CORPORACIÓN MEXICANA DE INVESTIGACIÓN EN MATERIALES S.A. de C.V.

DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO

INTEGRACIÓN DE SISTEMAS INTELIGENTES A LA METODOLOGÍA DISEÑO PARA EL ENSAMBLE EN EL DESARROLLO E INNOVACIÓN DE PRODUCTOS

TESIS

Que para Obtener el grado Académico de

Doctor en Ciencia y Tecnología en la

Especialidad de Ingeniería Industrial y Manufactura

Presentó

M.C. Pedro Pérez Villanueva

SALTILLO, COAHUILA, México, a 5 Septiembre 2007

Integración de Sistemas inteligentes a la metodología Diseño para el Ensamble, en el desarrollo e innovación de productos.

por

M.C. Pedro Pérez Villanueva

Tesis

Presentada al Programa Interinstitucional en Ciencia y Tecnología

Sede

Corporación Mexicana de Investigación en Materiales S.A. de C.V.

como requisito parcial para obtener el grado académico de

Doctor en Ciencia y Tecnología
Especialidad en Ingeniería Industrial y Manufactura

Programa Interinstitucional en Ciencia y Tecnología /Comimsa

Saltillo Coahuila Septiembre del 2007

Integración de Sistemas inteligentes a la metodología Diseño para el Ensamble, en el desarrollo e innovación de productos.

por

M.C. Pedro Pérez Villanueva

Comite Revisor

Tutor Académico: Dr Luis Torres Treviño
PICYT-Ing. Industrial y Manufactura-COMIMSA

Asesor: Dra. Patricia del C. Zambrano Robledo
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica UANL.

Revisor No.1: Dr. Salvador Valtierra Guajardo
Investigación y desarrollo compañía Nemak S.A.

Revisor No.2: Dr. Javier Yañez Mendiola
Centro de Innovación aplicada en tecnología competitiva CIATEC

Revisor No.3: Dr. Alejandro Garza Gómez
Director de Manufactura / Corporación Mexicana de Investigación en Materiales

Tutor de planta: MC. Jesús Castillo Tamayo
Ingeniería de Manufactura / Corporación Mexicana de Investigación en Materiales

Saltillo Coahuila Septiembre del 2007

Agradecimientos

A Dios Que me regala día tras día un pedazo de vida

A mis padres y hermanos por darme todo incondicionalmente. Esto más que un agradecimiento, es una muestra de admiración, respeto y amor.

A mi familia A mi esposa Idalia, gracias siempre por tu total apoyo y amor. A mis hijos David, Pedro y Silvia por comprender el tiempo que les robe con mis estudios y recibir siempre su apoyo amor y ternura.

Hay personas quienes gustan de compartir sus conocimientos y experiencias, es grato platicar con ellas y convivir en el trabajo, a mi tutor Dr. Luis Torres Treviño, al Dr. Mario Cantu Sifuentes, Dr. Tomas Salais Fierro, Dr. Miguel Gaston, Dr. Manuel Piña, Dr. Arturo Reyes, M.C. Gabriel Garcia por su apoyo y amistad que recibí durante estos años.

Siempre es bueno contar con apoyo moral, recibir palabras de aliento y, en ocasiones compartir momentos de esparcimiento, alegrias y entretenimiento Gracias a todos mis compañeros de estudio, Georgina, Sergio, Federico Eduardo,Alba y Cuahtémoc por su amistad.

Mis estudios no hubieran sido posibles sin el apoyo obtenido por parte de la Corporación Mexicana de Investigación en Materiales a través del M.C. Horacio Villarreal, M.C. Claudia Gonzalez y el M.C. Jesus Castillo gracias sinceramente.

Resumen de tesis

Planear y optimizar el proceso de ensamble es un problema de gran magnitud, esto debido a la cantidad de variables y restricciones que se ven involucradas en el, en una planeación se busca predecir, disminuir y optimizar el tiempo y costo de ensamble del producto con el fin de asegurar su competitividad y buena calidad. "Diseño para la Manufactura y Ensamble "(DFMA) de Boothroy y Dewhurst, es una metodología empleada en muchas compañías transnacionales durante su proceso de diseño con el fin de minimizar el número de partes activas empleadas en sus productos. Desafortunadamente; esta metodología presenta algunos carencias y areas de oportunidad, como son, flexibilidad a diferentes aplicaciones, necesidad de consultar la información de tiempos de ensamble en tablas y carencia de tolerancia a fallas en los datos de entrada entre otros.

El principal objetivo de la investigación, fue el desarrollar un método capaz de pronosticar el tiempo de ensamble desde la etapa del diseño, adecuando e integrando el conocimiento y experiencia del personal de la empresa donde se desee implantar. Este sistema difuso-evolutivo permite encontrar los valores y combinaciones posibles de variables de entrada que minimizan o maximizan el tiempo estimado de ensamble, esto con el fin de procurarlas o ser evitadas durante la fase de diseño. Una parte importante al inicio de la investigación fue el emplear y comparar el desempeño de un sistema difuso y una red neuronal para predecir el tiempo de ensamble. En la segunda parte de la metodología fue empleado un sistema evolutivo con el fin de optimizar los resultados del sistema seleccionado. Dos casos de estudio fueron desarrollados aplicando un algoritmo multimodal con el objeto de encontrar no solo la mejor solución, sino el conjunto de las tres mejores soluciones, considerando restricciones que pudieran presentarse durante el diseño. Los resultados al probar esta metodología difusa-evolutiva muestra que este modelo es lo suficientemente generalizado para poder adecuarse a las diferentes condiciones que se presentan en la Industria en general pudiendo ser útil para apoyar la toma de decisiones de los diseñadores durante el desarrollo de productos.

Abstract

Plan and Optimize the assembly process is a big problem, due to the quantity of variables and restrictions involved within. Planning we are looking to predict, diminish and optimize the product assembly time, reducing costs and improve the quality. The Design for Assembly (DFA) methodology of Boothroyd and Dewhurst is a successful method to redesign the products, to reduce costs, improve performance and reduce assembly time; It has had great success in a good number of leadings design companies around the world; unfortunately it does not have all the characteristics required in the industry, it is not flexible to different applications and is subject to find the assembly time values in charts, it does not have tolerance to lack of entrance data, and it does not have self-learning capacity based on data and previous events. The main objective of the research was to find a method capable to predict and optimize the assembly time since the design stage, using and integrating knowledge and experience of the workers of the assembly area in a company. This hybrid method analyzes different situations and conditions, identifies sources of variability that should be avoided during the process design because it increases the assembly time. In the first stage of the approach, was developed a method using fuzzy logic and a neural network to predict the assembly time to compare, analyze the results, and to select the best methodology to predict the assembly time.

In the second part a Fuzzy-Evolutionary Multimodal approach was developed to predict and optimize the prediction assembly time. three case studies are presented, the algorithm searches the best set of inputs or conditions in the fuzzy model and uses the predicted time to evaluate every set of inputs generated, the algorithm find the best tree conditions with and without possible constrains design. The research showed the advantages of using a Fuzzy-Evolution Multimodal approach to analyze the variables behavior to predict, control and optimize the assembly time in a new product.Finally, It is posible conclude that the Fuzzy-Evolutionary Strategies method is a suitable methodology to predict and optimize the assembly time of new products.

Índice

1. Introducción **15**

1.1. Motivación 15

1.2. Descripción del problema 17

1.3. Preguntas claves de investigación 20

1.3.1. Alcances y limitaciones de la Investigación 20

1.3.2. Contribución de la Investigación 22

1.3.3. Contribución industrial 23

1.4. Estructura de la tesis 23

1.5. Publicaciones 25

2. El Entorno del diseño de productos **26**

2.1. Diseño para la excelencia 27

2.2. Planeación y optimización del ensamble 31

2.3. Diseño para el ensamble (DFA) 33

2.3.1. Diseño para el ensamble de Boothroyd-Dewhurst 33

2.3.2. Inconvenientes del DFA de Boothroyd and Dewhurst. 37

2.4. Sistemas inteligentes en el proceso de ensamble 38

2.5. Componentes de un sistema inteligente 41

2.5.1. La Neurona Artificial 41

2.5.1.1. Algoritmo de propagación hacia atrás (Backpropagation) 43

2.5.2. Lógica Difusa 48

2.5.2.1. Pertenencia de funciones 48
2.5.2.2. Tipos de Sistemas de Inferencia Difusa 50
2.5.3. Computación evolutiva - Estrategias Evolutivas 54
2.5.3.1. Estrategia evolutiva (μ, λ) 58
2.5.3.2. Estrategia evolutiva $(\mu + \lambda)$ 58
2.5.3.3. Convergencia 59
2.6. Conclusiones 61

3. Diseño del sistema Inteligente para optimizar el DFA 62
3.1. Identificación de variables del proceso de ensamble 64
3.2. Desarrollo del sistema neuronal 65
3.2.1. Variables de entrada al sistema neuronal: 66
3.2.2. Definición de variable de salida 66
3.2.3. Arquitectura de la red neuronal 67
3.2.4. Codificación de los datos de entrada 67
3.2.5. Entrenamiento y prueba de la red 67
3.2.6. Validación de la red neuronal 68
3.3. Desarrollo del sistema difuso 68
3.3.1. Definición entradas y de salidas. 68
3.3.2. Definición de funciones de pertenencia. 69
3.3.3. Base de reglas difusas. 69
3.3.4. Operadores 70
3.3.5. Mecanismo de inferencia 70
3.3.6. La desfusificación como conjunto difuso. 70
3.3.7. Salida esperada del sistema 71
3.4. Desarrollo del sistema de optimización 71
3.4.1. Definición de variables de entrada al módulo de optimización 72
3.4.2. Definición del objetivo, solución global 72

3.4.3. Soluciones multimodal 72
3.4.4. Restricciones en el diseño 73
3.5. Conclusiones 73

4. Experimentación y análisis de resultados 75
4.1. Desarrollo de la Red Neuronal 77
4.1.1. Etapa 1: Definición y formulación del problema 78
4.1.1.1. Variables de entrada 78
4.1.1.2. Variable de salida 79
4.1.2. Etapa 2: Diseño del sistema neuronal 79
4.1.2.1. Preprocesamiento de la información 80
4.1.2.2. Codificación de la información 80
4.1.2.3. Normalización de los datos 81
4.1.3. Etapa 3: Realización del sistema neuronal 83
4.1.3.1. Selección del tipo de Red 83
4.1.3.2. Identificación de parámetros mediante la experimentación 83
4.1.3.3. Entrenamiento y prueba de la red 86
4.1.4. Etapa 4: Estructura final y validación de la red 88
4.2. Desarrollo del Sistema Difuso 89
4.2.1. Definición de entradas y salidas. 90
4.2.2. Definición de funciones de pertenencia. 91
4.2.3. Base de reglas difusas y operadores de inferencia 94
4.2.4. Mecanismo de inferencia 95
4.2.5. La desfusificación como conjunto difuso. 96
4.2.6. Salida del sistema 97
4.3. Comparación del sistema difuso y sistema neuronal 98
4.4. Optimización mediante estrategias evolutivas (EE) 99
4.4.1. Caso 1, optimización global 103

4.4.1.1. Búsqueda de variables que minimizan el tiempo de ensamble 103
4.4.1.2. Búsqueda de variables que maximizan el tiempo de ensamble 104
4.4.2. Caso 2 usando estrategias evolutivas multimodal 105
4.4.3. Caso 3 adicionando restricciones 107

5. Conclusiones 110
5.1. Contribuciones de la investigación 111
5.2. Trabajo Futuro 113

A. Anexo - Redes Neuronales 114
A.1. Componentes de una neurona biológica 114
A.2. Componentes de una neurona artificial 115

B. Anexo "Lógica Difusa" 119
B.1. Operaciones entre conjuntos en un sistema difuso 119

C. Anexo "Computación Evolutiva" 123
C.1. Programación evolutiva 123
C.2. Programación genética 124
C.3. Algoritmos Genéticos 126

D. "Autobiografía" 129

Índice de Tablas

2.1. Métodos comerciales disponibles de DFA [Eskilander, 2001] 34
2.2. Tiempo estimado en el manejo de partes, con una mano y sin la ayuda de herramientas de sujeción. [Boothroy and Dewhurst, 2002] 37
2.3. Características de los tres principales paradigmas de la computación evolutiva 60

4.1. Información codificada para ser manejada por la red, se estableció una base de 100 ensambles, en la tabla se ilustra parte de ellos. 82
4.2. La tabla muestra los datos de la información normalizada para ser manejada por la red, se estableció una base de 100 ensambles, en la tabla se ilustra parte de ellos. 82
4.3. Resultados obtenidos de las diferentes redes neuronales multicapa. 89
4.4. Clasificación de información recolectada en base a la experiencia del personal del área de ensamble de dispositivos de una planta fabricante de componentes automotrices. 92
4.5. Parámetros empleados en la estrategia evolutiva 103
4.6. Variables que producen el menor tiempo de ensamble en el caso de estudio No.1. 103
4.7. Variables que provocan los tiempos mas altos de ensamble en un producto. 104
4.8. Contribución de cada variable en el incremento del tiempo de ensamble para el caso 1 105

4.9. Resultados del caso de estudio No.2 mostrando un conjunto de soluciones, conteniendo los mínimos tiempos de ensamble 107
4.10. Resultados del caso de estudio No.3 encontrando los tres mejores combinaciones de variables con los mínimos tiempos de ensamble, respetando restricciones de diseño. 108
4.11. Resultados del caso de estudio No.3 con la información ya desfuzzificada. . 109

Índice de figuras

1.1. Tendencias de comportamiento entre el factor tiempo y el incremento en el nivel de complejidad de los productos. [Prasad, 2000] 16
1.2. Diagrama de flujo de la metodología empleada en la investigación. 21

2.1. Integración funcional entre departamentos.[Prasad, 2000] 26
2.2. Terminología y nomenclatura de la casa de la calidad [Akao, 1990] 30
2.3. Método comercial DFA de Boothroy and Dewhurst. 34
2.4. Diagrama de flujo de la metodología DFA [Boothroy and Dewhurst, 2002] . 36
2.5. Estructura de red con una capa oculta y con alimentación hacia delante Adaptación propia a partir de [Hagan and Demuth, 1996] 42
2.6. Estructura de una función tipo singleton. 48
2.7. Componentes de la funcional trapezoidal. 49
2.8. Estructura de una función tipo T (Triangular). 49
2.9. Estructura de una función tipo "S". 50
2.10. Diagrama que muestra el flujo y los pasos que componen un diagrama difuso 50
2.11. Estructura General de un sistema difuso tipo Mamdani 53

3.1. Diagrama esquemático de los pasos que se siguieron para el desarrollo de la metodología y creación de este sistema híbrido. 62
3.2. Ejemplo de variables involucradas en un proceso de ensamble manual. . . 65

3.3. Diagrama del proceso de optimización del modelo para pronosticar los tiempos de ensamble mediante estrategias evolutivas 71

4.1. Diagrama detallado de los pasos que se siguieron para el desarrollo de la metodología y creación de este sistema híbrido. 76
4.2. Diagrama de flujo que se siguió para el desarrollo del sistema neuronal. . . 77
4.3. Ángulos de Simetría alpha para inserción de una pieza en el ensamble. . . 81
4.4. Ángulos de Simetría Beta para inserción de una pieza en el ensamble. . . . 81
4.5. Criterio óptimo para terminación del entrenamiento 85
4.6. Criterio para terminación del entrenamiento selección optima de la arquitectura de la red. 86
4.7. Comportamiento del error durante el entrenamiento de la red 87
4.8. Desempeño de la red neuronal y los datos reales durante su entrenamiento 88
4.9. Estructura final del sistema neuronal para predecir el tiempo de ensamble. 90
4.10. Ejemplo de Representación de la función de pertenencia triangular y trapezoidal para representar la variable dimension de la pieza. 93
4.11. Estructura del sistema difuso conteniendo todas las variables de entrada, así como la variable salida, tiempo de ensamble pronosticado 93
4.12. Diagrama representativo de la Interacción de las reglas involucradas en el sistema difuso para determinar la salida del sistema 94
4.13. Influencia entre las variables afectando la variable de salida "tiempo de ensamble" 95
4.14. Desfusificación empleando el centro de gravedad 96
4.15. Cálculo del tiempo de ensamble pronosticado de una manera automática . 97
4.16. Diagrama del proceso de optimización del modelo para pronosticar los tiempos de ensamble mediante estrategias evolutivas 101
4.17. Porcentaje de contribución de cada variable para incrementar el tiempo de ensamble 105

A.1. Esquema simplificado de una Neurona Biológica 114
A.2. Componentes de una de una Neurona Artificial 116
A.3. Función escalón, restringe los valores entre -1 y 1 117
A.4. Función logística, restringe los valores de salida entre 0 y 1 118
A.5. Función tangente hiperbólica, restringe los valores entre -1 y 1 118

B.1. Intersección y grado de pertenencia entre dos conjuntos difusos 119
B.2. Unión y grado de pertenencia entre dos conjuntos difusos 120
B.3. Operación de complemento y su representación al valor de pertenencia al complemento del conjunto difuso A. 121

C.1. Diagrama de flujo que se sigue en la programación genética [Koza, 1992] . 125

Capítulo 1

Introducción

1.1. Motivación

La "competitividad" mundial y la búsqueda constante por tener productos posicionados favorablemente frente a la competencia, ha obligado tanto a la Industria automotriz como a la Industria metal-mecánica en general a realizar un esfuerzo constante por estar a la vanguardia día a día en innovaciones tecnológicas en el área de diseño y manufactura esperando que sus productos tengan una buena aceptación y un buen tiempo de permanencia en el mercado [Cedillo and Sanchez, 2006].

Las condiciones del mercado están cambiando; la manufactura global, la economía mundial y las innovaciones tecnológicas han dado lugar a una competitividad internacional [Contero and Villa, 2005]. Las compañías buscan desarrollar los mejores productos con costos mínimos, siempre teniendo en cuenta que los factores tiempo de desarrollo, permanencia del producto en el mercado así como la creación de valor son los grandes objetivos a vencer. Se puede apreciar desde hace algunos años, la gran diversidad variedad y complejidad que presentan los nuevos productos en el mercado en un rango que va desde muy simple hasta muy complejo [Prasad, 1998]. Este fenómeno es contrario al tiempo de permanencia en el mercado el cual tiende a reducirse constantemente debido al surgimiento de nuevos productos los cuales presentan características y precios más competitivos ver Fig.1.1

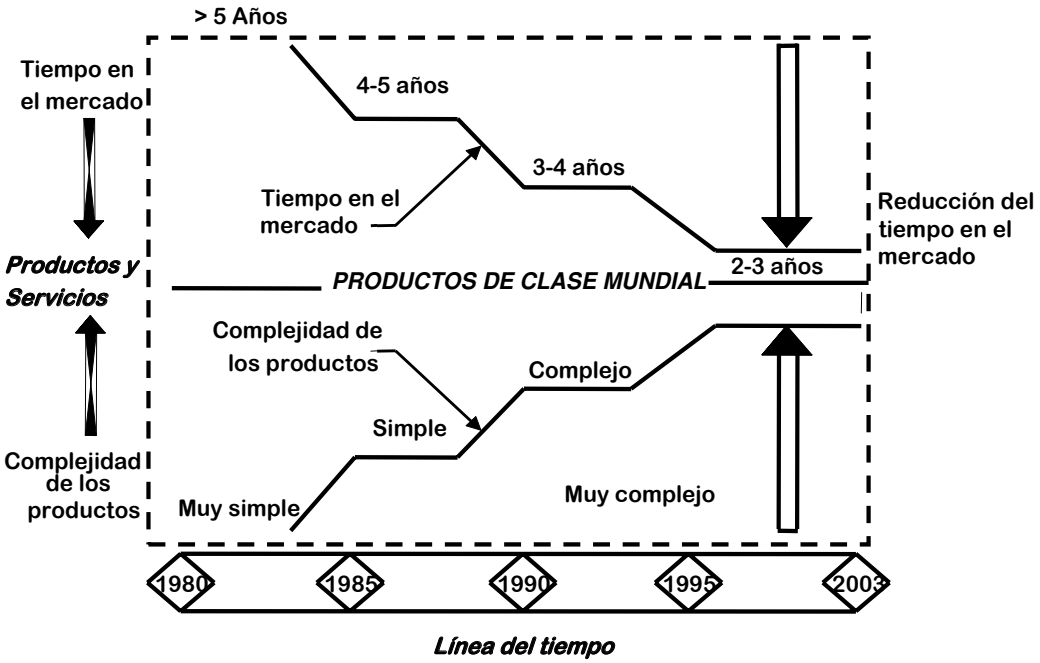

Figura 1.1: Tendencias de comportamiento entre el factor tiempo y el incremento en el nivel de complejidad de los productos. [Prasad, 2000]

En la actualidad los consumidores han cambiado de comprar productos genéricos a productos casi personalizados, esta ha sido una tendencia a nivel mundial que ha obligado a las empresas a renovar sus métodos de diseño y procesos de manufactura con el fin de poder competir en este mundo globalizado [Prasad, 2000]. Todo producto tiene que satisfacer o cumplir varios objetivos., funcionar de acuerdo a las expectativas del cliente, que sea fácil de ensamblar y desensamblar para darle mantenimiento y si es necesario realizar su reparación que sea a un precio justo, debido a esto los diseñadores deben considerar todos estos puntos desde las etapas iniciales del proceso de diseño [Aungst and Barton, 2003].

Una buena planeación y análisis de los productos en la etapa de diseño se refleja en productos fáciles de ensamblar y de fabricar, reducción en el número de horas de ingeniería de diseño necesarias, reducción de partes compradas, inventarios etc. Además de lograr lo anterior,con una buena planeación se puede tener mínimos o nulos errores en el proceso incrementando con ello la calidad del producto.

Por el contrario la falta de una planeación resulta en un mal diseño del producto que provoca muchos problemas y retrabajos en el área de producción [Otto and Wood, 2001], pudiendo incrementar hasta en un 70 u 80 % los costos de producción del producto por retrasos en los tiempos de entrega del producto final a los clientes. El desarrollo de tecnología es el único elemento que permite a la empresa generar y mantener una ventaja competitiva en su area, como menciona León [Leon, 2001], resulta vital para la empresa la búsqueda y aplicación de nuevas herramientas y metodologías que ayuden a optimizar los procesos de diseño e innovación de productos, un buen punto de partida para una empresa que quiera generar una autosuficiencia creativa y tecnológica, consiste en aprovechar en un principio las capacidades y experiencias de su personal, las cuales han logrado adquirir a lo largo de los años de experiencia laboral y que puede resultar útil para optimizar el diseño e innovación de productos.

1.2. Descripción del problema

La fabricación y ensamble son de las operaciones más importantes en los procesos productivos, las actividades relacionadas con estas, existen a lo largo de todo el ciclo de vida del producto. El ensamble es una de las actividades que más tiempo y recursos requieren, además de esto tiene la característica de ser una de las más complejas para su modelado, esto ha generado la necesidad de buscar e investigar acerca de nuevas metodologías que ayuden a la planeación y optimización del proceso de ensamble para mejorar el desarrollo de nuevos productos.

Existen técnicas que brindan apoyo para la toma de decisiones en aspectos relacionados con la planeación del ensamble de productos desde la etapa de diseño, estas técnicas se encuentran inmersas en la metodología llamada "Diseño para el ensamble" (DFA) el objetivo de esta metodología es simplificar y reducir el costo de ensamble de los productos, mejorando la calidad y confiabilidad del producto. Se puede definir DFA como el proceso para mejorar el diseño del producto con la finalidad de que sea fácil de ensam-

blar, aumentando la calidad y reduciendo los costos de ensamble. Esta técnica permite a los diseñadores e ingenieros, evaluar sistemáticamente cada uno de los componentes, de manera que resulten fáciles de ensamblar y fabricar eficientemente.

Ahm y Fabricus [Ahm and F.Fabricius, 1990]reportan en su trabajo de investigación, algunos de los beneficios que obtienen las empresas al emplear la metodología Diseño para el ensamble durante la fase de diseño del producto y planeación del ensamble, unos de estos beneficios es la reducción de costos en aproximadamente el 30 % del tiempo de ensamble y mano de obra empleados debido a la disminución de componentes del ensamble final. Un ensamble con pocas partes y un tiempo de ensamble óptimo, contribuyen a lograr costos de manufactura y de ensamble mínimos con altos estándares de calidad [Kaebernick and Shea, 2000], pocas partes y ensambles fáciles influyen en la disminución de requerimientos de espacio de una planta. Eskilander por otra parte menciona en su trabajo de tesis Doctoral [Eskilander, 2001] acerca de una posible clasificación de los beneficios de la metodología Diseño para el ensamble siendo estos; Beneficios a corto plazo como son: Reducción en el numero de componentes, reducción en el tiempo de ensamble y reducción en los costos de manufactura y ensamble y por otra parte beneficios a largo plazo como son: Mejora en la calidad de los productos y la generación de un ambiente de ingeniería concurrente

En las etapas iniciales de desarrollo de un producto, es difícil predecir su tiempo de ensamble debido a que muchas de las partes del ensamble aún no existen [Whitney, 2004], esto genera la necesidad de contar con herramientas innovadoras que ayuden a la toma de decisiones desde las etapas de diseño y que permitan pronosticar tiempos de ensamble así como sugerir secuencias óptimos de ensamble. Entre las diversas metodologías que existen actualmente para ayudar al diseño para el ensamble, una de las que mas éxito ha tenido en la industria a nivel mundial [Whitney, 2004] es la metodología de Diseño para la manufactura y el ensamble (DFA) desarrollada por los investigadores Boothroy and Dewhurst, [Boothroy and Dewhurst, 2002]. Esta es una metodología para ayudar a

planear el proceso de ensamble, entre sus principios esta el buscar minimizar el número total de partes activas, desarrollar un diseño modular, utilizar componentes estándar, diseñar las piezas para que sean multifuncionales, diseñar las piezas para facilitar la fabricación etc. Una característica importante esta metodología DFA, es el poder predecir en un momento dado, el tiempo que sera necesario para ensamblar el producto.

Desafortunadamente esta metodología no reúne todas las características que se presentan en la Industria [C.Mascle, 2003], como son flexibilidad a diferentes aplicaciones, que la información no se encuentre sujeta a tener que buscarla en tablas, que tenga tolerancia a fallas debido algunas veces a no contarse con toda la información de los datos de entrada. Así mismo el investigador Guanghsu [Guanghsu, 2002] describe otra desventaja que presenta la metodología como es el no contar con capacidad de auto-aprendizaje, es decir que aproveche los datos y eventos anteriores. Las carencias que presenta esta metodología ofrecen un buen área de oportunidad para desarrollar esta investigación donde se busca contribuir a complementar dicha metodología.

En sus recientes artículos, los investigadores Santochi y Dini [Santochi and Dini, 2002] hacen hincapié en señalar en que a pesar de la gran importancia que representan los aspectos relacionados con el ensamble de productos, estos tienen poco tiempo estudiándose, siendo un área relativamente nueva que se encuentra en proceso de investigación y pruebas. La importancia del ensamble manual de productos en la metodología "diseño para el ensamble",se basa en la necesidad de realizar una inversion inicial muy alto para poder implantar un proceso de ensamble automático provocando esta situación que muchas empresas continúen con empleando el proceso de ensamble manual. Existe mucho trabajo realizado en el area de diseño para el ensamble. Sin embargo aun existen areas que brindan oportunidad para futuros desarrollos, una de estas areas es un método que ayude a soportar y complementar las carencias que citadas que presenta la metodología DFA de Boothroy.

1.3. Preguntas claves de investigación

El principal objetivo de esta investigación, es generar el conocimiento para desarrollar e implementar un sistema inteligente difuso-evolutivo, que servirá de apoyo en la toma de decisiones durante el proceso de diseño, con el fin de pronosticar y reducir el tiempo de ensamble de los productos antes de liberarlos a producción. Para dar solución al objetivo planteado se debe contestar las siguientes preguntas:

- ¿Cómo puede diseñarse un sistema inteligente para la toma de decisiones con el fin de optimizar del desarrollo de productos?
- Cuales serían los componentes y parámetros de este sistema inteligente?
- Es posible poder aprovechar el conocimiento y experiencia que tiene el personal del area de ensamble de una empresa para optimizar el desarrollo de productos.?

Este sistema nos deberá ayudar a pronosticar y optimizar el tiempo de ensamble identificando las variables que contribuyen a incrementarlo y que deberán ser evitadas, el sistema deberá considerar las posibles restricciones que se pudieran presentar durante la etapa conceptual del producto, así mismo tendrá la capacidad de poder adaptarse a las diferentes condiciones y características de las empresas con necesidad de optimizar sus procesos de diseño y fabricación. Esta metodología eliminará también otra carencia de la metodología Diseño para el ensamble (DFA) de Boothroy and Dewhrust como es la necesidad de consultar tablas como se hace actualmente.

1.3.1. Alcances y limitaciones de la Investigación

Esta investigación busca diseñar un sistema inteligente integrado por lógica difusa, redes neuronales y estrategias evolutivas, con el fin de ayudar a optimizar el diseño de productos, pronosticando y optimizando el tiempo empleado en el ensamble de productos sin necesidad de consultar tablas como en la metodología de Diseño para el ensamble

(DFA) [Boothroy and Dewhurst, 2002]. El diagrama de flujo general de este sistema se presenta en la Fig.1.2.

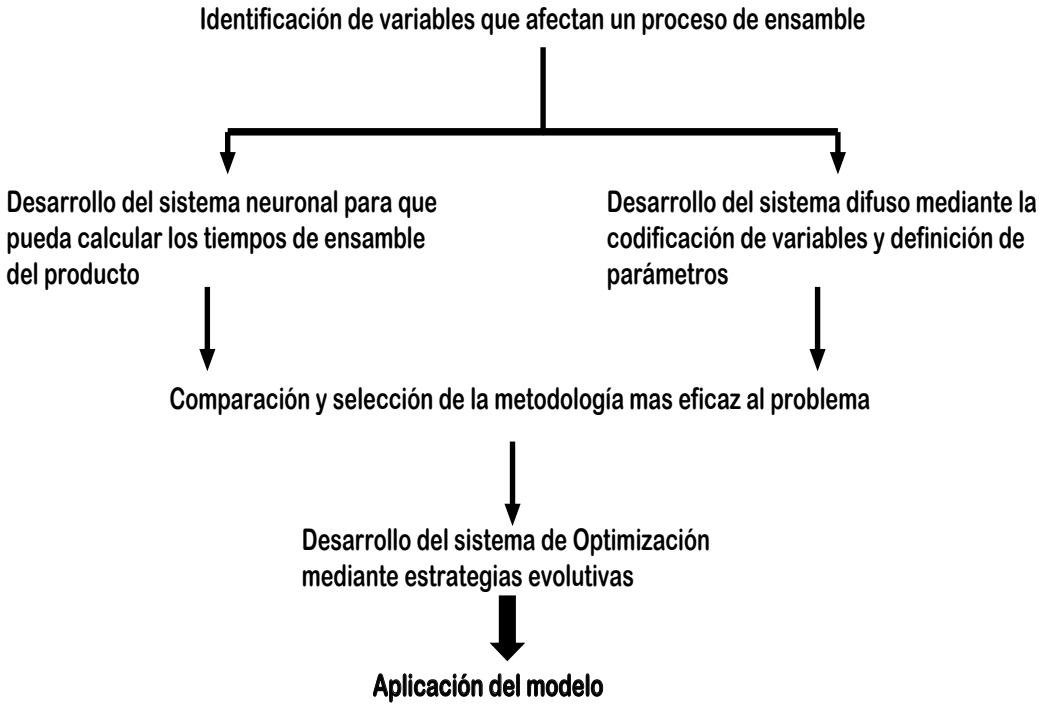

Figura 1.2: Diagrama de flujo de la metodología empleada en la investigación.

La parte inicial de la investigación consistió en identificar y definir los parámetros o categorías cualitativos que participan en un proceso de ensamble, posteriormente con esta información se generó una base de datos, fruto de experiencias de los diseñadores y personal del área de manufactura de una compañía; como segunda etapa se empleo la metodología de redes neuronales aprovechando su habilidad y potencial en la solución de problemas de predicción dando como resultado un pronóstico del tiempo empleado en el ensamble de productos de una manera general y sin la necesidad de consultar tablas. Como tercera etapa se modeló y acondicionó esta información para ser procesada mediante la lógica difusa con el fin de modelar y procesar la información, el propósito fue comparar estos dos métodos encontrándose que el empleo de la lógica difusa presentaba más ventajas que empleando redes neuronales, siendo más fácil y amigable la introducción e

interpretación de la información, el sistema difuso sería la metodología que se optimizaría en la tercera etapa de la investigación.

La parte final de la metodología fue el empleo de estrategias evolutivas con el fin de optimizar los resultados que se obtuvieron en la segunda etapa. Al emplear esta nueva aplicación en el sistema inteligente, fue posible encontrar con los datos que fueron recolectados de planta, los parámetros que nos pueden producir los tiempo máximo y mínimos de ensamble , a este modelo se le asignaron posteriormente varias restricciones que en un momento dado se pudieran presentar en el diseño conceptual del producto y bajo estas nuevas condiciones el sistema proporcionará las tres mejores opciones para el ensamble de un nuevo producto.

1.3.2. Contribución de la Investigación

La principal contribución de esta tesis es la creación de un sistema inteligente difuso-evolutivo, que servirá de apoyo en la toma de decisiones durante el proceso de diseño, con el fin de pronosticar y reducir el tiempo de ensamble de los productos antes de liberarlos a producción, esperando contribuir al proceso de mejora en el diseño e innovación de productos, en cuatro puntos se pueden resumir las características principales de esta metodología.

- Modelación de la información de un sistema de ensamble empleando un sistema difuso, integrando el conocimiento y experiencia del personal con el fin de pronosticar el tiempo de ensamble de un producto que no ha sido fabricado.

- Característica innovadora del desarrollo de esta investigación fue la aplicación de estrategias evolutivas para optimizar el sistema difuso con el fin de encontrar las condiciones favorables de ensamble para obtener los mínimos tiempos de ensamble, o en su defecto conocer que combinación de variables nos provoca el tiempo de ensamble mas alto.

- De gran ayuda a la mejora de la metodología, fue la inclusion de estrategias evolutivas multimodal con el fin de optimizar el sistema difuso, mediante ella se logran tener las tres mejores alternativas de diseño de la pieza y que se verá reflejado en los tres mejores tiempos mínimos de ensamble. Así mismo se pueden obtener las tres combinaciones de variables que reflejan los tres tiempos máximos de ensamble.

- Una parte importante del sistema es que se le puede suministrar al sistema restricciones que normalmente se pudieran presentar en todo diseño, estas restricciones también serán consideradas al momento de pronosticar y optimizar el tiempo de ensamble del producto.

1.3.3. Contribución industrial

1. Se espera que esta investigación sea útil al centro de Diseño e Innovación de productos de la Corporación Mexicana de Investigación en Materiales, empresa donde surgió y desarrolló la investigación, cooperando al cumplimiento de su misión y visión apoyando el sector de la Ingeniería en México.

2. Mediante el empleo de esta metodología se podrá pronosticar el tiempo de ensamble de un producto, sirviendo de soporte en la toma de decisiones durante la etapa de desarrollo de productos pudiendo ser fácilmente adaptado a las diferentes condiciones de las empresas.

3. Contribuir al proceso de desarrollo de nuevos productos mediante la optimización del diseño de productos.

1.4. Estructura de la tesis

En el primer capítulo de la tesis se aborda una introducción a la problemática que dio origen al desarrollo de esta tesis, se muestra en forma general la propuesta que se planteo para solucionarla, se describen los objetivos y alcances de la investigación, así mismo se

presentan los artículos que se lograron generar y exponer en distintos foros durante el desarrollo de esta investigación.

En el segundo capítulo de la tesis se hace una revisión de los antecedentes del diseño y ensamble de productos, este análisis de bibliografía muestra como los sistemas inteligentes han sido aplicados en el area de diseño y sistemas de manufactura, se describe también algunas de las mas recientes investigaciones que han surgido en el area de ensamble y desensamble de productos. En el tercer capítulo de la tesis se realiza un análisis de la Lógica difusa, Redes neuronales y computación evolutiva, estas herramientas sirvieron de base para el desarrollo de esta investigación, se explican las bases y conceptos generales de estas técnicas de la inteligencia artificial. En el cuarto capítulo de la tesis se explica la metodología que se siguió para el desarrollo de la investigación, como fue generandose información en cada una de las etapas del modelo y como influyeron para redefinir el modelo final de la investigación. En el quinto capitulo de la tesis se explica a detalle la experimentación efectuada, los resultados que se generaron, como fue el comportamiento de los datos, inconveniencias que se encontraron durante el tratamiento de los datos del ensamble. En el sexto capitulo de la tesis se hace un análisis de la información obtenida durante la experimentación, se hace un recuento de la experimentación y se generan una serie de conclusiones de la investigación. Finalmente se explican una serie de puntos los cuales servirán de punto de partida para el desarrollo de nuevas investigaciones.

1.5. Publicaciones

Durante el desarrollo de este trabajo se realizaron cinco publicaciones:

1. *Mejora en el diseño y control dimensional de un producto usando un método Neuro-Estadístico.* Pérez P., Solis G. Salais T. 2do. Congreso internacional de Innovación y desarrollo tecnológico celebrado en la Ciudad de Cuernavaca Morelos del 15 al 19 de Noviembre del 2004.

2. *Aplicación de Redes neuronales y Lógica difusa para pronosticar y optimizar el tiempo de ensamble de un producto durante la etapa de diseño.*Pérez P., Carrum E. Cantú M. 4to. Congreso Nacional de Mecatrónica ISBN $970-9702-01-7$ celebrado en la Ciudad de Ramos Arizpe Coahuila del 3 al 5 de Noviembre del 2005.

3. *Improve product design using a Fuzzy-Evolution Strategies approach to predict and optimize the assembly time*Pérez P., Torres L. Presentado en CERMA 2006 Electronics, Robotics and Automotive MechanicsI ISBN $0-7695-2569-5$ Conference en la Ciudad de Cuernavaca Morelos del 26 al 29 de Noviembre del 2006.

4. *Decision Support Systems Intelligent to predict and optimize the assembly time for new product design using a Fuzzy-Evolutionary multimodal approach* Pérez P., Torres L., Ramírez S. publicado en el journal Research in Computing Science ISSN: $1870-4069$ pp.41-61 2006

5. *A genetic Algorithm for Reassigning work on the assembly line: A Real Scenario* Ramírez S., L.Torres, Cedillo M. Pérez P. articulo publicado en el journal Research in Computing Science ISSN: $1870-4069$ pp.67-73 2006

Capítulo 2

El Entorno del diseño de productos

El éxito de la estrategia del desarrollo de un nuevo producto depende en buena medida de la integración e interrelación entre las areaa de investigación de mercado, de investigación y desarrollo de productos, así como de un control eficiente de la tecnología [Prasad, 2000]. En la Fig.2.1 se puede apreciar como pueden ser las interrelaciones que se presentan en una empresa enfocada al desarrollo y fabricación de productos.

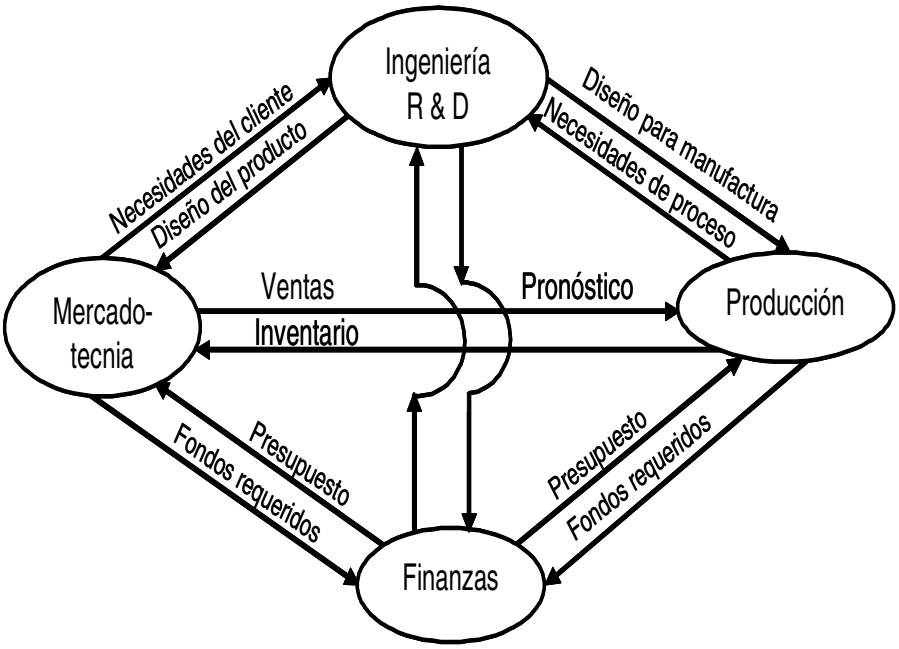

Figura 2.1: Integración funcional entre departamentos.[Prasad, 2000]

En la gráfica se aprecia como el departamento de producción se encarga de manufacturar el producto, el departamento de finanzas controla los recursos para maximizar la rentabilidad del producto, el departamento de mercadotecnia se encarga de ver y escuchar cuales son las necesidades del cliente, esta información es retroalimentada con el área de ingeniería para evaluar esas necesidades del cliente y determinar la factibilidad técnica y económica que tiene la planta para desarrollar el producto. Estas relaciones entre departamentos con el fin de alcanzar un objetivo común se les conoce como ingeniería concurrente. Esta es considerada una filosofía que promueve esfuerzos colectivos e integrados en la planificación, organización, dirección y control de todas las actividades relacionadas con productos y procesos, desde la idea hasta la terminación del producto o servicio. eliminando actividades redundantes que no generan valor agregado promoviendo la integración en la empresa y el trabajo en equipo Groover [M.Groover, 2000].

2.1. Diseño para la excelencia

Existe una serie de técnicas de diseño que basa sus principios en la ingeniería concurrente y cuyo objetivo es gestionar la calidad, disminuir el costo y el tiempo de manufactura y entrega del nuevo producto; esta metodología se conoce como diseño para la excelencia y comprende entre otras las siguientes técnicas [Tsai and Huang, 2001]: Diseño para las pruebas, Diseño para el servicio, Diseño para el medio ambiente, Diseño para facilitar las operaciones,Diseño para la fabricación, Diseño para el ensamble etc. A continuación se describe brevemente estas técnicas haciendo una descripción mas detallada en la metodología diseño para el ensamble (DFA) que fue la base de esta investigación

Diseño para las pruebas

Es una metodología cuyo objetivo es dictar los lineamientos de diseño, para que cuando el producto sea sometidos a las pruebas de funcionamiento en la planta antes de su lanzamiento, durante la etapa de producción en serie puedan realizarse fácilmente y en el menor período de tiempo [Otto and Wood, 2001].

Para lograr lo anterior, esta metodología propone que se diseñe el producto de forma modular, de manera que cada uno de los módulos puedan ser probados de forma independiente y realizar posteriormente pruebas finales de conjunto verificando la correcta integración de los diferentes módulos. Esta modularidad es útil cuando los productos son muy complejos debido a que aumenta el grado de dificultad para realizarle pruebas de eficiencia y desempeño del producto.

Diseño para el servicio

Esta metodología obliga el tener en cuenta en el diseño de nuevos producto aquellos factores que faciliten el poder darle mantenimiento al producto al cabo de un cierto tiempo de uso. Actualmente los clientes demandan productos que se averíen lo menos posible y en caso de avería, desean que la reparación sea lo más rápida posible. Por lo anterior expuesto, muchas empresas están adoptando una estrategia de productos fáciles de mantener y reparar, ofreciendo a sus clientes varios años de garantía, durante los cuales todas las reparaciones y tareas de mantenimiento corren por cuenta del fabricante [Wang and A.Venkat, 2000].

Diseño para el medio ambiente

Esta metodología busca que se consideren e integren ciertos factores ambientales al proceso de diseño de nuevos productos [Santochi and Dini, 2002]. Algunas de las características que deberán tenerse en cuenta a la hora de proceder al diseño de nuevos productos son los siguientes:

- Uso de materiales.- Su propósito es utilizar la mayor cantidad posible de materiales renovables, así como tratar de reducir al máximo su número de componentes.

- Consumo de energía.- Se busca una reducción en el consumo de energía necesaria para la fabricación de productos así como una utilización de fuentes de energía renovable y limpia (energía solar, eólica, hidroeléctrica, etc).

- Prevención de la contaminación.- Durante el diseño del producto se deben evitar

o al menos reducir al máximo, las posibles emisiones tóxicas durante las etapas de producción y empleo del producto.

- Residuos sólidos.- Conocida como Diseño para el Desensamble y Diseño para la refabricación es una metodología que pretende reducir al máximo el volumen de residuos sólidos generados al terminar la vida útil del producto,así como durante su proceso de fabricación [San02, Faill98]. Es importante que el equipo de diseño planee que al termino de vida del producto, la mayoría de los componentes del producto puedan sean reutilizables o al menos reciclables.

Diseño para facilitar las operaciones

Esta metodología trata de tener en cuenta desde las primeras etapas del proceso de diseño las necesidades de los operadores y usuarios del producto, así, si el producto no reúne los requerimientos que se piden por parte de los consumidores, tiene un costo elevado, o es difícil de utilizar, los potenciales usuarios del mismo perderán interés en dicho producto. Para ayudar a conseguir estos objetivos el Diseño para facilitar las Operaciones se vale de otras técnicas de diseño, entre las que cabe destacar el Despliegue de la Función de Calidad (QFD) conocida como casa de la calidad , el cual es un término creado en Japón, enfocado al diseño de procesos Ver Fig.2.2[Akao, 1990, Hauser and Clausing, 1998].

Empieza con una lista de requerimientos del consumidor y es llamada "la voz del consumidor", caracterizándose éste por ser un sistema cualitativo. Una vez que han sido identificados los deseos de los clientes, el reto es identificar cuales características del producto darán respuesta a sus deseos, el (QFD) es un proceso que ayuda a planear el desarrollo de productos, comprendiendo y especificando los requerimientos y necesidades del cliente contra las restricciones técnicas que se tendrían al querer dar respuesta a las peticiones de los clientes, a estos diagramas comúnmente se les conoce como casas de la calidad.

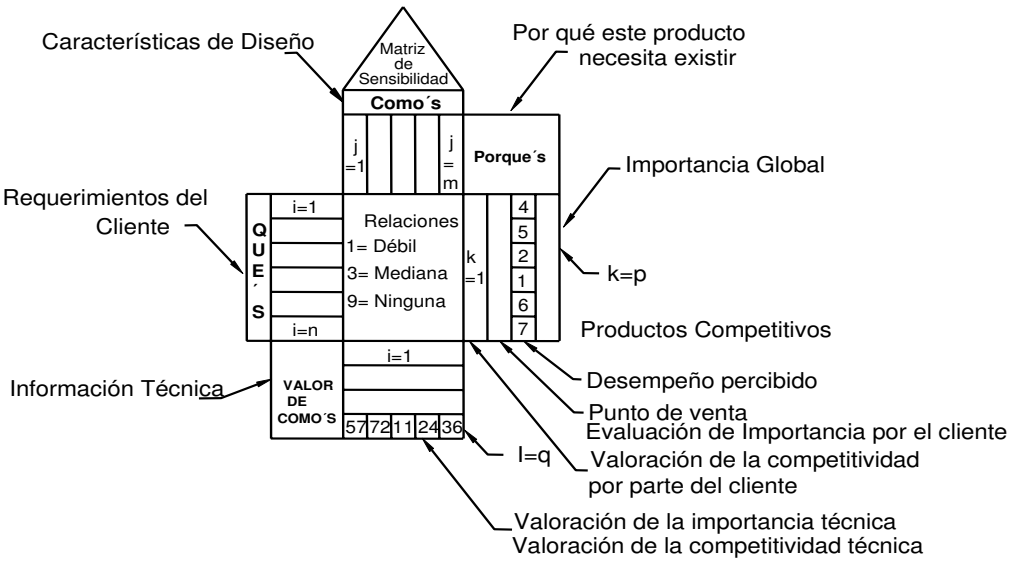

Figura 2.2: Terminología y nomenclatura de la casa de la calidad [Akao, 1990]

Diseño para la fabricación(DFM)

Es una metodología cuyo propósito es facilitar el proceso de fabricación, busca simplificar el diseño del nuevo producto mediante la reducción de componentes . Resultando por consecuencia una disminución en el número de horas de ingeniería de diseño necesarias y una reducción de partes comerciales o materia prima a comprarse beneficiando el volumen de los inventarios. Para la correcta aplicación de esta metodología se deben seguir los siguientes cinco pasos [Boothroy and Dewhurst, 2002]:

- Determinar la facilidad de fabricación del producto y compararla con otros productos con las mismas características que hubieran en el mercado.
- Fijar los objetivos que se pretenden obtener del producto a desarrollar; costo, calidad, flexibilidad, riesgo, tiempo de lanzamiento, eficiencia y efectos ambientales.
- Definir los parámetros de evaluación e ideas de diseño.
- Generar una serie de propuestas conceptuales del producto.

2.2. Planeación y optimización del ensamble

Planear y optimizar el proceso de ensamble de un producto el cual en muchos casos se encuentra formado por muchas piezas, es un problema de grandes magnitudes debido a la gran cantidad de posibles combinaciones y restricciones que se pueden tener para formar las posibles secuencias de ensamble, así como la gran cantidad de características de diseño y proceso de manufactura que pudieran tener cada una de las piezas para que sea considerado como aceptable, a su vez estas características de las piezas contribuyen a su vez a aumentar o disminuir el tiempo de ensamble. Un ensamble mecánico se puede definir como un proceso en el cual son agrupados varios componentes y subensambles con el fin de formar un elemento completo, estas partes fueron fabricadas en forma individual o mediante un proceso de alta producción, el ensamble representa la cúspide del problema en el cual se vieron involucrados diversos departamentos con el fin de fabricar productos fáciles de ensamblar y a un bajo costo.

La planeación del ensamble consiste en determinar la manera mas óptima y factible de acomodar las partes en un cierto orden y de acuerdo a ciertas características con la finalidad de formar un subensamble o producto final [Whitney, 2004]. La generación de un plan de ensamble, deberá considerar todos los factores que pudieran afectar su buen funcionamiento, tales como calidad, naturaleza y estructura del producto a ser ensamblado, el tamaño de los lotes y la distribución de planta donde se realizará el ensamble, si cualquiera de estos factores cambian, el plan de ensamble también puede cambiar. El investigador Cheng [Cheng and Ming, 2006] describe en su reciente artículo algunas de las formas para representar los componentes en un ensamble y como poder establecer una secuencia de ensamble y en la cual indirectamente después de optimizar la secuencia de ensamble de un producto , se puede decir que también se logra disminuir su tiempo de ensamble. Las relaciones que existen entre los componentes de un ensamble, se encuentran dadas por matrices de relaciones establecidas en base a la función que tiene cada pieza dentro del ensamble.

Estas relaciones toman en cuenta las tolerancias de ensamble y las restricciones existentes tanto para el ensamble como para el desensamble.[Barnes and Dalgleish, 1997]

Un proceso de ensamble se puede visualizar en forma general en dos grandes áreas.

1. Planeación la secuencia de ensamble

2. Optimizar desde la etapa inicial el tiempo de ensamble del producto

Estas áreas no habían sido consideradas de gran importancia para un proceso de investigación debido en forma general a que un Ingeniero tenia la posibilidad de eventualmente encontrar una secuencia factible de ensamble con una calidad aceptable, esto lo lograba a prueba y error, aún y que se tenían restricciones de tiempo de producción este método lo consideraban aceptable [Whitney, 2004]. Hoy en día, estas dos áreas están tomando gran interés y muestran un constante crecimiento en la investigación [Meziane and Vadera, 2000].

Durante un proceso de ensamble la energía para efectuarla, es frecuentemente suministrada en forma manual por trabajadores, en donde la mayoría de los procesos están orientados al producto, no existiendo o presentándose muy baja estandarización debido a la alta variabilidad de clasificaciones existentes para el manejo, uniones, ajustes, pruebas etc. y es muy raro que los procedimientos utilizados para un producto puedan emplearse en otros. El grado de automatización en el ensamble es considerablemente mas bajo en el ensamble que en la manufactura de partes, debido a los altos montos de inversion inicial que se requiere para automatizar el proceso, por otra parte la automatización del ensamble ha sido difícil justificarlo cuando se pretende emplearla en procesos de bajo volumen o resulta impractica e inapropiado en ensambles muy complejos [Whitney, 2004].Debido a lo expuesto anteriormente, a nivel mundial el ensamble manual es el método mas empleado por las empresas. En la literatura se pueden encontrar mucha información con respecto a los diferentes métodos que han surgido para apoyar en la planeación y optimización del

proceso de ensamble siendo la metodología " Diseño para el Ensamble una de las mas empleadas " [Santochi and Dini, 2002];

2.3. Diseño para el ensamble (DFA)

El objetivo de la metodología "Diseño para el ensamble" es simplificar el ensamble y reducir el costo y complejidad de un ensamble mejorando la calidad y confiabilidad del producto. Es por eso que se puede definir "DFA" como el proceso para mejorar el diseño del producto con la finalidad de que sea fácil de ensamblar aumentando la calidad y reduciendo los costos de ensamble. A su vez esta metodología permite a los diseñadores e ingenieros, evaluar sistemáticamente los componentes del producto de manera que resulten fáciles de ensamblar y fabricar. Eskilander [Eskilander, 2001] reportó la existencia de doce métodos comerciales de Diseño para el ensamble con el fin de apoyar el desarrollo de productos Ver Tabla.2.1. En su trabajo se puede encontrar una breve descripción de cada uno de estos métodos, a continuación se describe la metodología Diseño para la manufactura y el ensamble (DFMA)desarrollada por los investigadores Boothroy and Dewhurst, [Boothroy and Dewhurst, 2002] por haber sido empleada de base para el desarrollo de esta investigación.

2.3.1. Diseño para el ensamble de Boothroyd-Dewhurst

Esta metodología ayuda a determinar y a optimizar el desarrollo de un producto, reduciendo las partes y costos del producto, es una metodologia usada con mucho exito a nivel mundial [Whitney, 2004]. Los principios del (DFMA) son: minimizar el número total de piezas, desarrollar un diseño modular, utilizar componentes estándar, diseñar las piezas para que sean multifuncionales, diseñar las piezas para facilitar la fabricación, evitar fijadores separados, minimizar las direcciones de montaje, maximizar las tolerancias, minimizar la manipulación de las partes. Los creadores de esta metodología desarrollaron un software comercial con el fin de dar recomendaciones durante el diseño del producto.

Método DFA	Autores	País de Origen
Método de Evaluación de Ensamble (AEM)	Ohashi Yano	Japan
Boothroyd-Dewhurst DFMA	Boothroyd-Dewhurst	USA
Método sistemático de diseño para el ensamble.	Miles Swift	UK
Guía para optimizar el ensamble en el diseño de un producto (DGO).	Hock	USA
Ensamble	DeWinter-Machiels	Belgium
Diseño orientado al ensamble del producto.	Bassler-Warnecke	Germany
Sistema de Ensamble (ASSYST)	Arpino-Groppetti	Italy
Vista de Ensamble	Sturges	USA
Diseño basado en el costo-eficiencia	Yamagiwa	Japan
Diseño del producto y sistema para el ensamble por robot.	Davisson-Redford	UK
Diseño del producto	Zorowski	USA
La casa de DFA	Rampersad	The Netherlands

Tabla 2.1: Métodos comerciales disponibles de DFA [Eskilander, 2001]

Ver Fig.2.3 (www.dfma.com/)(Sep.2006).

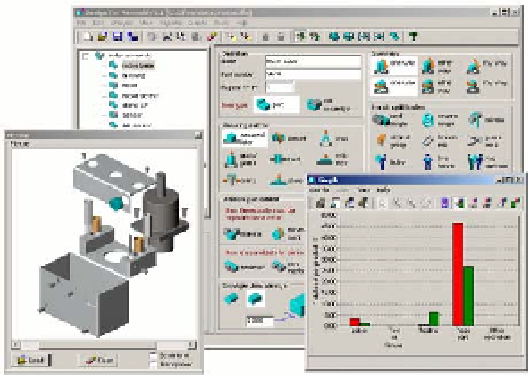

Figura 2.3: Método comercial DFA de Boothroy and Dewhurst.

Una buena planeación del ensamble de los productos en sus etapas preeliminares de diseño, ahorrara tiempo y recursos a la empresa. Diversos autores coinciden en que el costo de ensamble de un producto se ubica entre un 20 y 50 % y que las operaciones de ensamble ocupan un poco mas del 50 % del tiempo empleado en el desarrollo de un producto. [Contero and Villa, 2005]. Este método de DFA se soporta en una base de datos la cual contiene los tiempos estimados de ensamble para diferentes operaciones. El tiempo de ensamble dependerá del diseño del componente y como este deberá ser ensamblado, así mismo depende de como cada parte será manejada e insertada en el ensamble total. Durante el análisis de cada uno de los componentes que serán ensamblando, se puede en un momento dado eliminar alguna de las piezas que conforman el ensamble total, o rediseñar alguna parte para que sea más fácil su ensamble y fabricación.

En las etapas iniciales de desarrollo de un producto es difícil predecir su tiempo de ensamble debido a que muchas de las partes del ensamble aun no existen. Un paso importante en este método es el buscar reducir la cantidad de las partes de un ensamble, para poder determinar cual parte es factible o candidata a ser eliminada. Al aplicar esta metodología durante el diseño, se requiere contestar tres preguntas, si la respuesta a estas tres preguntas es "no", la pieza es candidata a ser eliminada o integrada a otra parte.

- ¿La pieza se mueve en relación a otras partes ensambladas cuando el producto esta trabajando en una forma normal?.
- ¿La pieza puede ser de otro material o aislada de las otras partes que ya han sido previamente ensambladas?
- ¿Tiene que estar separada la pieza de las otras partes que ya han sido ensambladas para evitar que el ensamble o desensamble de los demás componentes resultara imposible?

En la Fig.2.4 se muestra los pasos y el flujo de información que se sigue al emplear la metodología DFA de Boothroy.

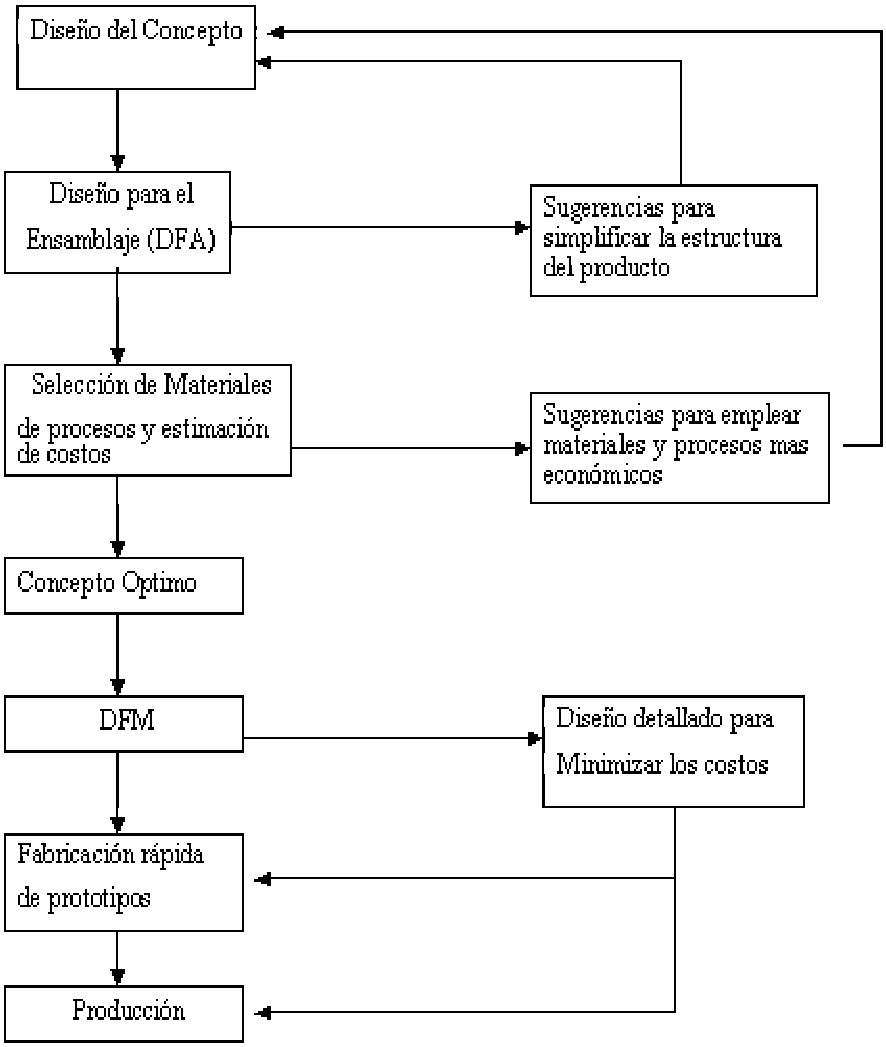

Figura 2.4: Diagrama de flujo de la metodología DFA [Boothroy and Dewhurst, 2002]

La eficiencia es el principal indicador de que tan apto es el producto para el ensamble, lograr mejorar el ensamble y la eficiencia de un producto puede ser realizada mediante la eliminación de partes innecesarias o en su defecto mediante el rediseño de las piezas para que sea fácil de manejar e insertar, cualquier característica geométrica que no permita un desempeño eficiente de la pieza es penalizado con un tiempo alto, esto es debido a que se requieren operaciones extras, como por ejemplo, destornillar las piezas para su ensamble resulta en un incremento del tiempo del ensamble. Todas las partes son

analizadas y es calculado el tiempo total de ensamble de una manera teórica basada en las tablas, esta información sirve para determinar si alguna pieza puede ser eliminada o integrada a otras. La eficiencia del ensamble se da de acuerdo a la formula siguiente [Boothroy and Dewhurst, 2002].

$$Eficiencia\ de\ DFA = \frac{3\times\ \text{Suma de las partes teóricas}}{\text{suma del total de tiempo estimado del ensamble}}$$

La estimación del tiempo de ensamble de un producto nuevo se puede dividir en dos etapas, la generada por su tiempo de inserción y la generada por el tiempo de manejo o traslado de cada uno de los componentes hasta lograr el ensamble total.

2.3.2. Inconvenientes del DFA de Boothroyd and Dewhurst.

La metodología DFMA ha tenido un gran auge en un buen número de compañías de diseño líderes en el mundo [Otto and Wood, 2001]; desafortunadamente esta no reúne todas las características que se requieren en la industria [C.Mascle, 2003]. No es flexible a diferentes aplicaciones y está sujeta a buscar valores en tablas Ver tabla 2.2.

		Sin dificultades de manejo			Partes contenidas o que contienen		
		Espesor > 2 mm		< 2 mm	Espesor > 2 mm		< 2 mm
sym(deg)= (alpha + beta)		tamaño > 15 mm	6 mm ≤ tamaño ≤ 15 mm	tamaño > 6 mm	tamaño > 15 mm	6 mm ≤ tamaño ≤ 15 mm	tamaño > 6 mm
		0	1	2	3	4	5
sym<360	0	1.13	1.43	1.69	1.84	2.17	2.45
360<=sym<540	1	1.5	1.8	2.06	2.25	2.57	3.0
540<=sym<720	2	1.8	2.1	2.36	2.57	2.9	3.18
sym=720	3	1.95	2.25	2.51	2.73	3.06	3.34

Tabla 2.2: Tiempo estimado en el manejo de partes, con una mano y sin la ayuda de herramientas de sujeción. [Boothroy and Dewhurst, 2002]

La metodología no tiene tolerancia a falla a causa de los datos de entrada, no tiene capacidad de auto-aprendizaje en base a datos y eventos anteriores, esta metodología tampoco proporciona un procedimiento de orden para el ensamble del producto.

El ensamble por ser la etapa final en un proceso de producción, es una etapa crítica, la cual debe estar alerta a los requerimientos del mercado. Las investigaciones en el área de ensamble y desensamble se han desarrollado principalmente en las últimas dos décadas, siendo este un campo con muchas áreas de oportunidad para la mejora, anteriormente la mayoría de los esfuerzos de investigación estaban dirigidos principalmente a la optimización de los procesos de manufactura, en donde en ocasiones era más el esfuerzo que se hacia que la reducción de los costos de producción, no dándole la debida importancia al proceso de ensamble, el cual se seguía o se sigue haciendo en muchos lugares de la misma manera que hace varias décadas [Homem and Sanderson, 1988].

2.4. Sistemas inteligentes en el proceso de ensamble

Para que una compañía pueda ser exitosa y que desarrolle productos competitivos deberá inculcar un grado de responsabilidad y compromiso entre sus empleados con el fin de lograr principios fundamentales como minimizar el desperdicio, calidad a la primera vez, líneas de producción flexibles y mejora continua. Una buena planeación del ensamble de los productos durante sus etapas preeliminares de diseño, ahorrara tiempo y recursos a la empresa. [M.Groover, 2000]. El ensamble es una de las actividades que más tiempo y recursos demandan en el desarrollo de nuevos productos, mostrando ser una de las actividades más complejas en su modelado. Estas características generan en los diseñadores y responsables de toma de decisiones en las areas de diseño, la necesidad de buscar y emplear nuevas metodologías que ayuden a solucionar estos problemas con el fin de optimizar el desarrollo de nuevos productos. Buscando la manera de dar solución a esta problemática, es necesario analizar y entender la importancia de las variables que se presentan en un proceso de ensamble, conocer como es la interacción de las restricciones mecánicas y de funcionamiento durante el mismo para poder modelarlos.

La Inteligencia Artificial y sistemas expertos aplicados al desarrollo de nuevos productos es una área que esta experimentado un notable crecimiento en los últimos años, tanto

en el desarrollo de nuevos algoritmos como en su uso para la solución de problemas en diferentes aplicaciones, las grandes compañías manufactureras han encontrado en ella , la clave para incrementar la competitividad , están consiguiendo reducir costos y tiempos de desarrollo de sus procesos al aplicarlos [Meziane and Vadera, 2000]. Se ha demostrado la gran utilidad de los sistemas basados en sistemas inteligentes empleando algoritmos genéticos, redes neuronales, durante el diseño paramétrico de productos [Geromei and C., 2002], estos diseños involucran múltiples variables e interrelaciones los cuales generan una gran cantidad de parámetros desconocidos haciendo muy complicados el diseño. Los sistemas inteligentes son de gran utilidad en el diseño de productos auxiliando en la toma de decisiones en las etapas de ensamble y desensamble, permiten visualizar desde las etapas iniciales como interactúan las partes durante su ensamble o desensamble con el fin mejorar el producto [Chun. and Pennathur, 2000]. Por otra parte, de manera efectiva los sistemas neuro-fuzzy (redes neuronales artificiales en conjunto con lógica difusa) han venido implementadose con éxito en la solución de problemas en sistemas de control, sistemas de manufactura y en la optimización de diseños [Meziane and Vadera, 2000].

El Diseño para la Manufactura y Ensamble en conjunto con sistemas inteligentes se han convertido en elementos clave en la reducción de costos y tiempos para el desarrollo y fabricación de productos [A.Kussiak, 2001]. En el proceso de ensamble existen dos áreas de oportunidad para la investigación, la primera consiste en determinar la secuencia óptima de ensamble y la segunda es la búsqueda de características en las piezas que en su conjunto produzcan el menor tiempo de ensamble. El investigador Romeo en su articulo "A genetic algorithm for the optimization of assembly sequences " [Romeo and Lee, 2006], presenta un método basado en un algoritmo genético con el fin de encontrar y optimizar una secuencia de ensamble, logrando una buena modelación y resultados, pero sin considerar el tiempo posible de ensamble. Otros investigadores han estado desarrollando investigaciones aplicando sistemas inteligentes híbridos como es el caso de conjuntar lógica difusa y algoritmos genéticos para optimizar el ensamble, Galantucci muestra en su

reciente articulo [Galantucci and Percoco, 2004] un método para planear el ensamble y desensamble de un producto empleando para ello un método híbrido formado por lógica difusa y un algoritmo genético, en el se buscó encontrar la mejor secuencia de ensamble considerando las restricciones mecánicas que pudieran tener, no considera el factor tiempo de ensamble dentro de su investigación.

La metodología diseño para el ensamble(DFA)de Boothroy es útil y valiosa; sin embargo, tiene áreas de oportunidad para contribuir a mejorarla, buscando acortar y optimizar la etapa de desarrollo del producto. Este trabajo de investigación busca dar continuidad a los trabajos desarrollados por el investigador Mascle [C.Mascle, 2003] buscando optimizar la metodología DFA de Boothroy usando lógica difusa, el se baso en la eficiencia de las piezas durante el ensamble y desarrollo una interfaz gráfica para interpretar ensambles a partir de los dibujos realizados en sistemas de Diseño por computadora, demostrando con sus resultados que su metodología contribuye a mejorarla. Otras investigaciones realizadas para mejorar la metodología DFA de Boothroy fueron desarrolladas por el investigador Guanghsu [Guanghsu, 2003] en su trabajo, el presenta una metodología para desarrollar un sistema difuso aplicado al diseño para el ensamble y pronosticar el tiempo de ensamble de un producto sin la necesidad de consultar tablas. Propone dentro de sus líneas futuras de investigación, continuar desarrollando y buscar elementos para optimizar este sistema difuso, estas líneas futuras que sugieren estos dos investigadores, sentaron las bases para el desarrollo de la presente investigación de tesis, alterno a buscar a desarrollar un sistema difuso optimizado, se propone, desarrollar y evaluar un sistema neuronal para pronosticar el tiempo de ensamble, hacer una comparativa entre estas dos metodologías y en base a los resultados optimizar la salida. Un Sistema inteligente utiliza entre otros algunos de los siguientes métodos: Redes neuronales, Lógica Difusa, Computación evolutiva.

2.5. Componentes de un sistema inteligente

2.5.1. La Neurona Artificial

Una red neuronal artificial (RNA) es un sistema de procesamiento de la información, es un elemento capaz de procesar gran cantidad de información mediante modelos matemáticos en forma paralela y distribuida, a diferencia de los sistemas de computo tradicional que procesan la información de una forma secuencial, su objetivo primordial es emular el funcionamiento y comportamiento de una red neuronal biológica, entre algunas de las características de las RNA se puede mencionar[R.Jang, 1997, J.Principe and Euliano, 2000]:

- Su gran habilidad para aproximar funciones.
- Poseen una estructura muy simple, lo que en conjunto con su sistema de procesamiento paralelo lo convierte en un sistema muy rápido y eficaz.
- Las RNA pueden trabajar con datos en forma cuantitativa y cualitativa.
- Las RNA pueden procesar muchas entradas y muchas salidas, por esta razón son muy útiles en ambientes donde se requiera procesar muchas variables.

Redes neuronales estáticas y recurrentes Se le denomina así a la forma en que se organizan las neuronas en una RNA, existen dos tipos fundamentales Redes Estáticas (Feed Forward)(RNFF) y Redes Recurrentes (RNR) o Redes Dinámicas en las cuales las salidas arrojadas en la ultima capa sirven de alimentación a las neuronas de la primera capa la cantidad de veces que se hallan establecido o se hubiera cumplido el objetivo fijado.

Las RNFF se caracterizan porque todas las señales de las neuronas se propagan hacia delante, no existen conexiones hacia atrás y normalmente tampoco son autorrecurrentes, ni laterales, son ampliamente utilizadas en tareas de reconocimiento o clasificación de patrones, ver figura 2.5.

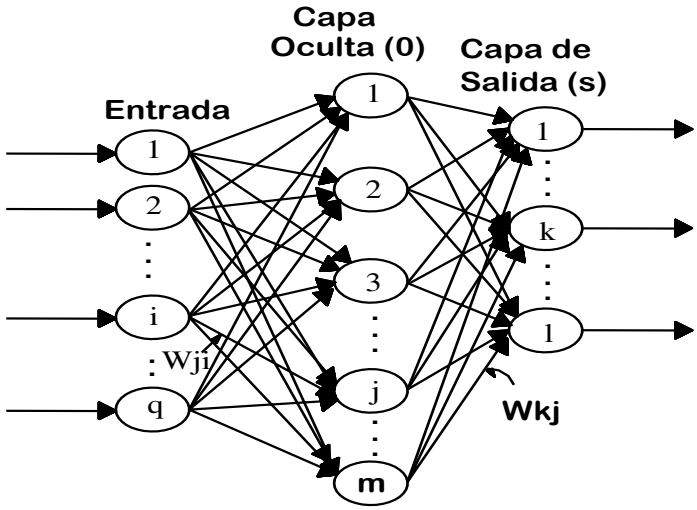

Figura 2.5: Estructura de red con una capa oculta y con alimentación hacia delante Adaptación propia a partir de [Hagan and Demuth, 1996]

Los nodos computacionales internos se llaman neuronas ocultas y se encuentran en la capa o layer oculta, las neuronas en cada capa tienen como señal de entrada las señales de salida de la capa precedente. Cuando todas las neuronas de todas las capas se encuentran conectadas en cada una de las capas adyacentes se dice que está totalmente conectada, en caso contrario se dice que esta parcialmente conectada.

Las RNR se caracterizan porque toda la información se transmite dentro de la red tanto hacia delante como hacia atrás, para poder realizar esta labor existen conexiones hacia delante así como conexiones de retroalimentación. El procedimiento para el proceso de aprendizaje es conocido como el algoritmo de aprendizaje [Hagan and Demuth, 1996, R.Jang, 1997], su objetivo es modificar los pesos sinápticos de las redes con el fin de minimizar la función de costo. La modificación de estos pesos sinápticos constituye el método tradicional cuando se desea diseñar e implantar una red neuronal. Existen dos métodos de aprendizaje para un perceptron multicapa, estos son:

Aprendizaje Supervisado: En este tipo de aprendizaje se presentan a la red unas entradas con las correspondientes salidas que se requiere que aprenda, la red con esta información calcula la salida para esas entradas y luego, conociendo el error que está

cometiendo, ajusta sus pesos proporcionalmente al error que ha cometido (si la diferencia entre salida calculada y salida deseada es nula, no se varían los pesos).

Aprendizaje No Supervisado: En este aprendizaje solo se presentan a la red las entradas y para esas entradas la red debe dar una salida parecida. En el aprendizaje por refuerzo se combinan los dos anteriores, y de cuando en cuando se presenta a la red una valoración global de que también esta siendo su desempeño. En parte del desarrollo de esta tesis se utilizara una red multicapa del tipo RNFF y para el entrenamiento de la red un algoritmo supervisado llamado backpropagation, el cual se describe a continuación.

2.5.1.1. Algoritmo de propagación hacia atrás (Backpropagation)

El algoritmo de aprendizaje usado para ajustar los pesos sinápticos del perceptron multicapa estático es conocido como backpropagation [J.Principe and Euliano, 2000]. El backpropagation es un algoritmo del tipo supervisado, el cual utiliza un ciclo de propagación adaptación de dos fases. Después de que se ha aplicado un patrón de datos a la red se propaga desde la primera capa a través de las capas superiores de la red hasta generar una salida esta señal de salida se compara con la salida deseada y se calcula una señal de error para cada una de las salidas. Estas salidas de error se propagan hacia atrás, partiendo de la capa de salida hacia todas las neuronas de la capa oculta que contribuyeron directamente a la salida. Las neuronas de la capa oculta solo reciben una fracción de la señal total del error la cual es la contribución relativa que aportó cada neurona a la salida original.Este proceso se repite capa por capa, hasta que todas las neuronas de la red hayan recibido una señal de error la cual contiene cual fue su contribución con respecto al error total. Una vez obtenida esta información, se actualizan los pesos de conexión de cada neurona, para hacer que la red converja hacia un estado en el cual se pueda clasificar correctamente todos los patrones de entrenamiento.

El algoritmo Backpropagation está basado en el algoritmo de mínimos cuadrados, la actualización de pesos y ganancias se realiza basándose en el error medio cuadráti-

co, la backpropagation es un algoritmo supervisado y por tanto necesita un conjunto de entrenamiento que le describa cada salida y el valor esperado de la siguiente forma: [Hagan and Demuth, 1996, Haykin, 1999]

$$\{p_1, t_1\}, \{p_2, t_2\}, \ldots\ldots, \{p_Q, t_Q\} \tag{2.1}$$

Donde:

P_Q = las entradas a la red.

t_Q = la correspondiente salida deseada para el patron q-ésimo..

El algoritmo debe ajustar los parámetros de la red para minimizar el error medio cuadrático

Todos estos datos de entrada producirán una entrada neta la cual será la entrada para cada una de las neuronas de la siguiente capa.

$$n_j^0 = \sum_{i=1}^{q} W_{ji}^0 p_i + b_j^0 \tag{2.2}$$

Donde:

W_{ji}^0 Peso que une al componente i de la neurona j de la primera capa oculta.

p_i Componente i del vector p que contiene el patrón de entrenamiento de entrada

b_j^0 Ganancia de la neurona j de la capa oculta

El superíndice $(^0)$ representa la capa a la que pertenece cada parámetro, en el caso anterior nos referimos a la capa oculta. Cada una de las neuronas de la capa oculta tiene como salida a_j^0 , en esta parte se involucra ya alguna función de transferencia según sea el problema a resolver, esto se refleja en la siguiente ecuación.

$$a_{j^0} = f^0\Big(\sum_{i=1}^{q} W_{ji}^0 p_i + b_j^0\Big) \tag{2.3}$$

Donde f^0 representa la función de transferencia de las neuronas de la capa oculta Las salidas a_j^0 de las neuronas de la capa oculta son las entradas a los pesos de conexión de

la capa de salida, $a_k^0 \Longrightarrow n_k^s$ este comportamiento esta descrito por la ecuación:

$$n_k^s = \sum_{j=1}^{m} W_{kj}^s a_j^0 + b_k^s \tag{2.4}$$

Donde:

W_{ji}^s : Peso que une la corona j de la capa oculta con la neurona k de la capa de salida, la cual cuenta con s neuronas.

d_j^0 : Salida de la neurona j de la capa oculta, la cual cuenta con m neuronas.

b_k^s : Ganancia de la neurona k de la capa de salida.

n_k^s : Entrada neta a la neurona k de la capa de salida.

La red produce una salida final descrita por la ecuación

$$a_k^s = f^s\left(n_k^s\right) \tag{2.5}$$

Donde f^s Representa la función de transferencia de las neuronas de la capa de salida Remplazando este termino en la ecuación anterior, se obtiene la salida de la red en función de la entrada neta y de los pesos de conexión con la ultima capa oculta.

$$d_j = f^s\left(\sum_{j=1}^{m} W_{kj}^s a_j^0 + b_k^s\right) \tag{2.6}$$

El error en la salida de la j-ésima neurona de la capa de salida, esta dada por:

$$e_j(k) = d_j(k) - y_j(k) \tag{2.7}$$

Donde:

d_j : Representa la salida deseada

y_j : Representa la neurona de salida.

k : Representa la k-ésima muestra.

La suma del cuadrado de los errores se encuentra definida por la siguiente fórmula:

$$\varepsilon(k) = \frac{1}{2}\sum_{j=1}^{l} e_j^2 k \tag{2.8}$$

donde l es el numero de neuronas de la capa de salida.

El error medio cuadrático se obtiene al sumar $\varepsilon(k)$ para todas las muestras y despues posteriormente normalizar con respecto al tamaño de la iteración.

$$\varepsilon(k) = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} \varepsilon(k) \tag{2.9}$$

Siendo N el numero de muestras que forman cada iteración. Usando el algoritmo del gradiente descendiente, los pesos de las conexiones entre i-ésima neurona y la j-ésima neurona se actualiza como:

$$\Delta\omega_{ji}(k) = \omega_{ji}(k+1) - \omega_{ji}(k) = -\eta\frac{\partial\varepsilon(k)}{\partial\omega_{ji}(k)} \tag{2.10}$$

La corrección que realiza $\Delta\omega_{ji}(k)$ es conocida como la regla de la cadena en donde $\frac{\partial\varepsilon(k)}{\partial\omega_{ji}(k)}$ se puede obtener de acuerdo al siguiente desarrollo:

$$\frac{\partial\varepsilon(k)}{\partial\omega_{ji}(k)} = \frac{\partial\varepsilon(k)}{\partial e_j(k)}\frac{\partial e_j(k)}{\partial y_j(k)}\frac{\partial y_j(k)}{\partial v_j(k)}\frac{\partial v_j(k)}{\partial\omega_{ji}(k)} \tag{2.11}$$

Las derivadas parciales se encuentran dadas por:

$$\frac{\partial\varepsilon(k)}{\partial e_j(k)} = e_j(k) \qquad \frac{\partial e_j(k)}{\partial e_j(k)} = -1$$

$$\frac{\partial y_j(k)}{\partial v_j(k)} = \varrho_j(v_j(k)) \qquad con \qquad \varrho_j(v_j(k)) = \frac{\partial\vartheta_j(v_j(k)}{\partial v_j(k)} \tag{2.12}$$

$$\frac{\partial v_j(k)}{\partial\omega_{ji}(k)} = y_i(k)$$

Quedando la regla delta de la siguiente manera:

$$\Delta\omega_j(k) = \eta\delta_j(k)y_i(k) \tag{2.13}$$

donde el gradiente local $\delta_(k)$ se define de la siguiente manera:

$$\delta_j(k) = \frac{\partial e_j(k)}{\partial y_j(k)} \frac{\partial y_j(k)}{\partial v_j(k)} = e_j(k)\varrho_j(v_j(k)) \tag{2.14}$$

Se distinguen dos casos para el gradiente local $\delta_j(k)$ en donde la j-esima neurona esta en la capa de salida o si no puede estar en la capa oculta.

Caso 1: Si la j-esima neurona está localizada en la capa de salida se calcula $\delta_j(k)$ de acuerdo a la formula descrita en la ecuación (3.25).

Caso 2: Si la j-esima neurona se encuentra en la capa oculta no hay una respuesta deseada para esa neurona. La señal del error se tiene que propagar desde la salida hacia la neurona de la capa oculta donde se requiera el valor del gradiente local δ_k

El objetivo del proceso de aprendizaje del algoritmo es minimizar el error por lo que debe tomarse la dirección negativa del gradiente para obtener el mayor decremento del error y de esta forma su minimización, el problema es que no se asegura en ningún momento que el mínimo que se encuentre sea global, una vez que la red se asiente en un mínimo sea local o global cesa el aprendizaje, aunque el error sea alto, siendo admisible solo si la solución es aceptable de acuerdo al valor del error obtenido. Se denomina de propagación inversa debido a que el error se propaga de manera inversa al funcionamiento normal de la red, el algoritmo encuentra el error en el proceso de aprendizaje desde las capas mas internas hasta llegar a la entrada y en función del error se actualizan los pesos y ganancias de cada capa.

Las redes neuronales son empleadas principalmente para aproximación de funciones, permiten generar un mapeo entrada-salida del comportamiento del sistema, con lo cual no es necesario obtener un modelo matemático del mismo, esto puede ser una ventaja al tratar con sistemas muy complejos de los cuáles es muy difícil obtener su modelo matemático es cada vez más creciente y de una forma dinámica el empleo de redes neuronales para resolver problemas en diferentes campos, destacando:Procesamiento de imágenes y de voz, reconocimiento de patrones, interfaces para sistemas Hombre/màquina, Predicción, Control y optimización, ayuda en la solución de problemas de diseño etc.

2.5.2. Lógica Difusa

Este concepto fue concebido por Lofti Zadeh un profesor de la Universidad de California en Berkley en el año 1965 el no estaba de acuerdo con la sola existencia de los conjuntos clásicos que solo permiten dos opciones, la pertenencia o no de un elemento a dicho conjunto [J.Yen and Reza, 1999]. La lógica difusa permite obtener de una manera simple y elegante una conclusión a partir de información de entrada vaga, ambigua, imprecisa, con ruido o incompleta, imitando la forma como una persona toma decisiones. La diferencia fundamental entre la lógica clásica y difusas está en el rango de los valores de verdad, mientras las proposiciones clásicas son necesariamente verdaderas o falsas expresadas por valores de 1 y 0 respectivamente, la verdad o falsedad en las proposiciones difusas es cuestión de grados, expresada por un número en el intervalo [0 u 1]. Un principio básico de esta teoría es la relación llamada "pertenencia", en la cual se establece si un elemento sea parte o no de un conjunto dado, la pertenencia o no a un conjunto es algo que no puede ser determinado con facilidad, para la definición de la pertenencia existen diferentes funciones, las mas utilizadas son: función de tipo singleton, trapezoidal, triangular y la función tipo "S". [J.Yen and Reza, 1999][Hung and Nguyen, 2003].

2.5.2.1. Pertenencia de funciones

La función de tipo Singleton tiene valor 1 solo para un punto "a" y 0 para el resto. Se utiliza regularmente en sistemas difusos simples para definir los conjuntos difusos de las particiones de las variables de salida, es útil debido a que simplificar los cálculos y requiere poca memoria para almacenar la base de la regla.Ver Fig.2.6

$$S(u;a)\begin{cases} 1 & u = a \\ 0 & u \neq a \end{cases}$$

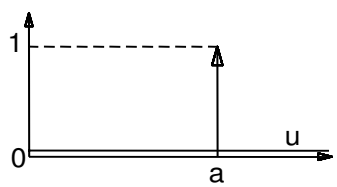

Figura 2.6: Estructura de una función tipo singleton.

$$S(u;a,b,c,d)\begin{cases} 0 & u<a \\ \left(\dfrac{u-a}{b-a}\right) & a\le u\le b \\ 1 & b\le u\le c \\ \left(\dfrac{d-u}{d-c}\right) & c\le u\le d \\ 0 & u>d \end{cases}$$

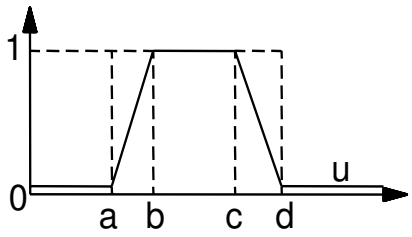

Figura 2.7: Componentes de la funcional trapezoidal.

La Función de tipo trapezoidal esta compuesta por 4 puntos "a, b, c, d"; la función es 0 para valores menores a "a" y mayores a "d" , vale 1 entre "b" y "c", y toma valores en el intervalo [0,1] entre el punto "a" y "b" así como entre los puntos "c" y "d". Ver Fig.2.7

La función de tipo T (Triangular) es muy utilizada para modelar propiedades con un valor de pertenencia distinto de cero para un rango de valores estrecho con respecto a un punto "b". La función es 0 para valores menores a "a" y mayores a "c", vale 1 en el punto "b", y toma valores en el intervalo [0,1] entre el punto "a" y "b" así como entre los puntos "b" y "c". Ver Fig.2.8

$$S(u;a,b,c)\begin{cases} 0 & u<a \\ \left(\dfrac{u-a}{b-a}\right) & a\le u\le b \\ \left(\dfrac{c-a}{c-b}\right) & b\le u\le c \\ 0 & u>c \end{cases}$$

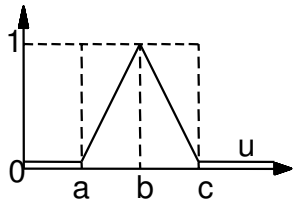

Figura 2.8: Estructura de una función tipo T (Triangular).

La función de tipo S es muy adecuada cuando se necesita modelar características cualitativas como por ejemplo; grande, mucho, positivo, etc. Se caracteriza por tener un valor de permanencia distinto de 0 para un rango de valores por encima de cierto punto a

siendo 0 por debajo de a y de 1 para valores mayores de c. Su punto de cruce (valor 0.5) es: $b = (a + c)/2$ y entre los puntos a y c es de tipo cuadrático.Ver Fig.2.9.

$$S(u;a,b,c)\begin{cases} 0 & u < a \\ 2\left(\dfrac{u-a}{c-a}\right)^2 & a \le u \le b \\ 1-2\left(\dfrac{u-a}{c-a}\right)^2 & b \le u \le c \\ 1 & u > c \end{cases}$$

$$S(u;k,b) = \frac{1}{1+e^{-k(u-b)}}$$

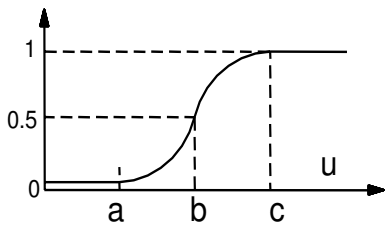

Figura 2.9: Estructura de una función tipo "S".

2.5.2.2. Tipos de Sistemas de Inferencia Difusa

Los sistemas de inferencia difusa son también conocidos como sistemas basados en reglas, modelos difusos , memorias asociativas difusas, también son llamados controladores difusos cuando estos son aplicados como controladores en algún proceso, ver Figura 2.10.

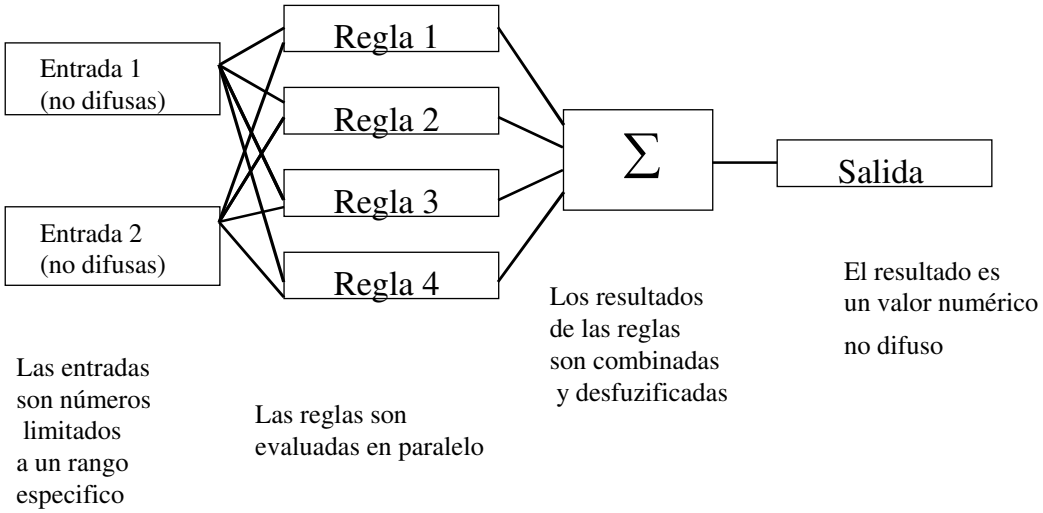

Figura 2.10: Diagrama que muestra el flujo y los pasos que componen un diagrama difuso

Un sistema de inferencia esta formado por un conjunto de reglas del tipo :

Si ... Y ... (Antecedente) Entonces ... (Consecuente).

En el cual el antecedente y el consecuente son proposiciones, un sistema de inferencia difuso es un sistema con capacidad de procesar variables numéricas y lingüísticas en un ambiente integrado dando como resultado una variable numérica o lingüística. Existen en la literatura, diversas metodologías de mecanismos de inferencia difuso, entre los mas conocidos se pueden citar los siguientes [J.Yen and Reza, 1999, R.Jang, 1997]:

- Modelo difuso lingüístico o Modelo difuso de Mamdani en el cual tanto los antecedentes como los consecuentes son proposiciones difusas.
- Modelo difuso Takagi-Sugeno-Kang, donde los consecuentes son funciones no difusas.

Un modelo difuso lingüístico ofrece una descripción cualitativa del proceso, el modelo lingüístico se interpreta empleando lenguaje natural. El sistema difuso tipo Mamdany resulta en términos cualitativos mas sencillos de interpretar, pero es menos preciso que el modelo Takagi-Sugeno el cual es mas adecuado para modelación mas precisa. Los dos modelos son muy útiles pero para cada uno tiene un propósito diferente, su uso dependerá del tipo de problema a resolver.

El Modelo Difuso de Takagi-Sugeno-Kang también como modelo TSK fue propuesto con el fin de diseñar un método sistemático para generar reglas difusas partiendo de un conjunto dado de datos entrada-salida. Una regla difusa en un modelo difuso TSK tiene la forma:

$$R_i : \text{Si } x_1 \text{es } A_{i1} \text{ y } \ldots \text{ y } x_n \text{es } A_{in} \text{ entonces } \; y = f_i(x)$$

Donde $f_i(x), i = 1, ..., M$ son las funciones del consecuente, por lo general son funciones polinomiales, pero puede ser cualquier función que describa de forma adecuada la salida del modelo en las regiones especificadas por los antecedentes de las reglas. La salida total se calcula empleando la media ponderada en vez del proceso de desfusificación que emplea

el sistema Mamdani, la salida se expresa de la siguiente. manera:

$$y = \frac{\sum_{i=1}^{M} \mu_i(x) f_i(x)}{\sum_{i=1}^{M} \mu_i(x)} \tag{2.15}$$

Donde $y = \mu_i(x)$ es el grado de disparo de la regla $i - esima$, regularmente en la practica se utiliza mas la media ponderada que la suma ponderada.

$$y = \sum_{i=1}^{M} \mu_i(x) f_i(x) \tag{2.16}$$

Si $f_i(x)$ es un polinomio de primer orden, se le llama modelo difuso TSK de primer orden al sistema de inferencia resultante:

R_i : Si $x_1$es A_{i1} y ... y x_n es A_{in} entonces $y = a_i^T x + b_i$

Donde $a = [a_{i1} \dots a_{in}]^T \in \mathbb{R}^n$ y $b_i \in \mathbb{R}$ para i =1,....M son los parámetros del consecuente. Una vez desarrollada la regla queda de la siguiente forma:

R_i : Si $x_1$es A_{i1} y ... y x_n es A_{in} entonces $y = a_{i1}x_1 + \ldots + a_{in}x_n + b_i$

Si se tiene que $f_i(x)$ es una constante, tenemos un modelo difuso de orden cero:

R_i : Si $x_1$es A_{i1} y ... y x_n es A_{in} entonces $y = b_i$

donde $b_i \in \mathbb{R}$ para $i = 1, \ldots, M$ son los parámetros del consecuente.

Durante el desarrollo de esta investigación fue empleado el sistema de inferencia tipo mamdani, el cual enseguida se describe algunos de sus aspectos mas importantes.

El Modelo Difuso Tipo Mamdani es ampliamente aceptado por emplear como base para su operación el conocimiento del experto. Permite describir el comportamiento del sistema de una manera intuitiva y acorde al razonamiento humano ver fig.2.11).

En un modelo difuso del tipo Mamdani se tienen reglas en las cuales tanto el antecedente como el consecuente son proposiciones difusas, es decir se tiene un conjunto de M reglas de la forma:

R_i : Si x_1 es A_{i1} y ... y x_n es A_{in} entonces $y = B_i$

Donde:

$i = 1, \ldots M$,.

$x = [x_1, \ldots x_n]^T$ es el vector de entrada.

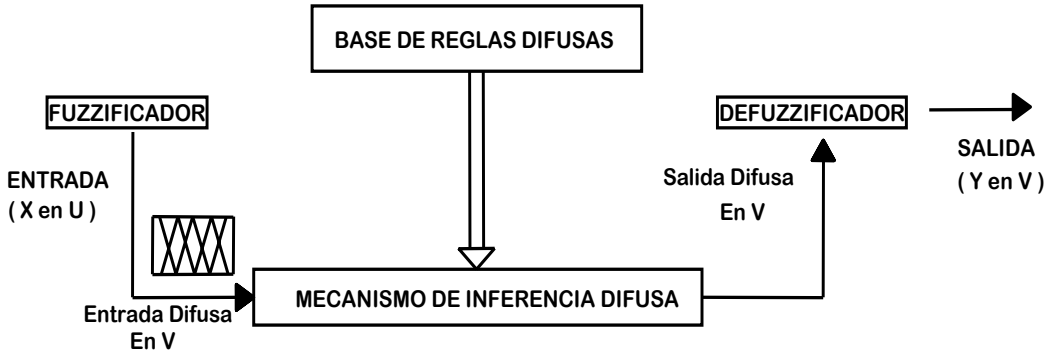

Figura 2.11: Estructura General de un sistema difuso tipo Mamdani [Zadeh, 1977]

A_{ij} son los conjuntos difusos definidos en el espacio de los antecedentes por las funciones de pertenencia $\mu_{A_{ij}} : x_j \rightarrow [0,1]$, para $j = 1, ...n$.

x_j es el dominio de la variable de entrada x_j,para $j = 1, \ldots, n$

B_i son los conjuntos difusos definidos en el espacio de los consecuentes con funciones de pertenencia $\mu_{B_i} : \gamma \rightarrow [0,1]$

γ es el dominio de la variable de salida y.

La función de pertenencia del conjunto Bi se encuentra definida de la siguiente forma:

$$\mu_{B'_I}(y) = \min \{\mu_i(x), \mu_{B_i}(y)\}$$

La función de pertenencia de la salida agregada se calcula aplicando la T-conorma, donde un caso particular se calcula como el máximo:

$$\mu(y) = max_{i=\,1,\ldots,M} \{\mu_{B'_i}(y)\}$$

La lógica difusa es una herramienta relativamente nueva ha tenido un rápido crecimiento debido a su capacidad de resolver problemas relacionados con la incertidumbre de la información o del conocimiento de los expertos, proporciona un método formal para la expresión del conocimiento en forma entendible por los humanos, permite tratar información imprecisa en términos de conjuntos difusos.

2.5.3. Computación evolutiva - Estrategias Evolutivas

La computación evolutiva ha demostrado ser una técnica muy eficiente, esta ha venido consolidándose durante las últimas tres décadas (70‘s-90‘s) enfocadas a la solución de una gran variedad de problemas de optimización en múltiples campos de la ingeniería [Gen and Cheng, 2001]. Sus características de robustez y paralelismo implícito hacen de la computación evolutiva el paradigma adecuado para resolver algunos problemas y con mejores resultados que mediante técnicas tradicionales de optimización.

Los Algoritmos evolutivos que conforman la computación evolutiva, son algoritmos de búsqueda estocástica (probabilística) que se basan en la abstracción de ciertos procesos de la teoría de la evolución natural, en 1859 Charles Darwin publicó un libro titulado: ”El origen de las especies” [Ch.Darwing, 1859] en el libro explica que la similitud entre padres e hijos se debe a la herencia de ciertas características y que los cambios que se observaban de una generación a otra tienen como fin hacer a los nuevos organismos mas aptos para sobrevivir. Los seres vivos son capaces de adaptarse para sobrevivir en medios ambientes muy diversos, pueden resolver los problemas que tienen, de una forma versátil empleando mecanismos de selección genética basada en el principio de los mejores individuos.

Un (AE) esta definido como una 8-tupla[Back and Schwefel, 1996].:

$$AE = (\mathbf{I}, \phi, \lambda, \mu, \Omega, \Psi, s, i)$$

Donde se tiene que:

I Es el espacio de individuos.

$\phi : I \rightarrow \mathbb{R}$ Denota una *funcion de aptitud*que asigna valores reales a los individuos.

λ y μ Son enteros positivos: $\lambda \neq \mu$ está permitido.

Ω Es un conjunto de funciones aleatorias $\omega : I^{\mu} \rightarrow I^{\lambda}$, llamadas ”operadores genéticos ”, que obtienen λ individuos a partir de μ cada elemento $\omega \in \Omega$. está controlada por algún parámetro $\phi \in \mathbb{R}$.

$s : s : I^{\lambda} \rightarrow I^{\mu}$ Denota el operador de selección que obtiene μ individuos a partir de λ .

$\Psi : I^{\mu} \rightarrow I^{\mu}$. Es la función de transición y describe el proceso de transformación de una población P mediante la aplicación de los operadores genéticos y la selección por ejemplo para n fijo:

$$\Psi(P) = s(w_1(\ldots(w_n(P)))).$$

$i : I^{\mu} \rightarrow$ {falso,cierto} es un criterio de terminación para el algoritmo evolutivo.

Generalmente la función de aptitud esta ligada a la función objetivo del problema que se quiera resolver, dependiendo del algoritmo evolutivo que se esté utilizando y del problema que se pretende resolver,se elije el proceso de selección de los más aptos, después de un cierto número de iteraciones el algoritmo converge y los mejores individuos de la población representan la solución óptima del problema. El siguiente pseudo código es el procedimiento general que se sigue al aplicar un algoritmo evolutivo [Goldberg, 1989].

$t := 0$

$inicializa - poblacion \;\; P(t) \in I^{\mu}$

$evaluar \; P(t)$

mientras no se cumpla la condición de parada $(i(P(t)) \neq true)$ hacer...

recombina:$P'(t) := r(P(t))$

muta:$P''(t) := m(P'(t))$

evalúa:$P''(t) := \Psi(P''(t))$

selecciona:$P'(t+1) := s(P''(t)) \; t := t+1$

Las diferencias más relevantes entre los algoritmos evolutivos y las técnicas tradicionales de búsqueda y optimización se pueden resumir en los siguientes cuatro puntos [Nelles, 2000].

1. Los algoritmos evolutivos no necesitan conocimiento específico sobre el problema que intentan resolver.

2. En los algoritmos evolutivos se usa una población de soluciones potenciales en vez de un solo individuo, lo cual ayuda notablemente y las hace más robustas y menos

sensibles a que queden atrapadas en mínimos locales.

3. Los algoritmos evolutivos usan operadores probabilísticos, en tanto que las técnicas tradicionales de optimización hacen uso de operadores determinísticos.

4. Los algoritmos evolutivos son estocásticos

Los principales componentes del ciclo evolutivo son: [Goldberg, 1989]

Población: Es un conjunto de individuos (soluciones potenciales del problema), representados mediante un arreglo de datos donde se guarda la información genética de todos los individuos los cuales posteriormente sufrirán una serie de transformaciones de mejora una vez que se le aplican operadores genéticos de variación mutación y cruce.

Operadores genéticos: Son aquellos procedimientos que manipulan la información genética de la población para que puedan producir nuevos individuos con características mas aptas a la población original. Los operadores genéticos mas comunes en los algoritmos evolutivos (AE's) son:

Mutación: Es una variación sobre el valor "alelo" de cada posición "gene"dentro de la cadena genética del individuo. Se hace de una manera aleatoria para que nos conduzca a una región del espacio diferente a la del individuo original; esto nos ayuda a salir en el caso de que la búsqueda se quede en algún óptimo local.

Recombinación: Es el procedimiento en el cual se "mezclan"los genes de los padres para formar las cadenas de los descendientes, dejando los genes mas aptos los cuales ayudarán a obtener las mejores soluciones del problema.

El proceso de selección designa que individuos pasarán a formar parte de la siguiente generación, cada uno de los individuos cuenta con un valor que determina su aptitud de supervivencia en el entorno. Dicho valor de aptitud determina que tan bueno es el individuo como parte de la solución al problema que se trata de resolver. A la determinación de estos valores se le conoce como evaluación de la función de aptitud, como el proceso de selección toma en cuenta esta función, se puede decir que el algoritmo imita el principio

de supervivencia del más apto.

Ventajas de los algoritmos evolutivos

Dentro de las ventajas que podemos destacar al emplear los algoritmos evolutivos en búsqueda de la solución a problemas de búsqueda de optimización se pueden citar las siguientes [Back and Schwefel, 1996, Goldberg, 1989]:

- Su capacidad de resolver problemas para los cuales no se conoce solución alguna.
- La simplicidad para representar y modelar un problema.
- Poseen una gran capacidad para auto-adaptar sus parámetros.
- La facilidad de explotar y aprovechar las estructuras en paralelo.
- Capacidad para unirse con otras técnicas de búsqueda y optimización.
- Son superiores a las técnicas tradicionales en la búsqueda y optimización de problemas del mundo real.

Es difícil distinguir las diferencias entre los distintos tipos de algoritmos evolutivos existentes, más que todo por la manera en como están constituida su estructura y forma de resolver los problemas, podemos distinguir cuatro metodologías principales: La programación Evolutiva, la programación genética, los Algoritmos Genéticos y las Estrategias Evolutivas (Ver Anexo). Para el desarrollo de esta investigación se emplearon las Estrategias Evolutivas por las notables ventajas que presentan para la solución del problema los cuales son descritos a continuación, así como algunas de sus principales caracteristicas.

Las estrategias evolutivas (EE), no son propiamente un paradigma nuevo, estos fueron desarrolladas por Rechenberg y Schwefell de la Universidad Técnica de Berlín Alemania en 1960 para resolver problemas de diseño hidrodinámicos de alto grado de complejidad [Back and Schwefel, 1996]. Las Estrategias Evolutivas fueron inspirados en la evolución que un individuo puede sufrir y como este es afectado mediante la mutación y el proceso de

la recombinación de sus genes antecesores, poseen la notable característica de autoadaptación, esto lo realiza ponderando y direccionando su operador principal la mutación, es decir el mismo algoritmo le asigna y modifica su valor esto se refleja en su alto desempeño en la solución de problemas.

2.5.3.1. Estrategia evolutiva (μ, λ)

La versión original de estrategias evolutivas (EE) $(\mu + 1)$ partía de la idea de usar un solo padre (μ) y a partir de el se generaba un solo hijo, el cual se conservaría si después de analizarlos se encontraba que era mejor que el padre, en caso contrario se eliminaba. A este tipo de selección se denomina selección extintiva, porque los peores individuos tienen una probabilidad de ser seleccionados de cero.

En la EE $(\mu + 1)$ un individuo nuevo es generado usando:

$$x^{t+1} = x^{-t} + N(0, \sigma) \tag{2.17}$$

Donde t corresponde al No. de iteración y $N(0, \mu)$ es un vector de números gaussianos independientes con una media de cero y desviación estándar (σ), la cual sirve para controlar el proceso denominado "autoadaptacion" acorde de los éxitos o fracasos obtenidos a través de la mutación con respecto a un número fijo de generaciones de prueba.

2.5.3.2. Estrategia evolutiva $(\mu + \lambda)$

El investigador Schwefel [Back and Schwefel, 1996] presentó el concepto de múltiples hijos en las denominadas (μ, λ), en este método (generacional) los padres (μ) no conviven con los hijos (λ), por lo tanto los hijos substituyen a los padres y el segundo caso $(\mu + \lambda)$ en este método los padres (μ) si pueden convivir con los hijos (λ), los mejores individuos obtenidos de la unión de padres e hijos sobreviven. En las estrategias evolutivas no es necesario la codificación, y el principal operador es la mutación, mientras que en los algoritmos genéticos el principal operador es el cruce.

2.5.3.3. Convergencia

Rechenberg [Rechenberg, 1973] desarrolló una regla para ajustar la desviación standard de forma deterministica durante el proceso evolutivo de tal manera que el procedimiento convergiera hacia el óptimo, esta regla se conoce como la regla del éxito "1/5" y se describe de la siguiente manera: "La razón entre mutaciones exitosas y el total de mutaciones debe ser 1/5 si la relación es menor hay que reducir la desviación estándar y si es mayor aumentarla. De ello se puede definir:

$$\sigma(t) = \begin{cases} \sigma(t-n)/c & \text{si } p_s > \frac{1}{5} \\ \sigma(t-n) * c & \text{si } p_s < \frac{1}{5} \\ \sigma(t-n) & \text{si } p_s = \frac{1}{5} \end{cases}$$

Donde:

n=es el numero de dimensiones

t=No. de generación

p_s=Frecuencia relativa de las mutaciones exitosas medida sobre intervalos de 10_n individuos.

C=Tiene un valor de 0.817 (Derivado por Schwefel [Back and Schwefel, 1996]

En la tabla 2.3, se presenta un resumen de las características de los tres paradigmas principales de la computación evolutiva [Back and Schwefel, 1996] .

Los Algoritmos evolutivos es un área de la inteligencia artificial que utiliza los conceptos de adaptación y evolución de la teoría Darwiniana para la solución de problemas de optimización, dentro de las ventajas que destajan al emplear los algoritmos evolutivos en búsqueda de la solución a problemas de búsqueda de optimización se pueden citar las siguientes:

- Su capacidad de resolver problemas para los cuales no se conoce solución alguna
- La simplicidad para representar y modelar un problema
- Poseen una gran capacidad para auto-adaptar sus parámetros

	Estrategias Evolutivas (EE)	**Programación Evolutivas (PE)**	**Algoritmos Genéticos (AG)**
Representación	Real	Real	Binaria
Función de aptitud	Valor de la función objetivo	Valor de la función objetivo ajustada	Valor de la función objetivo ajustada
Auto-Adaptación	Desviación Estándar y ángulos de rotación	Ninguna, varianzas (PE-estándar), Coeficientes de correlación (meta-PE)	Ninguna
Mutación	Gausiana, Operador principal	Gausiana, Operador secundario	Inversión de bits, operador secundario
Recombinación	Discreta e intermedia, sexual y panmítica, importante para la auto-adaptación.	Ninguna	Cruza de 2-puntos, cruza uniforme, únicamente sexual, operador principal
Selección	Deterministica extintiva o basada en la preservación	Probabilística extintiva	Probabilística basada en la preservación.
Restricciones	Restricciones arbitrarias de desigualdad	Ninguna	Limites simples mediante el mecanismo de codificación
Teoria	Velocidad de convergencia para casos especiales, (μ, λ) En este método (Generacional) los padres (μ) no conviven con los hijos (λ), por lo tanto los hijos substituyen a los padres. $(\mu + \lambda)$ En este método los padres (μ) si pueden convivir con los hijos (λ).	Velocidad de convergencia para casos especiales, (1+1)-PE, Convergencia global para meta-PE	No hay forma canónica, solo es necesario que sobrevivan los mas aptos.

Tabla 2.3: Características de los tres principales paradigmas de la computación evolutiva

- La facilidad de explotar y aprovechar las estructuras en paralelo
- Son robustas a los cambios-dinámicos
- Brindan una enorme ventaja al poder incorporarse conocimiento sobre el y su gran capacidad para unirse con otras técnicas de búsqueda y optimización
- Se puede aplicar en una amplia gama de problemas de búsqueda y optimización.

- Son superiores a las técnicas tradicionales en la búsqueda de solución en muchos problemas del mundo real.

2.6. Conclusiones

La optimización clásica puede proveernos soluciones óptimas o cercanas a las óptimas, pero en problemas donde se incrementa el numero de restricciones y variables, el tiempo de computo se incrementa exponencialmente, de ahí que la naturaleza de procesamiento paralelo de estas herramientas de inteligencia artificial (Lógica difusa, Redes neuronales y Algoritmos evolutivos) tengan cada vez mas demanda que los métodos clásicos para la solución de múltiples problemas en diversos aplicaciones. El empleo de los principios y bases del diseño para el ensamble durante la concepción y diseño de un producto es de vital importancia para tener un producto eficiente, y a bajo costo, mediante la reducción de partes y la eliminación de operaciones innecesarias y complejas de ensamble [Subba and Nahm, 1999]. Los sistemas inteligentes formados por lógica difusa, algoritmos genéticos y/o las redes neuronales, algunas veces trabajando solo y otras trabajando en conjunto, buscan brindar apoyo para la toma de decisiones durante el diseño del producto, en técnicas de reconocimiento de imágenes y voz, control de procesos, mecatrónica, tareas complejas de automatización etc. Aun y cuando estos sistemas se han empleado exitosamente, existen múltiples áreas por investigar siempre con la finalidad de generar nuevos o mejorar estos sistemas inteligentes, emplear nuevas combinaciones, diferentes tipos de redes neuronales etc., con la finalidad de mejorar el diseño de nuevos productos. Estas técnicas trabajando de una manera combinada superan las limitaciones que pudieran presentar en forma individual, por lo mismo de estas ventajas, surgen día a día nuevas combinaciones de estas técnicas, nuevas arquitecturas buscando ayudar a la solución de problemas en múltiples áreas de la ingeniería.

Capítulo 3

Diseño del sistema Inteligente para optimizar el DFA

En este capítulo se describe la metodología desarrollada para integrar sistemas inteligentes a la metodología "diseño para el ensamble (DFA)" con la finalidad de optimizar el diseño e innovación de productos., los pasos se muestran en la Fig. 3.1.

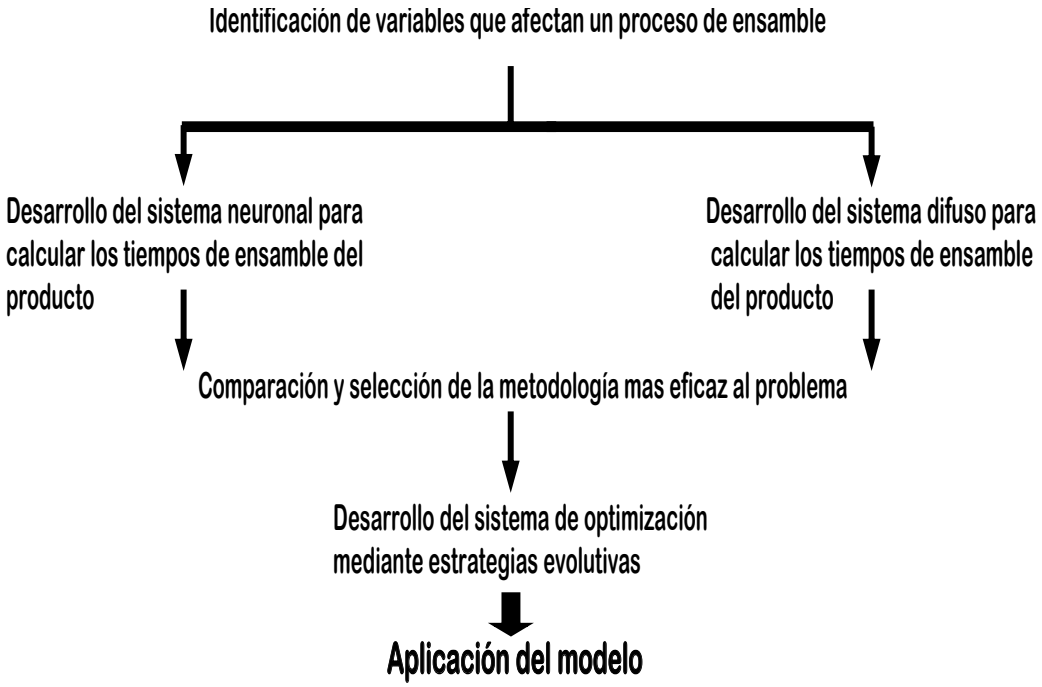

Figura 3.1: Diagrama esquemático de los pasos que se siguieron para el desarrollo de la metodología y creación de este sistema híbrido.

La metodología se encuentra formada por cuatro etapas o módulos, estos módulos son brevemente descritos a continuación.

La parte inicial de la metodología consiste en identificar y definir los parámetros o categorías cualitativas que participan en un proceso de ensamble, esta información servirá para generar una base de datos, la cual puede ser fruto de experiencias de los diseñadores y personal del área de manufactura de una compañía o datos históricos de piezas con características muy similares a los que contendrá el nuevo producto . Como segunda etapa se emplea un sistema de redes neuronales, esto con el fin de aprovechar su habilidad y el gran potencial que tiene en la aproximación de funciones y que pueden ser útiles para predicción, buscando tener como resultado un modelo para estimar el tiempo que se empleará en el ensamble de un producto de una manera general y sin la necesidad de consultar tablas.

Como tercera etapa se modela y acondiciona esta información para ser procesada mediante la lógica difusa aprovechando su características de manejo de variables lingüísticas las cuales debido a su naturaleza pueden ser información vaga o incompleta. El sistema difuso ejecuta las reglas que le fueron suministradas y genera la salida que se busca, siendo ésta el tiempo de ensamble del nuevo producto. El propósito de aplicar tanto las redes neuronales como la lógica difusa para el pronóstico del tiempo de ensamble en productos nuevos, fue con la idea de encontrar cuales serían las ventajas y desventajas que ofrecen y determinar cual sería la mas adecuada para integrarla a la investigación. La última parte de la metodología consiste en el empleo de estrategias evolutivas con el fin de optimizar los resultados del tiempo pronosticado de ensamble de un producto nuevo, sin la necesidad de consultar tablas, aprovechando el conocimiento y la experiencia de la gente de ensamble de la empresa en donde se quiera aplicar esta metodología. Así mismo, es posible no solo se puede obtener la solución más adecuada sino un conjunto de ellas, considerando los mínimos tiempos de ensamble y la combinación de variables que deberán ser evitadas durante el proceso de diseño ya que producen los mayores tiempos de ensamble.

Parte importante en este proceso de optimización es que se le pueden agregar al sistema restricciones que se pudieran presentar al diseño y bajo este nuevo escenario encontrar los mínimos tiempos de ensamble. El objetivo de esta nueva aplicación es pronosticar y optimizar el tiempo empleado en el ensamble de productos empleando para ello un sistema inteligente. Un punto relevante de la metodología es que se pueda adecuar a las características y condiciones propias de las empresas. Esta metodología tendrá su utilidad en la etapa de diseño, es decir cuando los productos aún no se han fabricado, sirviendo de apoyo en la toma de decisiones durante el desarrollo de nuevos productos.

3.1. Identificación de variables del proceso de ensamble

En la industria se puede encontrar tres tipos de ensamble, ensamble manual, ensamble mediante robots y ensamble automático de circuitos impresos, el método mas conocido y mas usado es el método de ensamble manual DFA. El tiempo de ensamble dependerá del diseño del componente y como este deberá ser ensamblado, las variables que comúnmente se pueden apreciar en un proceso de ensamble manual se pueden agrupar en dos conjuntos; el primero donde se puede encontrar las variables involucradas durante el manejo de las piezas y el segundo formado por las variables que aparecen durante la inserción de los componentes. Durante el análisis de cada uno de los componentes que serán ensamblados, se puede en un momento dado eliminar alguna de las piezas que conforman el ensamble total, existiendo la posibilidad de rediseñar alguna parte para que sea más fácil su ensamble y fabricación con la consecuente disminución del tiempo de ensamble final. De acuerdo a la metodología de Boothroy el tiempo total de ensamble manual es la conjunción del tiempo de manipulación de las piezas y el tiempo de inserción, en esta metodología se trabaja con el modulo de manejo solamente. En la figura 3.2, se puede apreciar la estructura de los diferentes elementos involucrados en un ensamble manual.

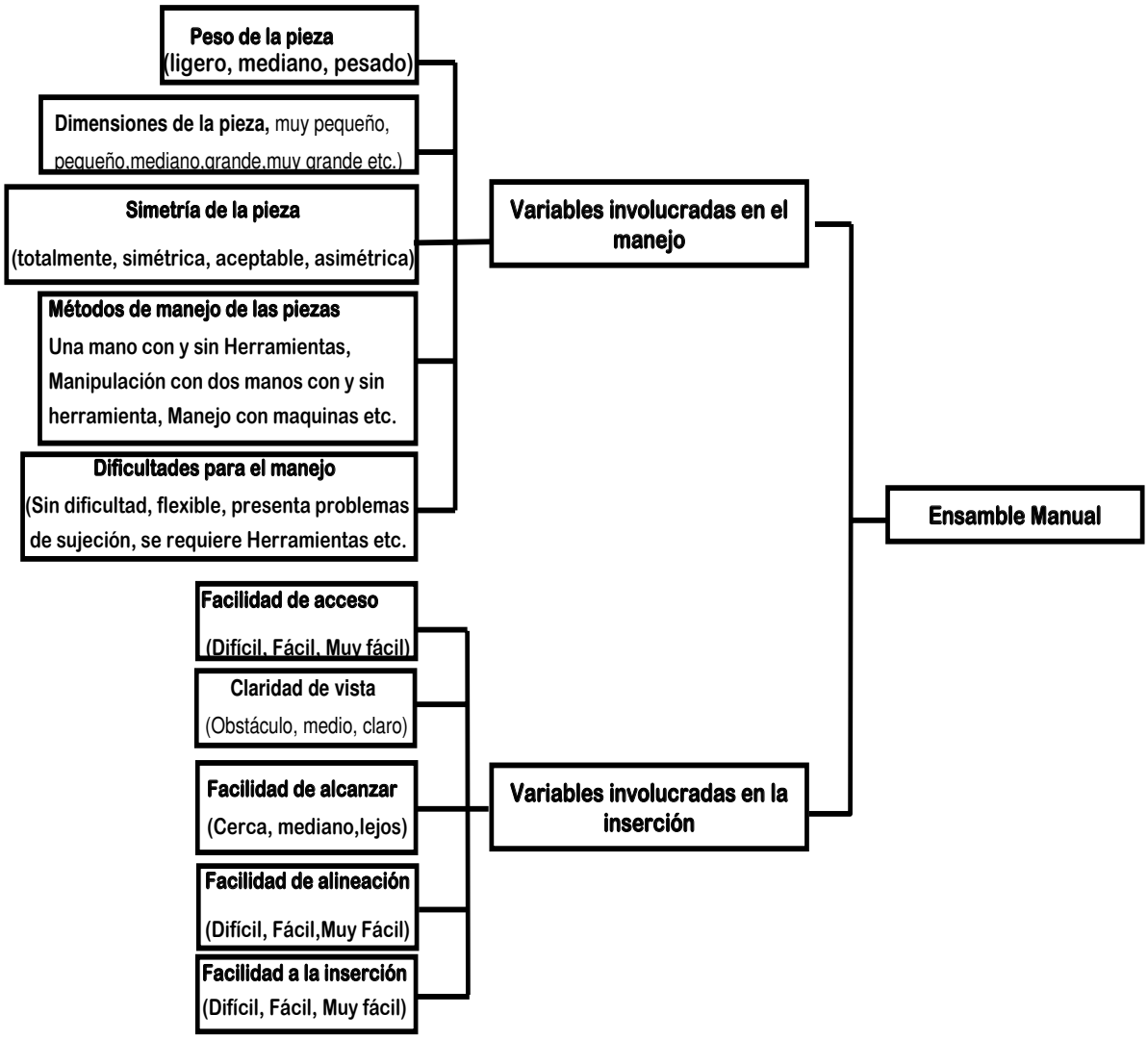

Figura 3.2: Ejemplo de variables involucradas en un proceso de ensamble manual. [Boothroy and Dewhurst, 2002]

3.2. Desarrollo del sistema neuronal

Para desarrollar el sistema neuronal con el fin de que pronostique los tiempos de ensamble de un producto nuevo, es necesario identificar cuales serán las entradas y salidas de la red, seleccionar la topología de la red, tipo de entrenamiento etc.

Se describe a continuación cada uno de las partes que conformaran el sistema neuronal

el cual forma parte de la metodología para diseñar un sistema Inteligente para optimizar el Diseño para el ensamble.

3.2.1. Variables de entrada al sistema neuronal:

Tomando como base las variables de la metodología DFA de Boothroy y después de analizar las variables que se considerarían adecuadas para el modelo a desarrollar en la investigación, se determinaron las siguientes variables como entradas probables de la red.

✓ Facilidad de agarrar y manipular

✓ Requiere Herramientas

✓ Dificultad para accesarlo

✓ Requiere asistencia mecánica

✓ Dimensión de longitud

✓ Dimensión de Ancho

✓ Dimensión/espesor o diámetro

✓ Peso

✓ Simetría alpha

✓ Simetría beta

3.2.2. Definición de variable de salida

La salida esperada de la red será el tiempo pronosticado de ensamble, se decidió considerar para probar y limitar la metodología considerar solo las variables involucradas el módulo de manejo, siendo esto tanto para el sistema neuronal como para el sistema difuso .

3.2.3. Arquitectura de la red neuronal

Después de identificar las variables de entrada y la salida deseada, es necesario definir el tipo y arquitectura de la red neuronal a utilizar, los componentes de la red están en función del tipo de red seleccionada.

3.2.4. Codificación de los datos de entrada

Para el desarrollo de la experimentación, se procederá a modelar la información de las variables lingüísticas de entrada, las cuales afectan el proceso de ensamble manual durante la manipulación de las partes, se experimentará con datos de ensambles históricos y datos recolectados basados en la experiencia del personal de ensamble de la empresa donde se obtuvieron los datos para probar la metodología, siendo esta una planta dedicada a la fabricacion de partes automotrices e informacion de la planta de manufactura en Comimsa, esta información será codificada y normalizada para obtener una mayor generalización de la red de tal manera que el mayor valor de entrada a la red será uno y el menor será cero.

3.2.5. Entrenamiento y prueba de la red

Para llevar a cabo el entrenamiento es necesario escoger de la información recolectada de ensambles, una cantidad suficiente de datos que sirvan como patrón de entrenamiento y emplearse en el modelo de predicción del tiempo de ensamble. Es decir que queden cubiertas la mayoría de todas las situaciones que puedan presentarse y que la red mediante su capacidad de procesamiento en paralelo pueda obtener una solución correcta, aun en el caso que nunca se le hubieran presentado exactamente esas entradas.Una parte muy importante es encontrar todos los parámetros que son necesarios para desarrollar la red.

3.2.6. Validación de la red neuronal

Por ultimo se procede a validar los resultados que proporciona la red, se prueba el sistema neuronal suministración información del producto que se desea conocer su tiempo ensamble. Este tiempo estimado de ensamble es pronosticado a partir de información de patrones de ensamble históricos con los cuales fue entrenada la red, la robustes de las redes neuronales es de gran ayuda en este punto ya que no importando la carencia de algunos datos o presencia de datos típicos en el ensamble es posible para la red encontrar la solución que mas se aproxime a la solución deseada. Una red neuronal puede trabajar en forma independiente en la búsqueda de la solución de un problema o puede adherirse a otra técnica tal como lógica difusa o computación evolutiva (modelos híbridos) con el fin de optimizar su desempeño. Es por eso que para el desarrollo de la tercera parte de la metodología, se desarrollara un sistema difuso para pronosticar el tiempo del ensamble

3.3. Desarrollo del sistema difuso

Como lo menciona Gulcin [B.Gulcin, 2004], la lógica difusa ha venido incrementado notablemente su aceptación durante la toma de decisiones en el desarrollo de nuevos productos , en este proyecto se aplicara como apoyo en la toma de decisiones en el desarrollo de nuevos proyectos como complemento a la aplicación de Diseño para el ensamble de Boothroy & Dewhurst.

El desarrollo de la tercera etapa de la metodología consiste en la creación de un sistema difuso para pronosticar el tiempo de ensamble,Un sistema difuso tipo Mamdani sirvió de base para el desarrollo de esta parte de la metodología, cada una de las partes que formaran el sistema difuso se definen a continuación.

3.3.1. Definición entradas y de salidas.

De acuerdo a la metodología de Boothroy and Dewhurst y de variables críticas de ensamble en la empresa donde se desarrolla la metodología se seleccionaron las siguientes

variables como las entradas a el sistema difuso:

✓ Peso de la pieza

✓ Dimensiones de la pieza

✓ Simetría

✓ Métodos de manejo

✓ Facilidad de acceso

✓ Facilidad de posicionar o colocación en el ensamble

Con esta información se procede a establecer clasificaciones y rangos para cada una de las variables, se puede citar como ejemplo la variable ”peso” y los rangos en que se puede clasificar pudiera ser; ligero, pesado y muy pesado acompañados cada una de su rangos numéricos. La variable de salida será el tiempo de ensamble.

3.3.2. Definición de funciones de pertenencia.

En esta parte se decide que tipo o tipos de función de pertenencia serían las mas apropiadas para aplicarse en el procesamiento de las variables de ensamble, dependiendo del tipo de información de entrada y de salida que se tenga sería el tipo de función o funciones de pertenencia a utilizar. El fuzzificador, permite tomar los valores numéricos y lingüísticas provenientes del exterior y los convierte en valores "difusos"que pueden ser procesados por el mecanismo de inferencia, dando como resultado una variable numérica o lingüística. Estos valores difusos son los grados de pertenencia de los valores de entrada a los diferentes conjuntos difusos en los cuales se dividió el universo de discurso de las diferentes variables de entrada al sistema.

3.3.3. Base de reglas difusas.

La base de reglas son la manera que tendrá que guardar el sistema difuso el conocimiento lingüístico que le permitirá resolver el problema para el cual ha sido diseñado. En

esta parte de la metodología, se definen las reglas o tipos de combinaciones posibles que se pudieran presentar durante el ensamble de un cierto dispositivo y cual sería el tiempo esperado, estas reglas se elaboran de acuerdo a la experiencia del personal del área de ensamble y es de la forma: Si "***antecedente***" entonces "***consecuente***".

Ejemplo de una regla:

1. Si el peso es grande y la dimensión es grande entonces el tiempo de ensamble es alto.

3.3.4. Operadores

Un punto importante durante el desarrollo del sistema difuso es definir los operadores que se usarán en el proceso de ejecución de las reglas, existen tres operadores básicos, el operador "AND", el operador "OR" y el operador "NOT". En la Lógica Clásica, los valores que se pueden obtener a partir de estas operaciones se limitan a "0", "1", por su parte en la lógica difusa dichos valores oscilan entre 0 y 1.

3.3.5. Mecanismo de inferencia

El proceso de inferencia borrosa consiste en ajustar los parámetros del sistema difuso con el fin de interpretar las reglas si-entonces y obtener las conclusiones de las variables lingüísticas de salida a partir de los valores actuales de las variables lingüísticas de entrada.

3.3.6. La desfusificación como conjunto difuso.

Con el fin de que la salida del sistema difuso pueda ser interpretada por elementos que solo procesan información numérica, es necesario convertir la salida difusa mediante el uso de mecanismos de inferencia borrosa, este proceso se conoce como desfusificación, al usar este método se puedan interpretar las reglas de tipo Si-Entonces de una base de reglas, para generar la salida numérica a partir de este conjuntos existen varias opciones como: el Centro de Gravedad y Centros Promediados entre otros [Hung and Nguyen, 2003].

3.3.7. Salida esperada del sistema

El resultado que se obtendrá del sistema difuso sera un valor real no difuso, el cual corresponderá al tiempo pronosticado de ensamble de acuerdo a las características y restricciones de las variables que se le indiquen una manera eficaz y rápida sin necesidad de consultar tablas.

3.4. Desarrollo del sistema de optimización

La ultima parte de la metodología consiste en optimizar los resultados del sistema difuso, para ello se propone aplicar un método de optimización mediante estrategias evolutivas a el tiempo estimado de ensamble del sistema que de acuerdo a las experimentaciones demuestre ser más eficaz y presente las mayores ventajas para predecir el tiempo de ensamble de un nuevo producto. Ver figura 3.3

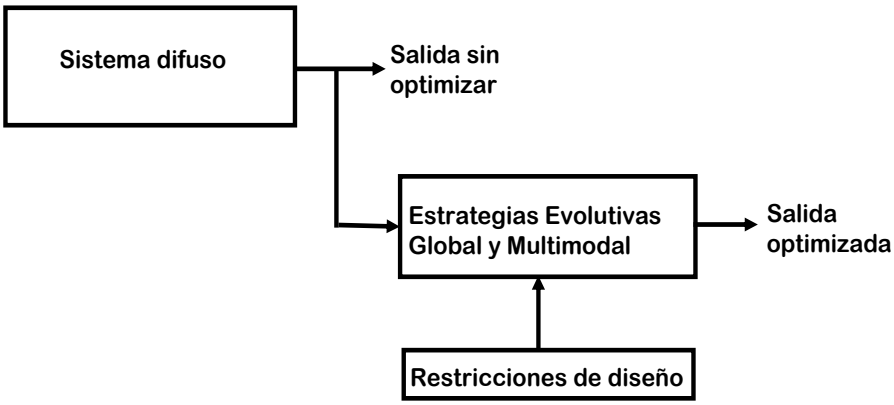

Figura 3.3: Diagrama del proceso de optimización del modelo para pronosticar los tiempos de ensamble mediante estrategias evolutivas

En la figura 3.3 se puede apreciar el proceso de optimización del modelo para pronosticar los tiempos de ensamble mediante estrategias evolutivas. Se eligió las estrategias evolutivas por ser el más adecuado para optimizar nuestro sistema, ya que tiene la facilidad de trabajar con numeros reales por lo tanto no se requiere codificación alguna como en los algoritmos genéticos, este método tiene una amplia aceptación en tareas de diseño

primero en Alemania y posteriormente en Europa [Back and Schwefel, 1996]. A continuación se da una breve descripción de estos pasos además de tres posibles escenarios que se pudieran presentar en la optimización de un proceso de ensamble.

3.4.1. Definición de variables de entrada al módulo de optimización

Las variables de entrada al sistema optimizador será el tiempo de ensamble pronosticado que se obtuvo del sistema, ya sea el neuronal o el sistema difuso en conjunto con las posibles restricciones que pudiera tener el diseño conceptual del producto.

3.4.2. Definición del objetivo, solución global

En el primer caso se mostrará como el sistema optimizador tiene la capacidad de poder encontrar la combinación de variables que arrojen el menor tiempo de ensamble, o si así se desea, encontrar el máximo tiempo de ensamble que se pudiera tener con las variables que se consideraron como entradas del sistema, el objetivo es evitar durante el proceso de diseño esta combinación de variables que provocan un incremento en el tiempo de ensamble.

3.4.3. Soluciones multimodal

Un segundo caso de optimización fue desarrollado empleando estrategias evolutivas multimodal con el fin de encontrar las mejores opciones de ensamble, estas mejores opciones se encuentran en función de sus tiempos de ensamble, se buscó este tipo de solución multiple debido a que algunas veces no es posible aplicar la primera solución que arroja el sistema debido a que en algunos diseños de productos no siempre es factible desde el punto de vista funcional o de costo el fabricar las pieza con las características que da la metodología. De ahí que se tenga la necesidad de contar con varias opciones y seleccionar la adecuada.

3.4.4. Restricciones en el diseño

En el tercer caso de estudio, se pretende que este método de optimización sea capaz de respetar y tomar en cuenta restricciones que se pudieran presentar a los parámetros del nuevo diseño, estas condicionantes pudieran ser de peso, dimension del componente etc. En todo diseño por lo general es posible que se presente algún tipo de restricción al momento de diseñar algunas de las partes del ensamble. Pudiendo ser a causa de la capacidad de la planta, por alguna necesidad del usuario final, reducción de costos etc. El sistema optimizador tiene la posibilidad de respetar estas restricciones al momento de encontrar las mejores alternativas de solución.

3.5. Conclusiones

El Diseño e innovación de productos es un área en continuo crecimiento, que constantemente busca nuevas metodologías para optimizar los diseños y contar con métodos confiables que fortalezcan la toma de decisiones. La aplicación de sistemas híbridos inteligentes tienen una gran área de oportunidad para ayudar a la creación y optimización de nuevos productos, la optimización clásica nos ofrece soluciones óptimas o cercanas a las óptimas, pero presentando inconvenientes en problemas donde se requiera incrementar el número de restricciones y variables ya que el tiempo de cómputo se incrementa exponencialmente. Aprovechando la inteligencia artificial (Lógica difusa, Redes neuronales y Algoritmos evolutivos) su naturaleza de procesamiento paralelo converge a soluciones en tiempos mas rápidos, haciendo que estas herramientas tengan cada vez mas demanda que los métodos clásicos para la solución de problemas en diversas aplicaciones. La metodología de diseño para el ensamble (DFA) de Boothroyd-Dewhurst servirá de base para el desarrollo de esta investigación, en el se desarrollara un sistema inteligente híbrido formado por las técnicas de lógica difusa, redes neuronales y computación evolutiva , esta nueva metodología servirá para pronosticar y optimizar el tiempo empleado en el ensamble del

producto,sirviendo de complemento a la metodología DFA de Boothroy and Dewhrust, se busca que esta metodología pueda ser de utilidad en la etapa de diseño, cuando los productos aún no se han fabricado sirviendo de apoyo en la toma de decisiones al personal del área de investigación y diseño de productos.

Capítulo 4

Experimentación y análisis de resultados

En este capítulo se describen los resultados obtenidos al aplicar la metodología propuesta, consistente en integrar sistemas inteligentes a la metodología diseño para el ensamble de Boothroy-Dewhrust con el propósito de optimizar el desarrollo de nuevos productos. La parte inicial consistió en la creación de una red neuronal para predecir el tiempo de ensamble de un producto sin tener la necesidad de consultar tablas, aprovechando para ello la experiencia del personal en los procesos de ensamble. Posteriormente se desarrolló un sistema basado en lógica difusa; en donde a partir de la información que se le proporcione, produce el tiempo estimado de ensamble de un producto. El propósito de aplicar tanto las redes neuronales como la lógica difusa para el pronóstico del tiempo de ensamble fue con la finalidad de evaluarlos, identificando las ventajas y desventajas que ofrecen, esto ayudará a determinar cual sistema es el más adecuado para dar solución a la hipótesis inicial de la investigación e integrarlo a la metodología final.

En la parte final de la metodología se procedió a optimizar la salida del sistema que fue seleccionado (neuronal o difuso) utilizando para ello estrategias evolutivas, la salida final será el tiempo pronosticado de ensamble. Para probar el método de optimización se desarrollaron tres casos de estudio, mediante escenarios propios de un ensamble. En el primer caso se encontrará el menor tiempo de ensamble que de acuerdo a las variables de

entrada se pudiera producir y tenerlas en consideración durante el proceso de diseño. En el segundo caso no solo se obtendrá la solución con el menor tiempo de ensamble, sino un conjunto de soluciones con los mínimos tiempos de ensamble. Como tercer caso de estudio se presenta una parte importante del módulo de optimización, refiriéndose a la capacidad de agregar al sistema, restricciones que se pudieran presentar en el diseño del producto y aún bajo este escenario encontrar los mínimos tiempos de ensamble respetando las restricciones, la figura 4.1 presenta la metodología de la investigación mostrada en el capitulo anterior pero ahora en forma detallada, mostrando los diferentes elementos que se presentaron en cada uno de los pasos.

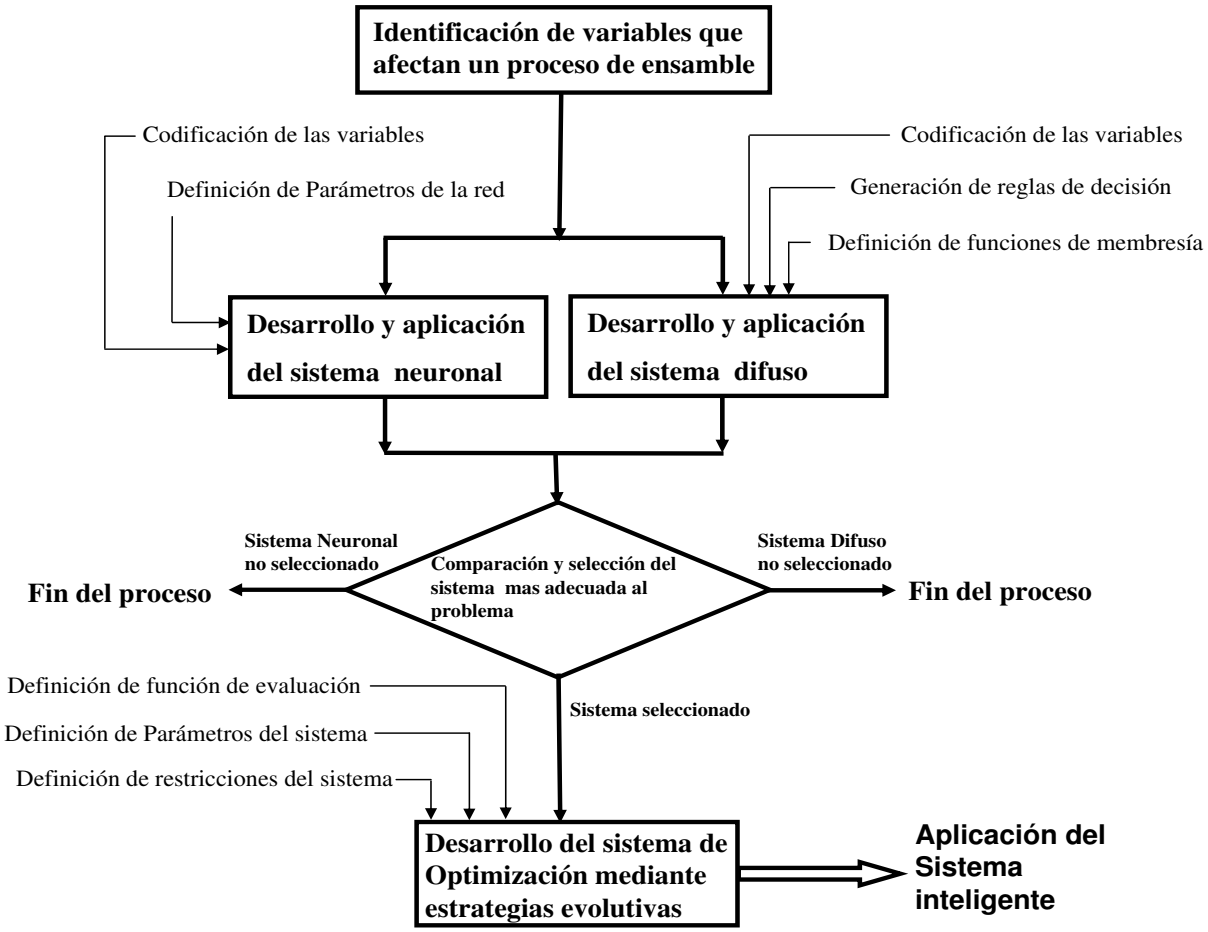

Figura 4.1: Diagrama detallado de los pasos que se siguieron para el desarrollo de la metodología y creación de este sistema híbrido.

Los resultados obtenidos de la metodología son descritos a continuación.

4.1. Desarrollo de la Red Neuronal

El desarrollo de red neuronal para pronosticar los tiempos de ensamble de un producto nuevo, fue visualizado como un proceso formado por cinco etapas, Ver fig. 4.2

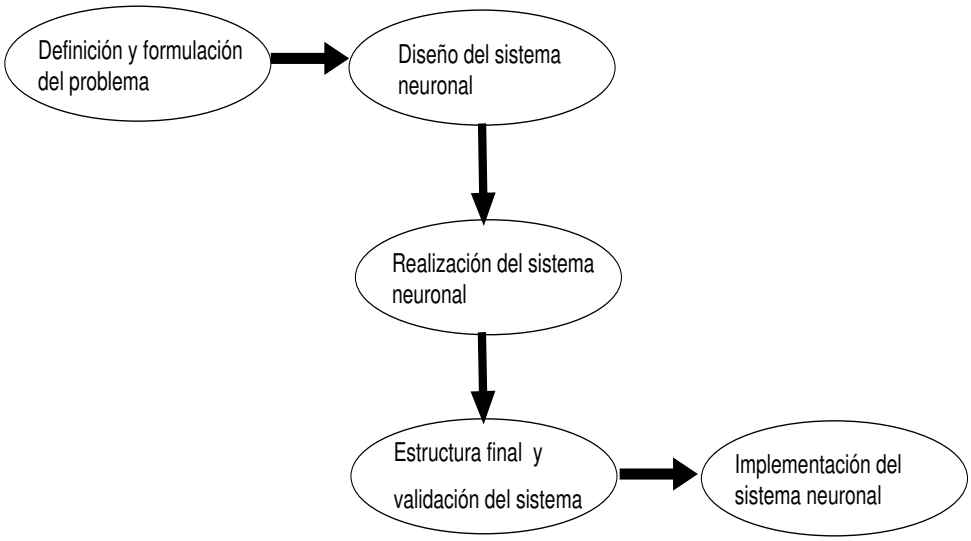

Figura 4.2: Diagrama de flujo que se siguió para el desarrollo del sistema neuronal.

En la primera etapa se definió y formulo el problema, muy importante y vital es tener un preciso entendimiento del problema, particularmente en las identificar las variables que se ven involucradas directamente en el problema, cuales serán las variables de entrada y cuales serán las variables de salida. En la etapa No. 2 se diseño el sistema neuronal, en esta fase son analizados y preprocesados los datos que se tienen, esto es con la finalidad de que están listos a usarse en la red que se selecciono una vez que se realizaron multiples experimentaciones, parte importante fue el establecer con la información de entrada a la red, tres subconjuntos para realizar el entrenamiento prueba y validación de la red. La etapa no. 3 consistió en el entrenamiento de la red para esto una parte critica fue la

selección optima de sus parámetros (Tamaño de la red, taza de aprendizaje, numero de ciclos de entrenamiento, definir cual seria el error mínimo aceptable de la red etc.). Todos estos parámetros pueden afectar el desempeño final de la red. La etapa no. 4 consistió en la verificación del sistema neuronal, la red fue probada empleando el subconjunto de datos que se dejo para validar la red, estos, nunca fueron presentados a la red y permiten confirmar la capacidad de la red para arrojar resultados con una buena precisión con respecto a lo esperado. La etapa final es la implementación del sistema neuronal.

4.1.1. Etapa 1: Definición y formulación del problema

Para el desarrollo de la metodología un punto importante fue la recolección de información que serviría tanto para la creación del sistema neuronal como para desarrollar el sistema difuso, los datos se obtuvieron de información de ensambles históricos producto de años de experiencia del personal del área de ensamble dedicada a la fabricación y reparación de partes de turbomaquinaria, se determino que para este caso de estudio.

4.1.1.1. Variables de entrada

Las variables de entrada a la red serán las siguientes:

✓ Facilidad de agarrar y manipular

✓ Requiere Herramientas

✓ Dificultad para accesarlo

✓ Requiere asistencia mecánica

✓ Dimensión de longitud

✓ Dimensión de Ancho

✓ Dimensión/espesor o diámetro

✓ Peso

✓ Simetría alpha

✓ Simetría beta

Para el desarrollo de la investigación se empleo información de la empresa de tiempos de ensamble de 40 piezas que se consideraron las más representativas para desarrollar y probar la metodología,los datos fueron tomados de información de una planta ensambladora de componentes automotrizes, como salida de la red se considero que seria el tiempo estimado de ensamble, por ser el valor que se busca.

4.1.1.2. Variable de salida

La salida que proporciona la red es el tiempo pronosticado de ensamble, como se mencionó en el capítulo 2, la estimación del tiempo de ensamble de un producto nuevo se puede dividir en dos etapas, la generada por su tiempo de inserción y la generada por el tiempo de manejo o traslado de cada uno de los componentes hasta lograr el ensamble final. Para propósito de esta investigación y probar la metodología sólo se desarrolló la parte correspondiente a manejo de los componentes, es decir sólo se creo una red neuronal para procesar el tiempo de manejo de piezas, considerando que el propósito era evaluar cual técnica entre la red neuronal y la lógica difusa, era la mas adecuada para el desarrollo de la metodología final. Para el tiempo de inserción se requiere desarrollar otra red neuronal tomando como entradas las variables que apliquen durante la inserción de piezas en un ensamble.

4.1.2. Etapa 2: Diseño del sistema neuronal

Las redes neuronales como otros modelos empíricos pueden ser obtenidos de bases de datos de cualquier tamaño, las redes neuronales generalizan la información para casos que nunca han visto y deducen la información empleando interpolación de información, aún así, se recomienda que los datos que sean usados para el entrenamiento, sean lo suficientemente grande para cubrir la mayoría de variaciones del problema y que sirva para dividirla en tres subconjuntos para entrenar, probar y validar la red. No existe una

regla para determinar el tamaño de cada uno de estos subconjuntos, solo algunas reglas de dedo derivadas de la experiencia y analogía entre las redes neuronales y la regresión estadística. Looney en 1996 [Looney, 1996] recomendaba emplear en el entrenamiento, el 65 % de la información que se tenia, 25 % para las pruebas y el 10 % para la validación, por otra parte Swingler [Swingler, 1996] propone el 60 % para el entrenamiento 20 % para las pruebas y el 20 % para la validación. En esta investigación se empleo esta ultima proporción para subdividir la información.

4.1.2.1. Preprocesamiento de la información

Existen técnicas para preprocesar los datos con el fin de emplearse en la red neuronal buscando acelerar su convergencia, unas buscan reducir la dimensionalidad en los datos de entrada [Dowla and Rogers, 1995], y otras se especializan en inspeccionar y detectar datos cuando cuando estos siguen una distribución no normal [Stein, 1993]. Una técnica muy recurrida cuando se cuenta con información muy limitada para el entrenamiento y validación de redes es conocida como bootstrap [Casella and Berger, 1990]. La idea básica del bootstrap es tratar la muestra como si fuera la población, aplicando el muestreo Monte Carlo para generar una estimación empírica de la distribución muestral del estadístico. En el bootstrap se trata a la muestra como si fuera la población se extrae un gran número de remuestras"de tamaño n de la muestra original aleatoriamente y con reposición. esta metodología fue la que se empleó en esta investigación, fueron generados estadísticamente a partir de estas información otras sesenta combinaciones de variables con su respectivo tiempo de ensamble, esto con el fin de tener una buena cantidad de ensambles para entrenar, validar y probar la red.

4.1.2.2. Codificación de la información

Para las variables agrupadas dentro del tipo "variables lógicas" se tiene solo dos opciones de respuesta a cada pregunta siendo estas; "Si" o "No". Se codificó con el número uno si la respuesta a la pregunta era negativa y con el número cero si la respuesta era

positiva. En el caso del grupo de variables digitales y variables secuenciales el valor que corresponde a cada variable se puso directamente en la tabla. En este ultimo se define la simetría alpha (α) (figura. 4.3) como el ángulo de rotación de una pieza con respecto a un eje perpendicular a su eje de rotación, el valor del ángulo de rotación de la pieza.

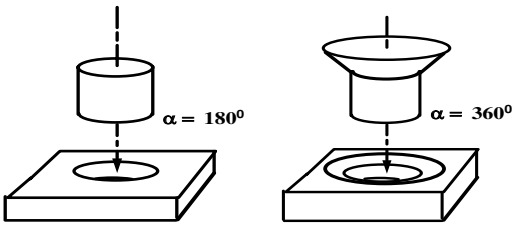

Figura 4.3: Ángulos de Simetría alpha para inserción de una pieza en el ensamble.

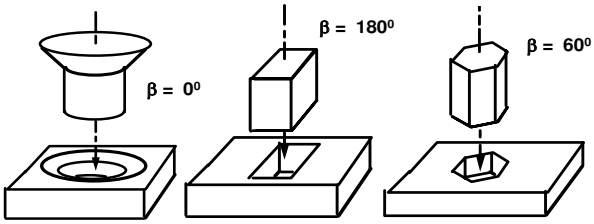

Figura 4.4: Ángulos de Simetría Beta para inserción de una pieza en el ensamble.

A su vez la simetría Beta (β) se define como el ángulo rotacional de una pieza con respecto a su ángulo de inserción, (ver figura 4.4). En esta variable el valor del ángulo de rotación beta de la pieza se puso directamente en la tabla sin codificar. En la tabla 4.1se muestra las variables de entrada, una vez que fueron codificadas.

4.1.2.3. Normalización de los datos

La normalización o escalamiento de datos en un intervalo entre 0 y 1, es esencial para prevenir un gran distanciamiento entre los numeros muy pequeños con numeros muy grandes esto se hizo para prevenir una saturación prematura de nodos ocultos los cuales impedirán el buen proceso de aprendizaje de la red neuronal. No existe un procedimiento estándar para normalizar las variables de entrada y salida. Enseguida se presenta el método que se utilizo para normalizar las variables [Casella and Berger, 1990]. Se escalo las variables de entrada y salida (Z_i) dentro de un intervalo $[\lambda_1, \lambda_2]$ quedando:

Tipo	Nombre de las variables	Iniciales	Valores de la variable	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8	E9
Variables logicas	1.- Facilidad de agarrar y manipular	FA	[0 or 1], S/N	0	0	0	1	0	1	1	0	0
	2.- Requiere Herramientas?	RH	[0 or 1], S/N	1	1	1	1	0	0	1	1	1
	3. Dificultad para manejarlo	DM	[0 or 1], S/N	0	1	1	1	1	0	0	1	1
	4.-Requiere asistencia mecánica	AM	[0 or 1], S/N	0	0	0	0	1	0	0	0	1
Variables digitales	5.-Dimensión de longitud (cms.)	DL	(0~..n)	14.50	17.67	15.19	13.53	21.44	13.60	5.63	10.62	10.
	6.-Dimensión de Ancho (cms.)	DA	(0~..n)	19.22	22.06	14.90	20.56	15.10	14.88	21.87	17.71	20.
	7.-Espesor o diámetro (cms.)	DE	(0~..n)	5.24	11.22	6.96	7.74	10.93	11.36	7.44	10.82	5.
	8.- Peso (kgs.)	PE	(0~..n)	0.51	0.55	0.45	0.38	0.61	0.54	0.38	0.46	0.
Variables secuenciales	9.- Simetría alpha	SA	[1,2,3,4..]	180	295	225	180	225	315	270	135	
	10.- Simetría Beta	SB	[1,2,3,4..]	90	45	225	45	270	225	45	270	1

Tabla 4.1: Información codificada para ser manejada por la red, se estableció una base de 100 ensambles, en la tabla se ilustra parte de ellos.

$$x_i = \lambda_1 + (\lambda_2 - \lambda_1)\left(\frac{Z_i - Z_i^{min}}{Z_i^{max} - Z_i^{min}}\right), \tag{4.1}$$

donde x_i es el valor normalizado de Z_i, y Z_i^{max} y Z_i^{min} son los valores máximos y mínimos Z_i en los datos que se tienen, con esto los datos quedaran en un intervalo entre 0,1 y 0,9 evitándose con esto una saturación de la función sigmoide repercutiendo en un bajo o nulo aprendizaje de la red.

Una vez modelada, estandarizada y normalizada la información para ser procesada por el sistema neuronal se conjunto en tabla 4.2.

Tipo	Nombre de las variables	Iniciales	Valores de la variable	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8	E9
Variables logicas	1.- Facilidad de agarrar y manipular	FA	[0 or 1], S/N	0.1000	0.1000	0.1000	0.1025	0.1000	0.1025	0.1025	0.1000	0.100
	2.- Requiere Herramientas?	RH	[0 or 1], S/N	0.1025	0.1025	0.1025	0.1025	0.1000	0.1000	0.1025	0.1025	0.102
	3. Dificultad para manejarlo	DM	[0 or 1], S/N	0.1000	0.1025	0.1025	0.1025	0.1025	0.1000	0.1000	0.1025	0.102
	4.-Requiere asistencia mecánica	AM	[0 or 1], S/N	0.1000	0.1000	0.1000	0.1000	0.1025	0.1000	0.1000	0.1000	0.102
Variables digitales	5.-Dimensión de longitud (cms.)	DL	(0~..n)	0.1368	0.1449	0.1386	0.1344	0.1544	0.1345	0.1143	0.1270	0.127
	6.-Dimensión de Ancho (cms.)	DA	(0~..n)	0.1488	0.1560	0.1378	0.1522	0.1384	0.1378	0.1555	0.1450	0.152
	7.-Espesor o diámetro (cms.)	DE	(0~..n)	0.1133	0.1285	0.1177	0.1197	0.1278	0.1288	0.1189	0.1275	0.112
	8.- Peso (kgs.)	PE	(0~..n)	0.1013	0.1014	0.1012	0.1010	0.1016	0.1014	0.1010	0.1012	0.101
Variables secuenciales	9.- Simetría alpha	SA	[1,2,3,4..]	0.5571	0.8492	0.6714	0.5571	0.6714	0.9000	0.7857	0.4429	0.328
	10.- Simetría Beta	SB	[1,2,3,4..]	0.3286	0.2143	0.6714	0.2143	0.7857	0.6714	0.2143	0.7857	0.442

Tabla 4.2: La tabla muestra los datos de la información normalizada para ser manejada por la red, se estableció una base de 100 ensambles, en la tabla se ilustra parte de ellos.

4.1.3. Etapa 3: Realización del sistema neuronal

Para elaborar una red neuronal, es importante identificar y analizar cada uno de sus componentes con el fin de lograr el mejor desempeño de la red. Estos puntos fueron clasificados de la siguiente manera:

4.1.3.1. Selección del tipo de Red

Después de analizar varias redes y realizar diversas experimentaciones se llegó a la conclusion que la red adecuada para la solución del problema, era del tipo perceptron multicapa utilizando la regla de aprendizaje conocida como de retropropagacion o "backpropagation". Este tipo de red ha sido ampliamente en problemas relacionados con la manufactura [A.Kussiak, 2001],en el area de diseño la backprogation se ha distinguido por sus cualidades para predicción, siendo muy recurrida para este propósito [Suleyman and Metin, 2006]. Una vez que se elegió una topología de red apropiada al problema, se asignan valores iniciales a cada uno de los parámetros que conforman la red, no existe una técnica para determinar el número de capas ocultas ni el número de neuronas que debe contener cada una de ellas para un problema especifico, esta elección es determinada por la experiencia y conocimientos del diseñador. En problemas como desastres naturales que han estado afectando a multiples países causando perdidas humanas y materiales la red backprogation ha demostrando ser de gran utilidad la predicción de estos fenómenos naturales evitando grandes desgracias [Barman and Prasad, 2006],

4.1.3.2. Identificación de parámetros mediante la experimentación

Para definir completamente la red se continuó experimentando y después de diversas pruebas se determinaron los siguientes parámetros críticos: Durante las pruebas se procesaron los datos de los 100 prototipos de piezas involucradas en un ensamble.

Inicialización de los pesos de la red; Los pesos iniciales que se asignen a la red pueden afectar su convergencia, la elección de numeros pequeños para iniciar es muy

aconsejable, esto debido a que no sabemos que tan cerca o lejos estamos del punto mínimo, con incrementos grandes se corre el riesgo de pasar por el punto mínimo , con incrementos pequeños, aunque se tarde más se evita que esto ocurra [Hagan and Demuth, 1996]. Estos pesos no tienen el mismo valor siempre y según se requiera se van modificando para que tenga un mejor desempeño la red buscando parámetros que converjan lo mejor posible al objetivo deseado y entonces permanecer fijos. Se determino emplear un valor inicial de 0,3 para la red. **Tasa de aprendizaje;** Una alta taza de aprendizaje pudiera acelerar el proceso de entrenamiento, cambiando significativamente el vector de pesos de un ciclo a otro, avanzando muy rápidamente por la superficie del error con el riesgo de saltar el valor mínimo del error y estar oscilando alrededor de el, pero sin tocarlo y por el contrario si se toma un valor muy pequeño para el aprendizaje, tendrá que realizar un número muy grande de interacciones antes de alcanzar su objetivo. Es por eso que durante la experimentación se inicio con una taza de aprendizaje baja 0,1 durante el entrenamiento a medida que fue disminuyendo el error se probo con taza de 0,3,0,6 y 0,6 buscando la taza mas apropiada que garantizara una rápida convergencia.

Funciones de transferencia; La función de transferencia o activación Identificada por $\varphi(.)$, define la salida de la neurona proporcionando un comportamiento no lineal a la red, pudiendo de esta manera aproximar funciones de todo tipo. Existe una variedad de funciones de activación,la función que se utilizó fue la sigmoidal para la capa oculta la cual toma valores de entrada entre mas y menos infinito y restringe los valores de salida entre cero y uno, esta función es muy usada en redes multicapa backpropagation por su característica de ser diferenciable en todos sus puntos. En las redes Multicapa la función de salida es simplemente la identidad $F(x) = x$, de modo que el estado de activación de la neurona se considera como la propia salida, en la salida de la red de pronostico de tiempo de ensamble fue empleada la función de transferencia lineal (purelin),

Criterio de convergencia; Existen tres criterios de convergencia, usados para establecer el punto de terminación del entrenamiento: Basado en el error producido en el

entrenamiento, basado en el gradiente del error y el de la validación cruzada, este ultimo es muy confiable, sin embargo es computacionalmente muy demandante y requiere muchos datos. La convergencia es usualmente basada en función del error, muestra las desviaciones de los valores pronosticados por la red , en comparación con los valores que se esperaba. El criterio de terminación de entrenamiento que se uso en la red para predecir tiempos de ensamble fue la suma de cuadrados del error, el desglose matemático de este fue descrito en el capitulo 2 ver figura 4.5.

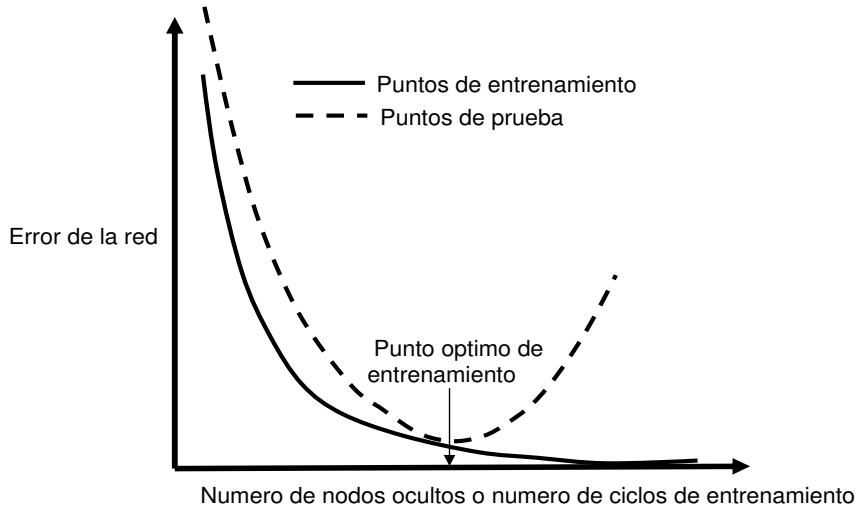

Figura 4.5: Criterio óptimo para terminación del entrenamiento

En la gráfica se puede apreciar una gran caída del error al principio del entrenamiento conforme se incrementa el numero de ciclos de entrenamiento o se incrementa el numero de nodos ocultos, la disminución del error se hace en forma mas lenta, esto puede ser debido a que la red a aprendido por el alto numero de ciclos de entrenamiento o a la excesiva cantidad de nodos ocultos que se emplearon en la capa oculta. El número de ciclos de entrenamiento para una buen desempeño de la red puede ser determinado a prueba y error, en teoría un entrenamiento excesivo pudiera resultar en un error cercano a cero entre los datos pronosticados y los valores reales sobre ajustando la red.

Numero de capas ocultas en la red; En muchos problemas de aproximación una

capa oculta es suficiente para aproximar una función continua y generalmente dos capas ocultas pueden ser necesarias para aprendizaje de funciones con discontinuidades [Haykin, 1999], la determinación del número apropiado de capas y nodos ocultos en cada capa oculta es una de las tareas mas criticas en el diseño de una red neuronal. Como se muestra en la figura 4.6 una red con pocos nodos ocultos puede ser incapaz de diferenciar entre patrones complejos a solo estimaciones lineales, por el contrario si la red tiene muchos nodos ocultos pudieran seguir ruido en los datos debido a una sobre parametrización principalmente debido a una a una pobre generalización de datos.

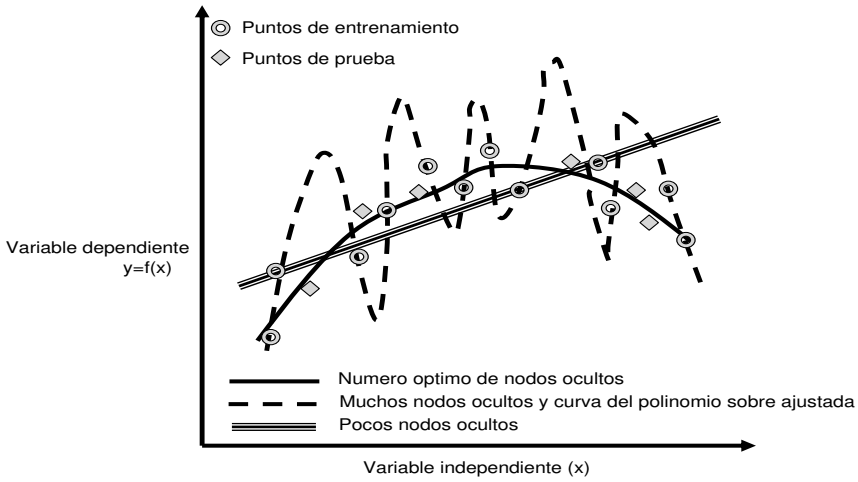

Figura 4.6: Criterio para terminación del entrenamiento selección optima de la arquitectura de la red.

4.1.3.3. Entrenamiento y prueba de la red

Para el entrenamiento de la red neuronal multicapa se recurrio a un proceso de aprendizaje, este, inicia despues de definir la estructura de la red, esto es: número de neuronas que conforman la capa de entrada, la cual dependerá del número de componentes del vector de entrada, cantidad de capas ocultas y número de neuronas de cada una de ellas, número de neuronas en la capa de salida el cual depende del número de componentes del vector de salida o patrones objetivo y funciones de transferencia requeridas en cada capa. Para el entrenamiento se utilizó el algoritmo de Levenberg-Marquardt, este es una

modificación del método de Newton fue diseñado para minimizar funciones que sean la suma de los cuadrados de otras funciones no lineales; es por ello que tiene un excelente desempeño en el entrenamiento de redes neuronales donde el rendimiento de la red este determinado por el error cuadrático además de ser el mas rápido para redes backpropagation [Hagan and Demuth, 1996].El entrenamiento se llevo acabo a partir de la información recolectada de diferentes condiciones de piezas involucradas un ensamble, de estos, se tomó una cantidad suficiente de datos como patrón de entrenamiento en el modelo de predicción del tiempo de ensamble, se empleó el 80 % de la información recolectada, es decir con esta cantidad de información se busco que quedaran cubiertas la mayoría de las situaciones que pudieran presentarse a la red, en donde esta, aprovechando su capacidad de procesamiento en paralelo pueda obtener una solución correcta aún cuando nunca se le hubieran presentado esas entradas, el otro 20 % de la información se uso para probar la red ver 4.7.

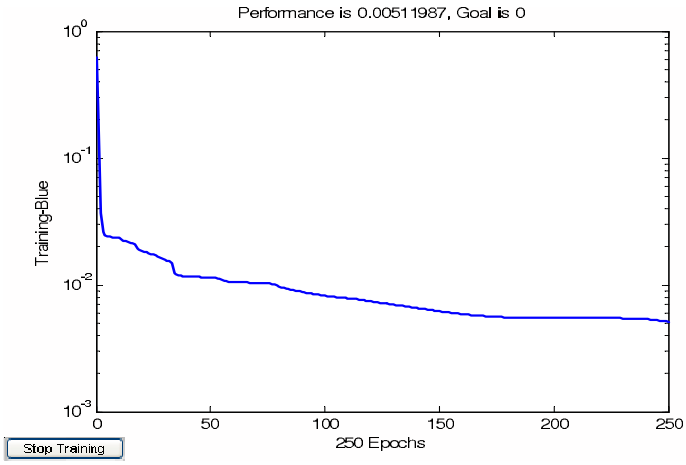

Figura 4.7: Comportamiento del error durante el entrenamiento de la red

En la gráfica se muestra como fue disminuyendo el error durante el entrenamiento de la red, se probó con diferentes configuraciones y parámetros, buscando encontrar la configuración que presentara los mejores resultados. La figura4.8 muestra como fue el comportamiento de la red al comparar los datos reales con los arrojados por la red durante el proceso de entrenamiento.

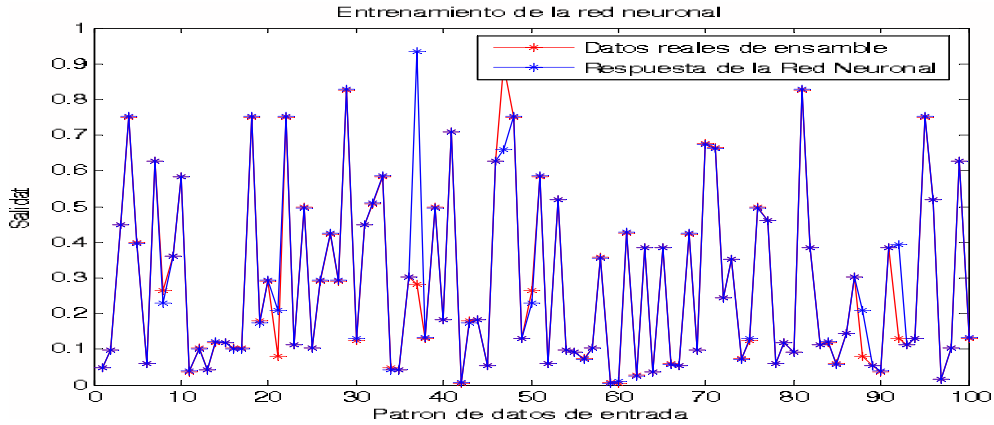

Figura 4.8: Desempeño de la red neuronal y los datos reales durante su entrenamiento

4.1.4. Etapa 4: Estructura final y validación de la red

Para el desarrollo de la red neuronal se empleo el software Matlab ®, por ultimo se procede a validar los resultados que proporciona la red, para validar su comportamiento con datos que no habían sido presentados a la red, El tiempo estimado de ensamble es pronosticado a partir de información de patrones de ensamble históricos con los cuales fue entrenada la red, una característica importante de las redes neuronales es que no importando la carencia de algunos datos o presencia de datos típicos en la información de entrada, es posible para la red encontrar la solución que mas se aproxime a la solución deseada, no importando la falta de datos. Después de experimentar diferentes configuraciones con el fin de determinar cual configuración y que parámetros serían los adecuados para el óptimo desempeño de la red al momento de dar la salida buscada (tiempo pronosticado de ensamble), el resultado de la experimentación se muestra en la tabla 4.3 en ella se puede apreciar un resumen de los datos obtenidos, se muestran los datos que se obtuvieron tanto para redes de capa sencilla como redes multicapa, se observa que la máxima desviación que se tuvo de los resultados de la red contra los valores objetivo (tiempos de ensamble por pieza usados para validación).

En la tabla 4.3 se aprecia que los valores máximo y mínimo fueron, respectivamente, 2.5131 segundos como desviación maxima y 4.787 segundos como desviación mínima por

Error / Learning rate	Capa sencilla							
	10 Entradas y 1 salida							
	9 neuronas		7 neuronas		5 neuronas		3 neuronas	
	Máximo	Mínimo	Máximo	Mínimo	Máximo	Mínimo	Máximo	Mínimo
0.9	2.5131	-2.372	5.213	-5.44	7.4687	-4.5335	6.2202	-3.6981
0.7	4.787	-4.052	10.543	-4.1967	6.4138	-5.1211	5.7283	-5.5759
Error / Learning rate	Multicapa							
	11 Entradas y 1 salida							
	9 primera 7segunda		9 primera 5 segunda		5 primera 3 segunda		3 primera 2 segunda	
	Máximo	Mínimo	Máximo	Mínimo	Máximo	Mínimo	Máximo	Mínimo
0.9	7.4667	-4.533	6.2694	-4.8935	12.0975	-3.3966	7.4667	-4.5333
0.7	21.5618	-13.6	5.3387	-6.5478	7.4726	-4.5291	5.6247	-5.6931

Tabla 4.3: Resultados obtenidos de las diferentes redes neuronales multicapa.

debajo del valor esperado, mostrando la red una buena aproximación con respecto a los tiempos de ensamble esperado. Se puede apreciar que la configuración de la red que mostró mejores resultados para predecir el tiempo de ensamble fue una red de capa sencilla que quedo conformada por diez neuronas en la capa de entrada, nueve neuronas en la capa oculta y una neurona en la capa de salida, la arquitectura de la red se puede apreciar en la figura. 4.9

El empleo de redes neuronales puede ser de gran ayuda para pronosticar del tiempo de ensamble sin necesidad de consultar tablas, son robustas, con tolerancia a fallos de datos de entrada. Presenta la ventaja de poder adaptarse a las distintas características y condiciones de las empresa, brindando también la oportunidad de aprovechar la experiencia del personal de la planta.

4.2. Desarrollo del Sistema Difuso

Para desarrollar el sistema difuso se inició definiendo y clasificando las entradas y salidas del sistema con el finalidad de codificarlas y que pudieran ser interpretadas por la

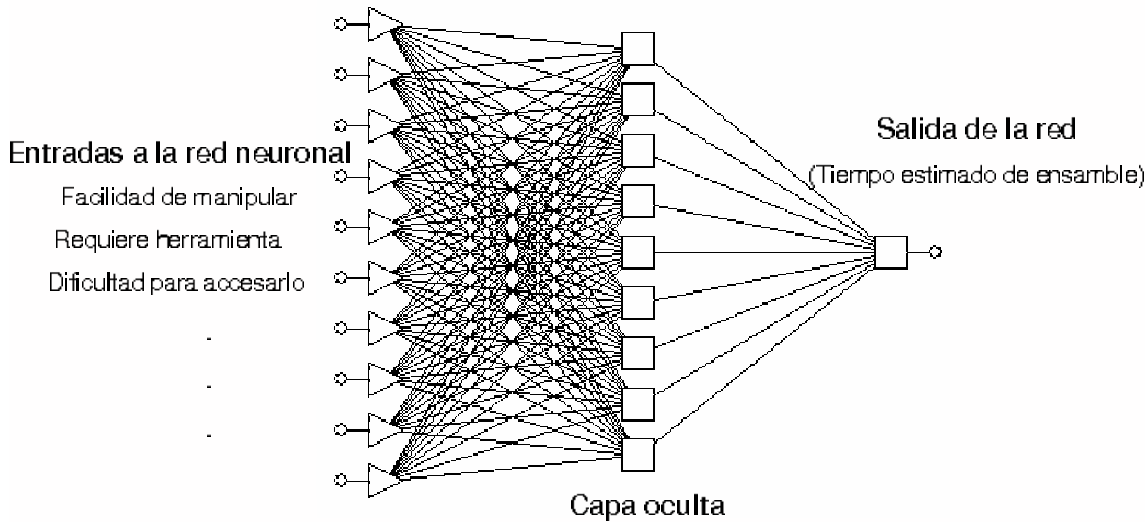

Figura 4.9: Estructura final del sistema neuronal para predecir el tiempo de ensamble.

lógica difusa.

4.2.1. Definición de entradas y salidas.

Partiendo de la metodología de Boothroy and Dewhurst y tomando como base las variables críticas que aparecen en un proceso de ensamble del mismo caso de estudio que se uso para desarrollar el sistema neuronal, fueron seleccionadas las siguientes variables como entradas al sistema difuso:

- ✓ Peso de la pieza
- ✓ Dimensiones de la pieza
- ✓ Simetría
- ✓ Métodos de manejo
- ✓ Facilidad de acceso
- ✓ Facilidad de posicionar o colocación en el ensamble

El sistema difuso, en principio se decidió desarrollarlo a partir de estas seis variables porque al momento de clasificar y generar subconjuntos de cada una de ellas, en total se definieron 18 variables. La variable que se consideró como salida del sistema difuso

proporcionará el tiempo pronosticado de ensamble, con esta información se procedió a definir las clasificaciones y rangos para cada una de las variables.

Partiendo de la misma base de información que se uso para el desarrollo del sistema neuronal se procedió a la elaboración del sistema difuso, la diferencia fundamental fue la forma como fueron clasificadas los datos de entrada con la finalidad de estar en condiciones para ser procesada por el sistema difuso. La información primeramente fue clasificada en rangos, utilizando variables lingüísticas, en este caso variables comúnmente usadas por el personal del área de ensamble. Se presenta en la tabla 4.4 el listado completo de las variables así como los rangos que se establecieron para cada uno.

La variable peso de la pieza se clasifico en ligero, mediano y pesado estableciéndose un rango de 0,1 Kg a 2 Kgs. en total. La variable dimensión de la pieza fue dividida en pequeño, mediano, grande y muy grande, considerándose las dimensiones de las piezas de forma lineal como una dimension maxima de (L), en el caso de piezas hasta un máximo de dimensiones (L) x (L) x (L) o en el caso de piezas de forma circular un diámetro con dimensión (L). Se determinó un rango entre 0 y 1 para las variables de simetría, métodos de ensamble, facilidad de acceso y facilidad de posición, es decir la variable a la que se le asignó el valor más alto entre cero y uno correspondería a la que tenga la característica mas critica, pudiendo ser debido a que es totalmente asimétrica, muy pesada, la de más difícil acceso o de más difícil colocación dentro del ensamble. Se estableció que la variable de salida sea el tiempo de ensamble pronosticado estableciéndose los siguientes rangos, tiempo muy bajo (1-7) seg., bajo (2-12) seg., normal (7-17)seg., y alto mayor de 17 segundos.

4.2.2. Definición de funciones de pertenencia.

Para desarrollar el sistema difuso fue necesario evaluar que tipo o tipos de función de pertenencia serían las mas apropiada para el procesamiento de las variables de ensamble, este se encuentra en función del tipo de información de entrada y de salida deseada. Se decidió utilizar la función trapezoidal al inicio y final de cada variable de entrada, en lo

Peso	ligero	0 - 1 kgs
	mediano	0.4 – 1.6 kgs
	pesado	1 - 2 kgs
	Muy pesado	Mayor de 2 Kgs
Dimensiones (L * L)	Pequeño	0-7 cms (L)
	mediano	2-12 cms (L)
	grande	7-17 cms (L)
	muy grande	Mayor de 17 cms. (L)
Simetría	totalmente simétrico	0 - 0.4
	simétrica	0.2 - 0.6
	aceptable	0.4 – 0.8
	asimétrica	0.6 - 1
Métodos de Ensamble	una mano sin herramientas	0 - 0.4
	dos manos sin herramientas	0.2 - 0.6
	dos manos con herramientas	0.4 – 0.8
	Con dispositivos especiales	0..6 - 1
Fácil acceso	muy fácil	0 - 0.5
	fácil	0.2 - 0.8
	muy difícil	0.5 - 1
Facilidad de posicionar la pieza en el ensamble	muy fácil	0 - 0.5
	difícil	0.2 - 0.8
	muy difícil	0.5 - 1
Tiempo	tiempo muy bajo	0– 7 seg.
	tiempo bajo	2– 12 seg.
	tiempo normal	7 – 17 seg.
	tiempo alto	Mayor de 17 seg.

Tabla 4.4: Clasificación de información recolectada en base a la experiencia del personal del área de ensamble de dispositivos de una planta fabricante de componentes automotrices.

que respecta a los limites de cada uno de los rangos, se empleo la función triangular por ser la mas adecuada. La figura 4.10 representa la variable dimension de la pieza, los rangos de operación fueron establecidos en base a datos históricos y experiencia del personal del area de ensamble de la compañía donde se desarrolló la investigación. Pequeño de 0 a 7 centímetros, mediano de 2 a 12 centímetros, grande de 7 a 17 centímetros y muy grande

mayor de 17 centímetros.

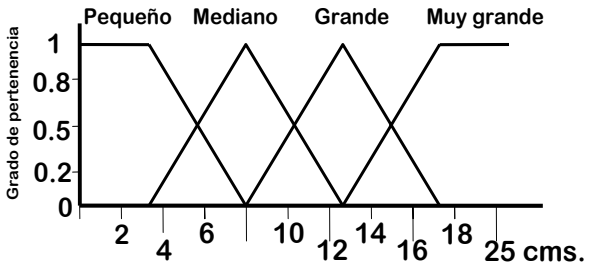

Figura 4.10: Ejemplo de Representación de la función de pertenencia triangular y trapezoidal para representar la variable dimension de la pieza.

De esta manera se fueron definiendo en el sistema difuso cada una de las variables de entrada y salida, estas son mostradas en conjunto en la figura 4.11.

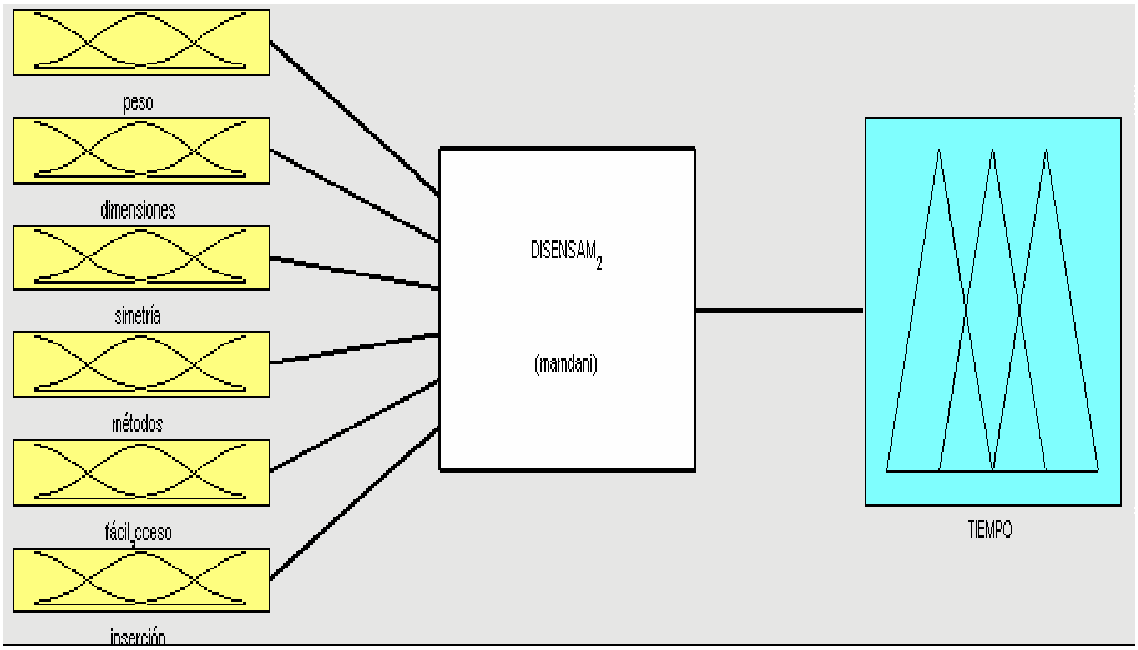

Figura 4.11: Estructura del sistema difuso conteniendo todas las variables de entrada, así como la variable salida, tiempo de ensamble pronosticado

La estructura final del sistema difuso quedo compuesta por las 18 variables de entrada y 1 variable de salida las cuales servirán para pronosticar el tiempo de ensamble.

4.2.3. Base de reglas difusas y operadores de inferencia

Parte importante en la metodología fue definir las reglas con las posibles combinaciones de eventos que se pudieran presentar durante el proceso de ensamble de un producto, estas reglas fueron elaboradas de acuerdo a la experiencia del personal del área de ensamble, arrojando como resultado estas posibles combinaciones el tiempo pronosticado de ensamble. La estructura de una regla es considerada de la siguiente forma: Si "***antecedente***" entonces "***consecuente***". Un ejemplo de una regla que se elaboró es la siguiente:

1. Si el peso es grande y la dimensión es grande entonces el tiempo de ensamble es alto.

En la figura 4.12 se puede apreciar el proceso que sufren las reglas al ser combinadas en conjunto con las demás reglas para determinar la salida del sistema.

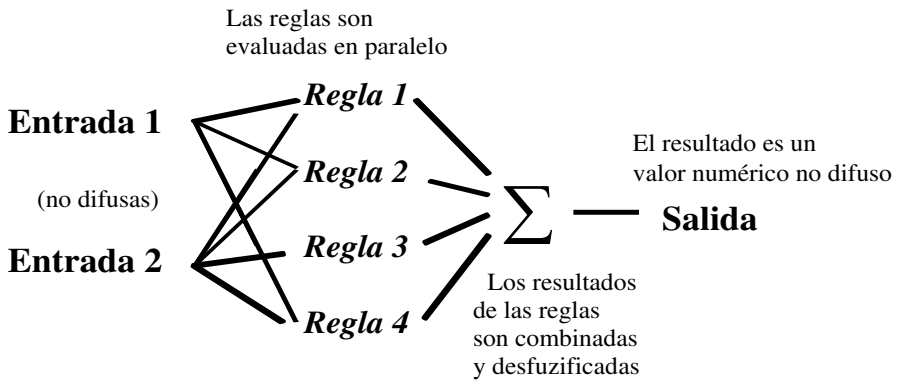

Figura 4.12: Diagrama representativo de la Interacción de las reglas involucradas en el sistema difuso para determinar la salida del sistema

Para el desarrollo de todas las reglas se utilizo el operador "AND"., se generaron un total de 24 reglas de decisión, en la figura 4.13 se puede apreciar un ejemplo de la influencia que tiene la combinación de una variable con otra variable para aumentar o disminuir el tiempo de ensamble. Se puede apreciar en la figura la influencia entre la variable dimension y la variable métodos en el tiempo de ensamble.

Una vez que se definió completamente la base de reglas se procedió a realizar un análisis en conjunto de todas las variables involucradas empleando para ello el mecanismo

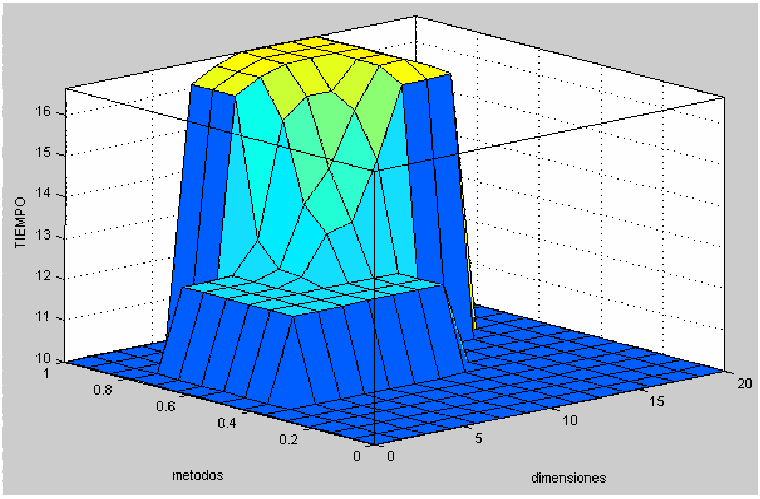

Figura 4.13: Influencia entre las variables afectando la variable de salida "tiempo de ensamble"

de inferencia.

4.2.4. Mecanismo de inferencia

El proceso de inferencia borrosa consistió en ajustar los parámetros del sistema difuso con el fin de interpretar las reglas si-entonces y obtener las conclusiones de las variables lingüísticas de salida a partir de los valores de las variables lingüísticas de entrada. En la implicación un consecuente es un conjunto difuso representado por una función de membresia, Hay dos métodos conocidos que son las mismas funciones usadas por el método AND: mín. (mínimo), que trunca el conjunto difuso de salida, y el PROD (producto), el cual escala al conjunto difuso de salida [Hung and Nguyen, 2003]. El grado de verdad de la premisa de cada regla es computada y aplicada al consecuente de cada regla, este resultado es un subconjunto difuso que será asignado a cada variable de salida correspondiente. El mecanismo de inferencia que se empleó en la metodología fue el Min-Max (o método de Mamdani) por brindar buenos resultados, siendo uno de los métodos que más veces aparece descrito en la literatura por sus buenos resultados, utiliza la T-norma mínimo como función de implicación.

El método de agregación o composición es el proceso por el cual los conjuntos difusos

que representan las salidas de cada regla son combinadas en un único conjunto difuso. La salida del proceso de agregación es un conjunto difuso para cada salida variable. Los dos métodos más conocidos son: máx. (Máximo) y sum (suma). Lo más común cuando usamos la función "min..^{en} el método de implicación es corresponder con la función "máx..^{en} el método de agregación. De igual manera si elegimos la función "prod"para el método de implicación, es usual hacerlo corresponder con la función "sum"para el método de agregación, en esta investigación se empleo la S-norma máximo como operador de agregación.

4.2.5. La desfusificación como conjunto difuso.

Para que la salida del sistema difuso pudiera ser interpretada por elementos que solo procesan información numérica, fue necesario transformar la salida difusa empleando mecanismos de inferencia borrosa, este proceso se conoce como desfusificación, se utilizó el mecanismo llamado "centro de gravedad" , mediante este método fue posible interpretar las reglas de tipo Si-Entonces de la base de reglas creada anteriormente. Ver figura 4.14

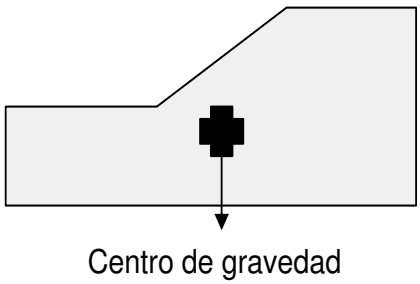

Figura 4.14: Desfusificación empleando el centro de gravedad

Para calcular la salida, el algoritmo del centro de gravedad (COG, siglas en inglés) se divide en forma continua en base al momento de la función por el área generada y si se requiere en forma discreta se divide la función en partes iguales y se calcula haciendo la sumatoria de todos los puntos.

4.2.6. Salida del sistema

El resultado que genero el sistema difuso una vez que interpreto todas las reglas fue un valor real no difuso, es decir el valor del tiempo pronosticado de ensamble. Este valor fue en función de las características de las variables que se le dieron como entrada, resultando ser una manera eficaz y rápida de calcular el tiempo de ensamble sin necesidad de consultar tablas como en la metodología DFA de Boothroy. [Otto and Wood, 2001]. Se puede observar en la figura 4.15 como de una manera automática, deslizando el cursor de cada uno de los valores de las variables de las piezas del ensamble que se desea analizar es posible calcular su tiempo de ensamble de una manera rápida y precisa facilitando la toma de decisiones al diseñador.

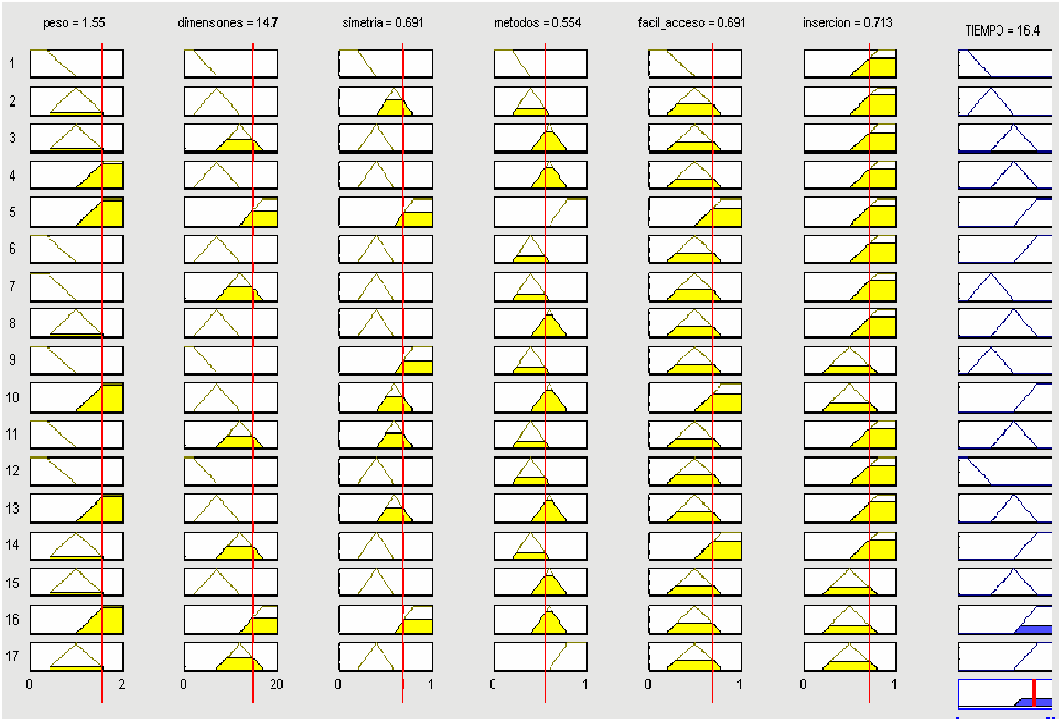

Figura 4.15: Cálculo del tiempo de ensamble pronosticado de una manera automática

4.3. Comparación del sistema difuso y sistema neuronal

La lógica difusa y las redes neuronales, han demostrado ser útiles en la solución de múltiples problemas de la vida real; con este trabajo se demuestra que son útiles en problemas donde se requiere pronosticar una situación. Las técnicas de inteligencia artificial se pueden aplicar con buenos resultados en el cálculo de tiempos ensamble de un producto como un soporte complementario o alterno a la metodología de diseño para el ensamble. A manera de resumen se presentan a continuación las ventajas y desventajas de estas técnicas que se observaron durante el desarrollo de la investigación y que confirman los resultados que han presentado en anteriores investigaciones [J.Yen and Reza, 1999, Rabuñal and Dorado, 2006]. Se destaca que cada metodología posee por si sola características valiosas y que en un momento dado las ventajas de una son desventajas de otra, pudiendo desarrollarse una combinación de ambas y dando mejores resultados en multiples aplicaciones.

Ventajas de las redes neuronales

✓ Pueden aproximar cualquier función f dada dentro de un intervalo [a, b]

✓ Existe una gran variedad de métodos de entrenamiento

✓ Son robustas, ya que pueden perder información y no alterar su desempeño

Desventajas de las redes neuronales

¥ Son concebidas como cajas negras, extraer información de ellas es complicado.

¥ No es fácil incorporar información lingüística.

¥ No existen criterios prácticos para seleccionar la topología de la red.

Ventajas de los sistemas difusos

✓ Pueden aproximar cualquier función dada dentro de un intervalo [a, b].

✓ Resulta fácil incorporar información lingüística cualitativa.

✓ Son robustas, en ausencia de una regla esta será suplida por otras.

Desventajas de los sistemas difusos

¥ Si las entradas al sistema se incrementan, se incrementan las reglas.

- ¥ Dificultad para integrar conocimiento cuantitativo a una función.
- ¥ Son robustas, en ausencia de una regla esta será suplida por otras.

En base a los resultados obtenidos, en la aplicación tanto del sistema difuso como del sistema neuronal buscando predecir el tiempo de ensamble en productos nuevos, se determino seleccionar al sistema difuso como parte de la metodología final de esta investigación. Uno de los objetivos de desarrollar una metodología que ayude a pronosticar el tiempo de ensamble en productos nuevos es que sea amigable y fácil de entender y darle mantenimiento o actualización de la información por parte del personal usuario del sistema, el diseño y los resultados que se obtuvieron al aplicar el sistema difuso presentaba mas ventajas que el sistema neuronal para cumplir el objetivo deseado. A los resultados que proporciona el sistema difuso se aplico el modulo de optimización aplicando estrategias evolutivas, esta parte es muy importante debido a que era necesario identificar en un momento dado la combinación valores de las variables que provocaban los mas altos y los mínimos tiempos de ensamble, ya sea para evitarlos o buscar tener esos parámetros durante el diseño de las piezas con el objetivo de brindar soporte en la toma de decisiones buscando contribuir a reducir y optimizar el ciclo de diseño de un producto

4.4. Optimización mediante estrategias evolutivas (EE)

Cuando se enfrentan problemas donde el espacio de búsqueda es muy grande y los mejores algoritmos que se tienen para su posible solución requieren un tiempo exponencial, como el caso del problema del viajero en el cual las técnicas clásicas de búsqueda y optimización son insuficientes, recurrimos a las denominadas técnicas heurísticas para encontrar la mejor solución. La palabra heurística se deriva del griego heuriskein, que significa encontrar o descubrir se define como una técnica que busca soluciones buenas (es decir, casi óptimas) a un costo computacional razonable, aunque sin garantizar factibilidad o eficiencia de las mismas debido a que en algunos casos ni siquiera se puede determinar que tan cerca del óptimo se encuentra una solución factible particular.

Entre las técnicas heuristicas de optimización se cuenta: **La búsqueda tabú (TS)**, es una técnica aleatoria de búsqueda de soluciones cercanas, se caracteriza porque utiliza una estrategia basada en el uso de estructuras de memoria para escapar de los óptimos locales, en los que se puede caer al moverse de una solución a otra por el espacio de soluciones [Nelles, 2000]. Este algoritmo se dota, por tanto, de una memoria donde se almacenan los últimos movimientos realizados, y que puede ser utilizada para recordar aquellos movimientos que hacen caer de nuevo en soluciones ya exploradas. Esta memoria serviría para impedir la evolución hacia esas soluciones. TS es un procedimiento iterativo para resolver problemas discretos de optimización combinatoria. En esencia es un metaheurístico que puede ser utilizado para guiar cualquier procedimiento de búsqueda local en la búsqueda agresiva del óptimo del problema. La idea básica del método, es la de explorar el espacio de búsqueda de todas las soluciones factibles por una secuencia de movimientos, para escapar de un óptimo local y prevenir los ciclos, algunos movimientos en una interacción en particular son clasificados como prohibidos o tabú. Los movimientos en tabú están basados en la historia de la secuencia de movimientos a corto y largo término.

El recocido simulado es un algoritmo probabilístico de búsqueda local, esta técnica basa su funcionamiento entre el fenómeno de enfriamiento de sustancias puras y un problema de optimización, Se puede decir que el enfriamiento de una sustancia corresponde a un proceso de optimización cuyo objetivo es minimizar la energía del sistema. El método realiza una búsqueda local al generar una solución vecina de manera aleatoria, si la solución es mejor que la solución actual se actualiza ésta y se reinicia el proceso de búsqueda a partir de esta nueva solución. Este proceso de búsqueda se repite continuamente hasta que el algoritmo ya no es capaz de generar soluciones de mejor calidad que la actual, típicamente es un proceso que se detiene después de haber realizado un gran conjunto de iteraciones sin que se haya mejorado la calidad de la mejor solución que se tiene hasta el momento [Nelles, 2000]. Cuando nos enfrentamos a un cierto problema de optimización en donde la función a optimizar tiene una tendencia en forma algebraica es recomenda-

ble resolverla primeramente utilizando técnicas clásicas y si encontrar la solución es una tarea difícil, complicada y consume mucho tiempo entonces se recurre al empleo de la computación evolutiva.

Dentro de las diferentes técnicas que comprenden la computación evolutiva, se determino emplear la metodología de estrategias evolutivas por ser el más adecuado para optimizar la metodología propuesta, asi como los excelentes resultados que ha demostrado en aplicaciones de diseño [Gen and Cheng, 2001] y su propiedad para trabajar directamente con numeros reales [Back and Schwefel, 1996], es decir no se requiere codificación alguna como ocurre con los algoritmos genéticos . En la figura 4.16 se puede apreciar el proceso de optimización del modelo para pronosticar los tiempos de ensamble mediante estrategias evolutivas; Los resultados del sistema difuso se convierten en la entrada del sistema optimizador en conjunto con posibles restricciones de diseño que se pudieran presentar y genera una salida optimizada.

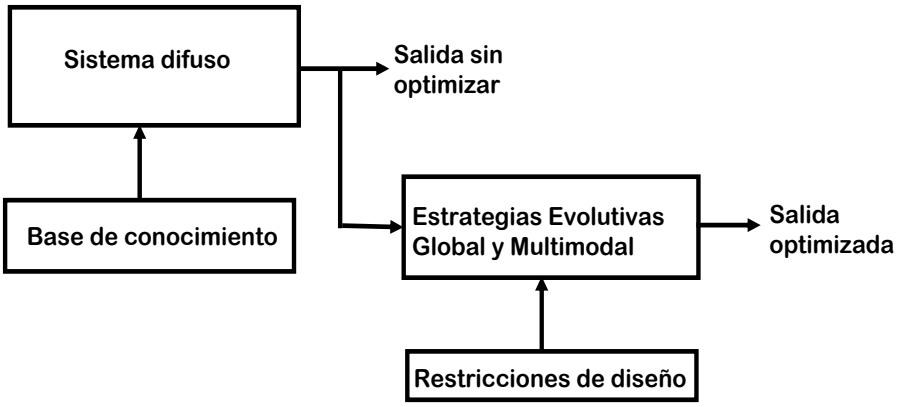

Figura 4.16: Diagrama del proceso de optimización del modelo para pronosticar los tiempos de ensamble mediante estrategias evolutivas

La computación evolutiva es un área de la inteligencia artificial que utiliza los conceptos de adaptación y evolución de la teoría Darwiniana para la solución de problemas de optimización, dentro de las ventajas que destajan al emplear los algoritmos evolutivos en búsqueda de la solución a problemas de búsqueda de optimización. La optimización clásica puede proveernos soluciones óptimas o cercanas a las óptimas, pero en proble-

mas donde se incrementa el numero de restricciones y variables, el tiempo de computo se incrementa exponencialmente, de ahí que la naturaleza de procesamiento paralelo de estas herramientas de inteligencia artificial (Lógica difusa, Redes neuronales y Algoritmos evolutivos) tengan cada vez mas demanda que los métodos clásicos para la solución de múltiples problemas en diversos aplicaciones. Empleando estrategias evolutivas es posible encontrar entre los resultados de este sistema difuso las combinaciones de variables que producen el menor tiempo de ensamble con el fin de procurarlas al momento de realizar el diseño del producto. El procedimiento que se siguió en la aplicación de estrategias evolutivas, es el siguiente [Back and Schwefel, 1996]:

1. Inicio y evaluación de la N población
2. Seleccionar los mejores N individuos que pueden ser los padres.
3. Generar λ hijos ($\lambda > N$) mediante cruce de los padres.
4. Mutar los λ hijos.
5. Evaluar los λ hijos.
6. Seleccionar los descendientes de forma determinista , pudiendo ser:
   Empleando el método (μ, λ), selecciona los mejores hijos.
   Empleando el método $(\mu + \lambda)$, selecciona los mejores hijos y padres
7. Si se alcanza la condición de parada, terminar el algoritmo, si no volver al punto 2.

Se desarrollaron tres casos donde se demuestra la utilidad y eficiencia de este método difuso-evolutivo, estos son:

✓ Empleando optimización global

✓ Empleando estrategias evolutivas multimodal

✓ Empleando estrategias evolutivas multimodal con restricciones

4.4.1. Caso 1, optimización global

Las variables de entrada al modulo de optimización de la metodología, fueron las variables empleados en el sistema difuso cada una definida con sus respectivos rangos, esta base de información generó multiples combinaciones que varían desde un posible mínimo tiempo de ensamble , hasta un máximo tiempo de ensamble. Para lograr tiempos mínimos de ensamble, se requieren condiciones adecuadas, con las EE es posible encontrar estas condiciones, es decir los valores propicios de las variables de entrada que minimizan el tiempo estimado de ensamble.

4.4.1.1. Búsqueda de variables que minimizan el tiempo de ensamble

El algoritmo de EE fue probada con diferentes parámetros, con el fin de encontrar las condiciones iniciales que presentaran el mejor desempeño del algoritmo, estas condiciones fueron las siguientes: ver tabla 4.6:

Número total de individuos	100
Número total de generaciones	5
Número total de corridas	50
Proporción de hijos por padre	1
Estrategia evolutiva	(μ,λ)

Tabla 4.5: Parámetros empleados en la estrategia evolutiva

Los resultados de la búsqueda de variables y valores que producen el menor tiempo de ensamble son mostrados en la tabla 4.6

Peso	1 -2 Kgs.
Dimensiones	8-12 cms
Simetria de la pieza	aceptable
Métodos de ensamble	Una mano con herramientas
Facilidad de acceso	Muy difícil
Facilidad de colocación	Muy difícil
Tiempo total de ensamble	8.42 segundos.

Tabla 4.6: Variables que producen el menor tiempo de ensamble en el caso de estudio No.1.

La información obtenida respalda como esta metodología sirve de soporte en la toma de decisiones al momento de diseñar o innovar productos, mediante el es posible determinar desde el diseño,las características que deben tener las variables involucradas en la pieza para que generen mínimos tiempos de ensamble en el proceso de producción.

4.4.1.2. Búsqueda de variables que maximizan el tiempo de ensamble

Un punto importante y de mucha utilidad al momento de diseñar un producto, es conocer en un momento dado la combinación de variables que pudieran provocar el máximo tiempo de ensamble en cada una de las piezas con la finalidad de evitarlas y prevenir tener tiempos de ensamble altos, los resultados de esta experimentación se pueden ver en la tabla 4.7.

Peso	4 Kgs.
Dimensiones	8-12 cms
Simetria de la pieza	Totalmente asimétrico
Métodos de ensamble	Dos manos con herramientas
Facilidad de acceso	Difícil
Facilidad de colocación	Difícil
Tiempo total de ensamble	42.4 segundos.

Tabla 4.7: Variables que provocan los tiempos mas altos de ensamble en un producto.

Después de encontrar las condiciones que provocan un tiempo máximo o mínimo de ensamble, era necesario que la metodología pudiera detectar en un momento dado la variable que en mayor grado afecta el tiempo de ensamble. Para ello se realizo un análisis de sensibilidad mediante un programa en donde a partir de los valores que tienen los parámetros que generaban el mínimo tiempo de ensamble se le fue incrementando un porcentaje de 10 20 y 40 % de su respectivo valor a cada una de las variables sin incrementar las otras. Se realizo un análisis de cada caso y se promedio, así la variable que incremente en mayor cantidad el tiempo de ensamble será la más sensible y la mas critica debiendo tener especial atención con ella al momento de diseñar el nuevo producto ver tabla 4.8 y figura4.17.

Nombre de la variable	% de incremento en el tiempo total de ensamble
Peso	29.57
Dimensiones	37.85
Simetría	7.28
Métodos de ensamble	17.26
Facilidad de acceso	4.28
Facilidad de colocación dentro del ensamble general	3.76

Tabla 4.8: Contribución de cada variable en el incremento del tiempo de ensamble para el caso 1 .

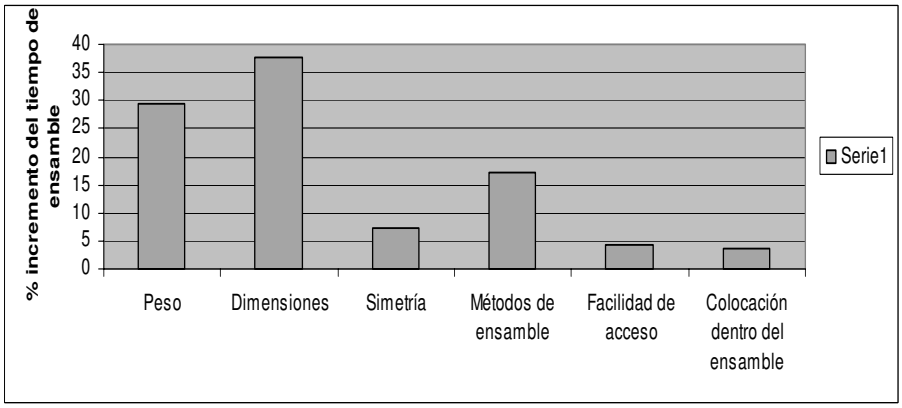

Figura 4.17: Porcentaje de contribución de cada variable para incrementar el tiempo de ensamble

Con la experimentación y análisis de sensibilidad se encontró que la variable dimension y la variable peso son las que en este caso de estudio, pudieran contribuir a que se incrementara el tiempo de ensamble, solo entre estas dos variables se concentraba el 67.42 % del factor de un posible incremento. Encontrar la combinación de variables que generen un mínimo tiempo de ensamble es importante, pero sin duda el identificar dentro de estos mismos parámetros la variable critica, seria de gran ayuda al momento de diseñar el producto.

4.4.2. Caso 2 usando estrategias evolutivas multimodal

Un segundo caso de optimización fue desarrollado empleando estrategias evolutivas pero ahora en la categoría multimodal con el finalidad de encontrar, no solo una solución, sino las tres mejores soluciones al problema que se planteo de predecir el tiempo de

ensamble. Este tipo de solución multiple es necesario debido a que algunas veces no es posible aplicar la solución tal cual como la arroja el sistema debido a que en algunos diseños no siempre es factible desde el punto de vista funcional o de costo, el fabricar las pieza con tales características, de ahí la necesidad de contar con varias opciones de solución y seleccionar la más adecuada.

El algoritmo de estrategias evolutivas con propiedad multimodal usa un procedimiento de selección donde solo compiten individuos con características similares, es decir se busca que los vectores de solución tengan una minima diversidad.

Las (EE) Multimodal utilizan como referencia la distancia euclidiana, algunos usan recombinación y otros consideran la correlación entre variables, para el desarrollo de este segundo caso se empleo el algoritmo de (ES) sin recombinación, su pseudocódigo es el siguiente:

1. Generación de una población de μ padres
2. Generación de λ descendientes de μ padres
3. Selección de los mejores μ descendientes para ser los nuevos padres.
4. Repetir los pasos (2), (3), y(4) hasta que se hallan alcanzado las N generaciones

En el todos los individuos (padres y descendientes) tienen un parámetro de mutación que cambia atravéz del tiempo, es una auto adaptación, la generación de descendientes se realiza solo mediante la mutación y de acuerdo a lo siguiente:

$$Oi \leq O \quad i + N(0, k) \tag{4.2}$$

Donde i indica los parámetros involucrados y $N(a, b)$ es un generador de numeros aleatorios con distribución normal y con media y desviación estándar b. Cada parámetro de mutación k cambia de acuerdo a :

$$k \quad i \leq k \;\; i * exp(\tau * Nti + \tau_p * N(0, 1)) \tag{4.3}$$

Donde i indica los parámetros involucrados $\tau = \frac{1}{\sqrt{2*NTPr}}$, $\tau_p = \frac{1}{\sqrt{2*\sqrt{NTPr}}}$

$Nt = N(0,1)$ es usado sin cambio en los parámetros.

Para el desarrollo del segundo caso de estudio fue usada la información generada en el sistema difuso, después de aplicar este algoritmo multimodal, fue posible encontrar no solo una solución sino el conjunto de las tres mejores tiempos de ensamble y las respectivas combinaciones de variables de cada pieza del ensamble, los resultados son mostrados en la tabla 4.9.

Peso	2.87 Kgs.	2.74 Kgs.	2.51 Kgs.
Dimensiones (se considera L*L)	5.41 cms (L)	7.38 cms (L)	9.36 cms (L)
Simetria de la pieza	Simetria aceptable	Asimétrico	Simetria aceptable
Métodos de ensamble	Dos manos con herramientas	Dos manos con herramientas	Una mano con herramienta
Facilidad de acceso	Muy fácil	Fácil	Fácil
Facilidad de colocación	Fácil	Difícil	Difícil
Tiempo total de ensamble	7.12 seg.	8.47 seg.	9.28 seg.

Tabla 4.9: Resultados del caso de estudio No.2 mostrando un conjunto de soluciones, conteniendo los mínimos tiempos de ensamble

De acuerdo a los resultados, es posible tener no solo una solución sino un conjunto de soluciones para poder realizar el diseño de productos de acuerdo a las condiciones de acotabilidad que se tengan, y en consecuencia también estamos asegurando tiempos tiempos mínimos de ensamble.

4.4.3. Caso 3 adicionando restricciones

Para desarrollar el tercer caso de estudio se reprogramó el sistema difuso-evolutivo, con la finalidad de que sea capaz de respetar y tomar en cuenta restricciones de diseño que pudieran presentar en un momento dado los nuevos diseños. Estas condicionantes pueden ser restricciones de peso, dimensiones de los componentes etc.

Para este tercer caso, las restricciones que deberán respetar las variables de entrada, fueron las siguientes; la dimensión de la pieza deberá estar en un rango entre 7 y 12

centímetros, para esto, se considerará las dimensiones de las piezas como una longitud (L) x (L) en caso de tener forma cuadrada, o si la pieza es de forma circular, se considerará un diámetro con dimensión (L). Las restricciones son; el peso de la pieza deberá sera mínimo de .8 kilogramos y máximo de 1.2 Kilogramos, el objetivo es encontrar los tres mejores tiempos de ensamble respetando estas restricciones que se adicionaron al sistema. Después de aplicar el método con restricciones se obtuvieron los resultados que se muestran en la tabla 4.10.

Peso	1.05 Kgs.	0.981 Kgs.	0.904 Kgs.
Dimensiones (se considera L*L)	9.54 cms (L)	9.41 cms (L)	8.45 cms (L)
Simetría de la pieza	0.716	0.754	0.749
Métodos de ensamble	0.293	0.275	0.286
Facilidad de acceso	0.339	0.351	0.277
Facilidad de colocación	0.515	0.889	0.755
Tiempo total de ensamble	7.0 seg.	7.49 seg.	8.83 seg.

Tabla 4.10: Resultados del caso de estudio No.3 encontrando los tres mejores combinaciones de variables con los mínimos tiempos de ensamble, respetando restricciones de diseño.

Para que la salida del sistema difuso pudiera ser interpretada, fue necesario transformar la salida difusa empleando mecanismos de inferencia borrosa, este proceso se conoce como desfusificación en la tabla 4.11 se muestran los resultados finales.

En todo diseño de productos, es posible que se presente algún tipo de restricción al momento de diseñar algunas de las partes del ensamble, pudiendo ser debido a la capacidad de la planta, por requerimientos del usuario final, reducción de costos etc. Se puede decir que esta metodología difuso-evolutiva, tiene la posibilidad de considerar las restricciones de diseño que se tengan, con estas condiciones el sistema buscara las mejores alternativas de solución, asegurando tiempos mínimos de ensamble en consecuencia. Este método Difuso-evolutivo multimodal puede ser de gran apoyo en la predicción de tiempos de ensamble optimizando el diseño de productos, es de fácil uso, se aprovecha el conocimiento

Peso	1.05 Kgs.	0.981 Kgs.	0.904 Kgs.
Dimensiones (se considera L*L)	9.54 cms (L)	9.41 cms (L)	8.45 cms (L)
Simetría de la pieza	aceptable	aceptable	Simetría aceptable
Métodos de ensamble	Dos manos con herramientas	Dos manos con herramientas	Una mano con herramienta
Facilidad de acceso	Muy Fácil	Fácil	Fácil
Facilidad de colocación	Muy fácil	Fácil	Fácil
Tiempo total de ensamble	7.0 seg.	7.49 seg.	8.83 seg.

Tabla 4.11: Resultados del caso de estudio No.3 con la información ya desfuzzificada.

y experiencia del personal de la empresa pudiéndose adaptar a diferentes condiciones que se presentan en la industria.

Capítulo 5

Conclusiones

Los sistemas inteligentes formados por lógica difusa, computación evolutiva y/o las redes neuronales, algunas veces trabajando solos y otras veces en conjunto, buscan brindar apoyo durante la toma de decisiones en el diseño de productos. Estos sistemas híbridos han demostrando su utilidad en la solución de multiples problemas industriales optimizando procesos de diseño y manufactura entre otros. Aún y cuando estos sistemas se han empleado exitosamente, existen múltiples áreas por investigar con la finalidad de generar nuevos sistemas o mejorarlos empleando empleando parámetros, diferentes tipos de redes neuronales etc. El objetivo que se planteo en la investigación fue desarrollar una metodología basada en un sistema inteligente para pronosticar y optimizar el tiempo de ensamble de productos, con el fin de apoyar en la toma de decisiones durante la etapa de diseño de productos, resumiéndose en los siguientes puntos:

1. Desarrollar y aplicar un sistema híbrido inteligente basado en redes neuronales, lógica difusa y/o computación evolutivas para pronosticar y optimizar el calculo del tiempo de ensamble, sin la necesidad de buscar la información en tablas,

2. Integrar la experiencia del personal de la empresa en el proceso de ensamble.

3. Buscar contribuir a optimizar el proceso de manufactura y la calidad desde la etapa de diseño.

Durante el desarrollo de la investigación, se mostraron las ventajas de usar esta metodología difuso-evolutiva, para analizar el comportamiento de las variables que afectan un proceso de ensamble buscando predecir y optimizar el tiempo de ensamble en productos nuevos, el sistema de lógica difusa demostró ser un buen modelo para predecir el tiempo de ensamble. Para lograr tiempos mínimos de ensamble, se requieren condiciones adecuadas, mediante las estrategias evolutivas empleando el método multimodal, fue posible encontrar estas condiciones, es decir los valores propicios de las variables de entrada que maximizan o minimizan el tiempo estimado de ensamble, encontrar e identificar la combinación variables de una pieza, que producen los máximos tiempos de ensamble con el propósito de ser evitadas durante la fase de diseño. Como complemento a la optimización global se desarrollaron otros dos casos de estudio donde se aplico un algoritmo multimodal con el objetivo de que encontrara no solo una solución sino el conjunto de las tres mejores tiempos de ensamble y las respectivas combinaciones de variables de cada pieza del ensamble, así mismo en otro de los casos de optimización multimodal se agregaron restricciones que pudieran presentar los diseños y aún así predecir los mejores tiempos de ensamble.

5.1. Contribuciones de la investigación

Se puede resumir en los siguientes puntos, las contribuciones generadas durante el desarrollo de la presente investigación.

1. Modelación personalizada de la información de un sistema de ensamble de acuerdo a las necesidades de la compañía con el fin de pronosticar el tiempo de ensamble.

2. Estudio comparativo un sistema difuso y un sistema neuronal para predecir el tiempo de ensamble.

3. Característica innovadora del desarrollo de esta investigación fue la aplicación de estrategias evolutivas para optimizar el sistema difuso con el fin de encontrar las

condiciones favorables de ensamble para obtener los mínimos tiempos de ensamble, o en su defecto conocer que combinación de variables nos provoca el tiempo de ensamble mas alto.

4. De gran ayuda a la mejora de la metodología , fue la inclusion de estrategias evolutivas multimodal, mediante ella se logran tener diferentes alternativas de diseño de la pieza conteniendo las tres combinaciones de variables con los tres mínimos tiempos de ensamble.

5. Una parte importante del sistema es que se le puede suministrar al sistema restricciones que normalmente se pudieran presentar en todo diseño, estas restricciones también serán consideradas al momento de pronosticar y optimizar el tiempo de ensamble del producto.

Este método difuso-evolutivo demostró ser factible para predecir y optimizar el tiempo de ensamble en productos nuevos, se ha mostrado como la lógica difusa en conjunto con las estrategias evolutivas puede ayudar a optimizar el proceso de diseño y servir como una técnica complementaria a la metodología diseño para el ensamble (DFA). Adicionalmente se concluye que la metodología Diseño para la Manufactura y ensamble es muy útil en el diseño de productos, desgraciadamente no es muy empleada comúnmente en nuestro país, en parte puede ser por desconocer los beneficios que tiene el empleo de esta metodología y otra desgraciadamente al hecho de que no se desarrolla suficiente tecnología en México lo cual se refleja en una notable perdida de nuestra competitividad a nivel mundial [IMD, 2006], caracterizándonos más por ser un país maquilador. Parte del propósito de esta investigación, es también el difundir en la medida de lo posible esta área de investigación la que en conjunto con las técnicas de inteligencia artificial pudieran ser un valioso soporte para el diseño e innovación de productos, abriendo nuevas líneas de investigación aplicada en el desarrollo e innovación de productos.

5.2. Trabajo Futuro

El diseño e innovación de productos es un área en continuo crecimiento; la cual, busca constantemente nuevas metodologías para ayudar a realizar y optimizar los diseños y que sirvan de soporte en la toma de decisiones. La aplicación de sistemas híbridos inteligentes tienen una gran área de oportunidad para ayudar a la creación y optimización de nuevos productos, brindando la oportunidad de realizar múltiples investigaciones en esta area.

Algunas de las áreas futuras de investigación que se detectaron son:

1. desarrollar un sistema difuso-evolutivo empleando sistemas difusos del tipo II, experimentando con diferentes funciones de membresia y parámetros de ensamble.

2. Optimizar este sistema difuso empleando otro paradigma de computación evolutiva.

3. Generar un sistema computacional "prototipo" educativo para pronosticar el tiempo de en ensamble empleando los sistemas difusos del tipo 1 Y 2.

4. Generar alternativas de secuencia de ensamble empleando estrategias evolutivas.

Los resultados de la investigación así como los conocimientos adquiridos alrededor de esta, se integrarán como una herramienta útil al proyecto de creación del centro de Diseño e Innovación de productos de la Corporación Mexicana de Investigación en Materiales, empresa donde surgió y se desarrolló la investigación esperando cooperar en parte al cumplimiento de su misión y visión que consiste en brindar asistencia técnica a las pequeñas y medianas empresas con el fin de apoyar el sector de la Ingeniería en México.

Anexo A

Anexo - Redes Neuronales

A.1. Componentes de una neurona biológica

Las redes neuronales artificiales fueron inspiradas en el funcionamiento de las neuronas biológicas. El cerebro humano es un sistema muy complejo, formado por muchas células llamadas neuronas, se estima que existen entre 10^{10} y 10^{11} células en el cerebro. Un esquema simplificado de una neurona se encuentra en la figura A.1.

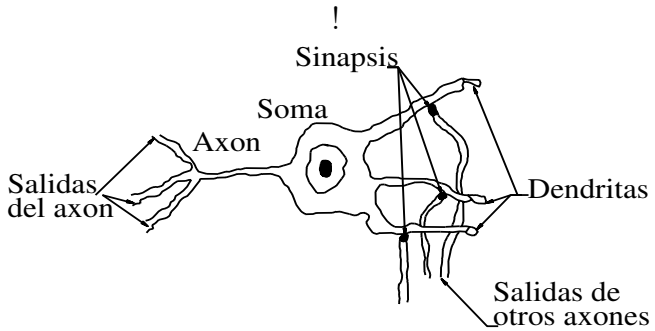

Figura A.1: Esquema simplificado de una Neurona Biológica
[Welch, 1968]

En el se puede apreciar las distintas partes por las que esta constituida la neurona biológica [Welch, 1968].

El cuerpo celular: Es la parte principal de la neurona, constituye la parte central ya que ahí son realizadas casi todas las operaciones lógicas, es en esta parte donde se localiza

el mecanismo genético y metabólico que mantiene viva a la neurona, así como la síntesis de las proteínas.

El axón: O también conocido como salida del axón, es un nervio altamente ramificado y conectado al cuerpo celular, en esta parte la señal es transformada en impulsos nerviosos los cuales se propagan sin atenuación a células receptoras, musculares o bien otras neuronas en la parte contraria a la conexión del axón al cuerpo celular.

Las dendritas: Son ramificaciones densas de fibras nerviosas largas y de forma irregular, estas se encuentran conectadas al soma o cuerpo celular, por cada neurona hay de 10^3 a 10^4 dendritas. Las dendritas reciben señales de otras neuronas por medio de un contacto especializado conocido como sinapsis.

La sinapsis: Son los puntos terminales de los axones de otras neuronas. La sinapsis tiene una naturaleza excitatoria o inhibitoria, por esto tiene la habilidad de incrementar o atenuar la excitación de la neurona. En los seres humanos así como en los animales, la sinapsis es un proceso químico muy complejo.

A.2. Componentes de una neurona artificial

Componentes de una neurona artificial En el año de 1943 se desarrollaron los fundamentos de la computación neuronal por el neurofisiólogo Warren McCullow en conjunto con el matemático Walter Pitts, ellos lanzaron una teoría acerca de como trabajan las neuronas, para ello modelaron una red neuronal simple mediante circuitos eléctricos, siendo su modelo matemático el siguiente:

$$y = \phi\{\sum_{i=0}^{n} w_i u_i\} \tag{A.1}$$

Una neurona o elemento de procesamiento esta formado por un vector de entrada, pesos sinápticos, umbral, un operador matemático de suma y de la función de activación [Hagan and Demuth, 1996, R.Jang, 1997], La representación de estos elementos se muestra en la figura A.2.

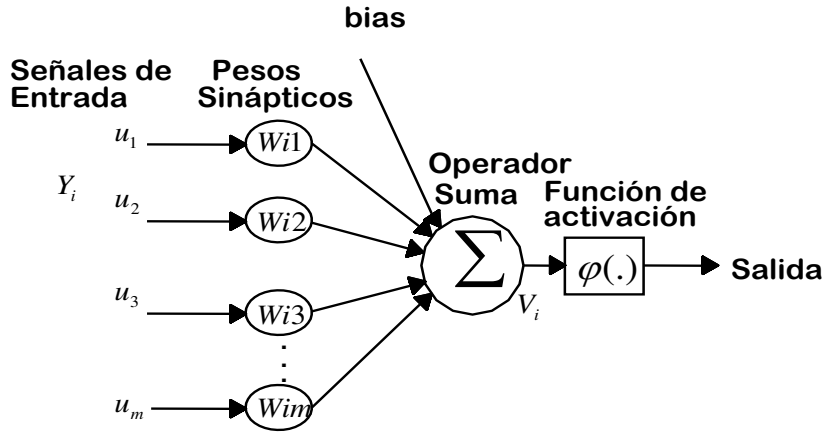

Figura A.2: Componentes de una de una Neurona Artificial
Adaptación propia a partir de [Hagan and Demuth, 1996]

El Vector de entrada: Se encuentra denotado por $U, U = (u_1, u_2, ..u_m)$ donde m es el número de entradas a la RNA y así mismo es la dimensión de U, este vector son los datos con los que trabajará la neurona definiéndose que estas puedes ser dadas del medio ambiente o ser salidas de neuronas anteriores.

Pesos sinápticos: Una vez que son introducidos los datos de entrada en la neurona, son propagados a través de la red, durante este proceso de propagación cada componente u_n del vector de entrada u es multiplicada por una variable w_{im}, la cual aumenta o disminuye la señal de entrada, a esta variable se le conoce como peso sináptico, estos no tienen el mismo valor siempre y según se requiera se van modificando para que tenga un mejor desempeño la red buscando parámetros que converjan lo mejor posible al objetivo deseado y entonces permanecer fijos. **El Umbral o bias:** se encuentra identificado por θ_i y se aplica para reducir la entrada a la función de activación. Es parecido a un peso, excepto que este tiene una constante de entrada de 1, pero si no se quiere tener un bias en la neurona, simplemente puede ser omitida.**El Operador suma:** suma los componentes de la señal de entrada, multiplicados por su respectivo peso sináptico. $u_i \times w_{ij}$: es decir:

$$v_i = \sum u_i w_{ij} - \theta_i \tag{A.2}$$

La función de activación Identificada por $\varphi(.)$, define la salida de la neurona proporcionando un comportamiento no lineal a la red, pudiendo de esta manera aproximar funciones de todo tipo. Existe una variedad de funciones de activación, se describen tres de las funciones mas comunes.

Función escalón: Esta función, crea neuronas que clasifican las entradas en dos categorías ver figura A.3.

$$\varphi(.) = \begin{cases} 1 & \text{si} \quad v \geq 0 \\ -1 & \text{si} \quad v < 0 \end{cases}$$

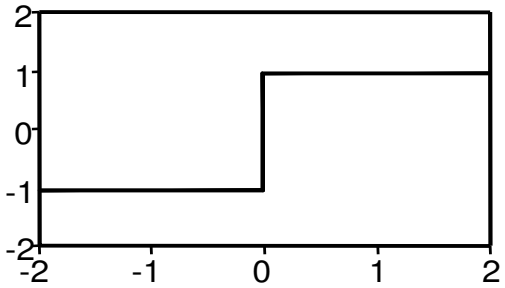

Figura A.3: Función escalón, restringe los valores entre -1 y 1

Función logística: Esta función toma los valores de entrada, los cuales pueden oscilar entre más y menos infinito ver figura A.4 restringe además la salida a valores entre cero y uno, de acuerdo a la expresión:

$$\varphi(.) = \frac{1}{1 + \exp^{-x}} \tag{A.3}$$

Es de hecho la función más común en la construcción de RNA, es definida como una función estrictamente creciente con un balance entre una conducta lineal y no lineal.

Función Tangente Hiperbólica: Al igual que la función logística es una de las principales funciones en la construcción de RNA, especialmente en tareas de identificación y control ver figura A.5.

$$\phi(.) = \frac{1 + \exp^{-x}}{1 + \exp^{-x}} \tag{A.4}$$

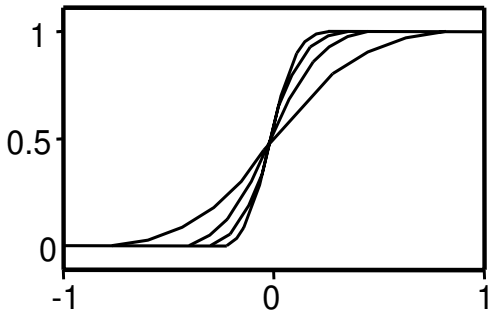

Figura A.4: Función logística, restringe los valores de salida entre 0 y 1

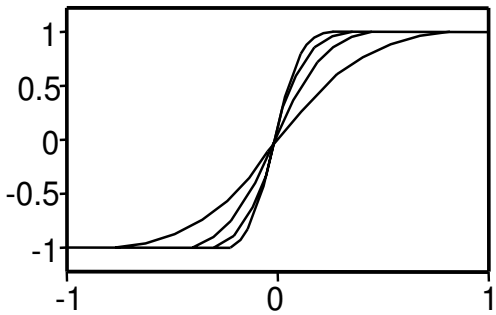

Figura A.5: Función tangente hiperbólica, restringe los valores entre -1 y 1

Anexo B

Anexo "Lógica Difusa"

B.1. Operaciones entre conjuntos en un sistema difuso

En los conjuntos difusos se pueden realizar operaciones entre ellos tal y como se realizan con la lógica clásica, se presenta a continuación una pequeña descripción de algunas de estas operaciones: [J.Yen and Reza, 1999][Hung and Nguyen, 2003].

El conjunto intersección de dos conjuntos "A" y "B", se define como los elementos que están en el conjunto "A" y a su vez en el conjunto "B"; la intersección entre conjuntos se puede entender como una operación tipo "AND" . La intersección de los conjuntos difusos la podemos apreciar en la figura B.1

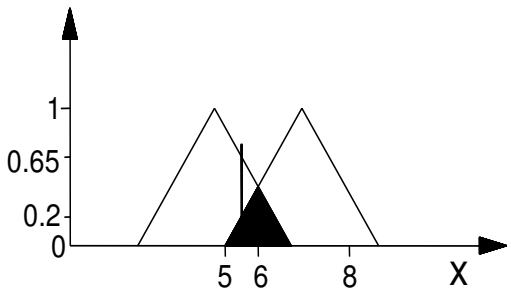

Figura B.1: Intersección y grado de pertenencia entre dos conjuntos difusos

En la gráfica se puede observar el nivel de pertenencia de un conjunto difuso, como ejemplo vamos a encontrar el nivel de pertenencia de x =5.5 en la intersección de dos conjuntos difusos. La zona sombreada indica el área de intersección, en el se observa que

para un valor x = 5.5 se tiene un nivel de pertenencia de 0.65 con respecto al conjunto "A" y de 0.3 con respecto al conjunto "B", el valor de pertenencia del valor dado a la operación de intersección de dos "A" y "B" es el valor mínimo de los valores de pertenencia que tuvieron dichos conjuntos en forma individual. En términos matemáticos se puede expresar así:

$$C = A \cap B \;\; \forall x \in \mathbf{U} \tag{B.1}$$

$$\mu_{A \cap B} = min\ \{\mu_A(x), \mu_B(x)\}$$

La unión de dos conjuntos "A" y "B", se define como los elementos que están en el conjunto "A" o que están en el conjunto "B". de esta manera la union entre conjuntos se puede entender como el de una operación tipo "OR" entre los mismos. La Unión de dos conjuntos difusos la podemos apreciar en la figura B.2,

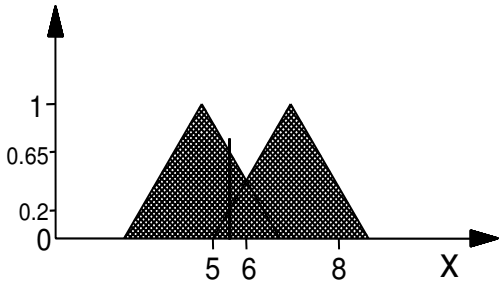

Figura B.2: Unión y grado de pertenencia entre dos conjuntos difusos

En el se puede observar el nivel de pertenencia de estos conjunto difuso, la zona sombreada indica el área de unión entre dos conjuntos difusos, en el se observa que para un valor $x = 5{,}5$ se tiene un nivel de pertenencia de 0.65 con respecto al conjunto A y de 0.3 con respecto al conjunto B, el valor de pertenencia del valor dado a la operación de unión de dos A y B es el valor máximo de los valores de pertenencia que tuvieron dichos conjuntos en forma individual.

En representación matemática lo anterior se puede expresar así:

$$C = A \cup B \;\; \forall x \in \mathbf{U} \tag{B.2}$$

$$\mu_{A \cup B} = max\ \{\mu_A(x), \mu_B(x)\}$$

La operación de complemento en los conjuntos difusos se define como el conjunto formado por los valores de pertenencias que le permitirían al conjunto obtener el valor máximo de pertenencia posible, siendo 1 el valor máximo de pertenencia que un conjunto difuso puede tener, este conjunto se puede formar restándole a 1 los valores de pertenencia del conjunto difuso al que se desea encontrar su complemento ver Figura B.3.

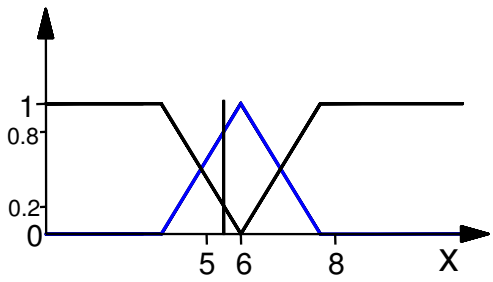

Figura B.3: Operación de complemento y su representación al valor de pertenencia al complemento del conjunto difuso A.

En la gráfica anterior el conjunto complemento se ha representado con trazo negro (línea superior), posteriormente procedemos a encontrar en la gráfica el nivel de pertenencia de valor $x = 5{,}5$ al complemento del conjunto difuso A. Para un valor en x de 5.5 se observa que el valor de pertenencia al conjunto A es de 0.8. Si pensamos en el complemento como lo que le falta a este valor para alcanzar el máximo valor posible que es 1, ahora procedemos a obtener el nivel del pertenencia de $x = 5{,}5$ al complemento, se encuentra que su valor es de 0.2, en la gráfica se puede verificar esta conclusión, matemáticamente esta operación se expresa así:

$$\mu_{\bar{A}} = 1 - \mu_A(x) \tag{B.3}$$

Podemos concluir que en términos mas formales , un subconjunto clásico o subconjunto nítido, esta representado por:

$$S : U \rightarrow \{0, 1\} \tag{B.4}$$

y que un conjunto difuso la función de pertenencia se representa de la siguiente manera:

$$\mu F = U \rightarrow [0, 1] \tag{B.5}$$

si fA(F)=1, x pertenece totalmente a "A"

si fA(F)=0, x no pertenece totalmente a "A"

Anexo C

Anexo "Computación Evolutiva"

A continuación se presentan las características mas importantes de algunas de las técnicas que conforman la computación evolutiva

C.1. Programación evolutiva

Esta técnica fue propuesta por Lawrence J. Foguel en los años 60's [D.Fogel, 1980], enfatiza los nexos de comportamiento entre padres e hijos. El algoritmo básico de la programación evolutiva es el siguiente:

1. Iniciar y evaluar los N individuos de la población.
2. Mutar los N individuos de la población para producir N hijos.
3. Evaluar los N hijos.
4. Seleccionar N descendientes entre los individuos (padres e hijos), la selección normalmente se lleva a cabo mediante un torneo estocástico para decidir que soluciones serán retenidas para pasar a la siguiente generación.
5. Si se alcanza la condición de parada, terminar el algoritmo, si no volver al punto 2.

Podemos definir el pseudocódigo de la programación evolutiva de la siguiente manera:

$t := 0$

$inicializa - poblacion \;\; P(t) \in I^{\mu}$

$evaluar \; P(t)$

mientras no se cumpla la condición de parada $(i(P(t)) \neq true)$ hacer...

muta:$P''(t) := m(P'(t))$

evalúa:$P''(t) := \Psi(P''(t))$

selecciona:$P'(t+1) := s(P''(t)) \; t := t+1$

$t := t+1$

Dentro de las características relevantes de la programación evolutiva se pueden citar que utiliza una representación adaptada al problema concreto que trata de resolver; por ejemplo, para problemas de optimización de números reales se utiliza una representación con números reales, otra característica es que la mutación se realiza según la representación utilizada, otra característica importante es que no se realiza cruce de individuos en la programación evolutiva se emplea solo la mutación y debido a que es bastante flexible, puede producir un efecto similar al de cruce. La programación evolutiva se sigue desarrollando y difundiendo sus cualidades en la solución de diversos problemas en diferentes áreas, entre las que se puede citar: Predicción, juegos, control automático, planeación de rutas, reconocimiento de patrones, diseño y entrenamiento de redes etc.

C.2. Programación genética

La programación genética es una técnica para generar automáticamente programas para computadora basándose en los principios de la evolución darwiniana. Es un método sistemático para que las computadoras encuentren una solución a un problema, transformando los programas de computadoras en nuevos programas en la figura C.1 se aprecia su diagrama de funcionamiento.

La programación genética no devuelve soluciones concretas a los problemas, sino

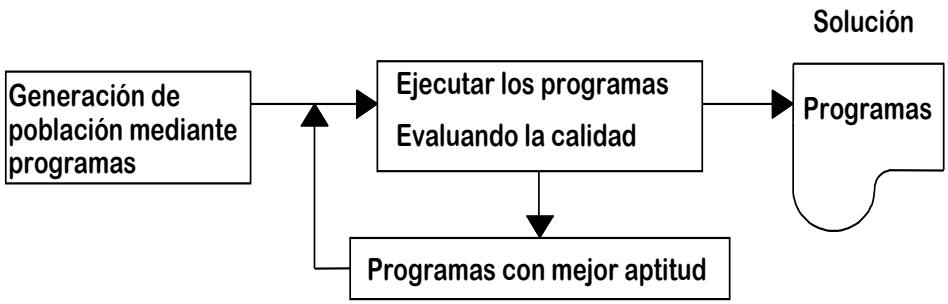

Figura C.1: Diagrama de flujo que se sigue en la programación genética [Koza, 1992]

programas que resuelven dicho programa (típicamente en lenguaje lisp [Holtz, 1985], aunque puede ser en otro tipo de lenguaje). El algoritmo de la programación es el siguiente[Koza, 1992]:

1. Iniciar y evaluar los N individuos de la población de forma proporcional a su adecuación.

2. Seleccionar N individuos los cuales se convertirán posteriormente en los padres. La selección puede realizarse de diversas formas, algunos métodos posibles son: La selección por torneo, selección proporcional a la educación, selección empleando probabilidad proporcional al rango de la adecuación, etc.

3. Generar N hijos mediante los procedimientos de cruce y/o mutación de los hijos. La cruza y variación se definen de forma específica según la representación utilizada

4. Evaluar los N Hijos

5. Reemplazar la población anterior por los N hijos.

6. Si se alcanza la condición de parada, terminar el algoritmo, si no, volver al paso 2.

La programación genética resulta adecuada cuando no existe una única solución óptima o cuando las variables se encuentran constantemente cambiando, esta no encuentra una sola solución, sino soluciones diferentes cuando cambien las variables del problema.

C.3. Algoritmos Genéticos

Los Algoritmos Genéticos (AGs) fueron desarrollados por John H. Holland un experto en computación y psicólogo de la Universidad de Michigan a principios de los 60's [Back and Schwefel, 1996, Goldberg, 1989] con el fin de resolver problemas de aprendizaje de máquinas, son probablemente el tipo mas conocido de los algoritmos evolutivos.

El algoritmo genético utiliza como operador principal la cruza sexual y como operador secundario emplea la mutación el procedimiento para el emplear el algoritmo es el siguiente:

1. Iniciar y evaluar los N individuos de la población.
2. Seleccionar N individuos para ser padres, basándose en los individuos que tuvieron mas aptitud y dejando al final de la selección los menos aptos.
3. Generar N hijos mediante cruce de los padres.
4. Mutar los N Hijos.
5. Evaluar los N Hijos.
6. Reemplazar la población anterior por los N hijos.
7. Si se alcanza la condición de parada, terminar el algoritmo, si no, volver al paso 2.

Se requiere tener cinco componentes esenciales para poder aplicar un algoritmo genético, estos elementos son:

1. Representación codificada en binario de posibles soluciones del problema.
2. Tener una forma de crear una población inicial de posibles soluciones (normalmente un proceso aleatorio).
3. Formular una función de evaluación la cual servirá para encontrar la mejor solución en términos de su "aptitud".

4. Considerar que operadores genéticos se usaran para alterar la composición de los hijos que se producirán para las siguientes generaciones.

5. Determinar cuales serán los valores para los diferente parámetros que se requieren para utilizar un algoritmo genético (tamaño de la población, probabilidad de cruza, probabilidad de mutación, número máximo de generaciones, etc.).

La representación codificada es la primera etapa del algoritmo genético, esta se encarga de transformar los parámetros de entrada en cadenas de bits, estas pueden ser empleando representación binaria, se le llama genotipo a la codificación de los parámetros que representan una solución del problema a resolverse, y se denomina fenotipo a la decodificación del cromosoma o sea a el valor que se obtiene una vez que se transforma la representación binaria. En un algoritmo genético, las soluciones potenciales al problema se presentan mediante cadenas binarias de bits (0‘s y 1‘s) con una longitud determinada que está en función del número de variables existentes en la solución y del numero de bits necesarios para codificarlos dependiendo de la precisión que se quiera tener en la solución. A la cadena de números binarios que representan un elemento se le llama "cromosoma", a cada posición de la cadena se le llama "gene" y al valor dentro de esta posición se le llama "alelo".

La probabilidad de que un individuo i sea seleccionado esta directamente relacionada con la aptitud f_i del mismo. Este operador puede o no incluir elitismo, el cual consiste en buscar en cada generación al individuo mas apto de la población y duplicarlo para que exista mayor calidad de solución en las futuras generaciones. Se denomina aptitud al valor que se asigna a cada individuo y el cual nos indica que tan bueno es este en comparación en comparación con los demás individuos con el fin de encontrar la mejor solución [Goldberg, 1989].

Las técnicas de selección usadas en algoritmos genéticos pueden clasificarse en tres grandes grupos; selección proporcional, selección mediante torneo y selección de estado uniforme.

La selección proporcional fue propuesta originalmente por Holland, en la cual se eligen individuos de acuerdo a su contribución de aptitud con respecto al total de la población [Holland, 1975]. Se consideran cuatro grandes grupos dentro de las técnicas de selección proporcional [Goldberg, 1989], técnica de la ruleta, sobrante estocástico, universal estocástica y mediante muestreo deterministico. **La selección mediante torneo** es una técnica propuesta por Wetzel [Wetzel, 1983] la idea principal es seleccionar con base en comparaciones directas de los individuos, existen dos versiones de la selección mediante torneo: Determinístico y Probabilística. El algoritmo de la version probabilística es muy similar excepto la manera como se escoge al ganador que se selecciona en base al mas apto probabilísticamente, la selección mediante muestreo deterministico se usa en AGs no generacionales en los cuales solo los individuos mas aptos son reemplazados en cada generación.

Golderberh [Goldberg, 1989] establece una guía para la elección, de posibles tamaños de población para representaciones binarias en función de la longitud de los cromosomas, el estima que el numero esperado de generaciones hasta la convergencia es una función logarítmica del tamaño de la población. De Jong [A.K., 1975] propone los siguientes valores como aceptables para lograr obtener un buen rendimiento de los algoritmos genéticos; tamaño de la población: 50-100 individuos, porcentaje de cruza: 0.60 y porcentaje de mutación: 0.001. Al incrementarse el tamaño de la población reduce los efectos estocásticos del muestreo aleatorio en una población finita, en consecuencia se mejora el desempeño del algoritmo a largo plazo, con una respuesta inicial más lenta. Reducir el porcentaje de cruza mejora la media de desempeño, deduciéndose que producir una generación de individuos completamente nuevos no es lo mejor.

Bibliografía

[Ahm and F.Fabricius, 1990] Ahm, T. and F.Fabricius (1990). "how to design products suited for rational production from the very start. *Proceedings from International Symposium on Industrial Robots*, pages pp.63–72, ISBN 1–854–23084–0.

[A.K., 1975] A.K., D. J. (1975). An analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems. *PhD Thesis, University of Michigan.*

[Akao, 1990] Akao, Y. (1990). *Quality Function Development Integrating Customer Requirements in to product design.* Productivity press cambridge M.A.

[A.Kussiak, 2001] A.Kussiak (2001). *Computacional Intelligence in Design and Manufacturing.* Wiley-Interscience publication.

[Aungst and Barton, 2003] Aungst, S. and Barton, R. (2003). The virtual integrated design method. *Quality Engineering*, Vol.15, No 4:565–579.

[Back and Schwefel, 1996] Back, T. and Schwefel, H. (1996). Evolutionary computation: An overview. *IEEE*, pages pp. 20–29.

[Barman and Prasad, 2006] Barman, R. and Prasad, B. (2006). Tsunami travel time prediction using neural network. *Geophisical research letters, Vol 33 L6612.*

[Barnes and Dalgleish, 1997] Barnes, C. and Dalgleish, G. (1997). Assembly sequence structures in design for assembly. *proceedings of the IEEE International Symposium on Assembly and tasking planning*, pages 164–169.

[B.Gulcin, 2004] B.Gulcin (2004). A fuzzy logic based decision making approach for new product development. *International Journal of production economics*, Vol. 90 No.1:pp. 27–45.

[Boothroy and Dewhurst, 2002] Boothroy, G. and Dewhurst (2002). *Product Design for Manufacturing and Assembly.* CRC Press Taylor, New York.

[Casella and Berger, 1990] Casella, G. and Berger, R. (1990). *Statistical Inference.* Duxbury Press, New York.

[Cedillo and Sanchez, 2006] Cedillo, M. and Sanchez, J. (2006). The case of the coahuila automobile cluster in mexico. international journal of automotive technology and management. *International Journal of Automotive Technology and Management*, Vol. 6 No.4:pp. 406–418.

[Ch.Darwing, 1859] Ch.Darwing (1859). *The Origen of Species by Jeans of Natural Selection or the Preservation of favores races in the struggle for life.* The book league of America,1929, Originally published in 1859.

[Cheng and Ming, 2006] Cheng, J. and Ming, Y. (2006). Structure representation for concurrent analysis of product assembly and disassembly. *Journal of Expert Systems with applications*, pages pp. 705–714.

[Chun. and Pennathur, 2000] Chun., W. and Pennathur, A. (2000). Design and manufacturing products for functionality; a literature review of current function definitions and design support tools. *Journal of Integrated manufacturing systems*, pages pp. 430–448.

[C.Mascle, 2003] C.Mascle (2003). Decision support in a design for assembly and disassembly methodology. *International Symposium on Assembly and Task planning IEEE.*

[Contero and Villa, 2005] Contero, M. and Villa, C. (2005). Collaborative engineering, advances in electronic busines. *Idea Group Publishing*, Vol. No.1.

[D.Fogel, 1980] D.Fogel (1980). *Evolutionary Computation Toward a New Philosophy of Machine Intelligence.* The Institute of Electrical and Electronic Engineers, New York.

[Dowla and Rogers, 1995] Dowla, F. and Rogers, L. (1995). *Solving Problems in Environmental Engineering and Geosciences with Artificial Neural Networks.* MIT Press, Cambridge, MA.

[Eskilander, 2001] Eskilander, S. (2001). Design for automatic assemly dfa2. Doctoral thesis, Kungl Tekniska Hogskolan, Stockholm.

[Galantucci and Percoco, 2004] Galantucci, L. and Percoco, G. (2004). Assembly and desassembly planning by using fuzzy logic and genetic algorithms. *International Journal of Advance Robotic Systems*, pages pp. 67–74.

[Gen and Cheng, 2001] Gen, M. and Cheng, R. (2001). *Genetic Algorithms and Engineering Optimization.* Wiley-Interscience publication ISBN 0-471-31531-1, New York.

[Geromei and C., 2002] Geromei, L. and C., S. (2002). The application of intelligent systems in power transformer design. *IEEE*, pages CEFET/PR 0–7803–7278–6/02.

[Goldberg, 1989] Goldberg, D. (1989). *Genetic Algorithms in search, optimization and Machine Learning.* Addison-Wesley Publishing Co. Reading. Massachusett.

[Guanghsu, 2002] Guanghsu, A. (2002). A neural model for the handling time of design for assembly. *Journal of Chinese Institute of Industrial Engineers*, 19,No 1:pp. 35–48.

[Guanghsu, 2003] Guanghsu, A. (2003). Fuzzy logic to dfa. *8th. Annual International Conference on Industrial Engineering,Las Vegas Nevada*, pages pp. 864–877.

[Hagan and Demuth, 1996] Hagan, M. and Demuth, H. (1996). *Neural Network Design.* Publishing Company.

[Hauser and Clausing, 1998] Hauser, J. and Clausing, D. (1998). "the house of quality. *Harvard Business Review.*

[Haykin, 1999] Haykin, S. (1999). *Neural Networks.* Prentice Hall.

[Holland, 1975] Holland, J. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems.* University of Michigan, Ann Harbor, Michigan.

[Holtz, 1985] Holtz, F. (1985). *Lisp the language of Artificial Intelligence.* TAB Books.

[Homem and Sanderson, 1988] Homem, L. and Sanderson, A. (1988). Automatic generation of mechanical assembly secuences. Technical report cmu-ri-tr-88-19, The Robotics Institute Carnegie Mellon University.

[Hung and Nguyen, 2003] Hung, T. and Nguyen, R. (2003). *Fuzzy and Neural Control.* Chapman and Hall Crc.

[IMD, 2006] IMD (2006). Institute for managment development competitivnes. Year handbook.

[J.Principe and Euliano, 2000] J.Principe and Euliano, N. (2000). *Neural and Adaptative Systems.* Wiley and Sons Inc.

[J.Yen and Reza, 1999] J.Yen and Reza, L. (1999). *Fuzzy Logic Intelligence, Control and Information.* Prentice Hall ISBN 0-13-525817-0.

[Kaebernick and Shea, 2000] Kaebernick, H. and Shea, O. (2000). A meted for sequencing the disassembly of products. *Annals of the CIRP*, pages pp.13–15.

[Koza, 1992] Koza, J. (1992). *Genetic Programming.* MIT Press.

[Leon, 2001] Leon, N. (2001). Innovation and product design. Research seminary, Instituto Tecnológico de Monterrey.

[Looney, 1996] Looney, C. (1996). Advances in feedforward neural networks; demystifing knowledge acquiring black boxes. *IEEE Trans Knowledge Data Eng. 8 (2), 211-226.*

[Meziane and Vadera, 2000] Meziane, F. and Vadera, S. (2000). Intelligent systems in manufacturing: current developments and future prospects integrated manufacturing systems. *International Symposium on Assembly and Task planning IEEE*, pages pp.218–238 ISBN 0957–6061.

[M.Groover, 2000] M.Groover (2000). *Automation, Production Systems,and Computer-Integrated Manufacturing.* Prentice Hall.

[Nelles, 2000] Nelles, O. (2000). *Nonlinear System Identification.* Editorial Springer ISBN 3-540-67369-5-2000.

[Otto and Wood, 2001] Otto, K. and Wood, K. (2001). *Product Design Techniques in Reverse engineering and new product development.* Prentice Hall, New York.

[Prasad, 1998] Prasad, B. (1998). Synthesis of market research data through a combined effort of qfd, value engineering,and value graph techniques. *Quantitative Market Research:An International Journal*, pages Vol.1 No.3 pp.156–172.

[Prasad, 2000] Prasad, B. (2000). Converting computer integrated manufacturing in to an intelligent information system by combining cim with concurrent engineering and knowledge management. *Industrial Managment and Data Systems*, pages Vol.100/7 pp.301–316.

[Rabuñal and Dorado, 2006] Rabuñal, J. and Dorado, J. (2006). *Artificial Neural Networks.* Idea Group Publishing.

[Rechenberg, 1973] Rechenberg, I. (1973). Evolutionsstrategie: Optimerung technischer systeme nach prinzipien der biologischen evolution. *IEEE Transactions on Robotics and Automation Frommann-Holzboog,Stuttgart.*

[R.Jang, 1997] R.Jang (1997). *Neuro-Fuzzy and Soft Computer.* Chapman and Hall/Crc ISBN 1-58488-244-1.

[Romeo and Lee, 2006] Romeo, M. and Lee, H. (2006). A genetic algorithm for the optimization of assembly sequences. *Computers and Industrial engineering*, pages pp.503–527.

[Santochi and Dini, 2002] Santochi, M. and Dini, G. (2002). Computer aided disassembly planing:state of the art and perspectives. *Annals of the CIRP, ed. Hallwag, Berna*, pages Vol 51 No.2 pp.507–530.

[Stein, 1993] Stein, R. (1993). *Selecting Data for neural networks.* A I expert 2 pp. 42-47.

[Subba and Nahm, 1999] Subba, R. and Nahm, A. (1999). Artificial intelligence and expert systems applications in new product development a survey. *Journal of Intelligent Manufacturing*, pages Vol 10 pp. 231–244.

[Suleyman and Metin, 2006] Suleyman, K. and Metin, H. (2006). Prediction of the air temperature and humidity at the outlet of a cooling coil using neural networks. *International comunications in head and mass transfer Journal*, pages pp. 898–907.

[Swingler, 1996] Swingler, K. (1996). *Applying Neural Networks: A Practical Guide.* Academic Press, New York.

[Tsai and Huang, 2001] Tsai, C. and Huang, S. (2001). Design for manufacture and design for x: concepts,applications,and perspectives. *Computers and Industrial Engineering*, pages pp. 241–260.

[Wang and A.Venkat, 2000] Wang, J. and A.Venkat (2000). Hierarchical fuzzy neural-network based serviceability evaluation. *International Journal of Agile Systems*, pages pp. 130–141.

[Welch, 1968] Welch, C. (1968). *Biological Science Molecules to Man.* Houghton Company Boston ISBN 968-25-4000-6.

[Wetzel, 1983] Wetzel, A. (1983). *Evaluation of the effectiveness of genetic algorithms in combinational opimization.* University of Pitthsburgh (unpublished).

[Whitney, 2004] Whitney, D. (2004). *Mechanical Assemblies.* Oxford Series on Advanced Manufacturing ISBN 0-19-515782-6.

[Zadeh, 1977] Zadeh, L. (1977). "applications of fuzzy logic to approximate reasoning using linguistic synthesis". *IEEE Transactions on Computers Vol.26 No.12 pp.1182-1191.*