

Modelado de sistemas adaptativos de inferencia neuro-difusa usando diseño central compuesto

Pascual Noradino Montes Dorantes¹, Rolando Praga Alejo¹,
Juan Pablo Nieto González¹ y Gerardo Maximiliano Méndez²

¹ Corporación Mexicana de Investigación en Materiales S.A. de C.V.,
Saltillo, Coahuila, México

pascual.montes@comimsa.com, cualmontes@hotmail.com,
rolandopraga@comimsa.com, juan.nieto@comimsa.com

² Posgrado en Ingeniería Mecatrónica, Instituto Tecnológico de Nuevo León,
Guadalupe Nuevo León, México
gmm_paper@yahoo.com

Resumen El diseño de experimentos, así como los sistemas de computación suave han sido ampliamente usados para evaluar el comportamiento de algún proceso. Este artículo presenta una metodología híbrida basada en ANFIS y un diseño central compuesto 2^k que sirve para la optimización de recursos evaluando únicamente algunas pruebas basándose en el método de diseño central compuesto, el cual proporcionara la base de datos necesaria para entrenar el ANFIS. Los resultados obtenidos muestran que el modelo es viable para la predicción de los parámetros necesarios para un proceso de maquinado y puede ser usado en un proceso real ahorrando recursos (humanos, tecnológicos, materiales, tiempo, entre otros) elaborando únicamente algunas pruebas para realizar los ajustes necesarios para mantener el control del proceso y los parámetros de calidad. El modelo propuesto también ayuda a reducir el número de reglas necesarias para la elaboración de sistemas del tipo neuro-difuso.

Palabras clave: ANFIS, modelo híbrido, diseño central compuesto, reducción de reglas, proceso de maquinado.

1. Introducción

Los procesos de maquinado han cobrado suma importancia en los procesos productivos hoy en día, estos procesos realizan el conformado de piezas por medio de corte, dichas piezas también son utilizadas en industrias que requieren de alta precisión (relojería, aeroespacial, militar y médica entre otras). Generalmente estos procesos de maquinado son delegados a personal con amplia experiencia y conocimiento. El diseño del proceso específico para una pieza depende de ciertos factores tales como los materiales y las herramientas necesarias para cortar dichos materiales, para lograr este proceso de manera satisfactoria es necesario entender el material y sus propiedades. El IJAT (International Journal of Automation

Technology) en su número especial llamado Maquinado: la dificultad para cortar materiales [1] menciona que las bases de datos, los manuales y las especificaciones no determinan con un modelo específico los parámetros necesarios para realizar el corte y se requiere de modelos que puedan simular las diferentes condiciones de trabajo para ahorrar costos; los modelos de computación suave permiten modelar estos procesos y por medio de simulaciones matemáticas evaluar dicho comportamiento sin la necesidad de tener un conocimiento del experto, aunque requerirán de tiempo de cómputo para poder entrenar al sistema y acercarlo a los parámetros óptimos, quedando algunas pruebas para hacer el ajuste fino de dichos parámetros sin la necesidad de desperdiciar grandes cantidades de material reduciendo la cantidad de pruebas a un mínimo.

Se han utilizado múltiples modelos para generar sistemas expertos, uno de los principales aspectos que hace que sea complicado modelar estos sistemas particularmente los modelos en donde interviene la lógica difusa, esto estriba en que se deben conocer las relaciones entre las variables para simplificar el modelo dejando fuera de este las variables que no estén correlacionadas, al eliminar estas variables se eliminan iteraciones y el número de reglas puede reducirse considerablemente, entre los modelos presentados se encuentran entre otros dentro del campo del diseño de experimentos los modelos de superficie de respuesta, presentados por Makadia y Nanavati [2] hacen una pequeña recopilación de los modelos utilizados para ajustar los parámetros en procesos de maquinado. Los modelos encontrados son: Metodología de Taguchi, Superficie de respuesta; por otro lado dentro se encontraron los modelos del diseño factorial presentados por Buragohain y Mahanta [3] y del diseño central compuesto presentado por Praga et al [4].

Martínez et al en [5], mencionan que por medio de los modelos de computación suave, particularmente la lógica difusa y las redes neuronales o modelos híbridos tipo ANFIS, se pueden tener dentro del sistema todos los posibles estados del mismo y no se requiere probar todos los estados, el comportamiento de dichos estados se puede aproximar por medio de un sistema difuso puro o por alguna técnica matemática de aproximación.

El caso de estudio de este artículo se basa en un proceso de maquinado expuesto por Praga et al en [4] y se ha adaptado para el modelo híbrido del diseño central compuesto con ANFIS. La sección 2 presenta un panorama general de la lógica difusa, la sección 3 muestra un panorama general del modelo ANFIS, en la sección 4 aparece el modelo del diseño central compuesto, la sección 5 describe el modelo híbrido y el caso de estudio, finalmente la sección 6 se muestran los resultados.

2. Lógica difusa

Este modelo de computación suave es una propuesta hecha por el Dr. Lofty Zadeh [6], Morales-Luna en [7] menciona que se puede definir como un modelo matemático para crear aproximaciones por medio de iteraciones vectoriales pudiéndose ajustar hoy en día como una extensión relajada de la lógica tradicional booleana; por otro lado Arredondo en [8] menciona que esta Lógica difusa (FL) utiliza conceptos de

pertenencia de sets (conjuntos) más parecidos a la manera de cómo piensa una persona.. Dentro de la lógica tradicional booleana, solo existen dos criterios de evaluación, el estado cierto o falso (Figura 2.1). En este caso no se tienen puntos intermedios de evaluación como se tienen en la lógica usada dentro de la vida real.

Esta lógica (FL) opera de la misma forma que el lenguaje, teniendo relaciones proposicionales que se convierten en reglas del modo (1). Estas reglas son combinadas de acuerdo a las entradas o valores asignados a las variables teniendo lo que se conoce como nivel de activación para cada regla (2) y posteriormente la función de base difusa (3) arrojará un valor difuso de salida que deberá transformarse a un escalar o a un valor lingüístico para obtener el resultado de la evaluación.

$$\text{Si } x_1 \text{ y } x_2 \text{ y } \dots \text{ y } x_n \text{ entonces } z \quad (1)$$



Figura 2.1 Esquema del espacio de pertenencia de la lógica Booleana

$$\mu R \circ S x = \sup_{y \in V} [\mu R(x, y) \star \mu S(y, z)] \quad (2)$$

donde \star denota el producto

$$FBF = \frac{\sum_{l=1}^n A^l}{\prod_{l=1}^n A^l} \quad (3)$$

3. Modelo ANFIS

Este tipo de sistemas fue propuesto por primera vez en el año de 1993 por Jang en [9]; Kabini et al. en [10] mencionan que se unió lo mejor de los dos modelos (Redes Neuronales y Lógica Difusa tipo 1) para crear un sistema híbrido que fuera capaz de adaptarse por medio de retroalimentación.

Básicamente el modelo original propuesto por Jang en 1993 [9] no ha tenido una evolución significativa, se continua usando el mismo bajo el concepto propuesto, Jang et al en [11], el cual consiste de 5 capas básicas; existen algunos trabajos que presentan combinaciones híbridas de diferentes modelos heurísticos o estocásticos con la arquitectura del sistema ANFIS, aunque se encuentran estas aportaciones la base del funcionamiento del ANFIS es la misma, los trabajos presentados hacen aportes en el área del entrenamiento sin embargo la formulación matemática sigue siendo en 5 capas (Fig. 3.1). Entre los trabajos encontrados, se han reportado entre otros modelos los siguientes:

- Jang et al en [9] presentaron la Retro propagación.
- Hosseini et al utilizaron: mínimos cuadrados en [12]

- González y Ballarin usan: Transformaciones morfológicas (Transformada de Watershed). [13]
- Dutra y Martucci utilizan: Arboles de decisión en [14]

Un sistema neuro-difuso adaptativo (ANFIS, por sus siglas en inglés) es equivalente a un sistema difuso Sugeno (Fig. 3.2), el sistema Sugeno opera mapeando los valores de entrada en conjuntos difusos, obteniendo así resultados porcentuales de pertenencia que darán un valor generado por la combinatoria como salida del sistema, resultando una función la cual es evaluada por medio del sistema difuso, Por otra parte un ANFIS opera mapeando los valores porcentuales arrojados por un fuzificador obteniendo como resultado un vector donde se establecen todos los valores ponderados (pesos) de las reglas activadas dando finalmente un valor por medio de una sumatoria teniendo como resultado una aproximación equivalente a un sistema difuso puro.

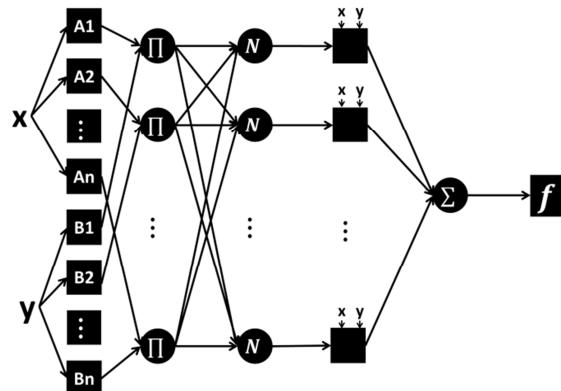


Figura 3.1. Representación gráfica de un sistema ANFIS.

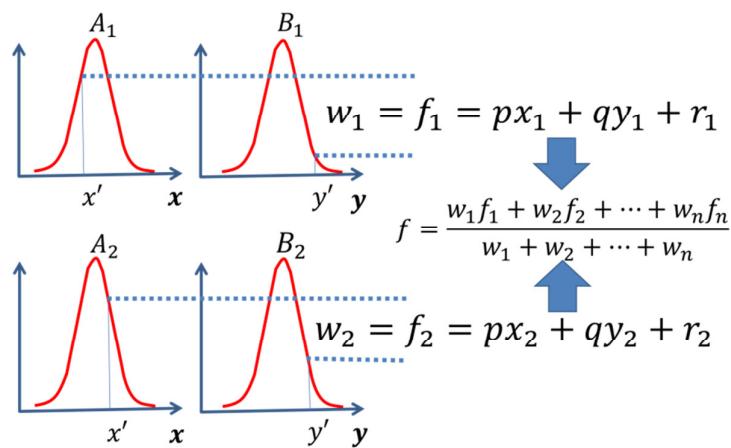


Figura 3.2. Representación gráfica del funcionamiento de un sistema difuso Sugeno

La arquitectura del sistema trata de simplificar las formulaciones matemáticas necesarias para la elaboración de un sistema difuso completo aunque (elimina el módulo de predicción o aproximación), usa un conjunto de reglas y un fusificador, el sistema híbrido ANFIS arroja un valor de salida entero sin la necesidad de que sea defusificado.

Este modelo se compone de 5 capas de neuronas (Fig. 3.1), cada una de ellas está dedicada a elaborar una función en particular. Debido a la simplicidad de las neuronas artificiales estas pueden realizar manipulación matemática a modo de operaciones simples y al estar restringidas se requieren de múltiples capas de neuronas para poder lograr una función compleja, algunos autores mencionan que se crearon estos tipos de modelos para no lidiar con el modelado matemático de un sistema difuso, pero aún se requiere establecer las etiquetas para los conjuntos difusos, además de establecer sus límites y la forma de sus funciones de membresía.

La capa 1 obtiene los valores de las funciones de membresía para las entradas. En un sistema difuso común generalmente se activan un par de reglas (4) para cada valor, el número de reglas activadas dependerá de la separación de los conjuntos. Se puede dar el caso de que solo se active una regla cuando el valor de prueba este centrado en la media. La activación de reglas se realiza de la siguiente manera:

$$\text{Regla } n: \text{ si } X_i \text{ es } A_i \text{ y } Y_i \text{ es } B_i, \text{ entonces } f(x,y) = p_i x + q_i y + r_i \quad (4)$$

Donde p, q y r son los coeficientes de las variables de la regla difusa.

La salida de esta capa arrojará (5, 6) teniendo así los valores de activación de cada variable en cada regla.

$$O_{1,i} = \mu_A(x), \quad \text{para } i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-n}}(y), \quad \text{para } i = (n+1), (n+2), \dots, m \quad (6)$$

Donde los parámetros de $\mu_A(x)$, $\mu_B(y)$ se obtendrán de (7).

$$\text{gaussiana } (x; c, \sigma) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x-c}{\sigma} \right)^2} \quad (7)$$

La capa 2 arrojará como resultado el valor w_i , que indica el grado de activación para cada regla por medio del producto de la activación de las variables (8). En esta capa los nodos son fijos.

$$O_{2,i} = w_i = \mu_A(x) \cdot \mu_B(y), \quad i = 1, 2 \quad (8)$$

De esta capa se puede obtener lo que se puede denominar el valor fusificado de salida de la regla activada.

La capa 3 generará un vector donde se agrupan los valores de salida de cada estado en el punto i (9)

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2 \quad (9)$$

La capa 4 generará los valores de salida de la función equivalente a la salida fusificada de cada regla activada (10) en el sistema Sugeno. (Fig. 3.1)

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (10)$$

La capa 5 genera el valor real del sujeto mediante la función (11).

$$O_{5,i} = \sum \bar{w}_i f_i = \frac{\sum w_i f_i}{\sum w_i} \quad (11)$$

4. Diseño central compuesto

Este tipo de diseño ha sido usado cuando se trata de estudiar dos o más factores relacionados para evaluar sus resultados. Como uno de los modelos más importantes se encuentra el de N^k donde N representa el número de niveles y k el número de factores a evaluar. Para el caso particular de estudio se seleccionó un modelo 2^k con puntos centrales y axiales (Fig. 4.1), teniendo los niveles máximo y mínimo como factores de los parámetros de entrada. Montgomery en [15] menciona que este modelo es de gran utilidad durante las etapas iniciales de los trabajos experimentales puesto que proporciona un número pequeño de corridas necesarias para evaluar el comportamiento dentro de un intervalo de valores, sin embargo en este caso en particular se ha usado para reducir la cantidad de reglas presentes en el modelo del sistema difuso.

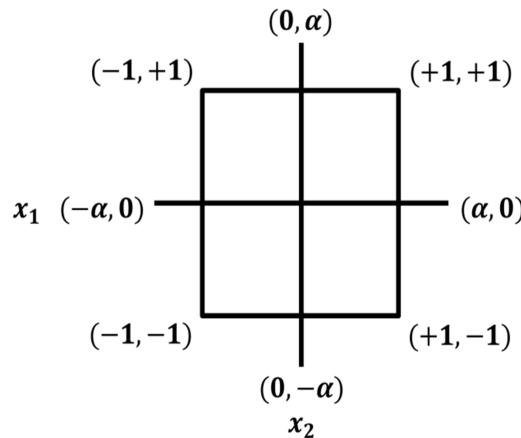


Figura 4.1 Diseño central compuesto, adaptado de Praga et al [4]

5. Modelo híbrido

5.1. Metodología

- A. Modelar un sistema MISO (Entradas Múltiples y una salida) basado en un sistema difuso puro que servirá de base para la evaluación así como para el ensamblado del ANFIS.
- B. Generar un espacio de partición uniforme abriendo los puntos axiales marcados por Praga en [4].
- C. Aproximar los resultados faltantes en la base de datos por medio de un modelo de mínimos cuadrados a partir de los datos de A.
- D. Obtener el modelo de reducción de reglas por medio de un diseño central compuesto con los datos obtenidos en C, generando la base de inferencia y los valores para cada variable en el estado -1,1 para las entradas y las salidas del modelo ANFIS optimizado.
- E. Generar la salida del modelo con los consecuentes usados en las reglas del sistema difuso y del sistema ANFIS teniendo aquí el modelo híbrido (ANFIS/2^k) optimizado del algoritmo.

5.2. Aplicación ANFIS

Como una propuesta novedosa que optimiza el modelo presentado por Praga-Alejo [4] se elaboró esta metodología, el método desarrollado mejora desempeño del modelo propuesto por [4], el cual consta de 11 reglas mientras el modelo mejorado (ANFIS/DCC) solo opera con 4 reglas obtenidas de los puntos axiales del DCC y optimiza el modelado del sistema reduciéndolo en 60% aproximadamente, además mejora la aproximación reduciendo la taza de error, lo cual fue comprobado por medio del desarrollo de la aplicación de ajuste de parámetros de maquinado.

A partir de la tabla 5.1 se obtiene un sistema difuso puro T1SFLS (Sistema Difuso Singleton del tipo 1) que servirá de base para la evaluación así como para el ensamblado del ANFIS, generando un espacio de partición uniforme abriendo los puntos axiales. La Fig. 5.1 presenta la partición del universo de propagación de la variable X1(RPM), mientras la Fig. 5.2 presenta la partición del universo de propagación de X2 (Velocidad de avance), (Tabla 5.2), los resultados faltantes se aproximan por medio de tabla 5.1 obteniendo la base de datos para el diseño central compuesto que realizará la reducción de reglas a partir de los datos obtenidos en C, generando la base de inferencia (tabla 4.3) y los valores para cada variable en el estado -1,1 para las entradas y las salidas del modelo ANFIS optimizado, La salida del modelo se generará con un modelo híbrido (ANFIS/2^k) optimizado.

Tabla 5.1 Diseño central compuesto, adaptado de: Praga et al, [4]

Entradas		Salida
X1	X2	Diámetro (mm)
2500.00	300.000	4.18

Entradas		Salida
X1	X2	Diámetro (mm)
2750.00	275.000	4.08
3000.00	250.000	4.19
2750.00	239.645	4.07
2396.45	275.000	4.15
2750.00	310.355	4.10
2750.00	275.000	4.12
2500.00	250.000	4.17
3103.55	275.000	4.08
3000.00	300.000	3.97
2750.00	275.000	4.03

Tabla 5.2 Base de reglas para las aplicaciones FLS y ANFIS (Antecedentes).

X1	X2
2250	225
2250	250
2250	275
2250	300
2250	325
2500	225
2500	250
2500	275
2500	300
2500	325
2750	225
2750	250
2750	275
2750	300
2750	325
3000	225
3000	250
3000	275
3000	300
3000	325
3250	225
3250	250
3250	275

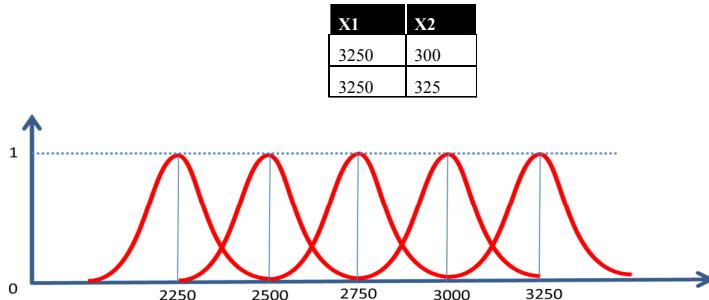


Figura 5.1 Universo de propagación de X1, adaptado de Praga et al [4]

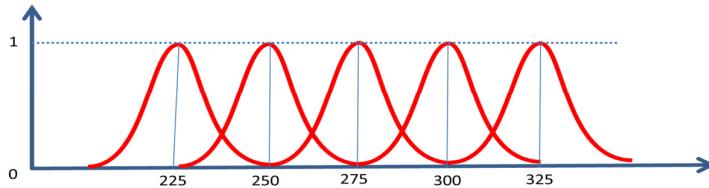


Figura 5.2 Universo de propagación de X2, adaptado de Praga et al [4]

Tabla 5.3 Base de reglas para la aplicaciones ANFIS/ 2^k .

X1	X2	Y
2250	225	4.1575
2250	325	4.0875
3250	225	4.0575
3250	325	3.9875

La base de datos (tabla 5.2) que fue tomada para modelar el sistema difuso de referencia servirá de base para la aplicación ANFIS, que posteriormente se optimizará. El sistema difuso creado utiliza: un modelo tipo Mamdani (T1SFLS), con un fusificador gaussiano y una implicación de producto, con un defusificador de centro promedio y 25 reglas para el modelo base. El modelo optimizado tiene las mismas características pero únicamente utiliza 4 reglas difusas generadas por el modelo del diseño central compuesto.

Las aproximaciones de los diferentes modelos incluyendo el híbrido desarrollado se describen en la figura 5.3

6. Resultados

Los resultados obtenidos de los diferentes experimentos muestran que el modelo híbrido generado es viable para su uso con el beneficio que solo requiere del establecimiento de cuatro reglas derivadas de los puntos axiales del diseño central compuesto. Las etiquetas para el establecimiento de la partición del universo de

propagación de los datos se pueden obtener por medio de la metodología Macvicar-whelan [16], el modelo híbrido ofrece la ventaja de operar con muy pocas reglas brindando resultados con una precisión aceptable basada en el diseño central compuesto con el requerimiento de elaborar únicamente 4 pruebas y poder aproximar los resultados dentro de todos los estados del sistema por medio del modelo ANFIS/2^k.

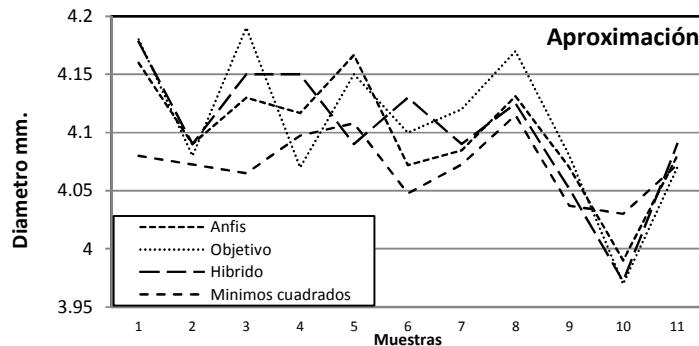


Figura 5.3 Resultados de la aproximación

La tabla 6.1 muestra la taza de error de la aproximación obtenido con el indicador del error cuadrado medio (12) demostrando que la metodología híbrida del tipo Anfis/2^k es equivalente a un sistema difuso puro (25 reglas, 80% mayor en tamaño que el modelo propuesto) y ofrece mejores resultados que un modelo de regresión (mínimos cuadrados).

Tabla 6.1 Error promedio del modelo

Error cuadrado medio	Anfis	Fls	Anfis/DCC	Mínimos cuadrados
	0.00097	0.00076304	0.0015219	0.003786717

$$ECM = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{2} \quad (12)$$

En base al comportamiento observado se planea la realización de un modelo del tipo no-singleton como trabajo futuro; este modelo toma en cuenta la incertidumbre en los datos, esta puede presentarse entre otras formas como algún tipo de ruido procedente de la medición o del propio modelo tratando de generar aproximaciones más exactas.

Referencias

1. Fujipress. CALL FOR PAPERS, Special Issue on Machining of Difficult-to-cut Materials for the International Journal of Automation Technology (IJAT) Vol.7 No.3, May 2013

- [Internet] [Consultado el 28 de Marzo de 2013]. Disponible en: http://www.fujipress.jp/IJAT/CFP/ijat7-3_cfp.pdf (2012)
- 2. Makadia A.J. y Nanavati J. I.: Optimisation of machining parameters for turning operations based on response surface methodology. *Measurement* 46 (2013) pp.1521–1529 (2013)
 - 3. Buragohain M. y Mahanta C.: A novel approach for ANFIS modelling based on full factorial design. *Applied Soft Computing* (8) pp. 609–625 (2008)
 - 4. Praga-Alejo R., González G. D., Pérez V. P., Cantú S. M., Flores H. B.: Modeling a Fuzzy Logic System Using Central Composite Design. *Proceedings of 1st annual world Conference of the Society for Industrial and Systems Engineering*. Washington D.C., USA, Septiembre 16-18 (2012)
 - 5. Martínez, R., Castillo, O., Aguilar, L.T.: Optimization of interval type-2 fuzzy logic controllers for a perturbed autonomous wheeled mobile robot using genetic algorithms. *Information Sciences*. Vol. 179(13), pp2158-2174 (2009)
 - 6. Zadeh L.A.: Fuzzy Sets. *Information and control* Vol. 8, pp.338-353 (1965)
 - 7. Morales-Luna G.: Introducción a la lógica difusa, Centro de Investigación y Estudios Avanzados del IPN, (CINVESTAV-IPN), [Internet] [Consultado el 8 de Octubre de 2011]. Disponible en: <http://delta.cs.cinvestav.mx/~gmorales/diffl/diffl.p> (2002)
 - 8. Arredondo T.: Introducción a la Lógica Difusa, [Internet] [Consultado el 2 de Septiembre de 2011]. Disponible en:<http://profesores.elo.utfsm.cl/~tarredondo/info/soft-comp/Introduccion%20a%20la%20Logica%20Difusa.pdf> (2009)
 - 9. Jang J.R.S.: ANFIS:Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 23(3), pp. 665-685 (1993)
 - 10. Kabini S.K., Ikua B.W. and Nyakoe G.N.: Review of ANFIS and its Application in Control of Machining Processes. *2011 Sustainable Research and Innovation Conference Proceedings* 3 (2011)
 - 11. Jang R.S., Sun C, Mizutani E.: Neuro-Fuzzy and Soft Computing. A computational approach to learning and machine intelligence. pp. 95-168 Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall (1997)
 - 12. Hosseini Monireh Sheikh, Zekri Maryam: Review of Medical Image Classification using the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. *Journal of Medical Signals & Sensors*. 2(1). pp. 49-60 (2012)
 - 13. González M. A. y Ballarin V. L.: Segmentación de imágenes utilizando la transformada Watershed: obtención de marcadores mediante lógica difusa *IEEE LATIN AMERICA TRANSACTIONS* 6(2), pp. 223-228 (2008)
 - 14. Dutra R. G. y Martucci Jr. M.,: Adaptive Fuzzy Neural Tree Network *IEEE LATIN AMERICA TRANSACTIONS*, 6(5), pp. 456-460 (2008)
 - 15. Montgomery D.C.: *Diseño y Análisis de experimentos*. 2^a Edición. Limusa-Wiley. Pp.218-279 (2004)
 - 16. Macvicar-Whelan P. J.: Fuzzy Sets, the Concept of Height, and the Hedge VERY. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, vol. Smc-8, no. 6, june 1978, pp 507-511 (1978)