UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA

DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO

"APLICACIONES INGENIERILES DE ANÁLSIS Y DISEÑO DE EXPERIMENTOS: VENTANA DE PROCESO MULTICRITERIO Y DESARROLLO DE UN MODELO DE CONFIABILIDAD PARA BULBOS AUTOMOTRICES"

POR

MIGUEL ÁNGEL URBANO VÁZQUEZ

TESIS

EN OPCIÓN AL GRADO DE MAESTRO EN CIENCIAS

EN INGENIERÍA DE SISTEMAS

San Nicolás de los Garza, N. L. **Diciembre de 2007**

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA

DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO

"APLICACIONES INGENIERILES DE ANÁLSIS Y DISEÑO DE EXPERIMENTOS: VENTANA DE PROCESO MULTICRITERIO Y DESARROLLO DE UN MODELO DE CONFIABILIDAD PARA BULBOS AUTOMOTRICES"

POR

MIGUEL ÁNGEL URBANO VÁZQUEZ

TESIS

EN OPCIÓN AL GRADO DE MAESTRO EN CIENCIAS

EN INGENIERÍA DE SISTEMAS

San Nicolás de los Garza, N. L. **Diciembre de 2007**

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA
DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO

Los miembros del Comité de Tesis recomendamos que la tesis "**Aplicaciones Ingenieriles de Análisis y Diseño de Experimentos: Ventana de proceso Multicriterio y Desarrollo de un Modelo de Confiabilidad para Bulbos Automotrices**", realizada por el alumno **Miguel Ángel Urbano Vázquez**, con número de matrícula **01050929**, sea aceptada para su defensa como opción al grado de Maestro en Ciencias en Ingeniería de Sistemas.

El Comité de Tesis

Dr. Mauricio Cabrera Ríos
Asesor

Dr. Alberto Cavazos González
Revisor

Dr. Fernando López Irarragorri
Revisor

Dr. Guadalupe Alanh Castillo Rodríguez
Subdirector
División de Estudios de Posgrado

San Nicolás de los Garza, N. L. **Diciembre de 2007**

RESUMEN

La industria mexicana necesita de herramientas que la provean de auditabilidad, repetibilidad y fortaleza técnica para desarrollar soluciones a los múltiples problemas ingenieriles que enfrenta. El Análisis y Diseño de Experimentos, bien puede ser una de estas herramientas gracias a sus bases estadísticas, sin embargo, su utilización en la industria mexicana es escasa y frecuentemente, incorrecta.

En este trabajo de tesis se utiliza el análisis y diseño de experimentos como piedra angular para abordar dos casos ingenieriles: (1) la construcción de una ventana de proceso multicriterio y (2) la construcción de un modelo de estimación de confiabilidad para bulbos automotrices.

En el primer caso se busca encontrar las condiciones de proceso que resulten en los mejores balances posibles entre múltiples medidas de desempeño. El segundo caso involucra un problema real en una compañía fabricante de partes automotrices en Monterrey.

Con la solución de ambos casos se busca incidir en la adopción del Análisis y Diseño de Experimentos en la industria a diferentes niveles, desde desarrollos tecnológicos hasta decisiones de alcance táctico.

ESTRUCTURA DE LA TESIS

La tesis esta organizada de la siguiente manera:

En el capítulo 1 se presenta la introducción del problema, el objetivo, la hipótesis, la justificación, la metodología y la contribución esperada.

En el capítulo 2 se presentan los antecedentes del Análisis y diseño de experimentos, de modelos de confiabilidad y de ventanas de proceso, además de algunos ejemplos para la mejor interpretación de los resultados.

En el capítulo 3 se muestran algunos antecedentes de ventana de proceso multicriterio y de las herramientas para la solución del caso como lo son el Análisis envolvente de datos y Redes neuronales artificiales. Se muestran también la metodología propuesta, la experimentación y los resultados obtenidos. Además se muestra la aplicación de la metodología a un caso práctico, las conclusiones y el trabajo futuro.

En el capítulo 4 se presentan algunos antecedentes de confiabilidad, la metodología propuesta, los resultados de la experimentación. Además de los resultados, conclusiones y trabajo futuro

Para finalizar, el capítulo 5 contiene las conclusiones generales, la contribución y el trabajo futuro. La bibliografía, la lista de figuras, la lista de tablas y los apéndices se muestran al finalizar la sección de capítulos.

Índice

RESUMEN……..……..…….....**vi**

ESTRUCTURA DE LA TESIS…..……..…….....**vii**

CAPÍTULO Introducción……..…….....**3**

1.1 Objetivo ……4
1.2 Hipótesis ……4
1.3 Justificación……..……...4
1.4 Metodología propuesta ……..…....5
1.5 Contribución esperada ……6

CAPÍTULO 2. Marco Teórico……...……**7**

2.1 Diseño y análisis de experimentos……..……7
2.2 Modelos de confiabilidad……..……12
2.3 Ventana de proceso multicriterio ……13

CAPÍTULO 3. Caso 1: Ventana de proceso multicriterio……...…….**15**

3.1 Antecedentes del caso ……..…....15
3.1.1 Análisis envolvente de datos……..…....18
3.1.2 Redes neuronales artificiales……..……21
3.2 Desarrollo del método ……..…… 23
3.3 Experimentación……..…….. 24
3.4 Resultados obtenidos …… 29
3.5 Aplicación del método a un caso práctico……..……. 34
3.6 Conclusiones y trabajo futuro ……41

CAPÍTULO 4. Caso 2: Modelo de confiabilidad para bulbos automotrices…….....**43**

4.1 Antecedentes del caso ……..……..…….43
4.2 Desarrollo del método ……..……..…….. 47
4.3 Experimentación……...……..……... 48
4.4 Resultados obtenidos…….…… 51
4.5 Conclusiones y trabajo futuro ……58

CAPÍTULO 5. Conclusiones generales, contribución y trabajo futuro…….....**61**

Referencias bibliograficas.……..**63**

Apéndice 1: Valores de las medidas de desempeño obtenidas al ejecutar el diseño experimental …….….....65

Apéndice 2: Valores de las combinaciones lineales convexas entre los puntos eficientes experimentales……..……67

Apéndice 3: Valores de los conjuntos de entrenamiento y de validación de las RNAs para Tiempo de ciclo y Máxima presión de la maquina inyectora ……..……69

Apéndice 4: Valores de los FCs y MDs en escala [-1, 1] ajustados a la frontera eficiente real por el primer modelo de optimización ……..……..73

Apéndice 5: Valores de los FCs y MDs en escala [-1, 1] ajustados a la frontera eficiente real por el segundo modelo de optimización …….……..76

Apéndice 6: Valores de las Combinaciones lineales convexas obtenidas para el ejemplo de validación, sus valores ajustados a la frontera eficiente real por el modelo optimización y los valores de los factores controlables para generarlos……79

Lista de figuras..……..……..81

Lista de tablas....……..……..83

Autobiografía…..……..……..84

Capítulo 1

Introducción

El diseño de experimentos ha demostrado ser una herramienta de gran utilidad para planear, ejecutar y analizar los resultados de pruebas planeadas. En este trabajo de tesis se utiliza el diseño de experimentos como piedra angular para abordar dos casos ingenieriles: (1) la construcción de una ventana de proceso multicriterio y (2) la construcción de un modelo de estimación de confiabilidad para bulbos automotrices.

En el primer caso se busca encontrar las condiciones de proceso que resulten en los mejores balances posibles entre múltiples medidas de desempeño. A la caracterización de estas condiciones la hemos denominado ventana de proceso multicriterio. La parte multicriterio de esta técnica es una innovación de esta tesis, pues las ventanas de proceso hasta ahora sólo han considerado criterios únicos o bien, si han intentado introducir múltiples criterios, no se han presentado con un tratamiento de eficiencia Pareto deseable en un proceso de manufactura donde las consideraciones cuantitativas son mucho mas importantes que las cualitativas.

El segundo caso involucra un problema real en una compañía fabricante de partes automotrices en Monterrey. El objetivo fue determinar un método que permitiera detectar fallas de los bulbos para lámparas automotrices en etapas tempranas de su vida útil. Con este fin se elaboraron modelos estadísticos que permitieran correlacionar el efecto de caídas rápidas de corriente sucesivas con la vida útil de los bulbos, para lo cual se evaluó el uso de pruebas aceleradas destructivas como alternativa factible.

Con estos casos en mente, y teniendo como común denominador el análisis y diseño de experimentos, se presenta el siguiente objetivo de trabajo.

1.1 Objetivo

Demostrar la utilización efectiva de Análisis y Diseño de Experimentos para abordar problemas ingenieriles de determinación de condiciones de proceso considerando múltiples medidas de desempeño y de caracterización y modelación de vida útil en componentes eléctricos.

1.2 Hipótesis

El Análisis y Diseño de Experimentos tiene la capacidad de aportar a la ingeniería y a la industria la base para desarrollos innovadores como en las ventanas multicriterio de proceso, así como de proveer soporte a decisiones tácticas como en la creación de modelos de predicción de vida útil.

1.3 Justificación

La industria mexicana necesita de herramientas que la provean de auditabilidad, repetibilidad y fortaleza técnica para desarrollar soluciones a los múltiples problemas ingenieriles que enfrenta. El Análisis y Diseño de Experimentos (ADE), bien puede ser una de estas herramientas gracias a sus bases estadísticas, sin embargo, su utilización en la industria mexicana es escasa y frecuentemente, incorrecta. Lo anterior pudo ser comprobado durante la estancia de investigación en la planta de manufactura donde se desarrolló una solución para un caso práctico (Caso 2). Los casos que se abordan en esta tesis buscan demostrar la utilidad del ADE como una herramienta ingenieril para el desarrollo tecnológico, haciendo énfasis en que es una metodología auto-contenida cuya aplicación puede dar resultados sin depender de una filosofía administrativa como Control Total de la Calidad o Seis Sigma.

1.4 Metodología propuesta

En general los experimentos involucrados en esta tesis servirán para caracterizar y modelar interrelaciones entre variables controlables (variables independientes) y respuestas (variables dependientes). Estos experimentos se intercalarán en diferentes puntos de las estrategias a seguir en cada caso presentado.

En particular para la determinación de ventanas de proceso se correrán una serie de experimentos en un simulador de moldeo por inyección para poder caracterizar varios fenómenos de interés con la ayuda de modelos estadísticos o metamodelos. Los modelos resultantes servirán para generar combinaciones que se puedan evaluar para encontrar los mejores balances por medio de Análisis Envolvente de Datos (AED). Esto equivale a encontrar combinaciones que se encuentran en la frontera Pareto-eficiente del problema de optimización multicriterio asociado. Posteriormente, utilizando la información obtenida sobre la frontera eficiente, se hará uso de un modelo de optimización para generar nuevas combinaciones con alta probabilidad de pertenecer al grupo de los mejores balances y así poder crear la ventana de proceso multicriterio.

Por otro lado, en la determinación del modelo de confiabilidad para bulbos en lámparas automotrices, se utilizarán los diseños experimentales para construir la función de densidad de probabilidad de falla de las lámparas automotrices de manera acelerada. Una transformación lineal de esa función –que deberá ser debidamente validada- se podrá utilizar para estimar la vida útil de tales componentes a una escala natural. Finalmente se buscará establecer una correlación entre la vida útil a escala natural y las mediciones de caída de corriente y corriente promedio que la compañía tiene la capacidad de llevar a cabo en cada lámpara de manera prácticamente instantánea.

1.5 Contribución esperada

La contribución general de la tesis tiene que ver con la utilización efectiva del ADE en actividades ingenieriles. De esta manera se busca incidir en la adopción del ADE en la industria a diferentes niveles, desde desarrollos tecnológicos hasta decisiones de alcance táctico.

Específicamente, la ventana de proceso multicriterio no ha sido formalmente formulada o construida en la literatura de manufactura, por lo que se convierte en una contribución particularmente importante.

Por otro lado, el caso de confiabilidad resuelve un problema de varios años de la compañía patrocinadora que no contaba con un método de detección/predicción de fallas en las etapas temprana de la vida de los bulbos. Adicionalmente, y basados en una búsqueda inicial, no se ha encontrado un estudio donde se relacione la caída de corriente o la corriente promedio con la vida útil del bulbo, por lo que este trabajo sería también pionero en este aspecto.

Capítulo 2

Marco Teórico

2.1 El análisis y diseño de experimentos.

El ADE es un conjunto de herramientas estadísticas que ayudan en la planeación, ejecución y análisis de resultados de pruebas planeadas en las que se introducen cambios controlados en un proceso o sistema con la intención de analizar la variación producida por estos cambios sobre una medida de desempeño (MD). La utilización adecuada de estas técnicas es importante para garantizar resultados experimentales estadísticamente confiables [1].

Una parte esencial del ADE es seleccionar un diseño adecuado, pues llegar a conclusiones estadísticas válidas depende altamente de esta selección. Existen distintos tipos de diseños dentro de los cuales se pueden mencionar el diseño factorial completo, el factorial fraccional, el compuesto central y el D-óptimo. En el presente trabajo se incluyeron diseños experimentales del tipo factorial y del tipo compuesto central. El diseño factorial esencialmente explora todas las combinaciones posibles entre los valores de las variables involucradas. Por otro lado el Diseño compuesto central (DCC) es conocido por su adecuación para generar modelos competitivos de regresión. Un ejemplo de la utilización de este tipo de diseños se puede encontrar en [2].

Un diseño de tipo factorial será utilizado en el primer caso, el desarrollo de la ventana de proceso, como una forma estratégica de generar datos iniciales regularmente distribuidos en el espacio experimental definido por las variables controlables. Mientras que un DCC será también utilizado en el primer caso para prescribir múltiples lugares de comienzo para abordar una optimización no convexa con un optimizador local.

Dos herrmientas del ADE serán utilizadas en este trabajo: el análisis de varianza (ANOVA) y el análisis de superficie de respuesta (ASR). El ANOVA ayuda a explicar la variabilidad en las observaciones contenidas en un diseño experimental. A través de su utilización se puede cuantificar el grado de influencia de los factores controlables (FC) en una MD analizada, así como estimar el error experimental para experimentos con varias réplicas. El ANOVA será utilizado en el primer caso de esta tesis para determinar si dos FCs seleccionados afectan una respuesta en particular y de esta manera decidir si vale la pena o no optimizar el proceso. Por otra parte, con la ayuda del ASR es posible predecir el valor de una MD a través de una regresión. Esta última herramienta será utilizada en el segundo caso de la tesis para modelar la relación entre los FCs y la MDs. Concretamente, se empleará un modelo de regresión lineal de segundo orden que se representa a continuación:

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^{k} \beta_i x_i + \sum_{i=1}^{k} \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j=i+1}^{k} \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \qquad (2.1)$$

La variable dependiente y representa el valor de la MD que se desea predecir, x_i representa el valor del *i-ésimo* FC, β_0 representa la ordenada al origen del plano de regresión, β_i corresponde al coeficiente de regresión de x_i, β_{ii} es el coeficiente de regresión de x_i^2 y β_{ij} es el coeficiente de regresión de la interacción entre x_i y x_j; k es el número de FCs [1].

Para rectificar la validez de las conclusiones obtenidas a partir del ANOVA se utiliza el análisis de residuos, cuyo objetivo consiste en verificar que los residuos cumplan los supuestos de independencia estadística, desviación estándar constante y distribución normal. Una práctica común es llevar a cabo este análisis con ayuda de gráficas para posteriormente verificar las conclusiones con pruebas estadísticas en casos que lo ameriten. Un ejemplo de este análisis se muestra en [3].

El diseño factorial completo, como se dijo anteriormente, explora todas las combinaciones posibles entre los niveles de los factores involucrados. Un diseño factorial completo de dos factores muestrea una zona experimental creando una cuadrícula regular en cuyos puntos de intersección se encuentran las combinaciones

experimentales que se deberán tratar. Esto se puede observar en la Figura 2.1, concretamente para dos factores a tres niveles cada uno. En general, si se desea estimar curvatura para un factor en particular, el número de niveles a los que se debe muestrear este factor debe ser mayor a dos, pues con 2 niveles únicamente es posible obtener un modelo lineal. El ejemplo presentado en la Figura 2.1, se puede utilizar para generar una ecuación de regresión con términos lineales, cuadráticos e interacciones de segundo orden. A este modelo se le conoce como un modelo cuadrático completo y está representado por la Ec. 2.1.

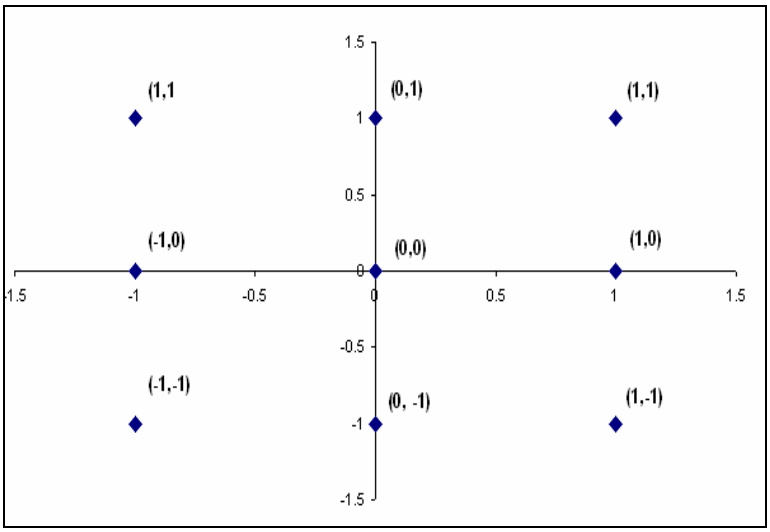

Figura 2.1 Diseño Factorial de para dos factores.

Un diseño compuesto central de dos factores, a diferencia del factorial completo, hace un muestreo de la zona experimental utilizando cinco niveles para cada factor, como se puede ver en la Figura 2.2. Este diseño experimental es frecuentemente utilizado para ajustar modelos cuadráticos [2].

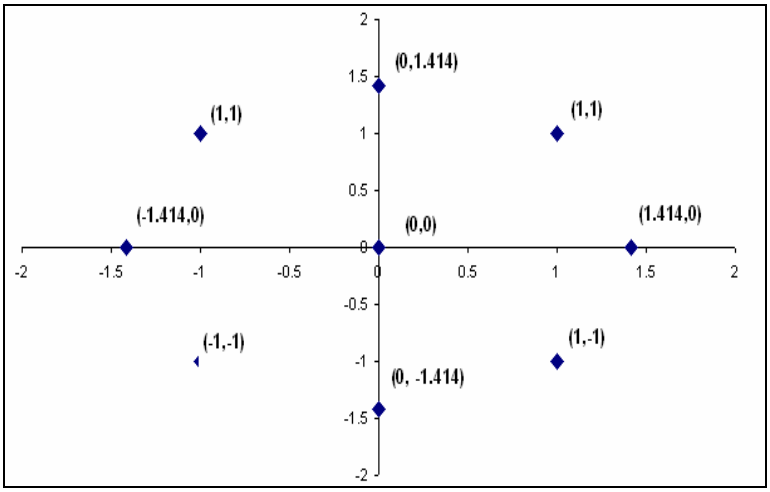

Figura 2.2 Diseño compuesto central para 2 factores.

Es una práctica común llevar los niveles de los factores de escala natural a una escala de -1 a 1, esto es, el nivel mas bajo de un factor se encuentra en el nivel -1 y el más alto en 1. En el caso del diseño compuesto central hay diferentes escalas para los niveles, en particular en este trabajo se tomó la escala de -1.414 a 1.414. La magnitud de este último número tiene que ver con la capacidad de los diseños compuestos centrales de mantener constante la varianza de los coeficientes de regresión. A esta propiedad se le llama rotabilidad [1]

Para mostrar la interpretación del ANOVA se tomará como ejemplo el ejercicio mostrado en [3] donde se desea determinar si dos factores seleccionados afectan significativamente la vida útil del clip común para papeles. Para esto se tiene un experimento factorial completo con dos FCs a tres niveles cada uno. Los FCs fueron Ángulo de apertura y Tiempo de apertura. Angulo de apertura tomó valores de 45, 60 y 89 Grados mientras que Tiempo de apertura 1, 4 y 8 Segundos. Para cada combinación se realizaron 5 réplicas. Como medida de desempeño se definió la cantidad de veces que se abrió el clip, antes de romperse, a un ángulo dado y por el tiempo especificado en el diseño factorial. Los datos se muestran en la tabla 2.1.

	Tiempo de apertura														
Ángulo	1 SEGUNDO					4 SEGUNDOS					8 SEGUNDOS				
45	96	128	94	105	90	58	49	63	48	43	30	38	36	32	27
60	20	39	45	42	40	16	24	28	30	25	10	15	14	20	18
89	10	12	13	15	25	13	32	22	15	23	12	10	15	14	11

Tabla 2.1. Datos obtenidos con el experimento factorial.

Después de obtener los datos se procedió a analizarlos y se obtuvo la tabla 2.2 correspondiente a los resultados arrojados por ANOVA.

Análisis de Varianza		
Factor Controlable	**Valor p**	**Valor alpha**
Ángulo	0.000	0.05
Tiempo	0.000	0.05
Ángulo * Tiempo	0.000	0.05
R-sq = 93.59%	**R-sq Adjustado = 92.17%**	

Tabla 2.2. Análisis de varianza obtenido con los datos del experimento factorial.

Para facilitar la comprensión de la tabla de resultados del análisis de varianza, se indica que en la penúltima columna de estas tablas se encuentran los valores p. El valor p se interpreta de la siguiente manera: si el valor $p < \alpha$ (Alpha) para determinada fuente de variación, entonces se concluye que esta fuente de variación afecta significativamente a la medida de desempeño al nivel especificado α. El valor α en este caso se refiere a la probabilidad de equivocarse en concluir que ha ocurrido un cambio en la medida de desempeño cuando en realidad no ha ocurrido. Típicamente se utiliza un valor de α escogido por el usuario de 0.05, esto es de 5% [4]. Una interpretación del valor p es que es el mínimo valor de alfa bajo el que aún es posible asegurar que determinada fuente de variación tiene un efecto significativo.

En la parte inferior de la tabla aparece la etiqueta “R-Sq”, (de R-cuadrada en inglés) acompañada por un valor en formato porcentual, a este valor se le denomina coeficiente de determinación e indica el porcentaje de la variación total de aquellos datos que se pueden explicar con las fuentes de variación identificadas –los FCs-. Un valor alto en el coeficiente de determinación da mayor validez a las conclusiones

estadísticas. Por lo tanto se puede concluir que los dos FCs y la interacción entre ambos afectan significativamente a la vida útil del clip.

2.2 Modelos de confiabilidad.

Confiabilidad puede ser definida como la probabilidad de que una unidad especifica realice su función hasta un tiempo determinado [5]. La teoría de confiabilidad fue desarrollada a partir de conceptos de estadística y probabilidad. La confiabilidad emergió después de la segunda guerra mundial donde parte de la metodología fue desarrollada para estimar el número de repuestos necesarios mantener equipos electrónicos y mecánicos en funcionamiento. Después, dado el inicio de la exploración espacial en los años cincuenta aumentó la necesidad de más desarrollo e implementación de la metodología de confiabilidad para componentes y sistemas. En la actualidad debido a la competencia global, las industrias deben cumplir con las expectativas de calidad y confiabilidad de parte de los consumidores para mantenerse dentro del mercado [5].

En la teoría de confiabilidad se manejan dos categorías de sistemas: los reparables y los no reparables. Los sistemas reparables son aquellos que al presentar falla pueden ser restaurados para continuar con la operación, mientras que los sistemas no reparables al momento de fallar tienen que ser reemplazados por un dispositivo del mismo tipo para continuar con la tarea desempeñada [6]. Para el segundo caso de esta tesis se manejarán las herramientas disponibles para los sistemas no reparables dada la naturaleza de los bulbos automotrices.

En la referencia [6] se encontró que los tiempos de falla de sistemas no reparables tienden a seguir distribuciones del tipo Weibull o Lognormal. En la referencia [7] se describe cómo la distribución de probabilidad de falla en todo el ciclo de vida de estos sistemas sigue un comportamiento similar a una curva de bañera, que se puede construir a partir de dos distribuciones Weibull o Lognormales. En [8] se muestra cómo la distribución tipo Weibull puede ser utilizada para predecir tiempos de falla en máquinas. Con esta información y auxiliados por técnicas de optimización es posible generar planes de mantenimiento preventivo que reduzcan la posibilidad de fallos forzados por descomposturas en procesos y sistemas de manufactura.

Dos herramientas gráficas serán utilizadas para el segundo caso: el histograma de frecuencias y la gráfica de función de probabilidad acumulada. El histograma es una herramienta en la cual es posible visualizar cómo un conjunto de datos se agrupan en conjuntos más pequeños de acuerdo a su cercanía en valor escalar. Con esta herramienta es posible hacerse de una idea inicial de la distribución que siguen los datos. El histograma se compone de barras que representan la frecuencia de valores que se encuentran dentro de un rango establecido.

La gráfica de función de probabilidad acumulada será utilizada, en este caso, para determinar valores de probabilidad de falla en un determinado tiempo. Esta gráfica será construida a partir de tiempos de falla experimentales. Con ayuda de estas gráficas, se buscará también detectar la ocurrencia del fenómeno de mortalidad infantil (MI) en un tipo de bulbo en particular. MI puede definirse como la existencia de una alta probabilidad de falla en un tiempo de uso "corto". La idea es obtener distribuciones de vida útil generadas por pruebas aceleradas que duren un tiempo circunscrito a un orden de horas, para, a través de una transformación lineal, correlacionarlas con distribuciones de vida en su escala natural, con duración en un orden de miles de horas.

2.3 Ventanas de proceso.

Una ventana de proceso, en su versión típica, es una herramienta gráfica en la cual se puede observar el comportamiento de una MD al hacer variar dos FCs. Esta herramienta es de gran utilidad ya que muestra en qué niveles se deben configurar los FCs para mejorar la MD de interés. Este tipo de ventana de proceso es posible obtenerla a través de diseños experimentales y, una vez obtenidos los datos, generando gráficas de contorno. En la figura 2.3 se muestra un ejemplo de una ventana de proceso. En esta figura se ilustra el comportamiento de una MD dependiendo de los valores de los FCs. Las áreas más claras indican valores bajos en la MD.

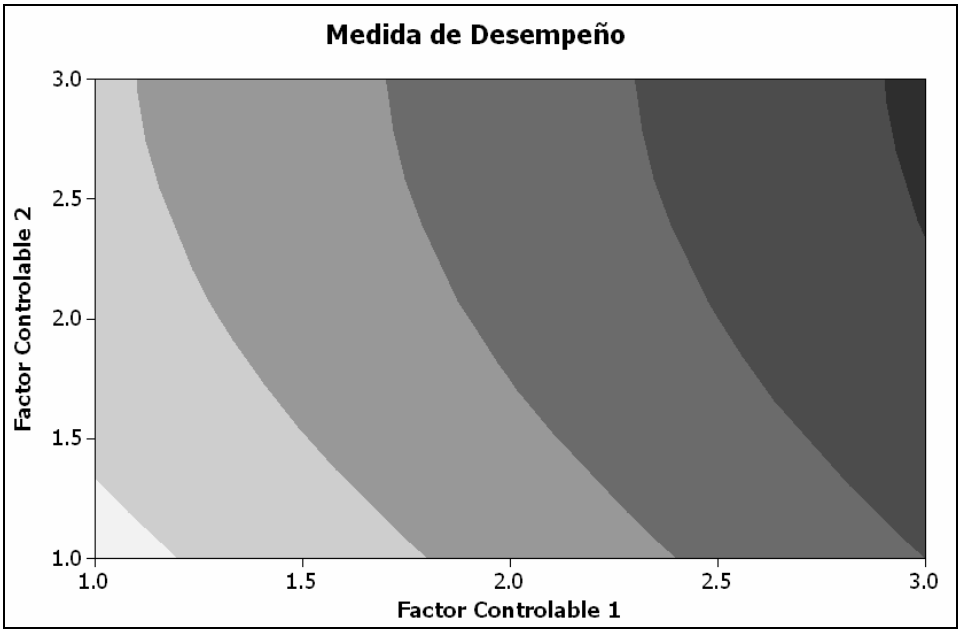

Figura 2.3. Ejemplo de Ventana de proceso.

La problemática que se desea atacar inicialmente es la que se presenta cuando se desea mejorar dos o más MDs que dependen de los mismos FCs y que se encuentran en conflicto. La solución a este problema se abordará con la construcción de una ventana de proceso multicriterio.

Una ventana de proceso multicriterio la definimos entonces como una herramienta gráfica en la cual se muestran los niveles a los cuáles establecer dos FCs para obtener los mejores compromisos entre dos o más MDs. La ventana de proceso multicriterio no ha sido presentada en la literatura de manufactura, por lo que el desarrollo aquí llevado a cabo constituye una de las contribuciones más importantes de esta tesis. Para desarrollar esta herramienta se utilizarán el análisis y diseño de experimentos así como técnicas de optimización.

Como parte de la solución de este caso en particular será utilizada la técnica llamada Análisis Envolvente de Datos (AED), que ha sido empleada como técnica de solución de problemas de optimización de criterios múltiples por Castro en [9] y por Cabrera-Ríos en [10] y [11].

Capítulo 3

Caso 1: Ventana de proceso multicriterio

3.1 Antecedentes del caso.

En el proceso de moldeo por inyección es común encontrar MDs en conflicto [9]. Por esta razón se consideró a éste como un proceso ideal para llevar a cabo el desarrollo de una ventana de proceso multicriterio. En el proceso de moldeo por inyección, se deben encontrar los valores óptimos de distintos FCs como: temperatura del polímero, presión de la máquina inyectora, temperatura del molde, de tal forma que algunas salidas del proceso como: tiempo de solidificación o encogimiento de la pieza presenten valores satisfactorios al unísono. Se dice que las MDs están en conflicto cuando mejorar una de ellas implica necesariamente perjudicar a otra. En estos casos resulta conveniente encontrar puntos de balance entre las MDs. Para tales casos, se ha demostrado en [9], [10] y [11] que el AED resulta ser una buena opción para encontrar los mejores compromisos entre MDs en conflicto. AED a diferencia de otras técnicas no utiliza pesos de preferencia sobre los criterios en conflicto lo cual la convierte en una técnica completamente objetiva, además AED tiene la ventaja de evaluar la eficiencia de cada solución a través de un problema de optimización lineal. Por estas razones se decidió utilizar éste método.

Para generar los datos necesarios para este caso se utilizó el simulador de flujo de polímeros Moldflow Part Adviser 7.2 [12] Se decidió utilizar un diseño factorial completo haciendo variar la Temperatura del polímero (TP) y la Presión de la máquina inyectora (PMI) en 9 niveles cada uno. También, como respuestas a medir se tomaron la Máxima presión dentro del molde (MPM) y el Tiempo de ciclo (TC). La MPM se desea minimizar con la intención de evitar desgaste en la máquina así como problemas de apertura del molde, mientras que el TC también se desea minimizar con la intención de producir más piezas. El alto número de niveles en los FCs fue escogido a propósito a fin de desarrollar el método, además de esta manera se tendrá una mejor caracterización de la zona experimental definida por las

variables controlables. Un número mucho más conservador de niveles se deberá contemplar en la posterior aplicación del método.

Al generar una gráfica de contorno para cada MD es posible observar la existencia de conflicto entre ellas, sin embargo siempre se aconseja realizar una prueba estadística de correlación para llegar a conclusiones más contundentes. En este caso, gráficamente se puede observar claramente el conflicto en las gráficas 3.1 y 3.2. La grafica 3.1 indica que para generar valores bajos de Presión dentro del molde la TP debe mantenerse en valores altos, mientras que la grafica 3.2 indica que valores altos de TP generan valores altos de Tiempo de ciclo.

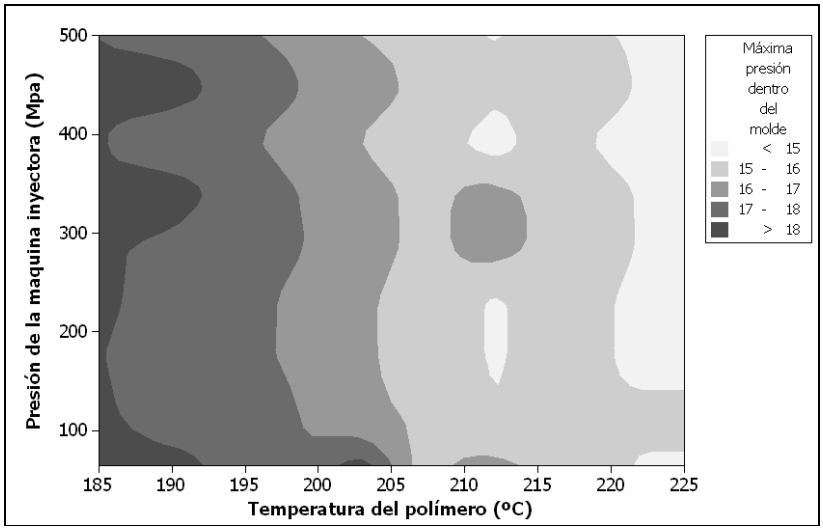

Figura 3.1. Gráfica de contorno para presión dentro del molde.

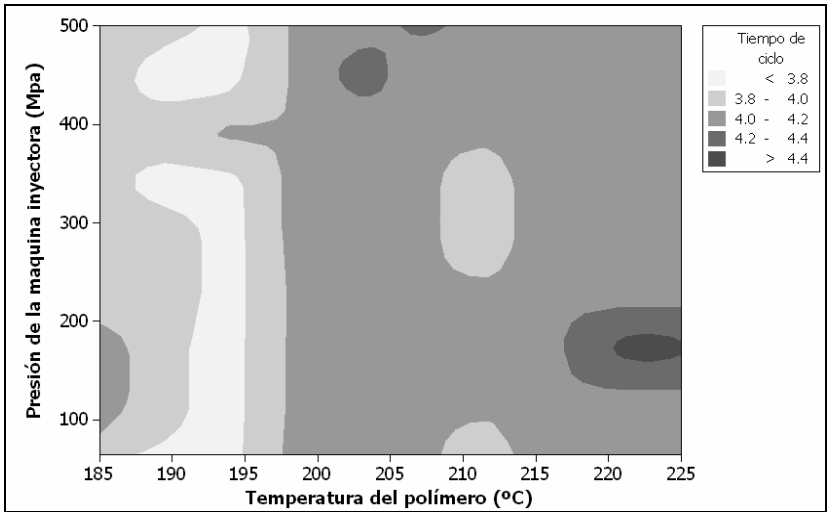

Figura 3.2. Gráfica de contorno para tiempo de ciclo.

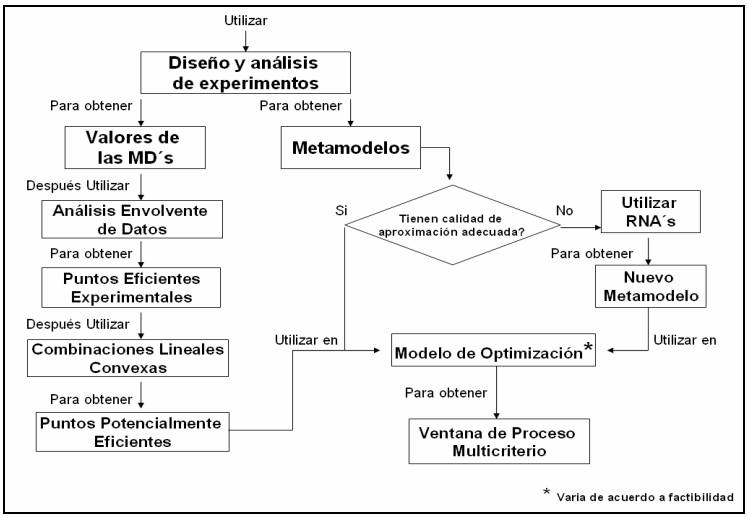

Figura 3.3. Metodología a seguir.

En la figura 3.3 se muestra la metodología a seguir para generar una ventana de proceso multicriterio. Siguiendo a la figura 3.3, se utilizará el ADE para generar valores de las medidas de desempeño y construir metamodelos que inicialmente serán regresiones lineales de segundo orden. En el caso en que estos modelos no tengan una calidad de aproximación adecuada, se puede recurrir a redes neuronales artificiales (RNA). Con la ayuda del AED se encontrarán los mejores compromisos, a los cuales formalmente se les denomina puntos Pareto-eficientes, o simplemente, puntos eficientes. Aunque para cada punto eficiente se conoce el valor de los FCs necesarios para obtenerlo, el objetivo en esta investigación es la de obtener zonas de eficiencia (a diferencia de puntos inconexos). Es por ello que después se generarán combinaciones lineales convexas (CLC) entre puntos eficientes consecutivos. Los puntos generados con las CLC serán denominados puntos potencialmente eficientes (PPE). Los PPE pueden ser o no factibles, en caso de que un PPE no sea factible, un modelo de optimización arrojará los valores de los FCs necesarios para obtener el punto factible y eficiente más cercano al mismo desplazándose en un hiperplano determinado. Por el contrario, si un PPE resulta ser factible se utilizará un modelo de optimización adecuado para encontrar los valores de los FCs necesarios para llevar el punto evaluado a la frontera eficiente. Finalmente con estos datos se obtendrá la ventana de proceso multicriterio.

3.1.1 Análisis envolvente de datos (AED).

La técnica de optimización AED, creada por Charnes, Cooper y Rhodes en 1978 [13], provee una forma de medir la eficiencia de cada combinación de medidas de desempeño que pertenecen a un conjunto de combinaciones similares. El cálculo de la eficiencia de cada combinación se obtiene por medio de programación lineal para cada una de las *n* combinaciones incluidas en el análisis. La medida de la eficiencia toma valores en el rango de 0 a 1, siendo 1 el valor que toma un conjunto cuando se considera que es eficiente, de esta forma los conjuntos de medidas de desempeño eficientes forman lo que se conoce como una frontera eficiente. Para aplicar AED es necesario que existan al menos 2 medidas de desempeño: una a minimizar y otra a maximizar.

Existen diferentes modelos para solucionar un problema mediante ADE, como son el modelo CCR (Charnes-Cooper-Rhodes) [13], el modelo BCC (Banker-Charnes-Cooper) [13], los modelos Multiplicativos y el modelo Aditivo. Se decidió utilizar el modelo BCC de AED ya que a diferencia del modelo CCR, utiliza múltiples hiperplanos de soporte, dando así un abanico más amplio de soluciones que el CCR, que utiliza únicamente un hiperplano de soporte. El modelo BCC se muestra a continuación.

Encontrar ν, μ, μ_0 *para*

$$\textit{Maximizar} \quad \frac{\mu^T Y_0 + \mu_0}{\nu^T X_0} \qquad (3.1)$$

Sujeto a :

$$\frac{\mu^T Y_j + \mu_0}{\nu^T X_j} \leq 1 \quad j=1,..., n \qquad (3.2)$$

$$\frac{\mu^T}{\nu^T X_0} \geq \varepsilon \cdot 1 \qquad (3.3)$$

$$\frac{\nu^T}{\nu^T X_0} \geq \varepsilon \cdot 1 \qquad (3.4)$$

$$\mu_0 \quad \textit{Libre} \qquad (3.5)$$

En el modelo BCC orientado a las entradas en su forma de cociente, X_0 y Y_0 son los vectores que contienen los valores de las MD´s a ser evaluadas. X_0 contiene el valor de la MD a ser minimizada mientras que Y_0 el valor de la MD a ser maximizada, μ es un vector de multiplicadores para las unidades que serán maximizadas, ν es un vector de multiplicadores para las unidades que serán minimizadas, μ_0 es una variable escalar, n es el numero total de combinaciones en el análisis y ε es una constante con un valor de $1x10^{-6}$ [13].

En la ecuación 3.1 se muestra el objetivo del modelo BCC, el cual es encontrar los multiplicadores (ν, μ) que permitan maximizar la relación entre la suma de las salidas y una variable escalar con respecto a las entradas, esto para cada unidad en el análisis. Dicha relación deberá ser menor o igual a 1 para cada unidad, de acuerdo con lo expresado en la ecuación 3.2. Mientras que la relación entre los multiplicadores (3.3 y 3.4) deberá ser al menos igual a la constante ε. La variable escalar μ_0 puede tomar cualquier valor real (3.5).

En este trabajo de tesis se utilizará la versión de programación lineal de este modelo para lo cual el denominador de (3.1) se restringió a que sea igual a 1, (3.2) se multiplicó en ambos lados de la ecuación por el denominador del lado izquierdo, en

(3.3) y (3.4) ambos denominadores tomaron un valor igual a 1 y (3.5) fue descompuesta en la diferencia de dos variables no negativas [9]. La versión de programación lineal del modelo BCC orientado a la entrada se muestra enseguida:

$$\begin{aligned}
&\textit{Encontrar} \quad \nu, \mu, \mu_0^+, \mu_0^- \ \textit{para} \\
&\textit{Maximizar} \quad \mu^T Y_0 + (\mu_0^+ - \mu_0^-) && (3.6) \\
&\textit{Sujeto a}: \\
&\nu^T X_0 = 1 && (3.7) \\
&\mu^T Y_j - \nu^T X_j + \mu_0^+ - \mu_0^- \le 0 \quad j = 1,..., n && (3.8) \\
&-\mu^T \le -\varepsilon \cdot 1 && (3.9) \\
&-\nu^T \le -\varepsilon \cdot 1 \\
&-\mu_0^+, -\mu_0^- \le 0 && (3.10)
\end{aligned}$$

La orientación del modelo se refiere a la manera en que las unidades ineficientes pueden volverse eficientes, lo cual puede hacerse de dos maneras: (1) disminuyendo las entradas o (2) incrementando sus salidas. Cuando se calcula la eficiencia disminuyendo las entradas el modelo se denomina como orientado hacia la entrada; si el cálculo se realiza incrementando las salidas el modelo se denomina orientado hacia las salidas.

Dado el caso de que se desee minimizar o maximizar todas las MDs en el problema original, se aplicará a cada elemento de alguno de los vectores la transformación que se muestra a continuación en la ecuación 3.11 en donde $y_{\max}$ y $y_{\min}$ son el elemento de mayor y menor valor respectivamente en el vector, y y_i es el elemento actual a trasformar. Esta transformación resulta en valores de idéntica proporción pero de derivada contraria, manteniendo al mismo tiempo la positividad de los valores resultantes.

$$\boxed{y_i = (y_{\max} + y_{\min}) - y_i} \qquad (3.11)$$

3.1.2 Redes neuronales artificiales.

Como se comentó al principio de este capítulo en el caso de que los metamodelos obtenidos a través del ADE carezcan de calidad de aproximación se utilizarán RNAs para generar nuevos metamodelos. La calidad de aproximación de los metamodelos estará dada por el valor del R-sq. Este valor es idealmente de 100% para casos unireplicados. En este trabajo, se considera que un metamodelo es de calidad cuando tiene un valor de al menos aproximadamente 85% [1]. Las RNAs surgieron como una analogía de la neurona biológica. La RNA representada en la Figura 3.3, recibe un conjunto de señales entradas y las acumula hasta alcanzar un umbral, una vez alcanzado este umbral, lo transforma mediante la función de transferencia (generalmente una función no-lineal) y envía el resultado ponderado de acuerdo a los pesos de las conexiones hacia otras neuronas.

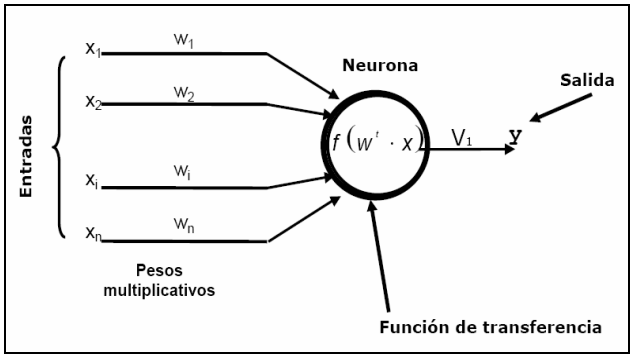

Figura 3.3. Neurona artificial.

En la actualidad, las RNA han mostrado ser un procedimiento efectivo de propósito general para el reconocimiento de patrones, clasificación, agrupamiento y predicción [4]. Existen diferentes tipos de RNAs dependiendo de la forma en que se interconectan las neuronas dentro de la RNA. La RNA que se utilizará en este caso de estudio es una RNA multicapa de avance entrenada por retropropagación con una neurona en la capa de salida.

De manera general, una RNA multicapa de avance (Feedforward) está compuesta de múltiples capas formadas por conjuntos de neuronas que poseen características similares. La primera capa se denomina capa de entrada y es donde se recibe la información externa. La última capa es conocida como capa de salida y es donde se

obtiene la solución final del problema que se esté tratando. La capa de entrada y la capa de salida están separadas por una o más capas denominadas capas ocultas, estas capas son las encargadas de brindarle flexibilidad a la RNA para aproximar relaciones complejas entre los datos.

Las neuronas en las capas adyacentes están completamente conectadas y estas conexiones son unidireccionales. Por ejemplo, en la Figura 3.4 se muestra una RNA multicapa de avance, que contiene tres capas: una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida. También se observan *Wij* y *Vji*. *Wij* representa la matriz que contiene los pesos de las conexiones entre la capa de entrada y la capa oculta. *Vji* representa la matriz que contiene los pesos de las conexiones entre la capa oculta y la capa de salida. La cantidad de neuronas en cada capa varía dependiendo de la aplicación.

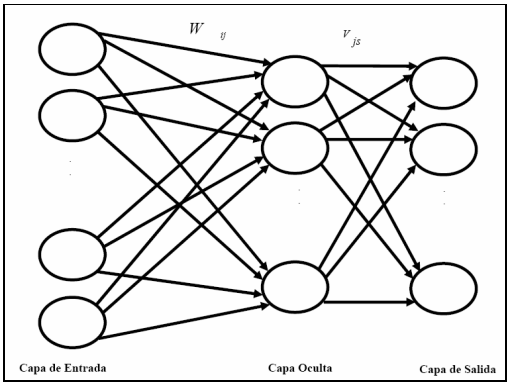

Figura 3.4. RNA multicapa de avance.

Antes de utilizar un modelo de RNA para que realice una tarea específica, éste necesita ser entrenado y validado. Básicamente el entrenamiento es el proceso de determinación de los pesos de las conexiones, elementos clave del modelo de RNA.

El conocimiento que adquiere la RNA durante el entrenamiento es reflejado en los pesos de las conexiones. Nótese que las neuronas transforman la información que reciben mediante la función de transferencia y la envían de manera ponderada de acuerdo a los pesos de las conexiones hacia las neuronas con las cuales tienen conexión.

Se dice que el entrenamiento es supervisado cuando para cada vector de entrada (conocido como patrón de entrenamiento) se conoce el valor deseado de la salida (denominado valor target). Los pesos de las conexiones se determinan durante el entrenamiento mediante un algoritmo que minimiza una medida del error de aproximación de la RNA. El entrenamiento por retropropagación, se reduce a minimizar la suma de errores cuadrados $\sum_i (y_i - y_i^*)^2$, donde y_i son las observaciones y y_i^* son las aproximaciones de la RNA [4].

En este caso de estudio se desea utilizar los datos obtenidos a través del diseño de experimentos para generar una red neuronal artificial cuando la regresión no resulte ser una buena aproximación. En este caso, los valores de los FCs serán utilizados en la capa de entrada de la red; se determinarán los valores de los pesos de las conexiones entre neuronas de tal forma que se minimice el error cuadrado entre el valor pronosticado en la capa de salida y el valor obtenido por la simulación para una misma MD utilizando los mismos valores de los FCs.

3.2 Desarrollo del método.

En la figura 3.2 se mostró la metodología propuesta para generar la ventana de proceso multicriterio y para este caso en particular se describe de la siguiente manera:

Se utilizará un diseño de experimentos factorial para generar datos estratégicamente y obtener los metamodelos. A partir de los datos iniciales se encontrarán los Puntos Eficientes Experimentales. Después se generarán los Puntos Potencialmente Eficientes (PPE) utilizando Combinaciones Lineales Convexas. Después se utilizará un modelo de optimización para encontrar los valores de los FCs necesarios para generarlos y posteriormente para encontrar el punto factible mas cercano al PPE bajo análisis. El modelo de optimización, que se explicará a detalle más adelante, será construido en base a los metamodelos. Una vez que se hayan encontrado los valores de los FCs estos puntos se graficarán y se tratará de formar agrupamientos para determinar zonas de eficiencia.

3.3 Experimentación.

Para el caso de estudio presente se diseñó un experimento factorial tomando como FCs la Temperatura del Polímero (TP) medida en grados Celsius y la Presión en la Maquina Inyectora (PMI) medida en Megapascales variando a 9 niveles cada uno obteniendo un total de 81 combinaciones experimentales. Los niveles de los FCs se muestran en la tabla 3.1. Para cada una de las combinaciones experimentales se corrió una simulación en el software MoldFlow. Las MDs fueron el TC medido en segundos y la MPM medida en Megapascales. El polímero utilizado en las simulaciones fue Petrothene GA584-000 fabricado por Millenium Petrochemical Inc. Las simulaciones se ejecutaron manteniendo la temperatura del molde con un valor de 30 grados Celsius

Presión de la máquina inyectora (Mpa)	Temperatura del polímero (°C)
64.44	189.44
118.88	193.89
173.32	198.33
227.76	202.78
282.20	207.22
336.64	211.67
391.08	216.11
445.52	220.56
500.00	225.00

Tabla 3.1. Niveles de los factores controlables.

En la figuras 3.1 y 3.2 se mostraron las gráficas de contorno obtenidas de cada respuesta. La grafica 3.1 indica que para generar valores bajos de Presión dentro del molde la TP debe mantenerse en valores altos, mientras que la grafica 3.2 indica que valores altos de TP generan valores altos de Tiempo de ciclo. En estas gráficas de contorno se observa que las respuestas de interés están en conflicto, pero para establecerlo con formalidad se decidió correr una prueba de correlación. La prueba de correlación obtuvo un valor p = 0.000 y un valor Pearson de -0.757 lo cual indica que existe una correlación lineal negativa a un nivel de significancia de 5%.

Una vez que se tuvieron los valores de las corridas experimentales se llevaron a cabo dos análisis de varianza, uno para MPM y otro para TC que se muestran en las tablas 3.2 y 3.3 respectivamente.

Término	Valor p
PMI	0.009
TP	0.000
PMI*PMI	0.381
TP*TP	0.015
PMI*TP	0.853

R-sq = 90.60%
R-sq (Adj) = 90.00%

Tabla 3.2. Análisis de varianza para presión dentro del molde.

En la tabla 3.2 se muestra que utilizando un valor alpha de 0.05, tanto la PMI en su término lineal, como la TP en sus términos lineal y cuadrático afecta significativamente a la MPM. Además se obtuvo un R-sq 90.6% y un R-sq (Adj.) del 90.0%. En general, un buen modelo de regresión presentará ambos coeficientes cercanos en valor el uno del otro.

Término	Valor p
PMI	0.911
TP	0.000
PMI*PMI	0.937
TP*TP	0.281
PMI*TP	0.882

R-sq = 59.80%
R-sq (Adj) = 57.40%

Tabla 3.3. Análisis de varianza para tiempo de ciclo.

La tabla 3.3 señala que únicamente la TP en su término lineal afecta significativamente al TC. Se obtuvo un R-sq de 59.8% y un R-sq (Adj.) de 57.4% lo cual refleja un mal ajuste a los datos, así como la inclusión de varios términos no significativos. Dado el mal ajuste del metamodelo de regresión, se utilizará entonces una red neuronal artificial para mejorar la calidad de aproximación. Un buen ajuste del metamodelo es importante ya que de éste dependerá también la fidelidad de la frontera eficiente encontrada al final. Ésto se discutirá mas adelante.

Una vez que se han ejecutado las corridas experimentales y se han generado valores de las dos MDs, el siguiente paso es encontrar los mejores compromisos. En la figura 3.5 se muestran una gráfica de dispersión de los valores de las MDs así como la frontera eficiente formada por los puntos que se muestran en la tabla 3.4. Estos puntos son los PEE, encontrados a través de la aplicación de AED. El eje "x" de la figura 3.5 se asocia con TC, mientras que el eje "y" con MPM. Los valores de las MDs se muestran en el apéndice 1.

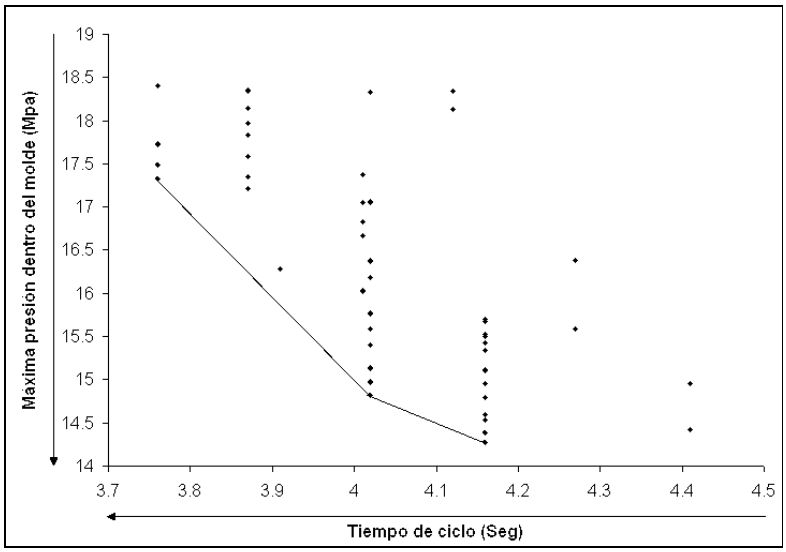

Figura 3.5. Frontera eficiente encontrada.

	Medidas de desempeño	
Id. Punto	Máxima presón dentro del molde (Mpa)	Tiempo de ciclo (Seg)
1	14.82	4.02
2	14.27	4.16
3	17.33	3.76

Tabla 3.4. Valores de las medidas de desempeño de los puntos eficientes experimentales.

Una vez que se encontraron los Puntos Eficientes Experimentales se generaron CLC entre cada par adyacente de puntos para obtener los Puntos Potencialmente Eficientes. Se generaron en total 100 PPE. 50 puntos entre los puntos 1 y el 2, y 50 puntos entre los puntos 1 y 3. Los valores de los puntos generados a través de las combinaciones lineales convexas se muestran en el apéndice 2 y se muestran graficados con círculos huecos en la figura 3.6.

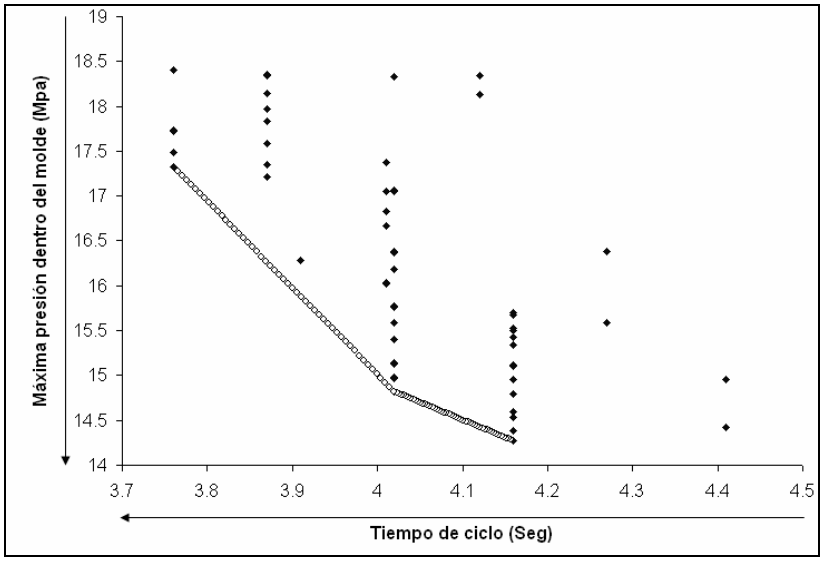

Figura 3.6. Combinaciones lineales convexas calculadas entre los puntos eficientes.

	Factores controlables	
Id. Punto	Presión en la máquina inyectora (Mpa)	Temperatura del polímero °C
1	391.08	211.67
2	391.08	225.00
3	500.00	193.89

Tabla 3.5. Valores de los factores controlables de los puntos eficientes experimentales.

De los PEE se conocen los valores de los FCs para generarlos. Éstos se muestran en la tabla 3.5. Sin embargo, los valores de los FCs necesarios para producir PPE son desconocidos. Con la intención de encontrar estos valores se utilizará el modelo de optimización 1, el cual se muestra a continuación:

$$\begin{aligned}
&\textit{Modelo de optimización } 1 \\
&\textit{Encontrar } : PMI, TP \\
&\textit{para Minimizar } : [\hat{M}PM(PMI, TP) - MPM^*]^2 \qquad (3.12) \\
&\textit{Sujeto a} : \\
&\hat{T}C(PMI, TP) = Tc^* \qquad (3.13) \\
&10 \le PMI \le 500 \qquad (3.14) \\
&185 \le TP \le 225 \qquad (3.15)
\end{aligned}$$

En el modelo de optimización que se muestra en la figura 3.8 se desea encontrar PMI y TP que representan el valor de presión en la máquina inyectora y la temperatura del polímero respectivamente. En la función objetivo (3.12) se indica

que se desea minimizar el error cuadrado entre $\hat{MPM}(PMI, TP)$ y MPM^* donde el primero representa el valor de MPM estimado por su respectivo metamodelo y el segundo representa el valor de MPM correspondiente a la combinación lineal convexa a evaluar. El problema de optimización está sujeto a tres restricciones. La primera (3.13) indica que $\hat{TC}(PMI, TP)$ debe ser igual a TC^* donde el primero representa el valor de TC estimado por su respectivo metamodelo y el segundo representa el valor de TC correspondiente a la combinación lineal convexa a evaluar. La restricciones (3.14) y (3.15) indican los rangos en los cuales es posible variar los factores controlables.

Como se mencionó anteriormente, el metamodelo de regresión para TC no fue muy bueno, así que se decidió utilizar una RNA para mejorarlo. El valor de R-sq obtenido por la RNA para TC fue de 84.66%, mejorando el 57.4% de la regresión lineal de segundo orden. La arquitectura de la RNA utilizada para TC constó de 2 neuronas en la capa de entrada, 7 neuronas en la capa oculta y una neurona en la capa de salida. Para tener consistencia en la metodología se decidió utilizar también una RNA como metamodelo para MPM, la cual obtuvo un R-sq de 93.1% mejorando el 90.6% de la regresión lineal de segundo orden. La RNA utilizada para MPM constó de 2 neuronas en la capa de entrada, 5 neuronas en la capa de oculta y 2 neuronas en la capa de salida.

Los datos utilizados para entrenar y validar las RNAs fueron escalados en un rango de -1 a 1 con la idea de no tener problema con el orden de magnitud de los FCs. Para entrenar y validar las RNAs se tomó el 80% y 20% de los datos experimentales respectivamente. Los datos se tomaron de manera aleatoria. Los conjuntos de validación y entrenamiento se muestran en el apéndice 3.

Para resolver el problema de optimización presentado se utilizó el MS Solver incluído en MS Excel. También las RNAs se crearon utilizando Excel por lo que no fue necesario adquirir un software especializado en RNAs. Es importante indicar, sin embargo, que Excel maneja un optimizador local. Esto implica que se debe ejecutar el optimizador empezando desde diferentes puntos iniciales y de las respuestas generadas tomar la mejor. Se espera que la solución a la que se llegue sea una

solución óptima local muy competitiva. Se decidió utilizar MS Excel por su conveniente disponibilidad en la industria.

Como una manera estratégica de obtener múltiples lugares de comienzo se decidió utilizar un diseño compuesto central (DCC) junto con nueve puntos generados aleatoriamente dentro de un rango de -1 a 1 ya que las RNAs trabajan mejor con valores en esta escala. Los puntos utilizados se muestran en la tabla 3.6.

Pmi	Tp
-1.0000	0.0000
0.0000	0.0000
1.0000	0.0000
0.0000	-1.0000
0.0000	1.0000
-0.7072	-0.7072
-0.7072	0.7072
0.7072	-0.7072
0.7072	0.7072
0.7958	0.6847
-0.0472	-0.8005
-0.6381	0.4592
-0.6442	-0.0279
0.4514	-0.4273
-0.4308	-0.9294
-0.7433	-0.8029
0.5588	-0.1600
-0.3020	0.6940

Tabla 3.6. Puntos utilizados para múltiples comienzos.

3.4 Resultados obtenidos.

La figura 3.7 muestra esquemáticamente el proceso inicial de generación de regiones eficientes. En esta figura se observan en círculos huecos los puntos potencialmente eficientes (PPE) y en círculos negros un conjunto de datos generados a partir de combinaciones aleatorias de los FCs y evaluados usando los metamodelos con la intención de mostrar el área de factibilidad. Los datos se muestran en una escala entre -1 y 1. Lo que se hizo a través del modelo de optimización fue encontrar los valores de los FCs para generar los PPE, sin embargo en este caso se puede notar que la mayoría de los puntos no son factibles. En la misma gráfica se observa cómo un conjunto de los PPE están dentro de factibilidad sin embargo se puede notar que en realidad tales soluciones no son eficientes. Más adelante se mostrará el modelo de optimización utilizado para ajustar los PPE a la frontera eficiente real.

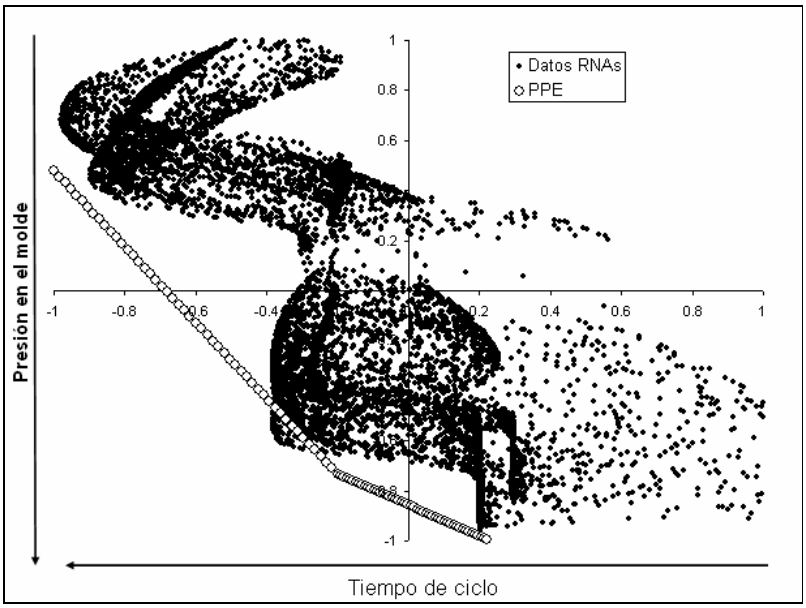

Figura 3.7. PPE y área de factibilidad

En la figura 3.8 se muestra los resultados obtenidos con el modelo de optimización 1. En esta gráfica se puede observar como en algunas zonas de la frontera eficiente real no fueron ajustados PPE. Tomando ésto en cuenta se decidió utilizar un segundo modelo de optimización para comparar resultados. En el apéndice 4 se muestran los valores de los puntos ajustados a la frontera eficiente real por el modelo de optimización 1 además de los valores de los FCs para obtenerlos.

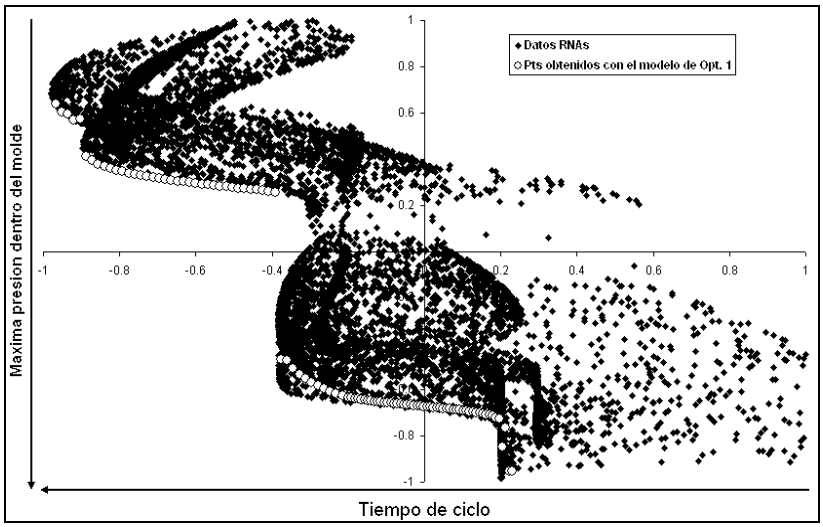

Figura 3.8. PPE ajustados a factibilidad por el modelo de optimización 1.

Enseguida se muestra el modelo de optimización 2 en el cual los valores de tiempo de ciclo se encuentran en la función objetivo (3.16) y los valores de máxima presión dentro del molde ahora están en la restricción (3.17).

$$\begin{aligned}
&\textit{Modelo de optimización 2}\\
&\textit{Encontrar} : PMI, TP\\
&\textit{para Minimizar} : [\hat{TC}(PMI, TP) - TC^*]^2 \qquad (3.16)\\
&\textit{Sujeto a}:\\
&\hat{MPM}(PMI, TP) = MPM^* \qquad (3.17)\\
&10 \le PMI \le 500 \qquad (3.18)\\
&185 \le TP \le 225 \qquad (3.19)
\end{aligned}$$

En la figura 3.9 se muestran los resultados obtenidos por el segundo modelo de optimización.

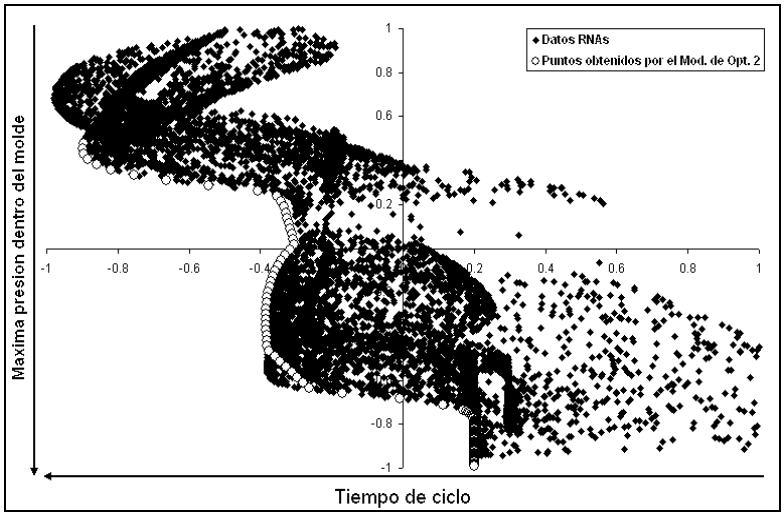

Figura 3.9. PPE ajustados a factibilidad por el modelo de optimización 2.

En esta figura se puede observar que los puntos encontrados se encuentran mejor dispersos sobre la frontera eficiente real. Por esta razón y en este caso se decidió seguir manejando el modelo de optimización 2. Sin embargo algunos puntos ajustados son factibles más no eficientes, como en el problema anterior. Únicamente para estos puntos se utilizó el modelo de optimización 3 que se muestra enseguida.

Modelo de optimización 3

Encontrar : PMI, TP

para Minimizar : $\hat{TC}(PMI, TP)$ (3.20)

Sujeto a :

$\hat{MPM}(PMI, TP) = MPM\ *$ (3.21)

$10 \leq PMI \leq 500$ (3.22)

$185 \leq TP \leq 225$ (3.23)

En el modelo de optimización 3 se desea minimizar el valor predicho por la RNA para TC (3.20) manteniendo el valor de MPM igual al valor obtenido en la combinación lineal convexa (3.21). Los datos finalmente ajustados se grafican en la figura 3.10. Los valores de las MDs y de los FCs se muestran en el apéndice 5.

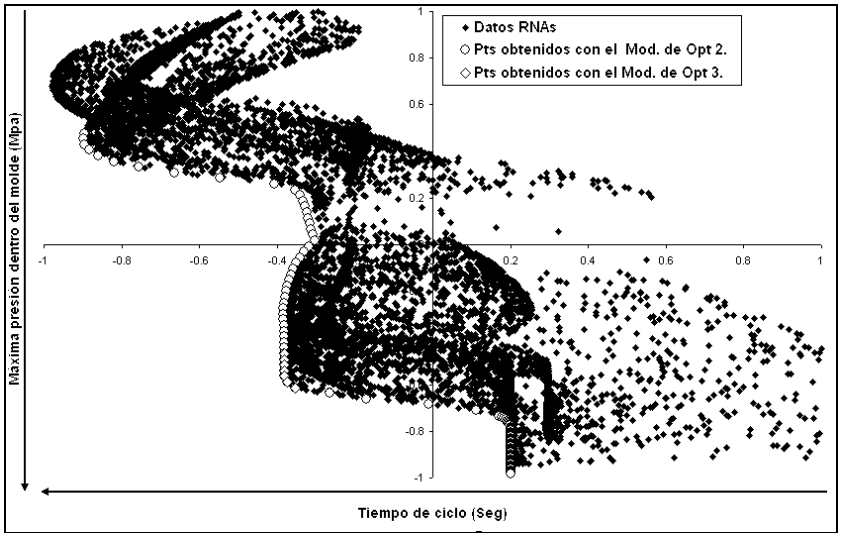

Figura 3.10. PPE ajustados a factibilidad por los modelos 2 y 3.

Una vez que se cuenta con los PPE ajustados a la frontera eficiente real también se conocen los valores de los factores controlables para obtenerlos. Éstos se muestran en la figura 3.11. En esta figura se observan los agrupamientos de datos obtenidos para generar la frontera eficiente. Los agrupamientos y la frontera eficiente se han graficado de tal forma que sea posible identificar la correspondencia entre ambos.

Cabe mencionar que durante el desarrollo de la ventana de proceso multicriterio se generó también un modelo de optimización en el cual se indicó en la función objetivo minimizar la suma de los errores cuadrados entre los valores predichos por los metamodelos para las 2 MDs y los valores de la CLC a evaluar. Sin embargo las

soluciones eficientes obtenidas no se separaban mucho, lo cual es deseable para tener una mejor caracterización de la frontera eficiente.

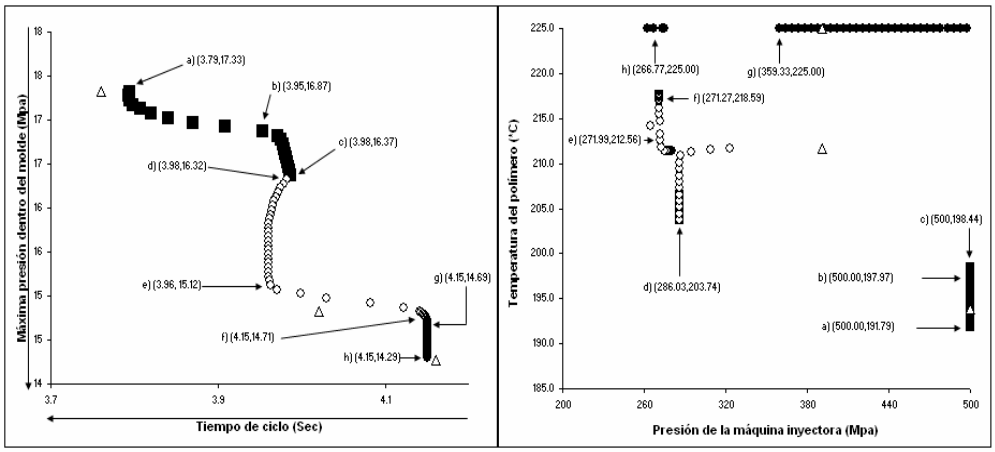

Figura 3.11. Valores de los factores controlables para obtener los PPE ajustados a factibilidad y eficiencia.

En la misma figura también se pueden observar los valores correspondientes a los PEE que están representados con triángulos huecos. Como se puede apreciar dos de estos triángulos se encuentran dentro de agrupamientos generados por el método propuesto. Dos fuentes de variación pudieron contribuir a que algún punto experimentalmente eficiente no se encuentre en los agrupamientos resultantes: (i) la imperfecta aproximación de las RNAs para las MDs y (ii) la falta de certidumbre de optimalidad global de las soluciones obtenidas a través de los problemas de optimización. Los resultados se aprecian, sin embargo, bastante competitivos para el método a pesar de estas limitantes. Para garantizar este comportamiento en otras instancias se buscará mantener una buena aproximación de los metamodelos.

Como herramienta final se desea presentar al tomador de decisiones una gráfica similar a la gráfica 3.11 en la cual se pueden visualizar los puntos que conforman la frontera eficiente real y los valores de los FCs para generarlos. Además se agregan algunas etiquetas que muestran los valores que están tomando las MDs para visualizar de mejor manera los compromisos entre éstas.

3.5 Aplicación del método a un caso práctico

En este segundo ejemplo se aplica la metodología anteriormente descrita a una parte que será moldeada por inyección. La pieza bajo análisis fue creada y utilizada anteriormente en [14] y se muestra en la figura 3.17. Tal pieza representa una placa rectangular cuyas dimensiones son 12 cm. x 6 cm. x 0.3 cm. Para esta pieza se desea encontrar una ventana de proceso bajo dos criterios a minimizar que se saben en conflicto: (1) el encogimiento total de la pieza y (2) tiempo de ciclo. El encogimiento total de la pieza está representado por la suma del encogimiento de los cuatro lados de la misma {AB,BC,CD,DA} y se desea minimizar con la idea de que el producto final se mantenga dentro de las especificaciones de diseño. Por otro lado, el tiempo de ciclo también se desea minimizar para poder producir más piezas. Los factores controlables fueron Temperatura del polímero (TP) medida en grados Celsius y Máxima presión de empacado (MPE) medida en Megapascales. Se decidió variar a tres niveles cada factor dando un total de nueve corridas experimentales. Las simulaciones se ejecutaron en el software Moldflow Plastics Insight 6.0 [12] manteniendo una temperatura del molde de 20 grados Celsius. El polímero utilizado fue Dow chemical USA LDPE 4012 = low density polyethylene. Los resultados de las corridas experimentales se muestran en la tabla 3.7.

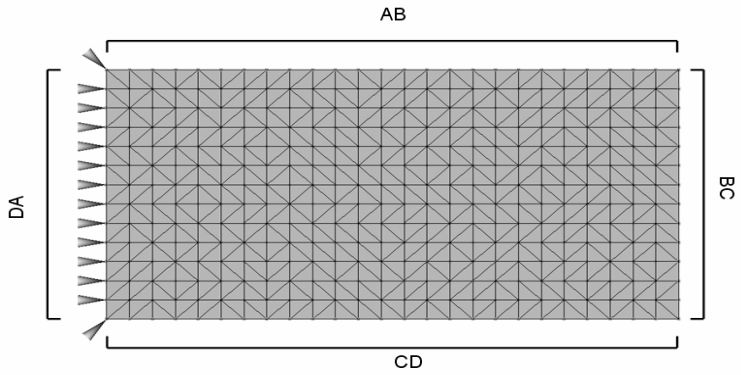

Figura 3.17. Pieza utilizada para el ejemplo de validación.

Id. Punto	TP (°C)	MPE (MPa)	Encogimiento total (mm)	Tiempo de ciclo (Seg)
1	180	20	3.059	14.44
2	180	40	2.851	14.44
3	180	60	2.6204	14.44
4	230	20	2.7399	16.43
5	230	40	2.6089	16.43
6	230	60	2.4584	16.43
7	280	20	2.4509	17.68
8	280	40	2.3612	17.68
9	280	60	2.2664	17.68

Tabla 3.7. Tabla de resultados de las corridas experimentales.

Los datos que arrojó el experimento fueron después utilizados para un ANOVA, así como la creación de metamodelos de regresión. Las tablas ANOVA para encogimiento total y tiempo de ciclo se muestran en las tablas 3.8 y 3.9 respectivamente.

Término	Valor p
TP	0.000
MPE	0.000
TP*TP	0.909
MPE*MPE	0.367
TP*MPE	0.001

R-sq = 99.9%
R-aq (Adj) = 99.8%

Tabla 3.8. Anova para encogimiento total de la pieza.

A partir del ANOVA para encogimiento total podemos concluir que TP, MPE y la interacción entre ambos afectan significativamente a esta medida de desempeño. El metamodelo resultante tuvo un R-sq (Adj.) con valor de 99.8%, lo cual es muy alto.

Término	Valor p
TP	*
MPE	*
TP*TP	*
MPE*MPE	*
TP*MPE	*

R-sq = 100.0%
R-aq (Adj) = 100.0%

Tabla 3.9. Anova para Tiempo de ciclo.

Para tiempo de ciclo, el metamodelo alcanzó un ajuste perfecto (R-Sq y R-Sq (Adj.) de 100%) a los datos experimentales, por lo que no hubo error alguno que permitiera llevar a cabo el ANOVA. Las gráficas de contorno de ambas MDs se muestran en las figuras 3.18 y 3.19.

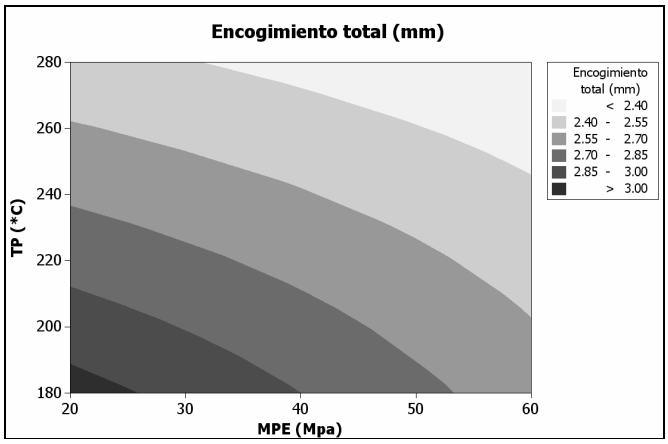

Figura 3.18. Gráfica de contorno para encogimiento total de la pieza.

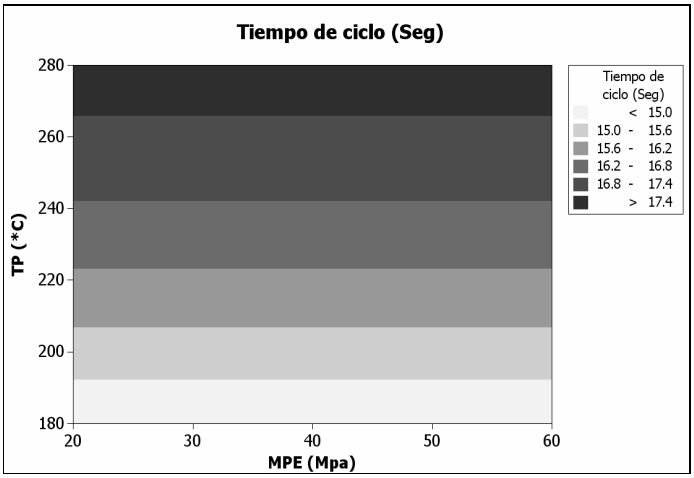

Figura 3.19. Gráfica de contorno para Tiempo de ciclo.

Con la ayuda de las gráficas de contorno es posible visualizar el compromiso existente entre ambas MDs, ya que para minimizar Encogimiento total hay que colocar la TP en valores altos mientras que para minimizar Tiempo de ciclo hay que colocar la TP en valores bajos.

Posteriormente, con la técnica de AED se encontró la frontera eficiente, mostrada en la figura 3.20, formada por los valores de las MDs de los puntos 3 y 9 de la tabla 3.7

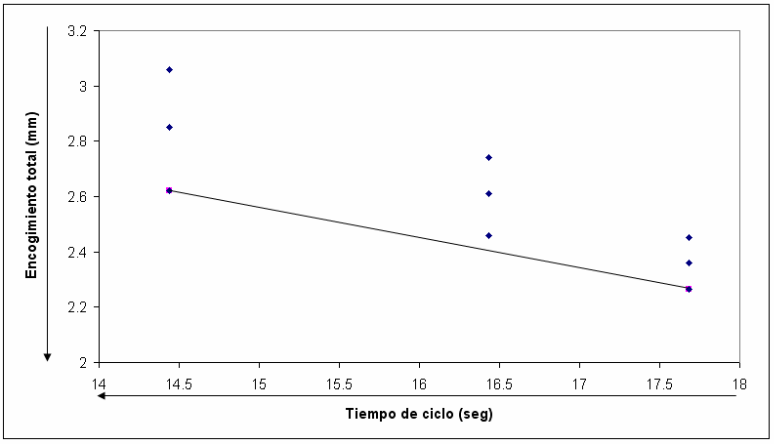

Figura 3.20. Frontera eficiente encontrada en el ejemplo de validación.

Una vez localizada la frontera eficiente se procedió a generar los PPE a través de CLCs. También se generó, con ayuda los metamodelos, el área de factibilidad para poder visualizar la frontera eficiente real. Todo lo anterior se muestra en la figura 3.21.

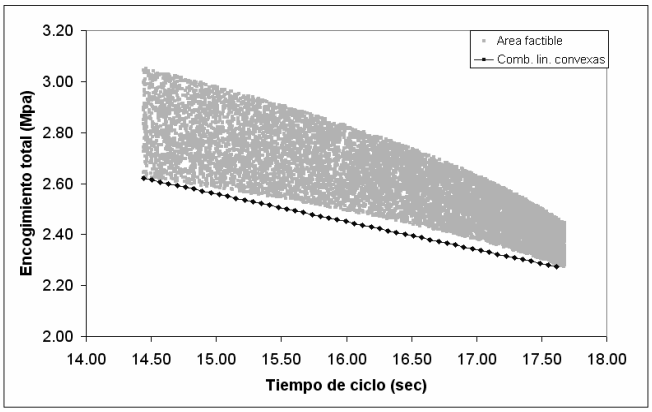

Figura 3.21. Área factible y combinaciones lineales convexas entre los PEE.

Con la idea de ajustar los PPE a la frontera eficiente real se utilizó el modelo de optimización 4. En este modelo de optimización se desea encontrar TP y PME de tal forma que la función objetivo (3.24) sea minimizada. La función objetivo representa el error cuadrado entre $\hat{T}C(PME,TP)$ y $TC*$ donde el primero representa el valor de Tiempo de ciclo calculado por su respectivo metamodelo y el segundo representa el valor de tiempo de ciclo correspondiente a la CLC a evaluar. El problema de optimización esta sujeto a tres restricciones. (3.25) indica que $\hat{E}T(PME,TP)$ debe ser igual a $ET*$, donde el primero representa el valor de Encogimiento total de la pieza calculado por su respectivo metamodelo y el segundo representa el valor de encogimiento total de la pieza correspondiente a la CLC a evaluar. La restricciones (3.26) y (3.27) indican los rangos en los cuales es posible variar los factores controlables.

$$\begin{aligned}
&\textit{Modelo de optimización } 4 \\
&\textit{Encontrar } : PME, TP \\
&\textit{para Minimizar } : [\hat{T}C(PME,TP) - TC*]^2 \qquad (3.24) \\
&\textit{Sujeto a} : \\
&\hat{E}T(PME,TP) = ET* \qquad (3.25) \\
&180 \le TP \le 280 \qquad (3.26) \\
&20 \le MPE \le 60 \qquad (3.27)
\end{aligned}$$

Cada CLC fue sometida al proceso de optimización descrito previamente utilizando los valores de la tabla 3.6 para ejecutar múltiples lugares de comienzo. En la figura 3.22 se muestran los PPE ajustados a la frontera eficiente real.

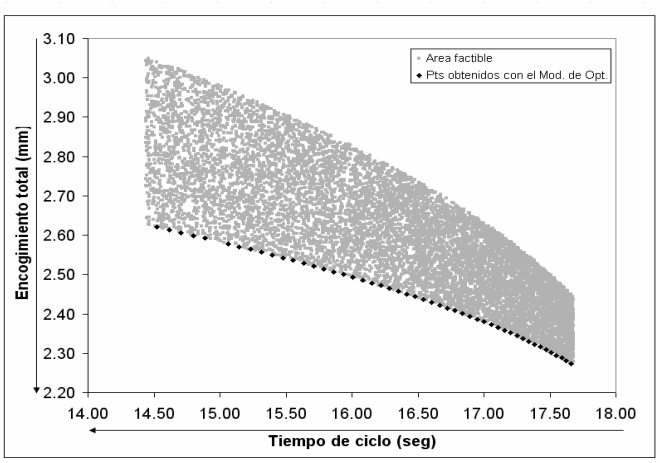

Figura 3.22. PPE ajustados a la frontera eficiente real.

En el apéndice 6 se muestran los valores de las 50 CLC generadas, los valores ajustados a la frontera eficiente real por el modelo de optimización y los valores de los FCs para generarlos. Las gráficas de la herramienta final se muestran en la figura 3.23.

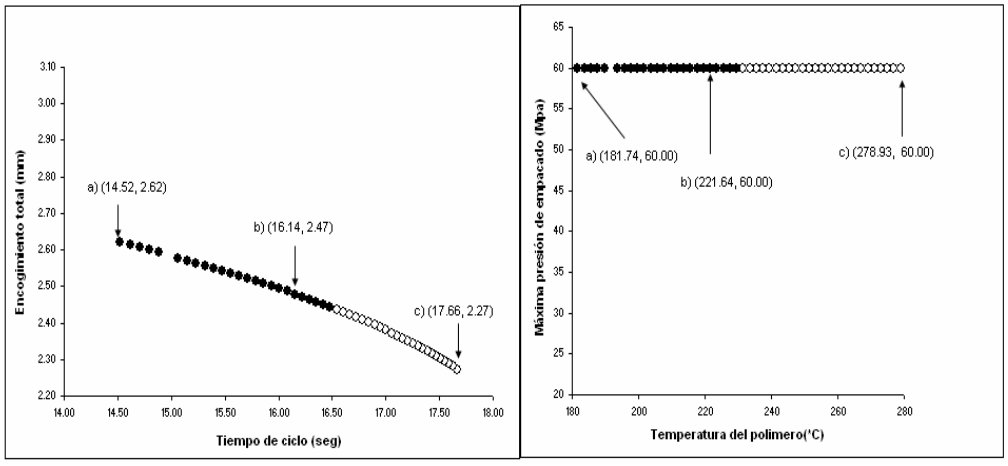

Figura 3.23. Herramienta final para el ejemplo de validación.

Como herramienta final para el caso práctico se presenta la gráfica 3.23 en la cual se pueden visualizar los puntos que conforman la frontera eficiente real y los valores de los FCs para generarlos. Además se agregan algunas etiquetas que muestran los

valores que están tomando las MDs para visualizar de mejor manera los compromisos entre éstas. Los agrupamientos y la frontera eficiente se han graficado de tal forma que sea posible identificar la correspondencia entre ambos.

Para validar la herramienta final se decidió tomar 11 puntos con valores de FCs generados con el modelo de optimización y se ejecutó una simulación con cada uno de ellos para comparar los valores obtenidos con los valores estimados por el mismo modelo de optimización. Dichos valores se muestran en la tabla 3.11.

Valores predicho por el modelo de optimizacion				Valores obtenidos por las simulaciones	
Factores controlables		Medidas de desempeño		Medidas de desempeño	
Temp. Pol. (°C)	Max.Presion de Emp. (Mpa)	Pred.Tiempo de ciclo (seg)	Pred.Encogimiento Tot. (mm)	Tiempo de ciclo (seg)	Encogimiento total (mm)
278.93	60.00	17.66	2.27	17.68	2.28
271.07	60.00	17.51	2.30	17.43	2.30
261.22	60.00	17.30	2.34	17.18	2.35
251.36	60.00	17.05	2.37	16.93	2.39
241.47	60.00	16.78	2.41	16.68	2.43
231.57	60.00	16.48	2.44	16.43	2.46
221.64	60.00	16.15	2.48	16.18	2.50
211.70	60.00	15.79	2.51	15.68	2.53
201.73	60.00	15.40	2.55	15.43	2.56
193.74	60.00	15.06	2.58	14.93	2.58
181.74	60.00	14.52	2.62	14.44	2.62

Tabla 3.11. Valores de comparación.

En la figura 3.27 se grafican con cuadros los valores estimados por el modelo de optimización y con triángulos los valores de las medidas de desempeño obtenidas con las simulaciones. En esta figura podemos observar que, si bien los valores estimados no fueron exactos, estuvieron muy cercanos de los valores simulados y que estos últimos además estuvieron sobre la frontera eficiente real o muy cercanos a ella.

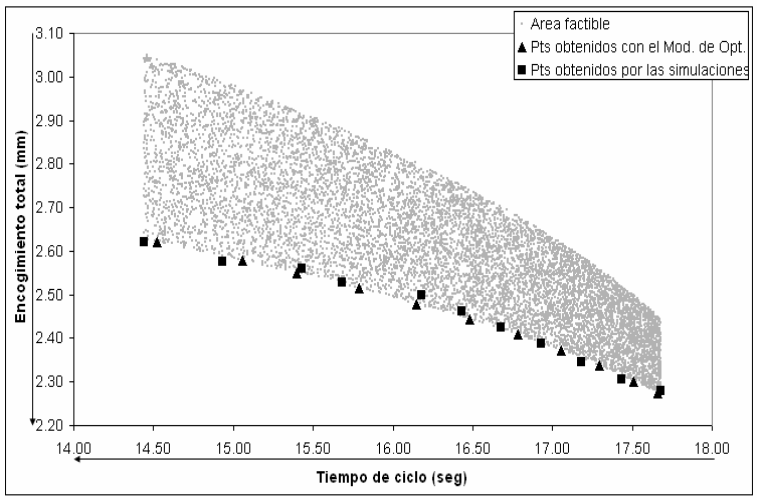

Figura 3.27. Gráfica de Puntos estimados y puntos obtenidos por las simulaciones.

3.5 Conclusiones y trabajo futuro.

En este capítulo se presentó el desarrollo de una metodología en técnicas de Análisis y Diseño de Experimentos y técnicas de optimización para caracterizar una ventana de proceso multicriterio. El desarrollo se llevó a cabo a través de un caso para el proceso de moldeo por inyección utilizando el simulador de flujo de polímeros MOLDFLOW para experimentación.

La herramienta final consta de dos gráficas. En una de las gráficas se muestran las soluciones eficientes y en otra se muestran los valores necesarios de los factores controlables para generarlas. Además se agregan algunas etiquetas que muestran los valores que están tomando las MDs para visualizar de mejor manera los compromisos entre éstas. Los agrupamientos y la frontera eficiente se han graficado de tal forma que sea posible identificar la correspondencia entre ambos.

Los modelos de optimización utilizados en la metodología dependen altamente de la calidad de los metamodelos generados. En el primer caso se mostró que al no obtener una regresión de calidad para pronosticar Tiempo de ciclo fue posible generar una red neuronal artificial para sustituirla.

Para validar la metodología se presentó un caso práctico en el cual se ejecutó un experimento del tipo factorial 3^2 donde los factores controlables fueron Temperatura

del polímero y Máxima presión de empacado y las medidas de desempeño en conflicto a ser minimizadas fueron el Tiempo de ciclo y el Encogimiento total de la pieza. En este caso se puede decir que se tenían condiciones ideales, ya que únicamente con 9 combinaciones experimentales se pudieron generar dos metamodelos de calidad. Una vez que se generaron los resultados con el modelo de optimización 11 de estos puntos estimados se compararon contra simulaciones. Se pudo comprobar que los valores estimados estuvieron muy cercanos de los valores simulados y que estos últimos además estuvieron sobre la frontera eficiente real o muy cercanos a ella.

La principal propiedad con la que cuenta la herramienta final es la capacidad de encontrar agrupamientos de datos que generan soluciones eficientes, de esta forma es posible atacar la variabilidad del proceso de manufactura.

La novedad del método no es la de valorar resultados de experimentos con múltiples medidas de desempeño, sino más bien es la de generar mas soluciones eficientes a partir de las encontradas con AED y con la ayuda de modelos estadísticos y de optimización encontrar los valores de los FCs para generar una frontera eficiente real.

En la metodología de solución no se involucran preferencias del tomador de decisiones. Las etiquetas en las gráficas de la herramienta final se colocaron con la idea de mostrar los cambios en los valores de las MDs de cada compromiso y de esta forma auxiliar al tomador de decisiones.

Como trabajo futuro se planea utilizar esta metodología para un caso donde se requiera generar una ventana de proceso para más de dos medidas de desempeño lo cual no es difícil de en encontrar en la realidad [9].

Capítulo 4

Modelo de confiabilidad para bulbos automotrices

4.1 Antecedentes del caso

Para las compañías resulta deseable que sus productos cumplan con un estándar de confiabilidad para mantener a sus clientes y para que en un futuro no se vean afectados por demandas ó costosas "recolecciones" (*recalls*) [15]. A tenor con lo anterior se decidió llevar a cabo un estudio de confiabilidad en una lámpara, fabricada en una compañía fabricante de lámparas automotrices en Monterrey, que se sospechaba era afectada por un fenómeno denominado mortalidad infantil (MI). MI es definida como la existencia de una alta probabilidad de falla en un lapso de tiempo corto.

La compañía cuenta con equipos de medición de caída de corriente y corriente promedio por lo que se buscó correlacionar estas dos medidas con la vida útil del bulbo a niveles de operación común. Lo anterior se hizo con la idea de seguir utilizando el equipo existente que, vale la pena mencionar, no fue diseñado para detectar MI.

La idea principal del procedimiento desarrollado consiste en elaborar un modelo de predicción de fallas en términos de tiempo de operación del bulbo. Para ello se utilizarán técnicas de análisis de datos de la disciplina diseño de experimentos así como técnicas propias de la teoría de confiabilidad. Básicamente, estas herramientas son análisis de superficie de respuesta, pruebas de correlación, construcción de gráficas de distribución acumulada e histogramas.

Como se explicó anteriormente, el bulbo es un sistema no reparable, esto es, una vez que falla se remplaza. Potencialmente, entonces los tiempos de falla de una población de bulbos podrían seguir una distribución del tipo Weibull o lognormal

[7]. A partir de estas distribuciones se puede caracterizar todo el ciclo de vida del producto, con alta probabilidad de que el mismo siga una distribución de tasa de falla tipo “curva de bañera” [6]. Este tipo de distribución se muestra en la figura 4.1.

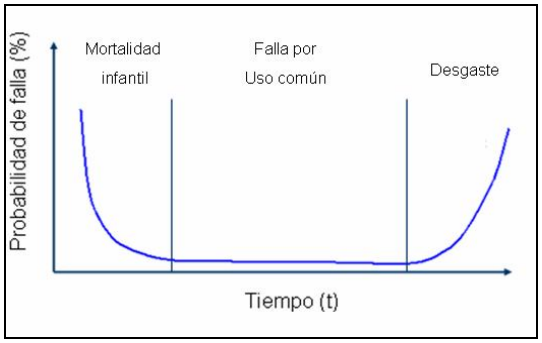

Figura 4.1. Distribución curva de bañera.

La primera sección de la curva de bañera muestra la probabilidad de que ocurran fallas en una etapa temprana de vida y representa el fenómeno de MI, estas fallas se atribuyen por lo general a errores de manufactura ó diseño. La segunda sección representa la probabilidad de falla por uso común del dispositivo. La tercera sección de la curva es la probabilidad de falla por obsolescencia o vejez.

En las ecuaciones 4.1 y 4.2 se muestran las fórmulas de la función de distribución de probabilidad y de la función de probabilidad acumulada ambas del tipo Weibull, donde α representa el parámetro de escala y β representa el parámetro de forma.

$$f(t)=\frac{\beta}{t}\left(\frac{t}{\alpha}\right)^{\beta} e^{-\left(\frac{t}{\alpha}\right)^{\beta}} \qquad (4.1)$$

$$F(t)=1-e^{-\left(\frac{t}{\alpha}\right)^{\beta}} \qquad (4.2)$$

En las figuras 4.2 y 4.3 se muestran algunos ejemplos de gráficas de la función de distribución de probabilidad y de la función de tasa de falla respectivamente.

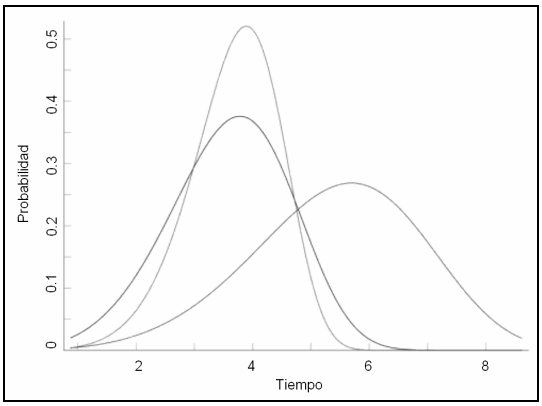

Figura 4.2. Ejemplos de formas de la distribución de probabilidad Weibull [6].

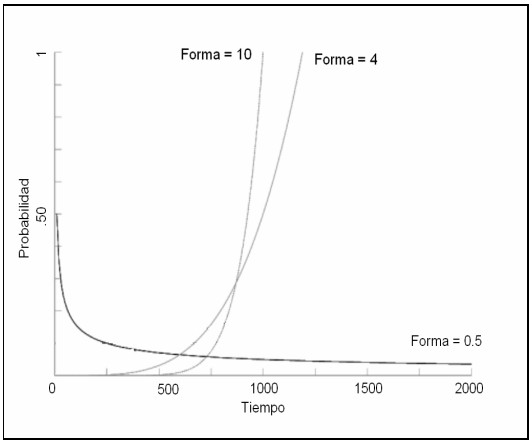

Figura 4.3. Ejemplos de la distribución de tasa de falla de distribución Weibull [6].

En las ecuaciones 4.3 y 4.4 se muestran las fórmulas de la función de distribución de probabilidad y de la función de probabilidad acumulada ambas para la distribución del tipo Lognormal con dos parámetros, donde σ representa el parámetro de forma y μ representa el valor de la media.

$$f(t)=\frac{1}{\sigma t\sqrt{2\pi}}e^{-\left(\frac{1}{2\sigma^2}\right)(\ln t-\ln \mu)^2} \qquad (4.3)$$

$$F(t)=\int_0^t \frac{1}{\sigma t\sqrt{2\pi}}e^{-\left(\frac{1}{2\sigma^2}\right)(\ln t-\ln \mu)^2} \qquad (4.4)$$

En las figuras 4.4 y 4.5 se muestran algunos ejemplos de gráficas de la función de distribución de probabilidad y de la función de tasa de falla respectivamente de la distribución lognormal.

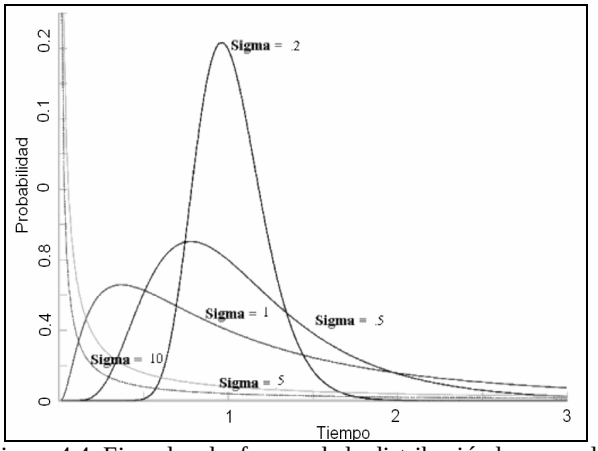

Figura 4.4. Ejemplos de formas de la distribución lognormal.

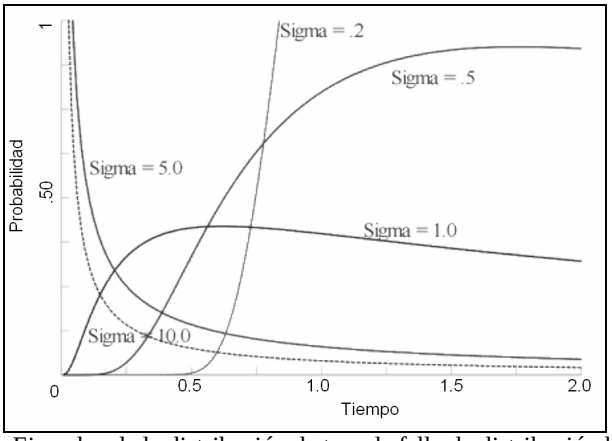

Figura 4.5. Ejemplos de la distribución de tasa de falla de distribución lognormal.

La pieza sobre la cual se corren las pruebas eléctricas, en este caso, consta de 5 bulbos montados sobre dos líneas de cobre que forman un circuito eléctrico en paralelo, colocado a presión en una pieza termoplástica llamada sujetador de bulbos (bulbholder). Cada bulbo está diseñado para funcionar a un voltaje de 12 volts y tiene un consumo de corriente de 0.36 miliamperes. La pieza se puede observar en la figura 4.6.

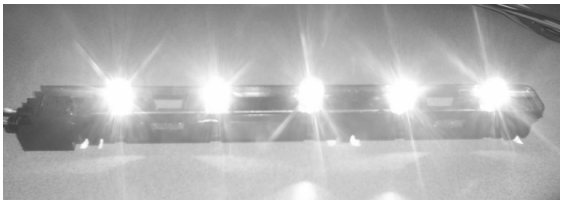
Figura 4.6. Pieza sobre la cual se corren las pruebas.

La prueba de caída de corriente se utiliza para la detección del fenómeno conocido como "*Air Lamp*." [16], este fenómeno se presenta cuando existe alguna microfisura en el bulbo. La microfisura provoca que se introduzca oxigeno al bulbo y reaccione con el filamento energizado. De esta manera se desgasta el filamento hasta el rompimiento. Para detectar esta falla el probador eléctrico toma una muestra de corriente, en miliamperes, cada 100 milésimas de segundo durante un lapso de 2 segundos para, con estos datos, calcular la pendiente. El valor de la pendiente debe estar entre -2.8 y -1.35 para que la pieza sea aceptada [17].

La prueba de corriente promedio se utiliza para la detección de fallas en los bulbos, ya sea porque estén fundidos o simplemente porque no se encuentren colocados en el probador. De manera similar al proceso anterior, el probador eléctrico toma una muestra de corriente en miliamperes cada 100 milésimas de segundo durante 2 segundos. Con estos datos se calcula la corriente promedio [17]. El valor de la corriente promedio debe estar entre 1.5 y 1.9 amperes para que la pieza sea aceptada.

La situación problemática aquí es que en algunos casos las pruebas de caída de corriente y de corriente promedio, por su diseño, no se usan para detectar si algún lote de bulbos podría presentar MI. De hecho, si los bulbos son embarcados a los clientes y presentan MI, esto es que fallan en los primeros 30 días, el costo de recolección y de reemplazo corre por cuenta de la compañía.

4.2 Desarrollo del método.

Para abordar el problema de MI se planteó construir la función de distribución de tiempo de falla de los bulbos e intentar correlacionar la vida útil del bulbo con el valor de la pendiente o con el valor de la corriente promedio, esto con la intención de seguir utilizando el equipo existente. Para esto se necesitó obtener valores de tiempo de falla de los bulbos. A pesar de que el proveedor reportó los datos de sus últimos experimentos, se generaron datos con los bulbos que ya se encontraban en la planta para detectar si existía alguna diferencia entre los datos reportados y los datos que experimentales generados en el estudio.

Los pasos generales propuestos para este estudio se muestran en la figura 4.7. En el primer paso se desean llevar a cabo diseños experimentales y ejecutarlos para obtener datos acerca de los tiempos de falla de los bulbos. Los datos serían después analizados y comparados con los reportes del proveedor. Los experimentos fueron diseñados basados en [18] donde se encontraron dos pruebas: la prueba de vida acelerada (PVA) y la prueba de vida de laboratorio (PVL). En [18] se encontró que es posible correlacionar linealmente las pruebas de durabilidad. Al analizar los datos se determinaría la correlación estadística entre la vida útil del bulbo y los valores de pendiente y corriente promedio obtenidos previamente en el probador eléctrico. Posteriormente se buscaría construir la función de distribución de tiempo de falla y de esta manera determinar cómo se comporta la población de bulbos en cuanto a su vida útil. El modelo de predicción de fallas estaría compuesto por los modelos de correlación entre vida útil y los valores de las pruebas eléctricas y del modelo de correlación entre las pruebas de vida acelerada y de vida de laboratorio. Finalmente se ejecutarían pruebas de validación.

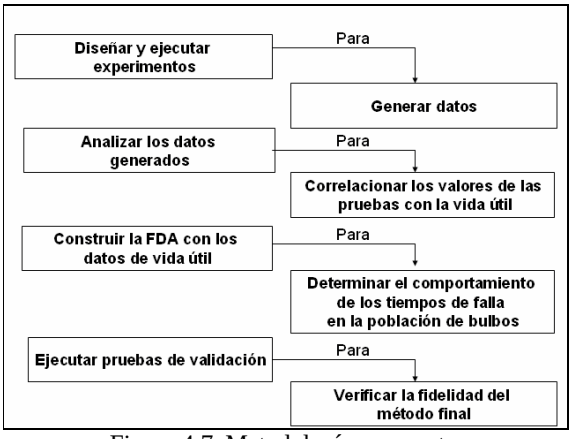

Figura 4.7. Metodología propuesta.

A continuación, se presenta la metodología, en todos sus componentes, ilustrada en la Figura. 4.7.

4.3 Experimentación.

El ADE se utilizó en este caso, como se explicó en la sección anterior, para generar datos y para preparar el análisis posterior.

De acuerdo con la norma SAE/USCAR3 [18], PVL es necesario contar con un "*rack*" su equivalente sobre el cual se puedan montar los bulbos firmemente con el filamento paralelo al piso. Se requiere, además, un contacto eléctrico confiable con el bulbo y una fuente de poder capaz de proveer continuamente el voltaje para el cual fueron diseñados los bulbos. También es requisito de esta norma seleccionar aleatoriamente 10 bulbos de un mismo lote.

Las diez muestras se energizaron al voltaje de diseño en un cuarto bajo temperatura ambiente. Como "*rack*" fue posible utilizar el sujetador de bulbos que se utilizan en la pieza final. En cuanto a las fuentes de poder no fue posible conseguir las fuentes que suministraran exactamente el voltaje necesario para las pruebas (12 volts para la PVL y 18 volts para la PVA), sin embargo con el fin de demostrar los pasos propuestos se decidió utilizar las fuentes que se tenían disponibles en la planta. Para la PVL se utilizó un fuente capaz de suministrar 13.8 volts a 10 amperes. Dos sujetadores con 5 bulbos se conectaron en un circuito en paralelo a esta fuente.

En la PVL, las muestras estuvieron encendidas 23 ½ horas y apagadas ½ hora cada día. Las muestras se estuvieron monitoreando a diario para registrar el tiempo de falla de cada bulbo, definido como el último tiempo registrado en que se observó el bulbo iluminado.

Los tiempos de falla obtenidos se utilizaron para generar una función de probabilidad. Para generar el modelo de regresión entre las pruebas fue necesario recolectar en ambos experimentos los tiempos en los que presentaron falla el 10%, 50% y 70% de la población respectivamente los cuales se representan como $B_{10}, B_{50}\, y\, B_{70}$. Antes de correr las pruebas todos los bulbos seleccionados fueron etiquetados y después evaluados individualmente en el probador eléctrico registrando los datos de pendiente y corriente promedio. En la figura 4.8 se muestra un ejemplo de una gráfica con valores de corriente vs tiempo. Se muestran el valor de pendiente y de corriente promedio de un conjunto de datos.

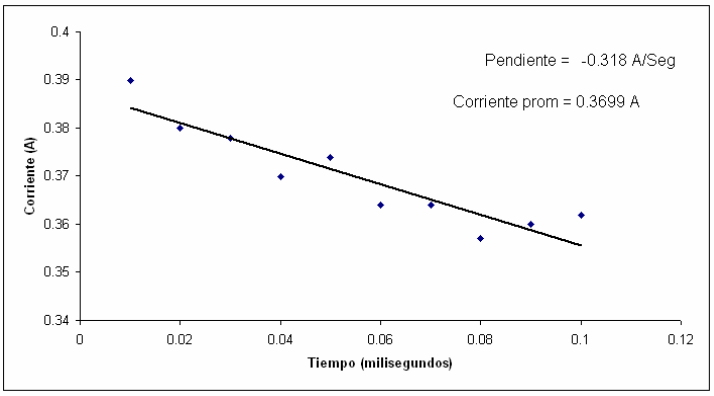

Figura 4.8. Ejemplo de Pendiente

Los valores de pendiente, corriente promedio y vida útil de los bulbos utilizados en la PVL se muestran en la tabla 4.1. Según los datos facilitados por el proveedor (en una prueba similar) donde 220 bulbos fueron energizados a un voltaje de 13.5volts, el 3% y 63% de la población presentaron falla a las 785 y 1828 horas, estos datos se tomaron como parámetros de comparación.

Id.Bulbo	Corriente promedio (A)	Pendiente(mA/Seg)	vida util (Hrs)
1	0.362	-0.617	1574.50
2	0.363	-0.001	1527.50
3	0.361	-0.611	1762.50
4	0.354	-0.598	1621.50
5	0.348	-0.323	2162.00
6	0.359	-0.198	1598.00
7	0.354	-0.640	1997.50
8	0.357	-0.272	1809.50
9	0.365	-0.415	1786.00
10	0.367	-0.341	1927.00

Tabla 4.1. Valores de Corriente promedio, pendiente y vida útil de los bulbos de la PVL.

Para ejecutar la PVA, de acuerdo a la norma [18] es necesario tener las mismas condiciones de montaje que la PVL para poder proveer continuamente a los bulbos un voltaje del 150 % del valor del voltaje de diseño. Se requiere de una selección aleatoria de 20 bulbos de un mismo lote. Estas muestras se energizaron al voltaje forzado ya mencionado en un cuarto bajo temperatura ambiente.

Para la PVA se consiguió una fuente capaz de suministrar 21.9 volts a 4.8 amperes. Teóricamente es posible conectar a esta fuente 13 bulbos en paralelo sin embargo al momento de desenergizar los bulbos y después volverlos a energizar éstos no

encendían probablemente debido a que se requería de un amperaje muy cercano al máximo del que podía suministrar la fuente. Este problema desapareció cuando se coloco sólo un sujetador con 5 bulbos. Dado que el tiempo de falla presentado por los bulbos en la PVA fue relativamente corto se decidió ejecutar un total de 8 réplicas o sea 40 bulbos. El análisis de estos experimentos se muestra en la siguiente sección. Los valores de pendiente, corriente promedio y vida útil de los bulbos utilizados en la PVA se muestran en la tabla 4.2.

Bulbo	Corriente promedio (A)	Pendiente(mA/Seg)	Vida util(Min)
1	0.363	-0.533	173
2	0.361	-0.621	165
3	0.360	-0.461	171
4	0.359	-0.274	188
5	0.362	-0.253	202
6	0.363	-0.128	148
7	0.362	-0.664	128
8	0.370	-0.589	115
9	0.366	-0.374	85
10	0.363	-0.599	195
11	0.360	-0.310	230
12	0.357	-0.732	160
13	0.363	-0.090	165
14	0.363	0.001	115
15	0.364	-0.410	155
16	0.361	-0.488	180
17	0.369	-0.310	120
18	0.365	-0.264	131
19	0.361	-0.383	135
20	0.362	-0.179	220

Bulbo	Corriente promedio (A)	Pendiente(mA/Seg)	Vida util(Min)
21	0.366	-0.638	120
22	0.357	-0.592	130
23	0.361	0.000	139
24	0.358	-0.524	135
25	0.360	-0.549	127
26	0.361	-0.553	225
27	0.359	-0.025	230
28	0.366	-0.638	140
29	0.362	-0.416	195
30	0.368	-0.111	148
31	0.361	0.000	190
32	0.364	-0.174	230
33	0.362	-0.665	130
34	0.366	-0.537	155
35	0.360	-0.612	200
36	0.365	-0.342	145
37	0.362	-0.527	195
38	0.361	-0.632	205
39	0.366	-0.281	125
40	0.366	-0.652	115

Tabla 4.2. Valores de Corriente promedio, pendiente y vida útil de los bulbos de la PVA.

4.4 Resultados obtenidos.

Con los resultados de ambas pruebas se pudieron generar regresiones de segundo orden para llevar a cabo un Análisis de varianza (ANOVA) con ayuda de Minitab. Los resultados del ANOVA obtenida para vida útil en el caso de la PVL se muestran en la tabla 4.3.

Con la interpretación explicada en el capitulo 3 acerca de la tabla ANOVA se puede concluir que ninguno de los factores, corriente promedio y pendiente, afecta significativamente a la vida útil de laboratorio. El coeficiente de determinación, R-sq, en esta prueba fue de 71.3% y el valor ajustado, R-sq (Adj.), fue del 35.3%. Este último coeficiente se ve penalizado por incluir términos no significativos en el modelo.

Término	Valor P
Corriente Prom.	0.156
Pendiente	0.697
Corriente Prom^2	0.155
Pendiente^2	0.440
Interacción	0.718

Tabla 4.3. Anova obtenida para vida útil de laboratorio.

En la prueba de correlación entre vida útil y corriente promedio se obtuvo un valor p de 0.175, lo que significa que no existe una correlación entre vida útil y corriente promedio a un nivel de significancia alfa de 5%. Para la prueba de correlación entre vida útil y pendiente se obtuvo un valor p de 0.634 que indica que no existe correlación alguna al mismo nivel alpha.

Los resultados del ANOVA para vida útil en el caso de la PVA se muestran a continuación en la tabla 4.4. De este análisis se puede concluir que únicamente la corriente promedio afecta significativamente a la vida útil acelerada, además se obtuvo un R-sq de 31.2% y un R-sq (Adj.) del 21.1%.

Término	Valor P
Corriente Prom.	0.001
Pendiente	0.437
Corriente Prom^2	0.232
Pendiente^2	0.269
Interacción	0.346

Tabla 4.4. Anova obtenida para vida útil acelerada.

Cabe mencionar que el R-sq no puede alcanzar un valor de 100% ya que tenemos réplicas en las mediciones. Un cálculo del máximo R-sq al que se puede aspirar arroja una cota superior de 46.43% [1]. Se decidió generar un modelo de regresión lineal de primer orden únicamente incluyendo el valor de corriente promedio dados los resultados de la ANOVA. El ajuste de la regresión se muestra gráficamente en la figura 4.9. El modelo de regresión obtenido fue $Vida\ Útil\ acelerada = 2110 - 5375x_1$, donde x_1 representa el valor de corriente promedio en amperes. La aproximación correspondió a valores de R-sq de 18.5% y R-sq (Adj.) del 16.3%. Lo anterior indica que con la regresión lineal es posible explicar aproximadamente el 40 % de la variabilidad de los datos, lo cual es un valor bajo sin embargo se demostró con el valor p obtenido con el ANOVA que la correlación lineal es fuerte.

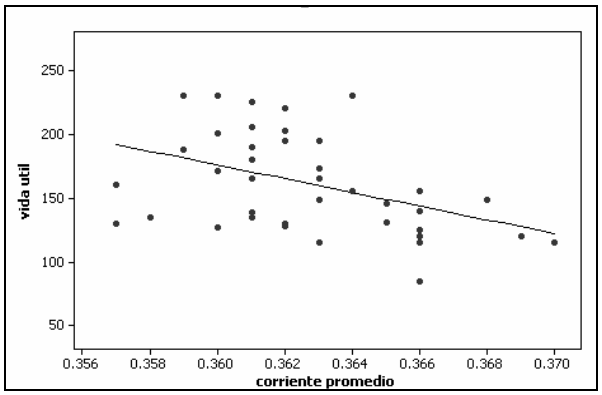

Figura 4.9. Gráfica de línea de ajuste de vida útil acelerada utilizando corriente promedio como regresor.

En la prueba de correlación entre vida útil acelerada y corriente promedio se obtuvo un valor p de 0.006 lo que significa que sí existe una correlación entre vida útil y corriente promedio a un valor alfa de 5%. La prueba de correlación entre vida útil y pendiente arrojó un valor p de 0.290, lo cual indica que no existe una correlación lineal. Estos resultados refuerzan las conclusiones que obtuvimos de la ANOVA, así como la justificación para haber obtenido una regresión solamente con el término lineal de un solo factor.

Dados los tiempos de falla se decidió la construcción de histogramas y gráficas de función de distribución acumulada para ambas pruebas.

En la figura 4.10 se muestra el histograma de tiempo de falla [7] para la PVL. Los datos acusaron una distribución Weibull con valores de 9.317 y 1867 para los parámetros de Forma y de escala (4.2). Para llegar a esta conclusión se utilizo una prueba de bondad de ajuste manejando un valor alpha del 10%. En un principio se utilizó un valor alpha del 5%, valor con el que la prueba fue reprobada. Sin embargo se obtuvo una valor p muy cerca de 0.05 por lo cual fue cómodo utilizar un valor alpha del 10%. Cabe mencionar que los tiempos de falla de la PVL también se ajustaron a una distribución tipo Lognormal.

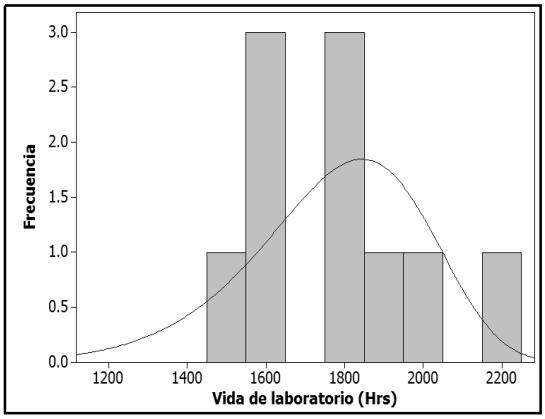

Figura 4.10. Histograma de tiempo de falla de la PVL.

La figura 4.11 muestra la gráfica de probabilidad acumulada para los tiempos de falla de la PVL.

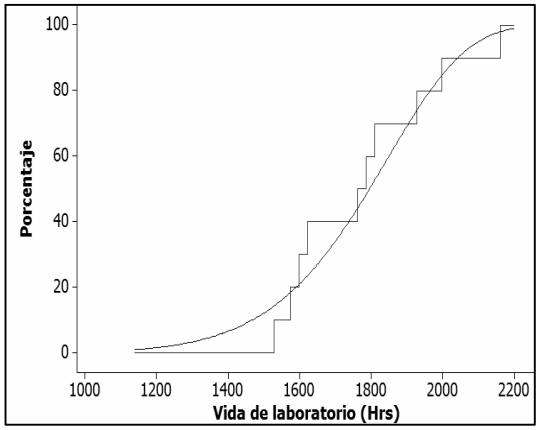

Figura 4.11. Gráfica de probabilidad acumulada de tiempo de falla de la PVL.

La figura 4.12 muestra el histograma de tiempo de falla para la PVA. Los datos acusaron una distribución Weibull con valores de 4.666 y 176.6 en los parámetros de de forma y de escala. La figura 4.13 se muestra la gráfica de probabilidad acumulada asociada a este caso. Para llegar a esta conclusión se utilizó una prueba de bondad de ajuste manejando un valor alfa del 10%. Al igual que los tiempos de falla de la PVL, los tiempos de falla de la PVA también se ajustaron a una distribución tipo Lognormal.

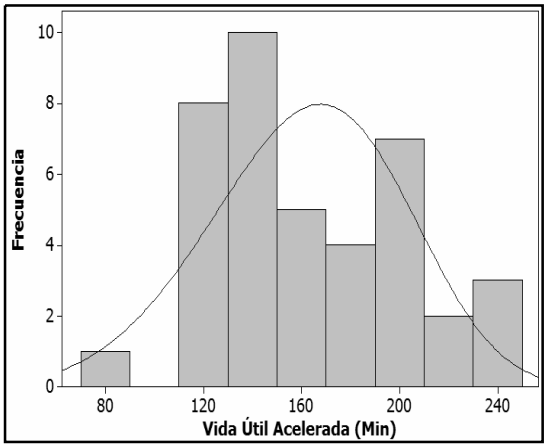

Figura 4.12. Histograma de tiempo de falla de la PVA.

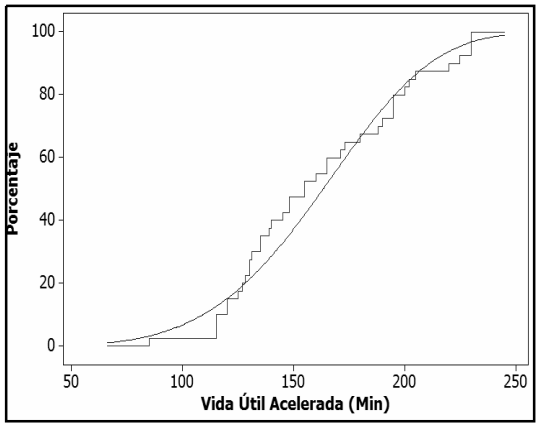

Figura 4.13. Gráfica de distribución de tiempo de falla de la PVA.

La gráfica de probabilidad acumulada se utilizará en este caso para detectar la posibilidad de MI de acuerdo con la forma que tome la curva de la distribución. En la figura 4.14 se muestra un ejemplo de una gráfica de probabilidad acumulada en la que se presenta MI. En esta gráfica se puede observar que la probabilidad de falla tiende a aumentar muy rápidamente en un lapso de tiempo corto. En las gráficas 4.11 y 4.13 se puede observar que la probabilidad de falla no aumenta de forma acelerada con respecto al tiempo, por lo que la probabilidad de tener MI es baja. Además en [6], [7] y [8] se encontró que se considerara que existe MI en un grupo de datos de tiempo de falla que siguen una distribución tipo Weibull con valor en el parámetro de forma < 1. Por lo tanto se puede descartar la existencia de MI en los bulbos analizados en los dos experimentos. La compañía anfitriona mencionó responder con garantías a aquellos bulbos que fallaran en los primeros 30 días (720 horas) de uso. Utilizando la ecuación 4.2 y los valores de los parámetros de la distribución

encontrados para la PVL se calculó que la probabilidad de falla a las 720 horas es de 0.0001.

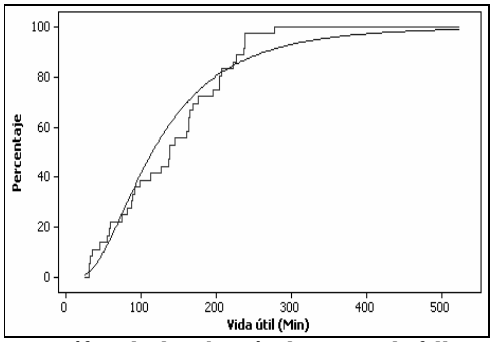

Figura 4.14. Gráfica de distribución de tiempo de falla que muestra MI.

En la tabla 4.5 se muestran los percentiles utilizados para construir el modelo de regresión entre ambas pruebas.

Percentil (%)	Vida útil acelerada (Min)	Vida útil de laboratorio (Hrs)
10	115	1527.50
20	127	1574.50
30	131	1598.00
40	140	1621.50
50	155	1762.50
60	165	1786.00
70	188	1809.50
80	195	1927.00
90	220	1997.50
100	230	2162.00

Tabla 4.5. Percentiles utilizados para generar el modelo de correlación entre las pruebas de durabilidad.

El modelo de regresión generado fue

$Vida\ util\ de\ laboratori\ o = 5.0209\ w + 940.11$ donde w representa el valor de vida acelerada. El modelo se muestra en la figura 4.15 y obtuvo un R-sq de 96.01% lo cual indica una buena correlación lineal.

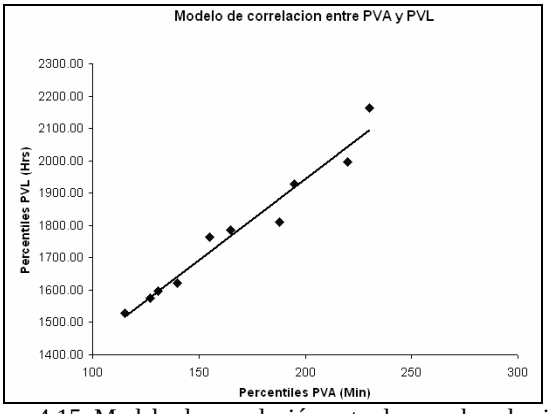

Figura 4.15. Modelo de correlación entre las pruebas de vida.

Para validar los resultados obtenidos se decidió tomar 30 bulbos y obtener sus valores de corriente promedio, los cuales se muestran en la tabla 4.6 . Utilizando los modelos de regresión se obtuvieron los valores estimados de vida acelerada y de vida de laboratorio. Después ejecutando las pruebas experimentales se obtuvieron los valores de vida acelerada real. Los valores estimados y de las pruebas experimentales se muestran en la tabla 4.6.

Id. Bulbo	Corriente prom.	Vida Ace.Est. (min)	Vida Ace.Real (min)	vida de laboratorio Est. (hrs)
1	0.359	180.38	235.00	1845.75
2	0.358	185.75	245.00	1872.74
3	0.369	126.63	140.00	1575.88
4	0.372	110.50	135.00	1494.92
5	0.363	158.88	175.00	1737.81
6	0.359	180.38	195.00	1845.75
7	0.362	164.25	210.00	1764.79
8	0.36	175.00	220.00	1818.77
9	0.365	148.13	130.00	1683.83
10	0.366	142.75	123.00	1656.84
11	0.364	153.50	190.00	1710.82
12	0.366	142.75	165.00	1656.84
13	0.365	148.13	225.00	1683.83
14	0.37	121.25	120.00	1548.89
15	0.365	148.13	195.00	1683.83
16	0.367	137.38	140.00	1629.86
17	0.362	164.25	145.00	1764.79
18	0.363	158.88	169.00	1737.81
19	0.365	148.13	160.00	1683.83
20	0.368	132.00	105.00	1602.87
21	0.359	180.38	110.00	1845.75
22	0.365	148.13	101.00	1683.83
23	0.362	164.25	130.00	1764.79
24	0.356	196.50	200.00	1926.72
25	0.366	142.75	110.00	1656.84
26	0.366	142.75	160.00	1656.84
27	0.359	180.38	215.00	1845.75
28	0.364	153.50	125.00	1710.82
29	0.368	132.00	150.00	1602.87
30	0.362	164.25	135.00	1764.79

Tabla 4.6. Valores experimentales y estimados de la prueba de validación.

Del análisis estadístico de los datos de vida acelerada real se pudo determinar nuevamente que la corriente promedio es un factor que afecta significativamente a la vida útil acelerada ya que obtuvo un valor p de 0.001 en su prueba de correlación. Dicha correlación se puede percibir en la figura 4.16 donde se grafica Vida acelerada real vs. Corriente promedio.

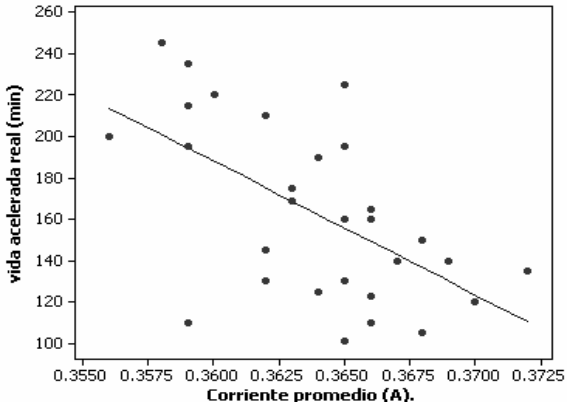

Figura 4.16. Gráfica de línea de ajuste de vida útil acelerada real utilizando corriente promedio como regresor.

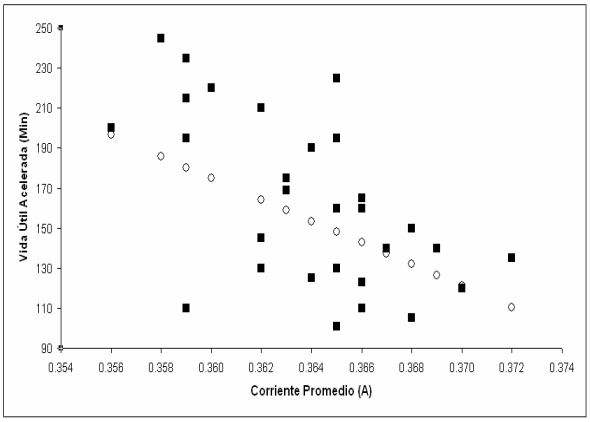

Figura 4.17. Gráfica de comparación entre los valores estimados y los valores reales para la prueba de validación.

En la figura 4.17 se muestran los valores obtenidos en la prueba de validación. Las esferas huecas representan los valores estimados de vida acelerada y los cuadrados los valores reales de vida acelerada. En esta gráfica se nota la tendencia a disminuir de la vida útil acelerada al incrementar el valor de la corriente promedio. El valor de R-sq entre los valores reales y los estimados fue de 28.2%, con una cota superior de 44.6%. El valor de la cota superior es muy similar al calculado para la primera prueba acelerada.

4.4 Conclusiones y trabajo futuro.

Sobre la PVL podemos concluir que no se encontró correlación alguna entre la vida útil de laboratorio y los valores de pendiente y corriente promedio. Sobre la PVA podemos concluir que existe una correlación entre el valor corriente promedio y vida útil acelerada. A través de pruebas de bondad de ajuste se encontró que los tiempos de falla de las pruebas de durabilidad seguían distribuciones de tipo Weibull con

parámetros de forma con valor > 1, por lo cual se descartó la existencia de MI. Además se encontró que la probabilidad de falla en un lapso de 30 días (720 horas) es de 0.0001, este valor representa que un bulbo de entre 10,000 fallará en un lapso de 30 días. También fue posible construir un buen modelo de regresión entre ambas pruebas de durabilidad.

Si bien no se utilizaron las fuentes de voltaje indicadas en [18] se pudo establecer una correlación lineal entre los datos de las pruebas de durabilidad como lo indicaba el estándar y de esta manera mostrar como funciona la metodología. Aun así se recomendará a la empresa anfitriona llevar a cabo nuevamente las pruebas con las fuentes de poder que suministren el voltaje sugerido en el estándar y aumentando la cantidad de muestras para la PVL. Lo anterior con el objetivo de generar nuevamente los dos modelos de regresión: (1) para predecir valores de vida útil acelerada utilizando valores de corriente promedio y (2) para predecir valores de vida útil de laboratorio utilizando valores de vida útil acelerada.

Una vez que se generaren los nuevos modelos de regresión, se sugiere a la compañía anfitriona seguir el esquema mostrado en la figura 4.18 en el momento en que el probador eléctrico acuse valores altos de corriente promedio. Se propone tomar una cantidad de bulbos digamos 40, clasificarlos y registrar sus valores de corriente promedio. Después se utilizará el modelo de regresión entre vida útil acelerada y corriente promedio para obtener un estimado de los valores de vida útil acelerada. Después con los valores estimados de vida útil acelerada y el modelo de regresión entre las pruebas de durabilidad se obtendrán los valores estimados de vida útil de laboratorio. Además con los valores estimados de vida útil de laboratorio se construirá una gráfica de probabilidad acumulada para detectar MI.

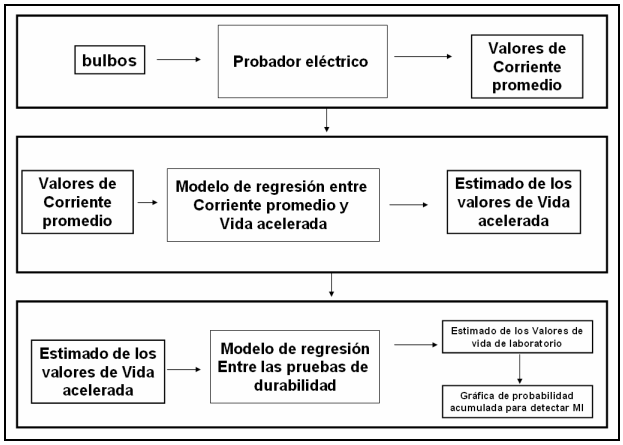

Figura 4.18. Método final.

Esta metodología ayudará a la empresa manufacturera a generar evidencia para responder a posibles demandas de garantías de sus clientes, es decir ahora tendrá una manera de conocer si el comportamiento de la vida útil de los bulbos es similar que la mostrada por el proveedor. Si esto no sucede así, entonces es probable que la distribución de la vida útil de los bulbos haya cambiado en algún punto desde que el bulbo sale del almacén del proveedor hasta el momento que es transportado a la celda de ensamblado.

La prueba de vida acelerada puede ser ejecutada en un tiempo relativamente corto, sin embargo podría ser remplazada por el modelo de correlación como una manera alternativa de generar los tiempos de falla para el caso en que no se tenga el suficiente tiempo para correr la PVA.

Capítulo 5

Conclusiones generales, contribución y trabajo futuro.

En esta tesis se presentaron dos aplicaciones ingenieriles en las cuales dentro de su metodología de solución se utilizaron técnicas de Análisis y diseño de experimentos.

En el primer caso fue desarrollada una metodología para generar una ventana de proceso multicriterio. Un diseño experimental factorial fue utilizado para generar datos de manera planeada para después generar metamodelos a través y llevar a cabo análisis de varianza. Además, al utilizar múltiples lugares de comienzo en los modelos de optimización, un diseño compuesto central fue incluido como una manera estratégica para localizar una mejor solución.

En el segundo caso se desarrolló una metodología con la cual es posible determinar la existencia de mortalidad infantil en bulbos automotrices. En este caso se diseñaron experimentos basados en la norma SAE para generar datos de tiempo de vida útil. Además se utilizaron herramientas del análisis y diseño de experimentos como el análisis de superficie de respuesta y pruebas estadísticas de correlación.

La contribución obtenida con el desarrollo de la primer metodología es la de establecer dentro de la literatura de manufactura el concepto de ventana de proceso multicriterio en la cual, a diferencia de otras estrategias, se muestra una variedad de soluciones eficientes sobre una frontera eficiente real. Estas opciones son obtenidas partir de puntos eficientes experimentales iniciales. Para el segundo caso se desarrolló una estrategia para determinar la probabilidad de tiempo de falla en periodos cortos de tiempo para bulbos automotrices. Esta estrategia fue propuesta a una empresa de la localidad que no contaba con una herramienta de este tipo. Todo el desarrollo se hizo alrededor de equipo disponible en la planta. También fue desarrollado un modelo de regresión entre vida útil acelerada del bulbo y corriente promedio que no se ha encontrado en la literatura.

Con estos dos casos, donde se demuestra la utilidad del análisis y diseño de experimentos, y con esto se trata de incidir en la adopción de este conjunto de técnicas dentro de la ingeniería en la industria local.

Como trabajo futuro como ya se mencionó para el primer caso se desea utilizar la metodología para tratar al menos tres medidas de desempeño además de un caso real. Mientras que para el segundo caso se desea hacer un seguimiento de los experimentos manejando los voltajes establecidos en [18].

Además de el desarrollo de una metodología mas general basada en el diseño de experimentos para la solución de casos en la industria.

Referencias bibliograficas.

[1] **Montgomery (1996)**, "Design and Analysis of Experiments", 4th Edition, John Wiley & Sons, New York.

[2] **Urbano-Vázquez M, Cabrera-Ríos M**, "Comparación de los diseños experimentales "Factorial" y "Compuesto Central" para la predicción de líneas de costura en el flujo de polímero dentro del moldeo por inyección", CIINDET 2006.

[3] **Urbano-Vázquez M, Cabrera-Ríos M**, "Metodología para la toma de decisiones en la vida diaria bajo dos criterios cuantificables", Revista Ingenierías, 8(29):27-33,2005.

[4] **Salazar M.A**., "Pronóstico de demanda por medio de Redes Neuronales Artificiales (RNAs) en la industria de telecomunicaciones", Tesis de Maestría, Universidad Autónoma de Nuevo León, 2005.

[5] **Escobar L, Villa E, Yañez** S, "Confiabilidad, Historia, Estado del Arte y Desafios futuros", Revista Dyna, 70(140), 5-21, 2003 .

[6] **Engineering statistics handbook**, section 8 Realiability, http://www.itl.nist.gov/div898/handbook/, Diciembre 2006.

[7**]** **Forrest W. Brey Fogle III** (2003) , "Wiley, Implementing six sigma, smarter solutions using statistical methods", Hoboken New Jersey.

[8] **Duarte** J. "Mantenimiento centrado en confiabilidad usando métodos de simulación del ciclo de vida", Reliability World Latin America 2006.

[9] **Castro C.E., Cabrera – Ríos, M.,Lilly, B., Castro J.M.,M** , "Identifying the best compromises between multiples performance measure in injection molding (IM) using Data Envelopment Analysis (DEA)", Journal of Integrated Design & Process Science, 7, 77-87, 2003.

[10] **Cabrera-Ríos, M. , Castro, J.M. y Mount-Campbell**, **C.A.** "Multiple Quality Criteria Optimization In Reactive In-Mold Coating With A Data Envelopment Analysis Approach II: A Case With More Than Three Performance Measures", Journal of Polymer Engineering, 4(24), 435-450 2004.

[11] **Cabrera-Ríos, M. y Castro, J.M.**, "The Balance between Durability, Reliability, and Affordability in Structural Composites Manufacturing**,** aceptado para publicación en Journal of Polymer Composites", 2006.

[12] **MOLDFLOW**

[13] Charnes A., Cooper W., Lewin A., Seiford L. (2006) “Data Envelopment Analisis Theory Methodology and Applications ”, 6th Edition, Kluwer Academic Publishers.

[14] **Mulyana R.**, “Design of experiments and Data envelopment analysis based optimization in injection molding”, Tesis de Maestría, Ohio State University 2006.

[15] CNN Internacional http://edition.cnn.com/2007/autos/02/26/vw_recall/index.html, Febrero 2007.

[16] **S. Lynn**, **C** “A new Light source test Concept: current decay”, Osram Sylvania Inc. 1999.

[17] **Hedesa s.a de c.v**, “Manual del probador de mantenimiento del probador eléctrico de HI MOUNT STOP”, 2003.

[18] **SAE/USCAR-3 Revision 2**, “Especifications for testing automotive miniature bulbs”, 2002.

Apéndice 1: Valores de las medidas de desempeño obtenidas al ejecutar el diseño experimental.

Valores de las medidas de desempeño obtenidas al ejecutar el diseño experimental				
Corrida	**Presión de la maquina inyectora (Mpa)**	**Temperatura del Polímero (*C)**	**Máxima presión dentro del molde (Mpa)**	**Tiempo de ciclo (Seg)**
1	64.44	189.44	18.41	3.76
2	64.44	193.89	17.72	3.76
3	64.44	198.33	17.05	4.02
4	64.44	202.78	18.33	4.02
5	64.44	207.22	15.77	4.02
6	64.44	211.67	16.28	3.91
7	64.44	216.11	15.7	4.16
8	64.44	220.56	15.12	4.16
9	64.44	225	14.59	4.16
10	118.88	189.44	17.58	3.87
11	118.88	193.89	17.73	3.76
12	118.88	198.33	17.05	4.01
13	118.88	202.78	16.37	4.02
14	118.88	207.22	15.76	4.02
15	118.88	211.67	15.14	4.02
16	118.88	216.11	15.68	4.16
17	118.88	220.56	15.11	4.16
18	118.88	225	15.43	4.16
19	173.32	189.44	17.35	3.87
20	173.32	193.89	17.49	3.76
21	173.32	198.33	16.83	4.01
22	173.32	202.78	16.18	4.02
23	173.32	207.22	15.59	4.02
24	173.32	211.67	14.97	4.02
25	173.32	216.11	15.5	4.16
26	173.32	220.56	14.96	4.41
27	173.32	225	14.42	4.41
28	227.76	189.44	17.58	3.87
29	227.76	193.89	17.49	3.76
30	227.76	198.33	16.83	4.01
31	227.76	202.78	16.18	4.02
32	227.76	207.22	15.59	4.02
33	227.76	211.67	14.97	4.02
34	227.76	216.11	15.5	4.16
35	227.76	220.56	14.96	4.16
36	227.76	225	14.39	4.16
37	282.2	189.44	17.83	3.87
38	282.2	193.89	17.49	3.76
39	282.2	198.33	17.07	4.02
40	282.2	202.78	16.38	4.02
41	282.2	207.22	15.77	4.02
42	282.2	211.67	16.28	3.91

(continuación) Valores de las medidas de desempeño obtenidas al ejecutar el diseño experimental				
Corrida	**Presión de la maquina inyectora (Mpa)**	**Temperatura del Polímero (*C)**	**Máxima presión dentro del molde (Mpa)**	**Tiempo de ciclo (Seg)**
43	282.2	216.11	15.7	4.16
44	282.2	220.56	15.12	4.16
45	282.2	225	14.59	4.16
46	336.64	189.44	18.41	3.76
47	336.64	193.89	17.72	3.76
48	336.64	198.33	17.05	4.02
49	336.64	202.78	16.38	4.02
50	336.64	207.22	15.77	4.02
51	336.64	211.67	16.28	3.91
52	336.64	216.11	15.7	4.16
53	336.64	220.56	15.12	4.16
54	336.64	225	14.59	4.16
55	391.08	189.44	17.35	3.87
56	391.08	193.89	17.37	4.01
57	391.08	198.33	16.67	4.01
58	391.08	202.78	16.04	4.01
59	391.08	207.22	15.4	4.02
60	391.08	211.67	14.82	4.02
61	391.08	216.11	15.34	4.16
62	391.08	220.56	14.8	4.16
63	391.08	225	14.27	4.16
64	445.52	189.44	18.41	3.76
65	445.52	193.89	17.72	3.76
66	445.52	198.33	17.05	4.02
67	445.52	202.78	16.38	4.27
68	445.52	207.22	15.76	4.02
69	445.52	211.67	15.13	4.02
70	445.52	216.11	15.68	4.16
71	445.52	220.56	15.11	4.16
72	445.52	225	14.53	4.16
73	500	189.44	17.21	3.87
74	500	193.89	17.33	3.76
75	500	198.33	16.67	4.01
76	500	202.78	16.02	4.01
77	500	207.22	15.59	4.27
78	500	211.67	14.98	4.02
79	500	216.11	15.52	4.16
80	500	220.56	14.96	4.16
81	500	225	14.39	4.16

Apéndice 2: Valores de las combinaciones lineales convexas entre los puntos eficientes experimentales.

	Combinaciones Lineales Convexas entre el punto 1 y 2			Combinaciones Lineales Convexas entre el punto 2 y 3	
	Tiempo de ciclo (seg)	Máxima presión dentro del molde (Mpa)		Tiempo de ciclo (seg)	Máxima presión dentro del molde (Mpa)
1	3.77	17.28	1	4.16	14.28
2	3.77	17.23	2	4.15	14.29
3	3.78	17.18	3	4.15	14.30
4	3.78	17.13	4	4.15	14.31
5	3.79	17.08	5	4.15	14.33
6	3.79	17.03	6	4.14	14.34
7	3.80	16.98	7	4.14	14.35
8	3.80	16.93	8	4.14	14.36
9	3.81	16.88	9	4.13	14.37
10	3.81	16.83	10	4.13	14.38
11	3.82	16.78	11	4.13	14.39
12	3.82	16.73	12	4.13	14.40
13	3.83	16.68	13	4.12	14.41
14	3.83	16.63	14	4.12	14.42
15	3.84	16.58	15	4.12	14.44
16	3.84	16.53	16	4.12	14.45
17	3.85	16.48	17	4.11	14.46
18	3.85	16.43	18	4.11	14.47
19	3.86	16.38	19	4.11	14.48
20	3.86	16.33	20	4.10	14.49
21	3.87	16.28	21	4.10	14.50
22	3.87	16.23	22	4.10	14.51
23	3.88	16.18	23	4.10	14.52
24	3.88	16.13	24	4.09	14.53
25	3.89	16.08	25	4.09	14.55
26	3.90	16.02	26	4.09	14.56
27	3.90	15.97	27	4.08	14.57
28	3.91	15.92	28	4.08	14.58
29	3.91	15.87	29	4.08	14.59
30	3.92	15.82	30	4.08	14.60
31	3.92	15.77	31	4.07	14.61
32	3.93	15.72	32	4.07	14.62
33	3.93	15.67	33	4.07	14.63
34	3.94	15.62	34	4.06	14.64
35	3.94	15.57	35	4.06	14.66
36	3.95	15.52	36	4.06	14.67
37	3.95	15.47	37	4.06	14.68
38	3.96	15.42	38	4.05	14.69
39	3.96	15.37	39	4.05	14.70
40	3.97	15.32	40	4.05	14.71
41	3.97	15.27	41	4.05	14.72
42	3.98	15.22	42	4.04	14.73
43	3.98	15.17	43	4.04	14.74
44	3.99	15.12	44	4.04	14.75
45	3.99	15.07	45	4.03	14.77
46	4.00	15.02	46	4.03	14.78

	(continuación) Combinaciones Lineales Convexas entre el punto 1 y 2			(continuación) Combinaciones Lineales Convexas entre el punto 2 y 3	
	Tiempo de ciclo (seg)	**Máxima presión dentro del molde (Mpa)**		**Tiempo de ciclo (seg)**	**Máxima presión dentro del molde (Mpa)**
47	4.00	14.97	47	4.03	14.79
48	4.01	14.92	48	4.03	14.80
49	4.01	14.87	49	4.02	14.81
50	4.02	14.82	50	4.02	14.82

Apéndice 3: Valores de los conjuntos de entrenamiento y de validación de las RNAs para Tiempo de ciclo y Máxima presión de la maquina inyectora.

Conjunto de entrenamiento de la RNA para tiempo de ciclo		
Presión de la maquina inyectora	**Temperatura del polímero**	**Tiempo de ciclo**
0.7498	1.0000	-0.6615
1.0000	0.7778	-1.0000
-0.2501	0.3333	-0.2000
-0.0001	-0.3333	-0.2000
0.4999	-0.7778	-0.2000
-1.0000	-0.5556	-0.5385
-0.5000	-0.3333	0.2308
1.0000	-1.0000	0.2308
-0.0001	0.7778	0.1077
0.4999	0.1111	-0.6615
-0.7500	0.1111	-0.2308
-0.0001	0.5555	-0.2000
-0.2501	-0.1111	-0.2000
-0.5000	-0.7778	-0.2000
-0.5000	0.5555	0.2308
0.4999	0.3333	0.2308
-0.5000	1.0000	0.1077
-1.0000	-1.0000	-0.6615
0.4999	0.5555	-0.2308
1.0000	0.1111	-0.2000
-0.5000	-0.5556	-0.2000
1.0000	-0.1111	-0.2000
0.4999	0.7778	1.0000
-0.7500	0.7778	1.0000
-0.2501	-0.3333	-0.6615
-0.0001	0.3333	-0.6615
0.7498	-0.1111	-0.2308
1.0000	0.3333	-0.2000
-0.5000	-0.1111	-0.2000
0.2499	-0.3333	-0.2000
0.7498	-0.5556	0.2308
-0.0001	-1.0000	0.2308
-0.7500	0.5555	-0.6615
0.2499	-1.0000	-0.6615
0.7498	-1.0000	-0.2000
0.7498	0.5555	-0.2000
0.2499	-0.7778	-0.2000
0.7498	0.1111	-0.5385
-0.0001	-0.1111	0.2308
-0.0001	-0.7778	0.2308
0.2499	0.1111	-0.6615
-0.2501	1.0000	-1.0000
-0.7500	-0.7778	-0.2000
0.4999	-0.3333	-0.2000
-0.7500	-0.5556	-0.2000

(continuación) Conjunto de entrenamiento de la RNA para tiempo de ciclo		
Presión de la maquina inyectora	**Temperatura del polímero**	**Tiempo de ciclo**
1.0000	-0.7778	-0.5385
-0.7500	-0.1111	0.2308
1.0000	-0.5556	0.2308
-0.0001	-0.5556	-0.6615
-0.0001	0.1111	-0.6615
1.0000	1.0000	-0.2308
0.2499	0.7778	-0.2308
-1.0000	-0.7778	-0.2000
0.4999	-1.0000	-0.2000
0.7498	-0.3333	0.2308
-1.0000	-0.3333	0.2308
-0.7500	-1.0000	-0.6615
-0.2501	0.5555	-1.0000
-0.5000	0.1111	-0.2000
0.2499	0.3333	0.5692
0.4999	1.0000	-0.2000
0.7498	0.7778	-0.2000
-0.2501	-0.5556	0.2308
-1.0000	0.3333	0.2308
-1.0000	1.0000	-0.6615
-0.5000	0.3333	-0.6615
-0.7500	0.3333	-0.2308
1.0000	0.5555	-0.2308
-0.5000	-1.0000	0.5692
-0.2501	-0.7778	-0.2000
-0.5000	0.7778	0.2308
-0.0001	1.0000	0.2308

Conjunto de validación de la RNA para tiempo de ciclo		
Presión de la maquina inyectora	**Temperatura del polímero**	**Tiempo de ciclo**
-0.2501	0.1111	-1.0000
0.4999	-0.1111	0.2308
-0.2501	-1.0000	-1.0000
0.2499	0.5555	0.2308
0.2499	-0.1111	-1.0000
-1.0000	-0.1111	0.2308
1.0000	-0.3333	-1.0000
-1.0000	0.5555	0.2308
0.2499	1.0000	-1.0000
-1.0000	0.7778	0.2308
0.4999	-0.5556	-1.0000
-0.7500	1.0000	0.2308
-0.7500	-0.3333	-0.2308
0.2499	-0.5556	0.2308
-0.2501	0.7778	-1.0000
-1.0000	0.1111	0.2308
0.7498	0.3333	-1.0000
0.7498	-0.7778	0.2308

Conjunto de entrenamiento de la RNA para Máxima presión dentro del molde		
Presión de la maquina inyectora	**Temperatura del polímero**	**Máxima presión dentro del molde**
-1.0000	-1.0000	-0.6615
-0.5000	-0.5556	-1.0000
0.2499	0.3333	-0.5385
0.4999	1.0000	0.2308
0.7498	0.1111	-0.2000
0.4999	0.7778	0.2308
0.2499	-0.7778	-1.0000
-1.0000	-0.3333	-0.2000
1.0000	0.3333	-0.2000
-0.0001	0.1111	-0.2000
1.0000	0.1111	0.5692
-0.2501	-0.3333	-0.2308
0.4999	0.3333	-0.2000
-0.5000	-1.0000	0.1077
1.0000	0.7778	0.2308
0.7498	-0.3333	-0.2000
0.7498	-0.5556	-1.0000
-0.0001	0.7778	0.2308
1.0000	-1.0000	-0.6615
-0.5000	0.1111	-0.2000
-1.0000	0.3333	-0.5385
-0.7500	-0.1111	-0.2000
-0.2501	-0.5556	-1.0000
-0.7500	0.7778	0.2308
-0.2501	-0.1111	-0.2000
1.0000	-0.1111	-0.2308
-0.5000	0.3333	-0.2000
-0.5000	-0.3333	-0.2308
0.2499	-0.3333	-0.2000
0.2499	0.7778	0.2308
0.7498	-1.0000	-0.6615
-0.7500	0.5555	0.2308
-0.0001	0.3333	-0.5385
-0.2501	-0.7778	-0.6615
-0.0001	-0.5556	-1.0000
-0.5000	-0.7778	-0.6615
-0.5000	0.7778	1.0000
-0.0001	-1.0000	-0.6615
-0.5000	0.5555	0.2308
-0.0001	-0.7778	-0.6615
0.4999	-1.0000	-0.6615
1.0000	-0.7778	-0.6615
-0.7500	0.1111	-0.2000
0.2499	-1.0000	-0.6615
-0.2501	0.5555	0.2308
1.0000	1.0000	0.2308
0.2499	0.1111	-0.2000
-1.0000	-0.5556	-1.0000
-0.7500	-0.5556	-1.0000
-0.0001	-0.1111	-0.2000

(continuación) Conjunto de entrenamiento de la RNA para Máxima presión dentro del molde		
Presión de la maquina inyectora	**Temperatura del polímero**	**Máxima presión dentro del molde**
0.4999	0.1111	-0.2000
0.7498	1.0000	0.2308
-0.0001	0.5555	0.2308
-0.7500	0.3333	-0.2000
1.0000	-0.5556	-1.0000
-0.5000	-0.1111	-0.2000
0.7498	0.5555	0.2308
0.4999	-0.3333	-0.2308
-0.2501	0.3333	-0.2000
0.7498	-0.1111	0.5692
-0.0001	1.0000	0.2308
1.0000	0.5555	0.2308
0.7498	0.7778	0.2308
0.4999	-0.7778	-0.6615
-0.2501	1.0000	0.2308
-0.0001	-0.3333	-0.2000
-0.7500	-0.7778	-0.6615
-0.7500	-1.0000	0.1077
-1.0000	-0.7778	-1.0000
0.4999	0.5555	0.2308
-1.0000	1.0000	0.2308
-0.5000	1.0000	1.0000

Conjunto de validación de la RNA para Máxima presión dentro del molde		
Presión de la maquina inyectora	**Temperatura del polímero**	**Máxima presión dentro del molde**
1.0000	-0.3333	-0.2308
-1.0000	0.7778	0.2308
-1.0000	0.5555	0.2308
0.7498	-0.7778	-1.0000
-0.7500	-0.3333	-0.2308
-0.2501	0.1111	-0.2000
0.2499	0.5555	0.2308
0.2499	-0.5556	-1.0000
-0.2501	-1.0000	-0.6615
-0.7500	1.0000	0.2308
0.7498	0.3333	-0.2000
0.4999	-0.5556	-0.2308
0.4999	-0.1111	-0.2308
-1.0000	0.1111	-0.2000
-1.0000	-0.1111	-0.2000
0.2499	1.0000	0.2308
-0.2501	0.7778	0.2308
0.2499	-0.1111	-0.2000

Apéndice 4: Valores de los FCs y MDs en escala [-1, 1] ajustados a la frontera eficiente real por el primer modelo de optimización.

Valores de los FCs y MDs en escala [-1, 1] ajustados a la frontera eficiente real por el primer modelo de optimización.			
Presión de la maquina inyectora	**Temperatura del polímero**	**Máxima presión dentro del molde**	**Tiempo de ciclo**
-0.6335	-0.6341	0.6384	-0.9680
-0.5893	-0.6083	0.6053	-0.9520
-0.5334	-0.6161	0.5943	-0.9360
-0.5251	-0.5863	0.5693	-0.9200
-0.4786	-0.6083	0.5719	-0.9040
1.0000	-0.5695	0.4136	-0.8880
1.0000	-0.5400	0.3927	-0.8720
1.0000	-0.5206	0.3790	-0.8560
1.0000	-0.5057	0.3684	-0.8400
1.0000	-0.4934	0.3597	-0.8240
1.0000	-0.4828	0.3522	-0.8080
1.0000	-0.4734	0.3456	-0.7920
1.0000	-0.4649	0.3397	-0.7760
1.0000	-0.4572	0.3342	-0.7600
1.0000	-0.4500	0.3292	-0.7440
1.0000	-0.4433	0.3245	-0.7280
1.0000	-0.4371	0.3201	-0.7120
1.0000	-0.4311	0.3160	-0.6960
1.0000	-0.4255	0.3120	-0.6800
1.0000	-0.4201	0.3082	-0.6640
1.0000	-0.4150	0.3046	-0.6480
1.0000	-0.4100	0.3011	-0.6320
1.0000	-0.4052	0.2978	-0.6160
1.0000	-0.4005	0.2945	-0.6000
1.0000	-0.3960	0.2914	-0.5840
1.0000	-0.3916	0.2883	-0.5680
1.0000	-0.3873	0.2853	-0.5520
1.0000	-0.3831	0.2824	-0.5360
1.0000	-0.3790	0.2795	-0.5200
1.0000	-0.3750	0.2767	-0.5040
1.0000	-0.3710	0.2739	-0.4880
1.0000	-0.3671	0.2712	-0.4720
1.0000	-0.3632	0.2685	-0.4560
1.0000	-0.3594	0.2658	-0.4400
1.0000	-0.3556	0.2631	-0.4240
1.0000	-0.3519	0.2603	-0.4080
1.0000	-0.3481	0.2570	-0.3920
-0.0953	0.2173	-0.4684	-0.3760
0.5868	0.4044	-0.4733	-0.3600
0.6807	0.4210	-0.5084	-0.3440
0.7476	0.4328	-0.5334	-0.3280

(continuación) Valores de los FCs y MDs en escala [-1, 1] ajustados a la frontera eficiente real por el primer modelo de optimización.			
Presión de la maquina inyectora	**Temperatura del polímero**	**Máxima presión dentro del molde**	**Tiempo de ciclo**
0.8002	0.4421	-0.5529	-0.3120
0.8439	0.4497	-0.5691	-0.2960
0.8813	0.4563	-0.5829	-0.2800
0.9144	0.4621	-0.5950	-0.2640
0.9440	0.4672	-0.6059	-0.2480
0.9711	0.4719	-0.6157	-0.2320
0.9958	0.4762	-0.6248	-0.2160
1.0000	0.4861	-0.6321	-0.2000
1.0000	0.4861	-0.6321	-0.2000
1.0000	0.4909	-0.6352	-0.1914
1.0000	0.4951	-0.6378	-0.1828
1.0000	0.4989	-0.6402	-0.1742
1.0000	0.5023	-0.6424	-0.1655
1.0000	0.5055	-0.6445	-0.1569
1.0000	0.5085	-0.6464	-0.1483
1.0000	0.5114	-0.6482	-0.1397
1.0000	0.5141	-0.6499	-0.1311
1.0000	0.5168	-0.6516	-0.1225
1.0000	0.5193	-0.6532	-0.1138
1.0000	0.5218	-0.6547	-0.1052
1.0000	0.5242	-0.6563	-0.0966
1.0000	0.5265	-0.6577	-0.0880
1.0000	0.5288	-0.6592	-0.0794
1.0000	0.5311	-0.6606	-0.0708
1.0000	0.5333	-0.6620	-0.0622
1.0000	0.5355	-0.6634	-0.0535
1.0000	0.5377	-0.6648	-0.0449
1.0000	0.5399	-0.6662	-0.0363
1.0000	0.5420	-0.6676	-0.0277
1.0000	0.5442	-0.6689	-0.0191
1.0000	0.5464	-0.6703	-0.0105
1.0000	0.5486	-0.6717	-0.0018
1.0000	0.5507	-0.6731	0.0068
1.0000	0.5530	-0.6745	0.0154
1.0000	0.5552	-0.6759	0.0240
1.0000	0.5575	-0.6773	0.0326
1.0000	0.5598	-0.6788	0.0412
1.0000	0.5622	-0.6803	0.0498
1.0000	0.5646	-0.6818	0.0585
1.0000	0.5671	-0.6834	0.0671
1.0000	0.5696	-0.6850	0.0757
1.0000	0.5723	-0.6867	0.0843
1.0000	0.5750	-0.6884	0.0929
1.0000	0.5779	-0.6902	0.1015
1.0000	0.5809	-0.6921	0.1102
1.0000	0.5841	-0.6941	0.1188

(continuación) Valores de los FCs y MDs en escala [-1, 1] ajustados a la frontera eficiente real por el primer modelo de optimización.			
Presión de la maquina inyectora	**Temperatura del polímero**	**Máxima presión dentro del molde**	**Tiempo de ciclo**
1.0000	0.5875	-0.6962	0.1274
1.0000	0.5911	-0.6985	0.1360
1.0000	0.5951	-0.7010	0.1446
1.0000	0.5994	-0.7037	0.1532
1.0000	0.6042	-0.7067	0.1618
1.0000	0.6097	-0.7101	0.1705
1.0000	0.6161	-0.7142	0.1791
1.0000	0.6239	-0.7191	0.1877
1.0000	0.6343	-0.7256	0.1963
1.0000	0.8302	-0.8467	0.2049
1.0000	0.6988	-0.7658	0.2119
-0.2132	1.0000	-0.9537	0.2222
-0.2231	1.0000	-0.9512	0.2308

Apéndice 5: Valores de los FCs y MDs en escala [-1, 1] ajustados a la frontera eficiente real por el segundo modelo de optimización.

Valores de los FCs y MDs en escala [-1, 1] ajustados a la frontera eficiente real por el segundo modelo de optimización			
Presión de la maquina inyectora	**Temperatura del polímero**	**Máxima presión dentro del molde**	**Tiempo de ciclo**
1.0000	-0.6600	0.4783	-0.8967
1.0000	-0.6262	0.4540	-0.8986
1.0000	-0.5922	0.4298	-0.8949
1.0000	-0.5581	0.4055	-0.8829
1.0000	-0.5239	0.3813	-0.8590
1.0000	-0.4895	0.3570	-0.8184
1.0000	-0.4551	0.3328	-0.7554
1.0000	-0.4205	0.3085	-0.6651
1.0000	-0.3858	0.2843	-0.5462
1.0000	-0.3515	0.2600	-0.4063
1.0000	-0.3394	0.2357	-0.3540
1.0000	-0.3365	0.2115	-0.3414
1.0000	-0.3348	0.1872	-0.3340
1.0000	-0.3335	0.1630	-0.3284
1.0000	-0.3325	0.1387	-0.3238
1.0000	-0.3315	0.1145	-0.3197
1.0000	-0.3306	0.0902	-0.3158
1.0000	-0.3297	0.0660	-0.3119
1.0000	-0.3288	0.0417	-0.3081
1.0000	-0.3279	0.0175	-0.3039
0.0175	-0.0626	-0.0068	-0.3169
0.0176	-0.0275	-0.0310	-0.3298
0.0178	0.0076	-0.0553	-0.3408
0.0179	0.0427	-0.0795	-0.3500
0.0180	0.0780	-0.1038	-0.3576
0.0182	0.1134	-0.1280	-0.3640
0.0184	0.1489	-0.1523	-0.3693
0.0185	0.1845	-0.1765	-0.3738
0.0188	0.2202	-0.2008	-0.3774
0.0192	0.2559	-0.2250	-0.3804
0.0206	0.2917	-0.2493	-0.3825
0.0563	0.3151	-0.2735	-0.3833
0.1216	0.3251	-0.2978	-0.3834
0.1864	0.3354	-0.3220	-0.3831
-0.0092	0.3174	-0.3463	-0.3828
-0.0115	0.3173	-0.3705	-0.3828
-0.0136	0.3172	-0.3948	-0.3828
-0.0157	0.3171	-0.4190	-0.3827
-0.0178	0.3171	-0.4433	-0.3827
-0.0202	0.3170	-0.4675	-0.3827
-0.0229	0.3170	-0.4918	-0.3827

(continuación) Valores de los FCs y MDs en escala [-1, 1] ajustados a la frontera eficiente real por el segundo modelo de optimización			
Presión de la maquina inyectora	**Temperatura del polímero**	**Máxima presión dentro del molde**	**Tiempo de ciclo**
-0.0267	0.3172	-0.5160	-0.3826
-0.0339	0.3184	-0.5403	-0.3825
-0.0448	0.3423	-0.5645	-0.3815
-0.0470	0.3782	-0.5888	-0.3748
-0.0479	0.4145	-0.6130	-0.3525
-0.0789	0.4603	-0.6373	-0.2640
-0.0490	0.4875	-0.6615	-0.1699
-0.0495	0.5242	-0.6858	-0.0094
-0.0500	0.5610	-0.7100	0.1120
-0.0504	0.5981	-0.7343	0.1708
-0.0504	0.5981	-0.7343	0.1708
-0.0505	0.6062	-0.7396	0.1778
-0.0505	0.6143	-0.7449	0.1833
-0.0506	0.6225	-0.7502	0.1878
-0.0506	0.6306	-0.7556	0.1913
-0.0507	0.6388	-0.7609	0.1940
-0.0507	0.6469	-0.7662	0.1961
-0.0506	0.6551	-0.7715	0.1978
-0.0505	0.6633	-0.7768	0.1990
-0.0504	0.6715	-0.7821	0.2000
-0.0502	0.6798	-0.7874	0.2007
0.3541	1.0000	-0.7928	0.2000
0.3757	1.0000	-0.7981	0.2017
0.3973	1.0000	-0.8034	0.2000
0.4189	1.0000	-0.8087	0.2006
0.4405	1.0000	-0.8140	0.2000
0.4622	1.0000	-0.8193	0.1999
0.4839	1.0000	-0.8246	0.1999
0.5056	1.0000	-0.8300	0.1999
0.5273	1.0000	-0.8353	0.1999
0.5491	1.0000	-0.8406	0.1999
0.5708	1.0000	-0.8459	0.1999
0.5926	1.0000	-0.8512	0.1999
0.6145	1.0000	-0.8565	0.1999
0.6363	1.0000	-0.8618	0.1998
0.6581	1.0000	-0.8672	0.1998
0.6800	1.0000	-0.8725	0.1998
0.7019	1.0000	-0.8778	0.1998
0.7238	1.0000	-0.8831	0.1999
0.7458	1.0000	-0.8884	0.1999
0.7678	1.0000	-0.8937	0.1999
0.7897	1.0000	-0.8990	0.1999
0.8117	1.0000	-0.9043	0.1999
0.8338	1.0000	-0.9097	0.2000
0.8558	1.0000	-0.9150	0.2000

(continuación) Valores de los FCs y MDs en escala [-1, 1] ajustados a la frontera eficiente real por el segundo modelo de optimización			
Presión de la maquina inyectora	**Temperatura del polímero**	**Máxima presión dentro del molde**	**Tiempo de ciclo**
0.8779	1.0000	-0.9203	0.2001
0.9000	1.0000	-0.9256	0.2001
0.9221	1.0000	-0.9309	0.2002
0.9443	1.0000	-0.9362	0.2003
0.9664	1.0000	-0.9415	0.2004
0.9886	1.0000	-0.9469	0.2005
-0.0342	1.0000	-0.9522	0.2006
-0.0351	1.0000	-0.9575	0.2006
-0.0362	1.0000	-0.9628	0.2006
-0.0374	1.0000	-0.9681	0.2006
-0.0389	1.0000	-0.9734	0.2006
-0.0407	1.0000	-0.9787	0.2006
-0.0927	1.0000	-0.9841	0.2010
-0.0709	1.0000	-0.9894	0.2008

Apéndice 6: Valores de las Combinaciones lineales convexas obtenidas para el ejemplo de validación, sus valores ajustados a la frontera eficiente real por el modelo optimización y los valores de los factores controlables para generarlos.

	Combinaciones Lineales Convexas		Valores ajustados por el Modelo de optimización			
	Tiempo de ciclo (seg)	Encogimiento total (mm)	Pred.Tiempo de ciclo (seg)	Pred. Encogimiento total (mm)	Temperatura del polímero (*C)	Max. Presión de Emp. (Mpa)
1	17.615	2.273	17.661	2.273	278.93	60.00
2	17.550	2.281	17.625	2.281	276.97	60.00
3	17.486	2.288	17.588	2.288	275.00	60.00
4	17.421	2.295	17.550	2.295	273.04	60.00
5	17.356	2.302	17.511	2.302	271.07	60.00
6	17.291	2.309	17.471	2.309	269.10	60.00
7	17.226	2.316	17.429	2.316	267.13	60.00
8	17.162	2.323	17.386	2.323	265.17	60.00
9	17.097	2.330	17.342	2.330	263.20	60.00
10	17.032	2.337	17.297	2.337	261.22	60.00
11	16.967	2.344	17.251	2.344	259.25	60.00
12	16.902	2.351	17.204	2.351	257.28	60.00
13	16.838	2.358	17.155	2.358	255.31	60.00
14	16.773	2.366	17.105	2.366	253.33	60.00
15	16.708	2.373	17.055	2.373	251.36	60.00
16	16.643	2.380	17.002	2.380	249.38	60.00
17	16.578	2.387	16.949	2.387	247.41	60.00
18	16.514	2.394	16.895	2.394	245.43	60.00
19	16.449	2.401	16.839	2.401	243.45	60.00
20	16.384	2.408	16.782	2.408	241.47	60.00
21	16.319	2.415	16.724	2.415	239.49	60.00
22	16.254	2.422	16.665	2.422	237.51	60.00
23	16.190	2.429	16.605	2.429	235.53	60.00
24	16.125	2.436	16.543	2.436	233.55	60.00
25	16.060	2.443	16.480	2.443	231.57	60.00
26	15.995	2.450	16.417	2.450	229.59	60.00
27	15.930	2.458	16.351	2.458	227.60	60.00
28	15.866	2.465	16.285	2.465	225.62	60.00
29	15.801	2.472	16.218	2.472	223.63	60.00
30	15.736	2.479	16.149	2.479	221.64	60.00
31	15.671	2.486	16.079	2.486	219.66	60.00
32	15.606	2.493	16.008	2.493	217.67	60.00
33	15.542	2.500	15.936	2.500	215.68	60.00
34	15.477	2.507	15.862	2.507	213.69	60.00
35	15.412	2.514	15.787	2.514	211.70	60.00
36	15.347	2.521	15.711	2.521	209.71	60.00
37	15.282	2.528	15.634	2.528	207.71	60.00
38	15.218	2.535	15.556	2.535	205.72	60.00
39	15.153	2.543	15.477	2.543	203.73	60.00
40	15.088	2.550	15.396	2.550	201.73	60.00
41	15.023	2.557	15.314	2.557	199.73	60.00
42	14.958	2.564	15.231	2.564	197.74	60.00
43	14.894	2.571	15.146	2.571	195.74	60.00

(Cont)	Combinaciones Lineales Convexas		Valores ajustados por el Modelo de optimización			
	Tiempo de ciclo (seg)	Encogimiento total (mm)	Pred.Tiempo de ciclo (seg)	Pred. Encogimiento total (mm)	Temperatura del polímero (*C)	Max. Presión de Emp. (Mpa)
44	14.829	2.578	15.061	2.578	193.74	60.00
45	14.764	2.585	15.061	2.578	193.74	60.00
46	14.699	2.592	14.886	2.592	189.74	60.00
47	14.634	2.599	14.797	2.599	187.74	60.00
48	14.570	2.606	14.706	2.606	185.74	60.00
49	14.505	2.613	14.614	2.613	183.74	60.00
50	14.440	2.620	14.521	2.620	181.74	60.00

Índice de figuras

Figura 2.1 Diseño Factorial de para dos factores……..……..……..……..9

Figura 2.2 Diseño compuesto central para 2 factores……..……..……..10

Figura 2.3. Ejemplo de Ventana de proceso……..……..……..……..14

Figura 3.1. Gráfica de contorno para presión dentro del molde……..……..……16

Figura 3.2. Gráfica de contorno para tiempo de ciclo…….....……...17

Figura 3.3. Metodología a seguir……..……..……..……..……...18

Figura 3.3. Neurona artificial……..……..……..……..……21

Figura 3.4. RNA multicapa de avance……..……..……..……22

Figura 3.5. Frontera eficiente encontrada……..……..……..26

Figura 3.6. Combinaciones lineales convexas calculadas entre los puntos eficientes……..……..27

Figura 3.7. PPE y área de factibilidad……..……..……..30

Figura 3.8. PPE ajustados a factibilidad por el modelo de optimización 1……..……...30

Figura 3.9. PPE ajustados a factibilidad por el modelo de optimización 2……..……31

Figura 3.10. PPE ajustados a factibilidad por los modelos 2 y 3……..……32

Figura 3.11. Valores de los factores controlables para obtener los PPE ajustados a factibilidad y eficiencia……..……..……..……...33

Figura 3.17. Pieza utilizada para el ejemplo de validación……..……..……34

Figura 3.18. Gráfica de contorno para encogimiento total de la pieza……..……..36

Figura 3.19. Gráfica de contorno para Tiempo de ciclo……..……..37

Figura 3.20. Frontera eficiente encontrada en el ejemplo de validación……..……..37

Figura 3.21. Área factible y combinaciones lineales convexas entre los PEE……..……38

Figura 3.22. PPE ajustados a la frontera eficiente real……..……39

Figura 3.23. Herramienta final para el ejemplo de validación……..……..39

Figura 3.27. Gráfica de Puntos estimados y puntos obtenidos por las simulaciones……...…41

Figura 4.1. Distribución curva de bañera……..……..…..44

Figura 4.2. Ejemplos de formas de la distribución de probabilidad Weibull……..…..45

Figura 4.3. Ejemplos de la distribución de tasa de falla de distribución Weibull……..…..45

Figura 4.4. Ejemplos de formas de la distribución lognormal……..…..46

Figura 4.5. Ejemplos de la distribución de tasa de falla de distribución lognormal……..…..46

Figura 4.6. Pieza sobre la cual se corren las pruebas……..…..46

Figura 4.7. Metodología propuesta……..…47

Figura 4.8. Ejemplo de Pendiente……..…..50

Figura 4.9. Gráfica de línea de ajuste de vida útil acelerada utilizando corriente promedio como regresor……..……...53

Figura 4.10. Histograma de tiempo de falla de la PVL……...54

Figura 4.11. Gráfica de probabilidad acumulada de tiempo de falla de la PVL……..54

Figura 4.12. Histograma de tiempo de falla de la PVA……..55
Figura 4.13. Gráfica de distribución de tiempo de falla de la PVA……55
Figura 4.14. Gráfica de distribución de tiempo de falla que muestra MI……56
las pruebas de durabilidad……..56
Figura 4.15. Modelo de correlación entre las pruebas de vida……...56
Figura 4.16. Gráfica de línea de ajuste de vida útil acelerada real utilizando
corriente promedio como regresor……..58
Figura 4.17. Gráfica de comparación entre los valores estimados y los valores reales para
la prueba de validación……..58
Figura 4.18. Método final……..60

Índice de tablas

Tabla 2.1. Datos obtenidos con el experimento factorial……11
Tabla 2.2. Análisis de varianza obtenido con los datos del experimento factorial……11
Tabla 3.1. Niveles de los factores controlables……24
Tabla 3.2. Análisis de varianza para presión dentro del molde……25
Tabla 3.3. Análisis de varianza para tiempo de ciclo……25
Tabla 3.4. Valores de las medidas de desempeño de los puntos eficientes experimentales……26
Tabla 3.5. Valores de los factores controlables de los puntos eficientes experimentales……27
Tabla 3.6. Puntos utilizados para múltiples comienzos……29
Tabla 3.7. Tabla de resultados de las corridas experimentales……35
Tabla 3.8. Anova para encogimiento total de la pieza……35
Tabla 3.9. Anova para Tiempo de ciclo……36
Tabla 3.11. Valores de comparación……40
Tabla 4.1. Valores de Corriente promedio, pendiente y vida útil de los bulbos de la PVL……50
Tabla 4.2. Valores de Corriente promedio, pendiente y vida útil de los bulbos de la PVA……51
Tabla 4.3. Anova obtenida para vida útil de laboratorio……51
Tabla 4.4. Anova obtenida para vida útil acelerada……52
Tabla 4.5. Percentiles utilizados para generar el modelo de correlación entre las pruebas de durabilidad……56
Tabla 4.6. Valores experimentales y estimados de la prueba de validación……57

AUTOBIOGRAFÍA

MIGUEL ÁNGEL URBANO VÁZQUEZ

Candidato para el grado de Maestro en Ciencias en Ingeniería de Sistemas

Universidad Autónoma de Nuevo León

Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica

Tesis

"APLICACIONES INGENIERILES DE ANÁLSIS Y DISEÑO DE EXPERIMENTOS: VENTANA DE PROCESO MULTICRITERIO Y DESARROLLO DE UN MODELO DE CONFIABILIDAD PARA BULBOS AUTOMOTRICES"

Nacido en Monterrey, Nuevo León. Hijo del Sr. Juan Ramón Urbano Acosta y la Sra. Maria del Carmen Vázquez Rodríguez. Graduado en la Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica de la Universidad Autónoma de Nuevo León como Ingeniero Administrador de Sistemas (2000-2005). Inició sus estudios de Maestría en Ciencias en Ingeniería de Sistemas en Enero de 2006 con el apoyo del CONACYT a través de una beca de manutención. En agosto de 2007 realizo una estancia de Intercambio académico en la Universidad Estatal de Ohio en colaboración con el Dr. Mauricio Cabrera Ríos y el Dr. José M. Castro.