



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MÉXICO
FACULTAD DE ECONOMÍA



INFORME FINAL DEL PROYECTO DE INVESTIGACIÓN CON CLAVE
3358/2013FS:

1. Título

Simulación de las Calificaciones Crediticias a los Municipios
del Estado de México por medio de Modelos de Análisis
Multivariado y de Redes Neuronales

2. Autores

M. en M.A.
Verónica
Ángeles M.
Responsable
Técnico

Mtro. en A.
Oswaldo
García S.
Corresponsable

D. en E. A. N.
Lidia E.
Carvajal G.
Colaborador

D. en C. S.
Oscar M.
Rodríguez P.
Colaborador

Correos Electrónicos:

vangelesm@uaemex.mx

ogarcias@uaemex.mx

lecarvajalg@uaemex.mx

omrodriguezp@uaemex.mx

Mayo 2014

AGRADECIMIENTOS

Mucha gente ha contribuido en forma directa o indirecta en este estudio. Quisiéramos agradecer en principio a la Universidad Autónoma del Estado de México por el apoyo que nos proporcionó financiando esta investigación. A las autoridades de la Facultad de Economía que nos apoyaron con los trámites administrativos necesarios ante la SIEA de la UAEM y los apoyos que nos brindaron para presentar los resultados de esta investigación en diferentes foros nacionales e internacionales. Al Órgano Superior de Fiscalización del Estado de México (OSFEM) ubicado en la ciudad de Toluca y al Instituto Nacional de Geografía, Estadística e Informática quienes nos proporcionaron información relevante a escala Municipal. Nuestro agradecimiento también a los informantes clave en el estudio de campo, quienes cooperaron con la información que les pedíamos. Queremos extender nuestro agradecimiento¹ a los doctorantes José Islas y Eduardo Espínola, así como al profesor de la Universidad del Norte de Texas Dr. Kai-Sheng Song por su valiosa contribución y consejos a la investigación.

¹ Un agradecimiento por su apoyo a los alumnos que colaboraron en esta investigación, en especial Estefanía Fábila R., Fernando Mendieta E., Rafael Caballero A. y Jair R. Martínez V.

3. Cuerpo Académico: Economía Financiera e Internacional.- LGCP: *Finanzas Públicas Municipales y su relación con las Agencias Calificadoras Internacionales*

4. Introducción

El crecimiento vertiginoso de la deuda pública en los estados y municipios, ha preocupado a estudiosos de la economía regional y global ya que este fenómeno pone en riesgo la sostenibilidad de las finanzas públicas locales, debido a que las obligaciones financieras son pagadas en su gran mayoría por las participaciones fiscales. Entre el 2000 y el 2010 el saldo de la deuda pública de las entidades federativas y municipios se incrementó nominalmente en 3.5 veces y en términos reales creció un 97.7%.

La Auditoría Superior de la Federación señala algunas causas de carácter estructural del incremento de la deuda pública son:

- Elevada dependencia de los recursos de origen federal y debilidad de los ingresos obtenidos de la recaudación propia.
- Limitadas facultades y capacidades recaudatorias de los gobiernos de las entidades federativas y municipios.
- Política de gasto local con déficit presupuestario y primario crecientes.
- Regulación débil, insuficiente e imprecisa de la deuda pública.
- Opacidad y casi nula rendición de cuentas sobre el ejercicio de los recursos obtenidos mediante financiamiento, especialmente de los municipios.

Sin embargo, el financiamiento no es malo, con una adecuada evaluación costo-beneficio, es un medio que permite ejecutar proyectos multianuales de inversión pública, permitiendo que se incrementen los recursos para destinarlos a

una mayor cantidad de necesidades públicas y proveer condiciones que incentiven la actividad económica y el empleo.

Esto, aunado a la evidente razón de que los recursos federales que reciben los estados y municipios, así como sus propios ingresos, no son suficientes para atender las necesidades crecientes de sus respectivas poblaciones; da como resultado una oportunidad de negocio para la banca comercial, la cual ha incrementado los créditos otorgados y diversificado las garantías de pago.

A pesar de los beneficios del incremento de la deuda pública, un mayor endeudamiento al debido, ocasionaría fragilidad en las finanzas públicas, un débil crecimiento y un impacto de la crisis económica.

Debido a esto, se han incrementado el número de instrumentos para medir el endeudamiento en las finanzas públicas del país, uno de estos son las calificaciones crediticias, las cuales se definen como opiniones actuales de una agencia calificadora sobre el relativo riesgo crediticio futuro de entidades municipales, estatales o federales.

4.1 Antecedentes

La inscripción de Deuda Pública desde hace más de 40 años comenzó a ser una necesidad para las entidades Estatales y Municipales ya que los ingresos recaudados de las entidades no eran suficientes para atender los programas que se encontraban en operación y cumplir los planes futuros de gobierno, es decir, las entidades deciden utilizar en el presente los ingresos que les corresponden a las administraciones futuras, con el objeto de satisfacer las necesidades actuales futuras de obras y servicios para la población, sin tener que esperar a recaudar los fondos fiscales que se requieren para ejecutar los proyectos.

Este financiamiento ha sido un tema de gran controversia y de poca aceptación en México por las malas experiencias sufridas con la deuda de los Gobiernos Estatales y Municipales en las crisis recurrentes de los últimos 32 años ya que antes de la crisis de diciembre de 1994 se mantenía una fuerte relación fiscal entre el Gobierno Federal y los Gobiernos Municipales y Estatales, dando libertad a los estados y municipios a contraer altas deudas con Instituciones Bancarias y/o algún otro medio de financiamiento sin ninguna garantía sólida, lo que conducía a que el Gobierno Federal pagará estas obligaciones produciendo un alto margen de deuda en el presupuesto de egresos, y ponía en riesgo la sostenibilidad de las finanzas públicas locales, ya que después de varios años era imposible financiarlos por las siguientes razones: existencia de una injerencia directa de la SHCP en la deuda de los estados y municipios, se carecía de un análisis de riesgo por parte de los acreedores, el financiamiento era ilimitado y no se tenía transparencia en las finanzas públicas.

Lo que llevó a la formulación del siguiente cuestionamiento ¿cómo se podrían evitar conductas perversas de las entidades federativas, que conllevan a trayectorias insostenibles tales como endeudarse sin considerar la capacidad financiera, o sin siquiera la intención de cumplir con la deuda? Este comportamiento se deriva principalmente de la información asimétrica a la que estaban sujetas las operaciones financieras. Esto significa que los prestamistas no disponían de toda la información acerca del prestatario, es decir, cuáles eran sus verdaderos activos, y cuál era el verdadero destino del crédito, cuáles eran sus otras fuentes de ingresos, etc.

Las agencias calificadoras internacionales que operan en México y que evalúan algunas Entidades Municipales en el Estado de México son: Moody's, Fitch, Standard & Poor's y HR Ratings, cuentan con criterios tanto objetivos como subjetivos (cualitativos y cuantitativos) para asignar una calificación, considerando variables relacionadas con la economía estatal, la evolución de las finanzas públicas y deuda pública, entre otras.

Estas agencias calificadoras basan su estudio en diferentes indicadores financieros estructurados de manera homogénea a partir de información pública que puede encontrarse en el Órgano Superior de Fiscalización del Estado de México (OSFEM) donde los ingresos se componen de: impuestos, derechos, productos, aprovechamientos, contribuciones de mejoras, participaciones, aportaciones federales y estatales, otros ingresos; también contemplando los Indicadores de Deuda Pública Municipal del Estado de México.

El Estado de México cuenta con 125 municipios, y sólo 24 de ellos cumplen con los requisitos necesarios para la obtención de la calificación crediticia vigente hasta el 31 de julio del 2011.

Los once municipios con mayor captación de ingresos en el Estado de México en 2010, ocho de ellos consiguieron estar calificados bajo la metodología de Moody's al año siguiente. Esta deja entrever que a mayor nivel de recaudación de ingresos en los municipios del Estado de México, mayor será la certeza de obtener una evaluación crediticia, por la agencia calificadora Moody's.

De los catorce municipios que se encuentran calificados por Moody's, figuran dentro de los 20 ayuntamientos con mayor volumen de recaudación, ante esta situación el objetivo de esta investigación es identificar las variables que

afectan el endeudamiento de los municipios a través de la modelación de la asignación de la calificación crediticia que otorga la agencia calificadora Moody's a los municipios del Estado de México, así como identificar el modelo que sea capaz de captar las dinámicas en diferentes entornos económicos de aquellas variables que lo afectan y permita tomar decisiones para la mejora de sus finanzas públicas.

4.2 Definición del Problema

Actualmente, las calificaciones crediticias se han convertido en un aspecto importante en la economía mundial, y es que son un factor relevante para la obtención de financiamiento. Sin embargo, aún en las economías más desarrolladas las calificaciones crediticias se ven afectadas por crisis económicas, como se suscitó a finales del año 2009 con la deuda soberana europea y los problemas relacionados con la negociación de endeudamiento en los Estados Unidos, las cuales ejercieron un efecto contagio sobre los mercados financieros internacionales incluyendo al mercado mexicano, provocando incertidumbre para los inversionistas lo que ha propiciado caídas importantes del valor de las entidades financieras.

Para el caso de los estados mexicanos los elevados niveles de endeudamiento y las dudas sobre la capacidad de pago de algunas entidades se reflejaron en las reducciones de calificaciones crediticias asignadas por las principales agencias calificadoras. En respuesta, durante el primer semestre del 2011 el crédito bancario a este sector se contrajo 3.4 por ciento con respecto al mismo periodo del año anterior (Banco de México, 2011).

La baja en las calificaciones crediticias de los estados trae en consecuencia que las instituciones de la banca comercial no les otorguen créditos para obtener

financiamiento y en caso de otorgárselos la tasa de interés que tienen que pagar por el crédito sea muy alta. De la misma manera, la inversión disminuye por la inseguridad que provoca en los inversionistas para futuros negocios. Las consecuencias derivadas por la baja en las calificaciones crediticias permiten observar el problema que tienen los estados mexicanos por la falta de preocupación en la implementación de modelos capaces de predecir estas calificaciones lo que repercute en la falta de conocimiento de los aspectos en los que están fallando, y en que no se puedan tomar medidas preventivas para que sus calificaciones se afecten en menor medida o se sigan conservando. Ante esta situación la pregunta que surge es la siguiente: ¿La estimación de las calificaciones crediticias a través de un modelo de Análisis Multivariante y de Redes Neuronales Artificiales, será capaz de simular las calificaciones municipales e identificar aquellas variables que permita mejorar sus finanzas públicas?

4.3 Justificación

Es importante para un municipio que requiera buscar financiamiento en la banca comercial, o atraer inversión, que entienda específicamente qué variables tiene que trabajar, las acciones a realizar en concreto, para tener una buena calificación crediticia y de esta forma hacerse atractivo hacia los demás.

Estas calificaciones crediticias reflejan a los prestamistas la solvencia de la entidad, lo que contribuye a un mayor aprovechamiento de las oportunidades que ofrecen las instituciones financieras y la determinación de las tasas de interés, es decir, el precio que el prestatario debe pagar por el financiamiento; el cual puede ser menor al contar con calificaciones favorables (Gravas, 2012).

4.4 Objetivos

General. El objetivo principal de esta investigación es poder determinar un modelo capaz de evaluar las variables que intervienen en el otorgamiento de la calificación crediticia, y ser capaces de identificar la sensibilidad o relevancia de cada variable en el modelo.

Particulares.

- Identificar las variables para lograr un avance en la calificación crediticia de cualquier municipio en el Estado de México.
- Implementar herramientas que sean útiles para pronosticar la calificación crediticia a obtener.

5. Marco de Referencia Teórico-Metodológico

5.1 Descripción de los fundamentos conceptuales o categoriales de la investigación

Se encontraron estudios acerca de los modelos para el pronóstico de las calificaciones crediticias de las finanzas públicas estatales y municipales, usando diferentes metodologías.

Bennell et al. (2006) realizaron un estudio aplicando modelos de Redes Neuronales Artificiales y Probit Ordenado, se emplearon las calificaciones crediticias de las agencias calificadoras Moody's, Standard & Poor's, Bank Watch Thompson, Duff and Phelps y Fitch e indicadores como: la deuda externa, tasas de inflación, niveles de equilibrio fiscal y externo, niveles de ingresos y tasas de crecimiento del PIB, para predecir la calificación crediticia. Concluyen que el modelo Probit Ordenado tiene un poder predictivo menor al de los modelos de Redes Neuronales

Cheung (1996), estima la relación entre las calificaciones crediticias provinciales, según la evaluación de Standard & Poor's, y una serie de variables económicas, utilizando la metodología Probit Ordenado, llegando a que cuando el nivel de deuda es bajo o la calificación de crédito es alta, las calificaciones tienden a decrecer más rápido, pero cuando el nivel de deuda es alta o la calificación es baja, decrece más lentamente.

Cantor y Packer (1996) realizaron una estimación de corte transversal para 49 países, usando como variable dependiente una transformación lineal de la escala alfanumérica de las clasificaciones de riesgo de Moody's y Standard & Poor's. Las variables que utilizaron. Concluyen que las variables: PIB per cápita, crecimiento del PIB, tasa de inflación y la razón de deuda externa total a exportaciones; juegan un rol importante para determinar las calificaciones crediticias, dado que tienen un alto poder explicativo de la variabilidad de corte transversal de los niveles de la clasificación de riesgo soberano.

Análogamente, Landon y Smith (2000) examinan el impacto de la deuda y los efectos externos en las calificaciones crediticias para nueve provincias de Canadá. y las variables que utilizaron, basándose en la agencia calificadora Standard & Poor's son: Deuda Neta/ PIB, PIB per cápita, deuda del gobierno en cuestión de pensiones, el promedio de la deuda y el PIB. Usando un modelo probit ordenado, muestran que la deuda de los gobiernos centrales, impacta negativamente a la calificación crediticia,

Fernández (2006) analiza las calificaciones crediticias a través del análisis discriminante. En su investigación considera una muestra de 17 comunidades españolas, basándose en factores presupuestarios, financieros, económicos, y

territoriales. Afirma, que las calificaciones crediticias dependen en gran medida de los ingresos fiscales y el ahorro bruto.

Aplicando un modelo Probit ordenado, Gaillard (2009), estudia la metodología de Moody's para asignar las calificaciones crediticias para el gobierno de Estados Unidos. Utiliza una muestra de 105 entidades, considera cuatro categorías: estructura económica, financiamiento, deuda externa, y vulnerabilidad monetaria. Sus resultados afirman que las variables que explican el 80% de las calificaciones crediticias son: PIB per cápita, deuda e intereses pagados como porcentaje de los ingresos totales.

Hájek (2011) utiliza el modelo de redes neuronales para predecir las calificaciones crediticias municipales en Estados Unidos, y utilizó cuatro categorías para su análisis: deuda, administración, economía y financiamiento. Sus principales hallazgos son: que las variables económicas son las menos controlables debido al crítico análisis de los créditos, dado que la economía está basada en los recursos para pagar la deuda municipal. Los indicadores más usados para determinar la economía municipal es el ingreso per cápita y el promedio de ingresos.

5.2 Metodología

5.2.1 Modelo Probit Ordenado

Dada una variable dependiente dicotómica, cuyos valores corresponden a la presencia o ausencia de respuesta frente a uno o más estímulos, y una o más variables independientes cuantitativas, o estímulos, el modelo de respuesta Probit consiste en obtener una combinación lineal de las variables independientes que

permita calcular la probabilidad de que haya respuesta para los distintos niveles.

El modelo Probit ordenado puede ser expresado de la siguiente forma:

$$y_t^* = \sum_{k=1}^K \beta_k x_k + \varepsilon \quad \varepsilon_t \sim iid N(0,1)$$

donde:

y_t^* = Es una función lineal de una serie de variables explicativas

β_k = Es un vector de parámetros

x_k = Variables explicativas

ε = El término del error

La variable dependiente dicotómica tiene la probabilidad de dos opciones

$\Pr(y = 1|x)$ ó la $\Pr(y = 0|x)$, en las cuales los valores que toman las variables son

representadas mediante la combinación $\beta_k x_k$. En este sentido, el modelo puede

ser especificado de la siguiente forma:

$$\Pr(y = 1|x) = \Pr(y > 0) = F(\beta_k x_k)$$

Donde, $F(\beta_k x_k)$ ó Φ es la función de distribución acumulativa de la normal

estándar, que está dada por:

$$\Phi(\beta_k x_k) = \int_{-\infty}^{\beta_k x_k} \frac{e^{-\frac{z^2}{2}}}{\sqrt{2\pi}} dz$$

Debido a que el modelo Probit Ordenado es un modelo de variable dependiente

limitada, la estimación de los parámetros se hace a través del método de máxima

verosimilitud. Este método sugiere que se elijan los valores estimados de los

parámetros que maximicen la función de verosimilitud.

5.2.2 Análisis de componentes principales (ACP)

El ACP busca reducir tanto como sea posible las variables a analizar, pero explicando el problema inicial con la menor pérdida de información, i.e., ésta es una técnica de reducción de dimensión.

Para estudiar las relaciones que se presentan entre p variables correlacionadas (que miden información en común) se puede transformar el conjunto original de variables en otro conjunto de nuevas variables incorreladas entre sí. Las nuevas variables, llamadas componentes, son combinaciones lineales de las anteriores y se van construyendo según el orden de importancia en cuanto a la variabilidad total que recogen de la muestra.

La idea entonces reside en obtener $m < p$ variables que sean combinaciones lineales de las p originales y que estén incorreladas.

Cálculo de las puntuaciones factoriales. Son las puntuaciones que tienen los componentes principales para cada caso, que nos permitirán su representación gráfica. Se calculan mediante la expresión:

$$X_{ij} = a_{i1} \cdot Z_{1j} + \dots + a_{ik} \cdot Z_{kj} = \sum_{s=1}^k a_{is} \cdot Z_{sj}$$

Los a son los coeficientes y los Z son los valores estandarizados que tienen las variables en cada uno de los sujetos de la muestra.

5.2.3 Análisis Discriminante Múltiple. (ADM)

Partiendo de una variable dependiente de tipo cualitativa y un conjunto de variables independientes cuantitativas, siendo el propósito de este análisis el de

construir funciones de tipo lineales, llamadas funciones discriminantes, que de cierto modo nos permitan clasificar a los individuos en alguno de los grupos.

Clasificación de los individuos. La clasificación de los individuos se hará con base en las funciones discriminantes tipificadas, es decir las funciones discriminantes expresadas en términos de las variables de tipo independientes.

Es posible a partir de las puntuaciones discriminantes obtener alguna regla que nos permita clasificar a los individuos de nuestra muestra en uno de los k grupos. Para este caso generalmente se usa la Regla de Bayes. Este estadístico nos indica la probabilidad de que la variable j pertenezca al grupo i :

$$P(G_i | D) = \frac{P(D | G_i)P(G_i)}{\sum_{g=1}^G P(D | G_g)P(G_g)} \quad i=1, \dots, k$$

Con $D=(y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{ip})$ y sea

$P(G_i)$ = la probabilidad a priori de pertenecer al grupo i

Un individuo será clasificado en cierto grupo G_i cuando su probabilidad a posteriori sea máxima, es decir: $P(G_i | D) = \max\{P(G_1 | D), \dots, P(G_k | D)\}$

Los casos que fueron correctamente clasificados muestran la efectividad de la función discriminante.

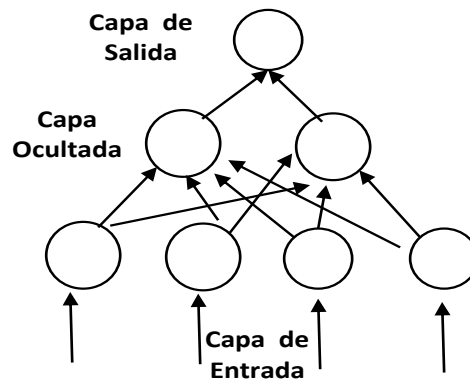
5.2.4 Redes Neuronales Feed-forward (RNFF) Es aquella que emplea las neuronas conectadas entre ellas mismas en capas. Las neuronas de adyacentes capas están conectadas de tal manera que la salida de una neurona se distribuye

dentro de las entradas de las neuronas de la capa siguiente. Como resultado, los valores de entrada sólo se mueven de la entrada a las capas ocultas y, al mismo tiempo, desde las capas ocultas a las capas de salida. Estas además incluyen un algoritmo de aprendizaje estándar o de retropropagación.

La red se alimenta de información mediante datos de entrada fluyendo hacia adelante (feed forward) para conocer su objetivo, y después de aprender su alimentación regresas hacia atrás (feed back) para calibrar el modelo, a través de pesos específicos entre sus interconexiones. Existen otros tipos de RNA, pero en esta investigación se centra en las RNA de tipo MLP que es de las más usadas para clasificar. La estructura de una RNA se proporciona en la Figura 1.

Figura 1.

Red Neuronal Artificial de tipo MLP con aprendizaje feedforward típica



Fuente: García y Morales (2012)

La cantidad de neuronas en cada capa puede tener diferentes características específicas y el número de capas ocultas puede ser también de cero a decenas o más según los objetivos específicos del diseñador de la red. La

estructura de la RNA de tipo MLP depende de la naturaleza de todos los datos específicos.

El algoritmo de retropropagación es importante ya que su fin es encontrar los pesos más apropiados W_{ij} , la RNA requiere procedimiento de aprendizaje. El aprendizaje supervisado es el tipo más común. El objetivo de la misma es proporcionar red neuronal con muchos ejemplos anteriores para que pueda encontrar la mejor aproximación. A través del proceso iterativo de la red se está ajustando los valores alcanzando la aproximación aceptable por el diseñador. La idea de este algoritmo es para ajustar los pesos de una manera que se determine un valor predicho \hat{y}_i determinado por las funciones de transferencia y comparándola con un valor real y_i .

6. Análisis de Resultados

A finales de marzo de 2008, Moody's calificaba a 306 gobiernos locales y regionales de 35 países del mundo, fuera de Estados Unidos. Desde 1998, el volumen de calificaciones de gobiernos locales y regionales ha aumentado. Para el caso de Latinoamérica, la cobertura creció el triple, es decir, en sus inicios calificaba 29 gobiernos locales y actualmente califica 88, lo cual se atribuye al desarrollo del mercado mexicano, debido a la importancia que han tomado las calificaciones crediticias para la obtención de préstamos bancarios. Dentro de los gobiernos locales que califica Moody's encontramos al Estado de México, en el que sólo califica 14 de los 125 municipios que tiene el estado, los cuales se presentan en el cuadro 1.

Cuadro 1.

Calificaciones Asignadas a los Municipios.

Municipio	Calificación	Año	Municipio	Calificación	Año
1. Atizapán de Zaragoza	Aa2	2007	8. Nicolás Romero	Baa2	2007
	Aa3	2008		Baa2	2008
	A1	2009		A2	2009
	A2	2010		Baa2	2010
	Baa2	2011		Baa2	2011
2. Coacalco de Berriozábal	Baa2	2007	9. Tecámac	Baa1	2007
	Baa2	2008		Baa1	2008
	Baa2	2009		Baa1	2009
	Baa2	2010		Baa1	2010
	Baa2	2011		Baa1	2011
3. Chicoloapan	A3	2007	10. Texcoco	Baa1	2007
	A3	2008		Baa1	2008
	A3	2009		Baa1	2009
	A3	2010		Baa1	2010
	A3	2011		Baa1	2011
4. Ecatepec de Morelos	A3	2007	11. Tlalnepantla de Baz	Baa1	2007
	A3	2008		Baa1	2008
	A3	2009		Baa1	2009
	A3	2010		Baa1	2010
	A3	2011		A3	2011
5. Ixtapaluca	Baa2	2007	12. Toluca	A1	2007
	Baa2	2008		A1	2008
	Baa2	2009		A1	2009
	Baa2	2010		A1	2010
	Baa2	2011		A1	2011
6. Metepec	Aa3	2007	13. Cuautitlán Izcalli	Baa1	2007
	Aa3	2008		Baa1	2008
	Aa3	2009		Baa1	2009
	A1	2010		Baa1	2010
	A1	2011		Baa1	2011
7. Naucalpan de Juárez	A1	2007	14. Valle de Chalco Solidaridad	Baa1	2007
	A1	2008		Baa1	2008
	A1	2009		Baa1	2009
	A1	2010		Baa1	2010
	A1	2011		Baa1	2011

Fuente: Elaboración propia basada en las calificaciones realizadas por Moody's.

Se utilizaron los informes de la Cuenta Pública Municipal que realizó el Órgano Superior de Fiscalización del Estado México (OSFEM) para el periodo 2007-2011; con la finalidad de conocer los información de las finanzas públicas de los municipios calificados actualmente por Moody's; así como también nos dimos a la tarea de recolectar información cualitativa de los mismos. Posteriormente, se

realizó el cálculo de indicadores para evaluar el desempeño de las finanzas públicas.

Por otra parte, el periodo de estudio está dividido en dos partes: la primer parte la llamaremos datos dentro de la muestra, la cual cubre el periodo 2007-2010 con un total de 56 observaciones. La segunda parte la llamaremos datos fuera de la muestra, la cual cubre el periodo 2011 con un total de 14 observaciones. Los datos dentro de la muestra se usaron para estimar los parámetros iniciales de los modelos, así como un pronóstico que sirvió de referencia para verificar la efectividad del modelo.

Se consideraron como variables independientes diferentes indicadores económicos, financieros, poblacionales, políticos y demográficos tanto del tipo cuantitativo como cualitativo de los municipios analizados durante el periodo de estudio como se reporta en el cuadro del anexo I.

6.1. Resultados de los Modelos planteados

Para la presente investigación se plantearon cuatro técnicas de modelado para poder determinar las variables en estudio que influyen en la calificación crediticia de los municipios.

6.1.a. Modelo Probit ordenado.

Para pronosticar las calificaciones crediticias de los municipios del Estado de México, se implementó un primeramente dentro de la investigación un modelo Probit ordenado.

Para dar inicio a la estimación se realizaron tres pruebas estadísticas: Shapiro-Wilk, Skewness test, y Kolmogorov-Smirnov, para corroborar que los datos se distribuyen normales. Con estos estadísticos, aceptamos la hipótesis nula de que los datos se distribuyen como una normal, debido a que el p -value que se observa es mayor al .05, considerando una significancia del 95%.

Posteriormente, se procedió a la estimación del modelo Probit Ordenado, se muestran los resultados obtenidos, donde se observa que los coeficientes de las variables independientes del modelo son diferentes de cero debido a que el p -value del estadístico LR (likelihood ratio test) ó prueba de Razón de verosimilitud es menor que .05. Asimismo, esto se comprobó con el estadístico de Wald al rechazar la hipótesis nula de que el coeficiente de cada variable independiente es cero.

Las variables independientes que obtuvieron influencia significativa sobre la calificación crediticia fueron: Ingresos Propios como porcentaje del Gasto Corriente (ICOR), Gasto Corriente como porcentaje del Gasto Primario (CORP)², logaritmo de Ingresos Fiscales Ordinarios (LN_IFOS), logaritmo de Gasto Corriente (LN_GCR), exponencial de Servicio de la Deuda como porcentaje del Ahorro Interno (EXP_SDEUAI), exponencial de Servicio de la Deuda como porcentaje de los Ingresos destinados para la Inversión (EXP_SAHO), exponencial del Servicio de la Deuda como porcentaje de los Ingresos Fiscales Ordinarios (EXP_SIFOS), Eficacia en la recaudación de impuestos (D3) y Transparencia en el Ámbito Municipal (D5) con un nivel de significancia del 95%, y con una

² Las nomenclaturas de las variables de analizadas en la investigación se encuentran en el anexo I.

significancia del 90%, Ahorro Fiscal como porcentaje del Ingreso Efectivo Ordinario (AHO) y raíz inversa del Ingreso Efectivo Ordinario (INV_INGRES-O).

Para conocer en que categoría está cada observación, se utiliza la siguiente ecuación y dependiendo el valor resultante, se compara con los umbrales obtenidos por el modelo, con el fin de determinar su calificación crediticia.

$$y_t^* = -.98278 \text{ Capital de Trabajo} + 4.03160 \text{ DIFOS} - 2.4761 \text{ AHO} - 16.5116 \text{ ICOR} \\ + 73.98826 \text{ CORP} - .25197 \text{ LN TRIB} + 1.16392 \text{ LN IT} + 282.8329 \text{ LN IFOS} \\ - 330.9609 \text{ LN GCR} + 50.06412 \text{ LN GPRI} - 8.13503 \text{ LN DEU} \\ - 4856.958 \text{ INV INGRESO} - 2.3044 \text{ EXP SALDO} - 13.24407 \text{ EXP SDEUAI} \\ + 24.43484 \text{ EXP SAHO} - 6.32854 \text{ EXP SPAR} - 287.5356 \text{ EXP SIFOS} \\ + .71162 \text{ SQUARE INVI} + 2.78139 \text{ SQUARE GOIFO} + .00899 \text{ SQUARE AHOIN} \\ - 8.09368 \text{ SQUARE AHO} - .19729 \text{ SQUARE DDIFO} + .40897 \text{ D1} + 1.21581 \text{ D2} \\ + 2.20336 \text{ D3} + .39574 \text{ D4} - 1.67622 \text{ D5} - .78356 \text{ D6} + \varepsilon$$

donde:

- y_t^* = Calificación Crediticia
- LN = Logaritmo de la variable
- INV = Inversa de la raíz de la variable
- EXP = Exponencial de la variable
- SQUARE = Raíz de la variable
- D1 y D2 = Autonomía Financiera
- D3 y D4 = Eficacia en la Recaudación de Impuestos
- D5 y D6 = Transparencia en el Ámbito Municipal

Asignación de las Calificaciones Crediticias por Umbrales:

$$y_t = \left\{ \begin{array}{l} 3 \quad \text{si } y_t^* \leq -295.1588 \\ 4 \quad \text{si } -295.1588 < y_t^* \leq -292.8307 \\ 5 \quad \text{si } -292.8307 < y_t^* \leq -290.8503 \\ 6 \quad \text{si } -290.8503 < y_t^* \leq -290.6038 \\ 7 \quad \text{si } -290.6038 < y_t^* \leq -289.8864 \\ 8 \quad \text{si } -289.8864 < y_t^* \leq -288.1563 \\ 9 \quad \text{si } y_t^* > -288.1563 \end{array} \right.$$

El modelo Probit Ordenado clasifica correctamente el 62.5% de las observaciones, y el poder predictivo del modelo es mayor para la calificación A1 (5), dado que clasifica correctamente el 80%, mientras que para las calificaciones Aa3 (4) y Baa1 (8) clasifica correctamente el 75% de las observaciones, sin embargo, es

menos eficiente para calificaciones con menor número de observaciones como es el caso de las calificaciones Aa2 (3) y A2 (6).

El modelo ha sido eficiente para datos que están dentro de la muestra, no obstante, para datos que están fuera de la muestra comienza a tener problemas con su poder predictivo; ya que al obtener las calificaciones pronosticadas sólo clasificó correctamente el 28.57% de las observaciones.

6.1.b. Modelo de Componentes Principales

Se evaluaron las variables que son determinantes en la asignación de una calificación crediticia a los municipios del Estado de México. En este caso se utilizaron 53 variables de los municipios donde sólo 14 del total de 125 que cuenta con una calificación crediticia por parte de Moody's, mientras que se mantuvo el KMO en 0.749, un número aceptable. La prueba de esfericidad de Bartlett, con un estadístico con distribución chi-cuadrada aproximado de 61,625.355, que probó ser significativo, en 0.0000 de valor de probabilidad, significando que la hipótesis nula puede ser rechazada. Todas las comunalidades estuvieron arriba de 0.744, en el rango de 0.744 a 0.988, donde la mayoría se ubicaron entre 0.7 y 0.9.

En total, entre los trece factores, aproximadamente el 78% de la variación total de la asignación de la calificación crediticia fue explicada. La matriz de componentes rotada simplificó cuáles de las variables se toman más en cuenta dentro de qué factores. Una evaluación de cada factor se muestra en el cuadro 2. Las gráficas de sedimentación para la estabilidad después de un factor dado ayudaría a encontrar una variación explicada proporcionalmente más alta para la

asignación de una calificación crediticia que comenzaron a estabilizar después del factor trece considerando a éste el mejor ajuste.

Cuadro 2.

Factores encontrados al desarrollar el análisis de Componentes Principales.

Factor	Variables	Peso
Factor 1: Recursos Municipales	<i>Gasto Corriente y Gasto Primario; PIB Valor Agregado Bruto, PIB Servicios y PIB Comercio; así como Ingresos Fiscales Ordinarios, Ingreso Efectivo Ordinario, Ingresos Propios e Ingresos Corrientes</i>	31.90%
Factor 2: Ahorro y servicio de la deuda como porcentaje de los Ingresos Fiscales Ordinarios y la Sostenibilidad de la deuda municipal	<i>Gasto corriente de los Ingresos Fiscales Ordinarios. La razón del servicio de la deuda a Ingresos Fiscales Ordinarios</i>	7.29%
Factor 3: Baja representatividad del gasto en inversión respecto a los ingresos municipales y la alta representatividad de los gastos corrientes	<i>Razón Gasto de Inversión a PIB Municipal, Razón Gasto de Inversión a Ingresos Propios, Razón Gasto de Inversión a Gasto Primario</i>	6.32%
Factor 4: balance de la deuda	<i>Razón del Balance de la Deuda a Ingresos Corrientes, Razón del Balance de la Deuda a Ingresos Fiscales Ordinarios y Balance de la Deuda</i>	4.67%
Factor 5: Servicio de la deuda respecto a variables de ingreso y crisis	<i>Razón del Servicio de la Deuda a Ahorro y a los Ingresos Federales y Crisis</i>	4.56%
Factor 6: Capital de trabajo	Capital de trabajo	4.41%
Factor 7: Servicio de la deuda respecto al ahorro interno	<i>Deuda pública a ahorro interno alta y la Razón de Servicio de la Deuda a Ahorro Interno.</i>	3.41%
Factor 8: Política y PIB electricidad y agua	Política y PIB electricidad y agua	3.22%
Factor 9: Ahorro fiscal respecto del Ingreso Efectivo Ordinario	<i>Ahorro Fiscal como Porcentaje del Ingreso Efectivo Ordinario y Deuda Pública a Participaciones Federales</i>	2.92%
Factor 10: Deuda pública respecto del PIB e ingresos efectivos ordinarios	<i>Deuda Pública a Ingresos Efectivos Ordinarios y Razón Deuda Pública a PIB</i>	2.89%
Factor 11: Las obligaciones pendientes de cumplir	<i>Obligaciones Pendientes de Cumplir e Ingresos Propios a Gasto Corriente e Ingresos Propios a Ingresos Totales</i>	2.56%
Factor 12: Factores económicos regionales	<i>Capital de trabajo neto como porcentaje de los gastos totales, Región y PIB agricultura y ganadería</i>	2.44%
Factor 13: Producción minera	Producción minera	2.22%

Fuente: Elaboración propia.

6.1. c. Modelo de Análisis Discriminante

En cuanto a los resultados del Análisis Discriminante y el modelo paso las respectivas pruebas de M Box para la igualdad de matrices de covarianzas, y criterio de clasificación por la prueba de Lambda de Wilks lo que permitió comprobar que existía evidencia estadística de desarrollar un modelo discriminante múltiple. El modelo propuesto tiene una capacidad de clasificar los criterios de Calificación realizado por Moody's con una capacidad del 80% de precisión. Las variables el modelo de discriminantes determino como significativas fueron el: PIB Industria, ICOR, SIFOS, SDEU, PIB Industrias manufactureras, Eficiencia en la recaudación de impuestos, e IEO.

El cuadro a su vez nos permite identificar las variables con mayor peso en nuestro modelo por lo que con base en los coeficientes se puede construir la ecuación de las funciones de tipo discriminante en términos de las variables estandarizadas, la cual queda establecida de la siguiente manera:

Ecuación:

$$D_1 = -1.395 z_{IEO} + 1.098 z_{SDEU} + 7.826 z_{PIBINDUS} - 6.158 z_{INDMANUF} + .661 z_{ICOR} - .343 z_{SIFOS} + .840 z_{EFIC}$$

$$D_2 = .681 z_{IEO} + .636 z_{SDEU} - 2.179 z_{PIBINDUS} + 2 z_{INDMANUF} + .516 z_{ICOR} - 1.219 z_{SIFOS} + .133 z_{EFIC}$$

$$D_3 = .027 z_{IEO} - .057 z_{SDEU} - 1.621 z_{PIBINDUS} + 1.114 z_{INDMANUF} + .613 z_{ICOR} + .404 z_{SIFOS} - .003 z_{EFIC}$$

$$D_4 = .355 z_{IEO} - .521 z_{SDEU} - 1.639 z_{PIBINDUS} + 1.983 z_{INDMANUF} + .251 z_{ICOR} + .517 z_{SIFOS} - .893 z_{EFIC}$$

$$D_5 = -.425 z_{IEO} + .744 z_{SDEU} - 1.856 z_{PIBINDUS} + 2.614 z_{INDMANUF} - .066 z_{ICOR} - .224 z_{SIFOS} - .114 z_{EFIC}$$

Los centroides de estos modelos discriminantes, permiten determinar en que rango entra cada evaluación dada por Moody's, esto se presenta en el cuadro 3.

Cuadro 3.

Puntuaciones que permiten clasificar las calificaciones de Moodys para los municipios del estado de México al utilizar el ADM.

Calificación Crediticia	Función				
	D ₁	D ₂	D ₃	D ₄	D ₅
(0) No calificado	-1.712	-2.209	0.42	-0.313	0.198
(4) Aa3	1.336	0.491	2.457	-0.138	-0.366
(5) A1	6.249	-0.15	-0.629	0.073	0.07
(7) A3	-2.058	-0.362	-1.072	0.658	-0.387
(8) Baa1	-1.69	1.207	0.359	0.917	0.33
(9) Baa2	-1.624	1.207	-0.614	-1.248	0.018

Fuente: Elaboración propia.

El poder predictivo de la función de discriminante, tiene una capacidad de clasificar los indicándonos que el 80% de los casos originales fueron correctamente clasificados por lo que para un modelo de Análisis de tipo discriminante se considera aceptable.

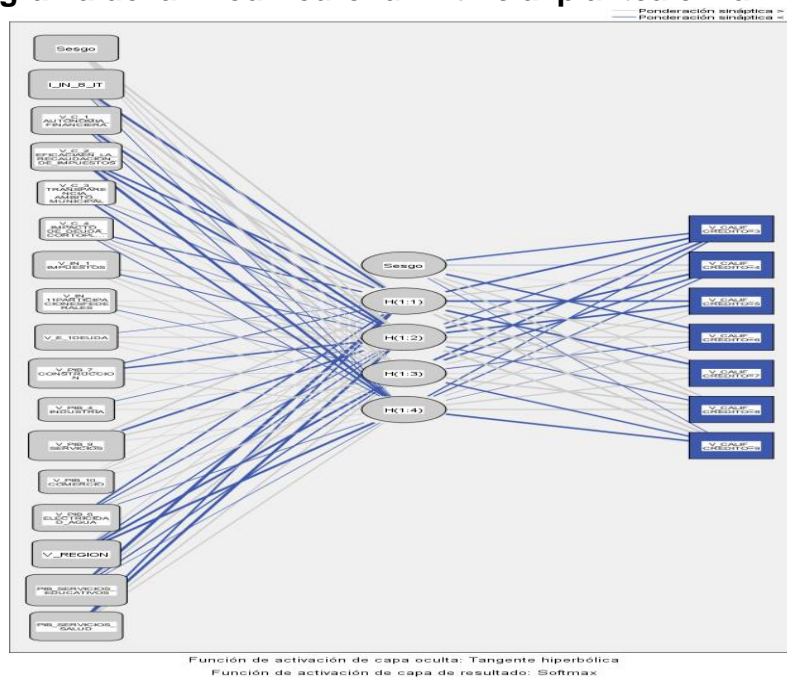
6.1. d. Modelo de Red Neuronal Artificial (RNA)

El desarrollo de la arquitectura neuronal consistió en el desarrollo de decenas de arquitecturas neuronales que pudiesen con mayor precisión a las calificadoras hechas por Moody's a los municipios mexiquenses en el periodo de 2007-2011. La mejor arquitectura fue una Red neuronal Multilayer 16-4-7, con funciones de transferencia tangente hiperbólica entre las capas de entrada y la oculta y una Softmax entre la oculta y de salida. La capacidad de predicción de las

calificaciones de Moody's realizadas a los municipios con esta RNA es del 93.57% de precisión

En la figura 2, se presenta esta red, en donde sus variables de entrada se presentan las variables que fueron más significativas en el estudio, mientras que en la variable de salida son los siete calificaciones realizadas a los municipios:

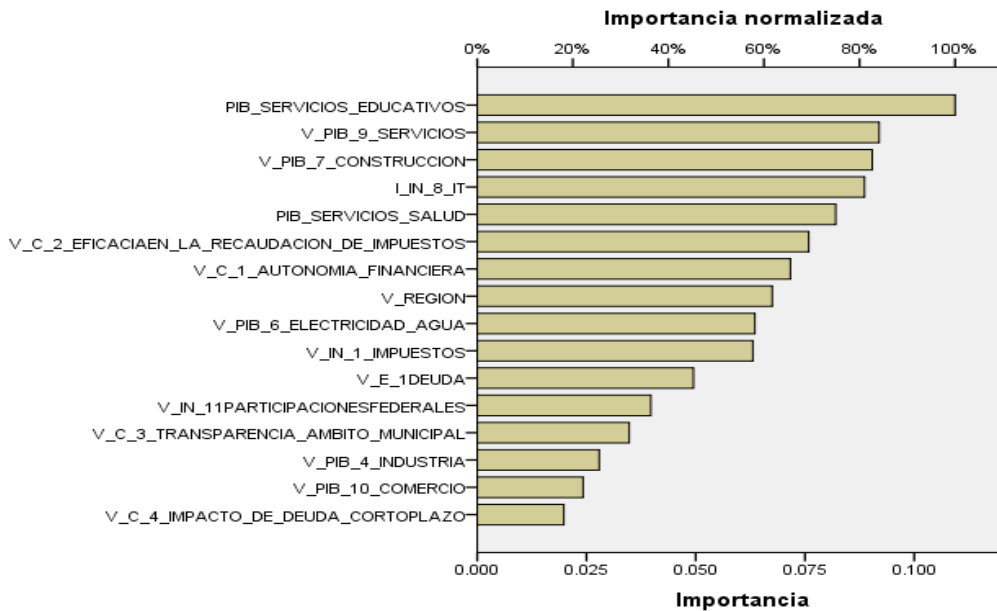
Figura 2.
Diagrama de la Red Neuronal Artificial planteada en la investigación



Fuente: Elaboración propia.

La sensibilidad del modelo neuronal obtenido en esta sección de la investigación, se ha desarrollado la figura .3, ordenando las variables de entrada de la Red Neuronal que tienen mayor sensibilidad para calificar un municipio del Estado de México.

Figura 3.
Criterios de Clasificación de la RNA MLP 16-4-7 de acuerdo a las calificaciones otorgadas por Moody's a los dieciséis Municipios del Estado de México en el periodo de 2007-2011.



Fuente: Elaboración propia en función de la RNA determinada.

En esta figura representada en un gráfico de torbellino, se aprecian que la asignación adecuada de los recursos y el buen uso de ellos hacen que un municipio tenga una mejor credibilidad crediticia, dada por Moody's. Las variables que considero este modelo están en orden de importancia debido a la sensibilidad de los nodos para determinar la asignación de la Calificación fueron : PIB de Servicios Educativos, PIB de Servicios, PIB Construcción, Ingresos Totales (IT), PIB Servicios de Salud, Eficacia en la Recaudación de Impuestos, Autonomía Financiera, Región, PIB Electricidad y Agua, Impuestos, Deuda, Participaciones Federales, Transparencia ámbito municipal, PIB Industria, PIB Comercio, y por último Impacto Deuda a Corto Plazo.

Parase ser que el modelo Neuronal trata de encontrar las variables que le son significativas para la calificadora Moody's , y al interpretarlos se resume en el que esta evaluadora del crédito está al pendiente del desarrollo de los municipios según la inversión en Sistemas de educación; de una adecuada asignación de recursos de municipio en sus Servicios; en la Infraestructura que se invierta dentro de él; en la forma y eficacia en la que obtiene los recursos financieros a través de Impuestos; en los sistemas de salud con que cuenta el municipio; y el desarrollo industrial y comercial dentro de él.

7. Conclusiones

En esta sección se presenta un análisis sobre los hallazgos encontrados en esta investigación. Esta discusión se basa en los objetivos planteadas para este trabajo.

Comenzando con el objetivo general en el objetivo principal de esta investigación en el que se planteó determinar el mejor modelo capaz de evaluar las variables que intervienen en el otorgamiento de la calificación crediticia hecha por Moodys para los municipios del Estado de México, e identificar la capacidad de predecir la calificación de este modelo respecto a su calificación.

Para ello se realizaron cuatro modelos, tres de ellos basados en metodología multivariada y uno aplicando inteligencia artificial, en específico con Redes Neuronales Artificiales. Los resultados sobre la capacidad de predecir por cada modelo sobre la calificación crediticia municipal se presentan en el cuadro 4.

Cuadro 4.

Comparativo entre los modelos analizados para poder clasificar a los municipios del Estado de México.

Modelo	Capacidad de predicción		Porcentaje de precisión del Modelo
	Cantidad de variables independientes	Dificultad para desarrollar el modelo	
Probit Ordenado	28	Moderado	62.5%
Componentes principales	53	Complicado	78.5%
Análisis Discriminante Múltiple	7	Fácil	80%
Red Neuronal Artificial <i>Multilayer 16-4-7r</i>	16	Complicado	93.4%

Fuente: Elaboración propia.

Como se puede apreciar en esta tabla, el modelo basado en redes neuronales artificiales tiene mayor capacidad para predecir y clasificar el criterio de calificación crediticia otorgado por Moody's. La dificultad de la modelación por esta técnica es la dificultad en construir el modelo para poder predecir y pronosticar; por otro lado el modelo que mejor predice después de las RNA es el Análisis Discriminante Múltiple, y debido a a su facilidad en construcción y la cantidad de variables independientes es menor, se afirma que se recomendaría utilizar el modelo discriminante para poder predecir la calificación de los Municipios del Estado de México.

Por lo tanto se afirma que si existen dos modelos que pueden determinar que calificación podría otorgar la calificación hecha por Moody's: en primer lugar la RNA MLP y seguido por un modelo ADM, el primero con alta capacidad de predicción y el segundo por su parsimonia.

Por otra parte, referente a los objetivos particulares en donde se propone identificar las variables que son determinantes en la determinación de la calificación crediticia de esta agencia de riesgos crediticios, en el cuadro 5 se muestran las variables que cada modelo ha considerado bajo sus principio matemáticos y estadísticos.

Cuadro 5.

Resumen de los modelos analizados en la investigación y su capacidad de predicción para determinar la calificación otorgada por Moody's a los municipios del Estado de México

NOMBRE	PROBIT ORD	ACP	ADM	RNA
INGRESOS				
PARTICIPACIONES FEDERALES				✓
IEO	✓	✓		
INGRESOS PROPIOS		✓		✓
INGRESOS CORRIENTES		✓		
ICOR	✓		✓	
INVI	✓			
IT	✓			✓
IFOS (INGRESOS FISCALES ORDINARIOS)	✓	✓	✓	
GASTO				
GCR (GASTO CORRIENTE)	✓	✓	✓	
GPRI	✓	✓		
CORP	✓		✓	
GOIFO	✓			
Capital de Trabajo Neto como porcentaje de los gastos totales	✓			
RESULTADO				
AHO	✓			
AHOIN	✓			
SALDO				
DEU	✓			
DIFOS	✓			
DD				✓
DDIFO	✓			
SOSTENIBILIDAD DE LA DEUDA				
SDEUAI	✓		✓	
SAHO	✓		✓	
SPAR	✓			
SIFOS	✓		✓	

(Continuación)

NOMBRE	PROBIT ORD	ACP	ADM	RNA
VARIABLES CUALITATIVAS				
EFICACIA EN LA RECAUDACIÓN DE	✓		✓	✓
TRANSPARENCIA EN EL ÁMBITO M	✓		✓	✓
IMPACTO DE LA DEUDA A CORTO PLAZO				✓
AUTONOMÍA FINANCIERA REGIÓN				✓
VARIABLES ECONÓMICAS				
PIB ELECTRICIDAD Y AGUA		✓		✓
PIB INDUSTRIA		✓		✓
PIB CONSTRUCCIÓN				✓
PIB SERVICIOS		✓		✓
PIB COMERCIO		✓		✓
PIB SERVICIOS DE SALUD				✓
PIB EDUCATIVO				✓
TRIB	✓			
CAPACIDAD DE PRECISIÓN(%)	62.5%	78.5%	80.0%	93.4%

Fuente: Elaboración propia.

En este cuadro se parecían que cada modelo determino distintas variables consideradas en la investigación, lo que nos da evidencia que es difícil determinar que variables deben trabajarse para tener una buena calificación dada por Moody's; debido a que unos modelos consideran diferentes variables entre sí. Lo que sí se pudo hallar al hacer este comparativo es que hay cuatro variables que se repiten en por lo menos tres de los cuatro modelos analizados que fueron Ingresos Fiscales (IFOS), los Gastos Corrientes (GCR), Eficacia en la Recaudación y Transparencia en el ámbito Municipal; variables que se deben medir con mayor cuidado por los analistas y responsables de las evaluaciones municipales para implementar estrategias de desarrollo en el municipio. Por lo que se puede afirmar que si se pudieron identificar las principales variables que permiten que un municipio del Estado de México sea calificada por la agencia Moody's a corto y mediano plazo.

Con lo anterior, se puede afirmar que los modelos de Redes Neuronales y los modelos de Análisis Discriminante son una alternativa que permite a los analistas financieros y de riesgos, a los responsables de la toma de decisiones ya sea federal, estatal y/o municipal, así como a los involucrados en prestar servicios a los municipios, y al público en general contar con herramientas como estas que den mayor certidumbre para la toma de decisiones financieras y crediticias, para que en el futuro otros municipios empiecen a ser evaluados por estas agencias calificadoras de crédito, y se tengan responsabilidad en manejar las variables halladas adecuadamente.

BIBLIOGRAFÍA

- (1) Alfonso, A. (2003). "Understanding the Determinants of Sovereign Debt Ratings: Evidence for the Two Leading Agencies". *Journal of Finance and Economics*, Vol.27, No.1.
- (2) Auditoría Superior de la Federación. Cámara de Diputados (Junio 2011). "Análisis de la Deuda Pública de las Entidades Federativas y Municipales, 2000-Marzo 2011".pp. 205.
- (3) "Aumenta inversión extranjera en Estado de México", El Universal.www.eluniversal.com.mx/notas/695842.html, (20 de mayo de 2011).
- (4) BANCO DE MÉXICO, "Encuesta Trimestral de Evaluación Coyuntural del Mercado Crediticio",<http://www.banxico.org.mx>, (21 de octubre de 2011).
- (5) Banco de México (2011). "Reporte Sobre el Sistema Financiero, Septiembre del 2011".
- (6) Benito, L. B., Brusca, A. I. y Montesinos, J. V. (2003). "Utilidad de la información contable en los rating de deuda pública". *Revista Española de Financiación y Contabilidad*. Vol. XXXII, No. 117, pp. 501-537.
- (7) Bennell, J. A., Crabbe, D., Thomas, S. y Gwilym, O. (2006). "Modelling sovereign credit ratings: Neural networks versus Ordered Probit", *Expert systems with applications*, Owain, 30 (3), pp. 415-425.
- (8) Cámara de Diputados y Senadores del H. Congreso de la Unión (2011). "Ley de Coordinación Fiscal", México.pp.72.
- (9) Cantor, R. y Packer, F. (1996). "Determinants and Impact of Sovereign Credit Ratings", *Economic Policy Review*. Federal Reserve Bank of New York 2 (2), pp. 37-52.
- (10) Carleton, W. T. y Lerner, E. M. (1969). "Statistical credit scoring of municipal bonds". *Journal of Money, Credit, and Banking*, Vol. 1(4), pp. 751-762.
- (11) Carleton Willard y Lerner Eugene, "Statistical Credit Scoring of Municipal Bonds", *Ohio State University Press*, Ohio, 2012; pp. 16.
- (12) Centro de Estudios de las Finanzas Públicas, "Análisis de los Informes sobre la Situación Económica, las Finanzas Públicas y la Deuda Pública, el primer trimestre de 2011", *Palacio Legislativo de San Lázaro*, CEFP/011/2011, mayo de 2011, pp. 32.
- (13) Centro de Estudios de las Finanzas Públicas, "Análisis sobre la Situación Económica de México al Primer Trimestre de 2011",*Palacio Legislativo de San Lázaro*, CEFP/010/2011, mayo de 2011, pp.32.
- (14) Centro de Estudios de las Finanzas Públicas, "Boletín Económico de Coyuntura", *H. Cámara de Diputados*, becefp/019/2011, pp. 11.
- (15) Cheung Stella (1996). "Provincial Credit Ratings in Canada: An Ordered Probit Analysis". *Financial Markets Department*, Bank of Canada. pp. 47.
- (16) Cluff, G. S. y Farnham, P. G. (1984). "Standard & Poor's vs. Moody's: which city characteristics influence municipal bond ratings". *Quarterly Review of Economics and Business*, Vol.24, pp. 73-94.

- (17) Comisión Nacional de Inversiones Extranjeras, *Informe estadístico sobre el comportamiento de la inversión extranjera directa en México (Enero-Junio de 2011)*, 2011, pp. 12.
- (18) Dallas E. Johnson, "Métodos multivariados aplicados al análisis de datos", trad. de Hernan Pérez Castellanos, México, 2000, pp. 566.
- (19) Dutta, S. y Shekhar, S. (1988). "Bond rating: A non conservative application of neural networks". IN: *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*. San Diego, California, 2, pp. 443-450.
- (20) *El Distrito Federal fue la entidad que obtuvo la mayor baja en captación de IDE*, <http://www.economista.com.mx>, (20 de mayo de 2011).
- (21) Ezequiel Uriel, "Análisis de datos. Series temporales y Análisis multivariante", Editorial AC, Madrid, España, 1995, pp. 433.
- (22) Fernández, L. R.(2006). "Evaluación de los ratings de la deuda Autonómica a través del análisis discriminante". *Investigaciones Regionales*, No. 8, pp. 105-122.
- (23) Firma especializada en la Evaluación financiera estatal y municipal Arrating, <http://www.arrating.com.mx/?target=contAR&tipo=analisis&id=27334> (9 de julio de 2012).
- (24) Fitch, Calificaciones crediticias; Disponible en: <http://www.fitchca.com>
- (25) Fitch Ratings, *Finanzas Públicas*, <http://fitchratings.com>, (7 de octubre de 2011), pp. 10.
- (26) Gaillard, N. (2009). "The determinants of Moody's sub-sovereign ratings". *International Research Journal of Finance and Economic*, 31 (2009), pp. 194–209.
- (27) Garcia. y Morales, A. (2014). Empresas exitosas y no exitosas que cotizan en la BMV del Sector Comercial: Una clasificación con análisis discriminante múltiple, modelos Logit y Redes Neuronales. *Estocástica finanzas y riesgo*. Vol. 4; Número 1. Enero-junio UAM. México. Pp-10-33.
- (28) Giugale, M. y Webb, S. (2000). "Achievements and Challenges of Fiscal Decentralization: Lessons from Mexico". *The World Bank*, Washington, Chapter 6.
- (29) Gómez-Gil Pilar y Mendoza Alfonso, "Herramientas para el Pronóstico de la Calificación Crediticia de las Finanzas Públicas Estatales en México"; México, 2009; pp. 37.
- (30) Gravas, P. (2012). "Calificaciones en Juego". *Finanzas y Desarrollo*, Volumen 49. No. 1, pp. 1-4.
- (31) Greene, W. (1993). "Econometric Analysis". Macmillan Publishing Company, Second Edition.
- (32) Hájek, P. (2011). "Municipal credit rating modelling by neural networks". *Decision Support Systems*, No. 51, pp. 108-118.
- (33) Hernández, S. R., Fernández, C. C. y Baptista, L. P. (2003). "Metodología de la Investigación". D.F, México, Mc Graw Hill.
- (34) Horton, J. J. (1970). "Statistical Classification of Municipal Bonds". *Journal of Bank Research*, Autumn, pp. 29-40.

- (35) Ibarra Jorge, García Gabriela y Sotres Lida, "Determinantes de la calificación crediticia de los gobiernos estatales mexicanos"; *Departamento de Economía, Instituto de Estudios Superiores de Monterrey*, México, 2009; pp. 38.
- (36) INEGI, "Finanzas públicas estatales y municipales", consulta interactiva de datos <<http://www.inegi.org.mx/est/contenidos/proyectos/registros/economicas/finanzas/default.aspx>> (5 de Julio de 2012).
- (37) Lane Timothy (1993). "Market Discipline", *IMF Staff Papers*. U.S.A., vol. 40-1. pp. 53-88.
- (38) Kim, J. W., Weistroffer, H. R. y Redmond, R. T. (1993). "Expert System for Bond Rating: A Comparative Analysis of Statistical, Rule-based, and Neural Network Systems". *Expert Systems*, 10(3), pp. 167-171.
- (39) Landon, S. y Smith, C. (2000). "Government Debt Spillovers and Creditworthiness in a Federation". *The Canadian Journal of Economics*, 33 (3), pp. 634-661.
- (40) Lewis, B. L., Patton, J. M. y Green, S. L. (1988). "The effects of Information Choice and Information Use on Analysts predictions of Municipal Bond Rating Changes". *The Accounting Review*, April, pp. 270-282.
- (41) Liss, H. y Fons, J. (2006). "Mapping Moody's national scale ratings to global scale ratings". *Moody's Rating Methodology*, December.
- (42) López Camacho Víctor Adan (2003). "Deuda Pública de Estados y Municipios: Una alternativa para Financiar Proyector de Infraestructura". *Indetec*, Primera Edición, México. pp.210.
- (43) López Mauricio (2002), "Finanzas Municipales en México: En la búsqueda de un eficiente comportamiento de los egresos"; Centro de Investigación y Docencia Económicas, México D.F., pp. 39.
- (44) Marcela Ojeda Castilla, "Deuda de estados y municipios con la banca, de 221.7 mil mdp, México", *El Financiero, Finanzas*, lunes 22 de agosto de 2011, pp. 10.
- (45) Martínez, R. M. y Uriostegui, F. (2011). *Moody's Investors Service, Grupo sub-soberanos. A ratings guide*, Moody's Investors Service Global Credit Research, special comment, September.
- (46) Mendoza V. A. (2008). "Índices de fragilidad Financiera de los Gobiernos Estatales 2001-2007". *Serie de Documento Estratégicos*, No. 2. Centro de Investigación e Inteligencia Economía (CIIE).
- (47) Mendoza, V. A. y Gómez, G. P. (2009). "Herramientas para el Pronóstico de la Calificación Crediticia de las Finanzas Públicas Estatales en México: Redes Neuronales Artificiales, Modelo Probit Ordenado y Análisis Discriminante". *Comité de Investigación de Premio Nacional de Mercados Financieros de la Bolsa Mexicana de Valores*. México. pp.37.
- (48) MÉXICO, "Código Financiero del Estado de México y Municipios, Prontuario de Legislación Financiera 2011", pp. 1042.

- (49) MÉXICO, CONAPO, “Indicadores demográficos básicos 1990-2030, México”, <http://www.conapo.gob.mx>, (20 de mayo de 2011).
- (50) MÉXICO, CONAPO. “Población total de los municipios a mitad de año, 2005-2030”, México, <http://www.conapo.gob.mx>, (21 de octubre de 2011).
- (51) MÉXICO, <http://www.exploandomexico.com.mx>, (20 de mayo de 2011).
- (52) MÉXICO, INEGI, <http://www.cuentame.inegi.gob.mx>, (21 de octubre de 2011).
- (53) MÉXICO, INEGI, “Estructura del mercado laboral y empleo en el Estado de México en el primer trimestre de 2009”, México, 2009, <http://www.inegi.gob.mx>, (20 de mayo de 2011).
- (54) MÉXICO, INEGI, <http://www.cuentame.inegi.gob.mx/monografias/informacion/mex/economia/ue.aspx?tema=me&e=15>, (21 de octubre de 2011).
- (55) MÉXICO, Instituto de Salud del Estado de México, <http://www.salud.edomex.gob.mx/html/>, (21 de octubre de 2011).
- (56) MÉXICO, “Ley Orgánica Municipal del Estado de México”, *Prontuario de Legislación Financiera 2011*, pp. 1042.
- (57) MÉXICO, “Indicadores de Empleo en el Estado de México”, *Secretaría de Desarrollo Económico* <http://www.edomexico.gob.mx/sedeco/>, (20 de mayo de 2011).
- (58) MÉXICO, SEP, “Estadístico Histórico del Sistema Educativo Nacional, SEP Ciclos Escolares 2000-2009”, México, <http://www.dgpp.sep.gob.mx>, (20 de mayo de 2011).
- (59) MÉXICO, “Principales cifras del ciclo escolar 2008-2009”, *Sistema Educativo de los Estados Unidos Mexicanos*, <http://www.dgpp.sep.gob.mx>, (20 de mayo de 2011).
- (60) MÉXICO, “Población total a mitad de año con seguridad social por edad quinquenal 2009”, *Sistema Nacional de Información en Salud*, <http://www.sinais.salud.gob.mx>, (20 de mayo de 2011).
- (61) Michel. (1977). “Municipal Bond Ratings: a Discriminant Analysis Approach”. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, November, pp. 587-598.
- (62) Moody’s, Calificaciones crediticias; Disponible en: <http://www.moodys.com/>
- (63) Moody’s Investors Service, “Rating symbols and definitions”; *Moody’s Investors Service*, New York, 2012; pp. 40.
- (64) Morton, T. G. (1973). “A Statistical Analysis of Municipal Bond Ratings”. *Ph. D. Dissertation, Syracuse University*.
- (65) Munoz, R. y Warburton, S. (2011). “Moody’s Investors Service, Grupo sub-soberanos”. *A ratings guide, Moody’s Investors Service Global Credit Research, special comment*, May.
- (66) Peña, A. (2002). “La Calificación del Riesgo Soberano: Análisis de sus Determinantes”. *Revista de Economía-Segunda Época*, Banco Central de Uruguay, 9(2), pp. 124-60.

- (67) Rosch, D. (2004). "An Empirical Comparison of Default Risk Forecasts from Alternative Credit Rating Philosophies". *International Journal of Forecasting*, Vol. 21, No. 1, (January-March 2005), pp. 37-51.
- (68) Rubinfeld, D. (1973). "Credit Ratings and the Market for General Obligation Municipal Bonds". *National Tax Journal*, Vol.26, No.1.
- (69) Rubio Laura, Freedman Aaron, Martínez-Richa María, et. al. (2011) "Reporte Especial: Estados y municipios Mexicanos en breve", *Moody's investors Service*, México, Reporte No. 135340; pp. 19.
- (70) Salvador Manuel, "Introducción al análisis multivariante", Estadística<<http://www.5campus.com/leccion/anaml>>(19 de Junio de 2012).
- (71) Sobarzo Fimbres, Horacio (2005). "Federalismo Fiscal en México, *Economía, Sociedad y Territorio*", *Dossier especial*, Ed. El Colegio Mexiquense, A.C., Toluca, México, pp. 103-121.
- (72) Standard & Poor, Calificaciones crediticias; Disponible en: <http://www.standardandpoors.com>
- (73) Stephen, F., Halina, F. y Weijian, L. (2008). "Modeling the Effect of Macroeconomic Factors on Corporate Default and Credit Rating Transitions". *Default Risk.com*, Disponible en: http://www.defaultrisk.com/pp_model146.htm
- (74) Trillo, H.F. (1997). "¿Es Disciplinario el Mercado Crediticio Estatal Mexicano? Una Arista para el Nuevo Federalismo". *El Trimestre Económico*. 64(2), pp. 199-219.
- (75) Víctor Felipe Piz, "Sobreendeudamiento de estados, México", *El Financiero, Finanzas*, miércoles 17 de agosto de 2011, pp. 8.
- (76) Yolanda Morales, "S&P retira nota a siete municipios y a cinco estados, México", *El Economista*, viernes 21 de enero de 2011, <http://eleconomista.com.mx/industrias/2011/01/21/sp-retira-nota-siete-municipios-cinco-estados> (20 de mayo de 2011).
- (77) Wescott, S. H. (1988). "An Assessment of the Ability of Accounting Numbers to Predict Municipal General Obligation Bond Ratings". *Research in Governmental and Not For Profit Accounting*, vol. 4, pp. 79-103.

Anexo I

Cuadro I. Descripción de las Variables.

NOMBRE	FÓRMULA	DEFINICIÓN
INGRESOS		
IEO	Ingreso Efectivo Ordinario= Impuestos + Derechos + Productos + Aprovechamientos + Contribuciones + Participaciones	Estas variables brindan información acerca del monto de los ingresos recaudados por el municipio derivado de los distintos rubros, y a su vez muestran si los ingresos serán suficientes para cubrir los compromisos adquiridos.
INGRESOS PROPIOS	Impuestos + Derechos + Productos + Aprovechamientos	
INGRESOS CORRIENTES		
ICOR	Ingresos Propios /Gasto Corriente	
INVB	Gasto en Inversión/PIB municipal	
INVI	Gasto en Inversión/Ingresos Propios	
INVP	Gasto en Inversión/Gasto Primario	
IT	Ingresos Totales= Ingresos Propios + Ingresos Federales + Ingresos Estatales	
IFOS	Ingresos Fiscales Ordinarios= Participaciones + Remanentes ramo 33 + Otros recursos Federales + Ingresos Propios	
IEIT	Ingresos Propios/(Impuestos + Derechos + Productos +Aprovechamientos+ Participaciones + FORTAMUNDF	
GASTO		
GCR	Gasto Corriente= Servicios Personales + Servicios Materiales +Servicios Generales	Las variables de gasto se utilizan para analizar los egresos que tiene el municipio y al mismo tiempo permite comparar si los ingresos son suficientes para cumplir con sus obligaciones.
GPRI	Gasto Primario= Gasto en Inversión + Transferencias + ADEFAS + Gasto Corriente	
CORP	Gasto Corriente/Gasto Primario	
GTO. DE INVERSIÓN		
GOIFO	Gasto Corriente/Ingresos Fiscales Ordinarios	
Capital de Trabajo Neto	Capital de Trabajo/Gasto Total	
RESULTADO		
AHO	Ahorro Fiscal como porcentaje del Ingreso Efectivo Ordinario= (Ingreso Total-Gasto Primario + Gasto de Inversión + ADEFAS)/Ingreso Efectivo Ordinario	Las variables de resultado muestran el monto o la proporción de los ingresos que se destinan para el ahorro.
AHOIN	Ahorro Interno=Ingresos Totales-Gasto Primario	
AHOINIFO	Ahorro Interno/Ingresos Fiscales Ordinarios	
SALDO		
DEU	Balance de la Deuda	Las variables de saldo miden el nivel de endeudamiento o apalancamiento que tiene el municipio.
DAH	Deuda Pública/(Ingreso Total-Gasto Primario + Gasto en Inversión + ADEFAS)	
DPAR	Deuda Pública/Participaciones Federales	
DIEO	Deuda Pública/Ingreso Efectivo Ordinario	
DPIB	Deuda Pública/PIB estatal	
DIFOS	Balance de la Deuda/Ingresos Fiscales Ordinarios	
DD	Deuda Pública	
DDIFO	Deuda Pública/Ingresos Fiscales Ordinarios	
DDAI	Deuda Pública/Ahorro Interno	
Saldo Operativo Bruto	(Ingresos corrientes-Gastos corrientes)/Ingresos Corrientes	

Continuación.

NOMBRE	FÓRMULA	DEFINICIÓN	
SOSTENIBILIDAD DE LA DEUDA			
SDEU	Servicio de la Deuda= Ingresos Fiscales Ordinarios-Gasto Operativo	Las variables de sostenibilidad de la deuda permiten identificar la proporción que se utiliza de los diferentes ingresos para cubrir la deuda municipal.	
SDEUAI	Servicio de la Deuda/Ahorro Interno		
SAHO	Servicio de la Deuda/(Ingresos Totales - Gasto Corriente + Gasto en Inversión)		
SPAR	Servicio de la deuda/Ingresos Federales		
SIFOS	Servicio de la deuda/Ingresos Fiscales Ordinarios		
Deuda Directa e Indirecta	Balance de la Deuda/Ingresos Corrientes		
VARIABLES CUALITATIVAS			
EFICACIA EN LA RECAUDACIÓN DE IMPUESTOS	Esas variables las mide el Órgano Superior de Fiscalización del Estado de México (OSFEM), a través de los colores del semáforo. Por ello, asignamos al color rojo (0,0), mientras que al color amarillo (1,0), y por último al color verde (0,1).		
TRANSPARENCIA EN EL ÁMBITO MUNICIPAL			
IMPACTO DE LA DEUDA A CORTO PLAZO			
AUTONOMÍA FINANCIERA			
REGION			
PARTIDOS POLÍTICOS			Esta variable se creó con información proveniente del Instituto Electoral del Estado de México (IEEM)
CRISIS			Esta variable fue creada por los autores
REGIÓN	Esta variable se creó con información proveniente del Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática		
VARIABLES DEMOGRÁFICAS			
POB. DEPENDIENTE	Número de dependientes definidos como el total de menores de 14 años de edad, más el total de la población de 65 años y más.	Las variables demográficas nos permiten identificar las características regionales de la población.	
POB. EN EDAD DE TRABAJAR	Población económicamente activa, conjunto de personas, de uno u otro sexo, que están dispuestas a aportar su trabajo para la producción de bienes y servicios económicos y que se encuentre en edad de 12 o más años de edad.		
VARIABLES ECONÓMICAS			
PIB VALOR AGREGADO BRUTO	Es el Producto Interno Bruto sin tomar en cuenta impuestos indirectos que gravan las operaciones de producción.	Son indicadores representativos que ayudan a medir el crecimiento o decrecimiento de la producción de bienes y servicios de forma sectorial de cada Municipio. La suma de estos da como resultado el PIB total Municipal.	
PIB AGRICULTURA Y GANADERÍA	Está formado por las actividades económicas relacionadas con la transformación de los recursos naturales en productos primarios no elaborados. Por lo usual, los productos primarios son utilizados como materia prima en las producciones industriales. Las principales actividades del sector primario son la agricultura, la minería, la ganadería, la silvicultura, la apicultura, la acuicultura, la caza y la pesca.		
PIB MINERÍA	La actividad de Extracción de Minerales, comprende la explotación de minas y canteras, es decir la extracción de los minerales que se encuentran en estado natural, ya sea en minas subterráneas o tajo abierto. Esta actividad comprende también la molienda, preparación y beneficio. Este conjunto de actividades generalmente se realiza en el lugar de la extracción del mineral o en sus cercanías.		
PIB ELECTRICIDAD Y AGUA	Esta categoría comprende la generación, transformación y distribución de energía eléctrica (que puede ser de tipo hidráulico y térmico), así como la recolección, extracción, tratamiento y distribución de agua y los servicios de desagüe. Estos productos pueden ser vendidos a consumidores de tipo residencial		
PIB CONSTRUCCIÓN	Es el cálculo de toda la actividad económica la actividad que se debe desarrollar para hacer una edificación, una planta industrial, una infraestructura pública o cualquier sistema análogo de acuerdo con el diseño de ingeniería que se hubiera realizado previamente por uno o varios técnicos especializados en el campo.		
PIB INDUSTRIAS MANUFACTURERAS	La Industria Manufacturera agrupa todas las actividades dedicadas a la transformación mecánica o química, de materiales o componentes en productos nuevos. Estos trabajos pueden ser efectuados con máquina, a mano, en fábrica o en el domicilio. Esta actividad abarca diferentes etapas desde la transformación de los productos de extracción, el procesamiento de productos semielaborados hasta la elaboración de productos complejos obtenidos de prolongados y complicados trabajos de alta		
PIB SERVICIOS	Se dedica, sobre todo, a ofrecer servicios a la sociedad, a las personas y a las empresas. Lo cual significa una gama muy amplia de actividades que está en constante aumento. Su labor consiste en proporcionar a la población todos los productos que fabrica la industria, obtiene la agricultura e incluso el propio sector servicios.		
PIB COMERCIO	La actividad Comercio al por mayor y al por menor, consiste en la compra y venta de bienes nuevos o usados sin alterar o transformar su estado original. El comercio al por mayor comprende aquellos establecimientos cuyas ventas se pueden destinar a comerciantes al por menor, a usuarios industriales, a otros mayoristas, y a quienes actúan en calidad de agente o corredor en la compra o venta de mercancías. El comercio al por menor, comprende aquellos establecimientos cuyas ventas se destinan al público en general para su consumo o uso personal.		
PIB TRANSPORTES Y CORREOS	La actividad Incluye el transporte terrestre, aéreo, acuático, transporte por tuberías (oleoducto); además los servicios auxiliares que faciliten el funcionamiento de los vehículos de transporte, la carga y descarga de los bienes, terminales de puertos, aeropuertos, las agencias de contrata de carga y pasajes, playas de estacionamiento, peajes; también se considera los almacenes, las agencias de viajes, las actividades de los guías turísticos. El 22 alquiler de equipo de transporte con conductor está relacionado con el transporte y se incluye en esta actividad. Las Comunicaciones comprende telefonía, fax,		
PIB SERVICIOS FINANCIEROS Y SEGUROS	Los Productores de Servicios Financieros, realizan servicios de intermediación financiera, que consisten en captar recursos financieros de terceros y distribuirlos entre los diferentes agentes de la economía. Las instituciones que realizan esta actividad reciben intereses por las colocaciones de fondos y pagan intereses por los depósitos captados.		
PIB SERVICIOS INMOVILIARIA	La actividad Alquiler de Vivienda, constituye la renta proveniente del uso o alquiler de casas, habitaciones, departamentos y similares que se utilizan como vivienda; y que comprende los gastos de las familias en alquileres efectivamente pagados y las rentas imputadas a los propietarios que habitan sus viviendas.		
PIB INFORMACIÓN EN MEDIOS	La actividad Servicios Prestados a Empresas es aquella que abarca a un grupo muy heterogéneo de formas de trabajo que se ofrecen a otras unidades económicas con el fin de facilitar su proceso productivo. Incluye desde actividades de ejecución elemental, como la limpieza de locales, hasta labores complejas (investigación y experimentos), donde se utiliza para su ejecución un alto nivel tecnológico.		
PIB SERVICIOS PROFESIONALES	La actividad Servicios Prestados a Empresas es aquella que abarca a un grupo muy heterogéneo de formas de trabajo que se ofrecen a otras unidades económicas con el fin de facilitar su proceso productivo. Incluye desde actividades de ejecución elemental, como la limpieza de locales, hasta labores complejas (investigación y experimentos), donde se utiliza para su ejecución un alto nivel tecnológico.		

Fuente: Elaboración propia