

# MODELO NEUROBORROSO PARA LA EVALUACIÓN DEL RIESGO EN EL OTORGAMIENTO DE CRÉDITOS DE CONSUMO

*Christian Lochmuller<sup>(a)</sup>, Juan G. Murillo<sup>(b)</sup>, Juan Camilo Palacio<sup>(a)</sup>, Alejandro Patiño<sup>(a)</sup>,  
Alejandro Peña<sup>(a)</sup>, María A. Pérez<sup>(a)</sup>*

Email: [pfchlo81@eia.edu.co](mailto:pfchlo81@eia.edu.co)

- a. Escuela de Ingeniería de Antioquia, Unidad Académica de Administrativa e Informática. Envigado, Colombia.*
- b. Universidad de Medellín, Grupo de Investigación Ingeniería Financiera (GINIF). Medellín, Colombia.*

## Resumen

En este artículo, se plantea el desarrollo y análisis de un modelo basado en los principios de la programación computacional borrosa y neuronal, para determinar un *score* en el otorgamiento de créditos de consumo en una entidad del sector financiero de tipo cooperativa. De esta manera, se llevó a cabo una representación tanto cualitativa como cuantitativa de las variables de entrada, arrojando como resultado una serie de variables borrosas que describen las variables cualitativas de entrada, esto configuró un modelo de tipo neuroborroso. Este modelo permitió el cálculo de un *score* para un cliente y su evaluación en tiempo real, en términos de su información socioeconómica disponible tanto en la entidad que otorga el crédito, como en el sector financiero.

**Palabras clave:** Crédito de consumo, Neuronal Clustering, Modelo Neuroborroso, Score, Crisis Financiera.

## NEUROFUZZY MODEL FOR THE RISK ASSESSMENT IN THE PROCESS OF GRANTING CONSUMER CREDIT

*Christian Lochmuller<sup>(a)</sup>, Juan G. Murillo<sup>(b)</sup>, Juan Camilo Palacio<sup>(a)</sup>, Alejandro Patiño<sup>(a)</sup>,  
Alejandro Peña<sup>(a)</sup>, María A. Pérez<sup>(a)</sup>*

Email: [pfchlo81@eia.edu.co](mailto:pfchlo81@eia.edu.co)

- a. Escuela de Ingeniería de Antioquia, Unidad Académica de Administrativa e Informática. Envigado, Colombia.*
- b. Universidad de Medellín, Grupo de Investigación Ingeniería Financiera (GINIF). Medellín, Colombia.*

### Abstract

This paper presents the development and analysis of a neuro-fuzzy based model. The model is used to determine a score in consumer credit granting in a financial institution. A qualitative and quantitative representation of the input variables is defined, which delivers as a result a list of fuzzy variables that describe the quantitative inputs, which sets the stage for a neuro-fuzzy model. The model allows the estimation of a score for a client in real-time and his evaluation according to the socioeconomic information available within the financial institution and as well within the financial sector.

**Key words:** Consumer Credit, Neuronal Clustering, neurofuzzy model, Score, Financial Crisis.

---

## 1 Introducción

Las empresas y organizaciones tanto en Colombia como en otros países enfrentan constantemente riesgos, los cuales pueden generar eventualmente pérdidas, es por esto que se requiere de la evaluación y gestión de los riesgos. De manera general, en el sector financiero colombiano, se tratan principalmente tres tipos de riesgos diferentes como son: el riesgo de mercado, el riesgo crédito y el riesgo operativo [1], [2], [3], [4]. El riesgo crediticio se materializa cuando el prestatario no cumple con sus obligaciones, este hecho se vivió claramente durante la crisis financiera, evidenciando un mal funcionamiento y errores en la gestión del riesgo [5]. Esta crisis, que inició en el sector financiero de los Estados Unidos en el año 2007, se propagó globalmente, generando pérdidas significativas en los mercados [6], [7], [8], [9], cuando un gran volumen de prestatarios entró en default o en mora. Las pérdidas fueron tan significativas, que muchas entidades financieras a nivel mundial entraron en insolvencia, lo que generó unas medidas de rescates por parte de los estados, tal y como se evidencio en el caso de la aseguradora AIG en EE.UU. Es más, los rescates se realizaron también para países enteros como p.ej. en el caso de Grecia o Irlanda.

Para reducir estos impactos tan negativos en el futuro, tanto en Colombia como a nivel internacional, es necesario, revisar y mejorar los modelos para otorgar créditos, teniendo en cuenta que un modelo que evalúa correctamente el riesgo crédito finalmente es una buena medida preventiva contra las pérdidas, y configura una herramienta valiosa en la gestión del riesgo. Para la evaluación del riesgo crédito, las entidades financieras utilizan una herramienta de calculo que arroja como resultado un *score* (puntaje) para el otorgamiento de un crédito, el cual está determinado por una serie de variables cualitativas y cuantitativas que definen el comportamiento socioeconómico de un cliente, con el fin de aprobar o rechazar una solicitud de crédito. De acuerdo con este *score* podemos observar la existencia de un volumen determinado de créditos que no requieren mayor estudio porque están muy por debajo, o muy por encima de los requerimientos para otorgar un crédito. Pero existe una zona gris de créditos que requiere mayor concentración, y su adecuada colocación depende, en definitiva, de la gestión de colocaciones de la entidad y el riesgo en sus operaciones. Es por esto que en este artículo, se propone el desarrollo de un modelo basado en los principios de la computación evolutiva y neuronal para evaluar el riesgo en el otorgamiento de créditos de consumo y ordinarios. La implementación y el desarrollo de este modelo, permite el apoyo a los funcionarios en las entidades financieras a la toma de decisiones, llevando a cabo un proceso de optimización en el proceso de otorgamiento de créditos de consumo en Colombia.

## 2 Métodos

El modelo propuesto es el resultado de una investigación en curso, donde el desarrollo del modelo será de tipo cuantitativo y su enfoque responde al objetivo de identificar los parámetros y variables más importantes para determinar un *score* (puntaje), que representa la calidad crediticia de un cliente en términos de la información socioeconómico y su comportamiento en el sistema financiero en el momento de la solicitud de un crédito. Esto permitirá mejorar el proceso de otorgamiento, y permitirá identificar la cantidad de créditos que requieren un mayor estudio por parte de las

directivas de una determinada entidad financiera. Para el desarrollo del modelo, se hace necesario la utilización de datos históricos y de una manera cuantitativa, el modelo propuesto se puede complementar con evaluaciones cualitativas reuniendo en un solo modelo la visión de diferentes analistas encargados del otorgamiento de este tipo de créditos, como p.ej. mediante el juicio y la opinión de expertos, pero la parte cualitativa, que la normatividad Colombiana también exige [4] no constituye el enfoque principal de este artículo.

Según la normatividad vigente en Colombia, las entidades financieras deben modelar el riesgo crédito con base en los datos de solicitudes de mínimo, los últimos siete años [4] y las metodologías implementadas deben ser evaluadas nuevamente al finalizar de los meses de mayo y noviembre de cada año [4]. Esto con el objetivo de “verificar su idoneidad, al igual que la relevancia de las variables” y finalmente del modelo [4].

Para el desarrollo inicial del modelo, se tomó una base de datos que contenía alrededor de 28.000 registros, y que representan los créditos de consumo que fueron solicitados a una entidad financiera durante el año 2009. Esta base datos refleja los datos internos que reúne la información socioeconómica de los solicitantes. Esta información fue integrada en el modelo, con los datos externos que se extrajeron de las consultas que se realizaron para el mismo periodo en la central de riesgo, CIFIN. Al terminar el análisis de la base de datos, se recibieron 1.500 registros de “buena calidad”, es decir, registros con campos completos. Para cada solicitante, se tomaron los siguientes parámetros y variables tanto internas como externas, como se detalla en la Tabla 1.

TABLA 1 PARÁMETROS Y VARIABLES, TANTOS INTERNOS COMO EXTERNOS, QUE DETERMINAN EL SCORE DE UN CLIENTE.

0.EDAD	1.GENERO
2.ESTADO_CIVIL	3.NUMERO_HIJOS
4.PERSONAS_CARGO	5.ESTRATO
6.NIVEL_ESTUDIOS	7.TIPO_CONTRATO
8.TIPO_ACTIVIDAD	9.TIPO_VIVIENDA
10.TOTAL_ACTIVOS	11.TOTAL_PASIVOS
12.INGRESOS	13.EGRESOS
14.DESTINO	15.MONTO
16.CONOCIMIENTO_CLIENTE	17.GARANTIA
18.RESPALDO_PATRIMONIAL	19.AGENCIA
20.PUNTAJE	21.PUNTAJE DELPHI

Como se observa en la Tabla 1, existen variables cualitativas, las cuales para posibilitar su utilización dentro del proceso de aprendizaje del modelo, y en donde sus posibles valores son representados de forma numérica, mediante la utilización de los conceptos de la lógica borrosa. Al tener todas las variables de forma cuantitativa, se procede a normalizar los datos, esto con el fin de facilitar el proceso de aprendizaje del modelo. Además de lo anterior, los datos fueron organizados de manera secuencia por fechas de otorgamiento.

Es de anotar que la variable “puntaje”, representa un *score* (interno) asociado con los datos de la entidad, que facilitó los datos. Este puntaje es calculado por la entidad para cada solicitud. Sin embargo, es importante destacar, primero, que este score se calcula de manera lineal, es decir, sumando las variables ponderadas, y segundo, que los pesos

de cada variable son resultado de un consenso de las opiniones de los expertos de la entidad. Es de anotar, que muy probablemente este *score* solo refleja una parte del comportamiento de un solicitante [10]. Aquí, esta variable se trata simplemente como otra variable de entrada.

Por otra parte, el puntaje "*Delphi*" representa en la Tabla 1, el único dato externo. Este es calculado por la central de riesgo, CIFIN, en términos de la información socioeconómica disponible de un solicitante. Este puntaje resume los datos que reportan entidades financieras en Colombia, se guardan en el sistema de información que ofrece la CIFIN e implícitamente incluye tanto la probabilidad de no pago (probabilidad de entrar en default), como la probabilidad de entrar en mora. Estas dos informaciones, se calculan también por el modelo que maneja la CIFIN. El score Delphi, entonces, resume el comportamiento de una persona en el sector financiero en Colombia, porque todas las entidades financieras reportan a las centrales de riesgo en Colombia y la CIFIN es una de estas. Por lo anterior, el score Delphi, muy probablemente, es una de las variables más importantes para considerar y por lo tanto se va a usar como punto de referencia para gestionar el aprendizaje del modelo.

De acuerdo con lo anterior, el modelo propuesto cuenta con dos etapas de entrenamiento, y posee la siguiente topología [11]:

Una capa denominada capa de entrada, la cual recibe una serie de valores de entrada de tipo cuantitativo y cualitativo, y en donde las variables cualitativas son procesadas utilizando los principios de la lógica borrosa. El modelo propuesto, posee una capa oculta de neuronas, que posee una serie de reglas de inferencia o reglas de control, que permiten establecer de una manera cualitativa, la relación entre las variables de entrada y de salida del modelo, en términos del conocimiento entregado por los analistas encargados del análisis y otorgamiento de este tipo de créditos. La capa siguiente, o capa de salida, entrega un solo valor que es comparado con un *score* de otorgamiento asignado mediante la utilización del modelo utilizado por la entidad financiera hasta el momento.

Al conjunto de variables que representa un cliente se le asigna un puntaje que sirve de herramienta de soporte en la toma de decisión de otorgamiento de créditos. Cada uno de los clientes es clasificado de acuerdo a su puntaje interno, el puntaje externo (puntaje Delphi) y el puntaje entregado por el modelo propuesto. Esto es posible gracias a la creación de grupos de clientes, determinar características específicas (clusterización). Esto significa que se procederá con la agrupación de los datos, tanto internos como externos, que caracterizan un cliente, arrojando como resultado las variables borrosas que describen el cliente y que representan las entradas al modelo propuesto [12], [13].

Para el análisis y validación teórico del modelo propuesto, la base de datos se divide en dos partes, una parte que se utilizará para el aprendizaje, y otra parte está destinada a la validación del modelo, ambas en términos del *score*. Para la validación teórica del modelo propuesto, finalmente se aplica el modelo propuesto por Park [14], el cual evalúa el desempeño de un modelo frente a los datos, integrando para ello ocho métricas estadísticas que miden el error obtenido frente a la estimación del *score* ( $scr_k$ ), como son: Fractional Bias (FB), Normalized Mean Square Error (NMSE), Geometric Bias Mean (MG), Geometric Bias Variance (VG), Within a Factor of Two (FAC2), Index of Agreement (IOA), Unpaired Accuracy of Peak (UAPC) and Mean Relative Error (MRE). De acuerdo con este modelo, cada una de las métricas se describe cualitativamente en términos de los valores alcanzados por cada una de ellas de la siguiente manera: Good (G), OverFair (OF), Fair(F), UnderFair (UF), Poor(P).

### 3 Modelo Neuroborroso Propuesto

Para el desarrollo de este modelo, se llevó a cabo un análisis de los parámetros y variables que caracterizan un cliente (variables de entrada), frente al otorgamiento de un crédito de consumo (Tabla N°1), e igualmente se hizo un análisis de los principales criterios utilizados por diferentes analistas, para la asignación de un crédito de este tipo. En este primer análisis, se pudo observar una *heterogeneidad* evidente en los clientes en sus características frente al *score*, debido principalmente a que clientes con iguales características, les fueron otorgados créditos con diferentes montos [15].

De acuerdo con lo anterior, el modelo propuesto posee dos etapas para el aprendizaje. Una primera etapa, la cual permite *homogenizar* los clientes en torno a sus características, lo que arroja como resultado los conjuntos borrosos que determinan cada variable de entrada de tipo cualitativo. Una segunda etapa, permite el aprendizaje del modelo propuesto en términos del *score*, y en términos de las variables de entrada definidas para cada cliente [16], [17], [18], [19].

De acuerdo con lo anterior, el modelo neuroborroso propuesto, se denota y define de la siguiente manera.

#### 3.1 Modelo Takagi Sugeno para la Estimación del Score de Crédito

Etapas de Agrupación: Este primer proceso, constituye la primera etapa del aprendizaje del modelo, y en esta se lleva a cabo la agrupación de los clientes de la primera base de datos, en términos de sus características. Este proceso, está basado en la minimización de la siguiente función objetivo [20]:

$$J_m = \sum_{j=1}^{NC} \sum_{i=1}^{NE} u_{ji}^m \|x_i - c_{ji}\|^2, 1 \leq m < \infty \quad (1)$$

Dónde:

$m$ : Indica el parámetro de flexibilidad de la agrupación.

$u_{ij}$ : Representa el grado de pertenencia de un cliente  $\bar{x}_i$  al *cluster*  $j$ .

$x_i$ : Representa el vector de características, o de información, que describe un cliente en el sistema financiero.

$c_{ji}$ : Representa la componente  $i$ , del *cluster*  $j$ .

$NE$ : Indica el número de variables que determinan la información de un cliente en el sistema financiero.

$NC$ : Representa el número de *clusters* definidos para la agrupación.  
 $i=1,2,3,\dots,NE; j=1,2,3,\dots,NC$

De acuerdo con el modelo propuesto, este proceso de *clusterización* está basado en el modelo *fuzzy C-means*, el cual permite la representación de las variables de entrada de tipo cualitativo o de la capacidad de pago [12] en términos de variables borrosas.

### 3.2 Modelo Borroso de Takagi Sugeno para la Estimación del Scoring.

Un modelo borroso del tipo *Takagi Sugeno (TKS)*, permite representar o modelar cualquier sistema dinámico de la siguiente manera [19], [21]:

$$R_n : \text{if } x_i \text{ is } \phi_{ji}(x_i) \text{ then } scr_n = \phi_{j1} \cdot \phi_{j2} \cdot \dots \cdot \phi_{j,NE} \quad (2)$$

Donde:

$scr_n$ : Indica la salida de la  $n$ -ésima regla.

$\phi_{ji}(x_i)$ : Indica el valor de pertenencia de la componente  $i$  del vector  $\bar{x}_i$ , al *cluster*  $j$ .

De acuerdo con las ecuaciones (1) y (2), el valor de salida para el modelo borroso de *takagi sugeno*, está dado de la siguiente manera [22], [23]:

$$scr = \frac{\sum_{j=1}^{NC} w_j \cdot scr_j}{\sum_{j=1}^{NC} w_j} \quad (3)$$

Donde:

$scr$ . Representa el *score* estimado por el modelo borroso propuesto.

$w_j$ : Representa los soportes o salidas del modelo de *Takagi Sugeno*.

## 4 Discusión

El modelo propuesto, permitió la integración de variables tanto internas como externas, tanto de tipo cuantitativo como cualitativo en un solo modelo, en términos de una serie de parámetros y variables que determinan el comportamiento socioeconómico de un cliente, tanto en la entidad financiera donde se solicita el crédito, como en el sector financiero Colombiano.

De acuerdo con la estructura interna del modelo, el modelo logro segmentar las solicitudes de crédito de acuerdo con una serie de características que son comunes a un grupo de clientes. Esto ayuda a una entidad financiera, a conocer los solicitantes, y por consecuencia se apoya en la definición de políticas y estratégicas para la colocación de dineros y en la selección de estas solicitudes que mejor se adaptan al perfil de riesgo de la entidad.

En su fase inicial, el modelo fue codificado mediante la utilización de los conceptos de la programación orientada por objetos y las tecnologías .NET, con el fin de implementarlo en una entidad financiera. Cuando se tiene un software que representa el modelo propuesto y que se puede fácilmente adaptar en el futuro al entorno de una entidad financiera, se puede proceder para validar el modelo con respecto al otorgamiento de créditos de consumo en el trabajo del día a día en una entidad financiera.

En su primera etapa, el modelo propuesto logró homogenizar los datos de los clientes frente a sus características, cuando diferentes clientes tenían iguales cualidades para la asignación de un crédito, pero con diferentes valores para su *score*. Este proceso de

homogenización, arrojó como resultado la representación de las variables de entrada como variables borrosas, las cuales generaron un suavizamiento del *score*, y permitieron integrar al modelo información cualitativa de las variables, eliminando de plano la información vaga, borrosa o incompleta.

Debido a que la función de salida no reflejó de manera directa el efecto que las variables que describen las características de un cliente frente al *score*, se optó por una optimización con restricciones de signo lo que significó colocar los parámetros y variables en su contexto, por ejemplo, si los ingresos aumentan, el *score* debería aumentar, o como en el caso de las personas a cargo, en donde si estas aumentan, el *score* debería disminuir.

De acuerdo con los resultados obtenidos por el modelo *borroso* propuesto, podemos concluir que el modelo logró superar las limitantes impuestas por el tiempo que toma la asignación de un crédito de consumo en tiempo real, y el nuevo cálculo del *score* en términos de las características de un cliente, se hicieron con referencia a la capacidad de pago y el *score* de los demás clientes que posee una entidad financiera.

Para asegurar la buena colocación de los recursos de una entidad financiera, es importante anotar que el riesgo crédito, esta correlacionado con otros tipos de riesgo como el riesgo operativo y el riesgo de mercado. Sin embargo, es también de anotar, que muchos de estos riesgos asociados con las operaciones de una entidad financiera, tienen un alto componente cualitativo, lo que hace que el modelamiento de este tipo de riesgos, no solo requiera del modelamiento estadístico, sino de herramientas propias de la inteligencia artificial para el manejo de la información vaga, borrosa o incompleta, o para el razonamiento aproximado en la decisión del otorgamiento de un crédito.

## 5 Referencias

- [1] BIS, Bank for International Settlements. (2006). Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework - Comprehensive Version, June 2006. Disponible en Internet: <http://www.bis.org/publ/bcbs128.htm>. Recuperado el 03/04/2011
- [2] SFC, Superintendencia Financiera de Colombia. (1995). Circular Externa 100, 1995. Circular Básica Contable y Financiera.
- [3] SFC, Superfinanciera de Colombia. (2006). Circular externa 048, 2006, Reglas Relativas a la Gestión del Riesgo Operativo.
- [4] SFC, Superintendencia Financiera de Colombia (2009). Circular Externa 035, 2009, Reglas Relativas a la Gestión del Riesgo Crediticio.
- [5] Santos, J. L. (2009). *Quantitative Risk Analysis*. Fundamental Analisis.
- [6] Ritholtz, B (2009). Bailout Costs vs Big Historical Events. Entrada en el blog del 18/06/2009. <http://www.ritholtz.com/blog/2009/06/bailout-costs-vs-big-historical-events/>. Recuperado el 26/05/2011.
- [7] El Colombiano. (2009). Crisis económica costará 150.000 millones de dólares a A.L., *El Colombiano*, 23/10/2009. Disponible en Internet: [http://www.elcolombiano.com/BancoConocimiento/1/150000\\_millones\\_de\\_dolares\\_costara\\_la\\_crisis\\_economica\\_a\\_america\\_latina/150000\\_millones\\_de\\_dolares\\_costara\\_la\\_crisis\\_economica\\_a\\_america\\_latina.asp](http://www.elcolombiano.com/BancoConocimiento/1/150000_millones_de_dolares_costara_la_crisis_economica_a_america_latina/150000_millones_de_dolares_costara_la_crisis_economica_a_america_latina.asp). Recuperado el 03/04/2011.
- [8] Dinero. (2010). Países ricos perdieron 17 millones de empleos por la crisis. En revista *Dinero*, 07/07/2010. Disponible en Internet:



- 
- [http://www.dinero.com/actualidad/noticias/paises-ricos-perdieron-17-millones-empleos-crisis\\_73897.aspx](http://www.dinero.com/actualidad/noticias/paises-ricos-perdieron-17-millones-empleos-crisis_73897.aspx). Recuperado el 03/04/2011.
- [9] The CIA World Factbook. Consulta 14/06/2010. Disponible en Internet: <https://www.cia.gov/library/publications/the-world-factbook/geos/co.html>. Recuperado el 06/08/2010.
- [10] Zhou, Y., XIE, S., & YUAN, Y. (2008). Statistical Inference on the Default Probability in the Credit Risk Models. *Systems Engineering - Theory & Practice*, 28(8), 206-214, doi:10.1016/S1874-8651(09)60036-3.
- [11] Isasi V., P., & Galván L., I. (2004). *Redes Neuronales Artificiales - Un enfoque práctico*. PEARSON EDUCATION S.A.: Madrid, ISBN: 84-205-4025-0.
- [12] Castillo Amoroso, D., & Martínez Jara, M. (2009). *Metodología para la Evaluación de la Capacidad de pago de un Sujeto de Crédito de Consumo*. Repositorio de la Escuela Superior Politécnica del Litoral, <http://www.dspace.espol.edu.ec/handle/123456789/2110>.
- [13] Christodoulakis, G., & Satchell, S. (2008). *The Analytics of Risk Model Validation*. Elsevier Ltd. ISBN: 978-0-7506-8158.
- [14] Ok-Hyum, P., & Min-Gwang, S. (2007). Selection of an appropriate model to predict plume dispersion in coastal areas . *Atmospheric Environment* , 6095-6101 doi:10.1016/j.atmosenv.2007.04.010.
- [15] Angelini , E., di Tollo, G., & Roli , A. (2008). A neural network approach for credit risk evaluation. *The Quartely Review of Economics and Finance*, 48(4), 733-755, doi:10.1016/j.qref.2007.04.001.
- [16] Finlay, S. (2010). Credit scoring for probability objectives. *European Journal of Operational Research*, 202(2), 528-537, doi:10.1016/j.ejor.2009.05.025.
- [17] Skinner, F. (2005). Pricing and Hedging Interest & Credit Risk Sensitive Instruments. Elsevier Ltd. ISBN:978-0-7506-6259-8.
- [18] Xu, X., Zhou, C., & Zhe , W. (2009). Credit scorin algorithm based on link analysis ranking with support vector machines. *Expert Systems with Applications*, 36(2), 2625-2632,doi:10.1016/j.eswa.2008.01.024.
- [19] Yu, L., Wang, S., & Keung Lai, K. (2008). Credit Risk assessment wth a multistage neural network ensemble learning. *Expert Systems with Applications*, 34(2), 1434-1444,doi:10.1016/j.eswa.2007.01.009.
- [20] Zaiane, O. (1999). Chapter 8: Data CLustering (Slides 1-21). Recuperado el 10 de 06 de 2009, de <http://webdocs.cs.ualberta.ca/~zaiane/courses/cmput690/slides/Chapter8/index.html>
- [21] Wang, Y.-M., & Elhag, T. (2007). A comparison of neural network evidential reasoning and multiple regression analysis in modelling bridge risks. *Experts Systems with Applications*, 32(2), 336-348,doi:10.1016/j.eswa.2005.11.029.
- [22] Peña P., A., & Hernández , R. (2007). Compression of Free Surface Based on the EvolutionaryOptimization of A NURBS Takagi Sugeno. *Proceedings 23rd. ISPE International Conference on CAD/CAM , ROBOTICS & Factories of the Future*. Bogotá, ISBN: 978-958-978-597-3.
- [23] Peña, M., Alvarez, H., & Carelli , R. (2000). Modelado e Identificación con un Modelo Borroso del Tipo Takagi Sugeno . *V Jornadas de Sistmas de Instrumentación y Control*. Caracas, Venezuela.