobre las tecnologías de la información (TI), este es el pilar en el que se basan la mayor parte de los trabajos realizados. La recopilación, transmisión, análisis, modelación e incorporación de datos a las simulaciones requerirá capacidades de computación y comunicación mucho más allá de las instalaciones actuales de vanguardia. Si bien la comunidad de investigación en UEA sobre las TI es muy activa, un programa científico multinacional de largo alcance impulsaría a este ramo a obtener mayores ventajas y recursos. Japón, India y Corea han aumentado en gran medida su competitividad, este planteamiento daría como resultado un importante avance tecnológico a nivel mundial.

Como conclusión, se puede decir que existe una creciente comprensión del enorme potencial de la modelación computacional impulsada por la accesibilidad a los equipos de cómputo y la disponibilidad de datos. La posibilidad de acceder a volúmenes de datos sin precedentes sobre las interacciones humanas en diferentes ámbitos sociales y entornos, abre la posibilidad de utilizarlos para incrementar el conocimiento sobre el comportamiento social más allá de la investigación en la escala de centenas o miles de personas. Los grandes volúmenes de datos pueden ser utilizados para comparar y contrastar los resultados de los modelos computacionales y las teorías generadas por estos, dadas las actuales posibilidades de fusionar a estos dos campos.

La ciencia computacional se ha abierto paso de forma rápida y exitosa, sin embargo necesita estar consciente de la necesidad de desarrollar marcos teóricos y metodologías para analizar los modelos.

Al igual que las teorías físicas y sus modelos, se prueban a través de experimentos increíblemente grandes como el Gran Colisionador de Adrones (LHC) en el (CERN), el progreso en los modelos computacionales de los fenómenos sociales solo será posible mediante una combinación sensata de trabajo experimental y construcción de teorías. (Conte, Gilbert, Bonelli, et al., 2016)).

### **3.5.1 Precedentes de la Modelación Basada en Agentes**

Como se ha expuesto en líneas anteriores la modelación computacional se presenta como un paradigma alternativo para analizar sistemas complejos, en los que se involucran un determinado grupo de componentes y sus interrelaciones, en este sentido a los componentes se les llama agentes. El análisis de redes SNA (*Social Network Analysis*) y la modelación basada en agentes ABM (*Agent Based Models*), son las dos herramientas que se perfilan como las más adecuadas para el estudio de fenómenos emergentes y sistemas complejos adaptativos SCA, se podría afirmar que estas dos herramientas han sido producto del desarrollo en paralelo de la ciencia de la complejidad.

Para llegar a este punto se ha recorrido un largo e interesante camino, este no ha sido lineal en términos epistemológicos, ha sido desarrollado por diferentes autores de diferentes disciplinas y etapas, incluso con diferentes fines.

#### **• Antecedentes**

Se puede inferir, que la intención inicial de Turing en la década de los 40, von Neumann en los 50, Conway a inicios de los 70, Holland desde los 60 hasta finales de siglo y Wolfram desde finales del siglo XX hasta la actualidad, era -y sigue siendo- fundamentalmente el desarrollo de modelos computacionales para la modelación de sistemas, en los que subyace en menor o mayor medida la intención de “recrear” la vida (B. Rand, 2016), esto podría vagamente entenderse como la creación o el desarrollo de vida artificial para comprender los mecanismos y procesos fundamentales que la generan llegando hasta la evolución de organismos virtuales (Sims, 1984-2018).

No existe una definición unívoca que pueda definir la vida. Es generalmente aceptada que como condición para distinguir a los organismos vivos de los objetos inorgánicos u organismos sin vida es, el crecimiento a través del metabolismo como medio de reproducción y regulación interna en respuesta al medio ambiente. Aunque la capacidad de *reproducción* se considera esencial para la vida, esto podría ser más cierto para las especies que para los organismos individuales.

La vida artificial, se podría entender como el estudio de los sistemas hechos por el hombre (artificiales), que exhiben comportamientos y características de los sistemas vivientes. Formalmente el comienzo del desarrollo de vida artificial comenzó en 1987, cuando Christopher Langton organizó el primer congreso, bajo el título *Congreso internacional sobre la síntesis y la simulación de los sistemas vivientes*.

Los “recreadores” de vida artificial se encuentran escindidos en dos grandes grupos. Los de una postura fuerte, que postulan que la vida puede ser abstraída por diferentes medios. Los de la postura débil, rechazan la posibilidad de generar procesos vivientes sin la presencia de la solución de carbono; este grupo en cambio intenta “imitar” los procesos de la vida para comprender la aparición de los fenómenos individuales y colectivos a través de su interrelación. Langton señala que el objetivo de la vida artificial no es solo proporcionar modelos biológicos, sino también investigar los principios generales de la vida en sí, estos principios se pueden investigar por derecho propio, sin tener necesariamente que tener un equivalente natural directo, señala Langton.

La base de la vida artificial trata de trascender la limitación basada más allá de la cadena de carbono, en el supuesto de que la vida sea una propiedad de la *organización* de la materia, más que una *propiedad* de la materia misma. El acercamiento sintético de los SCA es coincidente con este postulado, en el sentido que si es posible capturar la esencia de las reglas de los organismos coloniales, sería probable la modelación de colonias de organismos virtuales.

Langton advierte que es necesario distinguir entre la perspectiva de un observador que mira a un organismo, y la perspectiva del organismo en sí, en particular, las descripciones del comportamiento desde la perspectiva de un observador no deben tomarse como los mecanismos internos subyacentes al comportamiento descrito del organismo.



El comportamiento observado del organismo es siempre el resultado de una interacción sistema-ambiente. No puede explicarse únicamente sobre la base de mecanismos internos. El comportamiento aparentemente complejo no requiere necesariamente complejos mecanismos internos, así como el comportamiento aparentemente simple no es necesariamente el resultado de mecanismos internos simples (Langton, 1989).

El desarrollo de la modelación computacional de sistemas para recrear los sistemas vivos ha sido interdisciplinar mediante la inclusión de algoritmos no exprofeso con estos objetivos, así como la heurística computacional de otras disciplinas no nativas del dominio.

### 3.5.2 Sistemas L (L-systems) y Agregación por difusión limitada (ADL)

En 1968 Aristid Lindenmayer propuso un modelo formal matemático, llamado *L-systems* como base de una teoría axiomática en el desarrollo biológico. La idea básica de esta teoría es, que los componentes de una entidad individual son remplazados mediante reglas de sobrescritura predeterminadas, su principal aplicación has sido para el desarrollo de modelos de organismos vegetales y fractales. Los sistemas están basados en reglas que producen la generación de una estructura comenzando por una simple secuencia de caracteres, solo es necesaria una mínima cantidad de información inicial para desarrollar estructuras de alta complejidad.

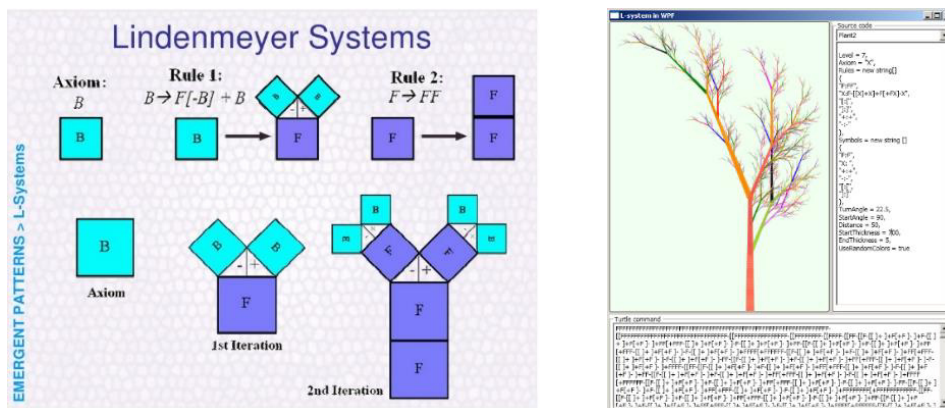


Figura 3.11 Izquierda. Reglas simples para el desarrollo de un sistema L. Derecha. Desarrollo de un modelo computacional, de un organismo vegetal mediante los sistemas Lindenmeyer.

Fuente: [http:// www.allenpike.com/modeling-plants-with-l-systems/](http://www.allenpike.com/modeling-plants-with-l-systems/)

Si bien los sistemas L no generan imágenes en sí, después de varias iteraciones pueden ser interpretadas como Gráficas tortuga (*turtle graphics*), este es un término usado en computación gráfica como método para programar gráficos vectoriales, usando un cursor relativo llamado “tortuga” a unas coordenadas determinadas.

Las gráficas tortuga son un elemento clave en el lenguaje de programación Logo. El conjunto de reglas que seguirá la tortuga para desarrollar gráficos vectoriales son deterministas, después de una cierta cantidad de iteraciones pueden crear imágenes muy atractivas también conocidas como teselaciones (*Tessellations*).

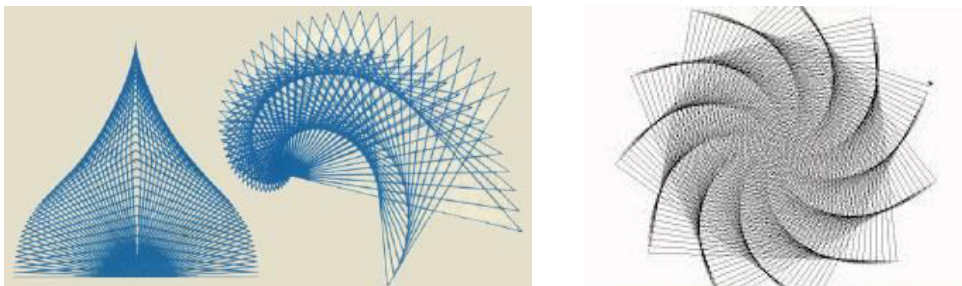


Figura 3.12 Proceso del desarrollo de imágenes vectoriales por algoritmos autogenerativos de los sistemas propuestos por Lindenmeyer. Fuente: [www.allenpike.com/modeling-plants-with-l-systems/](http://www.allenpike.com/modeling-plants-with-l-systems/)

#### • Agregación por difusión limitada (ADL)

El ADL es un proceso mediante el cual las partículas que experimentan una caminata aleatoria (*random walk*) debido al movimiento browniano, se agrupan para formar agregados de tales partículas de forma irreversible. Esta teoría, propuesta por Witten y Sander en 1981, es aplicable a la agregación en cualquier sistema donde la difusión sea el principal medio de transporte en el sistema.

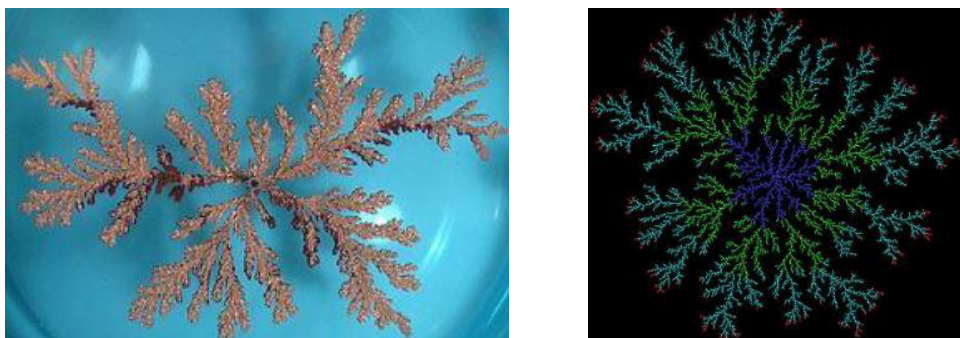


Figura 3.13 Izquierda. Crecimiento de un clúster por agregación en una solución de sulfato de cobre. Fuente: [http://en.wikipedia.org/wiki/Diffusion-limited\\_aggregation](http://en.wikipedia.org/wiki/Diffusion-limited_aggregation). Derecha. Modelo computacional del crecimiento de un DLA, a partir de una “semilla” central. Los diferentes colores indican los diferentes tiempos de llegada de los caminantes al azar. Fuente: <http://algorithmicbotany.org/vmm/section05.html>

El ADL se puede observar en muchos sistemas químicos y biológicos, como la electrólisis y la cristalización de ciertos productos, también en el crecimiento de musgos, algas y líquenes. Los grupos formados en los procesos ADL se conocen como árboles brownianos.

Los modelos computacionales desarrollados sobre el proceso ADL es uno de los principales medios para comprender la difusión a nivel molecular; el recorrido de las partículas por difusión, puede comprenderse como los nutrientes utilizados en el crecimiento de una simple estructura, como una colonia bacteriana para formar su configuración, (Fig. 3.13).

### **3.5.3 Autómatas celulares (*Cellular Automaton*)**

El paradigma de los Autómatas Celulares (AC) es una de las líneas de investigación más interesantes y al que se le ha dedicado mucho estudio dentro de las ciencias de la complejidad. Bajo su simplicidad inherente oculta su gran potencial para desarrollar estructuras de gran complejidad. Las reglas locales simples gobiernan un conjunto de celdas que actualizan el estado en el que se encuentran en cada iteración. Se ha encontrado que el análisis de los AC pueden resultar una excelente manera de analizar muchos de los fenómenos naturales, porque la mayoría de los procesos físicos y biológicos son de naturaleza local. El investigador Joel L. Schiff señala que “(...) las moléculas interactúan localmente con sus vecinos, las bacterias con sus vecinos, las hormigas con los suyos y las personas de la misma manera. En el mundo de los autómatas celulares podemos encontrar un microcosmos que se revela en el mundo real” (Schiff, 2005: VII-VIII).

Una de las cuestiones evidentes para todos es el orden que se encuentra en la naturaleza. Desde los organismos vegetales hasta los animales así como el entorno, en todos lados se puede descubrir un orden. Esto plantea cuestiones inevitables ¿cómo pudo originarse este orden, de dónde provino? (Schrödinger). La cuestión fundamental de los autómatas celulares, es que son capaces de autoorganizarse a partir de reglas locales simples, que no pueden predecir absolutamente nada sobre el comportamiento global del sistema en el futuro, encontramos que el orden global está ahí, sin embargo, predeterminado y manifestado en tantos de los sistemas que se consideren.

En palabras del biólogo, Stuart Kauffman, existe un "orden gratuito". Relacionado con la emergencia del orden está la noción de complejidad, mediante la interacción de múltiples componentes y reglas simples, pueden llegar a emerger sistemas de gran complejidad. La ciencia de la complejidad ha cobrado gran interés en las últimas décadas y los AC han participado activamente en el desarrollo de este campo, allanando el camino para que conceptos como autoorganización, emergencia y sistemas dinámicos pudieran ser formalmente abordados.

- **Como máquinas autoreplicantes**

El desarrollo de los Autómatas Celulares se remonta a la década de los 40, con los trabajos de Stanislaw Ulam mientras trabajaba en el laboratorio nacional de Los Álamos en EUA, estudiando el crecimiento de cristales mediante una retícula bidimensional como modelo. Al mismo tiempo su colega John von Neumann trabajaba en el desarrollo de sistemas de autoreplicación.



Figura 3.14 Stanislaw Ulam (izquierda) y John von Neuman (derecha).  
Fuente: <https://www.britannica.com/biography/John-von-Neumann>

El diseño inicial de von Neumann se basaba en la idea de un robot que construye otro robot. Este diseño se conoce como el Modelo cinemático. A medida que avanzaba en desarrollar este diseño, von Neumann se dio cuenta de la gran dificultad de construir un robot autoreplicante y del gran costo que implicaría. Neumann escribió un artículo titulado *La teoría general y lógica de los autómatas* para el Simposio *Hixon* en 1948, donde esbozaba a manera de borrador una teoría sobre autómatas; Ulam fue quien le sugirió usar un sistema abstracto para crear un modelo reduccionista de autoreplicación.

Juntos desarrollaron un método para estudiar y comprender el movimiento de los líquidos. La conceptualización inicial fue considerar un líquido como un grupo de

unidades discretas y calcular el movimiento de cada una de ellas en función de los comportamientos de sus vecinos. Así nació el primer sistema de autómatas celulares. Al igual que la retícula que Ulam utilizaba para estudiar los cristales, los autómatas celulares de von Neumann son igualmente bidimensionales, con un autoreplicador implementado algorítmicamente. El resultado fue una máquina copiadora universal con un “constructor” trabajando dentro de un autómata celular inmerso en un vecindario. Con esto von Neumann dio una prueba de la existencia de un algoritmo particular que podría realizar copias infinitas de sí mismo dentro del universo celular, diseñando una configuración de 200,000 células que podría hacerlo.

En 1968 el científico computacional Edgar Codd diseñó un AC para recrear la máquina universal de computación de von Neumann, pero con menos estados, 8 en lugar de 29. Codd demostró que era posible hacer una máquina de autoreproducción en su AC de forma similar a la de von Neumann. No fue hasta 1984 cuando Christopher Langton demostró que la autoreplicación era posible, lo demostró utilizando un bucle de 86 células con ocho estados.

El bucle de Langton tiene un brazo unido y consiste en una envoltura externa que permanece en un estado fijo, y una secuencia interna de células de “ADN” i.e. la información original lo recorre a través de este, en la unión del bucle y el brazo las células del ADN se replican, una copia se remonta al ciclo y la otra copia se desplaza por el brazo donde se transforma en la nueva punta del brazo generando un nuevo crecimiento.

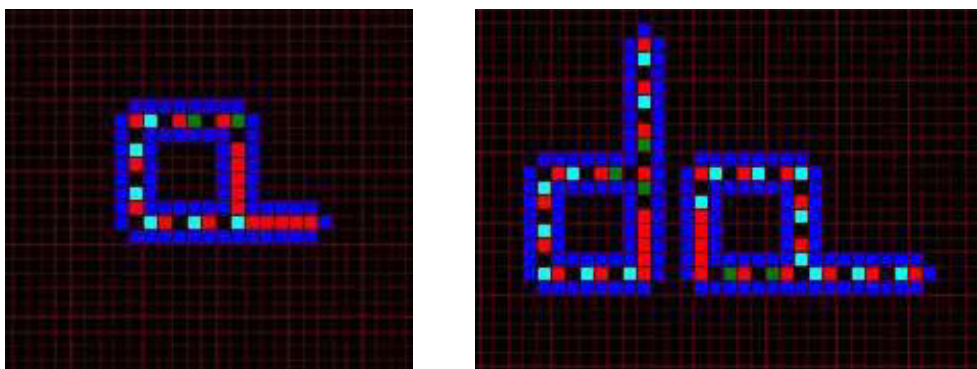


Figura: 3.15 Izquierda. El bucle de Langton en su configuración original. Derecha. El padre (izquierda) y la cría cada ciclo propaga nuevos brazos después de que su conexión ha sido cortada.  
Fuente: <http://islwww.epfl.ch/pages/embryonics/thesis/Chapter3.html>



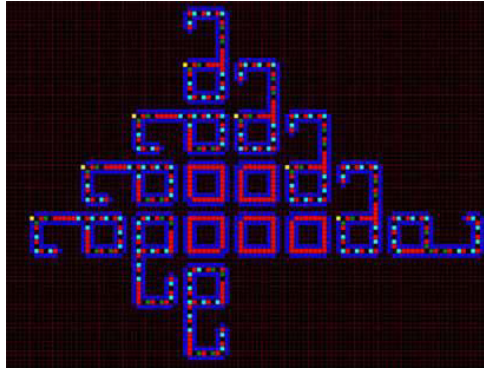


Figura: 3.16 La replicación continúa llenando indefinidamente el espacio con nueva descendencia.

Fuente:<http://islwww.epfl.ch/pages/embryonics/thesis/Chapter3.html>

Cuando un bucle intenta extender un brazo hacia una región ya ocupada, retrae el brazo y el "ADN" de ese bucle se borra y el bucle se vuelve inerte. Los bucles de Langton continuarán esta replicación en un proceso indefinido expandiéndose hacia afuera con el tiempo y ocupando todo el espacio dado. Aunque cada ciclo contiene la misma secuencia de "ADN", el número de veces que puede replicarse dependerá del espacio disponible en su entorno inmediato (Fig. 3.16).

En 2001 Greg Chirikjian de la Universidad Johns Hopkins, desarrolló un robot *lego* que recorría una pista y ensamblaba módulos para hacer una copia de sí mismo. Recientemente, Hod Lipson y sus colegas en la Universidad de Cornell han creado un robot autoreplicante, que consiste en una torre de cubos que puede girar y recoger otros cubos y apilarlos para crear otra torre idéntica. Según Lipson, esto abre la posibilidad de usar sistemas robóticos en futuros viajes espaciales que pueden reparar sí mismos.

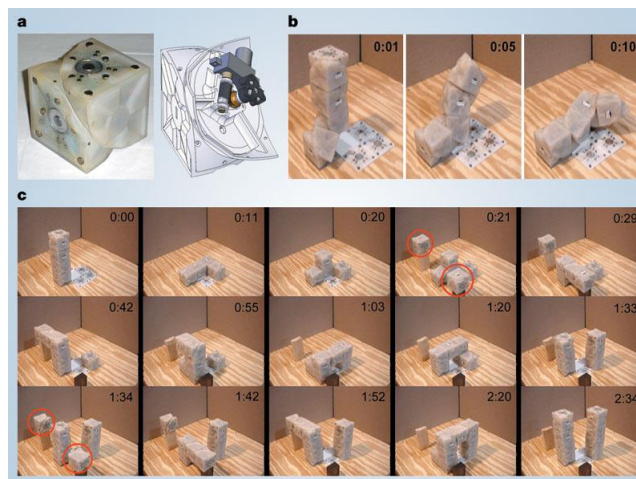


Figura 3.17 Robot autoreplicante desarrollado por Lipson en la universidad de Cornell EUA.

Fuente:<http://news.cornell.edu/stories/2005/05/researchers-build-robot-can-reproduce>

- **Como modelos dinámicos**

Uno de los nuevos campos que surgieron en las matemáticas del siglo XX es el de los Sistemas dinámicos, gracias a la implementación de modelos computacionales que permitieron descubrir nuevos conceptos. Tópicos como "Caos", "Atractores extraños" y "Efecto mariposa" se han convertido en palabras familiares. Los sistemas dinámicos surgen del estudio del movimiento de los fluidos, el crecimiento de poblaciones, la ecología y muchos otros campos en los que se busca modelar el cambio en el comportamiento de un sistema a lo largo del tiempo.

En la década de 1960, los autómatas celulares se estudiaron como un tipo particular de sistema dinámico y así se estableció por primera vez la conexión con el campo de las matemáticas dinámicas. En 1969 Gustav A. Hedlund recopiló muchos resultados siguiendo este punto de vista, en lo que todavía se considera como un documento seminal para el estudio matemático de los autómatas celulares. En 1969, el pionero informático alemán Konrad Zuse publicó su libro *Calculando el espacio*, proponiendo que las leyes físicas del universo son discretas por naturaleza, y que todo el universo es el resultado de una computación determinista en un autómata celular único; "La teoría de Zuse" se convirtió en la base del campo de estudio llamado física digital.

El mayor impulso sobre los AC se dio en octubre de 1970, cuando Martin Gardner publicó en su afamada columna *Juegos Matemáticos* en la revista *Scientific American* el *Juego de la Vida* de Conway (*Conway's Game of Life*).

Durante tres décadas, Gardner publicó cientos de artículos que lo convirtieron en una leyenda de la publicación científica, por la introducción de conceptos abstractos matemáticos de una forma original. Sus columnas aún siguen siendo consideradas como modelos de claridad y elegancia para presentar ideas nuevas y atractivas en matemáticas de maneras no técnicas. En esta publicación aparecieron modelos y conceptos matemáticos que en la actualidad siguen siendo considerados como referencia.

El objetivo inicial de John Conway era diseñar un autómata celular interesante e impredecible. Por lo tanto, quería que algunas configuraciones duraran por mucho tiempo antes de morir y otras configuraciones continuaran indefinidamente. Fue un desafío significativo y un problema abierto durante años, antes de que los expertos en autómatas celulares lograran demostrar, que efectivamente el AC de Conway exhibió

una configuración que estaba “viva”, en el sentido de satisfacer los axiomas generales de vida que había planteado John von Neumann.

El AC se popularizó rápidamente, ya que en estos tiempos se podía tener por primera vez acceso a computadoras de bajo costo, también se motivó el desarrollo de estructuras fractales en computadoras. El juego convirtió instantáneamente famoso a Conway, pero también abrió un campo completamente nuevo de investigación matemática, el campo de los autómatas celulares, debido a las analogías de la vida con el ascenso, la caída y las alteraciones de una sociedad de organismos vivos (Gardner, 1970), y dio origen a una clase cada vez más creciente de juegos en línea para el desarrollo de comunidades virtuales e.g. *simcity*, *secondlife*.

El AC *Game of life* consiste en una retícula bidimensional infinita formada por cuadros llamados células, Por tanto, cada célula tiene 8 células "vecinas", que son las que están próximas a ella, incluidas las diagonales.

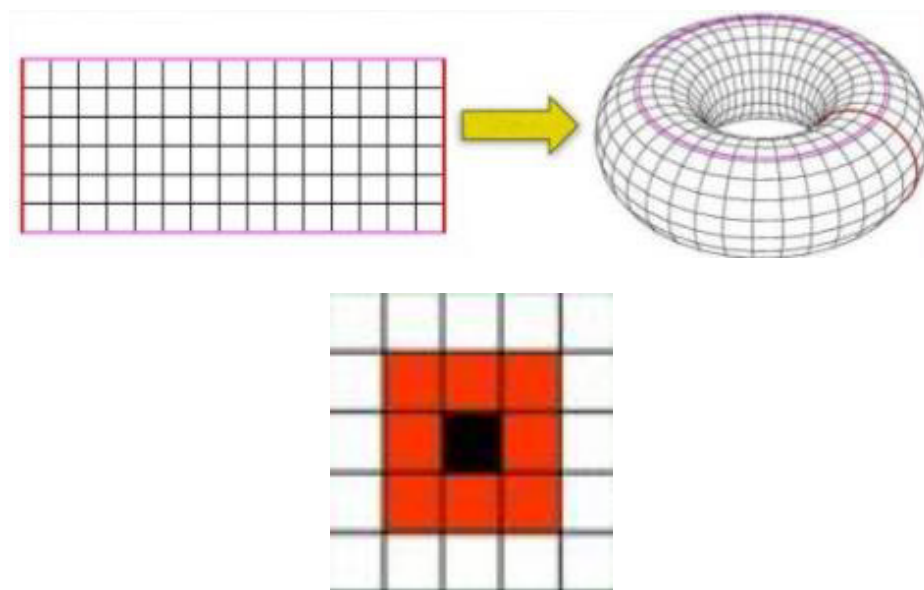


Figura: 3.18 Superior. Vecindad de las células, cada célula tiene ocho vecinos.  
Inferior. Los lados opuestos se encuentran conectados, por lo tanto en el espacio virtual, no existen los límites. Fuente:  
<https://www.slideshare.net/pelikan/stars2012-finalpresentation>

Las células tienen dos estados: están "vivas" o "muertas", es decir, encendidas o apagadas. El estado de cada una de las células evoluciona a lo largo de unidades de tiempo (iteraciones). El estado de todas y de cada una de las células depende del estado de sus vecinas. Todas las células se actualizan simultáneamente en cada iteración de



forma dinámica, esto es, el estado del actual del sistema depende del estado previo y en consecuencia el estado futuro, siguiendo simples reglas:

- a) Una célula muerta con 3 células vecinas vivas "nace" "es decir, al turno siguiente estará viva.
- b) Una célula viva con 2 o 3 células vecinas vivas sigue viva, en otro caso muere o permanece muerta por "soledad" o "sobrepoblación".

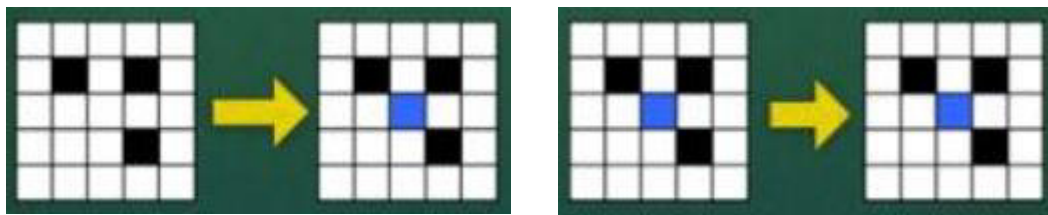


Figura: 3.19 Izquierda. Célula viva muere si tiene menos de dos células vecinas (aislamiento). Derecha. Célula viva muere si tiene más de tres vecinas (sobrepoblación).  
Fuente: <https://www.slideshare.net/pelikan/stars2012-finalpresentation>

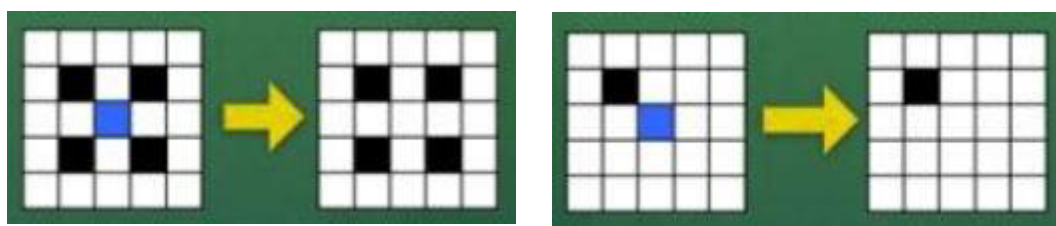


Figura 3.20 Izquierda. Célula muerta "nace" si tiene tres vecinas (reproducción). Derecha. De otra forma no hay cambios, si está viva o muerta (supervivencia).  
Fuente: <https://www.slideshare.net/pelikan/stars2012-finalpresentation>

En la aparición original del juego en la revista *Juegos Matemáticos*, Conway ofreció un premio de 50 dólares por el descubrimiento de patrones que crecieran indefinidamente. El primero fue descubierto por Bill Gosper en noviembre de 1970. Desde ese momento la comunidad de programadores y público en general, han desarrollado patrones de diferentes conformaciones y acciones, comúnmente se les denomina *gliders* (planeadores).

Existen algunos *gliders* que se han vuelto clásicos dentro de la comunidad interesada en los AC. Existe una gran cantidad de literatura específica sobre las combinaciones y resultados que pueden crearse, resulta interesante que la aportación y deducción sobre el comportamiento de los patrones, no solamente proviene de autores

con un conocimiento técnico sobre el tema, también existen aportaciones de gente que no tiene un conocimiento “académico”. Algunos de los patrones clásicos son las *guns*, los *puffers*, los *rakes* por citar algunos. Gosper descubrió posteriormente un patrón que crece indefinidamente llamado *Criadero* (*breeder*), a pesar de su aparente simplicidad el AC logra una impresionante diversidad de patrones y comportamientos. El AC de Conway obtuvo su gran éxito en gran parte como entretenimiento; durante esos años realmente no se desarrollaron análisis serios sobre este tema, y no se continuó un puntual seguimiento sobre las particularidades y el desarrollo de nuevas reglas.



Figura: 3.21 Ejemplos de algunos *gliders* clásicos desarrollados por la comunidad de AC. Fuente:<https://www.slideshare.net/pelikan/stars2012-finalpresentation>

#### • Como sistemas

Todo cambió para los AC en la década de los 80 cuando el científico norteamericano Stephen Wolfram comenzó a trabajar de forma independiente en los AC, planteó una forma diferente de comprenderlos, comenzó a analizarlos de forma científica. Durante varios años trabajó en un programa para el análisis y desarrollo de nuevas reglas, y descubrió algo sorprendente, que incluso cuando las reglas subyacentes son muy simples, pueden “imitar” patrones muy complejos que pueden observarse en la naturaleza.

En 1983 publicó su primer artículo *Autómata celular elemental* enfocándose básicamente en su famosa regla 30. Los patrones de algunas conchas marinas, como los del género *conus* y *cymbiola*, son generados por autómatas celulares naturales, postula Stephen Wolfram.



Figura: 3.22 Caparazones de conchas marinas comparados con los patrones desarrollados por los AC bajo la regla 30.  
Fuente:<http://rstb.royalsocietypublishing.org/content/370/1666/20140218>

Las células pigmentarias residen en una banda estrecha a lo largo del borde del caparazón, cada célula secreta pigmentos de acuerdo con la función activadora e inhibidora de las células pigmentarias vecinas, obedeciendo a una versión natural de una regla matemática. La banda celular deja el patrón de color en el caparazón a medida que crece lentamente. Por ejemplo, la especie ampliamente extendida *Conus textile* tiene un patrón parecido al autómata celular de la regla 30 de Wolfram (Coombs, 2009). Los patrones de ondas móviles en la piel de los cefalópodos se pueden simular con un autómata celular, cada estado corresponde a un cromatóforo expandido o retraído (Packard, 2001).

La inesperada complejidad de comportamientos que se podían desarrollar bajo ciertas reglas, condujo a Wolfram a postular que la complejidad en los sistemas naturales puede deberse a mecanismos similares. Durante este periodo construyó una clasificación general sobre los AC, ya conocida como *Clasificación Wolfram*. Además realizó el hallazgo de la regla 110 en la que formula conceptos de aleatoriedad y orden, postuló que esta regla podía ser universal.

La Regla 110, como el Juego de la Vida de Conway, exhibe lo que Wolfram llama comportamiento de clase 4, que no es completamente aleatorio ni completamente repetitivo, las estructuras aparecen e interactúan de diferentes formas.

En el transcurso del desarrollo de su libro *A New Kind of Science* publicado en el año 2002, Matthew Cook trabajaba como asistente de investigación de Wolfram, Cook demostró que algunas de estas estructuras eran lo suficientemente ricas como para respaldar la universalidad. Este resultado resultó muy interesante, porque la afamada

regla 110 es un sistema unidimensional extremadamente simple y difícil de diseñar para realizar un comportamiento específico; por lo tanto, proporciona un apoyo significativo para la visión de Wolfram de que los sistemas de clase 4 son intrínsecamente universales. Cook presentó su prueba para una conferencia en el Instituto Santa Fe sobre Autómatas Celulares en 1998, pero Wolfram bloqueó la prueba para ser incluida en las actas de la conferencia, ya que Wolfram no quería la prueba fuera expuesta antes de la publicación de su libro. En 2004, la prueba de Cook finalmente se publicó en la revista de Wolfram, *Complex Systems*, más de diez años después de que Cook la descubriera (Giles, 2002).

Desde ese momento los AC han cobrado gran interés en la comunidad científica y han merecido el reconocimiento de ser analizados como ciencia. Los conceptos sobre los AC han sido implementados para diferentes aplicaciones, para la modelación de procesos químicos, para el diseño conceptual de hardware, para la criptografía como proceso inverso del desarrollo de un AC, entre otros.

- **Como herramientas de modelación**

En la actualidad la teoría sobre los AC ha mantenido en una constante evolución. Uno de los más profundos pensadores sobre esta teoría es el científico Andrew Ilachinski, quien ha centrado su trabajo en estudios de simulación matemática e informática, explorando la aplicabilidad de la teoría de los SCA y la dinámica no lineal para la comprensión de la guerra terrestre. Como parte de esa investigación, actualmente está desarrollando una sofisticada herramienta de modelado de "vida artificial" en plataforma PC, basada en ABM llamada *EINSTEIN* para ayudar a explorar el comportamiento emergente autoorganizado en combate. Ha impartido numerosas conferencias durante los últimos cinco años a civiles, militares y gobernantes sobre cómo la complejidad puede alterar fundamentalmente la forma en que entendemos la guerra.

Es evidente que falta mucho camino que recorrer para que la conclusión final sobre una teoría de esta naturaleza pueda darse. La intención fundamental continúa en pie, y parece ser la misma que en el siglo pasado, comprender los mecanismos fundamentales que subyacen en el control y regulación de los sistemas físicos, naturales y...sociales.

### 3.6.1 Modelación basada en agentes (*Agent Based Model*)

Formalmente, el modelado basado en agentes ABM, (por sus iniciales en inglés *Agent Based Models*) es un método computacional que permite crear, analizar y experimentar con modelos compuestos de agentes que interactúan dentro de un entorno *in silico*. Este tipo de acercamiento nace de la llamada ciencia computacional. A diferencia del modelado de sistemas en equilibrio -lineales-, que utilizan ecuaciones diferenciales o funciones iteradas para rastrear mediante técnicas estadísticas de regresión las relaciones entre fenómenos agregados generados estadísticamente, (Railsback, 2012).

Los ABM emulan un sistema de entidades interactivas i.e. agentes, cuyos comportamientos individuales simples pueden generar de forma colectiva fenómenos emergentes a mayor escala y complejidad. Los ABM difieren en gran medida de otro tipo de análisis utilizados en las ciencias de la computación. A diferencia del análisis de redes, que en la mayoría de las veces se utilizan para realizar análisis probabilísticos utilizando bases de datos, los ABM *recrean* un entorno abstracto para comprender las relaciones entre los agentes dentro de su ambiente.

Los científicos Steven Railsback y Volker Grimm de la universidad de Princeton EUA, señalan que los ABM son modelos donde individuos o agentes se describen como entidades únicas y autónomas que interactúan entre sí y con su entorno localmente. De estas interacciones emergen patrones colectivos. El foco del estudio de los ABM se centra en identificar las relaciones entre las reglas simples individuales de comportamiento y las estructuras que pueden interpretarse como dinámicas colectivas.

#### • Orígenes y evolución de los ABM

Los orígenes de la modelación basada en agentes no provino ni de un campo, ni de un momento en específico, así que resulta difícil encontrar su origen, su desarrollo no ha sido lineal en un sentido estricto. Por esto es común encontrar en literatura específica otras formas de denominarlos, como Modelos basados en individuos o Sistemas multiagentes. Vagamente se podría concluir que son “la herencia” directa del desarrollo de los AC y su evolución hasta llegar a los que hoy se conoce como ABM.

Como se ha expresado, los primeros AC fueron desarrollados por von Neumann, manteniéndose un constante progreso en este campo hasta el clásico *Game of Life* de

Conway. Los primeros desarrolladores de los ABM eran conscientes del potencial que subyacía en los AC.

El primer artículo publicado utilizando el término Modelación Basada en Agentes, fue escrito por John Holland y John Miller en 1991 abordando teorías económicas, inspirados por el concepto de autonomía de un agente y sus interrelaciones en un entorno, así, crearon el primer marco para lo que hoy se conoce como ABM. Bien podría afirmarse que John Holland fue el “padre” de los ABM. Motivado por las ideas de Hebb sobre las neuronas y el trabajo de Rosenblatt para el estudio de los sistemas cognitivos. Holland decidió construir un modelo computacional para estudiar el proceso de la adaptación evolutiva. En 1975 publicó su clásico libro *Adaptación en sistemas naturales y artificiales*, desarrollando el concepto de algoritmos genéticos para el proceso de adaptación. Holland también fue influenciado por el trabajo de Samuel sobre el juego de damas (*checkers*), para la construcción de estrategias basadas en iteraciones anteriores; así comenzó a idear la forma de crear modelos para estudiar y comprender los mecanismos de adaptación (Rand, 2015).

Holland se incorporó al Instituto Santa Fe alrededor de 1985. En 1987, presentó algunas de sus ideas sobre los agentes adaptativos en una reunión de economía trabajando con Brian Arthur, juntos plantearon la economía como un sistema complejo adaptativo y así lograron crear el *Mercado de acciones artificiales de Santa Fe*. En 1986, John Reed, CEO de *Citicorp* se reunió en el Instituto Santa Fe con Ken Arrow, Brian Arthur y John Holland para pensar en nuevas formas de modelar la economía. John Miller y John Holland publicaron su primer artículo en 1991, *Agentes adaptativos artificiales en la teoría económica* inspirados en el trabajo de Herbert Simon sobre la racionalidad limitada. En esos años Holland trabajaba en conjunto con el Instituto Tecnológico de Massachusetts, ahí junto con otros investigadores formaron el grupo *BACH*, compuesto por Arthur Burks, Robert Axelrod, Michael Cohen and John Holland, este grupo lograría construir los primeros esbozos de lo que hoy se conoce como inteligencia artificial.

#### • Lenguaje *LOGO*

Seymour Papert fue un investigador que centró la mayor parte de su trabajo en la computación educacional. Papert estudió en Suiza con Jean Piaget. Piaget es un reconocido psicólogo por su trabajo en el desarrollo mental de los niños; la teoría de

Piaget del desarrollo cognitivo y la visión epistemológica en temprana edad se denominan en conjunto, *La epistemología genética*. Fueron muchas las contribuciones de Papert para el desarrollo de tecnologías educacionales para el aprendizaje a temprana edad.

A finales de la década de 1960, Papert fue nombrado director del laboratorio de inteligencia artificial del MIT, junto con Marvin Minsky se propusieron desarrollar una plataforma computacional para mejorar las técnicas de aprendizaje. En 1969 junto con los investigadores Feurzeig, Borrow and Solomon, crearon el lenguaje computacional *LOGO* basado en la plataforma de programación utilizado para la inteligencia artificial, para ayudar a los niños a entender la programación. Durante el proceso de desarrollo del nuevo lenguaje, Papert creó el concepto de tortugas (*turtles*) para motivar a los niños el interés en el nuevo lenguaje.



Figura: 3.23 Niños programando el objeto sintónico “tortuga”, para ver como este podía dibujar lo que habían programado *turtle graphs*.  
Fuente: <https://www.complexityexplorer.org/courses/76-introduction-to-agent-based-modeling-2017>

Las tortugas se pensaron como un objeto sintónico para adaptarse fácilmente al entorno infantil (Rand, 2015), en su momento este fue un gran avance en el sentido de que los niños podían interactuar directamente con el objeto, es decir, que pudieran “sentirse” como este objeto, así cuando los niños comenzaban a programar podían ver realmente lo que programaban, esto les permitía comprender lo que significaba una programación.

Las primeras tortugas fueron mecánicas atadas a comandos de una computadora, posteriormente fueron representadas de forma virtual dentro de programas, este concepto tuvo mucha repercusión en la enseñanza de la programación, y en gran medida para el desarrollo de la modelación computacional en la representación de las entidades programadas y su relación con el entorno. Este tipo de herramientas tuvieron una gran aceptación y difusión en las escuelas de los EUA, muchos niños tomaron esta materia como parte del programa escolar. Así puede decirse que estas tortugas fueron los primeros agentes computacionales de gran uso.

A partir de ahí comenzó una carrera para el desarrollo de un lenguaje basado en estos principios, así nacieron una serie de lenguajes utilizando la plataforma *LOGO*, el más reconocido y de mayor utilización es el lenguaje Net Logo, sin embargo en todos estos lenguajes para el desarrollo de ABM, subyace el concepto de visualizar agentes autónomos, interactuando en un entorno.

#### • Programación orientada a objetos OOP

Una función en lenguaje computacional es entendida de la misma forma que una función matemática, se puede entender como una “acción” sobre un determinado valor, es decir, realizar una acción que modificará o afectará a un valor determinado. El investigador David Feldman del SFI define una función como: una acción determinista, ya que el resultado estará determinado por los valores de entrada y la acción. De la misma forma una función computacional es una acción en la que a unos valores de entrada se les aplicará una función para ser transformados en valores de salida, i.e. el resultado (*output*).

Los investigadores Dahl y Nygaard fueron los primeros en desarrollar una forma diferente de programación en la que se combina un objeto, datos y funciones. El término OOP (*Objetc Orientated Programing*) fue creado en 1972, este tipo de programación fue el inicio del desarrollo para muchos videojuegos y programas cada vez más sofisticados para la simulación de cierto tipo de escenarios.

En 1986 el programador Craig Reynolds desarrolló un modelo computacional para estudiar el movimiento animal coordinado, en especial, estaba interesado en estudiar a las parvadas de aves y los bancos de peces, se basó en la geometría computacional tridimensional utilizada en los programas de dibujo asistido por



computadoras (CAD), a este modelo seminal lo llamó *Boids*, el modelo de aglomeración básico consta de tres simples reglas de comportamiento sobre la dirección, que determinan el comportamiento del “parvadeo” (*flocking*) individual en función de la posición y velocidad de sus compañeros de parvada más cercanos:

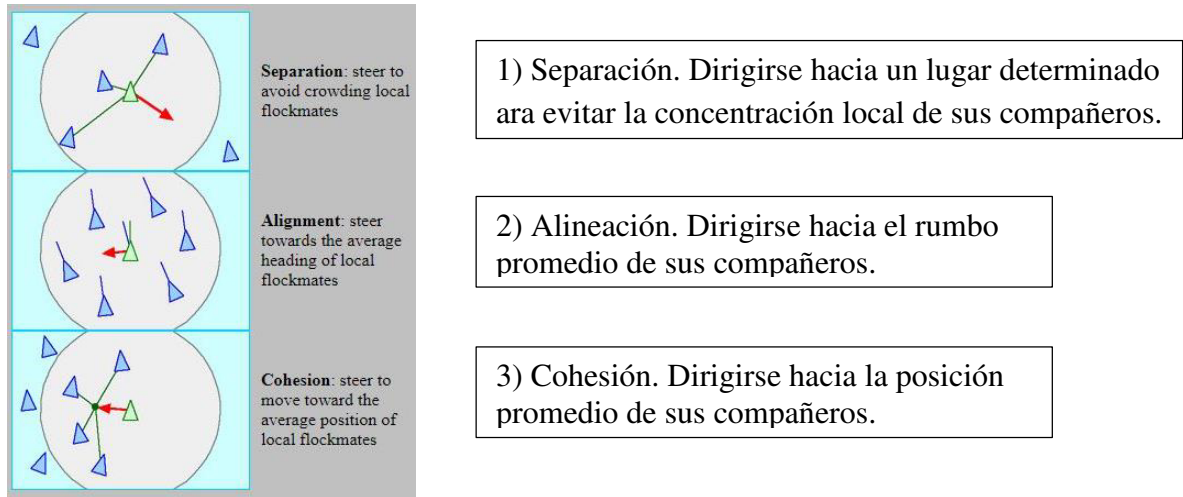


Figura: 3.24 Instrucciones básicas del modelo *Boids*.  
Fuente: <https://www.red3d.com/cwr/boids/F>

Cada uno de los agentes tiene acceso directo a la descripción geométrica de toda la escena o entorno, pero el parvadeo individual requiere que se reaccione solo ante compañeros de parvada dentro de un cierto “vecindario” a su alrededor.

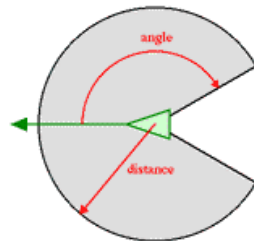


Figura: 3.25 Vecindario de cada uno de los agentes en el modelo *Boids*.  
Fuente: <https://www.red3d.com/cwr/boids/F>

El vecindario se caracteriza por una distancia medida del centro y un ángulo, desde la dirección de vuelo de cada agente. Los compañeros de parvada fuera de este vecindario local son ignorados. El vecindario podría considerarse como un modelo de percepción limitada, como los peces en aguas turbias (Reynolds, 1986).

Posteriormente Reynolds desarrolló un modelo ligeramente más elaborado, este incluía la detección de ciertos obstáculos y la búsqueda de objetivos. La programación para la detección de obstáculos permitió que los agentes “volaran” en entornos con cuerpos estáticos.

En el año de 1987 con la colaboración de muchos compañeros la productora *Demos*, realizó un cortometraje con el modelo de *Boids*, y se presentó por primera vez en el *Electronic Theatre* en SIGGRAPH '87. Para el evento se desarrolló un pequeño documento técnico sobre el modelo *Boids* publicado en la misma conferencia.

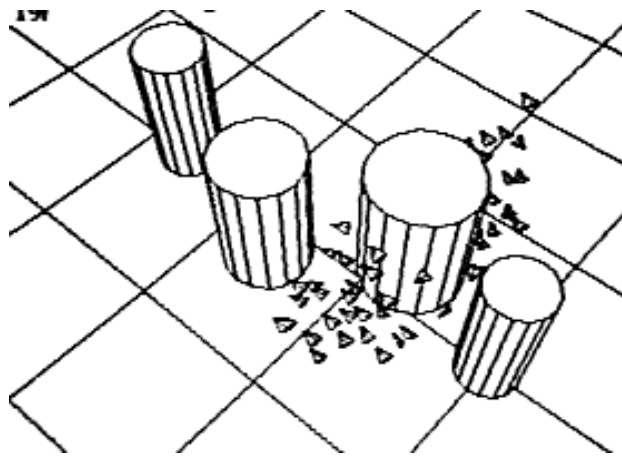


Figura 3.26 El modelo *Boids* con obstáculos que los agentes tenían que rodear  
Fuente: <https://www.red3d.com/cwr/boids/F>

Desde ese año se han utilizado muchas aplicaciones del modelo *Boids* en el ámbito de la animación del comportamiento aglomerado. La película de Tim Burton en 1992 *Batman regresa* fue la primera en utilizar el modelo para una gran superproducción, quedando registradas varias escenas como clásicos del cine, los enjambres de murciélagos simulados por computadora y las bandadas de pingüinos marchando por las calles de Gotham City, fueron creados con versiones modificadas del modelo original *Boids* (Mitchell, 2009).

En 1987 Langton organizó el innovador Taller de vida artificial unos meses después de la publicación del boletín. En este, Reynolds expuso una presentación informal sobre el modelo. Desde ese momento el modelo *Boids* se ha convertido en uno de los mejores ejemplos frecuentemente citado sobre los principios de la Vida Artificial. El parvadeo (*flocking*) es una de las mejores representaciones para comprender los

fenómenos de emergencia, donde el comportamiento global complejo puede surgir de la interacción entre agentes individuales mediante simples reglas locales de comportamiento.

Una propiedad significativa del comportamiento realista del modelo es la imprevisibilidad en escalas de tiempo. Por ejemplo, en un momento, los agentes podrían estar volando principalmente de izquierda a derecha. Sería casi imposible predecir en qué dirección se moverán en cinco minutos después. En escalas de tiempo muy cortas, el movimiento es bastante predecible, en unos segundos un agente viajará aproximadamente en la misma dirección. Esta propiedad es exclusiva de los sistemas complejos y contrasta con el comportamiento caótico, que no tiene predictibilidad a corto ni a largo plazo, y el comportamiento ordenado. Esto concuerda con las primeras observaciones de Langton en 1990, de que los fenómenos similares a la vida existen al borde del caos (Reynolds, 2007).

### **3.6.2 Modelación y complejidad**

Como se expuso en capítulos anteriores, el trabajo seminal de Weaver en 1948 planteaba básicamente tres tipos de problemas. Problemas de simplicidad, problemas de complejidad desorganizada y problemas de complejidad organizada.

En el estudio de los problemas de simplicidad, la abstracción de un sistema es de tal forma que solo se utilizan pocas variables para determinar la relación entre ellas, este tipo de problemas son generalmente representados por ecuaciones diferenciales para conocer el cambio de una variable con relación a la otra en un determinado lapso de tiempo, i.e. el cambio entre la variable dependiente y la independiente, mediante este cambio es posible determinar una correlación de algún tipo. Por ejemplo, en 1948 Frederick Taylor que es comúnmente reconocido como uno de los iniciadores de la ingeniería industrial, estudió a los trabajadores que apaleaban carbón para determinar la relación entre la fatiga y cuánto podían palear en un día. Taylor determinó que un trabajador debería de palear 21 libras de carbón por “paleada” para maximizar el rendimiento y minimizar la fatiga. Este dato llevó a estandarizar la medida de carga de una pala siendo 21 libras la medida estándar. (Emerson, 1988).

El segundo tipo de problema identificado por Weaver son los problemas de complejidad desorganizada. En este tipo de problemas, el sistema de interés abstraído se

compone de cientos o miles de variables, y las características de todo el sistema es inferido en función del efecto neto de todas las variables individuales y no de comprender cada una de las variables individualmente. Al examinar este tipo de problemas solo se requiere la observación de los valores de entrada y salida (*inputs* y *outputs*), y es preciso entender cómo la estructura interna del sistema crea el resultado observado. Los investigadores Montgomery y Runger (2006), exponen un buen ejemplo para abordar este tipo de problemas. Señalan que para realizar una inspección de calidad en la producción de un determinado artículo, se puede analizar miles de piezas para desarrollar una distribución que describa el resultado neto de la calidad de las piezas de un sistema de fabricación, para así poder inferir sobre la probabilidad de que las siguientes 100 partes pasen la inspección de calidad. Para realizar este análisis, no es necesario comprender todas las variables que afectan la calidad de cada parte para realizar una determinación sobre un conjunto futuro de partes. En cambio, las muchas variables desorganizadas que impactan las partes crean una abstracción simple de una abstracción compleja. Señalan que de una abstracción compleja de átomos emerge una abstracción de una molécula, y de muchas moléculas emerge una célula y así sucesivamente, que en esencia la simplicidad y la complejidad son una cuestión de abstracción. Por lo tanto, se puede suponer que los problemas de simplicidad y de complejidad desorganizada son solo diferentes en términos de la complejidad de abstracción -la estructura- y no en la complejidad absoluta que representan. Fundamentalmente, los problemas de simplicidad y complejidad desorganizada no proporcionan una idea de cómo se desarrollaron las características observadas en un nivel de abstracción dado (Montgomery y Runger, 2003).

El tercer tipo de problema identificado por Weaver son los problemas de complejidad organizada. En este tipo de problemas, el sistema se abstrae en un número medio de variables altamente interrelacionadas que juntas producen un todo en el sistema. Este tipo de problemas son fundamentalmente diferente a los dos anteriores porque se observa a través de diferentes niveles de abstracción del sistema. Un problema de este tipo puede coadyuvar a comprender cómo el comportamiento individual de un agente puede formar una organización colectiva sin un control centralizado. Este tipo de problemas no están relacionados con el comportamiento individual o el comportamiento colectivo, que pueden ser dos diferentes niveles de abstracción independientes, sino cómo el nivel de abstracción individual conduce al

nivel de abstracción colectivo. El punto clave de este tipo de problemas, es que su estudio remite a preguntas del tipo ¿cómo? para obtener una idea del comportamiento global del sistema (Heath, 2010).

A diferencia de los problemas de simplicidad y de complejidad desorganizada, en los que se han desarrollado una gran conjunto de técnicas y herramientas para su estudio, en los problemas de complejidad organizada no se ha experimentado tanto desarrollo, esto no significa una falta de interés, “(...) de hecho muchas teorías “clásicas” intentan explicar la complejidad organizada” (Heath, 2010:4).

La teoría evolucionista de Darwin describe cómo las acciones y la interacción de individuos y el entorno en el tiempo, resulta en la adaptación global del grupo. En las teorías económicas de Adam Smith, se introduce el concepto de “la mano invisible” para explicar cómo “emerge” una mejora en la comunidad, cuando las acciones de cada agente de forma individual procura su beneficio (Axelrod, 1997).

El investigador norteamericano Brian Heath (2010) señala que una de las principales razones de esta deficiencia en las técnicas, se debe a su naturaleza no lineal, en consecuencia la falta de técnicas e instrumentos para su estudio y que el uso de los sistemas de cómputo han provisto una herramienta capaz de “romper el estancamiento actual creado por el enfoque puramente analítico a los problemas no lineales” (Heath, 2010:4).

Tal vez la mayor potencialidad del uso de los sistemas de cómputo radica en la capacidad de representar el *proceso del fenómeno a través del tiempo*. De esta forma es posible modelar sistemas con sus propiedades no lineales sin llegar a una teorización formal, sino comprenderlos a través de una experimentación virtual, que se podría definir como un “empirismo *in silico*”.

Dada la capacidad de los ABM de analizar sistemas de complejidad organizada, mediante el desarrollo de este acercamiento puede ser plausible ampliar la comprensión sobre cómo los sistemas transitan de un nivel a otro -emergencia-.

#### • Como herramienta de análisis

Presumiblemente el campo de acción de los ABM puede estar lleno de oportunidades y retos, con esto se incrementan los cuestionamientos sobre las

diferencias entre otro tipo de acercamientos sobre la modelación y su implicación como herramienta de análisis. Para esto es necesario robustecer una base teórica y epistemológica para guiar el desarrollo de las aplicaciones. Vagamente podría entenderse como una herramienta genérica para el estudio de los SCA. El desarrollo de las modelaciones mediante los ABM debe de incorporar las teorías y metodologías sistémicas, enfatizando el pensamiento sistémico más allá que un pensamiento específico, esta perspectiva es vital, ya que en esencia en la mayoría de los problemas y disciplinas se ven involucrados los sistemas.

Como se ha expresado los ABM involucran complejidad y sistemas. En los capítulos anteriores se expusieron diferentes definiciones sobre un sistema y complejidad, se podría concluir de esta serie de definiciones a un sistema como: un conjunto de componentes que interactúan de forma interdependiente para conformar un todo. La complejidad bajo este enfoque, radica en el nivel de abstracción. Los sistemas reales son “infinitamente” complejos, estos son precisamente los sistemas que la ciencia de la complejidad busca comprender, y se podría acotar que existen dos tipos de sistemas, los sistemas naturales como los ecosistemas, los sistemas animales y los sistemas “artificiales” hechos por el hombre, como las sociedades; sin embargo, ambos son infinitamente complejos que no los llegamos a comprender cabalmente. Para lidiar con la infinita complejidad de los sistemas reales, se desarrollan modelos de sistemas reales para abstraer la realidad infinita en un modelo finito. Una de las características inherentes en todos los sistemas es transformar una entidad -ya sea material o espiritual, natural o artificial, real o abstracta- de entrada (*input*) en un resultado de salida (*output*). Por tanto, los modelos pueden ser considerados -bajo esta perspectiva- como sistemas. Es así que la ciencia ha logrado construir grandes teorías, estas, son modelos de sistemas reales y por lo tanto son representaciones inexactas del verdadero sistema.

La modelación de sistemas dependerá entonces de las intenciones del modelo, acotadas por el modelador y del conocimiento sobre el sistema. La complejidad de la realidad es explícita mientras que la del modelo de un sistema es implícita. La simplicidad o complejidad de un modelo dependerá entonces de los objetivos del modelo, la complejidad relativa de un modelo indica la relación inherente entre la complejidad del sistema modelo y el fenómeno real del sistema que representa. Se podría concluir que la modelación de un sistema, será para proporcionar información sobre las propiedades generales de un sistema complejo. La intención de utilizar una

computadora para obtener una inferencia se remonta a la idea de Von Neumann de utilizarlas para facilitar un experimento con la esperanza de obtener información sobre el sistema, en lugar de utilizarlas para generar resultados exactos sobre los estados futuros del sistema.

Otra consideración importante es cuánto se entiende sobre el sistema real, entender completamente el sistema real para un fenómeno significa que el modelo desarrollado puede parecer más simple en relación con otros modelos de sistemas reales. Por el contrario, comprender menos sobre el sistema real significa que el modelo desarrollado puede parecer más complejo. El nivel de complejidad de un modelo se ve modificado en la medida que se comprende el fenómeno de interés y de la comprensión del sistema, es por eso necesario el desarrollo de varias versiones sobre un modelo, estas “nuevas” versiones no necesariamente significan una mejor versión del modelo, ya que mediante esta herramienta se puede experimentar con diferentes balances e incorporación o eliminación de variables sobre el mismo modelo, esta es una de las mayores ventajas de este tipo de herramienta, su potencial de experimentación.

### **3.6.3 Validación en la modelación basada en agentes**

Desde su introducción, el modelado por computadoras se ha convertido de uso común en diferentes disciplinas. Esto puede deberse en parte a la capacidad de visualización para su comprensión, y coadyuvar en la toma de decisiones y al entendimiento de sistemas relativamente complejos y dinámicos donde las técnicas analíticas tradicionales pueden resultar poco prácticas. El investigador Martin Hilbert (2015) expone un interesante argumento sobre este tipo de técnicas, señala que en gran medida es responsabilidad de los científicos y académicos crear formas de representar sus ideas para personas que no tienen una comprensión sobre datos “duros” como los políticos, para poder exponer y presentar sus trabajos, este tipo de herramientas pueden incrementar sustancialmente la comprensión y en consecuencia mejorar la toma de decisiones, concluye.

Como resultado, el uso de modelaciones y simulaciones se puede encontrar en casi todos los campos de estudio. Estos campos van desde aplicaciones en las ciencias físicas (Andaloro & Donzelli, 2007), químicas (Cramer, 2003), económicas y sociales (Epstein & Axtell, 1996-2017) y recientemente militares (Ilachinski, 2017). De esto se puede inferir que su campo de acción es muy amplio, además, con el tiempo se ha

incrementado su reconocimiento en ámbitos más ortodoxos por su valor como herramienta de estudio.

Se reconoce la existencia de un tema esencial en este tipo de acercamientos, la diferencia entre la simulación y la modelación, que comúnmente se utilizan como sinónimos. Más allá de una mera diferenciación semántica, existe una gran cantidad de bibliografía sobre esta cuestión, sin la intención de profundizar más en el tema, es preciso establecer las consideraciones que involucran a este trabajo de investigación. La modelación es el proceso para representar de forma abstracta un sistema en particular en un punto particular en el tiempo o espacio, destinado a promover la comprensión del sistema real. La simulación es la manipulación de un modelo de tal manera que opera en tiempo o espacio para comprimirlo, permitiéndole así, percibir las interacciones que de otro modo no serían evidentes debido a su separación en el tiempo o el espacio (Soroudi, 2016).

Otro punto que es generalmente utilizado para establecer una diferenciación sobre esta discusión son los fines; este concepto parece ser el más afortunado para determinar dicha diferencia. Los modelos son generalmente desarrollados y utilizados con fines *explicativos*. Las simulaciones obedecen a fines *predictivos*. Los modelos tienen un rol generativo de hipótesis y teorías; en tanto las simulaciones tendrían un fin calculativo predictivo. Sin embargo una cuestión fundamental en ambas sea cual sea la concepción o fines, es: ¿si son una representación precisa de la realidad que se estudia?

Desde que se comenzaron a utilizar la modelaciones y simulaciones computacionales ha sido cuestionada su capacidad para representar una realidad y en consecuencia cuestionar su validez.

Brian Heath (2010) realizó un profuso trabajo de investigación documental en el que revisó una gran cantidad de literatura sobre los ABM y señala que la mayor parte de los cuestionamientos tienden a centrarse en algún aspecto de las siguientes preguntas fundamentales sobre la validez de la simulación:

- Si las simulaciones son capaces de representar la realidad, si no lo son ¿qué representan?
- Si las simulaciones no pueden representar la realidad, ¿tienen algún valor?



Dada la considerable cantidad de tiempo y esfuerzos invertidos en literatura específica (Barlas & Carpenter, 1990:148-166) para argumentar y sostener la validación de la modelación, tal vez la pregunta sea, ¿por qué se sigue cuestionando este tipo de acercamientos? Harold Stanislaw señala que la razón fundamental por la cual sigue siendo un problema, y continuará siéndolo, es que la cuestión de la validez de una simulación es una cuestión filosófica que se encuentra en el corazón de todas las disciplinas científicas (Stanislaw, 1986).

Ante las cuestiones anteriormente expuestas, se puede reconocer que son muy similares a las preguntas centrales de la filosofía de las ciencias, señala el académico Harold Kincaid (2017), en un artículo publicado recientemente evalúa el estado actual de los modelos sociales y económicos, señala algunos cuestionamientos en defensa de este tipo de modelos computacionales, ¿las teorías científicas pueden tomarse como afirmaciones verdaderas o aproximadamente verdaderas de lo que es verdad en la realidad?, ¿qué métodos, procedimientos y prácticas hacen que las teorías científicas sean verosímiles o verdaderas?, y como conclusión final sentencia “ (...) que no hay una respuesta universal, que a veces lo son y otras no” (Kincaid, 2017:1).

#### **3.6.4 ¿Todas las modelaciones son falsas?**

Para los efectos de los ABM es plausible la definición dada por Paul Fishwick (2007) para conceptualizar un sistema como: “la colección de entidades que interactúan con un objetivo común de acuerdo a una serie de reglas”, además, señala que un sistema puede ya existir, puede ser hipotético o propuesto. Intencionalmente no define a un sistema por las características de sus componentes, más bien lo define por su objetivo. Mediante la definición en términos de sus funciones ayuda a eliminar una estructura preconcebida de este, en consecuencia, es posible interpretar a un sistema en términos de *cómo* funciona (Fishwick, 2007).

Un modelo jamás podrá representar todas las características de un sistema real, sin embargo puede ser capaz de “capturar” parte de los mecanismos fundamentales del sistema. Bajo esta perspectiva se reconoce su “invalidez” para poder mostrar completamente la realidad. Para profundizar sobre esta cuestión es necesario considerar otras perspectivas, la primera es utilizando los Teoremas de incompletitud de Gödel, a través de estos demostró que todas las proposiciones de una teoría no pueden ser probadas o refutadas a partir de los axiomas sobre los cuales se basó la teoría. En esencia esto

significa que debido a que cada modelo debe basarse en un conjunto de axiomas sobre el sistema real, no hay forma de probar que cualquier modelo sea correcto (Gershenson, 2002).

Como se ha expuesto, ningún modelo puede ser probado como la representación completa de la realidad, esto remite a una de las preguntas esenciales de la ciencia. Karl Popper uno de los más grandes filósofos de la ciencia del siglo XX, sostenía que una teoría -como modelo de representación de la realidad- solamente podría ser desaprobada, nunca podría ser probada. Otras posturas sobre la validación de un modelo recaen en la correcta representación de hechos observados. Einstein demostró que el modelo Newtoniano era incorrecto, es probable que en el futuro exista un nuevo modelo que logre “encajar” con el conocimiento de la realidad de ese momento, por lo tanto hay una gran posibilidad de que con el paso del tiempo se desarrollen nuevos modelos que logren exponer mejor la realidad. Sobre la base de esta serie de argumentos, la relación entre los sistemas reales y la modelación de sistemas, Heath concluye con cuatro fundamentos.

- a) Los modelos no pueden representar todos los aspectos infinitos de los sistemas reales.
- b) Los modelos solo pueden representar una parte de la realidad.
- c) Puede existir una cantidad infinita de modelos que representen una parte de la realidad.
- d) Siempre existe la posibilidad de que un modelo sustituya al modelo del presente en el futuro.

A partir de estos fundamentos la capacidad de un modelo para representar a un sistema real es sombría, basado puramente en el hecho de la capacidad de representar por completo la realidad. A esto hay que sumar, que las computadoras alcanzan un tope de velocidad de procesamiento, para poder procesar toda la información necesaria para representar la realidad -que la desconocemos- superarían el límite de Bremermann. Se han realizado cálculos sobre la cantidad de tiempo y de poder de procesamiento que serían necesarios para responder a algunos de los clásicos problemas de las ciencias, como la secuencias de movimientos del ajedrez, o probar la solución óptima al clásico problema del vendedor ambulante de 100 ciudades. Si una o varias supercomputadoras

del tamaño de la tierra, solamente podrían procesar  $10^{93}$  bits por día, esto requeriría la impresionante cantidad de  $9.33 \times 10^{64}$  veces la edad de la tierra (Lloyd). Esto, desde la perspectiva humana resulta totalmente impráctico, por lo tanto para el diseño y la construcción de un modelo, se incorporarán muchas de las suposiciones, abstracciones, distorsiones y entidades no realistas que no están en el modelo, como la incorporación de entidades artificiales para limitar inestabilidades, el desarrollo de algoritmos que pasan información de un nivel de abstracción a otro (Winsberg, 2010).

#### • **Argumentos sobre la validación de la modelación computacional**

Ante lo expuesto en los párrafos anteriores, existe una cantidad importante de literatura que aporta sólidos argumentos sobre la validación de una modelación. Inicialmente, puede parecer que los involucrados en el diseño y construcción de una modelación no son conscientes de enfrentar la incapacidad de una modelación para representar la realidad. Para efectos de esta investigación, se reconoce la incapacidad de recrear toda la realidad de un fenómeno, toda vez que este trabajo se interesa en profundizar en el conocimiento sobre los mecanismos fundamentales que podrían generar una estructura o patrón de comportamiento colectivo dentro de un sistema, en el que la información, la interrelación entre los agentes y el entorno se ven involucrados.

Dentro de la gran cantidad de literatura sobre el tema se pueden encontrar múltiples trabajos sobre argumentos para expresar lo que se podría entender como la validación de un modelo, estos son algunos ejemplos:

- “La validación es el proceso de determinar si un modelo de simulación es una representación precisa del sistema, para los objetivos particulares del estudio”. (Fishman & Kiviat, 1968: 10:185-195).

- “La validación de un modelo está demostrando que este dentro de su dominio de aplicabilidad, se comporta con una precisión satisfactoria consistente con los modelos y los objetivos del estudio” (Balci, 1998:41-48).

- “La validación es el proceso de determinar la manera en qué y el grado para lo cual un modelo y sus datos son una representación precisa del mundo real, desde la perspectiva de los usos previstos del modelo y la confianza subjetiva que se debe depositar en esta evaluación” (Davis, 1992).

Esta serie de definiciones revelan claramente que para fines prácticos la validación de un modelo toma una significación subjetiva. En lugar de basar la validación en función de su potencial de precisión sobre un sistema real, al adosar los conceptos de fines y objetivos, adquiere una nueva connotación, en función de su “validez” para un propósito en particular. Subyace entonces, una noción de subjetividad, la validez parcial o relativa con respecto a uno o una serie de objetivos.

Los primeros en fijar su atención sobre la validación de los modelos en computadoras fueron los investigadores Naylor y Finger (1967). Ellos centraron su trabajo en las teorías económicas, cabe recordar que en estos años el uso de las computadoras era exclusivo de ciertos sectores, el procesamiento de la información en las primeras computadoras era muy limitado. Uno de los primeros campos en donde se utilizó la modelación en computadoras fue en la economía, que estaban interesados en la validez de sus modelos económicos, estos se desarrollaban de forma análoga por los medios tradicionales. En su trabajo inicial Naylor y Finger desarrollaron una metodología para validar un modelo, que consistía en tres pasos básicamente. Con el paso del tiempo y el aumento de las modelaciones, se incrementaron los trabajos dirigidos hacia la validación, siendo que este, todavía es utilizado como referencia.

Posteriormente los investigadores Kleindorfer, O'Neill y Ganeshan centraron gran parte de su trabajo en esta cuestión, de una serie de trabajos sobre esta línea resalta uno, *La validación en la simulaciones: diferentes posturas en la filosofía de la ciencia* (1998), en este texto expusieron interesantes conceptos señalando la existencia de una considerable duda e incluso ansiedad entre los modeladores, en cuanto a cuáles deberían de ser los procedimientos metodológicamente correctos para validar los modelos de simulación. Los enfoques que se encuentran en la literatura de modelación van desde el objetivista al relativista con matices intermedios, presentan una descripción de las diferentes posturas filosóficas ante este concepto, mediante una dinámica de debate establecen una perspectiva a manera de resumen sobre los problemas y argumentos probatorios para poder crear un modelo “defendible”. Una de estas perspectivas es intentar evaluar la relativa validez de una modelación al tratarla no como una representación de un modelo o teoría, sino como una teoría científica en miniatura y luego usar los principios de la filosofía de la ciencia para ayudar a probar o refutar su validez. Como se ha dicho, en la vasta literatura sobre el concepto de validación se proporcionan diferentes puntos de vista interesantes matices sobre la validación de la

modelación, “(...) porque la filosofía de la ciencia ha estado discutiendo activamente la validez de las teorías... mucho antes del inicio de la modelación computacional” (Heath, 2010:64).

A la par se han desarrollado una gran cantidad de técnicas dentro de marcos sistemáticos para ayudar a los modeladores a validarlos. Incluso la idea misma de la validación se ha escindido, como la validez replicativa, predictiva, estructural y operativa.

Por más de una década, el filósofo de las ciencias de la universidad de Chicago, EUA, Eric Winsberg ha sido un pionero en el desarrollo de la filosofía de la simulación como una nueva disciplina en la filosofía de las ciencias, y ha publicado numerosos artículos innovadores sobre el tema. En el año 2010 publicó un libro que bien podría denominarse como el esfuerzo más consistente para fijar una postura ante esta cuestión *La ciencia en la era de las modelaciones computacionales* (2010), su trabajo se basa en una selección de artículos ya editados, que ofrece una introducción filosófica a la metodología y la epistemología de la simulación. Plantea cuestionamientos para dejar en claro que las simulaciones plantean nuevos y serios problemas, metodológicos y epistemológicos para la filosofía de la ciencia. Entre estos, se encuentra la relación entre los resultados de la modelación y los principios teóricos utilizados para construir el modelo, si la experimentación tiene alguna prioridad epistemológica o superioridad sobre la simulación, cómo se justifican los resultados de la simulación y si su evaluación es libre de valores, cuestiona. Un argumento interesante que presenta es en relación a que las modelaciones computacionales pueden ofrecer una perspectiva novedosa y fecunda sobre temas clásicos en la filosofía de la ciencia, como la inferencia del éxito a la verdad que demuestra ser injustificada o el carácter ficticio de los modelos.

Respecto del valor epistemológico, Winsberg señala que las experimentaciones no tienen un mayor poder epistémico sobre las simulaciones, como algunos autores lo consideran, y sostiene que se puede postular una prioridad epistémica de la experimentación, ya que para realizar una modelación se depende en términos generales de un conocimiento sofisticado y una larga historia de experimentos y observaciones. Además, señala que en el desarrollo de simulaciones computacionales es usual utilizar representaciones inexactas o que contradicen lo que creemos que se corresponde con el

mundo, lo que se podría denominar como "ficciones". Estas ficciones se utilizan para extender el alcance de las simulaciones más allá de los límites tradicionales de aplicación.

Dado que no existe una técnica que pueda demostrar con validez absoluta una modelación, la pregunta esencial queda abierta, ¿qué puede significar realmente una validación? En la práctica las modelaciones se sustentan de acuerdo a un objetivo, que en realidad no puede probarse como una validación absoluta. Si en la práctica la validación de una modelación está más relacionada en función con algún objetivo, entonces la validación de la modelación es realmente el proceso de obtener una *simulación sancionada (sanctioned)*. Winsberg señala que por lo tanto para las modelaciones computacionales se debería de considerar el término de *sancionada* por validada. El diccionario Cambridge define el término *sanctioned* como: aprobación o permiso, especialmente formal o legal. Winsberg en su texto utiliza el término de forma un poco ambigua, lo utiliza como “por derecho propio”, basando su potencial en el desarrollo de nuevo conocimiento mediante nuevas y originales aproximaciones a fenómenos, apoyándose en el creciente número de publicaciones científicas y académicas, concluye que la modelación computacional es lo suficientemente robusta como para ser considerada útil, y por hechos exitosa.

### **3.6.5 Consideraciones filosóficas y epistemológicas sobre la modelación**

Con el gran desarrollo en la capacidad de cómputo, se ha abierto la capacidad para modelar sistemas abstractos de gran complejidad, entre estos desarrollos se incluye la metodología para construir una modelación, mejoras en los aspectos técnicos, como el desarrollo de mejores algoritmos para generar números aleatorios (*randomness*), así, como mejoras en las técnicas de obtención de datos de resultados (*outputs*) para su análisis e interpretación (Banks, Carson, et. al. 2011). Es así como los ABM se presentan como un nuevo paradigma para estudiar problemas en los que se modela entidades autónomas que interactúan entre ellos dentro de un entorno. Este paradigma ha ganado rápidamente la aceptación y utilización de campos donde tradicionalmente no eran considerados dando lugar a crear oportunidades y retos.

Como cualquier incursión de un nuevo campo o herramienta en la ciencia, inevitablemente conduce a una serie de cuestionamientos epistemológicos, filosóficos y de aplicación motivando a extensos debates sobre el tema.

El foro en el que se han expuesto los argumentos más sólidos en el ámbito de la modelación, es el Congreso Internacional *SIMULTECH* que se realiza cada dos años en diferentes sedes, con el fin de reunir a investigadores, científicos y académicos interesados en los avances y aplicaciones en todos los campos del modelado computacional, este congreso produce bibliografía específica sobre las conferencias, esta, es considerada por la mayoría de los modeladores computacionales como la mejor referencia sobre el estado del arte.

Existe otro congreso internacional en EUA, *Epistemology & Philosophy of Modelling and Simulation*, este congreso está más orientado hacia reflexiones y discusiones filosóficas y epistemológicas sobre la modelación computacional, para discutir y debatir sobre las cuestiones inevitables que surgen sobre este tipo de acercamientos.

Una de las publicaciones científicas con más actividad es la revista *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, en el año 2008 publicó un artículo del investigador Joshua M. Epstein, bajo el título *¿Por qué un modelo?*, este artículo bien puede considerarse como el compendio sobre los más comunes cuestionamientos y críticas sobre los ABM.

Epstein, es director del Centro de estudios económicos dinámicos y sociales del Instituto Brookings en Washington, DC., además es miembro externo del Instituto Santa Fe. Su principal línea de investigación es el modelado de sistemas sociales, económicos y biológicos complejos, que utilizan modelos computacionales basados en agentes y sistemas dinámicos no lineales. Es autor de más de una decena de libros y ha trabajado sobre esta línea por más de tres décadas.

Sin embargo, Epstein es más reconocido por ser el primero en realizar un modelo a gran escala mediante la utilización de agentes autónomos que fue respetado y reconocido por la comunidad científica y lo llamó *Sugarspace* (1994). Desarrolló su modelo basándose en la teoría de segregación de Schelling para explorar los fenómenos sociales. Cómo las migraciones estacionales, la contaminación, la reproducción sexual, el combate y la transmisión de enfermedades e incluso de la cultura mediante la utilización de ABM. Con el desarrollo de este modelo, comenzó una nueva línea de investigación que hoy se conoce como el desarrollo de sociedades artificiales (*Growing Artificial Societies*).

En su muy citado artículo *¿Por qué un modelo?* expone mediante sólidos -y un tanto irónicos- argumentos, a la mayoría de los “retóricos e inquisidores y no inocentes cuestionamientos (*sic*).” sobre los modelos y la modelación de fenómenos. Además desenvuelve una serie de malentendidos añejos sobre el modelado, enfocándose principalmente en el histórico objetivo de la predicción. Exponiendo las diferencias esenciales entre la explicación y la predicción como los objetivos del modelado. Y desafía la común suposición de que las teorías científicas surgen del “resumen” de los datos, cuando a menudo, las teorías preceden y guían la recopilación de datos. Sin teoría, en otras palabras, no está claro qué datos recopilar (Epstein, 2008:1.2).

“La empresa del modelado se remonta a Arquímedes y también lo hacen sus malentendidos. Me han invitado a compartir mis pensamientos sobre algunos conceptos erróneos perdurables sobre el modelado. Espero que al hacerlo, daré ánimos a los modeladores aspirantes y daré una pausa a los críticos equivocados” (Epstein, 2008:1.1)

Señala que la pregunta más frecuente que ha recibido durante todos los años en su trabajo sobre la modelación es precisamente el nombre del título de su artículo *¿Por qué un modelo?*, y su respuesta favorita es: tú eres un modelador. Cualquiera que se aventura a realizar una proyección o se imagina cómo se desarrollaría una dinámica social -una epidemia, guerra o migración- está funcionando internamente con algún modelo. Pero por lo general, es un modelo implícito en el que los supuestos están ocultos, su consistencia interna no se prueba, sus consecuencias lógicas se desconocen y se desconoce su relación con los datos. Pero, cuando cierras los ojos e imaginas una propagación epidémica, o cualquier otra dinámica social, estás ejecutando algún modelo u otro. Es solo un modelo implícito que no has notado (Epstein, 2008:1.1-1.2).

Las siguientes y desafiantes preguntas son: *¿puedes validar tu modelo?*, *¿puede predecir?*, resulta interesante el argumento que precisa para responder a estas dos cuestiones. Para la primera, su argumento recae en el concepto de validación, argumenta que se puede desarrollar un modelo para que pueda ser calibrado con datos si esto es lo que se entiende por validación. La elección entonces, no es si construir modelos, es si construir uno explícito. En modelos explícitos, los supuestos se presentan en detalle, por lo que podemos estudiar exactamente lo que implican. Otra ventaja de los modelos explícitos es la viabilidad del análisis de sensibilidad. Se puede barrer una amplia gama



de parámetros en una amplia gama de escenarios posibles para identificar las incertidumbres más sobresalientes, las regiones de robustez y los umbrales importantes. “No veo cómo hacer eso con un modelo mental implícito..., es decir, en el que se requiere una interpretación más allá de lo que implican” (Epstein, 2008:1.4). Es importante notar que en la esfera de las políticas (si no en la física de partículas) los modelos no obvian la necesidad de juicio. Sin embargo, al revelar los intercambios, las incertidumbres y las sensibilidades, los modelos pueden disciplinar el diálogo sobre opciones y hacer que los juicios inevitables sean más considerados.

Para la segunda cuestión la predicción, señala que por alguna razón tan pronto como se postula un modelo como si fuera “una bola de cristal”, se asume que ese es el objetivo del modelo. Por supuesto, la predicción podría ser el objetivo y podría ser factible, particularmente si se admite la predicción estadística en la que las distribuciones estacionarias de riqueza o tamaños de epidemias son las regularidades de interés. Estoy seguro de que antes de Newton, la gente habría dicho que "las órbitas de los planetas nunca serán pronosticadas" (Epstein, 2008:1.8). Para concluir incluye 16 razones por las cuales construir un modelo:

1. Explicar, muy distinto a predecir
2. Guiar la recopilación de datos
3. Iluminar la dinámica de la esencia
4. Sugerir analogías dinámicas
5. Plantear nuevas preguntas
6. Promover un hábito científico de la mente
7. Resultados vinculados a rangos plausibles
8. Iluminar las incertidumbres de la esencia
9. Ofrecer opciones de crisis en tiempo casi real
10. Demostrar compensaciones / sugerir eficiencias
11. Desafiar la solidez de la teoría predominante a través de las perturbaciones
12. Exponer la sabiduría prevaleciente como incompatible con los datos disponibles
13. Entrenar a los practicantes
14. Disciplinar el diálogo sobre políticas

15. Educar al público en general

16. Revelar lo aparentemente simple (complejo) para ser complejo (simple)

Como conclusión final del artículo expone:

“Esta es la razón por la cual la ciencia, como modo de investigación, es fundamentalmente antiética a todos los sistemas intelectuales monolíticos. En un hermoso ensayo, Feynman (1999) habla sobre la "libertad para dudar" duramente ganada. Nació de una lucha larga y brutal, y es esencial para que una democracia funcione. Los intelectuales tienen el deber solemne de dudar y enseñar dudas. La educación, en su verdadero sentido, no se trata de "un conjunto de habilidades vendibles". Se trata de libertad, de prejuicio heredado y argumento por autoridad. Esta es la contribución más profunda de la empresa del modelado. Impone hábitos mentales esenciales para la libertad” (Epstein, 2008:1.17).

## Capítulo 4 Proceso de idealización y construcción del modelo

### 4.1.1 Justificación

La intención inicial de construir un modelo de experimentación *in silico* fue para comprender las interacciones de las sociedades urbanas con los objetos urbanos icónicos, entendidos estos, como fuertes contenedores y transmisores de información a un sistema. Mediante la percolación de la información transmitida a través del sistema, esta puede *in-formar* (*informare*, lo que otorga o confiere forma) al sistema y que podría verse materializado en patrones de comportamiento colectivos que pueden emerger entre el sistema y los objetos.

La investigación va dirigida hacia dos direcciones básicamente. En primera instancia enriquecer el entendimiento alrededor de fenómenos que impliquen la condición de lo imaginario que se materializan en el mundo físico. En segunda, la incorporación de las teorías de la complejidad y sus herramientas para la construcción e implementación del uso del ABM para la modelación de fenómenos en que lo imaginario y lo material se involucran.

De esta forma, este trabajo de investigación abona nuevas formas de acercamiento hacia los fenómenos de sistemas sociales bajo la luz de la complejidad, dando como resultado la producción de material teórico como soporte para la construcción de una teoría en la comprensión de la relación entre los objetos urbanos icónicos y un sistema social.

### 4.1.2 Idealización del *GIM Elkin World*

La modelación basada en agentes (ABM) ha sido utilizada para estudiar a los sistemas complejos. Mediante este acercamiento han sido analizados sistemas físicos, químicos, biológicos y recientemente con mayor celeridad los sociales. Como herramienta de análisis, ha demostrado que puede ser potencialmente útil para la modelación de sistemas en los que emergen estructuras y patrones generados por la interrelación entre los agentes, el entorno y objetos que pueden conducir a valiosas conclusiones. La modelación de sistemas propuestos o hipotéticos mediante la incorporación de variables y condiciones iniciales del sistema aleatorias, así como la interrelación entre agentes, objetos y el entorno podrían generar una representación

visual sobre la evolución en el comportamiento del estado del sistema en el tiempo, que podría dar lugar a acercamientos sobre los mecanismos que intervienen en este proceso.

Los modeladores de ABM han advertido que la conformación de estructuras y patrones emergentes de los sistemas sociales subyace del comportamiento a nivel individual, bajo simples reglas de comportamiento (*bottom up*, Epstein 2006). Sin embargo pocos han explorado la interrelación entre los *agentes*, *objetos* y *entornos* para comprender las propiedades y mecanismos fundamentales claves involucrados en este proceso.

Este trabajo de investigación presenta como instrumento metodológico la idealización, construcción e implementación de un ABM para la exploración de un sistema artificial propuesto, que no está limitado al espacio ni al tiempo, para propiciar la comprensión de la complejidad en este tipo de sistemas. El ABM se introduce como herramienta analítica, cualitativa y cuantitativa. Además, como ejercicio en la construcción de una teoría sobre la conformación de imaginarios sobre los objetos urbanos icónicos.

El modelo computacional desarrollado fue nombrado *Elkin World*, como reconocimiento al insigne antropólogo australiano Adolphus Peter Elkin, que fue precursor en la investigación sobre el significado simbólico de objetos rituales, utilizados por las tribus nómadas en Australia y la forma en que este tipo de objetos condicionaban el comportamiento colectivo, que se materializan en un determinado tipo de representaciones sociales (Elkin, 1933).

Mediante el uso del modelo *Elkin World* cabe la posibilidad de explorar las dimensiones del mundo imaginario mundo 3 (Popper, 1970), donde la percepción, la imaginación, la intención, el cambio de conductas sociales, podría conducir a un cambio en el comportamiento; así como la comprensión en donde la espacialidad y el territorio del mundo físico mundo 1, puedan condicionar y modificar el comportamiento colectivo. Esta “novedosa” forma de utilizar la modelación computacional para explorar la interacción de las conductas colectivas y el entorno, se presenta como una aportación al campo de los imaginarios y la ciencia de la complejidad.

Cabe señalar que en los ABM explorados, el territorio sirve solamente como una medio bidimensional en la que los agentes pueden interactuar, es decir, como una

“plataforma” para la conducción de los agentes dentro del entorno. En el *GIM*, como se le denominó a este modelo, el terreno tiene una interacción directa en el proceso, así como la intervención en la conformación de procesos mentales, por tanto se categorizó a este modelo original como un *Geo Idea Model (GIM)*, siendo una innovación y aportación al campo.

La pretensión de la implementación del *GIM Elkin World*, es comprender los micromecanismos fundamentales para conformar estructuras macroscópicas sociales y comportamientos colectivos complejos, que emergen de las diferentes -y aleatorias- formas de concebir un objeto urbano icónico y la relación individual y colectiva ante este, debido a la evolución de la transmisión de información que interactúa de forma directa con el objeto. Mediante la implementación del modelo es posible visualizar la evolución espacial y temporal de estructuras complejas colectivas producto de la transmisión de la información en el sistema transmitida por un objeto urbano icónico, con una fuerte carga simbólica para el sistema. Es posible observar cómo la información sobre el sistema se percola en el sistema a través de su evolución en la dimensión temporal y espacial, condicionando el comportamiento individual y colectivo al interactuar en el entorno bajo simples reglas de comportamiento.

#### **4.1.3 Proceso del desarrollo del *GIM Elkin World***

Se reconocen las dos diferentes posturas para el análisis del comportamiento de los individuos en un grupo social, toda vez que las interacciones y el tipo de sociedades varían sustancialmente. Ciertos sectores prefieren los modelos detallados con gran cantidad de variables y parámetros, mientras que otros prefieren los modelos simples o simplificados con pocas variables. El investigador Dirck Helbing (2010) en un artículo publicado, expone ampliamente estas dos grandes posturas, analiza los diferentes tipos de descripción del sistema y sus respectivas ventajas y desventajas. En general, cada método tiene su justificación, y la elección del método apropiado dependerá del propósito respectivo. La elaboración de aplicaciones tales como el diseño de nuevos sistemas, a menudo requiere una descripción bastante realista y por lo tanto detallada de todos los aspectos relevantes. En contraste, se pueden usar modelos simples para comprender mejor *cómo* funcionan los mecanismos de un sistema dado, este tipo de modelos ayudan a reducir la complejidad de un sistema en la medida que permite tener una mejor comprensión del comportamiento. En tanto no es factible considerar a

ninguno de las dos posturas como acertadas del todo, dependerá entonces de las intenciones, objetivos y capacidades reales (software, hardware,) para tratarlo (Helbing, 2010).

Se decidió buscar la mejor y mayor abstracción posible sobre los componentes y su interacción dentro del sistema, ya que los objetivos perseguidos se decantaban hacia el conocimiento sobre los mecanismos fundamentales que pudieran generar un fenómeno emergente.

El modelo computacional fue desarrollado en ambiente *LOGO* escrito en el lenguaje computacional de código abierto *Logoscript*, para su creación se siguieron cinco etapas.

1) Idealización del modelo y del fenómeno, esto es, abstraer los componentes principales del sistema y sus interrelaciones, determinando los tipos de relaciones posibles entre componentes y la forma en la que se podrían cuantizar dichas relaciones.

2) Confrontación del modelo computacional con los objetivos buscados (Winsberg, 2012) en la idealización, establecer las posibilidades reales del diseño, dados los recursos disponibles (software, hardware, tiempo, etc.).

3) Definición del comportamiento del sistema, establecimiento de las reglas de co-variación de componentes, definición de variables y establecer las reglas generales de operación del sistema.

4) Codificar el modelo, escribir el programa en código para que pueda ser ejecutado en logo.

5) Implementación y análisis de los resultados. Se trata de la etapa de observación. El modelo se “corre” y se observan las variaciones del comportamiento de los agentes ajustando las variables para que constituyan escenarios ideales previamente identificados.

El proceso de construcción del modelo no fue lineal, es decir, las etapas se traslaparon una entre otra, dando lugar a una retroalimentación entre estas, al pasar de una etapa a la otra obligaba a una reconsideración de la etapa anterior sin existir una acotación definida entre ellas.

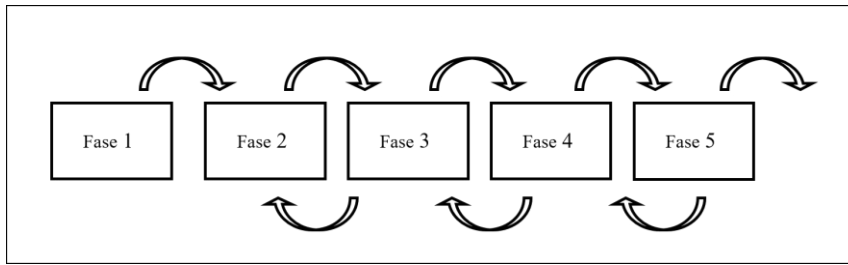


Figura: 4.1 Proceso de desarrollo del modelo *Elkin World*.  
Fuente: Elaboración propia.

La primera etapa fue la de idealización del sistema, esta quizá fue la más intrincada, en el sentido de la dificultad para lograr una abstracción sobre un sistema en el que a primera vista no existía una teoría subyacente que pudiera conducir este proceso. Mediante la idealización de innumerables modelos físicos existentes para crear una analogía física del modelo, e.g. dinámicas urbanas, representaciones sociales, sociedades virtuales en línea, juegos de entretenimiento, gadgets etc., fue posible comprender una forma de idealizar el modelo y poder visualizarlo.

Previo a la construcción del modelo se realizaron varias sesiones a manera de lluvia de ideas, estas orientadas hacia la contestación de preguntas esenciales como: ¿Qué ideas se desea explorar?, ¿Será una "fotografía" completa de la idea que se tiene sobre el modelo?, ¿A cuáles partes del sistema les está intentando proporcionar los bloques de construcción, y qué partes son?, ¿Cómo ganar comprensión en el tema que se está estudiando? Estas preguntas fueron aclaradas mediante una suerte de proceso dialéctico, en la que se contrastaban una a otra, este ejercicio demostró ser de gran ayuda en el proceso.

Para el desarrollo del proceso de idealización existía un conocimiento empírico sobre la relación que un objeto urbano icónico podría llegar a afectar a un sistema social, mediante la observación de ciertos comportamientos sociales ante algunos objetos urbanos con gran carga informativa, se realizó un trabajo de abstracción sobre este tipo de dinámicas colectivas de los agentes ante estos.

En esta etapa de abstracción sobre los agentes, se “sketchearon” los comportamientos observados en diferentes etapas, a manera de borradores en papel se realizó un comparativo sobre los diferentes escenarios recreados, siendo muy útil esta información gráfica para abstraer estos comportamientos hacia el objeto y entre los agentes. Así se idealizaron los primeros esbozos sobre lo que podría verse reflejado

gráficamente en el modelo. En esta etapa, se consideró la forma de visualizar el modelo y cuál era la información visual que podría ser de utilidad.

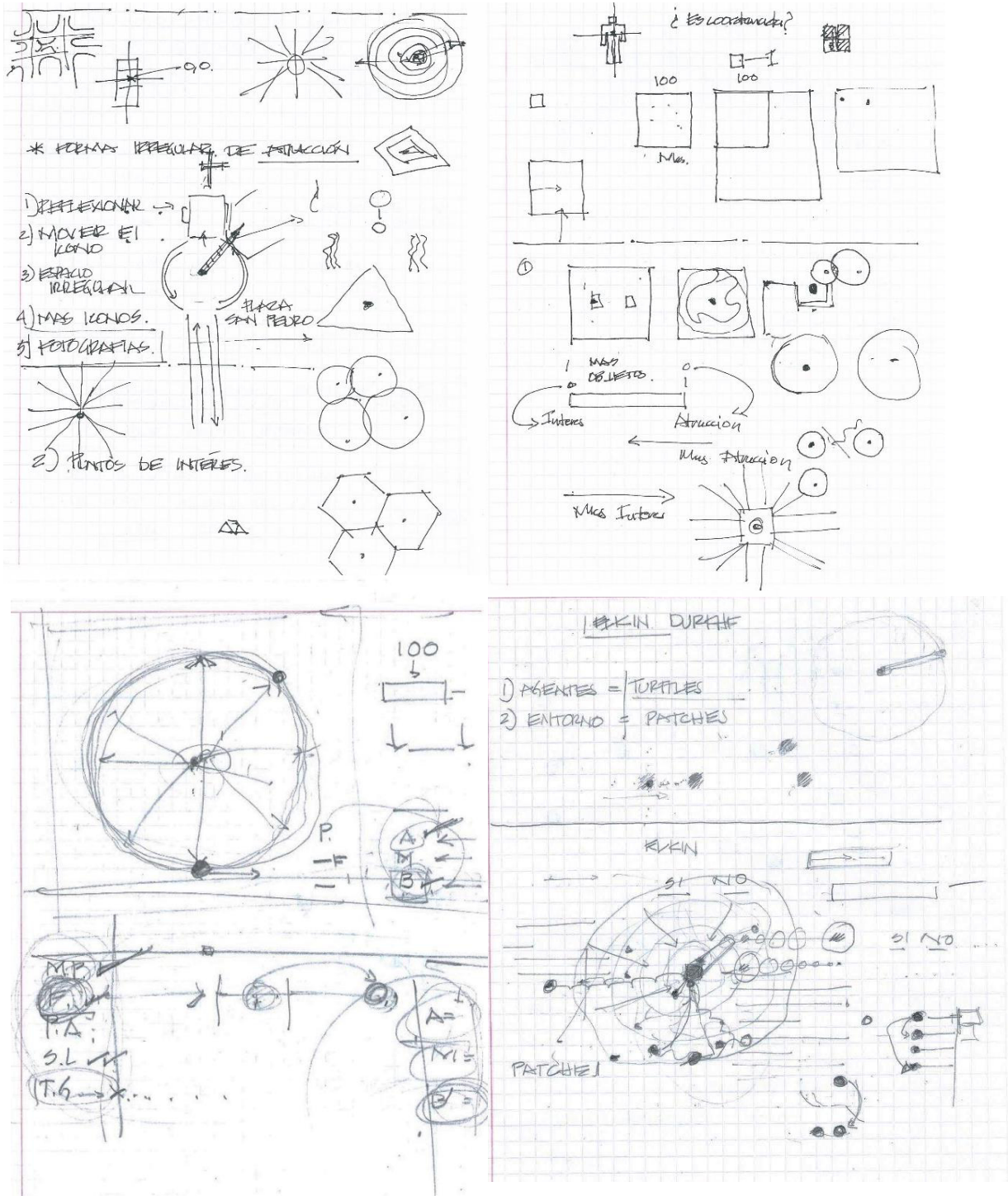


Figura 4.2 Borradores iniciales para la idealización del modelo *Elkin World*.  
Fuente: Elaboración propia.



El modelo fue analizado para conocer *las dinámicas que podrían tener lugar o no* en un determinado sistema ante la presencia de un objeto que condicionara su conducta a través de la transmisión de información, y si estas dinámicas podrían llegar a verse reflejadas gráficamente, se definió que tipo de información se debería de visualizar gráficamente y qué información podría analizarse en forma de datos análogos.

En la segunda etapa ya que se tenía un poco más de claridad sobre lo que podría ser el modelo y la forma de visualizarlo, se confrontaron los bocetos desarrollados con los objetivos buscados para el modelo, Esta etapa era esencial tener con claridad qué tipo de información visual era requerida para evidenciar lo que el modelo pudiera mostrar en su desarrollo, esto es, sí el modelo sería capaz de “evidenciar” de alguna forma algún tipo de alteración cualitativa en el sistema. Este proceso de cuestionamiento sobre la fase 1 y la fase 2, fue repetido varias veces, toda vez que el definir una característica del modelo obligaba a recuestionar otra de la fase anterior.

Para la tercera etapa, se idealizaron las “reglas del comportamiento” de los agentes y el entorno, teniendo especial consideración en la forma de programación a utilizar en la siguiente etapa. Después de una serie de cuestionamientos sobre las variables que deberían ser incluidas para modelar el sistema, se determinaron las variables de: atracción, interés, rangos de influencia del territorio y número de agentes en el sistema. Las variables en el modelo se encuentran correlacionadas y cada una de estas modifica a las otras variables, se encuentran interconectadas en forma dinámica. Como un modelo dinámico, en el que el resultado de cada iteración determinada por la iteración previa y condiciona la siguiente.

Con la intención de lograr un mejor manejo para la introducción de los valores en el sistema, se decidió construir una barra independiente de asignación para las variables número de rangos de influencia del territorio y para el número de agentes en el sistema. Para la relación entre las variables interés y atracción se decidió por construir una barra “común” para ambas, mediante una sola barra de asignación podría ser más fácil el asignar la correlación entre estas dos variables, permitiendo una mejor comprensión interpretativa sobre estas, de igual forma sería más fácil modificar ambos valores en un solo movimiento, considerando la siguiente etapa de experimentación.

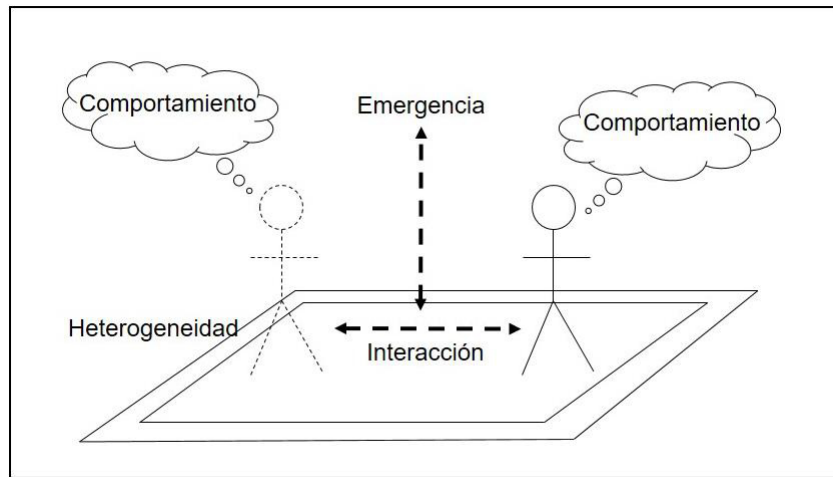


Figura 4.3 Ilustración esquemática de los principales componentes del modelo.  
Fuente: Elaboración propia.

En esta etapa se diseñaron y se establecieron las reglas de comportamiento de los agentes dentro del entorno virtual y la interacción con el territorio y el objeto. Siendo esencial la comprensión visual de los cambios en el estado del sistema durante el proceso, para esto fue necesario incluir una diferenciación de colores que pudieran reflejar los cambios en el sistema, como la transmisión de información dentro del sistema, entre los agentes y el objeto. Las reglas de comportamiento del sistema requirieron de un gran proceso de imaginación sobre lo que podría verse modelado en el sistema, ya que para la siguiente etapa, la escritura del código sería definitiva la intención definitiva sobre lo que debería ser el modelo.

Para la cuarta etapa, la transcripción del modelo en líneas de código se consideró una premisa principal, optimizar lo más posible las líneas de escritura con la intención de mejorar el rendimiento de los recursos de cómputo, así como escribir el código bajo una de las más novedosas formas de programación. La programación OOP (*Object-oriented programming*), esta es un tipo de programación basada en el concepto de que los objetos pueden contener información encapsulada dentro de una serie de campos, este concepto es mejor conocido como asignación de atributos, mediante este método es posible lograr una abstracción sobre las propiedades de cada uno de los agentes y del objeto, así se les puede asignar las características identitarias individuales que les otorgaran una cierta identidad y en consecuencia sus acciones y reacciones ante el entorno y el objeto se verán condicionadas por estas.



Figura 4.4 Ilustración sobre los diferentes tipos de atributos (información) que un objeto computacional puede “encapsular”.  
Fuente: Elaboración propia.

Una de las principales características de los objetos en la programación OOP, es que por medio de los procedimientos escritos en líneas de código de un objeto, se puede acceder y modificar los campos de datos del objeto con el que están asociados, los objetos tienen una noción de "uno mismo". En el lenguaje OOP los códigos de escritura se diseñan asociando a los objetos que interactúan entre sí. Los objetos a pueden corresponder a entidades reales que se encuentran en el mundo físico, o a entidades más abstractas o hipotéticas, que pueden contener propiedades individuales dando la posibilidad de crear una gran heterogeneidad en el sistema.

De igual forma se incorporó uno de los códigos más avanzados para la generación de números aleatorios en la asignación de las propiedades estocásticas iniciales del sistema, de esta forma es posible modelar una gran diversidad de estados iniciales del sistema, permitiendo modelar un elevado nivel de aleatoriedad durante el desarrollo del proceso. En la transcripción de los códigos para las acciones o reglas de comportamiento de los agentes en el modelo, fue necesaria la inclusión de teoría de conjuntos para el desarrollo de las funciones booleanas en la asignación de los valores binarios.

Durante el desarrollo del proceso de la escritura del código, fue probado y optimizado varias veces, teniendo especial cuidado en la agilidad del procesamiento de cómputo, ya que la intención era recrear los escenarios más polarizados posibles conociendo de antemano la cantidad de recursos de cómputo que esto supondría.

Con el desarrollo de la primera versión del modelo, se ajustaron algunas líneas del código que presumiblemente ralentizaban las primeras corridas del modelo. Una vez creada la primera versión del *GIM Elkin World*, se desarrollaron diferentes versiones exploratorias del modelo original, mostrando la gran flexibilidad como herramienta de trabajo.

En la quinta y última etapa se “corrió” el modelo en diferentes escenarios para confrontar los resultados obtenidos *a priori*, e ir cotejando supuestos teóricos que el modelo debería de ir produciendo, como las diferencias finales bajo mínimos cambios en las condiciones iniciales del proceso, diferencias en el tiempo final del proceso al aumentar el número de agentes, etc. Así se continuó con un concienzudo trabajo de exploración sobre el modelo, compulsando diferentes escenarios que deberían de mostrar comportamientos de acuerdo a la programación, es decir, que el modelo se comportara con los objetivos programados.

Para la fase de experimentación, se decidió buscar los mejores escenarios que pudieran mostrar los objetivos esperados, “esquinando” el modelo para evidenciar los cambios y comportamientos del sistema durante el proceso, y comenzar con el trabajo sistematizado de experimentación y análisis de resultados.

De todas las fases del proceso de desarrollo del *GIM*, se realizaron registros en una bitácora, para poder revisarlos posteriormente con la intención de desarrollar un esquema genérico para la construcción de un ABM mediante un proceso sistematizado y lógico, basado en una dinámica de preguntas que lograra dar mayor claridad en el entendimiento de un proceso tan abstracto como lo es el desarrollo de un modelo computacional, superando en cierta medida a las referencias bibliográficas revisadas; sirviendo como referencia teórica bibliográfica para futuros proyectos de modelación, así como extensiones sobre la base del modelo original. De esta forma se logró construir un esquema representativo sobre el proceso de desarrollo del *GIM Elkin World*.

Cabe señalar en este punto, la insuficiencia teórica como soporte inicial para la construcción de un ABM sobre modelación de procesos físicos y mentales colectivos. De esta forma el diseño y construcción del modelo en sí, contribuye de forma importante al campo de la complejidad y de las ciencias de la computación.

## Proceso del desarrollo del ABM Elkin World

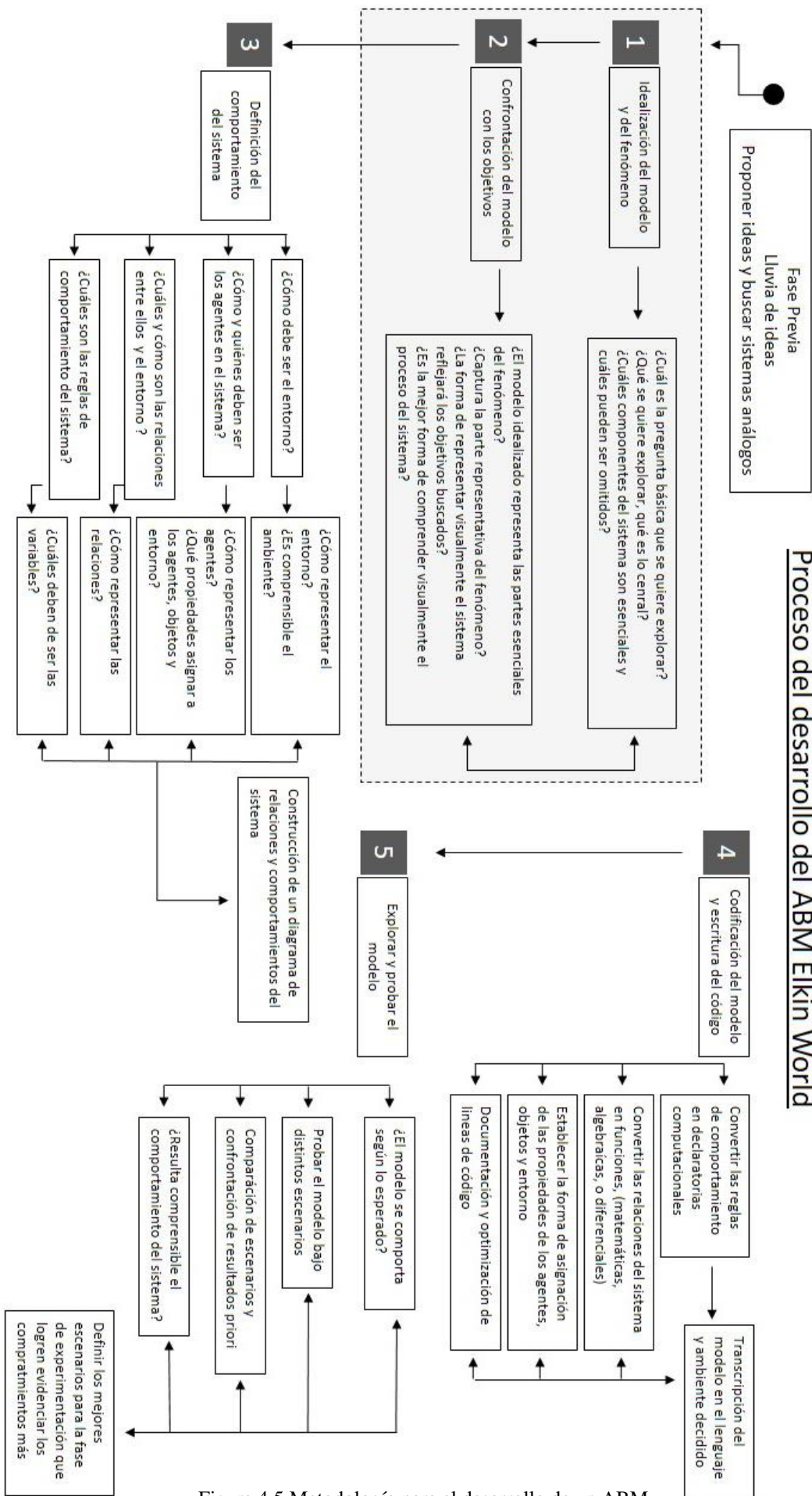


Figura 4.5 Metodología para el desarrollo de un ABM.  
Fuente: Elaboración propia.

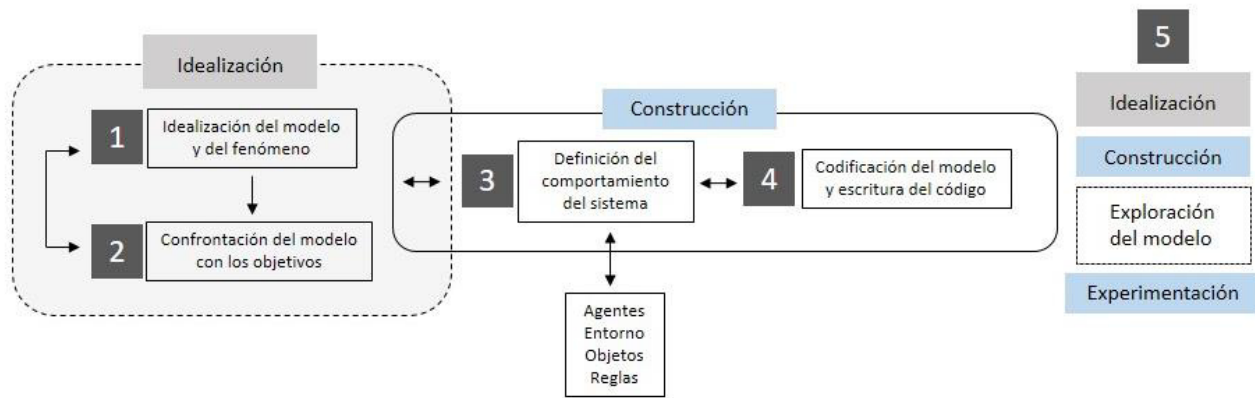


Figura 4.6 Fases del proceso de desarrollo de un ABM.  
Fuente: Elaboración propia.

#### 4.2.1 Componentes y funcionamiento del modelo *Elkin World*

En los últimos años se ha propuesto el análisis de los sistemas sociales desde una perspectiva diferente a la revisión habitual que va desde las estructuras de agrupamiento de los agentes del sistema, las clases sociales, los grupos étnicos, los inmigrantes, etc. y de ahí comprender los comportamientos de los agentes, llevándola hacia una revisión que va desde el nivel micro al nivel macro de las estructuras, lo que se le conoce como *bottom up* (del fondo hacia arriba); este enfoque consiste en comprender *cómo* el comportamiento individual en un nivel micro, puede traducirse en la emergencia de una macro estructura que expresa homogeneidad y coordinación en un nivel superior mediante la disipación de la entropía del sistema, lo que el químico y físico sistémico ruso Ilya Prigogine (1977) denominó *Estructuras disipativas*, este tipo de estructuras disipan energía y entropía para mantenerse estables y perdurar en tiempo.

Ello se consigue mediante la utilización de modelos computacionales basados en la programación que atomiza el comportamiento de cada agente y su interacción con los demás para lograr comprender los patrones de comportamiento que pueden darse en el en un nivel superior, lo que Thomas Schelling (1978) desarrolló en su libro *Micromotivos y macrocomportamientos*.

Cómo se señaló en líneas anteriores, el término emergencia ha sido utilizado en diferentes contextos, sin embargo, el concepto de emergencia que nos ocupa en este trabajo podría decirse que comenzó con Aristóteles, si se considera su reflexión sobre el valor del todo y su relación con la parte, donde reconoce que el todo es mayor que la

suma de sus partes. Engels (2014) señaló algo que podría conducirnos desde la afirmación aristotélica hasta un punto de vista más alineado a los objetivos de programación de los ABM, al señalar que: en un determinado momento muchos cambios cuantitativos producen cambios cualitativos.

Lo que se conoce como la ley del tránsito de la cantidad a la calidad y que es recíproca, es decir, que ulteriormente, cambios en la cualidad de los niveles macro pueden dar lugar a cambios en las cantidades en los niveles micro, dando lugar a un bucle de retroalimentación en los distintos niveles del sistema.

Esto puede ser un buen principio para pensar en una explicación sobre la emergencia de fenómenos en donde subyace la coherencia y coordinación en un nivel superior del sistema.

De acuerdo con la teoría y la experimentación realizada mediante el uso de los ABM, se abre la posibilidad de pensar en la repercusión que podría existir entre los comportamientos de los agentes, en entorno y los objetos, existiendo la posibilidad de que impacten de forma determinante a todo el sistema, (procesos *bottom up*), que pueden ser de utilidad para comprender cómo las estructuras complejas, que presentan altos grados de coherencia y coordinación y que nacen como emergencias en el sistema, son en sí el resultado de múltiples comportamientos individuales descoordinados y con un elevado nivel entrópico en sus fases iniciales, pero con una tendencia a una coordinación global creciente mediante la disipación de entropía, transformando al sistema en una estructura metaestable.

En coincidencia con la teoría expuesta en líneas anteriores es posible señalar que la piedra angular de los SCA son: la autoorganización y la descentralización en la toma de decisiones. Mediante la experimentación *in silico* se puede advertir que a pesar de la inexistencia de un control central en el sistema que coordine las acciones de los agentes individuales, se logran construir estructuras emergentes con un elevado grado de complejidad y bajo la iteración continua de unas pocas reglas simples, dirigidas a poner unos límites elásticos al comportamiento de cada agente y al grado de libertad con que estas reglas son ejecutadas por cada uno de los agentes reiterada y aleatoriamente; evidenciando los fundamentos del filósofo y sociólogo francés Edgar Morin, “(...) lo simple y lo complejo”.

## 4.2.2 Componentes del modelo *Elkin World*

### • Agentes

Los agentes en un ABM, son células en el sistema idealizadas para la modelación de un fenómeno de acuerdo a las necesidades y objetivos preestablecidos. En el modelo *Elkin World* los agentes son personas.

Cada agente tiene una “carga genética” y una posición diferente y excluyente en el espacio, como carga genética se entiende a los atributos otorgados para cada uno de ellos, en consecuencia cada agente de acuerdo a su posición y a su carga genética accionará y reaccionará de forma diferente ante el entorno y los demás agentes, esta carga identitaria y su posición inicial dentro del entorno es asignada de forma aleatoria (*random*), por las líneas de escritura del código. Consecuentemente no puede haber más de un agente con la misma carga y ocupando el espacio asignado por el programa para cada uno, y ello cabe para cualquier momento del desarrollo del sistema, de modo que para que un agente se mueva por el espacio computacional virtual, deberá este estar vacío. La carga genética inicial y la posición fueron asignadas de forma aleatoria para producir una mayor heterogeneidad en el sistema, con la intención de modelar un sistema altamente diverso.

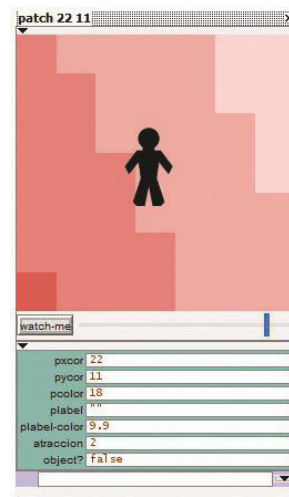


Figura 4.7 Representación gráfica de un agente en *Elkin World*, en las casillas inferiores se pueden observar los diferentes atributos asignados para cada agente.

Fuente: Elaboración propia.

El modelo tiene la posibilidad de definir la cantidad de población dentro del universo virtual mediante una barra de asignación del número de agentes.





Figura 4.8 Diseño de la barra de asignación de población para los agentes de *Elkin World*.  
Fuente: Elaboración propia.

Dentro de su carga genética, cada agente tiene un nivel de interés sobre el objeto. El interés es idealizado como el deseo de visitar el objeto icónico situado en el centro del espacio de *Elkin World*. Cada agente tiene un nivel de interés y una posición inicial que es distinta a las de los demás agentes determinadas para la iteración 0, el inicio del proceso. Los agentes tienen la capacidad de interactuar con otros agentes y modificar su comportamiento a partir de esas interacciones.

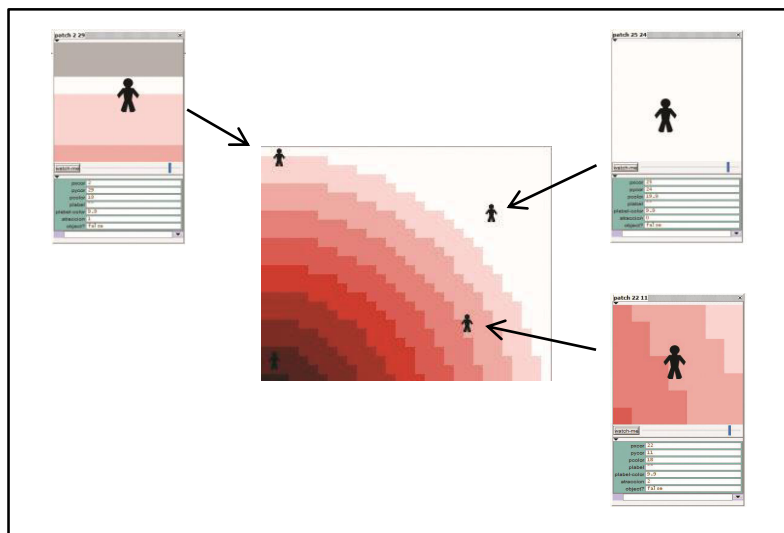


Figura 4.9 Posiciones iniciales de los agentes dentro del entorno.  
Fuente: Elaboración propia.

### • Entorno virtual

El entorno en un ABM es entendido como el territorio virtual donde interactúan los agentes, representando las diferentes formas en que fueron idealizados para los diferentes escenarios y objetivos. Como se mencionó en líneas anteriores en el modelo *Elkin World*, el entorno por sus propiedades programadas, interactúa con los agentes siendo esta una de las características originales del modelo. Tiene una influencia de atracción que es ejercida hacia los agentes interactuando y condicionando su comportamiento durante el proceso.

El entorno, es una cuadrícula bidimensional sobre la que cada agente se puede desplazar durante las iteraciones sucesivas que definen el proceso en *Elkin World*. Los agentes se pueden desplazar en dos direcciones solamente, en las coordenadas X y Y, en un espacio bidimensional teórico.

Cada cuadro (*patch*) tiene un valor de atracción sobre los agentes, se estableció una gradación de valores de “atracción” para formar un patrón de círculos concéntricos. En el centro del espacio virtual se ubica el objeto urbano icónico, de esta forma, el valor de atracción se incrementa gradualmente de forma radial hacia el objeto icónico, en rangos discretos, estableciendo una variación incremental escalonada.

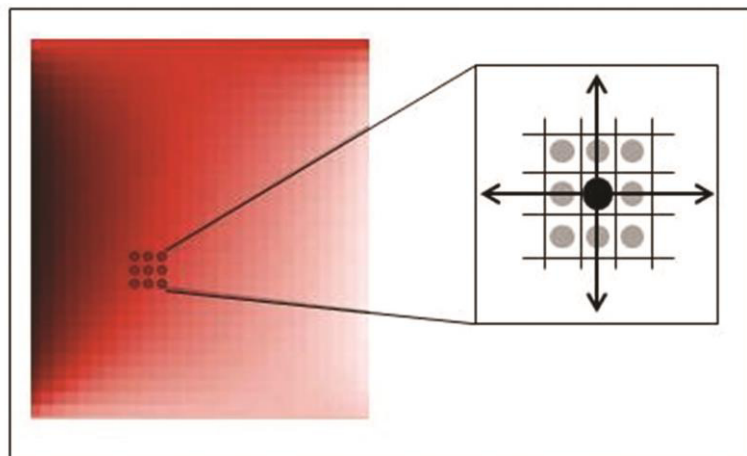


Figura 4.10 Espacio bidimensional de desplazamiento de los agentes.  
Fuente: Elaboración propia.

El modelo tiene la posibilidad de definir el número de niveles de atracción mediante una barra de asignación, de modo que puede conseguirse un territorio homogéneo simple con un solo valor de atracción para todo el territorio, o con diferentes rangos radiales.

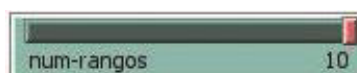


Figura 4.11 Diseño de la barra de asignación de rangos en el entorno.  
Fuente: Elaboración propia.

De esta forma es posible recrear diferentes escenarios, desde los más homogéneos a entornos con diferentes niveles de atracción hacia el objeto icónico que se ubica en el centro del entorno, en círculos concéntricos desde el objeto hacia las zonas exteriores. Los valores en la barra de asignación pueden establecerse en rangos discretos de 1 a 10 rangos, los valores asignados determinarán la forma de comportamiento sobre los agentes hacia el objeto dentro del entorno virtual.

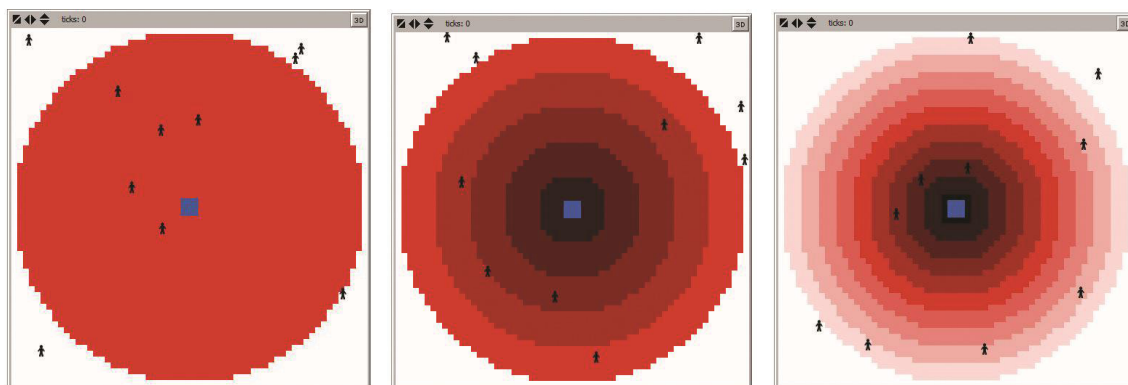


Figura 4.12 Ejemplificación de entornos con niveles de gradación.  
Fuente: Elaboración propia.

#### • Reglas de comportamiento del modelo

El modelo es en esencia una idealización sobre cómo un objeto icónico, entendido como un objeto signifiante para un determinado grupo social, pudiera ser capaz de lograr -o no- comportamientos emergentes colectivos en una población heterogénea a través de la información que transmite un objeto al sistema, asumiendo que cada agente tiene diferentes niveles de interés sobre este, esto podría dar lugar a patrones socioespaciales en el territorio.

Se determinó que la variable “interés” podría traducirse en *Elkin World* como la voluntad, anhelo, apetencia de los agentes por entrar en contacto con el objeto icónico, idealizando la voluntad de entrar en contacto con este. La cercanía territorial hacia este objeto podría modificar el interés de los agentes en visitarlo es decir, idealiza como la proximidad hacia un objeto icónico se incrementa o disminuye, esto en *Elkin World* se idealizó como la variable “atracción.

El territorio dentro del espacio virtual del modelo fue diseñado para que las condiciones del entorno elevaran o disminuyeran la atracción hacia el objeto en cada agente de forma proporcional a su cercanía, esto es, su posición en el territorio condicionará su comportamiento, entre más cerca se encuentre mayor será la atracción, en tanto la lejanía la disminuirá. Como se trata de un sistema dinámico en el que los agentes pueden desplazarse aleatoriamente, el valor del territorio altera el interés de los agentes por entrar en contacto. El proceso fue transcrito en el código mediante una función matemática *booleana* basada en proporcionalidades. De esta forma, los agentes se desplazarán de acuerdo a la relación matemática dinámica de las variables interés y atracción en cada momento durante el desarrollo del proceso. La relación entre estas dos variables es sumamente interesante, pues fue concebida como la representación del indicador del grado de homogeneidad o heterogeneidad cultural que exista en una situación dada y su impacto en la emergencia de patrones socioespaciales en la dimensión temporal.

La función del movimiento de los agentes está dada por la relación matemática entre interés y atracción con respecto al objeto icónico, el resultado de tal relación puede llevarles a entrar en contacto con el objeto. Cuando los agentes entran en contacto con el objeto icónico, se programó un cambio cualitativo en éstos que es representado como una transferencia de información desde el objeto icónico hacia los agentes, que en la representación gráfica en pantalla se puede ver representado como un cambio de color (verde).

En el modelo se idealizó e incorporó el concepto de “contagio”, se entiende por contagio, a que si un agente ya ha visitado el objeto, la información de primer orden sobre el objeto icónico incorporada a sí mismo podría contagiar a otros agentes dándose aumentando su interés como una repuesta del sistema ante un cambio en el entorno.

Los agentes ya contagiados pueden contagiar a otros agentes al darse encuentros aleatorios dentro del espacio y así, elevar el nivel de interés de éstos. Se determinó que el nivel de contagio de un agente con información de segundo orden hacia otros agentes no contagiados, fuera también de segundo orden, para simplificar los cálculos necesarios de ajuste de interés en los agentes, dadas las posibilidades del hardware que se tenía a disposición para correr el *GIM*. El nivel de contagio será determinado por el interés que cada agente tenga en ese momento y que variará según la atracción y el nivel

de información del objeto icónico que haya sido transmitida. En la representación gráfica, el contagio se observa como un cambio de color, diferente para las situaciones de no contagio, información de primer orden y contagio (información de segundo orden).

#### • Movimiento de los agentes en el entorno virtual

Como se ha expuesto, una de las principales premisas en el desarrollo del modelo fue recrear la mayor diversidad de escenarios posibles, para explotar el poder de procesamiento de los actuales equipos de cómputo para la consecución de los objetivos iniciales de la investigación, y abonar en el desarrollo de nuevas matrices metodológicas más acordes a las fenomenologías contemporáneas.

El modelo tiene la posibilidad de recrear distintas interacciones entre las variables, tanto en la cantidad de número de agentes y los diferentes niveles de atracción, así como la ponderación entre las variables, y analizar los diferentes comportamientos colectivos del sistema en el tiempo.

La ponderación para la interacción entre las variables interés y atracción puede ser controlada mediante una barra deslizadora, de modo que se puede recrear un escenario en el que el interés tenga una mayor ponderación sobre la atracción, estableciendo rangos decimales para que la relación *booleana* entre estas dé una unidad total (1)



Figura 4.13 Barra de asignación para la ponderación entre interés y atracción.  
Fuente: Elaboración propia.

La función que determina el movimiento de cada agente se basa en una proposición booleana de teoría de conjuntos, que fue transcrita e líneas de código, esta se entiende como:

$$SSI \leftrightarrow IA \geq CI = MV$$

Esta proposición determina que: “Sí y sólo sí, la relación entre Interés y Atracción es igual o mayor a su Condición Inicial se moverá el número de cuadros (*patches*) que resulte de esta función”. Esta relación se realiza para cada uno de los

agentes y se recalcula a la siguiente iteración, ya que cada agente habrá cambiado su posición de la iteración anterior. A continuación se expone un ejemplo:

Se determina en primera instancia una población de 5 000 habitantes. Se determina establecer 6 rangos de atracción.

Se establece para este escenario de simulación una relación de Interés .70 y la atracción de .30 para obtener la unidad el 1. Este escenario podría ser interpretado de la siguiente manera: que existe un gran interés en el objeto, un objeto icónico que es muy significativo para este sistema y que la atracción en este caso su accesibilidad es relativamente buena.

Un agente tiene una carga de 20, siendo 0 el menor y 100 el mayor. En este caso el agente se encuentra en el cuarto círculo de atracción. Como se establecieron 6 rangos de atracción  $100/6 = 16.66$  El agente se encuentra en el cuarto círculo, por lo tanto la función para este es  $16.66 \times 4 = 66.66$ , este es el valor de atracción. Por lo tanto el valor de 20 de interés del agente multiplicado por .70 que es la ponderación del interés en el modelo, da como resultado  $20 \times .7 = 14$ .

La relación de atracción resultó 66.66 multiplicado por .30 que es la ponderación del modelo  $66.66 \times .30 = 20$ ; por lo tanto la suma de 14 más 20 es igual a 34 el agente se moverá  $34/10 = 3.4 \approx 3$  cuadros. Lo máximo que un agente se puede mover en cada iteración son diez cuadros.

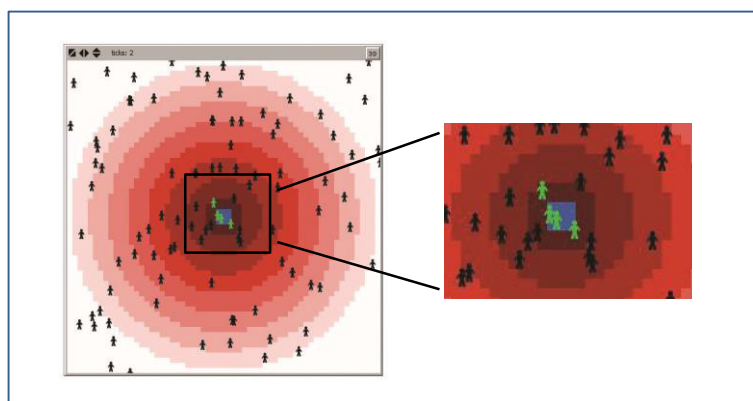


Figura 4.14 Agentes sin información del objeto icónico (negro) y agentes con información de primer orden (verde).  
Fuente: Elaboración propia.

En la siguiente iteración se recalculan los valores de cada agente ya que ha cambiado su posición. El modelo continúa en proceso hasta entrar en la segunda fase, la adquisición de información de primer orden.

Una vez que un agente ha llegado al objeto este cambia de color y comienza a contagiar a otros agentes cada vez que de forma aleatoria si se encuentra con otro agente no contagiado, este encuentro aumentará cinco unidades al agente contagiado, esto es entendido como incrementar su interés sobre el objeto. El modelo continúa en el mismo proceso hasta que todos los agentes hayan entrado en contacto con el objeto. La información se ha percolado en todo el sistema, en este momento el modelo se detiene (fin del proceso). Permitiendo contabilizar el número de iteraciones (tiempo total del proceso) que tomó el proceso con el balance inicial del sistema asignado. Cada nuevo balance con diferentes ponderaciones entre las variables brinda la oportunidad de ser llevada a cabo una nueva observación del proceso del sistema. Este ejercicio se repitió varias veces para cotejar que el modelo se comportara de acuerdo con las funciones diseñadas, una vez revisado se comenzó con el análisis sistemático del modelo para realizar un análisis cualitativo.

#### **4.3.1 Proceso del análisis cualitativo del modelo *Elkin World***

*“... redefinir los problemas y conceptos sociales a partir de los fenómenos y su función simbólica”.* Serge Moscovici

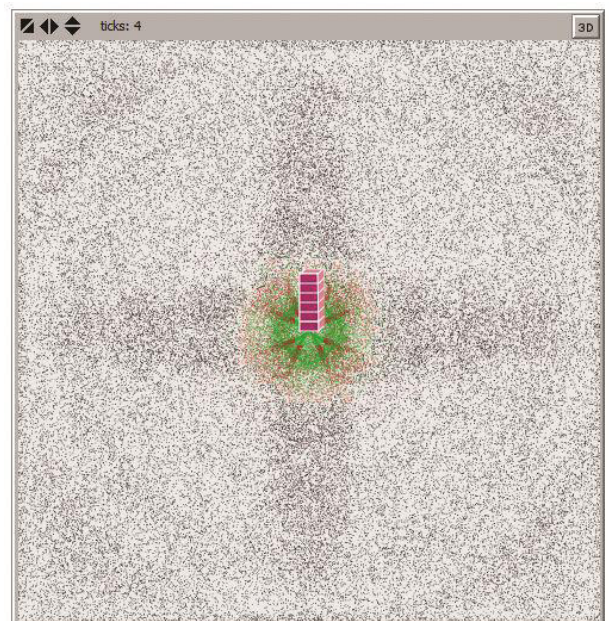
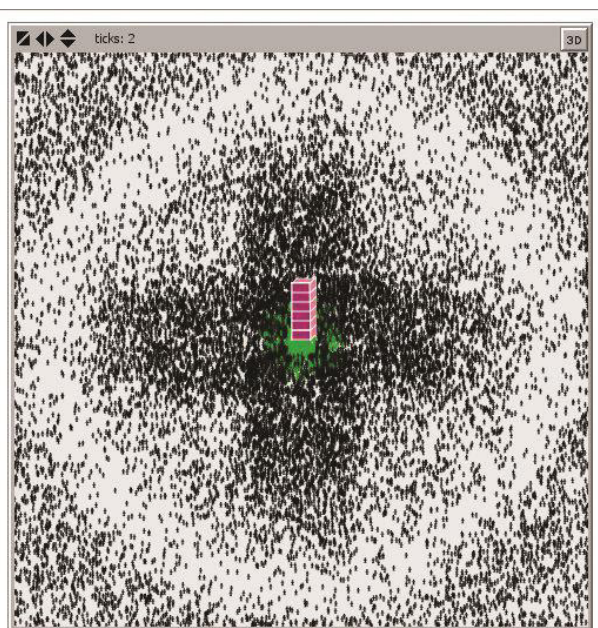
En los primeros ejercicios al “correr” el modelo, se establecieron diferentes escenarios, desde los más homogéneos hasta otros más heterogéneos. Se comenzó a correr el *GIM* con bajos niveles de población y ponderando las diferentes variables.

Con mínimos niveles de población en el sistema, 10, 100, agentes no se percibía ningún tipo de conformación en el sistema. Gradualmente se fueron incrementando los niveles de la población y empezaron a surgir ciertos patrones de configuración. Este hallazgo fue quizás uno de los primeros ejercicios de reflexión sobre el modelo, se podía inferir que la población entendida como masa crítica (Bak, 1995) jugaba un papel determinante en la conformación de estos patrones. En la medida que se incrementaba la población, estos patrones fueron más evidentes dando lugar formas particularmente reconocibles que surgieron “espontáneamente” conforme se incrementaba la población de agentes interactuando en el espacio virtual.

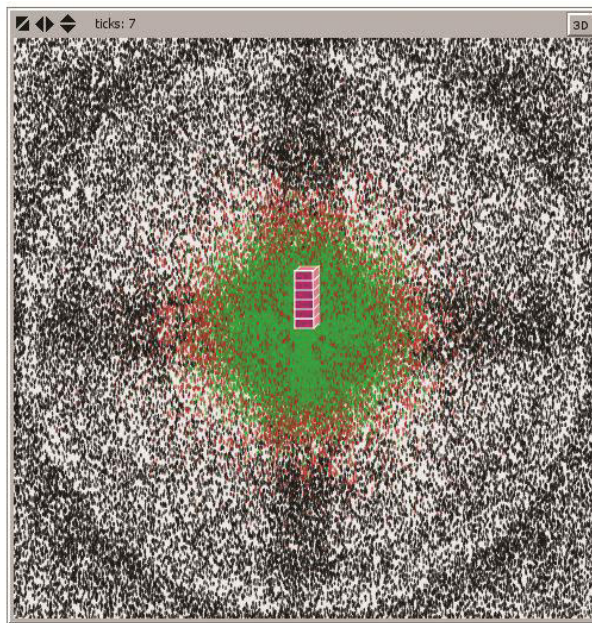


Se detectó que bajo ciertos balances entre las variables existía una masa crítica de agentes estrechamente relacionada con el balance establecido para correr el modelo, superado este nivel de masa crítica emergían ciertas conformaciones reconocibles, mientras que descendía la masa crítica, tales formas no emergían, limitándose el modelo a mostrar una evolución con formas arracimadas y crecientes en formas regulares radioconcéntricas.

Era evidente que las conformaciones que el modelo mostraba eran diferentes una a otra al asignar diferentes escenarios y ponderaciones de variables, siendo coincidente con la teoría, ya que un sistema es dependiente a las condiciones iniciales (*initial path depency*), lo que Edward Lorenz denominó *El efecto mariposa*, y señala que: un sistema es sensible a las condiciones iniciales, en las que un pequeño cambio en el estado inicial en un sistema, puede dar lugar a grandes diferencias en un estado posterior. Este preliminar hallazgo en el análisis del modelo fue sumamente motivante, comprobándose que al realizar corridas con mínimas diferencias, no emergían patrones idénticos. De igual forma se podía comprender que la experimentación mediante el uso de los ABM pueden resultar un poderoso instrumento de observación que facilita la comprensión del proceso en la línea de tiempo, siendo observables las conformaciones socioespaciales y temporales en y durante el proceso.







Figuras 4.15 Diversos momentos en la evolución del modelo, surgimiento espontáneo de organización cruciforme y crecimiento radioconcéntrico.  
Fuente: Elaboración propia.

### 4.3.2 Observaciones experimentales del modelo

Bajo observaciones con un alto nivel analítico el modelo “guiaba” a las siguientes experimentaciones, registrando y confrontando cada una de estas; así se lograba comprender que ciertas condiciones iniciales conducían a la formación de ciertas estructuras con mayor o menor grado de complejidad, con la posibilidad de reproducirlas repetidamente. A partir del proceso de experimentación se logró constatar que determinadas condiciones iniciales conducían a la conformación de estructuras con un alto grado de coordinación y simetría.

Como se expuso en capítulos anteriores la exhibición de patrones simétricos suponen una elevada coordinación entre los agentes de un sistema, se podía inferir que la dinámica de comportamiento entre los agentes lograba disipar la entropía mediante la autoorganización. La repetición de los parámetros iniciales durante el proceso de experimentación, brindó la posibilidad de reproducir la emergencia de ciertos patrones específicos repetidamente. De la misma forma se pudo corroborar durante el proceso de asignación de las variables que los ABM son una herramienta altamente indulgente dada la capacidad de probar y rectificar uno u otro escenario a discreción; siendo una limitante al incrementar los valores de número de población arriba de los 35 000

agentes, el requerimiento de procesamiento de información se torna sumamente demandante repercutiendo directamente en el tiempo del proceso.

Del desorden surgió un orden aparentemente “espontáneo”, algo sorprendente... producto de las dinámicas de interrelación entre los agentes conducidos en la línea de tiempo. Sin embargo, de este sistema inicial altamente desordenado la información se conduce y se transmite a través del sistema permitiendo la creación de estructuras con un alto grado de coordinación,...del desorden inicial, emergió estructura, formas familiares y reconocibles, pasando de lo improbable a lo probable.

El físico austriaco Erwin Schrödinger (1944) acuñó el concepto de *Orden a partir del desorden*, explicó que las leyes de la física en gran escala surgen de estados caóticos en las escalas subatómicas, para ejemplificar este concepto utilizó la difusión en los gases, que puede ser modelada como un proceso altamente ordenado, pero que es causado por el movimiento aleatorio de los átomos o de las moléculas. Observó que si el número de átomos o moléculas en el sistema era reducido gradualmente, el comportamiento global del sistema térmico se volvería cada vez más estocástico, este concepto dio pie a un planteamiento inicial sobre la observación del modelo, que el surgimiento de patrones tuvo horizontes críticos, que una vez superados la emergencia no se presentaba.

Schrödinger postuló que la naturaleza invierte la entropía en cada iteración, entendida como ciclos de vida, de un sistema con alta entropía, surgen estructuras con un alto grado de uniformidad y determinismo, dando lugar a una transición de fase (emergencia) producto de la interacción entre los agentes y la transmisión de la información de primer a segundo orden dentro del sistema.

La mayor concentración de actividad mostrada en los ejercicios realizados en *Elkin World* era en la zona central, de esta es de donde emergen los patrones que “motivan” al desorden de las zonas exteriores con más ruido a incorporarse al proceso, alimentando y robusteciendo en cada iteración la estructura central del sistema dando lugar al determinismo sobre la estocacidad. Siendo un sistema dinámico cerrado, las zonas exteriores con más ruido no permanecen es un comportamiento estocástico, continúan presentando una dinámica determinista, pese a su tendencia de conservar un movimiento aleatorio, sustentando desde el exterior la conformación de estructuras estables y rígidas en el centro del sistema.

Como fue demostrado, la masa en adición en el sistema -horizonte crítico de la autoorganización- (Huberman 1995), alimentó la formación de las estructuras centrales inhibiendo la posibilidad de formar estructuras autónomas en las zonas exteriores. Las estructuras emergen en el punto de acontecimiento -fuente inicial de información- sobrepasando el punto crítico desmotivan el surgimiento de otras conformaciones y patrones en el exterior del sistema -otros imaginarios- los imaginarios se gestan en la zona originaria de información y se ven conducidos a través del sistema, evidenciando que bajo ciertas condiciones el sistema entra en un *determinismo* que logra reducir la estocasticidad disipando la entropía, la masa crítica juega un papel fundamental en el devenir del proceso, pareciera entonces imponerse una idea sobre otras posibles emergencias, absorbiendo la energía del sistema global para apuntalar la construcción del esquema hegemónico, mediante la combinación de energía e información se determina un imaginario central.

Como la región que *origina y potencia* la evolución de un proceso de creación de un imaginario individual y su evolución colectiva. Las condiciones iniciales del entorno y su eventual transición de fase, son conducidas por simples reglas deterministas y aleatorias que determinan la posteridad en la construcción de un imaginario colectivo.

#### **4.3.3 Conclusiones del análisis cualitativo**

Durante el proceso de experimentación se produjeron una gran variedad de estructuras y patrones de los agentes en torno al objeto icónico, que emergieron a partir de la interacción de los agentes en el espacio-tiempo del *GIM*.

La experimentación con diversos balances de las variables, hizo evidente la emergencia de macro-estructuras reconocibles como formas geométricas que surgieron del fondo hacia arriba (*bottom up*), a partir de las simples reglas del sistema y una dinámica aleatoria. No se crean estructuras sin sentido, estos patrones corresponden a una lógica conductual colectiva que revela el surgimiento de una coherencia y coordinación que se sostiene en el tiempo y que no depende de los agentes en un sentido individual, sino de sus acciones colectivas que se “sincronizan” para interactuar en una dinámica de correlación entre los agentes. Puede ser plausible este acercamiento para comprender la morfogénesis de las representaciones urbanas como dependientes de procesos de comunicación social que emergen de los micro-comportamientos colectivos

y que revelan lo implicada que estaría la comprensión del ambiente en su evolución, de manera que es visible cómo se infiltra en la construcción de las formas concretas lo imaginario.

Mediante la utilización de los ABM, se pudieron modelar escenarios de interacción de agentes con elementos del entorno en los que reposa una fuerte carga significativa que puede atraerlos, así como motivar el surgimiento de interés por entrar en contacto con el significado evocado por el objeto icónico, revelando que la densidad de la masa crítica y ciertas relaciones que podrían cambiar sensiblemente la comunicación entre los agentes, que hizo emerger ciertas formas en sus relaciones. Esta comunicación puede ser el medio por el cual se transmite esta coordinación en el sistema y que se ve materializado en dinámicas de comportamiento colectivas.

#### 4.4.1 Proceso del análisis cuantitativo del modelo *Elkin World*

Durante el proceso del análisis cualitativo el modelo exhibió la conformación de patrones y estructuras emergentes, de un entorno inicial altamente desordenado y heterogéneo. Las dinámicas entre los agentes en el entorno lograron coordinarse y emerger estructuras con un alto grado de determinismo (Fig. 4.16).

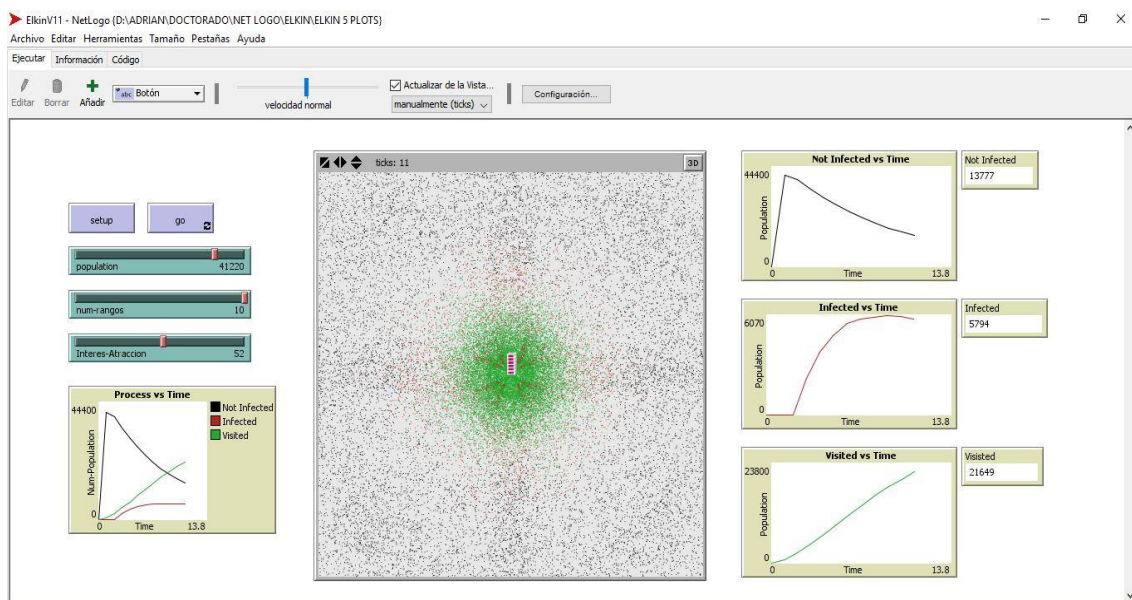


Figura: 4.16 Ejemplificación del modelo en la plataforma NetLogo.  
Fuente: Elaboración propia.

Era evidente la transformación cualitativa del estado global del sistema, las conformaciones no sedaban en procesos aleatorios, al repetir varias veces los mismos ejercicios con los mismos balances iniciales, las estructuras emergían con alta similitud -nunca iguales- y en los mismos periodos de tiempo relativamente. Esto motivó a reflexionar que el sistema global se coordinaba hacia un “portal” de una fase de determinista que lograba revertir la aleatoriedad.

Cabía la posibilidad de que la transmisión de la información dentro del sistema era el medio por el cual el sistema se autoorganizaba y coordinaba. La transmisión de la información se daba a través de los agentes infectados por el objeto (información de primer orden) y los agentes infectados por otros agentes (información de segundo orden), en consecuencia, era necesario realizar un análisis cuantitativo para comprender cómo se producía este proceso dentro del sistema.

Se decidió realizar un ejercicio con los tres escenarios más divergentes, “esquinando” el modelo para poder analizar cómo era el proceso en el que el sistema entraba en una transición de fase determinista.

La plataforma NetLogo tiene la posibilidad de programar la representación gráfica de cualquier proceso del sistema, e.g. seguir a un agente, qué variables se graficarán para poder observar en forma dinámica el comportamiento de cada una de ellas durante el proceso, etc. Esta es una de las mayores virtudes mostradas por el programa, ya que es posible visualizar en tiempo real los incrementos y decrementos de cada una de las variables seleccionadas para ser graficadas con relación a cada una de las iteraciones, igualmente es posible programar un contador que muestre la cantidad precisa para cada iteración.

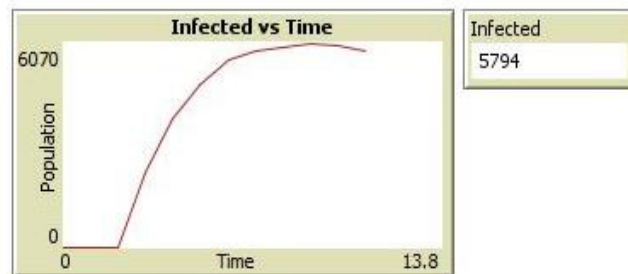
Se programaron tres gráficas independientes que mostraran la relación de los procesos internos del sistema, estas fueron:

- 1) La relación entre los agentes que han entrado en contacto con el objeto (información de primer orden) durante el tiempo que duraba el proceso. En el eje de las X se mostraba el tiempo que tomaba el proceso, en el eje de las Y el número de agentes que ya entraron en contacto con el objeto (Fig. 4.17).



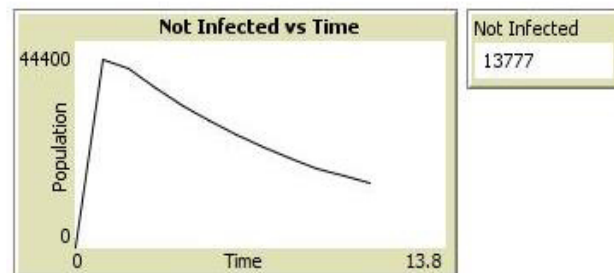
Figuras 4.17 Gráfica 1 relación de agentes que ya han entrado en contacto con el objeto vs tiempo.  
Fuente: Elaboración propia.

2) La relación entre los agentes infectados por otros agentes con relación al tiempo del proceso (Fig. 4.18).



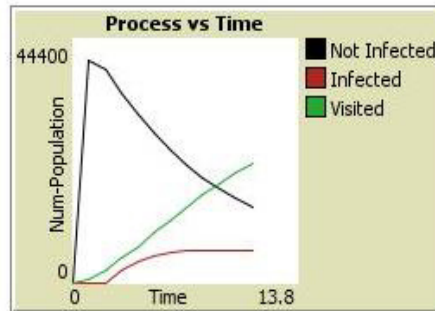
Figuras: 4.18 Gráfica 2 relación de agentes infectados por otros agentes vs tiempo.  
Fuente: Elaboración propia.

3) La relación de los agentes no infectados durante el proceso (Fig. 4.19).



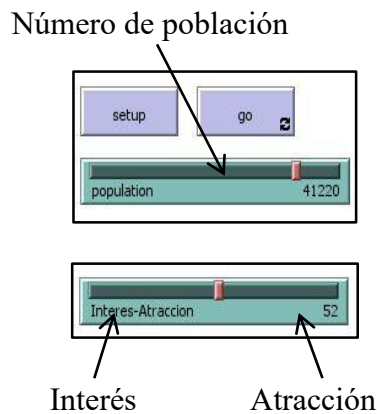
Figuras 4.19 Gráfica 3 relación de agentes no infectados vs tiempo.  
Fuente: Elaboración propia.

De igual forma se realizó una gráfica en la que incluyera las tres relaciones, para poder comparar y comprender como era la dinámica entre estas (Fig. 4.20).



Figuras 4.20 Gráfica “triple” con la incorporación de 1,2 y 3.  
Fuente: Elaboración propia.

Mediante la utilización de las tres barras de asignación se establecieron tres escenarios, dos totalmente dispares y uno intermedio para comprender cuál era la relación entre las variables y cómo se comportaba el sistema durante el proceso.



Figuras 4.21 Ejemplificación de la forma de asignación de las variables.  
Fuente: Elaboración propia.

Se establecieron 16 rangos de población desde los 100, hasta los 100 000 agentes en rangos discretos para conocer cuál era la relación del número de agentes en el sistema durante el comportamiento del proceso.

El primer ejercicio comparativo fue con una ponderación de las variables del 50% de interés y 50% de atracción.

El segundo ejercicio fue con una ponderación de las variables de 90% de interés y 10% de atracción, se repitió el mismo proceso.

Para el tercer ejercicio se estableció una ponderación invertida del 10% de interés y el 90% de atracción.



Se realizaron cinco corridas con cada uno de los rangos de población establecidos en cada uno de los tres ejercicios asignados con las diferentes ponderaciones (Fig. 4.22).

Figuras 4.22 Datos de cada una de las “corridas” para cada uno de los ejercicios. Fuente: Elaboración propia.

Posteriormente se realizó una “explosión de datos” (Fig.4.23), esto es, exportar toda la información gráfica del proceso dentro del programa en datos análogos. Cabe comentar que la plataforma tiene la posibilidad de seleccionar que información exportará, la información es exportada en un lenguaje nativo para hojas de cálculo, ya realizado este proceso se importó a un formato más convencional (xls).

BehaviorSpace results (NetLogo 5.3.1)							
Spread of Disease.nlogo							
population-density							
09/26/2016 15:07:32:848-0400							
min-pxcor	max-pxcor	min-pycor	max-pycor				
-20	20	-20	20				
[run number]	variant	connections-per-node	num-people	num-infected	disease-decay	[step]	ticks
2	"mobile"	4.1	50	1	0	354	354
7	"mobile"	4.1	50	1	0	299	299
5	"mobile"	4.1	50	1	0	355	355
8	"mobile"	4.1	50	1	0	287	287
6	"mobile"	4.1	50	1	0	395	395
1	"mobile"	4.1	50	1	0	379	379
4	"mobile"	4.1	50	1	0	348	348
11	"mobile"	4.1	100	1	0	194	194
10	"mobile"	4.1	50	1	0	363	363
3	"mobile"	4.1	50	1	0	447	447
9	"mobile"	4.1	50	1	0	401	401

Figura 4.23 Información del proceso de forma análoga, “explosión de datos”. Fuente: Elaboración propia.

Una vez obtenida la información del proceso en un formato más común, se decidió que para poder comparar y hacer más evidente y contrastantes los resultados se



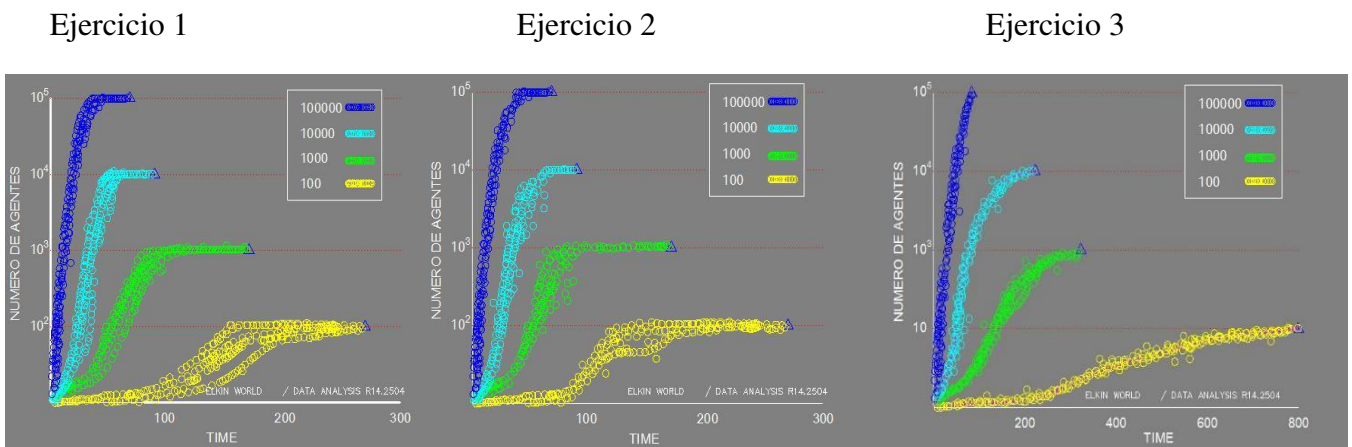
utilizarían valores algorítmicos; de esta forma se compararon los resultados de los rangos de población de 100, 1 000, 10 000 y 100 000 agentes en el sistema. De igual forma se decidió graficar los resultados en una gráfica *log* para el eje “Y”, (Fig.4.24).



Figuras 4.24 Ejemplificación de la tabla con los datos para cada uno de los ejercicios con los diferentes rangos.  
Fuente: Elaboración propia.

#### 4.4.2 Proceso de la comparación de los resultados

Una vez obtenidos los datos se graficaron para ser comparados, la primera graficación fue la comparativa sobre el tiempo total que duraba el proceso para cada uno de los rangos establecidos, se observó que en la medida que aumentaba el número de agentes el tiempo que se requería para completar el proceso disminuía (Fig. 4.25).



Figuras 4.25 Grafica de los datos transitorios del proceso, Tiempo vs Número de Población.  
Fuente: Elaboración propia.

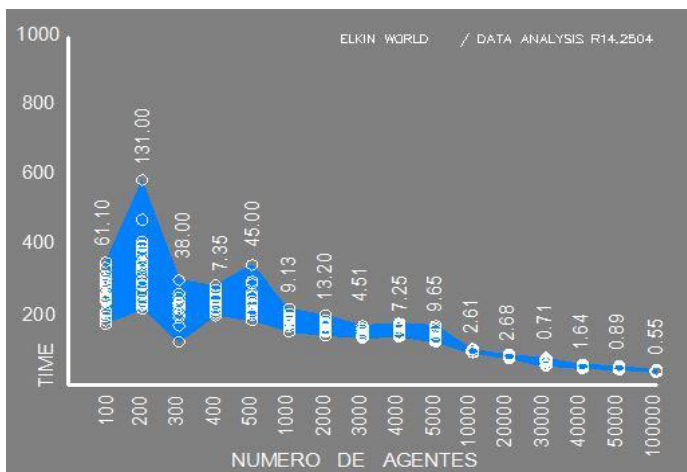
Este dato fue una de las primeras evidencias que después de una reflexión, se asumía con mucha lógica, ya que al existir una mayor cantidad de población la velocidad del contagio se acelera, al igual que las pandemias en la transmisión de enfermedades en una sociedad, a mayor población se incrementa la rapidez en el contagio.

Los datos graficados demostraron que al incrementar el número de agentes el tiempo que tomaba el proceso se reducía significativamente, era evidente que existía una relación directa en el número de población dentro del sistema. Sin embargo esto no explicaba la cuestión fundamental surgida en el proceso anterior, ¿cómo era que el sistema en un nivel global se convertía en determinista?, es decir, ¿cómo relacionar una coordinación y un cambio cualitativo de forma cuantitativa?

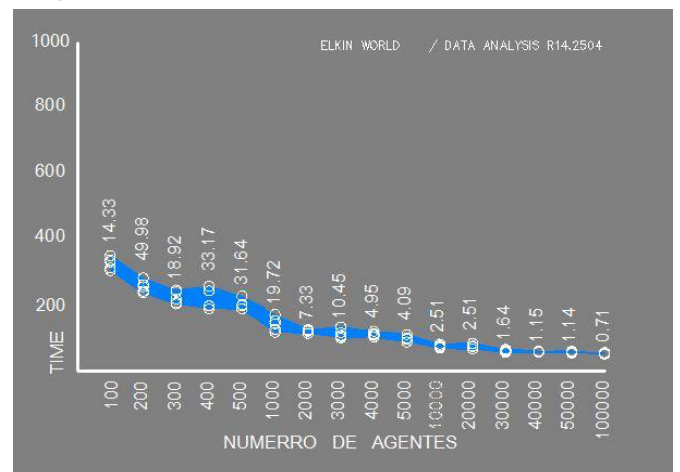
De esta manera se realizó un análisis de cada una de las corridas para cada rango de población. Los datos revelaron que: además de reducirse el tiempo del proceso conforme se incrementaba el número de agentes, el tiempo final del proceso se asemejaba cada vez más, el tiempo requerido para concluir el proceso se volvía cada vez más parecido.

Así se compararon los datos de cada uno de los rangos en los tres ejercicios y se obtuvo la Desviación Estándar de cada una de las corridas, sorprendentemente en los tres escenarios diferentes, al incrementar el número de agentes la Desviación Estándar disminuía, la dispersión de los datos se reducía; esto evidenció que conforme se incrementaban el número de agentes el sistema global se comportaba más determinista; este fue quizás el hallazgo más importante de este proceso (Fig. 4.26 y 4.27).

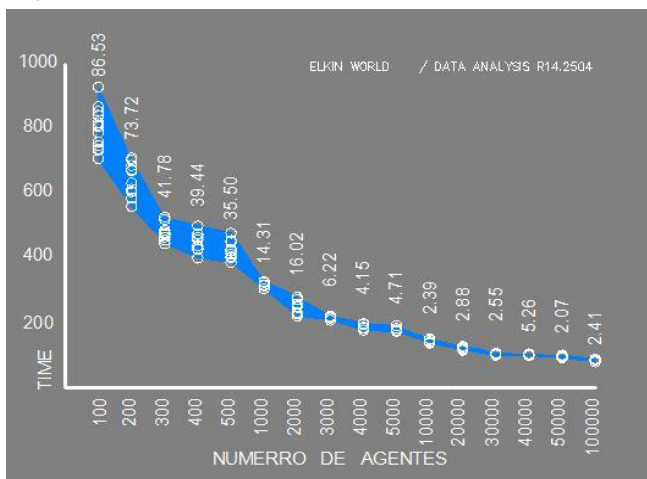
### Ejercicio 1



### Ejercicio 2



### Ejercicio 3



Figuras 4.26 1,2 y 3 Gráficas de la Desviación estándar, con el error a la media vs número de agentes.  
Fuente: Elaboración propia.

### Ejercicio 1

50% Interés -- 50% Atracción



Población vs Tiempo total del proceso

### Ejercicio 2

90% Interés -- 10% Atracción



Población vs Tiempo total del proceso

### Ejercicio 3

10% Interés -- 90% Atracción



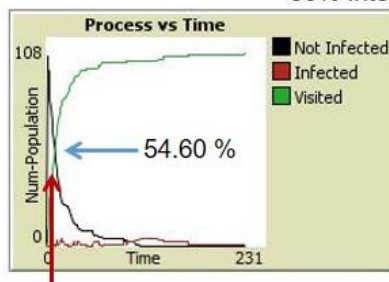
Población vs Tiempo total del proceso

Figuras 4.27. 1.2 y3 Gráficas de la Desviación estándar vs número de agentes.  
Fuente: Elaboración propia.

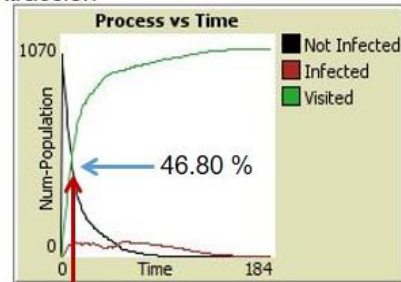
Este hallazgo fue sumamente importante para la investigación. Era manifiesto que el incremento en el número de agentes convertía al sistema en un comportamiento más determinista, esto motivó a una nueva cuestión, ¿cuál era la relación entre el número de agentes y el punto de irreversibilidad del sistema?, ¿existía un incremento o disminución de este punto conforme la masa crítica (número de agentes) aumentaba? Con la ayuda de la gráfica triple (Fig. 20) se analizaron los mismos datos para conocer cuál era esta relación.

### Ejercicio 1

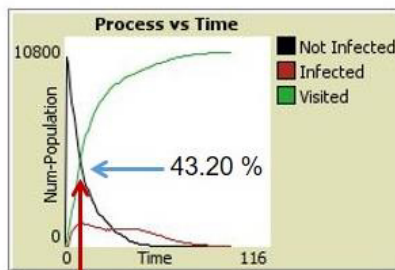
50% Interés -- 50% Atracción



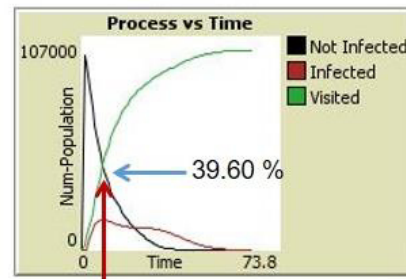
PI= 12



PI= 11.20



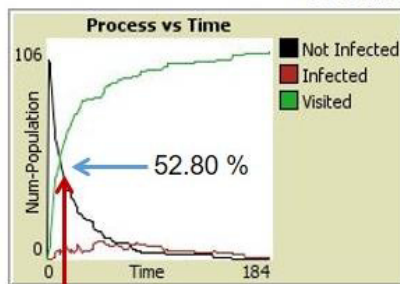
PI= 9.30



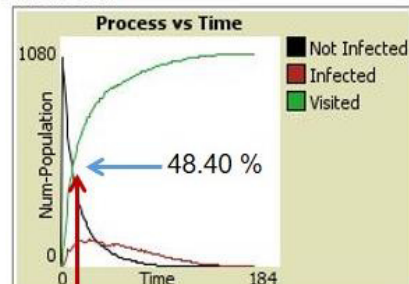
PI= 8.20

### Ejercicio 2

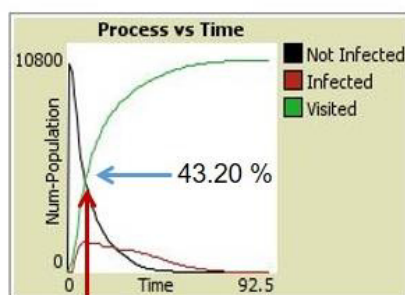
90% Interés -- 10% Atracción



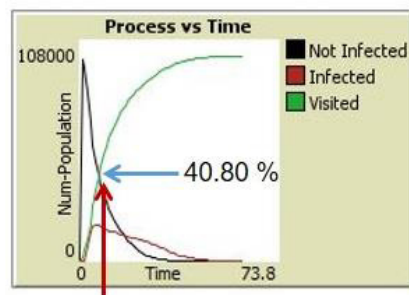
PI= 10



PI= 11



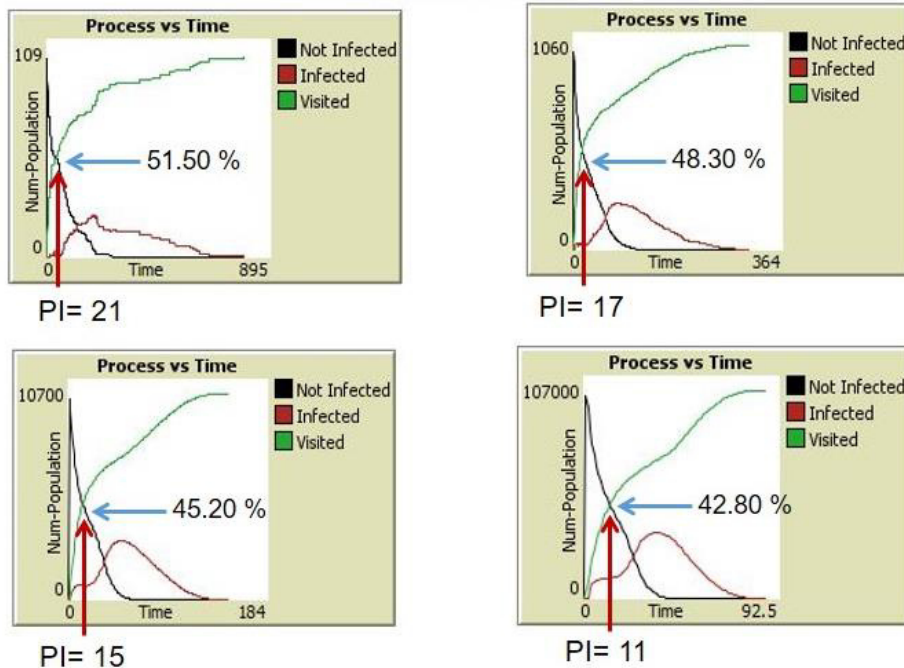
PI= 8.5



PI= 7.1

### Ejercicio 3

10% Interés -- 90% Atracción

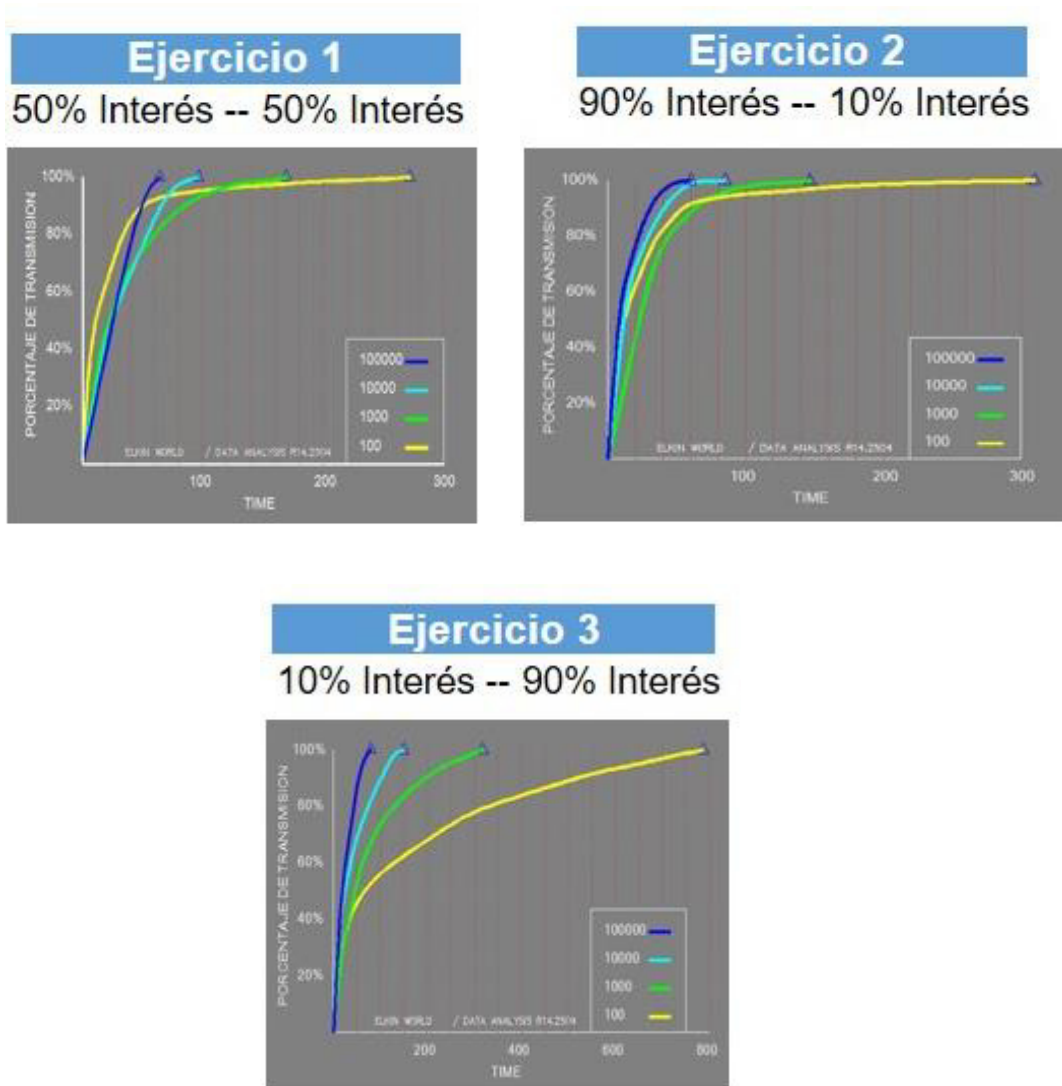


Figuras 4.28 Gráficas de la Desviación estándar vs número de agentes.  
Fuente: Elaboración propia.

Mediante la graficación de los datos, se pudo comprobar que al incrementar el número de agentes el punto de irreversibilidad (PI) esto es, el momento en el proceso en el que el porcentaje de los agentes que han entrado en contacto con el objeto y los que aún no han sido infectados con la información se cruzan (4.28). El PI se daba con un menor porcentaje de agentes, y se alcanzaba con mayor rapidez, en un menor tiempo del proceso, esto significaría que con un mayor número de agentes el sistema global llega a este punto con mayor rapidez y es necesario un menor porcentaje de masa crítica.

Era necesario entonces, conocer cómo era la aceleración del sistema durante el proceso. Se utilizaron los datos para graficar independientemente los datos transitorios de cada una de las iteraciones durante el proceso. De esta forma se podría observar la pendiente de la curva y conocer la aceleración ( $m$ , segunda derivada de la pendiente) para cada uno de los ejercicios.





Figuras 4.29 Porcentaje de agentes infectados vs tiempo.  
Fuente: Elaboración propia.

Mediante la graficación de los datos transitorios del proceso de transmisión de la información en el sistema, se pudo observar que con un mayor número de agentes en el sistema la curva en el tiempo del proceso se daba con mayor celeridad (curva azul), comenzaba con un comportamiento superlineal y al llegar al final del proceso entraba en una dinámica sublineal (Fig. 4.29).

Este comportamiento del sistema resulta coincidente con uno de los postulados de la teoría no lineal, que se basa en la Segunda ley del enfriamiento de los cuerpos de Newton. Esta señala que: entre mayores sean las diferencias térmicas (cantidad de calor) entre dos sistemas, estos tendrán a igualarse con mayor rapidez, pero para igualarse totalmente esta aceleración se reducirá paulatinamente.

El investigador Martin Hilbert (2015), ha señalado que en investigaciones realizadas para la CEPAL, (Organismo dependiente de la ONU, encargado de promover el desarrollo económico y social en América Latina) muchos de los procesos para la igualación en el desarrollo entre dos diferentes sistemas sociales, así como la adopción de nuevas tecnologías se da de forma parecida, la igualdad se da con mayor rapidez en un principio, pero para llegar a una equidad total, el proceso se ralentiza, como la incorporación de tecnologías, igualdad en crecimiento económico y tecnológico etc.

#### **4.4.3 Conclusiones del análisis cuantitativo**

Del proceso del análisis cuantitativo de los resultados es posible concluir en primera instancia, que el uso de este tipo de herramienta de análisis es de gran utilidad y versatilidad por su potencial para apropiar datos que serían sumamente difícil obtener por medios tradicionales, el procesamiento de grandes volúmenes de información mediante los procesos de cómputo pueden revelar datos “ocultos” que pueden servir para conocer, comprender y así realizar análisis con un mayor grado de profundidad.

Además se puede concluir que: el aumento en el número de agentes en el sistema reduce el tiempo en el proceso de transmisión de la información, y el sistema se vuelve más determinista. Reduciendo la estocaticidad en el sistema y disminuyendo la tendencia a la entropía, convirtiendo al sistema en una estructura metaestable por medio de la disipación. Además se reduce el porcentaje de masa crítica (criticalidad autoorganizada) al aumentar el número de agentes al sistema, es decir, el punto de irreversibilidad se da con menor masa crítica.

## Capítulo 5 Conclusiones de la investigación

### 5.1 Introducción

La investigación centró su potencial analítico y reflexivo en los Iconos Urbanos (IU) capaces de generar comportamientos colectivos coordinados en un sistema social. Se entienden a los IU como objetos urbanos con una fuerte carga simbólica en un sistema que mediante la información transmitida hacia los componentes, logra *coordinar conductas y comportamientos en el espacio y tiempo*. A través de una estructura significativa para el sistema, la información se percola y esta logra verse materializada como forma (estructura, patrón, ordenamiento) en una dinámica colectiva.

La iconicidad ha sido abordada para su estudio desde la semántica y la semiótica básicamente, analizándolos en base a su potencialidad como imagen portadora de sentido y cómo esta es interpretada en la construcción de la realidad a través de un proceso de *pura* recepción de información visual, a la *asignación de significado*. Los teóricos de la ciencia de la complejidad han reconocido desde hace tiempo la posibilidad de que los patrones y comportamientos colectivos surjan de la interpretación de la información a nivel individual (*bottom*), sin embargo pocos han explorado las *propiedades y mecanismos* claves involucrados en este proceso. Este trabajo buscó construir un marco teórico y metodológico basado en los conceptos y las herramientas analíticas de la teoría de los sistemas complejos adaptativos (SCA) para el acercamiento a los objetos urbanos icónicos, y cómo estos son capaces de generar conductas colectivas coordinadas que *se materializan* en dinámicas y comportamientos sociales.

La investigación presenta un modelo de un sistema complejo virtual que codifica el proceso en el que se involucran tres componentes interrelacionados. Agentes, que consisten en las entidades básicas de acción en un proceso complejo. Interacciones, que se refieren a los comportamientos de los agentes y entre estos. Entorno, que representa los contextos de organización de un sistema. El modelado basado en agentes (ABM) se introduce como herramienta analítica para representar, examinar, gráfica y computacionalmente *el proceso de evolución* del sistema. La idealización del modelo y la herramienta se presentan a través del ejercicio de construcción de una teoría que traduce un proceso emergente que podría explicar el surgimiento de una *iconicidad*,



entendida como la asignación de sentido a un objeto en un determinado momento por un sistema, mediante el adosamiento de información significante.

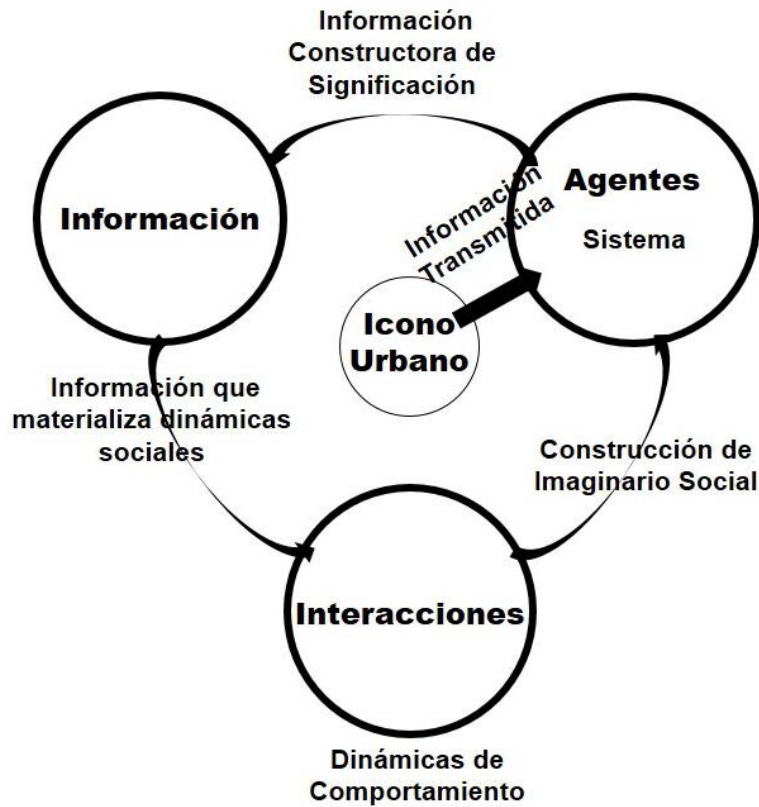


Figura 5.1 Modelo esquemático del sistema complejo. Agentes, interacciones y entorno. Fuente: Elaboración propia.

## 5.2 Conclusiones generales

La función colectiva de un sistema es en esencia *su permanencia*. Un grupo social como sistema conforma una unidad colectiva, se basa en la *institucionalización de una vinculación a ideales y valores comunes*, delimitándose ante otros sistemas. Este proceso se ve materializado en objetos que acrisolan un proyecto común, realizando una función sistémica como centro simbólico del sistema. Estos objetos lograrían reducir y despejar la desintegración mediante la coordinación mental de los agentes, al *disminuir la entropía* mental colectiva, restringiendo a la Segunda Ley de la Termodinámica, ubicua en todos los sistemas. Mediante la interacción y la transmisión de información en el sistema, se crea una coordinación colectiva hacia un mismo fin.

Este, como acción, puede brindar certidumbre hacia los grandes vacíos en un sistema social, a los grandes cuestionamientos de existencia... (Castoriadis), trascendiendo el orden de las instituciones formalizadas. Ante la inexistencia de un fin común, el sistema encararía una fuerte exposición al incremento de la entropía mental, una suerte de dispersión de imaginarios. Tal proceso debe *sublimarse y materializarse en una imagen colectiva simbólica* a la que los agentes deben sumarse en dinámicas colectivas; esta imagen servirá de vórtice para la adherencia de agentes incrementando la colectividad.

La intrincada cuestión sobre los mecanismos de atracción que entran en juego en un sistema para la conformación de una dinámica, podría gestarse en un *complejo proceso* de pulsión ante un objeto urbano para promover el “narcisismo colectivo” (Golec), rasgo característico de los sujetos de adquisición de identidad a través de un proceso de adhesión a un determinado proyecto, sería entonces, este objeto el “tótem posmoderno” (Carretero) que cristaliza y refleja el proyecto individual y compartido. Se podría especular, que los IU son la esencia materializada de este proceso, transformando la entropía social (dispersión) en un proyecto común (determinismo).

En este punto, resulta interesante una reflexión sobre las primeras definiciones buscadas para la palabra *icono*.

El término es comúnmente utilizado como sinónimo de *símbolo*, esto motivó a una profundización sobre el origen de la palabra. *Símbolo* comparte las mismas raíces que *Diábolo*, del antiguo griego *sin* (con, junto) y *ballein* (lanzar o arrojar) *sinballein*, que puede ser comprendido como reunir lo arrojado, contrario a *diaballein* del prefijo *di* (separar) y *ballein*, como separar lo lanzado. Es decir, la función de un símbolo es unir y reunir, ante un objeto a determinados grupos de individuos en torno a una figura icónica que detenta la fuerza del sistema que lo ha constituido, obteniendo una expresión material y concreta.

La conformación de *patrones de cruciformes y radiales* mostradas por el modelo (Fig. 5.2) pese a ser las mismas simples reglas de comportamiento, al cruzar un cierto umbral en la cantidad de agentes, logra exhibir lo que el físico Ilya Prigogine determinó como un punto de irreversibilidad PI (Fig. 5.3) en el que se suscita una transición de fase, un cambio de estado en el sistema a nivel global; el sistema entra en una *dinámica determinista* de la cual no hay vuelta atrás, evidenciando que la relación entre

*información, interacción y masa crítica* en el sistema, logra coordinar la emergencia de patrones disipando la entropía por medio de un proceso colectivo coordinado entre los agentes.

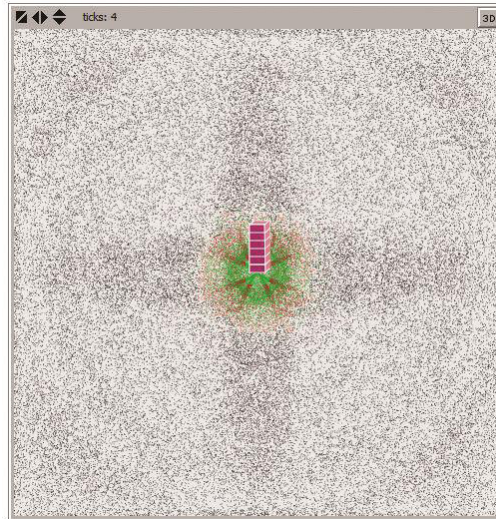


Figura 5.2 Evolución del modelo, surgimiento espontáneo de organización cruciforme y crecimiento radioconcéntrico.  
Fuente: Elaboración propia.

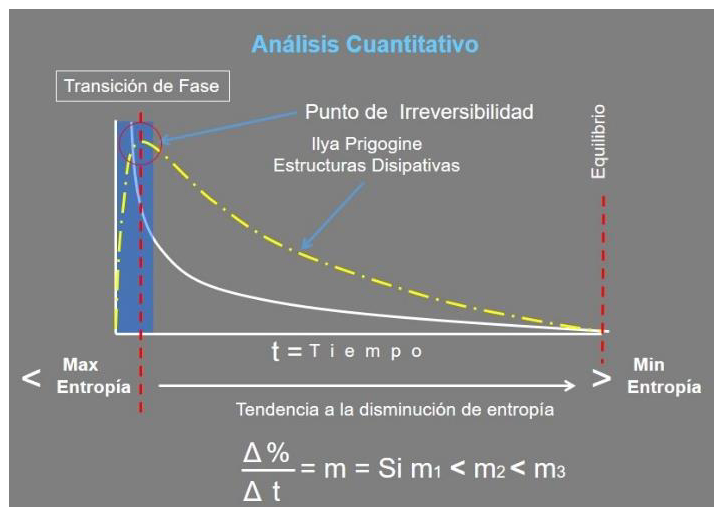


Figura 5.3 Porcentaje de agentes infectados vs tiempo. Fuente: Elaboración propia.

Este proceso podría explicar el surgimiento de una dimensión semántica superior al signo, *el icono*, que al cruzar este umbral -PI-, el sistema le ha otorgado *una nueva categoría* al objeto y así puede categorizarse como como *un objeto urbano icónico* como estructura significativa para la transmisión de información en un sistema (D'Angelo, 2007).

Un supuesto para que se dé este proceso, puede ser la emergencia de un comportamiento global que se daría a través de una dinámica de coordinación a nivel micro que conduce a un cambio de estado en un metanivel, dirigido por lo que los antiguos griegos denominaron *cyberneticé* (cibernética), este concepto puede ser entendido como el “timonel” de una embarcación que logra coordinar los mecanismos de control y regulación y podría ser entendido como la vía en la cual la información significativa para un sistema puede ser manifestada en el entorno, como formas que emergen, en apariencia, espontáneamente. El medio podría estar representado por la información y simples reglas que no son formas aún pero que pueden ser el andamiaje a través del cual se *manifieste lo invisible en lo visible*.

Se podría especular una susceptibilidad que al somatizarse en una dinámica de coordinación entre los agentes logra nublar y cohibir otras dinámicas como una cuestión teleológica para el sistema, la necesidad de crear una institución imaginaria (Castoriadis) mediatizada por una dinámica colectiva como medio para expulsar la entropía y mantener la cohesión como *amalgama* en un sistema social.

Esto, como segunda especulación, podría suponer una recursividad, *una autorreferencia, un reflejo del sistema*, que permite el reconocimiento del sí y de los otros, que motiva y fomenta al sistema a una auto coordinación determinista mediante los ciclos de retroalimentación, pudiendo intervenir mediante la atracción y la coordinación, dada la naturalidad sistémica en el espacio (entorno) y en la mentalidad de un sistema social (imaginarios) para coordinar dinámicas espaciales y mentales a nivel global.

De ser así, podría comprenderse la existencia de objetos urbanos icónicos locales que logran tener influencia en un sistema social a un nivel micro, y la existencia de objetos urbanos icónicos universales que podrían abrazar a todo un metasistema social (humanidad).

Los patrones revelados por el modelo son formas reconocibles y evidentemente familiares, esta “familiaridad” resulta una cuestión sumamente intrigante (Fig. 5.4), el patrón conformado durante el proceso, es un partido comúnmente utilizado para el diseño de un espacio público urbano en muchas ciudades.

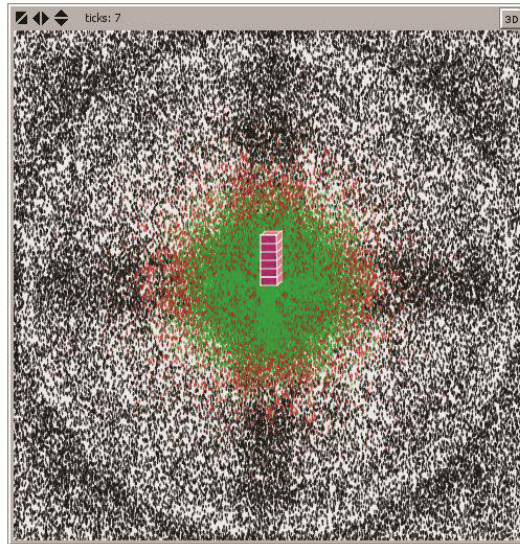
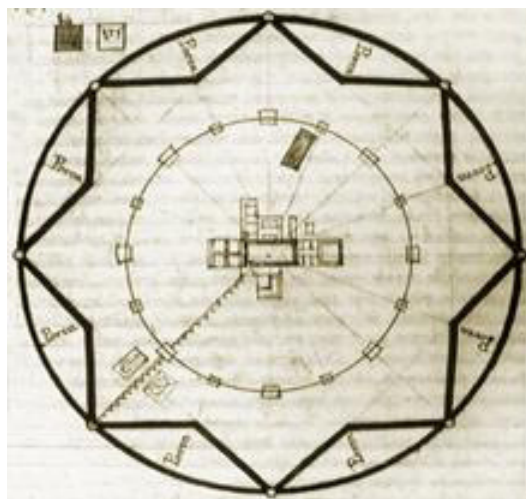


Figura 5.4 Patrón de conformación durante el proceso del modelo Elkin World.  
Fuente: Elaboración propia.

En el Renacimiento fue propuesto un modelo muy similar para el diseño de la Ciudad Utópica de *Sforzinda*, por el arquitecto florentino Il Filarete, Antonio Averlino en 1465, (Fig. 5.5). Miguel Ángel también realizó un proyecto para La plaza del *Campidoglio* en la ciudad de Roma, ambas utilizan como recurso un espacio radial centralizando la focalidad jerárquica del objeto, este modelo urbanístico se ha replicado partiendo del partido más básico, un círculo concéntrico seccionado por dos ejes transversales centralizando el objeto significativo para un sistema social.



Izquierda, Figura: 5.5 Ciudad Utópica de Sforzinda, del arquitecto Il Filarete. Fuente: Wikipedia

*Elkin World* conformó un patrón de manifiesto parecido durante la evolución del proceso (Fig. 5.4); bajo esta perspectiva, podría abrirse una interesante alternativa para en el diseño arquitectónico y urbano.

La Arquitectura Autopoiética propuesta por el arquitecto Patrick Schumacher, se fundamenta en la sistematización de los recursos intelectuales de la disciplina para promover su convergencia bajo una revisión de los fundamentos y sus métodos sobre la base de su *función para un sistema social*, y cómo esta función plantea nuevos retos para el contexto actual, en una Sociedad Red (Castells, 2009).

La arquitectura y el urbanismo no pueden -ni deben- ser excluidos de un desarrollo intelectual integral, adoptando e *interpretando* conceptos de otras disciplinas bajo sus propias necesidades, respondiendo a los nuevos retos que encara el presente siglo, este proceso en sí podría entenderse como una *adaptación* de la disciplina al nuevo contexto histórico, bajo esta visión sistémica, la arquitectura podría comprenderse como un *ejercicio* de intercambio intelectual. El Parametricismo como tendencia arquitectónica, ha abierto nuestros límites para pensar en el diseño. Gracias a los nuevos avances en las tecnologías computacionales ha permitido ampliar el espectro de investigación en el diseño, modelando dependencias entre fuerzas (variables) en un modelo computacional, de esta forma se abren nuevas posibilidades para comprender el diseño urbano y arquitectónico en función de correlaciones y variaciones desde abajo hacia arriba (*bottom-up*) para la modelación de un proceso emergente.

El diseño “tradicional” es siempre un proceso deliberado desde arriba hacia abajo (*up-bottom*) sin estimar la agregación o la reacción de sus otros componentes, el Diseño Paramétrico como proceso adaptativo emergente, considera las acciones y reacciones entre sus componentes y el entorno a través de su interdependencia, la información entonces dará lugar a las formas, la morfogénesis sería entonces, los resultados morfológicos de las fuerzas que interactúan entre un sistema y el entorno. Este mismo paradigma podría ser utilizado para comprender las relaciones entre el espacio construido y los sistemas naturales o ecológicos, y así, comprender sus relaciones y mecanismos internos, de esta manera lograr un acercamiento más acorde entre los sistemas artificiales y naturales por medio de la modelación y experimentación de modelos computacionales.

### 5.3 Conclusiones particulares

a) Los objetos urbanos icónicos sirven como medio de un proceso de institucionalización a una adscripción de valores comunes en un sistema social, como la argamasa de unión a un imaginario colectivo encarnado en estos objetos como centro simbólico que, mediante las dinámicas sociales, potencian la cohesión interna del sistema.

b) Para mantener el equilibrio y la integración sistémica, debe de existir algo que trascienda el orden de los mecanismos de interdependencia funcional constitutivos. Para adquirir una identidad diferenciada como sistema, el medio puede ser la mirada y el reflejo para el reconocimiento del sí y de los otros en estos objetos, delimitándose asimismo y diferenciándose a través de una dimensión superior que logra trascender a los componentes, motivando la adhesión ante un imaginario común que contrarresta la tendencia natural de los sistemas de aumentar su entropía.

c) La coordinación entre los agentes en un sistema, mediante la interacción entre estos en el entorno y la transmisión de información, surge como una respuesta del sistema a través de un cambio de estado en el nivel global, que al cruzar un cierto umbral en la cantidad de agentes (masa crítica), el sistema entra en una dinámica determinista mediante la disipación de la entropía, que podría ser comprendida como un mecanismo de adaptación del sistema ante una muerte entrópica, entendida como la permanencia del sistema en el espacio y en el tiempo.

d) La información significativa para un sistema social, contenida en un objeto urbano icónico, puede “trenzar” las dimensiones espacial y mental de un sistema. La información circula dentro del sistema por medio de la interacción, creando un bucle de autorreferencia que motiva la cohesión; esta dinámica podría comenzar con la mirada hacia el objeto contenedor de una fuerte carga de información significativa, en la que los agentes logran verse autorreflejados en este objeto permitiendo el reconocimiento del sí por uno mismo y de los demás.

e) Este tipo de objetos y las dinámicas colectivas conforman la semiosis social que permite al sistema despejar una “entropía imaginaria” y coordinarlos hacia un proyecto común (determinista) que permita a la individualidad comulgar en un proyecto

colectivo y de una misma identidad social, transformando la heterogeneidad individual en unidad.

#### **5.4 Futuras líneas de investigación**

Parece evidente la necesidad de acercamientos más significantes para el estudio de las sociedades urbanas actuales hipermodernas (Lipovetsky, 2004) en el contexto de Sociedad Red (Castells, 2006) y en la denominada Era de La información. La incorporación tecnológica a los procesos de producción, difusión y consumo de información no influye tan solo en las formas de expresión de una sociedad, sino que constituye nuevos modos de representación de estas, y a su vez marcan diferentes vías de acceso a la “interpretación o construcción” de imaginarios, por lo que el análisis al cobijo de las teorías y metodologías de la complejidad, puede dar luz para la comprensión en las formas de exteriorización de los imaginarios desde un nivel micro a un nivel macro (*bottom-up*) que se verán representados en dinámicas urbanas.

En sociedades hipermodernas que se desarrollan en los albores del siglo XXI, existe una característica a la que se podría llamar “súper diversidad”, así como una “súper interrelación” de variables que pueden llegar a componer un fenómeno social, debido a que el crecimiento de las relaciones entre los territorios, que caracteriza al mundo contemporáneo que aumenta, y en esta misma medida de diversificación, aumenta la posibilidad de que se vayan sumando nuevas interacciones entre variables y nuevas variables, por lo tanto, nuevos factores que entren en juego durante el desarrollo de un fenómeno urbano, y que hagan difícil predecir su desenvolvimiento en el tiempo.

Parece entonces que bajo la perspectiva de complejidad y de no linealidad, la forma de comprender “científicamente” los estudios urbanos, se encuentran en una nueva forma de hacer ciencia, apoyada en los adelantos tecnológicos y en la obtención de datos gracias al desarrollo en las tecnologías de la información, así como en las nuevas teorías y descubrimientos como la física cuántica y la teoría del caos, que han aportado visiones distintas a la ciencia moderna.

El filósofo francés Jean François Llyotard advertía que la ciencia postmoderna se encontraba en una crisis de legitimización, por medio de la performatividad basada en la relación de un sistema entre el *input – output*, que podría suponer que los valores de entrada al sistema obedecerían a una trayectoria *regular* en la que se podría



establecer una función continua del sistema que permitiría predecir adecuadamente el output (resultado). “(...) la imposibilidad de predecir un resultado es lo que será cuestionado, trabajar sobre la argumentación y la búsqueda de respuestas sin una comprobación positivista..., ese sería el camino de la ciencia en el futuro, un “semisaber”, un conocimiento sin legitimizar” (Llyotard, 1979:99).

Esto repercutiría directamente en la planeación urbana -casi siempre lineal- en la que evidentemente las variables en el horizonte temporal no tendrán un comportamiento lineal, es decir, algunas se acercarán, otras se alejarán, se incrementarán o disminuirán conforme los cambios en el entorno global, esto bien podría dar otros matices a los dominios como los de la arquitectura y el urbanismo, que basan gran parte de su trabajo en la prospectiva lineal.

La visión autopoiética propuesta por Patrick Schumacher sobre la arquitectura y el urbanismo, se perfila como una respuesta asertiva hacia los retos que inevitablemente enfrentarán estas dos grandes disciplinas, que dará lugar a una integración cada vez más acentuada para dar respuesta a la compleja relación entre la *urbs* y la *civitas*.

Puede ser plausible la utilización de la modelación basada en agentes autónomos en el estudio de fenómenos emergentes colectivos para pensar en lo imaginario a través de una comprensión sobre una visión sistémica de los grupos sociales, en la que la información y la interacción de una cierta masa de agentes logra mostrar una extensión para interpretar el entorno y sus objetos. *Elkin World* mostró ser un buen instrumento de investigación en el ámbito de la vinculación entre la teoría de complejidad y de los imaginarios urbanos, y pone de manifiesto que en esta clase de laboratorios *in silico* pueden ponerse a prueba hipótesis que de otra forma serían muy difíciles de llevar a cabo por los medios tradicionales, de tal modo que se podrían generar acercamientos hacia las condiciones específicas en que se daría el surgimiento espontáneo de comportamientos colectivos coordinados, además de que puede ser utilizada como una herramienta que permite observar las interacciones que surgen entre la dimensión espacial y temporal de un sistema.

## Capítulo 6 Bibliografía

ALHADEFF-JONES, Michael (2013) *Complexity, Methodology and Method: Crafting a Critical Process of Research*. En: *Complicity: An International Journal of Complexity and Education*. Vol. 10 Number 1/2 pp. 19-44.

ARISTÓTELES, (1875). *Metafísica*. Traducción de Patricio de Azcárate Corral. Seattle: CreateSpace Independent Publishing Platform.

AXELROD, Robert (1996) *La evolución de la cooperación: el dilema del prisionero y la teoría de juegos*. España: Alianza Editorial.

AXELROD, Robert (1997) *The Complexity of Cooperation: Agent-based Models of Competition and collaboration*. EUA: Princeton University Press.

AXELROD, Robert (1997) *The Dissemination of Culture A Model with Local Convergence and Global Polarization*. En: *The Journal of Conflict Resolution* Vol. 41, pp. 203-226.

AXELROD, Robert (1998) *Advancing the art of simulation in the social sciences*. En: *Journal Complexity*, Vol. 3, Issue 2, pp. 16-22.

BAK, P, y TANG, C. y Wiesenfeld K. (1988) *Self-organized criticality*. Inglaterra. En: *Physical Review A Gen Phys* 1; 38(1):364–374.

BALCI, Osman (1998) *Verification, validation, and accreditation*. EUA. En: IEEE Computer Society Press. WSC '98 Proceedings of the 30th conference on Winter simulation. pp. 41 – 48.

BANKS, Jerry, CARSON, John S. y NELSON, Barry L. et al. (2001) *Discrete-Event System Simulation*. EUA: Pearson.

BARLAS, Yaman y CARPENTER, Stanley (1990) *Philosophical roots of model validation: two paradigms*. En: *System Dynamics Review* 6 no. 2, Summer 1990, pp.148-166.

BAR- YAM, Yaneer (1997) *Dynamics of Complex Systems*. EUA: Addison-Wesley.

BECKERMAN Ansgar., FLOHR, Hans y KIM, Jaegwon (1992) *Emergence or Reduction?* Alemania. De Gruyter.

BLITZ, David (1992) *Emergent Evolution Qualitative Novelty and the levels of Reality*. Holanda. Kluwer Academic Publishers.

CARRETERO, Enrique (2011) *Imaginario e identidades sociales. Los escenarios de actuación del «Imaginario social» como configurador de vínculo comunitario*. España: En: Nuevas posibilidades de los imaginarios sociales. Tremn – Ceasga.

CHALMERS, David J. (2006) *Strong and weak emergence*. En: P. Davies & P. Clayton (eds.), *The Re-Emergence of Emergence: The Emergentist Hypothesis From Science to Religion*. Oxford University Press.

CHEN, Jiahua, y CHEN, Zehua (2008) *Extended Bayesian information criteria for model selection with large model spaces*. Inglaterra. En: Oxford Academic, *Biometrika*, Vol. 95, Issue 3, pp. 759–771.

CONDEPUDI, Dilip y PRIGOGINE, Ilya (2015) *Modern Thermodynamics: From heat engines to dissipative structures*. Inglaterra: John Wiley & Sons Ltd.

CONTE, R. GILBERT, N., BONELLI, G. et al. (2012) *Manifesto of computational social science*. En: *European Physical Journal - Special Topics*, EDP Sciences, 2012, 214, pp. 325 - 346.

COLCHESTER, Joss James (2016) *Complex Adaptive Systems: Overview: An accessible introduction to the new area of complex adaptive systems*. EUA: Kindle Edition.

COOMBS, Stephen. (2009) *The Geometry and Pigmentation of Seashells*. En: <https://pdfs.semanticscholar.org/7b79/d98659544f9675cc485639df94f1f898c5ae.pdf>  
Recuperado 17 de junio 2018.

COOPER, G. (2003) *The computational Complexity of probabilistic Iference using bayesian belief Networks*. EUA: Knowledge Systems Laboratory, Stanford University, Stanford.

CORNING, Peter (2002) *The Re-emergence of “Emergence”: A Venerable Concept in Search of a Theory*. En: *Complexity* Vol. 7, No. 6. Wiley Periodicals, Inc.

CURTIS, Ogden (2013) *Networks and Living Systems Patterns*. Interaction Institute for Social Change. En: <http://interactioninstitute.org/networks-living-systems-and-pattern-principles/> Recuperado: 22 junio 2018.

D' ANGELO, Mariela Andrea (2007) *La gramática del signo icónico*. Argentina. Universidad de Palermo. En: Catálogo de Tesis. 1ª Edición. Ciclo 2004-2007, en Cuadernos del Centro de Estudios de Diseño y Comunicación N° 31, páginas 95 – 97.

DAVIS, Paul K. (1992) *Generalizing concepts and methods of verification, validation, and accreditation for military simulations*. EUA: RAND Reports.

DENNET, Daniel C. (1995) *Darwin's dangerous idea evolution and the meanings of life*. EUA: Penguin Books.

DORAN, Jonathon y PARBERRY, Ian (2010) *Controlled Procedural Terrain Generation Using Software Agents*. En: IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games Volume: 2, Issue: 2.

DUNCAN, Watts (2004) *Six Degrees: The Science of a Connected Age*. EUA: W W Norton & Co Inc.

DWAYER, Catherine (2011) *Socio-technical Systems Theory and Environmental Sustainability*. USA: Pace University, NY.

ECCLES, John y POPPER, Karl R (1977) *The self and its brain. An argument for interactionism*. Berlin, EUA: Springer International.

ECCLES John (1999) *El misterio de la psique humana*. En: Lorimer, David, El espíritu de la ciencia, Barcelona: Kairós.

EDINGTON, Arthur S. (1928) Eddington, Gifford Lectures. The Nature of the Physical World (1928), 74.

ELDREDGE, Niles y GOULD, Stephen Jay (1972) *Punctuated equilibria: an alternative to phyletic gradualism*. EUA. En: Models in paleobiology pp.82-115. Schopf, TJM Freeman, Cooper & Co.

ELKIN, Adolphus Peter. *Stuidies in Australian Totemism: The Nature os Australian Totemism*. En: Oceania Vol. 4 No. 2 1933, 113-133.

- ENGELS, Federico (2014) *Dialéctica de la naturaleza*. Seattle: CreateSpace Independent Publishing Platform.
- EPSTEIN, Joshua y AXTELL, Robert (1996) *Growing artificial societies. Social science from bottom up*. EUA: The MIT - Massachusetts Institute of Technology Press.
- EPSTEIN, Joshua (2008) *Why Model?* En: Journal of Artificial Societies and Social Simulation Vol. 11, no. 42.
- FEIBLEMAN, James K. (1954) *Theory of Integrative Levels*. Inglaterra. En: The British Journal for the Philosophy of Science. Vol. 5, No. 17 (May, 1954), pp. 59-66. Oxford University Press.
- FELDMAN, David P. (2012) *Chaos and Fractals: An Elementary Introduction*. Inglaterra: Oxford University Press.
- FELDMAN, David P. (2017) *Introduction to Dynamical Systems and Chaos*. EUA: Santa Fe Institute. En: Complexity Explorer: <https://www.complexityexplorer.org/courses/71-introduction-to-dynamical-systems-and-chaos-2017>. Recuperado: 5 mayo 2017.
- FELDMAN, David P. (2017) *Fractals and Scaling*. EUA: Santa Fe Institute. En: Complexity Explorer: <https://www.complexityexplorer.org/courses/85-fractals-and-scaling>. Recuperado: 14 febrero 2017.
- FISHMAN, George S. y KIVIAT Philip .J. (1968) *The statistics of discrete-event simulation*. EUA: Simulation Council Inc. En: Simulation, Vol. 10 Issue: 4, pp. 185-195.
- FISHWICK, Paul A. (2007) *Handbook of Dynamic System Modeling*. EUA: University of Florida, Gainesville. Chapman & Hall/CRC.
- FIVAZ, Roland (1994) *The nature of order in complex systems*. En: Wiley Online Library. Volume11, Issue3. 1994 Pages 43-65.
- FOOTE, Richard (2007) *Mathematics and complex systems*. EUA. En: Science 19 Vol. 318, Issue 5849, pp. 410-412.

- FORRESTER, Jay W. (1994) *System dynamics, systems thinking, and soft OR*. En: Willey online library. System Dynamics Review Volume 10, Issue 2-3
- FRIED, Michael N. (2001) *Mathematics as the Science of Patterns*. EUA. En: Mathematical Association of America Press.
- FROMM, Jochen (2004) *The Emergence of Complexity*. Alemania: Kassel University Press.
- FROMM, Jochen (2005) *Types and Forms of Emergence*. EUA. En: Cornell University Library: <https://arxiv.org/abs/nlin/0506028> Recuperado: 6 abril 2018.
- GASPARD, P., HENNEAUX, M. y LAMBERT, F. (2004) *From Dynamical Systems Theory to Nonequilibrium Thermodynamics*. Bélgica. En: Symposium Henri Poincaré. Solvay Workshops and Symposia Volume 2.
- GELL-MANN, Murray (1988) *Simplicity and Complexity in the Description of Nature*. EUA. En: Engineering and Science, 51 (3). pp. 2-9.
- GELL-MANN, Murray (2003) *El Quark y el jaguar: aventuras en lo simple y en lo complejo*. España. Tusquets Editores.
- GERSHENSON, Carlos (2002) *Complex philosophy*. EUA. En: Cornell University Library: <https://arxiv.org/abs/nlin/0109001> Recuperado 11 junio 2018.
- GILES, Jim (2002) *Stephen Wolfram: What kind of science is this?* Inglaterra. En: Nature, Volume 417, Issue 6886, pp. 216-218.
- GINTIS, Herbert (2009) *The Bounds of Reason*. EUA: Princeton University Press.
- GOLEC, de Zavala Agnieszka, CICHOKA, Aleksandra y EIDELSON, Roy (2008) *Collective Narcissism and its Social Consequences*. Londres, Inglaterra. En: Journal of Personality and Social Psychology, 97, (6). pp. 1074-1096.
- GORDON, Deborah M. (1989) *Dynamics of task switching in harvester ants*. EUA. En: Animal Behaviour, Volume 38, Issue 2, 1989, pp.194-204.
- GOSWAMI, A. (2000) *The physicist view of nature, Part I* EUA: 1Kluwer Academic/Plenum Publishers.

- HAMMOND, Deborah (2003) *The Science of Synthesis: Exploring the Social Implications of General Systems Theory*. EUA: University Press of Colorado.
- HARDIN, Garret (1968) *The Tragedy of Commons*. EUA. En: *Science*, Vol. 162 pp. 1243-1248.
- HEATH, Brian (2010) *The History, Philosophy, and Practice of Agent-Based Modeling and the Development of the Conceptual Model for Simulation Diagram*. EUA: Wright State University.
- HELBING, Dirk (2010) *Pluralistic modeling of complex systems*. EUA: Cornell University Library.
- HILBERT, Martin (2016) *CEPAL Charlas sobre sistemas complejos sociales*. En: <http://www.martinhilbert.net/ccscs-html/> Recuperado 17 julio de 2017.
- HOLLAND, John Henry (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. EUA: University of Michigan Press.
- HOLLAND, John Henry (1998) *Emergence: from chaos to order*. Inglaterra: Oxford University Press.
- HOLLAND, John Henry (2004). *El orden oculto, de cómo la adaptación crea la complejidad*. México: Fondo de Cultura Económica.
- IACARINO, Maurizio (2003) Science and culture. *EMBO Reports* VOL 4 | NO 3 | 2003.
- JOHNSON, Steven (2004). *Sistemas Emergentes. O qué tienen en común hormigas, neuronas, ciudades y software*. España: Editorial Turner.
- KANG, Soo T., JEONG, An Ryeol y KANG, Soo Y. (2007) *Cognitive Model of Schema as Complex System*. En: O. Gervasi and M. Gavrilova (Eds.): ICCSA 2007, LNCS 4706, Part II, pp. 406–414.
- KINCAID, Harold (2017) *Unrealistic Models, Mechanisms, and the Social Sciences*. ResearchGate. En: [https://www.researchgate.net/publication/318835535\\_Unrealistic\\_Models\\_Mechanisms\\_and\\_the\\_Social\\_Sciences](https://www.researchgate.net/publication/318835535_Unrealistic_Models_Mechanisms_and_the_Social_Sciences) Recuperado: 19 mayo 2018.

- KLAU, Gunnar W. y WEISKIRCHER, Rene (2005) *Robustness and Resilience*. Alemania. En: *Network Analysis. Methodological Foundations*. Lecture Notes in Computer Science. Vol. 3418.
- KLEINDOFER, George B., O'NEILL, Liam, y GANESHAN, Ram (1998) *Validation in Simulation: Various Positions in the Philosophy of Science*. EUA. En: *Management Science* Vol. 44, No. 8 Aug. pp. 1087-1099.
- KOONIN, Eugene V. y WOLF, Yuri I. (2009) *Is evolution Darwinian or/and Lamarckian?* EUA. En: *Biology Direct* 2009 4:42.
- KOUREK, Gary y EWING, Ryan C. (2005) *Aeolian dune field self-organization. Implications for the formation of simple versus complex dune-field patterns*. En: *Geomorphology* Vol. 72, Issues 1–4, pp. 94-105.
- KUHN, Thomas S. (1962) *The Structure of Scientific Revolutions*. EUA: The University of Chicago.
- LANGTON, Christopher G. (1989) *Artificial Life: The Proceedings of an Interdisciplinary Workshop on the Synthesis and Simulation of Living Systems*. EUA: Addison-Wesley Pub. Co.
- LAPLACE, Pierre-Simon (1995) *Ensayo filosófico sobre las posibilidades*. España: Ediciones Altaya, Colección Grandes obras del pensamiento.
- LASZLO, A. y KRIPPNER, S. (1988) *Systems Theories: Their Origins, Foundations, and Development*. Holanda. En: *Systems Theories and A Priori Aspects of Perception*. Elsevier Science, 1998. Ch. 3, pp. 47-74.
- LIPOVETSKY, Gilles (2006) *Los tiempos hipermodernos*. España: Ed. Anagrama.
- LLOYD, Seth (1996) *A quantum-mechanical Maxwell's demon*. EUA: Cornell University Library. En: <https://arxiv.org/abs/quant-ph/9612034> Recuperado: 3 febrero 2018.
- LLOYD, Seth (2001) *Measures of complexity A non-exhaustive list*. En: *IEEE Control Systems Magazine*, Sep. 2001. pp. 7-8.



- LLOYD, Seth, (2015) *Introduction to Information Theory*. EUA: Santa Fe Institute. Complexity Explorer: <https://www.complexityexplorer.org/courses/55-introduction-to-information-theory> Recuperado: 27 Abril 2018.
- LORENZ, Edward N. (1995) *The Essence of Chaos*. Washington, USA: University of Washington Press.
- MAFFESOLI, Michel (2000) *Posmodernidad e identidades múltiples*. México: UAM, Sociológica, vol. 15, núm. 43, mayo-agosto, 2000, pp. 247-275.
- MANDELBROT, Benoît (2009) *La geometría fractal de la naturaleza*. España: Tusquets Editores.
- McSHEA Daniel W. y SIMPSON Carl (2011) *The Miscellaneous Transitions in Evolution*. Inglaterra. En: *The Major Transitions in Evolution Revisited*, pp. 550-557. London, The MIT Press.
- MEADOWS, Donella (2008) *Thinking in Systems: A Primer*. EUA: Chelsea Green Publishing.
- MILES, Mathew, HUBERMAN A. Michael y SALDAÑA, Johnny (2014) *Qualitative Data Analysis*. EUA: Sage Publications Inc.
- MIROLLO, Renato E. y STROGATZ, Steven H. (1990) *Synchronization of Pulse-Coupled Biological Oscillators*. En: *SIAM Journal on Applied Mathematics*, Vol. 50, No. 6. pp. 1645-1662.
- MITCHELL, Melanie (2009). *Complexity a guided tour*. EUA: Oxford University Press.
- MITCHELL, Melanie (2018) *Introduction to Complexity*. EUA: Santa Fe Institute. Complexity Explorer: <https://www.complexityexplorer.org/courses/89-introduction-to-complexity> Recuperado: 18 marzo 2015
- MOCKINGBIRD (2011) *Spiritual Entropy, or: The Second Law of Thermodynamics and the Fallacy of Self-Help Christianity*. En: <http://www.mbird.com/2011/08/spiritual-entropy-or-the-second-law-of-thermodynamics-and-the-fallacy-of-self-help-christianity/>

- MONTGOMERY, Douglas y RUNGER, George C. (2003) *Probabilidad y estadística aplicadas a la Ingeniería*. México: Editorial Limusa.
- MOORE, Cris (2015) *Introduction to Complexity*. EUA: Santa Fe Institute. Complexity Explorer:<https://www.complexityexplorer.org/courses/74-introduhction-to-complexity-spring-2015> Recuperado: 18 marzo 2015.
- MORIN, Edgar (2013) *Morin complejidad*. En:<https://www.youtube.com/watch?v=D2qQQC36WRk> Recuperado junio 2018.
- MORITZ, Max A., MORAIS, Marco E., SUMMERELL, Lora A. et al. (2005) Wildfires, complexity, and highly optimized tolerance. EUA. En: The National Academy of Sciences of the USA. 17912–17917 PNAS Vol. 102 no. 50.
- NICOLIS, Gregoire y PRIGOGINE, Ilya (1989) *Exploring Complexity: An Introduction*. EUA: W. H. Freeman and Company.
- OPPENHEIM, Paul y PUTMAN, Hilary (1958) *Unity of Science as a Working Hypostesis*. EUA: University of Minnesota Press.
- PAGE, Scott E. (2007) *The diffrence. How the power of diversity creates better groups, firms, schools and societies*. Inglaterra: Princeton University Press.
- PAGE, Scott E. (2010) *Diversity and complexity*. EUA: Princeton University Press.
- PACKARD, Andrew (2001) *A 'neural' net that can be seen with the naked eye*. En: Backhaus. W. International School of Biocybernetics (Ischia): Neuronal coding of perceptual systems: pp. 397-402.
- PEARSON, John (1993) *Complex Patterns in a Simple System*. EUA. En: SCIENCE, Vol.261, pp. 189-192. American Association for the Advancement of Science.
- PLOUS, Scott (1993) *The psychology of judgment and decision making*. EUA: Mcgraw-Hill.
- RAILSBACK, Steven F. y GRIMM, Volker (2012) *Agent-based and Individual-based Modeling a Practical Introduction*. EUA: Princeton University Press.

- RAND, William (2017) *Introduction to Agent-Based Modeling*. EUA: Santa Fe Institute. Complexity Explorer: <https://www.complexityexplorer.org/courses/76-introduction-to-agent-based-modeling-2017> Recuperado 22 mayo 2018.
- RAYA, Juan Carlos. (2003) *El Fototropismo en Plantas*. México. En: Acta Universitaria, vol. 13, núm. 2, pp. 47-52.
- REYNOLDS, Craig W. (1987) *Flocks, Herds, and Schools: A Distributed Behavioral Model*. En: Computer Graphics, 21(4) (SIGGRAPH '87 Conference Proceedings) pp. 25-34.
- REYNOLDS, Craig W. (2001) *Boids Background and Update*. En: <http://www.red3d.com/cwr/boids/> Recuperado: 14 mayo 2018.
- RIND, D. (1999) *Complexity and climate*. EUA. En: Science Vol. 284, Issue 5411, pp. 105-107.
- ROSS, D. Arnold y WADE, Jon P. (2015) *A Definition of Systems Thinking: A Systems Approach*. EUA. En: Procedia Computer Science 44 (2015) 669 – 678.
- RUTHERFORD, Ernest (1962) Quoted in J. B. Birks, Rutherford at Manchester.
- SALMON, Wesley C. (1989) *Four Decades of Scientific Explanation*. EUA: Pittsburgh University Press.
- SCHELLING, Thomas C. (1978) *Micromotives and Macrobehavior*. EUA: W. W. Norton & Company.
- SCHIFF, Joel L. (2008) *Cellular Automata a Discrete view of World*. EUA: John Wiley & Sons. Inc.
- SCHRÖDINGER, Erwin (1944) *What is life?* Inglaterra: Cambridge University Press.
- SCHUMACHER, Patrik (2010) *The Autopoiesis of Architecture*. Inglaterra: John Wiley & Sons Ltd.
- SHANNON, Claude E. (2002) *Founder of Information Theory*. EUA: Scientific American. En: <https://www.scientificamerican.com/article/claude-e-shannon-founder/> Recuperado: 5 mayo 2018.

- SIMON, Herbert Alexander (1962) *The Architecture of Complexity*. USA. En: Proceedings of the American Philosophical Society, Vol. 106, No. 6. (Dec. 12, 1962), pp. 467-482.
- SIMS, Karl (1994) *Evolving Virtual Creatures*. En: Computer Graphics, Annual Conference Series, (SIGGRAPH '94 Proceedings), July, pp.15-22.
- SOROUDI, Alireza (2016) *What is the difference between modeling and simulation?* *ResearchGate*. En: [https://www.researchgate.net/post/What\\_is\\_the\\_difference\\_between\\_modeling\\_and\\_simulation](https://www.researchgate.net/post/What_is_the_difference_between_modeling_and_simulation) Recuperado: 10 junio 2018.
- STANISLAW, Harold (1986) *Tests of computer simulation validation: What do they measure?* EUA. En: Journal Simulation and Gaming. Vol. 17 Issue 2, pp. 173 -191.
- SZILARD, Leo (1929) *On the decrease of entropy in a thermodynamic system. By the intervention of intelligent beings*. Translated by Anatol Rapoport and Mechthilde Knoller from the original article "Über die Entropielevel. mindenmg in einem thermodynamischen System bei Eingriffw intelligenter Wesen." *Zeit~chrift /111'*. Physik, 1929, 53, 840-856.
- THALER, Richard (2017) *¿Por qué Richard Thaler ganó el Premio Nobel de Economía?* El Financiero. En: <http://www.elfinanciero.com.mx/economia/por-que-richard-thaler-gano-el-premio-nobel-de-economia> Recuperado: 18 de mayo de 2018.
- WARREN, Philip W. (1972) *More Is Different*. EUA. En: Science, New Series, Vol. 177, No. 4047. pp. 393-396.
- WEAVER, Warren (1948) *Science and Complexity*. EUA: American Scientist, 36: 536.
- WEISBERG, Michael (2003) *When less is more: Tradeoffs and idealization in model building*. EUA: Stanford University Press.
- WENG, Gezhi, BHALLA, Upnider S. y IYENGAR, Ravi. (1999) *Complexity in biological signaling systems*. EUA. En: Science, 284:92–96.
- WINSBERG, Eric B. (1999) *Sanctioning Models: The Epistemology of Simulation*. Inglaterra: Cambridge University Press. En: Science in Context. Vol.12, Issue 02 pp 275 - 292.

WINSBERG, Eric B. (2010) *Science in the Age of Computer Simulation*. EUA: University of Chicago Press.

WOLFRAM, Stephen (2002) *A New Kind of Science*. EUA: Wolfram Research.

WOLKIN, Mike (2016) *Cognitive science and personalized learning schema*. Ross & Wade. En: <https://www.edelements.com/blog/cognitive-science-and-a-personalized-learning-schema> Recuperado 30 abril 2017.

WRIGHT, Robert (2005) *Nadie pierde La teoría de juegos y la lógica del destino humano*. España: Tusquets Editores.

#### Sitios WEB:

- Stanford Encyclopedia of Philosophy. *Cantor set fractal*.

En: <https://plato.stanford.edu/index.html> Recuperado 17 mayo 2018.

- Max-Planck-Institut für biologische Kybernetik. Biological Cybernetics.

En: <http://hirnforschung.kyb.mpg.de/en/homepage/biological-cybernetics/print.html?amp%3BL=1> Recuperado: 27 mayo 2018

- SNAP: Stanford University. *Power laws and preferential attachment*. En: <http://snap.stanford.edu/class/cs224w-2015/slides/04-powerlaws.pdf> Recuperado: 7 marzo 2017.

- Foro SofosAgora. ¿Existe la causalidad descendente? En: <http://sofosagora.net/filosofia-mente/existe-causalidad-descendente-t2098.html> Recuperado: 24 marzo 2017.

- El Holismo. *Definición*. En: <http://elholismo.blogspot.mx/2009/02/definicion.html> Recuperado 10 septiembre 2017.

- Stanford Encyclopedia of Philosophy. *Methodological Individualism*

En:<https://plato.stanford.edu/entries/methodological-individualism/> Recuperado: 22 julio 2017.

- Cambridge Dictionary. En: <https://dictionary.cambridge.org/es/> Recuperado 10 julio 2018

- Spanish Oxford Living Dictionary. En: <https://es.oxforddictionaries.com/>