

# **APLICACIÓN DE UN MODELO DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES PARA CALIFICACION DE BONOS EN EL PERU**

*Edelina Coayla (UNFV )*

**XXV Encuentro de Economistas  
Banco Central de Reserva del Perú**

*Diciembre, 2007*

# Introducción

- Las **redes neuronales artificiales** (RNA) son sistemas paralelos que tratan de representar el conocimiento inspirándose en la estructura neuronal del cerebro, orientada principalmente al reconocimiento de patrones: clasificación, predicción.

# Introducción

- Según Palmer *et al.* (2002), existen unos 40 paradigmas de RNA que son usados en diversos campos. Entre estos paradigmas, destacan la red de **propagación hacia atrás** (*backpropagation*) y los *mapas autoorganizados* (Kohonen, 1982).

# Introducción

- En Perú, las empresas corporativas y financieras emiten bonos para financiar su actividad económica (capital de trabajo, inversiones, etc.). Sin embargo hay un riesgo de que las empresas no rediman sus deudas.
- Las organizaciones clasificadoras de riesgo (p.e. *Standard & Poor's*, *Apoyo & Asociados* ) examinan distintos aspectos de las empresas que se financian vía oferta de bonos (situación financiera, información contable, entrevistas con la gerencia, habilidad para pagar los intereses y el repago del capital, la disponibilidad de pago y provisiones para hacer frente a una emisión ) y en base a esta información tanto cuantitativa y cualitativa las califican. No obstante, las empresas clasificadoras en el Perú, no utilizan herramientas inteligentes como las redes neuronales artificiales (RNA) para la calificación de los bonos.

# Objetivo

Desarrollar un modelo de Redes Neuronales Artificiales (RNA) que optimice el proceso de calificación de bonos y conocer la incidencia del uso de RNA en la calificación de bonos del mercado de valores peruano.

# Teoría Base

Las **Redes Neuronales Artificiales (RNA)** tratan de representar el conocimiento inspirándose en la estructura neuronal del cerebro. Estos sistemas parten de un modelo matemático de neurona artificial y la interconexión de las neuronas artificiales dan lugar a redes neuronales artificiales que al ser simuladas en un computador presentan un comportamiento similar al del cerebro, siendo la característica fundamental su capacidad de aprendizaje a partir de patrones o ejemplos.

# Teoría Base

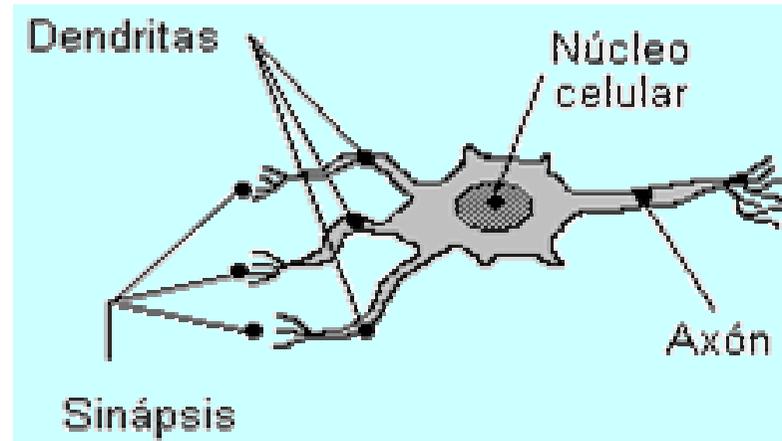
Para Kohonen (citado en Hilera y Martínez, 1995, p.9) "Redes neuronales artificiales son redes interconectadas masivamente en paralelo de elementos simples y con organización jerárquica, las cuales intentan interactuar con los objetos del mundo real del mismo modo que lo hace el sistema nervioso biológico" .

Es decir que se han intentado plasmar los aspectos esenciales de una neurona real a la hora de diseñar una neurona "artificial"

# Teoría Base

Una neurona consta de tres partes:

- El cuerpo de la neurona.
- Ramas de extensión (dendritas) para recibir las entradas.
- Un axón que lleva la salida de una neurona a las dendritas de otras neuronas.

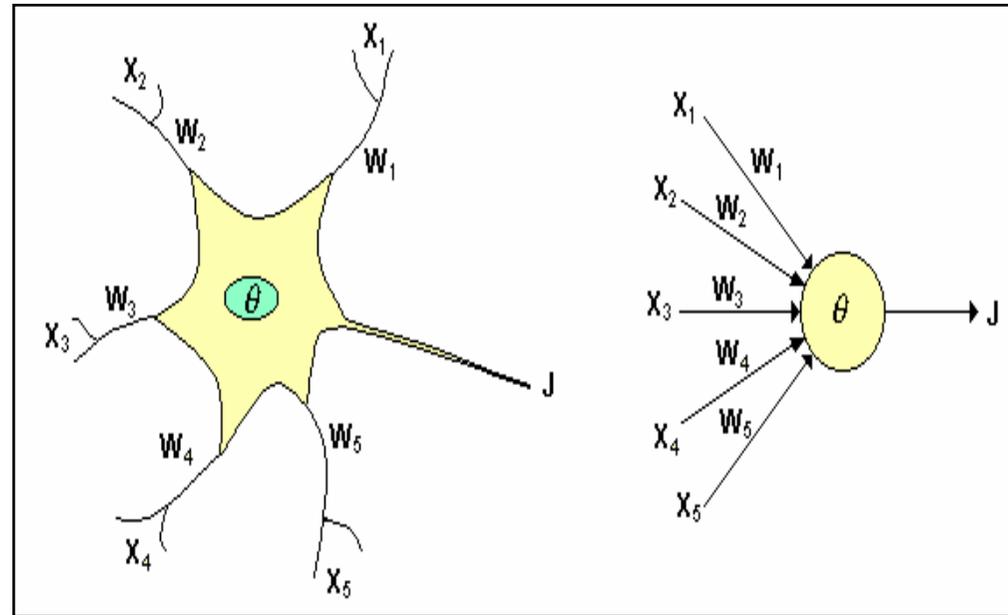


**Figura 1.** Neurona Biológica

- Las neuronas mediante los dendritas reciben las señales de entrada que vienen de otras neuronas a través de las sinapsis. Las neuronas y las conexiones entre ella, llamadas sinapsis, son la clave para el procesamiento de la información.

# Teoría Base

Similitud de una neurona artificial con una neurona biológica.



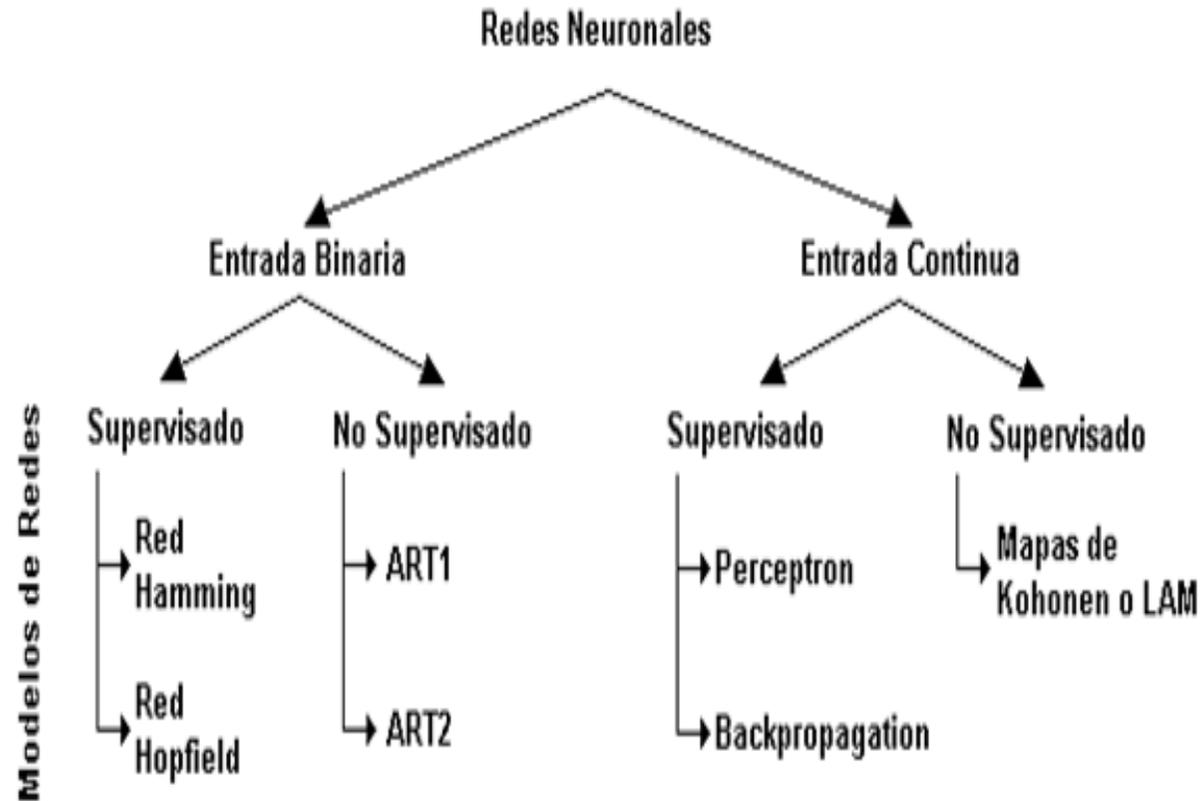
**Figura 2.** De la Neurona Biológica a la Neurona Artificial

Analogías:

- Las entradas  $X_i$  representan las señales que provienen de otras neuronas y que son capturadas por las dendritas.
- Los pesos  $W_i$  son la intensidad de la sinápsis que conecta dos neuronas; tanto  $X_i$  como  $W_i$  son valores reales.
- $\theta$  es la función umbral que la neurona debe sobrepasar para activarse; este proceso ocurre biológicamente en el cuerpo de la célula.

# Modelos de Redes Neuronales Artificiales

Los modelos de RNA pueden clasificarse de acuerdo a su arquitectura y al tipo de aprendizaje.



**Figura 3.** Clasificación de las Redes Neuronales

# Modelos de Redes Neuronales Artificiales

## Tipo de Aprendizaje

- Aprendizaje supervisado. Se proporciona a la RNA una serie de patrones de entrada, junto con la salida que debería dar la red. El proceso de entrenamiento consiste en el ajuste de los pesos para que la salida de la red sea lo más parecida posible a la salida deseada.
- Aprendizaje no supervisado o autoorganizado. Se presenta a la red una serie de ejemplos pero no se presenta la respuesta deseada. Lo que hace la RNA es reconocer regularidades en el conjunto de entradas, es decir, estimar una función densidad de probabilidad  $p(x)$  que describe la distribución de patrones  $x$  en el espacio de entrada  $R^n$ .

# Modelos de Redes Neuronales Artificiales

Algoritmos de aprendizaje no supervisado:

- Aprendizaje asociativo
- Aprendizaje competitivo

En el primer caso se pretende medir la familiaridad o extraer características de los datos de entrada, mientras que el segundo suele orientarse hacia la clusterización o clasificación de dichos datos.

# Los Mapas Auto-organizados de Kohonen

En 1982, Teuvo Kohonen presentó un modelo de red denominado mapas autoorganizados o SOM (*Self-Organizing Maps*), basado en ciertas evidencias descubiertas a nivel cerebral.

Los mapas autoorganizados de Kohonen es un tipo de red neuronal de aprendizaje no supervisado competitivo, de gran utilidad en el campo del análisis exploratorio de datos, debido a que son sistemas capaces de realizar análisis de clusters, representar densidades de probabilidad y proyectar un espacio de alta dimensión sobre otro de dimensión mucho menor.

Las neuronas deben autoorganizarse en función de los estímulos (datos) procedentes del exterior.

# Los Mapas Auto-organizados de Kohonen

## Antecedentes Biológicos

Se ha observado que en el córtex de los animales superiores aparecen zonas donde las neuronas detectoras de rasgos se encuentran topológicamente ordenadas (Kohonen 1990); de forma que las informaciones captadas del entorno a través de los órganos sensoriales, se representan internamente en forma de mapas bidimensionales.

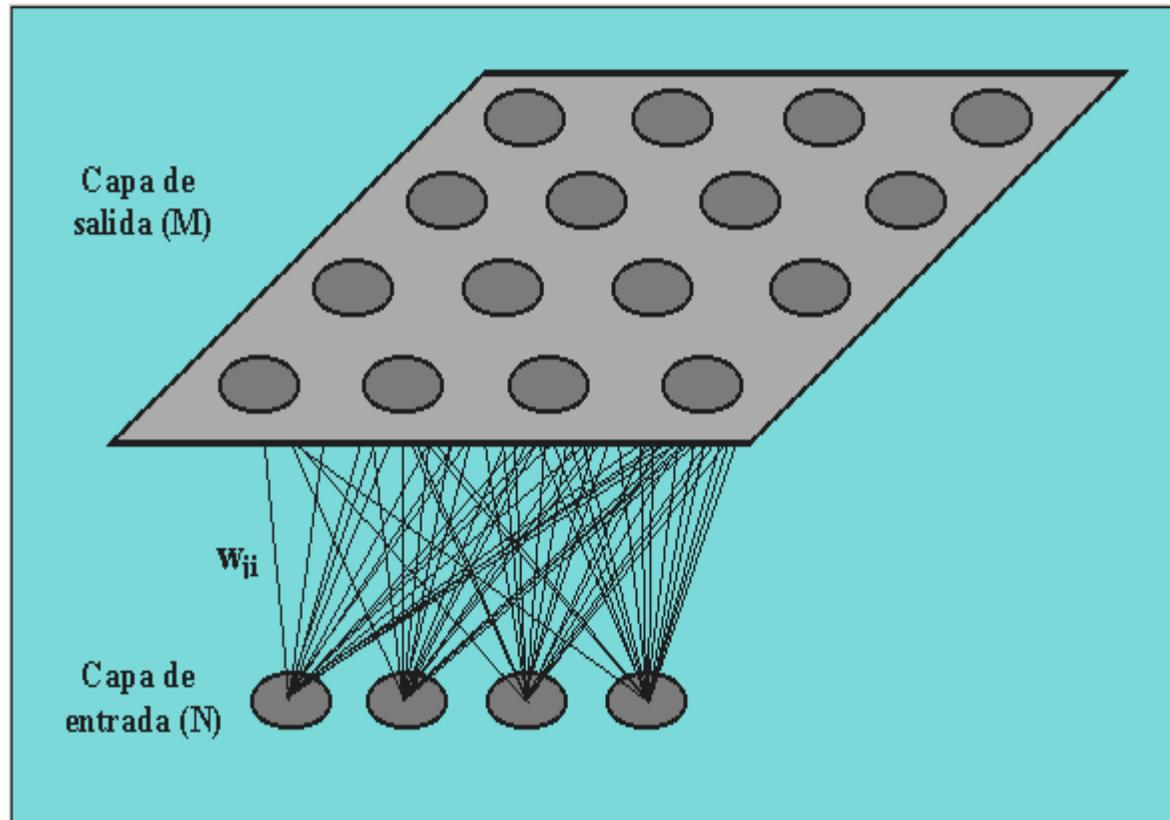
# Los Mapas Auto-organizados de Kohonen

## Antecedentes Biológicos

También se ha observado la influencia que una neurona ejerce sobre las demás en función de la distancia entre ellas, siendo muy pequeña cuando están muy alejadas. Así, se ha comprobado que en determinados primates se producen interacciones laterales de tipo excitatorio entre neuronas próximas en un radio de 50 a 100 micras, de tipo inhibitorio en una corona circular de 150 a 400 micras de anchura alrededor del círculo anterior, y de tipo excitatorio muy débil, prácticamente nulo, desde ese punto hasta una distancia de varios centímetros. Este tipo de interacción tiene la forma típica de un sombrero mejicano.

# Los Mapas Auto-organizados de Kohonen

## Arquitectura



**Figura 4.** Arquitectura de la Red Mapas Autoorganizados (SOM) de Kohonen

# Los Mapas Auto-organizados de Kohonen

Las conexiones entre las dos capas que forman la red son siempre hacia adelante, cada neurona de entrada  $i$  está conectada con cada una de las neuronas de salida  $j$  mediante un peso  $w_{ji}$ .

## Aprendizaje

El modelo de Kohonen SOM se basa en un ***aprendizaje competitivo*** no supervisado. En la etapa de aprendizaje se fijan los valores de los pesos de las conexiones *feedforward* entre la capa de entrada y la de salida. Las neuronas de la capa de salida compiten por activarse y sólo una de ellas permanece activa ante una determinada información de entrada a la red. Los pesos de las conexiones se ajustan en función de la neurona que haya resultado ganadora.

# Los Mapas Auto-organizados de Kohonen

## Algoritmo de aprendizaje :

- 1° Se inician los pesos ( $w_{ij}$ ) con valores aleatorios pequeños y se fija la zona inicial de vecindad entre las neuronas de salida.
- 2° Luego se presenta a la red una información de entrada (la que debe aprender) en forma de vector, donde  $x_{pi}$  serán valores continuos.
- 3° Debido al aprendizaje competitivo, se determina la neurona ganadora de la capa de salida. Esta será la neurona  $j$  cuyo vector de pesos  $W_j$  sea el más parecido a la información de entrada (patrón o vector de entrada). Un criterio de similitud muy utilizado es la distancia euclídea que viene dado por la siguiente expresión:

$$\min \|X_p - W_j\| = \min \sum_{i=1}^N (x_{pi} - w_{ji})^2$$

De acuerdo con este criterio, dos vectores serán más similares cuanto menor sea su distancia.

# Los Mapas Auto-organizados de Kohonen

## Algoritmo de aprendizaje:

- 4° Una vez localizada la neurona ganadora ( $j^*$ ), se actualizan los pesos de las conexiones entre las neuronas de entrada y dicha neurona, así como los de las conexiones entre las de entrada y las neuronas vecinas de la ganadora, según la regla de aprendizaje:

$$\Delta w_{ji}(n+1) = \alpha(n) (x_{pi} - w_{j^*i}(n)) \quad \text{para } j \in \text{Zona } j^*(n)$$

donde  $n$  hace referencia al número de ciclos o iteraciones, esto es, el número de veces que ha sido presentado y procesado todo el juego de patrones de entrenamiento.  $\alpha(n)$  es la tasa de aprendizaje que, con un valor inicial entre 0 y 1, decrece con el número de iteraciones ( $n$ ) del proceso de aprendizaje. Zona  $j^*(n)$  es la zona de vecindad alrededor de la neurona vencedora  $j^*$  en la que se encuentran las neuronas cuyos pesos son actualizados.

# Los Mapas Auto-organizados de Kohonen

**Algoritmo de aprendizaje :**

## **ZONA DE VENCIDAD**

**En general, Zona  $j^*(n)$  decrece a medida que avanza el aprendizaje y depende de un parámetro denominado radio de vecindad  $R(n)$ .**

**La función de vecindad más simple es la de tipo escalón. En este caso, una neurona  $j$  pertenece a la vecindad de la ganadora  $j^*$  solamente si su distancia es inferior o igual a  $R(n)$ . Con este tipo de función, las vecindades adquieren una forma (cuadrada, circular, hexagonal, etc.) de bordes nítidos, en torno a la vencedora (figura 2.3); por lo que en cada iteración únicamente se actualizan las neuronas que distan de la vencedora menos o igual a  $R(n)$ .**

# Los Mapas Auto-organizados de Kohonen

## ZONA DE VENCIDAD

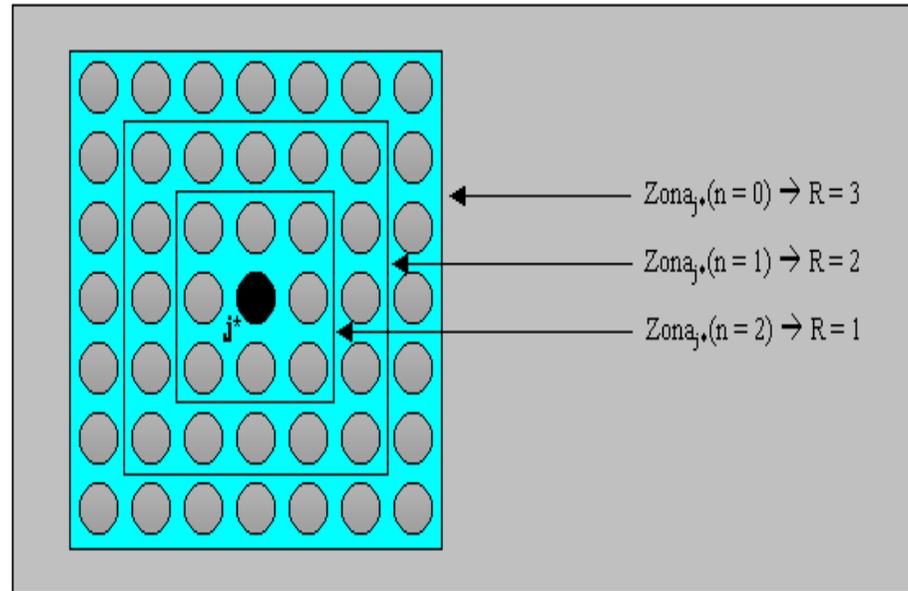
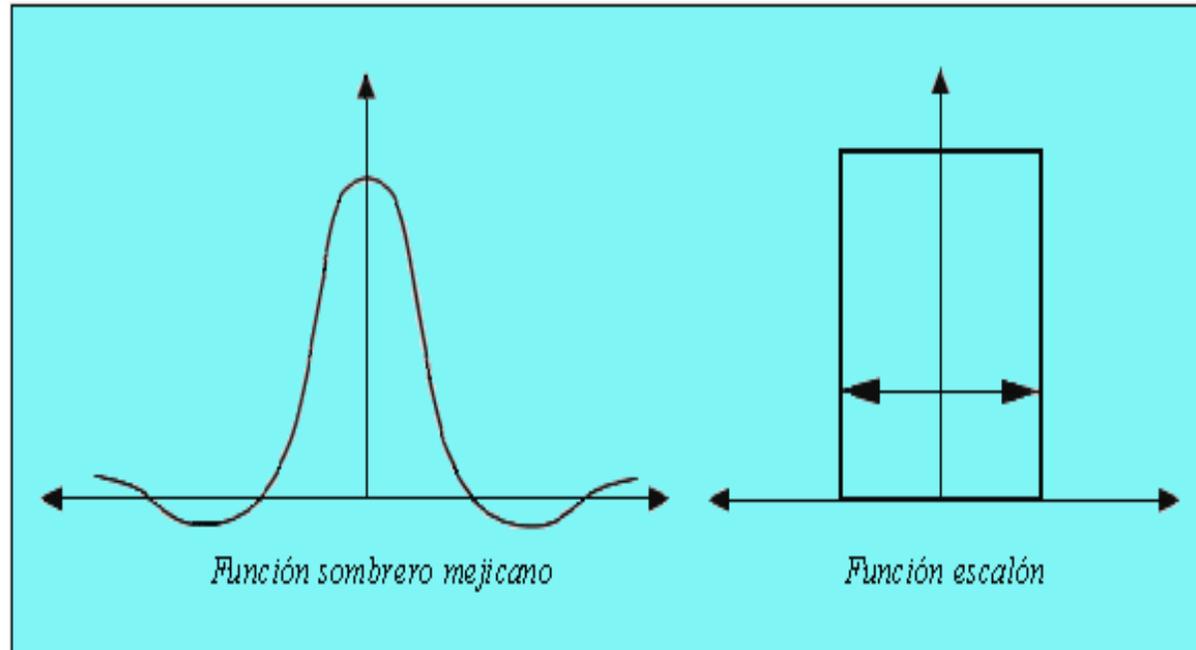


Figura 5. Posible Evolución de la Zona de Vecindad

También se utilizan funciones gaussianas o en forma de sombrero mejicano (figura 2.4). Con esta función, una neurona central emite señales excitatorias a una pequeña vecindad situada a su alrededor. A medida que aumenta la distancia lateral desde la neurona central, el grado de excitación disminuye hasta convertirse en una señal inhibitoria.

# Los Mapas Auto-organizados de Kohonen

Por su parte, la función escalón supone una simplificación de la función en forma de sombrero mejicano y, define de forma discreta la vecindad de neuronas que participan en el aprendizaje.



**Figura 6.** Formas de la Función de Vecindad

# Los Mapas Auto-organizados de Kohonen

El coeficiente de aprendizaje  $\alpha(t)$  con un valor entre 0 y 1, decrece con el número de iteraciones (t) del proceso de entrenamiento. El coeficiente de aprendizaje ( Hilera y Martínez,1995):

$$\alpha(t) = \frac{1}{t} \quad \alpha(t) = \alpha_1 \left(1 - \frac{t}{\alpha_2}\right)$$

Donde  $\alpha_1$  toma un valor de 0.1 ó 0.2 y  $\alpha_2$  un valor próximo al número total de iteraciones del aprendizaje, suele tomarse  $\alpha_2 = 10000$ .

5° El proceso se debe repetir, volviendo a presentar todo el juego de patrones de aprendizaje  $X_1, X_2, \dots$ , un mínimo de 500 veces ( $t \geq 500$ ).

No existe un criterio objetivo acerca del número total de iteraciones necesarias para realizar un buen entrenamiento del modelo.

De 50 a 100 suelen ser suficientes (Kohonen 1990, citado en Palmer *et al.* 2002).

# **Uso de las Redes Neuronales en Finanzas**

**Deboeck (1998a) argumenta que las redes neuronales son regresiones no lineales que pueden ser entrenados para aprender con y sin supervisión.**

**Los mapas auto organizados (SOM) es una técnica de red neuronal que aprende sin supervisión, SOM reduce la data multidimensional a un mapa de dos dimensiones (o dos capas de neuronas).**

**El algoritmo SOM de aprendizaje competitivo, no requiere de supuestos a priori acerca de la distribución de la data.**

# **Uso de las Redes Neuronales en Finanzas**

**Uno de los trabajos pioneros en la calificación de obligaciones con redes neuronales es el de Dutta y Shekhar (1988, citado en Chaveesuk *et al.* 1997) y Dutta, Shekhar y Wong (1994, citado en Serrano y Gallizo 1998), quienes aplican perceptrón multicapa y regresión lineal.**

**Los resultados, usando información de cuarenta y siete compañías, y diecisiete para el test son favorables al modelo neuronal, ya que en el test, clasifican correctamente hasta un 88,3% de los bonos, frente a un 64,7% de la regresión lineal.**

# Uso de las Redes Neuronales en Finanzas

**Deboeck (1998a) con data publicada por Morningstar Inc., utiliza los mapas auto-organizados para encontrar patrones de comportamiento de los fondos mutuos. Como variables de entrada (input) usa mediciones múltiples incluyendo la performance de los fondos, mediciones de riesgo, ratios . El Mapa autoorganizado (Self-Organizing Maps:SOM) clasifica los fondos en 3 grupos, que sirve para mejorar la toma de decisiones y la inversión en los fondos mutuos seleccionados.**

# **Empresas Clasificadoras de Riesgo y Categorización de Bonos**

**Equilibrium Clasificadora de Riesgo S.A. presenta las siguientes categorías para Bonos:**

- 1. Categoría AAA: La capacidad más alta de pagar el capital e intereses en los términos y condiciones pactados.**
- 2. Categoría AA: Muy alta capacidad de pagar el capital e intereses**
- 3. Categoría A: Refleja alta capacidad de pagar el capital e intereses.**
- 4. Categoría BBB: Refleja adecuada capacidad de pagar el capital e intereses en los términos y condiciones pactados.**
- 5. Categoría BB: Poseen capacidad de pago del capital e intereses, pero ésta es variable y susceptible de debilitarse , pudiendo incurrir en incumplimientos.**
- 6. Categoría B: Poseen capacidad de pago del capital e intereses pero ésta es más variable y susceptible de debilitarse ante cambios adversos en las condiciones económicas que la categoría inmediata superior.**

# Metodología

**Desarrollo de un Prototipo del Sistema de Calificación de Bonos  
Arquitectura de Red Neuronal: Mapas Autoorganizados**

## **a) Determinación de Variables Financieras**

**En la selección de los determinantes del rating de bonos, se utilizaron variables financieras basados en información de CONASEV y el Vademécum Bursátil sobre el mercado de valores peruano.**

**Las categorías o clases como output o salidas se ciñeron a la simbología de las empresas clasificadoras de riesgo (*Standard & Poor's*, Apoyo & Asociados y Equilibrium S.A.).**

# Metodología

## b) Diseño de la Red Neuronal

Para el desarrollo de la red se debe pasar por un período de prueba y error antes de conseguir un diseño satisfactorio. El diseño de redes neuronales consiste de:

**Ordenamiento de las neuronas en varias capas**

**Decisión del tipo de conexiones entre las neuronas por diferentes capas, así como entre las neuronas dentro de una capa.**

**Decisión de la forma en que una neurona recibe el input y produce output.**

**Determinación de la fuerza de conexión dentro de la red dando los valores apropiados de aprendizaje de la red en la conexión de pesos usando un conjunto de data de entrenamiento.**

# Metodología

## **c) Selección de Conjuntos de Data**

**La data consiste de 43 bonos corporativos en moneda extranjera expresadas en nuevos soles, negociados en la Bolsa de Valores de Lima. El conjunto de bonos corporativos emitidas por empresas del sector privado fueron tomados del Anuario Estadístico del mercado de valores, CONASEV 2004 y del Vademécum Bursátil 2005. (Seguimiento para bonos de mercado continuo, CONASEV 2006 y Vademécum Bursátil 2007).**

**Se preparó dos conjuntos de información como sigue:**

### **c1) Set de Entrenamiento de Data**

**35 bonos corporativos emitidos fueron seleccionados aleatoriamente por la red.**

### **c2) Set de Prueba de Data**

**8 bonos emitidos fueron seleccionados aleatoriamente. Este set contiene las categorías de cada clasificación de bono (clasificaciones de tres, cinco y seis categorías).**

# Modelo de Kohonen

La data de entrada consta de 9 variables,

## INPUTS:

**M.E. (MILES N.SOLES) = Monto negociado en miles de nuevos S/.**

**PART%BONO= Participación por bono**

**PRECIOCIERRE= Por bono a diciembre 2004**

**FRECUENCIA= De negociación por bono**

**LIQUIDEZ= Ratio**

**SOLVENCIA= Ratio**

**DEUDA/PATRIMONIO=Ratio**

**RENTABILIDAD sobre VTAS. NETAS %= Ratio**

**VALOR EN LIBROS %= Ratio**

La salida o producto de clasificación consta de 5 categorías,

## OUTPUT:

**CLASE 5 =Network(1) (calidad AAA y AA)**

**CLASE 4=Network(2) (calidad A)**

**CLASE 3=Network(3) (calidad BBB)**

**CLASE 2 =Network(4) (calidad BB)**

**CLASE 1=Network(5) (calidad B, incluye C y D)**

# Resultados

## A) CINCO CLASES:

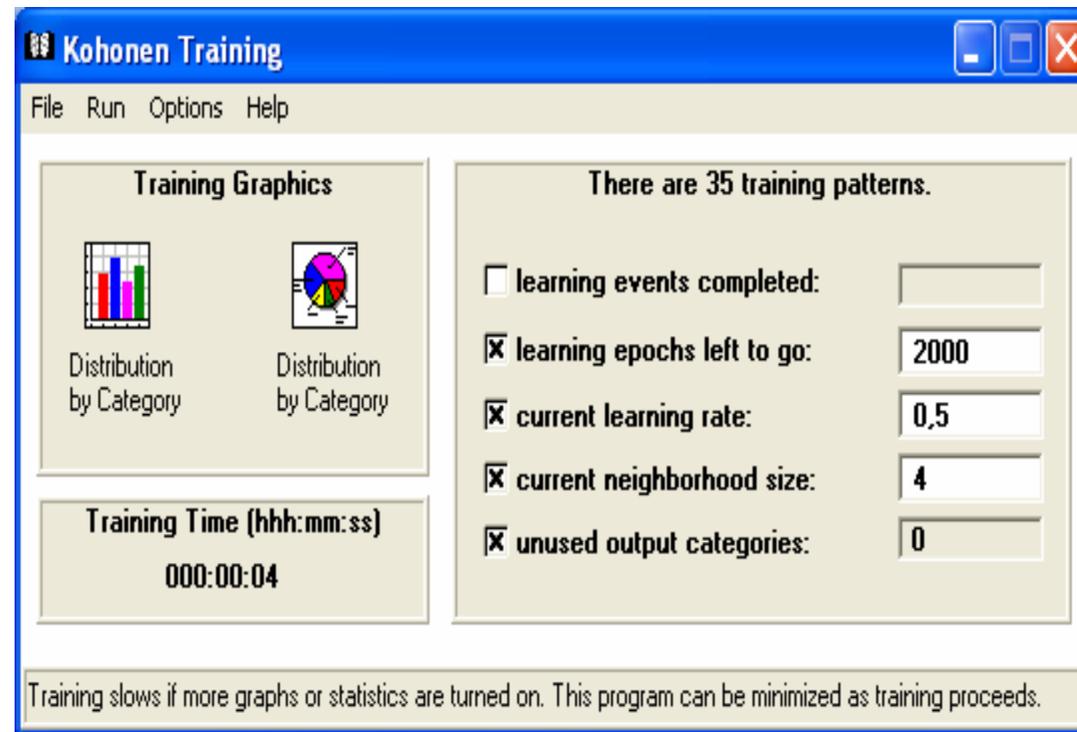
La clase 5 corresponde a bonos de alta calidad caracterizado por bajo riesgo crediticio y la clase 1 se refiere a bonos de baja calidad caracterizado por alto riesgo crediticio.

**Tabla 1.** Simbología Rating de Bonos de Cinco Clases

Rating de Bonos															
B-	B	B+	BB-	BB	BB+	BBB-	BBB	BBB+	A-	A	A+	AA-	AA	AA+	AAA
Network 5			Network 4			Network 3			Network 2			Network 1			
CLASE 1			CLASE 2			CLASE 3			CLASE 4			CLASE 5			
CALIDAD BAJA						CALIDAD MEDIA						CALIDAD ALTA			
alto riesgo crediticio									bajo riesgo crediticio						

# Resultados

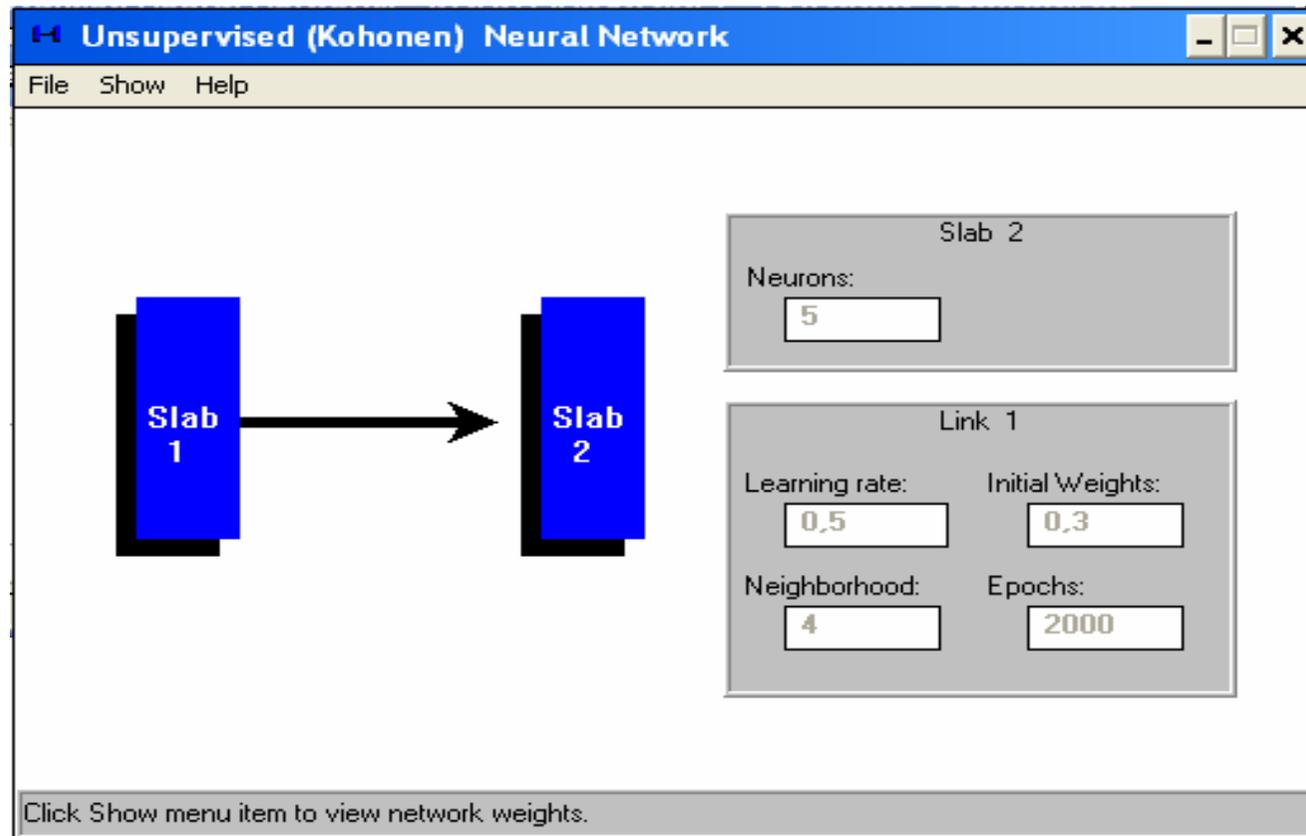
## 1.- Entrenamiento con red de Kohonen



Entrenamiento para 5 neuronas en la Capa de Salida

# Resultados

## 2.- Red bidimensional (dos capas)



Red de Kohonen con 5 neuronas en la Capa de Salida

# Resultados

## 5.- Clasificación de Bonos (5 categorías)

Datagrid: D:\EDELINARECUPE-1\NEUROB-1\BONOCLA6.out

File Edit Format Help

Number of row with variable names (blank if none):   left/right arrow keys end edit

First row containing actual training data:  Size: 100 rows 20 columns

Note: This is not a commercial spreadsheet and may not load fast enough for large files. The NeuroShell 2 Options menu allows you to change the datagrid call to your own spreadsheet. Search help file for "datagrid" for details.

	A	B	C	D	E
1	Network(1)	Network(2)	Network(3)	Network(4)	Network(5)
2	0.000000000	1.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000
3	0.000000000	1.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000
4	1.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000
5	0.000000000	1.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000
6	0.000000000	1.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000
7	0.000000000	1.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000
8	0.000000000	0.000000000	1.000000000	0.000000000	0.000000000
9	1.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000
10	0.000000000	1.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000
11	0.000000000	1.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000
12	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000	1.000000000

# Resultados

**Tabla 2.** Rating de Cinco Categorías con la Red de Kohonen

CLASIFICACIÓN	BONO	EMISOR
CLASE 5 (Network 1)	CONTI1BC1U (3) EDEGEBC1A (8) SCONEOBC1A (14) DUKE1BC1U (18) EDEGEBC1A (19) EDEGEPBC4U (25) TELEFOBC8A (27) TMANT1BC1A (31) EDEGEBC2A (42)	BANCO CONTINENTAL EDEGEL S.A.A. SOUTHERN CONE POWER PERU S.A. DUKE ENERGY EGENOR EDEGEL S.A.A EDEGEL S.A.A. TELEFÓNICA DEL PERÚ S.A.A. CONSORCIO TRANSMANTARO S.A. EDEGEL S.A.A.
CLASE 4 (Network 2)	FERREOBC4B (1) FERREOBC4A (2) FERREOBCAC (4) ALICO1BC1A (5) YURA1BC2A (6) ALICO1BC1B (9) FERRE1BC1A (10) RANSAOBC2A (20) CPACAOBC2A (22) FERRE1BC1B (24) GLORPBC3U (32) PLUSP1BC1A (33) TELEFOBC9U (34) TG1BC1A (35) CREDI2BE2B (43)	FERREYROS S.A.A. FERREYROS S.A.A. FERREYROS S.A.A. ALICORP S.A.A. YURA S.A. ALICORP S.A.A. FERREYROS S.A.A. RANSA COMERCIAL CEMENTOS PACASMAYO S.A.A. FERREYROS S.A.A. GLORIA S.A. PLUSPETROL NORTE S.A. TELEFÓNICA DEL PERÚ S.A.A. TRANSPORTADORA DE GAS DEL PERÚ S.A. BANCO DE CRÉDITO DEL PERÚ

# Resultados

**Tabla 2.** Rating de Cinco Categorías con la Red de Kohonen

CLASIFICACIÓN	BONO	EMISOR
CLASE 3 (Network 3)	INVCENBC2A (7) EANDE1BC1A (12) TMANT1BC2A (23) TMANT1BC1B (26) FIMRIBC1U (41)	INVERSIONES CENTENARIO S.A.A. ELECTROANDES S.A. CONSORCIO TRANSMANTARO S.A. CONSORCIO TRANSMANTARO S.A. FONDO DE INVERSIÓN MULTIRENTA INMOBILIARIO
CLASE 2 (Network 4)	PCU1BC32 (21) PCU1BC12 (28) PCU1BC11(29) PCU1BC31 (30) SPLBC1U (36) REP1BC3B (37) PCU1BC22 (38) PCU1BC21 (39) REP1BC1A (40)	SOUTHERN PERU COPPER CORP. SOUTHERN PERU COPPER CORP. RED DE ENERGÍA DEL PERÚ S.A. SOUTHERN PERU COPPER CORP. SOUTHERN PERU COPPER CORP. RED DE ENERGÍA DEL PERÚ S.A.
CLASE 1 (Network 5)	PESAUSBC1A (11) PESAUSBC1B (13) PESAUSBC1E (15) PESAUSBC1C (16) PESAUSBC1D (17)	AUSTRAL GROUP S.A.A. AUSTRAL GROUP S.A.A. AUSTRAL GROUP S.A.A. AUSTRAL GROUP S.A.A. AUSTRAL GROUP S.A.A.

# Resultados

## RATING DE BONOS DE CINCO CLASES

Los bonos corporativos de menor riesgo crediticio fueron 9, clasificados en la **clase 5**, con el rating más alto. Entre las empresas emisoras figuran el Banco Continental, Edegel S.A., Telefónica (Tabla 2). En las siguientes **clases 4,3,2 y 1** se encontró 15, 5, 9 y 5 bonos respectivamente.

Concluimos que la clasificación con la red neuronal de Kohonen de aprendizaje no supervisado, en 5 clases, arroja un rating de bonos corporativos óptimo. Esta clasificación se comparó con las clasificaciones realizadas por las empresas Clasificadoras de riesgo como Standard & Poor's y a nivel nacional Equilibrium S.A.

# Discusión

Moody y Utans (1994) utilizando datos de Standard & Poors (S&P) y Moody's Investor Service, seleccionaron diez ratios financieros como variables de entrada (input) para 196 empresas industriales, trabajaron con 16 rating de bonos. Probaron con rating de bonos de cinco clases y tres clases, mostraron que las redes no lineales mejoran la performance de las predicciones de la regresión lineal.

**Tabla 3.** Rating Comparativo de Bonos

Rating de Bonos de Standard & Poors															
B-	B	B+	BB-	BB	BB+	BBB-	BBB	BBB+	A-	A	A+	AA-	AA	AA+	AAA
3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
CLASE 1			CLASE 2			CLASE 3			CLASE 4			CLASE 5			
CALIDAD BAJA						CALIDAD MEDIA						CALIDAD ALTA			
Alto riesgo crediticio									bajo riesgo crediticio						

Fuente: Moody y Utans (1994)

Elaboración propia

# Discusión

Comparando las clasificaciones de las empresas clasificadoras de riesgos con los resultados de clasificación con redes neuronales tenemos que Apoyo & Asociados Internacionales clasificó a Duke energy Egenor, Edegel, Southern Cone Power Peru S.A. y Telefónica del Perú en AAA; a Cementos Pacasmayo, Gloria S.A., Yura en AA; a Alicorp S.A. y Ferreyros en A; Austral Group en D. También clasificó a los bonos corporativos emitidos por el Banco de Crédito del Perú y del BBVA Banco Continental en AAA.

Mientras que en este estudio, Duke Energy Egenor, Edegel, Southern Cone Power Peru S.A. y Telefónica del Perú así como el Banco Continental pertenecen a la clase más alta (equivalente a AAA-AA), en el ranking de cinco clases, resultaron en la clase 5.

# Discusión

Apoyo & Asociados ubicó a los bonos corporativos de Cementos Pacasmayo, Gloria S.A., Yura en AA; a Alicorp S.A. y Ferreyros en A; en nuestra clasificación Cementos Pacasmayo, Gloria S.A., Ferreyros, Alicorp, Yura y Banco de Crédito del Perú clasifican en la clase 4 (**equivalente a A**). Apoyo & Asociados clasificó a los bonos del Banco de Crédito entre los de menor riesgo crediticio y que con redes neuronales, el bono CREDI2BE2B (43) del Banco de Crédito está en la clase 4.

Un bono con alto riesgo crediticio es el de Austral Group clasificado por Apoyo & Asociados en D, en nuestra clasificación se ubica en la clase 1.

# Discusión

Class & Asociados S.A. clasifica a Telefónica del Perú S.A. en AAA (Bonos corporativos 7<sup>o</sup>,8<sup>o</sup>,9<sup>o</sup> emisión, 1<sup>a</sup>,2<sup>a</sup> y 3<sup>a</sup> programa 15-DIC-2005), a Edelnor S.A.A. en AAA (1<sup>a</sup>,2<sup>a</sup> 28-NOV-2005), a Gloria S.A. en AA (1<sup>a</sup>,2<sup>a</sup> 10-JUN-2005), a Yura en AA y a Fondo de inversión multirenta Inmobiliaria en BB+.

Las clasificaciones de Class & Asociados S.A son semejantes al ranking de la empresa clasificadora de riesgos Apoyo & Asociados S.A. y se aprecia que la clasificación efectuada usando redes neuronales arroja rankings similares a las ofrecidas por las empresas clasificadoras. Además, a mayo de 2007, Apoyo & Asociados S.A clasifica los bonos de Edegel, también en AAA.

# Conclusiones

Las redes neuronales artificiales, con énfasis en el modelo de Mapas Auto organizados (SOM) creado por Kohonen (1982) está basado en evidencias de la capacidad del cerebro para formar mapas topológicos de las informaciones recibidas del exterior.

Modelo SOM posee un aprendizaje no supervisado competitivo: informaciones similares se clasifican en la misma categoría y, por tanto, deben activar la misma neurona de salida, esto es, las categorías son creadas por la propia red.

# Conclusiones

Influencia de una neurona sobre las demás en función de la distancia entre ellas. El aporte del modelo SOM, es la introducción de una función denominada zona de vecindad alrededor de la neurona ganadora actual; su efecto es que durante el aprendizaje se actualizan tanto los pesos de la neurona vencedora como los de las neuronas pertenecientes a su vecindad.

# Conclusiones

La clasificación de bonos corporativos usando el modelo de mapas autoorganizados se optimiza utilizando 5 clases o categorías. El uso de las redes neuronales incide en la clasificación de bonos mejorando el proceso de calificación de los instrumentos de deuda, y disminuyendo el margen de error en el ranking.

Con la aplicación de la red de Kohonen, se verifica el nivel de riesgo crediticio de los bonos sólo usando información pública del mercado de valores.

# Anexo

BONOS CORPORATIVOS RNA 2006													
BONO	INPUT								OUTPUT				
	ME(Mil, N SI.)	PART%Bono	PRECIOCierre	LIQUIDEZ	SOLVENCIA	DeudaPatrim.	Rent,VtasNet.	ValorLibros	Network(1)	Network(2)	Network(3)	Network(4)	Network(5)
ALICORP S.A.A.	69	0	98,8	1,38	0,39	0,63	5,65	133,18	1	0	0	0	0
BBVA BANCO CONTINENTAL	409	0,02	97,64	0,35	0,91	9,87	57,24	200,57	0	0	1	0	0
BBVA BANCO CONTINENTAL	173	0,01	99,19	0,35	0,91	9,87	57,24	200,57	0	0	1	0	0
CEMENTOS PACASMAYO S.A.A.	483	0,02	97,58	2,05	0,38	0,61	26,1	147,46	0	1	0	0	0
CEMENTOS PACASMAYO S.A.A.	1898	0,08	97,66	2,05	0,38	0,61	26,1	147,46	0	1	0	0	0
COMPAÑÍA INDUSTRIAL TEXTIL CREDISA - TRUTEX S.A.A.	142	0,01	99,59	1,91	0,41	0,69	5,91	125,7	1	0	0	0	0
COMPAÑÍA INDUSTRIAL TEXTIL CREDISA - TRUTEX S.A.A.	1611	0,07	100	1,91	0,41	0,69	5,91	125,7	1	0	0	0	0
COMPAÑÍA INDUSTRIAL TEXTIL CREDISA - TRUTEX S.A.A.	32	0	100	1,91	0,41	0,69	5,91	125,7	1	0	0	0	0
DUKEENERGYEGENOR S. ENC. PORA.	31185	1,29	96,66	5,05	0,54	1,18	15,54	103,67	0	0	0	0	1
DUKEENERGYEGENOR S. ENC. PORA.	212	0,01	96,89	5,05	0,54	1,18	15,54	103,67	0	0	1	0	0
DUKEENERGYEGENOR S. ENC. PORA.	11048	0,46	100	5,05	0,54	1,18	15,54	103,67	0	0	0	1	0
ELECTROANDES S.A.	319	0,01	100,7	2,37	0,44	0,79	28,51	111,86	0	1	0	0	0
ELECTROANDES S.A.	937	0,04	95,6	2,37	0,44	0,79	28,51	111,86	0	1	0	0	0
EDEGEL S.A.A.	25462	1,05	99,3	0,59	0,55	1,2	19,87	105,78	0	0	0	0	1
EDEGEL S.A.A.	19383	0,8	100,53	0,59	0,55	1,2	19,87	105,78	0	0	0	0	1
EDEGEL S.A.A.	29391	1,21	101,63	0,59	0,55	1,2	19,87	105,78	0	0	0	0	1
FERREYROS S.A.A.	742	0,03	100,56	1,46	0,6	1,52	7,67	140,45	0	1	0	0	0
FERREYROS S.A.A.	3747	0,15	99,84	1,46	0,6	1,52	7,67	140,45	0	1	0	0	0
FERREYROS S.A.A.	7923	0,33	99,61	1,46	0,6	1,52	7,67	140,45	0	0	0	1	0
FERREYROS S.A.A.	1647	0,07	99,75	1,46	0,6	1,52	7,67	140,45	0	1	0	0	0
FERREYROS S.A.A.	939	0,04	99,99	1,46	0,6	1,52	7,67	140,45	0	1	0	0	0
INVERSIONES CENTENARIO S.A.A.	590	0,02	102,89	1,76	0,41	0,7	53,61	159,67	0	0	1	0	0
AUSTRAL GROUP S.A.A.	27	0	n.a	1,15	0,64	1,81	11,46	854,51	1	0	0	0	0
PLUSPETROL CAMISEA S.A	3282	0,14	101,95	7,75	0,54	1,19	33,34	331,48	0	0	1	0	0
PLUSPETROL NORTE S.A	1635	0,07	99,78	1,43	0,54	1,17	24,89	229,35	0	1	0	0	0
RED DE ENERGÍA DEL PERÚ S.A	1706	0,07	104,41	1,17	0,5	0,99	18,81	669,87	0	1	0	0	0
SOUTHERN CONE POWER PERU S.A.	6341	0,26	108,72	0,21	0,27	0,37	n.a.	191,43	1	0	0	0	0
EMPRESA SIDERÚRGICA DEL PERÚ S.A.A	12417	0,51	100	0,9	0,51	1,04	4,89	91,12	0	0	0	1	0
GRUPO SINDICATO PESQUERO DEL PERÚ S.A.	855	0,04	90	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	1	0	0	0	0
GRUPO SINDICATO PESQUERO DEL PERÚ S.A.	4046	0,17	100	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	1	0	0	0	0
TRANSPORTADORA DE GAS DEL PERÚ S.A	1942	0,08	101,25	4,12	0,77	3,26	2,46	105,74	0	0	1	0	0
TRANSPORTADORA DE GAS DEL PERÚ S.A	18074	0,75	102,5	4,12	0,77	3,26	2,46	105,74	0	0	0	0	1
CONSORCIO TRANSMANTARO S.A.	3428	0,14	107,12	1,99	0,67	2,01	26,86	109,53	0	0	1	0	0
MINERA YANACOCHA S.R.L	4283	0,18	103,5	2,66	0,34	0,52	35,14	575,49	0	1	0	0	0

Los datos constan de 34 bonos corporativos en moneda extranjera (Mercado Continuo) expresado en miles de nuevos soles, tomados del Anuario Estadístico 2006 de CONASEV y del VADEMECUM BURSÁTIL 2007.

# **APLICACIÓN DE UN MODELO DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES PARA CALIFICACION DE BONOS EN EL PERU**

*Edelina Coayla (UNFV )*

**XXV Encuentro de Economistas  
Banco Central de Reserva del Perú**

*Diciembre, 2007*