



Universidad Nacional Autónoma de México
Programa de Posgrado en Ciencias de la Administración

**Pronóstico de ventas de las empresas del sector alimentos: una
aplicación de Redes Neuronales y minería de datos**

T e s i s

Que para optar por el grado de:

Maestro en Finanzas

Presenta:
Eliseo Ramírez Reyes

Tutor:
Dr. Arturo Morales Castro
Facultad de Contaduría y Administración

Ciudad de México, junio de 2017



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

Agradecimientos

Gracias Dios por permitirme alcanzar mis propósitos con el apoyo y el respaldo de todos los seres que me han acompañado siempre.

Gracias UNAM por la formación científica y cultural de excelencia que desde siempre ha distinguido a ésta Magna Casa de Estudios.

Gracias al programa de becas de la FCA y el CONACYT por el apoyo recibido.

Gracias a mi asesor, Dr. Arturo Morales, por la dedicación, empeño, motivaciones y los consejos valiosos recibidos.

Gracias a mis sinodales. Mtro, Hideo Taniguchi, Mtra. Rosario Higuera, Mtro. Fernando Pérez y Mtro. Oscar Sánchez por sus valiosos comentarios y aportaciones.

Gracias a mis amigos y compañeros de maestría por su apoyo y empatía dentro y fuera de las aulas.

Resumen

El objetivo de esta investigación es pronosticar las ventas de las siguientes empresas: Industrias Bachoco, Grupo Bafar, Grupo Bimbo, Gruma, Grupo Herdez, Grupo Lala y Grupo Industrial Maseca del periodo 2006 al 2015, a través de modelos lineales (regresión lineal) y no lineales (Redes Neuronales Artificiales, tablas de decisión, árbol de decisión y procesos gaussianos, que son las llamadas técnicas de minería de datos) para medir el desempeño de cada uno de ellos y seleccionar la que presente un mayor ajuste a los datos históricos.

Las variables económico-financieras para la construcción de los modelos de pronósticos son: salario mínimo, precios de la materia prima, población total en México, porcentaje de población urbana, cinco razones financieras (pasivo total / activo total, pasivo total / capital contable, pasivo a largo plazo / activo fijo, Utilidad de operación / Intereses pagados, ventas netas / pasivo total), tipo de cambio fix y tres índices de *Standard & Poor's* (*Global BMI Consumer Staples*, *Commodity Producers Agrobusiness* y *Composite 1500 Consumer Staples*).

Como resultado, en el periodo de 2006-2015 los modelos de regresión lineal múltiple presentan un mejor desempeño en determinar las ventas de Bachoco, Bafar, Herdez, Lala y Maseca con más de 90% de recuperación de los datos dentro de este periodo. El modelo de RNA tiene un mejor desempeño en determinar las ventas de Bimbo en el periodo de 2006-2015 con más del 90% de recuperación de datos. El modelo de tabla de decisiones muestra un mejor desempeño en determinar las ventas de Gruma en el periodo de 2006-2015 con más del 90% de recuperación de datos.

Los modelos de tabla de decisiones y árbol de decisiones son más precisos en el pronóstico de ventas de los primeros tres trimestres del 2016 de las empresas: Bachoco, Bafar, Bimbo, Gruma, Herdez y Maseca. El modelo de regresión lineal es más preciso para el pronosticar las ventas de Lala en 2016.

Palabras clave: Pronóstico de ventas, variables económico-financieras, minería de datos, regresión lineal, empresas de alimentos.

Abstract

The objective of this study is to do a sale forecast of this companies: Industrias Bachoco, Grupo Bafar, Grupo Bimbo, Gruma, Grupo Herdez, Grupo Lala y Grupo Industrial Maseca from 2006 to 2015 through lineal (lineal regression) and non-lineal models (Artificial Neural Networks, decision table, decision tree, Gaussian processes models) to evaluate the performance of each one and select the technique which present better results than others.

The economic-financial variables for building the forecast models are: minimum wage, raw materials price, total mexican population, urban population concentration, five financial ratios (total liabilities / total assets, total liabilities / capital, non-current liabilities / non-current assets, EBITDA / Interest expense, total revenue/ total liabilities), exchange rate fix and three Standard & Poors indices ((Global BMI Consumer Staples, Commodity Producers Agrobusiness y Composite 1500 Consumer Staples).

As a result, in the period of 2006 to 2015 lineal regression models show a better performance than others to determine Bachoco, Bafar, Herdez, Lala and Maseca sales with more than 90% of data recovery in that period. RNA model show the best performance to determine Bimbo sales from 2006 to 2015 with more than 90% of data recovery. Decision table model show the best performance to determine Gruma sales from 2006 to 2015 with more than 90% of data recovery.

Decision table and decision tree models are more accurate to forecast sales of the first three quarters of 2016 of the following companies: Bachoco, Bafar, Bimbo, Gruma, Herdez y Maseca. Lineal regression model is more accurate to forecast Lala sales in 2016.

Keywords: sales forecasting, economic-financial variables, data mining, lineal regression, food companies.

Índice

Resumen -----	iii
Abstract -----	iv
Índice -----	v
Índice de tablas -----	vi
Índice de figuras -----	vi
Metodología de la investigación -----	1
Introducción -----	1
Planteamiento del problema -----	2
Pregunta general, objetivos e hipótesis. -----	3
Justificación de la investigación -----	5
Metodología -----	7
Parte I: Marco teórico	
Capítulo 1: Los pronósticos como parte del proceso administrativo -----	9
Resumen capitular -----	9
Capítulo 2: Efectividad de los pronósticos -----	13
Resumen capitular -----	25
Parte II: Implementación de los métodos de pronóstico y comparación de resultados.	
Capítulo 3: Pronósticos con Redes Neuronales Artificiales -----	26
Resumen capitular -----	37
Capítulo 4: Modelos de regresión lineal -----	38
Resumen capitular -----	49
Capítulo 5: Minería de datos -----	50
Resumen capitular -----	60
Capítulo 6: Análisis de resultados y discusiones -----	61
Resumen capitular -----	85
Conclusiones -----	86
Referencias bibliográficas -----	89
Anexos -----	95

Índice de tablas

Tabla 1. Participación en el Índice de Precios y Cotizaciones -----	7
Tabla 2. Maneras de abordar los pronósticos de ventas -----	13
Tabla 3. Técnicas del pronóstico de ventas por categoría -----	15
Tabla 4. Ventajas y desventajas de los métodos de pronósticos -----	19
Tabla 5. Técnica de pronóstico y precisión por medio del error absoluto de la empresa Bachoco -----	63
Tabla 6. Técnica de pronóstico y precisión por medio del error absoluto de la empresa Bafar -----	67
Tabla 7. Técnica de pronóstico y precisión por medio del error absoluto de la empresa Bimbo -----	70
Tabla 8. Técnica de pronóstico y precisión por medio del error absoluto de la empresa Gruma -----	74
Tabla 9. Técnica de pronóstico y precisión por medio del error absoluto de la empresa Herdez -----	77
Tabla 10. Técnica de pronóstico y precisión por medio del error absoluto de la empresa Lala -----	81
Tabla 11. Técnica de pronóstico y precisión por medio del error absoluto de la empresa Maseca -----	84

Índice de figuras

Figura 1. Principales fuentes generadoras de divisas -----	6
Figura 2. Los cuatro fundamentos de ventas -----	10
Figura 3. El proceso de pronóstico y las múltiples funciones del negocio -----	11
Figura 4. Disponibilidad de datos de la gama de productos -----	20
Figura 5. Árbol de selección del método de pronósticos simplificado para situaciones donde los datos están disponibles -----	21
Figura 6. Arquitectura de una Red Neuronal -----	52
Figura 7. Arquitectura del Perceptrón multicapa -----	53
Figura 8. Arquitectura de una red PNN -----	54

Metodología de investigación

Introducción

En esta investigación se presenta una propuesta metodológica para determinar el comportamiento de las ventas de las siguientes empresas del sector alimentos: Industrias Bachoco, Grupo Bafar, Grupo Bimbo, Gruma, Grupo Herdez, Grupo Lala y Grupo Industrial Maseca. En la cual, se comparan modelos lineales y no lineales para determinar aquellos que presenten un mayor ajuste a los datos históricos.

De acuerdo con Zang (2004), las Redes Neuronales Artificiales (RNA) tienen una gran capacidad de predicción y clasificación de patrones, las cuales han sido utilizadas en diferentes campos de investigación.

Zang (2004) muestra las diversas aplicaciones de las redes neuronales en el pronóstico de negocios. Las aplicaciones incluyen las áreas de contabilidad, finanzas, marketing, economía, producción y operaciones, negocios internacionales, turismo y transportación. Sin embargo, en el tema de pronóstico de ventas se han realizado pocas investigaciones sobre la relación causal que existe entre las variables económico-financieras y las ventas de una empresa.

Lo que motiva esta investigación es realizar modelos, tanto lineales como no lineales, que permitan encontrar la relación causal entre las variables económico-financieras propuestas: salario mínimo, precios de la materia prima, población total en México, porcentaje de población urbana, cinco razones financieras, tipo de cambio fix y tres índices de *Standard & Poor's*.

En el tema de minería de datos la metodología se refiere a la familia de algoritmos de minería de datos que comparten un fundamento teórico. Como ejemplo de familias se encuentran: probabilísticos, tablas de decisión, árboles de decisión y redes neuronales y meta clasificadores.

En minería de datos, la técnica es como resuelve el fundamento (metodología) un problema en la práctica. Es la herramienta utilizada para resolver un problema de predicción o de clasificación de patrones. Como ejemplo, de la familia de redes neuronales, la técnica utilizada en esta investigación es perceptrón multicapa.

El modelo de minería de datos es la asociación propuesta de variables dependientes e independientes mediante una expresión matemática. Como ejemplo, es la propuesta de esta investigación de asociar 13 variables económico-financieras al pronóstico de ventas de 7 empresas del sector alimentos.

Así, cuando nos referimos a las Redes Neuronales Artificiales (RNA) son técnicas cuando hablamos de ellas sin mencionar una relación entre variables dependientes e independientes. En el caso contrario, estaríamos hablando de un modelo.

Planteamiento del Problema

Las empresas pueden tomar una ventaja comercial si tienen la capacidad de pronosticar sus ventas con mayor precisión, los resultados de dicho pronóstico pueden ser utilizados en el desarrollo de sus planes estratégicos (Boulton 2003, citado en Gould, 2015), en esto radica su importancia.

Sin embargo, la mayoría de las empresas mexicanas realizan su pronóstico de ventas de manera empírica, en donde el gerente de ventas realiza un pronóstico como resultado de la suma de las estimaciones individuales de sus vendedores.

La mayoría de la investigación realizada en el tema de pronósticos de ventas se ha realizado en la metodología de series de tiempo donde las técnicas más utilizadas son: promedios móviles, Box-Jenkins y suavizamiento exponencial como lo muestra Gould (2015), en donde se compara la precisión que presentan cada una de las técnicas para seleccionar la que presente una mayor precisión.

Sin embargo, se ha realizado poca investigación en el pronóstico de ventas utilizando el modelo causal, que establece la relación entre variables, las cuales ocurrieron en el pasado y se plantea que sean válidas en el futuro. En esta investigación se realizará el pronóstico de ventas con el modelo causal utilizando Redes Neuronales Artificiales (RNA). Además, se incluirá un pronóstico con técnicas de minería de datos para comparar los resultados obtenidos con las RNA.

Los modelos de pronósticos de ventas han presentado un avance desde los modelos estadísticos tradicionales como la regresión lineal simple y el modelo ARIMA hasta los modelos avanzados como lo son las Redes Neuronales Artificiales (RNA) como lo menciona (Gupta, 2013).

Se ha comprobado mediante investigaciones acerca de los avances en las técnicas del pronóstico de ventas que las Redes Neuronales Artificiales (RNA) presentan una mayor precisión en comparación con algunos métodos como el de regresión lineal y el de ARIMA. Sin embargo, no se han aprovechado las características que las RNA presentan como la asociación, evaluación y reconocimiento de patrones para estimar el impacto que tendrían algunas variables asociadas a las ventas de una compañía.

Por eso es necesario analizar el comportamiento de ventas de las empresas con un enfoque de sistemas complejos, en donde se encuentran dos investigaciones que fueron presentadas en la Conferencia de Sistemas Complejos 2016.

El primero de ellos lleva el nombre de: *Detection of Abnormal Changes in Financial Markets*. Esta investigación aborda el tema de mercados financieros con un modelo de caminata aleatoria. Hideki Takayasu, autor de la investigación encuentra una correlación entre partículas coloidales suspendidas en agua y las órdenes de compra y venta en torno al precio de mercado.

J. Doyne Farmer en su investigación *Complexity economics: What is it and what problems can it solve?* Desarrolla el origen y las técnicas para resolver la economía de la complejidad enfocando el estudio de la economía como un sistema complejo.

A pesar de las ventajas que muestra un pronóstico preciso de las ventas, se ha realizado muy poca investigación en la que se determine el impacto que tienen las variables en el pronóstico de ventas para realizar un análisis completo.

Ante esta situación es necesaria la implementación de una Red Neuronal Artificial (RNA) para asociar y medir el impacto que tienen de las variables que intervienen en las ventas. Mediante el cálculo del impacto de las variables de entrada en la RNA se podrá conocer cuál de estas presentan una mayor sensibilidad a las ventas. En esta investigación se estudiará una empresa cuyas principales líneas de negocio son: pollo, huevo, alimento balanceado, cerdo, productos de valor agregado de pavo, de res, leche, maíz y trigo.

Esta investigación se enfocará en un grupo de empresas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) que pertenecen al sector alimentos para realizar el pronóstico de ventas.

Preguntas de investigación:

Las preguntas generales son:

¿Es posible diseñar una arquitectura de Red Neuronal Artificial que supere el pronóstico de ventas que se estima en la regresión lineal múltiple y las técnicas de minería de datos?

Pregunta secundaria:

¿A través del pronóstico de ventas y algunos indicadores económico-financieros se podrá determinar con mayor precisión el precio de las acciones de las empresas del sector alimentos?

Objetivos de la investigación

Objetivo general.

Diseñar e implementar una Red Neuronal Artificial que pueda realizar un mejor pronóstico de ventas que las técnicas de regresión lineal múltiple y minería de datos.

Objetivo secundario

Diseñar e implementar una Red Neuronal Artificial univariada y una multivariada con el objetivo de estudiar el comportamiento y el pronóstico de las ventas.

Hipótesis

Hipótesis principal

Las Redes Neuronales Artificiales presentan un mejor pronóstico de los datos en comparación con las técnicas de regresión lineal múltiple y minería de datos.

Hipótesis secundaria:

La Red Neuronal Artificial multivariada presenta un mejor desempeño al pronosticar ventas que una Red Neuronal Artificial univariada.

Lo anterior se resume en el siguiente cuadro:

Pregunta Principal	Objetivo General	Hipótesis Principal
¿Es posible diseñar una arquitectura de Red Neuronal Artificial que supere el pronóstico de ventas que se estima en la regresión lineal múltiple y las técnicas de minería de datos?	Diseñar e implementar una Red Neuronal Artificial que pueda realizar un mejor pronóstico de ventas que las técnicas de regresión lineal múltiple y minería de datos.	Las Redes Neuronales Artificiales presentan un mejor pronóstico de los datos en comparación con las técnicas de regresión lineal múltiple y minería de datos.
Pregunta Secundaria	Objetivo Secundario	Hipótesis secundaria
¿A través del pronóstico de ventas y algunos indicadores económico-financieros se podrá determinar con mayor precisión el precio de las acciones de las empresas del sector alimentos?	Diseñar e implementar una Red Neuronal Artificial univariada y una multivariada con el objetivo de estudiar el comportamiento y el pronóstico de las ventas.	La Red Neuronal Artificial multivariada presenta un mejor desempeño al pronosticar ventas que una Red Neuronal Artificial univariada.

Justificación del estudio.

La mayoría de la investigación realizada en el tema de pronóstico de ventas ha sido abordada desde el punto de vista estadístico, en donde se comparan diferentes métodos para obtener aquel que presente el menor error de una serie de datos históricos de ventas. Lo anterior se fundamenta en que el método estadístico que mejor represente a los datos históricos será el que obtenga un pronóstico con mayor precisión. Estos son los pronósticos de series de tiempo.

Se ha realizado poca investigación en México en donde se apliquen redes neuronales al pronóstico de ventas. Ortiz (2002) realizó una investigación sobre la aplicación en Redes Neuronales Artificiales (RNA) en las ventas de una compañía refresquera, en donde realiza un análisis comparativo de los pronósticos de ventas obtenidos mediante Redes Neuronales Artificiales y los métodos tradicionales. Esta investigación se encuentra en el tema de pronósticos de series de tiempo donde se compara la precisión obtenida mediante el uso de las RNA contra los métodos estadísticos.

Sin embargo, los pronósticos basados en modelos causales y modelos a criterio han sido poco investigados, por lo que en esta investigación se construirá un modelo de ventas para las empresas del sector alimentos basado en el modelo causal en donde se busca explicar las variables que impactan a las ventas y la relación que mantienen entre sí, mediante el uso de Redes Neuronales Artificiales, de las que se ha probado que tienen un mejor desempeño en comparación con los métodos estadísticos al pronosticar (Jaric, 2003).

Los resultados de esta investigación son para la aplicación de las empresas mexicanas, en particular a aquellas que sean productoras de bienes de consumo, generando una mayor precisión en su pronóstico de ventas que les permita ser más competitivas a través de una mejor toma de decisiones.

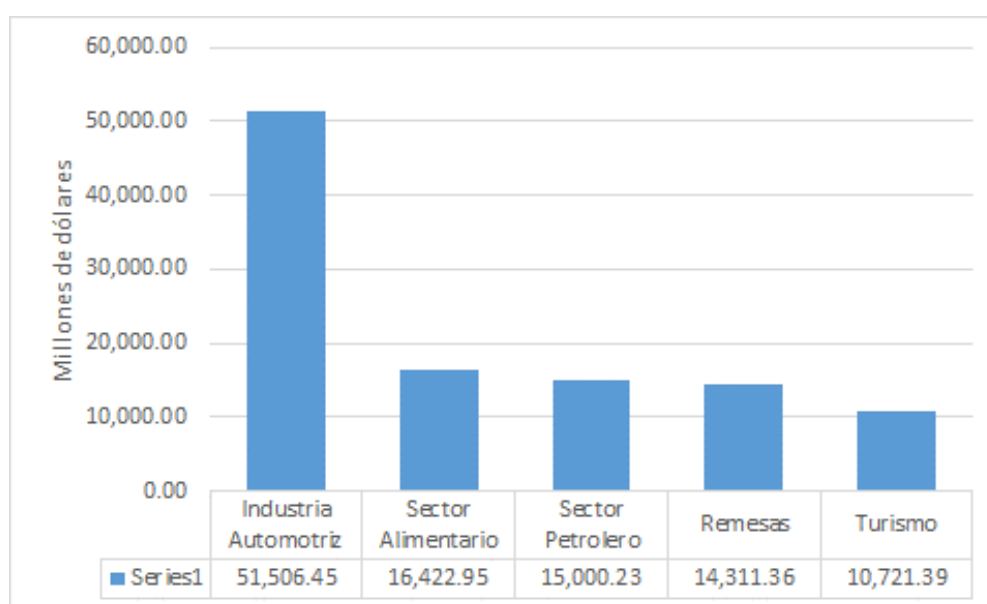
Un pronóstico de ventas preciso presenta los siguientes beneficios según (Crosby 1997 citado en Gould, 2015):

- Incremento en la utilidad de operación.
- Incremento en la rotación de inventario.
- Mejora en el desempeño de la fecha de entrega.
- Disminución en el número de las situaciones de desabasto.

En esta investigación se decidió estudiar a las empresas que pertenecen al sector de alimentos. Se eligió este sector porque presenta las siguientes características:

De acuerdo con Martínez (2015, 16 de octubre), el sector alimentario es el segundo generador de divisas en el país a partir del 2015 debido al incremento en el valor de las exportaciones y a la caída de los precios del petróleo en donde el sector petróleo quedó como tercer lugar entre las principales fuentes generadoras de divisas como se muestra en la figura 1.

Figura 1. Principales fuentes generadoras de divisas.



Fuente: Martínez (2015, 16 de octubre). Sector alimentario, segundo generador de divisas en el país. El Economista.

Dentro del sector alimentario se incluyen las exportaciones del sector agropecuario y agroindustrial. La figura 1 muestra los resultados de los primeros siete meses del 2015.

De acuerdo a la información obtenida de Economática en agosto de 2016, es el sector alimentario el que tiene una mayor participación en el IPC con respecto a las 37 empresas que integran éste índice como se muestra en la tabla 1. El IPC en este periodo cuenta con 37 emisoras debido a la escisión de SITES (de América Móvil) y la generación de una nueva empresa y emisora (LACOMER) con las tiendas restantes de la Comercial Mexicana que no vendió a Soriana.

Tabla 1. Participación en el Índice de Precios y Cotizaciones

	Nombre	Sector Económica	Participación en el índice
		agrupador	suma
1	7 items	Alimentos y Bebidas	22.708
2	5 items	Comercio	12.064
3	5 items	Finanzas y Seguros	14.232
4	4 items	Transporte Servici	6.532
5	3 items	Construcción	2.211
6	3 items	Telecomunicación	18.385
7	2 items	Otros	1.311
8	2 items	Minería	8.548
9	2 items	Química	1.852
10	1 item	Siderur & Metalur	3.711
11	1 item	Minerales no Met	7.345
12	1 item	Energía Eléctrica	0.551
13	1 item	Vehículos y Pieza	0.549

Fuente: Ramírez (2017), con datos obtenidos de Economática agosto 2016

<http://bit.ly/2qgoubb>

El sector alimentos representa un 22.708% del IPC, lo que implica que al estudiar este sector se estaría representando casi una cuarta parte del desempeño bursátil en México.

Metodología

Alcance de la investigación.

La presente investigación abordará el tema de pronóstico de ventas con un enfoque cuantitativo. Esta investigación es correlacional porque establece la relación entre variables dependientes e independientes asociadas a las ventas de las empresas del sector alimentos mediante el uso de Redes Neuronales Artificiales (RNA) y técnicas de minería de datos durante un periodo de 10 años, teniendo un estudio longitudinal.

Las variables que se considerarán son: ventas netas, tres índices de empresas del sector alimentos de S&P, el porcentaje de población urbana, el precio de commodities, la población total en México, tipo de cambio, salario mínimo y cinco razones financieras. Se eligieron los índices de S&P que reflejan el comportamiento de la industria alimenticia a nivel internacional.

Esta investigación no es experimental, pues no se puede llevar a cabo la manipulación, medición ni control experimental de las variables seleccionadas para el pronóstico de ventas.

También esta investigación es histórica ya que se usarán datos históricos de las principales variables que afectan a las ventas de las empresas del sector alimentos que se aplicarán en el modelo de ventas.

Diseño de la investigación.

Para la construcción de los modelos lineales y no lineales se utilizarán los datos que correspondan a los estados financieros de las empresas del sector alimentos los cuales se tomarán de Economática. Los índices de Standard & Poor[®] se tomarán de: www.spdji.com. Los datos económicos serán tomados del INEGI.

Una vez recaba la información, se tomará un periodo de 10 años para diseñar diferentes arquitecturas de RNA hasta encontrar aquella que presente un mayor porcentaje de recuperación en la fase de prueba y se tomarán los impactos de variables de dicha red para obtener aquellas variables independientes (económico-financieras) que tengan un mayor impacto en las ventas de las empresas analizadas.

Una vez definidas las variables de estudio, se construirá un modelo econométrico y se aplicaran pruebas de hipótesis para validar que las variables seleccionadas explican las ventas de la empresa. Después se probarán diferentes modelos de clasificación de minería de datos para seleccionar aquellos que muestren mayor ajuste a los datos de la muestra.

Se probarán distintos modelos de pronóstico lineales y no lineales para encontrar aquella que se ajuste con mayor precisión a los datos de la muestra. Al final se realizará el pronóstico a 3 trimestres de las empresas del sector alimentos con los datos históricos a 10 años de todas las variables.

Una vez que se han aplicado cada uno de los modelos propuestos, se compararán los resultados obtenidos. También se analizarán los patrones de datos encontrados para dar una mayor interpretación al pronóstico de ventas realizado.

Parte I: Marco teórico

Capítulo 1: Los pronósticos como parte del proceso de administrativo.

1.1 Integración del pronóstico dentro de las actividades administrativas.

Los pronósticos han tomado una mayor importancia a partir de los cambios macroeconómicos y las crisis financieras que han surgido en los últimos años y es por esto que forman parte de la planeación financiera, de la producción y de otras áreas corporativas (Makridakis S. y Wheelwrights S., 1977).

Los pronósticos de ventas no se pueden ver de manera aislada con respecto a la toma de decisiones gerenciales. Jain (2002) explica que los pronósticos tienen que tener el respaldo del gerente, pues es quién asigna recursos para comenzar y dar seguimiento al pronóstico.

Además, para realizar un pronóstico exitoso se requiere la participación de las áreas de producción, mercadotecnia, ventas y finanzas en la que cada una aporte los elementos de entrada del modelo del pronóstico de ventas para reflejar los elementos internos y externos de la empresa (Jain, 2002).

1.2 Planeación de la capacidad y toma de decisiones.

Los gerentes toman decisiones sobre los recursos que tienen con el apoyo de los pronósticos en un ambiente globalizado en donde hay mayor competencia y donde el cambio en los productos se da con mayor rapidez, lo que hace aún más difícil tomar una decisión (Wacker, 2002).

Un pronóstico impreciso provoca que se replanteen las compras que realiza una empresa generando más costos haciendo que el gerente cambie la asignación de los recursos que ya había establecido (Wacker, 2002).

Ritzman y King (1993) demostraron que se obtiene una disminución de la utilidad neta cuando un pronóstico es impreciso. Se puede asumir que se pueden reducir los costos en una empresa si se tiene éxito en el pronóstico de ventas.

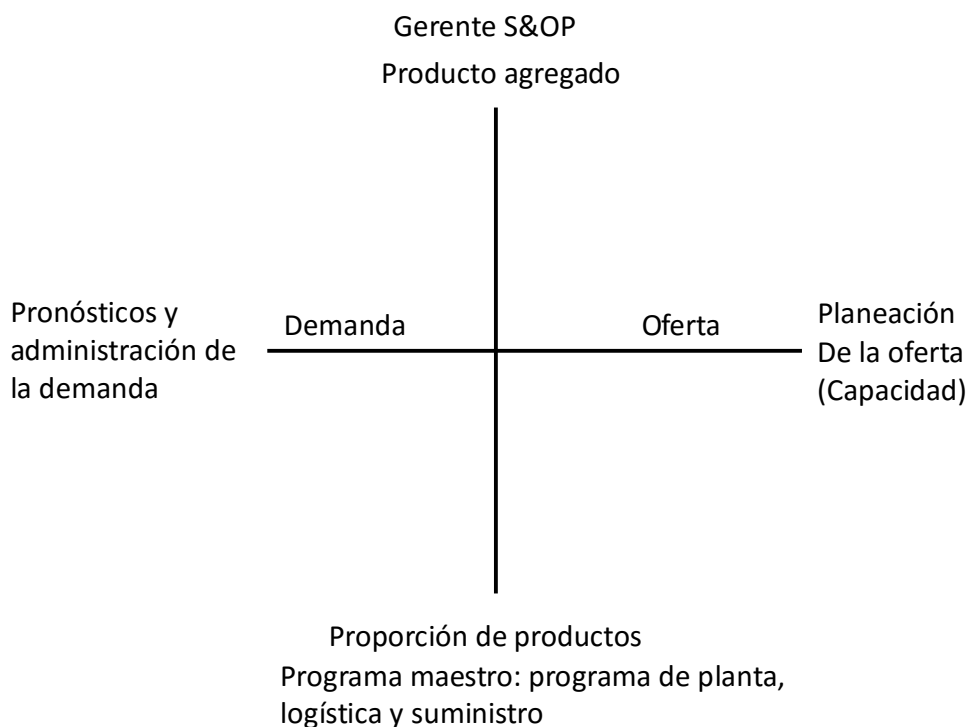
Entre más inflexible sea la planeación de recursos, tomará mayor importancia la precisión del pronóstico realizado. De esto se deriva la importancia de que los gerentes conozcan las limitaciones que tiene la precisión en los pronósticos cuando lo apliquen a la planeación de recursos (Wacker, 2002).

Wallace (2006) explica como la planeación de ventas y operaciones (S&OP en sus siglas en inglés) y el pronóstico de ventas se benefician mutuamente creando una sinergia. Los cuatro fundamentos sobre los cuales se construye la planeación de ventas y operaciones se muestran en la figura 1.

Los cuatro fundamentos son: la demanda, la oferta, el producto agregado (volumen) y la proporción de productos. El volumen se refiere a los productos **terminados**, la proporción de productos a las órdenes de los clientes. La oferta y la demanda se utilizan para alinear el volumen con la proporción de productos mediante la administración de la demanda y la planeación de la oferta.

El pronóstico de ventas puede tener una disminución en el error si va seguido de la implementación de la planeación de ventas y operaciones (Wallace, 2006). Lo que nos permite ver este tipo de planeación es la relación que se tiene entre los productos fabricados y los que se van a vender tomando en cuenta las estimaciones de oferta y la demanda en donde el pronóstico de ventas tiene mayor relevancia.

Figura 2. Los cuatro fundamentos de ventas.



Fuente: Forecasting and Sales & Operations Planning: Synergy in action. Wallace (2006, p. 19)

1.3 Administración del proceso de pronósticos.

De acuerdo a LeVee (1993) para tener un pronóstico preciso, se tiene que tener en cuenta que es lo que está pasando y porque está pasando, con la finalidad de saber en dónde se encuentra la empresa y lo que puede llegar a afectar.

El proceso de pronósticos, como lo muestra la figura 2, interactúa con múltiples áreas de la empresa. El pronóstico recibe información del área de mercadotecnia como eventos especiales, cambios en los precios y otros factores de mercado. Después recibe información del área de ventas como incentivos de eventos especiales y estrategias de ventas. El área de finanzas provee información sobre el presupuesto, el costo de capital y las medidas de control que toma, por último, el área de planeación y producción provee información sobre las ordenes de materia prima, el plan de producción, inventarios y logística.

Figura 3. El proceso de pronóstico y las múltiples funciones del negocio.



Fuente: The key to understanding the forecasting process. LeVee (1993, p. 14)

Al no estar soportado un sistema de pronósticos en el proceso de pronósticos no se puede asegurar que dicho sistema vaya a tener éxito en sus estimaciones a futuro (LeVee, 1993).

LeVee (1993) recomienda una serie de actividades para asegurar la implementación de un pronóstico efectivo de ventas entre las que se encuentran:

1. Análisis del sistema: identificar los problemas que se presentan en el sistema de pronósticos.
2. Análisis de datos: identificar y revisar la información disponible.
3. Análisis del proceso: estudiar y revisar el proceso del pronóstico.
4. Administración del sistema: estar de acuerdo con el proceso de pronósticos y la responsabilidad de cada área en dicho proceso.
5. Desarrollo e implementación de un plan: define la responsabilidad y actividades de cada persona para cada componente ese plan e integrarlo en el proceso de pronósticos.
6. Aprobación del gerente: tener el apoyo del gerente de cada área funcional de la compañía.

Resumen capitular

La presente investigación inicia con la introducción a los pronósticos de ventas y su impacto en las empresas. Después se divide en dos partes: Parte I: Marco teórico, en el cual se presentan las bases para desarrollar esta investigación y la Parte II: Implementación de los métodos de pronóstico y comparación de resultados, en donde se construyen y se comparan los modelos propuestos.

Dentro de la primera parte, el capítulo 1 describe como los pronósticos forman parte de la administración de las empresas y su importancia en la toma de decisiones gerenciales. Al terminar este capítulo se muestra el proceso de pronóstico y la relación que tiene con las funciones administrativas del negocio.

Capítulo 2: Efectividad de los pronósticos.

2.1 Pronósticos basados en equipos.

Kahn y Mentzer (1994), han desarrollado el tema de los pronósticos basados en equipos como una manera de mejorar la precisión de los pronósticos. A través del intercambio de información entre los integrantes del equipo se puede generar un pronóstico que satisfaga las necesidades de los gerentes.

Steen (1992) menciona que, en los pronósticos realizados en equipo, son sus integrantes los que reciben todos beneficios y mantienen la satisfacción de sus clientes, en donde no sólo una sola persona tiene toda la información para realizar el pronóstico, sino que la información se diversifica en los integrantes del equipo.

Es importante mencionar los beneficios y ventajas que se obtienen al realizar los pronósticos en equipo pues no es una práctica común en las empresas, como se muestra en la tabla 1 obtenida de las encuestas realizadas a 205 compañías (Mentzer y Kahn, 1997). Algunas de las compañías seleccionaron más de un enfoque para realizar sus pronósticos de ventas.

Tabla 2. Maneras de abordar los pronósticos de ventas

Enfoque	Numero de encuestados
1. Cada departamento desarrolla y usa su propio pronóstico de ventas. (enfoque independiente)	25 (12.2%)
2. Un departamento es responsable de desarrollar el pronóstico de ventas (enfoque concentrado)	97 (47.3%)
3. Cada departamento desarrolla su propio pronóstico, pero un comité coordina un pronóstico final. (enfoque negociado)	59 (28.8%)
4. Un equipo de trabajo del pronóstico es responsable del desarrollo del pronóstico de ventas (enfoque de consenso)	55 (26.8%)

Fuente: State of sales forecasting in corporate America. Mentzer y Kahn (1997, p. 8)

Kahn y Mentzer (1994), mencionan cuatro enfoques generales para el pronóstico de ventas. El primero es donde cada departamento desarrolla y usa su propio pronóstico de ventas. El segundo es donde un departamento es responsable del desarrollo del pronóstico de ventas. A estos se les conoce como enfoque sin equipo.

El tercer enfoque es donde un equipo, que representa a diferentes departamentos, es el responsable del desarrollo del pronóstico de ventas. El cuarto es donde cada departamento realiza su propio pronóstico, pero un equipo representativo de cada departamento es el responsable de generar el pronóstico de ventas final. A estos dos tipos de enfoques se les conoce como pronósticos basados en equipos.

El enfoque de consenso y el enfoque negociado es lo que menciona (Steen, 1992) como pronósticos basados en equipos. Como se puede ver este tipo de enfoque representa el 55.6% de la manera en que una muestra de 205 empresas aborda el pronóstico de ventas.

Kahn y Mentzer (1994), establecen que los pronósticos en equipo son mejores que los realizados individualmente, de acuerdo a los resultados obtenidos de 176 empresas. Los pronósticos en equipo presentan ventajas en la precisión de pronósticos a largo plazo, mayores a dos años, y los pronósticos del sector industrial.

2.2 Métodos de pronósticos.

Los métodos utilizados en los pronósticos tienden a ser más sofisticados en el aspecto matemático. Sin embargo, en ocasiones los modelos más simples son los que pueden llegar a tener mejores resultados en comparación con los más complejos (García S., et al, 2009).

Los avances de los métodos de pronósticos en el campo de la estadística y la econometría se ven contrastadas por una mayor credibilidad en las opiniones de los expertos (García S., et al, 2009). Por lo que a continuación se mostrarán algunos de los métodos usados en los pronósticos.

Gould (2015), muestra 18 técnicas usadas en el pronóstico de ventas que a su vez están divididas en tres categorías.

Tabla 3. Técnicas del pronóstico de ventas por categoría.

Categoría	Técnica	Descripción	Aplicación
Métodos Cualitativos	Método de Delphi	Esta técnica elimina el efecto de arrastre de la opinión de la mayoría.	Pronósticos de largo plazo y de ventas de nuevos productos.
	Investigación de mercado	Es el procedimiento formal para desarrollar y probar hipótesis acerca de los mercados reales.	Pronósticos de largo plazo y de ventas de nuevos productos.
	Consenso de panel	Está basado en el supuesto que diferentes expertos pueden llegar a un mejor pronóstico que una sola persona.	Pronósticos de largo plazo y de ventas de nuevos productos.
	Pronóstico visionario	Es una predicción que usa una visión, juicio y hechos personales acerca de diferentes escenarios en el futuro.	Pronósticos de largo plazo y de ventas de nuevos productos.
	Analogía histórica	Es un análisis comparativo de la introducción y crecimiento de productos nuevos similares que basa su pronóstico en patrones similares.	Pronósticos de largo plazo y de ventas de nuevos productos.

Categoría	Técnica	Descripción	Aplicación
Proyección de Series de Tiempo	Promedios móviles	Cada punto de un promedio móvil es el peso promedio de un número de puntos consecutivos de series donde un número de puntos es elegido para que los efectos de las irregularidades sean eliminados	Control de inventario y bajo volumen de productos.
	Suavizamiento exponencial	Esta técnica es similar a la de promedios móviles, excepto que a los datos recientes se les da más peso.	Producción y control de inventario. Pronóstico de márgenes y otros datos financieros.
	Box-Jenkins	Es un modelo matemático que es óptimo en el sentido que asigna pequeños errores a los históricos.	Producción y control de inventario para productos de grandes volúmenes. Pronósticos de balances de efectivo.
	X-11	Esta técnica descompone las series de tiempo en ciclos temporales y de tendencia y elementos irregulares.	Pronósticos de una compañía, división o ventas de un departamento.
	Proyecciones de tendencia	Esta técnica ajusta una línea de tendencia a una ecuación matemática y luego la proyecta en el futuro.	Pronósticos de un nuevo producto (particularmente a mediano y largo plazo)

Categoría	Técnica	Descripción	Aplicación
Métodos Causales	Modelo de regresión	Relaciona las ventas con otras variables económicas, competitivas o internas y estima una ecuación usando la técnica de cuadrados mínimos.	Pronóstico de ventas de clases de producto. Pronóstico de márgenes.
	Modelo econométrico	Es un sistema de ecuaciones de regresión independientes que describen las ventas de un sector de la economía o una actividad lucrativa	Pronóstico de ventas de clases de producto. Pronóstico de márgenes.
	Intención de compra y estudio de anticipación	Esta aproximación de pronóstico es más utilizada para rastreo y alarma que para pronosticar.	Pronóstico de ventas por clases de producto.
	Modelo de entrada y salida	Es un método de análisis que tiene que ver con los flujos de bienes y servicios interdepartamentales en la economía o compañía y sus mercados.	Pronóstico de las ventas de una empresa para un sector y subsector industrial.
	Modelo de entrada y salida económica	Es un modelo usado para proveer una tendencia a largo plazo para el modelo económico.	Ventas de una empresa por sector industrial.

Categoría	Técnica	Descripción	Aplicación
Método Causal	Índice de difusión	Es el porcentaje de un grupo de indicadores económicos que suben o bajan. Este porcentaje llega a ser un índice.	Pronósticos de ventas por clase de productos.
	Indicador principal	Es una serie de tiempo de una actividad económica la cual se mueve en una dirección dada precedida del movimiento de algunas otras series de tiempo en la misma dirección, esto es un indicador principal.	Pronósticos de ventas por clase de productos.
	Análisis del ciclo de vida	Este es un análisis y pronóstico de la tasa de crecimiento de un nuevo producto basado en las curvas-S.	Pronósticos de ventas por clase de productos.

Fuente: Business Forecasting. Gould (2005, p. 2-3)

2.3 Selección del método de pronóstico.

Chase (1997), establece una ecuación algebraica para asumir la aplicación de un método de pronóstico, la cual es: Resultados reales = Patrón + Aleatoriedad. Cuando ha sido identificado el patrón de datos, existirá alguna desviación entre el pronóstico y la realidad. Es a través de la selección del método apropiado como se pueden minimizar estas desviaciones.

2.3.1 Tipos de pronósticos.

Como se muestra en la tabla 3, los métodos de pronósticos están divididos en dos categorías: los métodos cualitativos y los métodos cuantitativos en los que se encuentran las series de tiempo y el método causal.

Chase (1997), retomando los diferentes métodos de pronósticos comparó las ventajas y desventajas de los métodos de pronósticos, mostrados en la tabla 4.

Tabla 4. Ventajas y desventajas de los métodos de pronósticos.

Método	Ventajas	Desventajas
Cualitativo (juicio)	<p>Proveen pronósticos muy precisos.</p> <p>Tiene bajo costo de desarrollo.</p> <p>Los ejecutivos tienen una sólida comprensión de los factores que afectan a las ventas haciendo que el pronóstico se desarrolle rápidamente.</p>	<p>No hay una precisión constante a través del tiempo debido a la naturaleza de su desarrollo.</p> <p>Algunos ejecutivos no comprenden la situación de ventas de la empresa cuando se maneja una gran diversidad de productos.</p>
Series de tiempo	<p>Este método se adapta a las situaciones en donde se necesita un pronóstico de ventas para una gran cantidad de productos.</p> <p>Pueden suavizar pequeñas fluctuaciones aleatorias.</p>	<p>Requiere una gran cantidad de datos históricos.</p> <p>Ajusta pequeños cambios en las ventas.</p> <p>A largo plazo el pronóstico tiende a presentar errores grandes debido a las grandes fluctuaciones en los datos actuales.</p>
Causales	<p>Están disponibles en la mayoría de los paquetes de software.</p> <p>No son caros para correr en las computadoras.</p> <p>Son precisos a corto y mediano plazo.</p>	<p>La precisión del pronóstico depende de la relación consistente de variables dependientes e independientes.</p> <p>La falta de comprensión por los gerentes, que lo ven como una caja negra.</p>

Fuente: Selecting the appropriate forecasting method. Chase (1997, p.23)

2.3.2 Criterios para la selección del método de pronóstico.

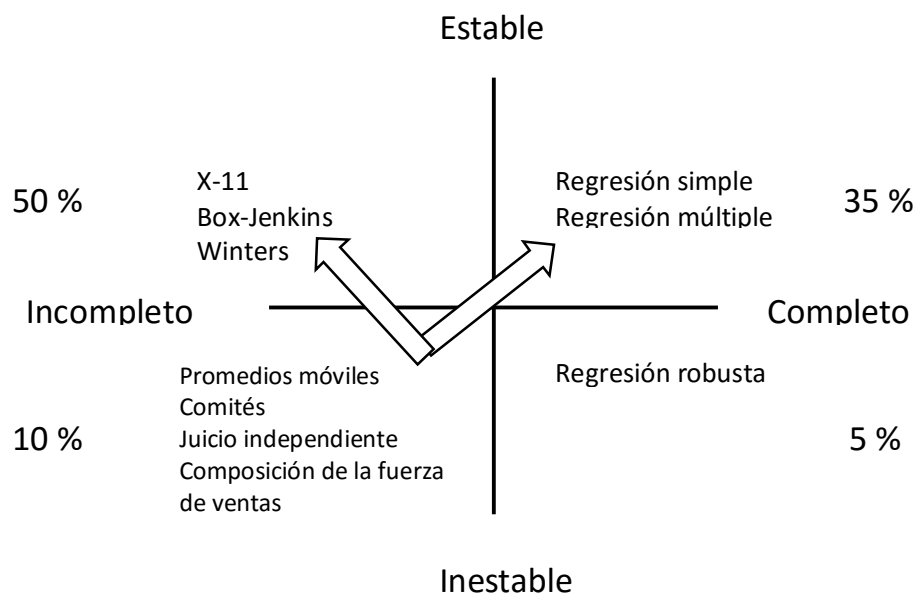
Chase (1997), establece dos parámetros para elegir el método de pronóstico de acuerdo a las características de los datos sobre los que se pronosticará. El primer parámetro es la totalidad de la información y el segundo parámetro es la estabilidad de los datos establecidos para ser pronosticados.

Como se muestra en la figura 3, para seleccionar un método de pronóstico se necesita identificar la intersección de dos niveles, uno si es completo o incompleto y el otro si es estable o inestable.

Los datos incompletos se refieren a tener información limitada de los históricos de ventas, así como de sus variables causales. Completo se refiere a tener toda la información requerida para un producto particular, así como sus variables causales (Chase, 1997).

Inestable se refiere a los datos que pueden ser aleatorios, los cuales no pueden ser asociados con un patrón definido. Estable se refiere a los datos que tienen un patrón claro asociado con estos (Chase, 1997).

Figura 4. Disponibilidad de datos de la gama de productos.

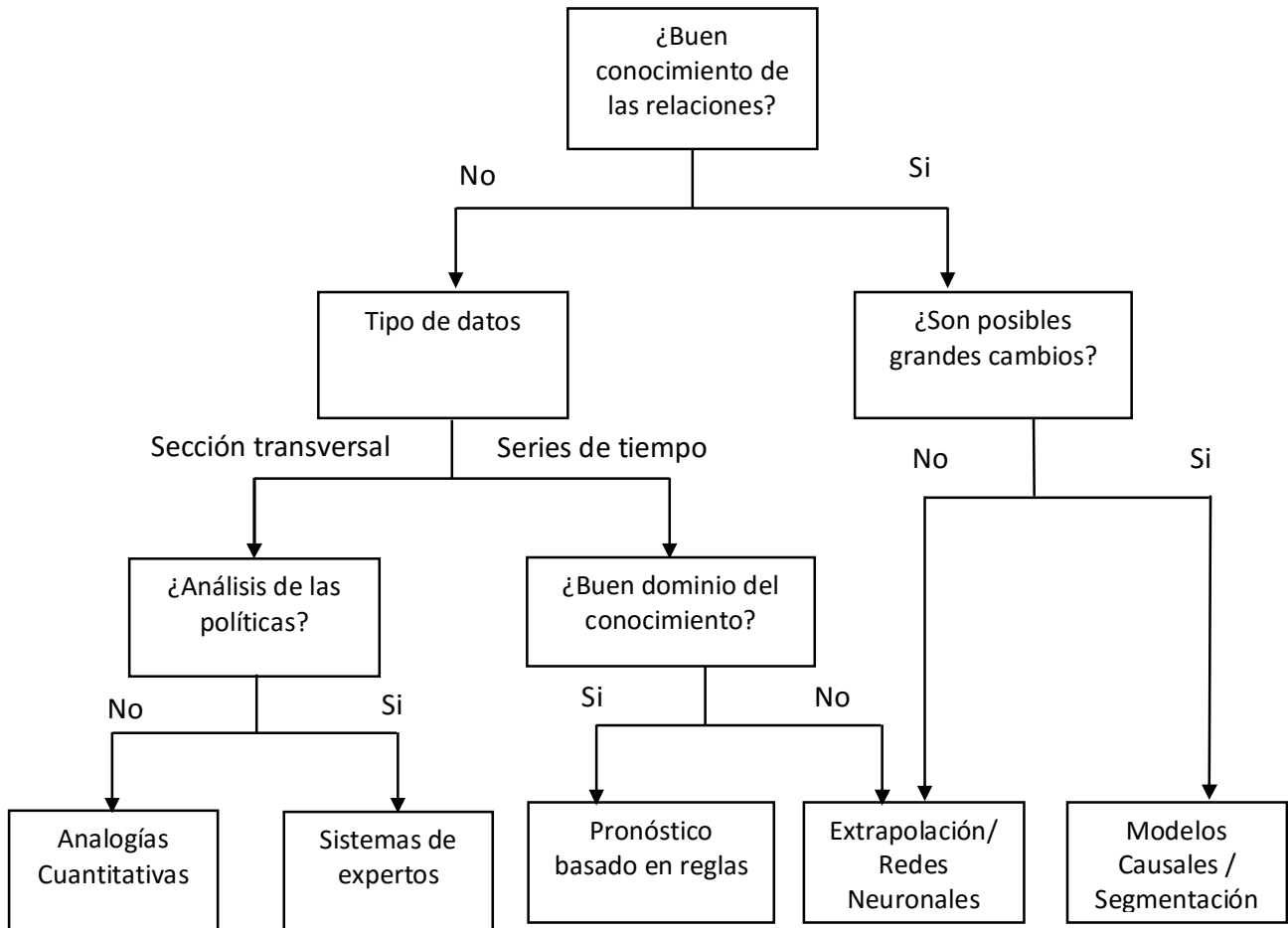


Fuente: Selecting the appropriate forecasting method. Chase (1997, p.28)

Los productos, metas y limitaciones pueden ser considerados cuando se selecciona el método de pronóstico (Chase, 1997).

Wienclaw (2015), propone otra metodología para seleccionar el método de pronósticos. El primer paso es si se tienen los suficientes datos disponibles para un análisis cuantitativo. Si no es así, se deben usar los métodos cualitativos. Para elegir el mejor método para los datos disponibles se deben responder algunas preguntas, las cuales se encuentran en la figura 4.

Figura 5. Árbol de selección del método de pronósticos simplificado para situaciones donde los datos están disponibles.



Fuente: Forecasting Methods for Management. Wienclaw (2015, p.2)

Los métodos cualitativos pueden ser usados en casos particulares cuando no hay los suficientes datos cuantitativos para el análisis o si se tiene que tomar una decisión rápidamente (Wienclaw, 2015).

Makridakis S. y Wheelwrights S. (1977), recomiendan seguir tres puntos y la investigación relevante de estos para seleccionar una metodología:

2.3.3 Series de Tiempo contra métodos causales.

Makridakis S. y Wheelwrights S. (1977) hace una comparación entre las técnicas que son usadas en los modelos causales y las técnicas usadas en el modelo de series de tiempo, en la cual, el modelo de series de tiempo presenta una mayor precisión. Desde este punto de vista no se justifica la información adicional que proveen los métodos causales.

Sin embargo, si el gerente toma decisiones que afecten a las ventas, el valor de los modelos causales es justificado por el conocimiento que puede proveer al gerente como el efecto causal de esas decisiones en el comportamiento de las ventas (Makridakis S. y Wheelwrights S., 1977).

2.3.4 Patrón histórico contra el pronóstico de punto de inflexión.

La mayoría de las investigaciones realizadas en el tema de pronósticos utilizan medidas de precisión que están diseñadas para evaluar la capacidad de un método para identificar y predecir un patrón continuo en series de datos, antes que tomar puntos de inflexión en las series (Makridakis S. y Wheelwrights S., 1977).

La mayoría de los pronósticos cuantitativos basa sus predicciones en el supuesto de cambios repentinos y es por eso que cuando el patrón cambia de manera significativa la gran mayoría de las técnicas de pronóstico tienen un mal desempeño.

2.3.5 El método cualitativo contra el método cuantitativo.

Makridakis S. y Wheelwrights S. (1977) mencionan la dificultad de establecer la precisión de un método cualitativo. Sin embargo, concluyen que los métodos cuantitativos presentan una mayor precisión que los métodos cualitativos en términos de desviación y error porcentual absoluto.

2.4 Selección de las variables clave.

Se pueden considerar un número de variables para los cuales hay causas específicas o determinantes que pueden afectar las operaciones y la rentabilidad de un negocio que siguen una tendencia. Una tendencia es la dirección persistente en la cual algo se mueve en el corto, mediano o largo plazo. Al identificar esta tendencia les permite a los administradores mejorar su planeación al conocer las necesidades futuras (Wienclaw, 2015).

Van Tassel. (1967) encuentra en su investigación que el consumo de alimentos en familias que trabajan en actividades agrícolas es menos elástico en relación al ingreso en comparación con las familias que trabajan en actividades no agrícolas. Además de que los patrones de consumo de productos alimenticios varían entre estos dos grupos de personas.

Ohidul M. (2005) establece que el incremento en la demanda de algún bien de consumo depende de algunos factores como:

- El crecimiento en el ingreso
- Cambios en los precios
- Incremento neto en el crecimiento de la población
- Cambios en los patrones de consumo (cambios en gustos y preferencias).
- Cambios en la composición de la familia.
- Cambios en la distribución del ingreso.

Lundberg J. y Lundber S. (2012) Las familias de altos ingresos tienden a gastar una mayor participación de su incremento de ingresos en comida en comparación con las familias de bajos ingresos. Los alimentos son un bien normal y los grupos de altos ingresos probablemente cambien a los alimentos más exclusivos cuando reciben un incremento en sus ingresos.

La demanda incrementa con el número de tarjetas de crédito que las familias poseen sugiriendo una diferencia en el comportamiento de compra entre los usuarios de las tarjetas de crédito y los que son renuentes a comprar a crédito (Lundberg J. y Lundber S., 2012).

Juárez (2007) en su investigación: Análisis del efecto del tipo de cambio en la estructura financiera de las empresas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores: sector alimentos, bebidas y tabaco, identifica a las fluctuaciones en el tipo de cambio como variable clave en el cambio de la estructura financiera de las empresas del sector alimentos a través de 6 razones financieras que se muestran a continuación:

- Pasivo total / Activo Total
- Pasivo Total / Capital Contable
- Pasivo en Moneda Extranjera / Pasivo Total
- Pasivo a Largo Plazo / Activo Fijo
- Resultado de Operación / Intereses Pagados
- Ventas Netas / Pasivo Total

Aun cuando no es la finalidad de esta investigación, se validan las conclusiones de la tesis de Juárez con estas razones financieras.

2.5 Evaluación de los pronósticos.

Es fundamental evaluar la utilidad de una gama de modelos de pronósticos. (García S., 2009) considera los siguientes aspectos para la evaluación de un modelo:

Medidas de la exactitud del pronóstico.

La medida más adoptada en la raíz cuadrada del error medio (RCME)

$$RCME = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{t=1}^m e_t^2}$$

Una ventaja de esta medición es que la pérdida asociada con un error aumenta en proporción con el cuadrado de un error. Una desventaja de la RCME es que es una medición que depende de las unidades de medida, para evitar esto se puede hacer adimensional esta ecuación a través de la raíz cuadrada relativa del error medio (RCREM)

$$RCREM = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{t=1}^m \frac{e_t^2}{z_t}}$$

Donde z_t es la serie reportada. Lo que presenta una desventaja cuando su valor se aproxime a cero.

La tercera medida de exactitud es el error medio absoluto (EMA)

$$EMA = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m e_t$$

Utilizada cuando la función de pérdida es lineal y simétrica. El error porcentual medio absoluto (EPMA) es la medida relativa del EMA y presenta las mismas desventajas que el CREM.

$$EPMA = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m \frac{e_t}{z_t}$$

Coeficiente U de Theil

El coeficiente U de Theil es una medida de la exactitud del pronóstico. Donde e_t representa los errores del pronóstico. La U es una comparación de la suma de los cuadrados de los pronósticos más los correspondientes a un modelo de caminata aleatoria.

Resumen capitular

En el capítulo 2, se profundiza en el aspecto técnico de los pronósticos de ventas, en donde se conocerán las funciones del gerente de pronósticos, los diferentes métodos de pronósticos que pueden ser utilizados y los criterios que son utilizados para seleccionar alguno de ellos. Este capítulo sienta las bases para realizar el pronóstico de ventas.

Parte II: Implementación de los métodos de pronóstico y comparación de resultados.

Capítulo 3: Pronósticos con Redes Neuronales Artificiales.

3.1 Aplicaciones del pronóstico de Redes Neuronales.

Las Redes Neuronales Artificiales han tenido mayor aplicación en el desarrollo de pronósticos, en donde los modelos lineales tenían mayor participación. La principal ventaja que presentan las redes neuronales es obtener mejores aproximaciones a relaciones no lineales que los modelos lineales al utilizar relaciones de funciones complejas (Zhang, 2004).

3.1.1 Pronóstico de ventas

Las Redes Neuronales Artificiales (RNA) se han utilizado en diferentes campos de investigación, en esta investigación veremos los relacionados con el pronóstico de ventas.

A continuación, se muestran las principales investigaciones realizadas con redes neuronales en el tema de pronóstico de ventas. Las principales aportaciones de estas investigaciones son:

- Las Redes Neuronales Artificiales (RNA) presentan un mejor desempeño en pronósticos no lineales, a través de su patrón de reconocimiento.
- En los pronósticos de series de tiempo las Redes Neuronales Artificiales presentan una mayor precisión que los métodos estadísticos tradicionales.

Alon, Qi y Sadowski. (2001), en su investigación: *Forecasting aggregate retail sales: A comparison of artificial neural networks and traditional methods*, tienen como objetivo mostrar la precisión de las redes neuronales y series de tiempo en pronosticar las ventas al menudeo. Para realizar el objetivo, se pronostican mensualmente las ventas al menudeo utilizando tres métodos estadísticos tradicionales suavizamiento exponencial, ARIMA y regresión múltiple. Que serán comparados con uno realizado con Red Neuronal Artificial (RNA). Concluyendo que las RNA superaron a los métodos estadísticos en donde los indicadores de eran volátiles.

Ansuj, Camargo, Radharamanan y Petry (1996) en su investigación: *Sales forecasting using time series and neural networks*, analizaron los datos de las

ventas de series de tiempo para verificar la existencia de componentes temporales, no estacionarios y aleatorios en los datos comparando el pronóstico realizado por RNA y el método ARIMA. Se utilizó el modelo de ARIMA y el modelo de Redes Neuronales Artificiales para pronosticar las ventas de una empresa localizada en Brasil del periodo de 1979 a 1989. Se concluyó que el modelo de RNA tuvo un mejor desempeño en el pronóstico de ventas de una empresa mediana que el modelo ARIMA, al obtener un error absoluto menor.

Charytoniuk, Box, Lee, Chen, Kotas y Olinda (2000) en su investigación: *Neural-network-based demand forecasting in a deregulated environment*, presentaron un método basado en RNA basado en la estimación de la demanda indirecta con los datos disponibles del cliente. Se utilizaron modelos de demanda para diferentes categorías del cliente para concluir que las RNA son capaces de representar relaciones no lineales. Entre la demanda y factores que afectan a la demanda. La precisión del pronóstico es afectada por el tamaño del grupo pronosticado, características de los clientes.

Zhang, Patuwo y Hu (2001) en su investigación: *A simulation study of artificial neural networks for nonlinear time-series forecasting*, realizaron una evaluación experimental de redes neuronales para un pronóstico de series de tiempo no lineal. Se examinarán los efectos de los cambios de la arquitectura de una red neuronal mediante un experimento computacional simulado. Se concluye que las redes neuronales en este estudio muestran un mejor comportamiento para pronósticos de series de tiempo no lineales.

3.2 Ventajas y limitaciones de las Redes Neuronales.

La construcción de un modelo aplicado a un pronóstico específico basado en Redes Neuronales Artificiales puede llegar a ser exitoso si se tiene en cuenta el proceso de construcción del modelo. El software por sí solo no puede dar una solución satisfactoria (Zhang, 2004).

Los conceptos de aprendizaje y generalización son inherentes en todas las aplicaciones de pronóstico de redes neuronales, que se encuentran ligados a los modelos de tendencia y de variación.

El modelo de tendencia mide el error sistemático de un modelo de pronóstico en el aprendizaje de las relaciones subyacentes entre variables u observaciones de series de tiempo. Este modelo es menos dependiente de los datos (Zhang, 2004).

El modelo de variación relaciona a la estabilidad de la construcción de modelos en muestras de datos diferentes del mismo proceso y por lo tanto una percepción en la generalización del modelo de predicción. El modelo de variación es muy dependiente de datos específicos (Zhang, 2004).

La tendencia y la variación son términos opuestos que afectan el uso de un modelo, por lo que se recomienda mantener el balance apropiado entre el modelo de tendencia y el modelo de variación.

Las decisiones más importantes del pronosticador son: la preparación de datos, la selección de las variables de entrada, la elección de un tipo de arquitectura, los algoritmos de entrenamiento y los modelos de validación, evaluación y selección (Zhang, 2004).

Las Redes Neuronales Artificiales son técnicas del manejo de datos por lo que la confiabilidad de los modelos de Redes Neuronales depende de una gran extensión en la calidad de los datos.

Hay diferentes temas prácticos alrededor de los requerimientos para un modelo de RNA. El primero es el tamaño de la muestra para construir una red neuronal. Una muestra de mayor tamaño provee una mejor oportunidad a las redes neuronales para aproximar adecuadamente la estructura de los datos. Por lo tanto, una muestra grande es deseable para un modelaje no lineal (Zhang, 2004).

El segundo tema es la división de datos en datos dentro de la muestra y fuera de la muestra. Los datos dentro de la muestra sirven para validar y entrenar la muestra. Los datos fuera de la muestra se usan para evaluar la predicción del modelo.

Es importante para una red neuronal determinar las variables de entrada apropiadas para capturar la relación esencial que puede ser usada para un pronóstico exitoso. El número y el tipo de variables usadas en la capa de entrada de una red neuronal afectan el comportamiento de una red neuronal en los datos dentro y fuera de la muestra (Zhang, 2004).

Aunque las Redes Neuronales Artificiales son frecuentemente usadas como una alternativa no lineal en comparación con los modelos estadísticos tradicionales, el comportamiento de una red neuronal debe ser comparado con los métodos estadísticos.

Zhang (2004), establece 3 criterios de evaluación para evaluar objetivamente el comportamiento de una Red Neuronal Artificial (RNA):

1. Compararlo con los modelos tradicionales que han sido aceptados.
2. La exactitud de los datos de la muestra.
3. Asegurar el adecuado tamaño de la muestra.

3.3 Construcción de la Red Neuronal Artificial

Las variables salario mínimo, población total en México y porcentaje de población urbana se utilizan para explicar las ventas netas de Gruma. El precio del maíz, refleja el precio de la materia prima utilizada en el producto final que Gruma comercializa, impactando en su precio de venta y en el costo. Las cinco razones financieras descritas más adelante junto con el tipo de cambio peso mexicano dólar son tomadas de Juárez (2007) para explicar el comportamiento del tipo de cambio en las ventas netas de Gruma. Los tres índices de S&P reflejan el comportamiento del sector alimenticio a nivel internacional ante la falta de otros índices que lo relejen. A partir de estos índices se puede saber si Gruma sigue el mismo comportamiento que la industria alimenticia.

Para la construcción de la RNA se utilizaron las siguientes variables:

- El crecimiento en el ingreso (salario mínimo)
- Precios de commodities (maíz)
- Población total en México
- Porcentaje de población urbana

- Pasivo total / Activo Total (Razón financiera 1)
- Pasivo Total / Capital Contable (Razón financiera 2)
- Pasivo a Largo Plazo / Activo Fijo (Razón financiera 3)
- Resultado de Operación / Intereses Pagados (Razón financiera 4)
- Ventas Netas / Pasivo Total (Razón financiera 5)
- Tipo de cambio fix
- Indices S&P (S&P Global BMI Consumer Staples, S&P Commodity Producers Agribusiness y S&P Composite 1500 Consumer Staples)

Empresa: Industrias Bachoco

En esta investigación, mediante una comparación de arquitecturas de Redes Neuronales se determinó la arquitectura neuronal óptima para las ventas netas de Bachoco. Como criterio de selección se escogió a la RNA que tuviera un error cuadrático medio menor y se dio seguimiento a las variables de mayor impacto en cada arquitectura.

Se utilizó el Perceptrón Multicapa (MLP) para determinar la arquitectura óptima, en la que se comparó con distintos nodos y capas intermedias. Los resultados se muestran en el anexo 1.

La red neuronal MLF, conocida como Red Neuronal Multicapa con una arquitectura (13-2-1), tuvo un mayor ajuste a los datos de la muestra del periodo 2006 al 2015 de los ingresos netos de Bachoco en comparación con las demás arquitecturas de RNA.

Las tres variables con mayor impacto en el comportamiento de ventas de acuerdo con la arquitectura 13 nodos en la capa de entrada, 2 en la capa oculta y 1 nodo en la capa de salida son:

Razón Financiera 1 (Pasivo Total / Activo Total): esta razón financiera se encuentra dentro de las razones de apalancamiento financiero. Esta razón mide la participación de la deuda total y todas las obligaciones de la empresa en el activo total. La relación entre esta razón financiera y las ventas netas de Bachoco son positivas, al incrementar el pasivo total también incrementan las ventas de Bachoco. Con esto se demuestra que el proceso de expansión de Bachoco del año 2006 al 2015 a través de la construcción de granjas y adquisiciones de plantas procesadoras se financió principalmente con pasivo.

Razón Financiera 2 (Pasivo Total / Capital Contable): esta razón financiera se encuentra dentro de las razones de apalancamiento financiero. Esta razón indica si son los propietarios o los acreedores los que financian mayormente a la empresa. Con esto se refuerza que la expansión de Bachoco se financió principalmente con pasivo, al encontrarse que, al aumentar el valor de esta razón financiera, también lo hicieron sus ventas totales.

Concentración de la población urbana (CPU): esta variable explica desde el punto de vista de la mercadotecnia que las estrategias de publicidad y los puntos de venta de los productos de Bachoco están concentrados en la población urbana.

Bachoco, de acuerdo a Juárez (2007), forma parte de las empresas que no exportan, pero si tienen deuda en dólares, las cuáles se ven afectadas en gran manera por las fluctuaciones del tipo de cambio. De acuerdo al impacto de variables mostrado, se puede corroborar la afirmación de Juárez (2007) para el caso específico de la empresa Bachoco, la cual se encuentra dentro de este tipo de empresas.

Empresa: Grupo Bafar S.A. de C.V.

Se determinó la arquitectura neuronal óptima para las ventas netas de Bafar mediante una comparación de distintas arquitecturas de Redes Neuronales. Como criterio de selección se escogió a la RNA que tuviera un error cuadrático medio menor y se dio seguimiento a las variables de mayor impacto en cada arquitectura.

Se utilizó el Perceptrón Multicapa (MLP) para determinar la arquitectura óptima, en la que se comparó con distintos nodos y capas intermedias. Los resultados se muestran en el anexo 1.

La red neuronal MLF, conocida como Red Neuronal Multicapa con una arquitectura (13-3-2-1), tuvo un mayor ajuste a los datos de la muestra del periodo 2006 al 2015 de los ingresos netos de Bafar en comparación con las demás arquitecturas de RNA.

Las variables que son significativas en el comportamiento de ventas de acuerdo con la arquitectura (13-3-2-1) son:

Población total (PoblaciónT): esta variable explica que el incremento de la demanda de algún bien de consumo depende de algunos factores como el incremento neto en el crecimiento de la población, (Ohidul M., 2005).

Razón Financiera 1 (Pasivo Total / Activo Total): esta razón financiera se encuentra dentro de las razones de apalancamiento financiero. Esta razón mide la participación de la deuda total y todas las obligaciones de la empresa en el activo total. La relación entre esta razón financiera y las ventas netas de Bafar son positivas, al incrementar el pasivo total también incrementan las ventas de Bafar. Con esto se demuestra que el proceso de expansión de Bafar del año 2006 al 2015 a través de adquisiciones de plantas procesadoras se financió principalmente con pasivo.

Juárez (2007) afirma en su investigación que aquellas empresas que exportan y además tienen deuda en dólares no se ven afectadas en gran manera por las fluctuaciones del tipo de cambio. De acuerdo al impacto de variables mostrado, se puede corroborar que en el caso específico de la empresa Bafar, esta empresa si se encuentra afectada por el tipo de cambio.

Empresa: Grupo Bimbo S.A.B. de C.V,

En esta investigación, mediante una comparación de arquitecturas de Redes Neuronales se determinó la arquitectura neuronal óptima para las ventas netas de Bimbo. Como criterio de selección se escogió a la RNA que tuviera un error cuadrático medio menor y se dio seguimiento a las variables de mayor impacto en cada arquitectura.

Se utilizó el Perceptrón Multicapa (MLP) para determinar la arquitectura óptima, en la que se comparó con distintos nodos y capas intermedias. Los resultados se muestran en el anexo 1.

La red neuronal MLF, conocida como Red Neuronal Multicapa con una arquitectura (13-2-1), tuvo un mayor ajuste a los datos de la muestra del periodo 2006 al 2015 de los ingresos netos de Bachoco en comparación con las demás arquitecturas de RNA.

Las tres variables con mayor impacto en el comportamiento de ventas de acuerdo con la arquitectura (13-2-1) son:

Razón Financiera 1 (Pasivo Total / Activo Total): esta razón financiera se encuentra dentro de las razones de apalancamiento financiero. Esta razón mide la participación de la deuda total y todas las obligaciones de la empresa en el activo total. La relación entre esta razón financiera y las ventas netas de Bimbo son positivas, al incrementar el pasivo total también incrementan las ventas de Bachoco. Con esto se demuestra que el proceso de expansión de Bimbo del año

2006 al 2015 a través de las adquisiciones de plantas procesadoras se financió principalmente con pasivo.

Razón Financiera 3 (Pasivo Largo Plazo / Activo Fijo): esta razón financiera mide la participación del pasivo a largo plazo sobre la inversión en activo fijo. A través de esta razón financiera se corrobora que el incremento en ventas de Bimbo es causado por la adquisición de plantas de procesamiento.

De acuerdo con Juárez (2007), Bimbo pertenece a aquellas empresas que exportan y además tienen deuda en dólares, las cuales no se ven afectadas en gran manera por las fluctuaciones del tipo de cambio. De acuerdo al impacto de variables mostrado, se puede corroborar la afirmación de Juárez (2007) para el caso específico de la empresa Bimbo, la cual se encuentra dentro de este tipo de empresas.

Empresa: Gruma

Se determinó la arquitectura neuronal óptima para las ventas netas de Gruma mediante una comparación de distintas arquitecturas de Redes Neuronales. Como criterio de selección se escogió a la RNA que tuviera un error cuadrático medio menor y se dio seguimiento a las variables de mayor impacto en cada arquitectura.

Se utilizó el Perceptrón Multicapa (MLP) para determinar la arquitectura óptima, en la que se comparó con distintos nodos y capas intermedias. Los resultados se muestran en el anexo 1.

La red neuronal MLF, conocida como Red Neuronal Multicapa con una arquitectura (13-4-1), tuvo un mayor ajuste a los datos de la muestra del periodo 2006 al 2015 de los ingresos netos de Bafar en comparación con las demás arquitecturas de RNA.

Las variables que son significativas en el comportamiento de ventas de acuerdo con la arquitectura (13-4-1) son:

Concentración de la población urbana (CPU): esta variable explica desde el punto de vista de la mercadotecnia que las estrategias de publicidad y puntos de venta de los productos de Gruma están concentrados en la población urbana.

Precio del maíz: esta variable explica el comportamiento de los ingresos netos de Gruma al aumentar o disminuir el precio de sus productos basados en el comportamiento de la materia prima que utilizan. Esta variable tendría un impacto mayor si la empresa no tuviera coberturas en instrumentos derivados sobre los precios de las materias primas que utilizan.

Población total (PoblaciónT): esta variable explica que el incremento de la demanda de algún bien de consumo depende de algunos factores como el incremento neto en el crecimiento de la población, (Ohidul M., 2005). Con esto se explica la diversificación de los puntos de venta de los productos de Gruma en México, siendo accesibles a la gran mayoría de la población del país.

Juárez (2007) afirma en su investigación que aquellas empresas que exportan y además tienen deuda en dólares no se ven afectadas en gran manera por las fluctuaciones del tipo de cambio. De acuerdo al impacto de variables mostrado, se puede corroborar la afirmación de Juárez (2007) para el caso específico de la empresa Gruma, la cual se encuentra dentro de este tipo de empresas.

Empresa: Grupo Herdez S.A.B. de C.V.

En esta investigación, mediante una comparación de arquitecturas de Redes Neuronales se determinó la arquitectura neuronal óptima para las ventas netas de Herdez. Como criterio de selección se escogió a la RNA que tuviera un error cuadrático medio menor y se dio seguimiento a las variables de mayor impacto en cada arquitectura.

Se utilizó el Perceptrón Multicapa (MLP) para determinar la arquitectura óptima, en la que se comparó con distintos nodos y capas intermedias. Los resultados se muestran en el anexo 1.

La red neuronal MLF, conocida como Red Neuronal Multicapa con una arquitectura (13-2-1), tuvo un mayor ajuste a los datos de la muestra del periodo 2006 al 2015 de los ingresos netos de Herdez en comparación con las demás arquitecturas de RNA.

Las tres variables con mayor impacto en el comportamiento de ventas de acuerdo con la arquitectura (13-2-1) son:

Población total (PoblaciónT): esta variable explica que el incremento de la demanda de algún bien de consumo depende de algunos factores como el incremento neto en el crecimiento de la población, (Ohidul M., 2005). Con esto se explica la diversificación de los puntos de venta de los productos de Herdez en México, siendo accesibles a la gran mayoría de la población del país.

Concentración de la población urbana (CPU): esta variable explica desde el punto de vista de la mercadotecnia que las estrategias de publicidad y puntos de venta de los productos de Herdez están concentradas en la población urbana.

Resultado de Operación / Intereses pagados (RF4): Para el caso de Herdez se encuentra que los intereses pagados incrementan proporcionalmente con el pasivo total como resultado de las adquisiciones de Nutrisa, Fresherized Foods y Don Miguel.

Juárez (2007) afirma en su investigación que aquellas empresas que exportan y además tienen deuda en dólares no se ven afectadas en gran manera por las fluctuaciones del tipo de cambio. De acuerdo al impacto de variables mostrado, se puede corroborar la afirmación de Juárez (2007) para el caso específico de la empresa Herdez, en la que el tipo de cambio tiene poco impacto en el resultado de sus ventas.

Empresa: Grupo Lala S.A.B. de C.V.

Se determinó la arquitectura neuronal óptima para las ventas netas de Lala mediante una comparación de distintas arquitecturas de Redes Neuronales. Como criterio de selección se escogió a la RNA que tuviera un error cuadrático medio menor y se dio seguimiento a las variables de mayor impacto en cada arquitectura.

Se utilizó el Perceptrón Multicapa (MLP) para determinar la arquitectura óptima, en la que se comparó con distintos nodos y capas intermedias. Los resultados se muestran en el anexo 1.

La red neuronal MLF, conocida como Red Neuronal Multicapa con una arquitectura (13-3-1), tuvo un mayor ajuste a los datos de la muestra del periodo 2006 al 2015 de los ingresos netos de Lala en comparación con las demás arquitecturas de RNA.

Las variables que son significativas en el comportamiento de ventas de acuerdo con la arquitectura (13-3-1) son:

Población total (PoblaciónT): esta variable explica que el incremento de la demanda de algún bien de consumo depende de algunos factores como el incremento neto en el crecimiento de la población, (Ohidul M., 2005). Con esto se explica la diversificación de los puntos de venta de los productos de Lala en México, siendo accesibles a la gran mayoría de la población del país.

Concentración de la población urbana (CPU): esta variable al tener menor impacto que la población total explica que existe una mayor cantidad de puntos de venta de los productos de Lala en las zonas urbanas, debido a que en estas zonas se concentra la mayor cantidad de población del país.

Tipo de cambio (TC): la volatilidad del peso respecto a otras monedas tiene impacto en el costo de materias primas como aceite, polietileno, alta fructosa, aluminio y papel utilizadas en los productos de Lala.

Empresa: Grupo Industrial Maseca S.A.B. de C.V.

En esta investigación, mediante una comparación de arquitecturas de Redes Neuronales se determinó la arquitectura neuronal óptima para las ventas netas de Maseca. Como criterio de selección se escogió a la RNA que tuviera un error cuadrático medio menor y se dio seguimiento a las variables de mayor impacto en cada arquitectura.

Se utilizó el Perceptrón Multicapa (MLP) para determinar la arquitectura óptima, en la que se comparó con distintos nodos y capas intermedias. Los resultados se muestran en el anexo 1.

La red neuronal MLF, conocida como Red Neuronal Multicapa con una arquitectura (13-4-1), tuvo un mayor ajuste a los datos de la muestra del periodo 2006 al 2015 de los ingresos netos de Maseca en comparación con las demás arquitecturas de RNA.

Las variables con mayor impacto en el comportamiento de ventas de acuerdo con la arquitectura (13-4-1) son:

Población total (PoblaciónT): esta variable explica que el incremento de la demanda de algún bien de consumo depende de algunos factores como el incremento neto en el crecimiento de la población, (Ohidul M., 2005). Con esto se explica la saturación de los productos de Maseca en México, siendo accesibles a la gran mayoría de la población del país.

Tipo de cambio (TC): la volatilidad del peso respecto a otras monedas tiene impacto en el precio de las compras de maíz de importación para el verano y para las cosechas de invierno en México.

Juárez (2007) afirma en su investigación que aquellas empresas que exportan y además tienen deuda en dólares no se ven afectadas en gran manera por las fluctuaciones del tipo de cambio. De acuerdo al impacto de variables mostrado, se puede corroborar la afirmación de Juárez (2007) para el caso específico de la empresa Maseca, la cual se encuentra dentro de este tipo de empresas.

Resumen capitular

En la segunda parte de la investigación: Parte II: Implementación de los métodos de pronóstico y comparación de resultados. Se aplica la teoría en los métodos de pronósticos para establecer una comparación y evaluación de los pronósticos obtenidos.

El capítulo 3 muestra la aplicación de las Redes Neuronales Artificiales en los pronósticos de negocios a través de diversos proyectos de investigación. Después se especifican aquellas investigaciones realizadas en el pronóstico de ventas en donde se analiza el tipo de investigación realizada, las variables consideradas y sus principales aportaciones.

En este capítulo se muestra el desarrollo de la red neuronal. Se presenta el tipo de red neuronal y la arquitectura que se utilizará para el pronóstico, así como las variables y los datos que se le ingresarán. Se entrenó y probó la red neuronal para posteriormente mostrar los resultados obtenidos, entre ellos el impacto de las variables.

Capítulo 4: Modelos de Regresión Lineal.

4.1 Introducción a los modelos de regresión lineal.

Gujarati y Porter (2010) afirman que el análisis de regresión estudia la dependencia de una variable dependiente respecto de una o más variables explicativas con el objetivo de predecir su valor medio en términos de valores conocidos.

En este estudio se utilizará esta herramienta para predecir el valor de las ventas de siete empresas del sector alimentos respecto trece variables económico-financieras con el objetivo de predecir su valor medio y encontrar las variables que expliquen las ventas desde los supuestos de los modelos clásicos de regresión lineal.

De acuerdo con (Gujarati y Porter 2010), el modelo clásico de regresión lineal normal está basado en los siguientes supuestos:

1. El modelo de regresión es lineal en sus parámetros.
2. Los valores de los regresores, las X , son fijos, o los valores de X son independientes del término de error. Se requiere covarianza cero entre μ_i y cada variable X .
3. Para X dadas, la varianza de μ_i es constante u homoscedástica.
4. Para X dadas, no hay autocorrelación, o correlación serial, entre las perturbaciones.
5. El número de observaciones (n) debe ser mayor que el número de parámetros por estimar.
6. No hay colinealidad exacta entre las variables X .
7. El modelo está correctamente especificado, por lo que no hay sesgo de especificación.
8. El término estocástico (de perturbación) ν_i está normalmente distribuido.

Para verificar que estos supuestos se cumplen en los modelos econométricos planteados, se realizarán las pruebas de multicolinealidad, heteroscedasticidad y autocorrelación validándolas con el valor de probabilidad (*P value*).

Se dice que hay multicolinealidad cuando existe una relación lineal exacta entre las variables X. Como consecuencia los coeficientes de regresión de las variables X son indeterminados y sus errores estándar no están definidos, obteniendo que los valores poblacionales de los coeficientes no pueden estimarse en forma precisa.

Cuando en un modelo clásico de regresión lineal todas sus perturbaciones u_i tienen diferentes varianzas, se dice que hay heteroscedasticidad. Lo anterior provoca que los estimadores de mínimos cuadrados ordinarios dejen de tener varianza mínima, es decir, dejan de ser eficientes.

El modelo clásico supone que no existe autocorrelación en las perturbaciones u_i . Cuando el término de perturbación relacionado con una observación cualquiera recibe influencia del término de perturbación relacionado con cualquier otra observación se dice que hay autocorrelación.

4.2 Investigaciones realizadas con modelos de regresión lineal.

En el campo de economía y finanzas se han realizado investigaciones que emplean modelos econométricos para pronosticar el comportamiento de variables como el precio del petróleo, contratos futuros y variables econométricas. A continuación, se presentan tres investigaciones que emplean modelos econométricos.

Cara y Gancearuc (2015) en su investigación *Forecast of brent oil price - a deliberation on use of futures contracts or/and of the econometric models forecasts* proponen tres metodologías para hacer un pronóstico a corto plazo del precio del barril de petróleo Brent con datos históricos hasta septiembre de 2014 y proyectar los precios del petróleo en el periodo de octubre a diciembre de 2014.

En la primera metodología usan las posiciones a largo plazo de los contratos futuros del precio del petróleo Brent, donde proponen en un modelo que el pronóstico del precio del Brent es igual al valor de los contratos futuros del mes. En la segunda metodología utilizaron un modelo econométrico basado en tres factores: la paridad del dólar, la oferta y demanda del petróleo y las tensiones geopolíticas. En la última metodología los autores proponen el análisis de datos del pronóstico de organizaciones internacionales como el Fondo Monetario Internacional, el Banco Mundial y la OPEC.

Como conclusión los autores proponen la combinación de metodologías de pronósticos que eliminen errores iniciales en la formulación del modelo. Al utilizar los contratos futuros se tiene una opción rápida y conveniente. Un modelo

econométrico, por otra parte, provee una base en la que se puede ver la correlación entre los factores que influyen en los precios del petróleo.

Bratu (2012) en su estudio *Combining forecasts based on econometric models for short run macroeconomic predictions with high degree of accuracy*, propone un modelo ARMA para pronosticar las variables de inflación, tasa de desempleo y la tasa de interés en Rumania con un alto grado de precisión para un periodo de febrero de 1999 a octubre de 2011.

Bratu (2012) concluye que el uso de los modelos ARMA son recomendables para hacer predicciones acerca de variables macroeconómicas como la inflación, la tasa de desempleo o la tasa de interés en Rumania medido a través de error cuadrático medio.

Mazraati y Jazayeri (2004) proponen un modelo econométrico para predecir el precio del petróleo del periodo de 1995 al 2002 tomando como variables la intervención de la OPEC en el mercado, los precios piso del petróleo y los precios históricos del petróleo. En su estudio *Oil Price movements and production agreements*, concluyen que la investigación realizada provee una base teórica para analizar el efecto de las decisiones de la OPEC en los movimientos del precio del petróleo.

4.3 Construcción del modelo econométrico

Para la construcción del modelo econométrico se utilizaron las variables que presentaron un mayor impacto en los modelos de redes neuronales desarrollados en el capítulo 3.

Empresa: Industrias Bachoco

En la realización del modelo econométrico se consideraron las 13 variables económicas y se fueron descartando aquellas que no explicaban en modelo en términos de Pvalue mayor a 0.05. Se consideró el siguiente modelo econométrico que cumple con los supuestos planteados en la sección 4.1 para el pronóstico de ventas de Bachoco:

$$IB_t = C + \beta_1 RF1_t + \beta_2 RF2_t + \beta_3 CPU_t + \beta_4 IB_{t-1}$$

IB: Ingresos netos de Bachoco

RF1: Razón financiera 1

RF2: Razón financiera 2

CPU: Concentración de población urbana

Dependent Variable: INGRESNETBAC
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 2006Q2 2015Q4
 Included observations: 39 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-96841235	45658468	-2.120992	0.0413
RF1	-1.60E+08	75491243	-2.119803	0.0414
RF2	1.03E+08	41414718	2.488604	0.0179
CPU	1390935.	632512.3	2.199064	0.0348
INGRESNETBAC(-1)	0.799539	0.053961	14.81701	0.0000
R-squared	0.995912	Mean dependent var		28725724
Adjusted R-squared	0.995431	S.D. dependent var		10522074
S.E. of regression	711234.3	Akaike info criterion		29.90660
Sum squared resid	1.72E+13	Schwarz criterion		30.11988
Log likelihood	-578.1787	Hannan-Quinn criter.		29.98312
F-statistic	2070.722	Durbin-Watson stat		1.438704
Prob(F-statistic)	0.000000			

Se pueden observar las siguientes características del modelo econométrico:

La variación total de los ingresos de Bachoco es explicada un 99.59% por el modelo econométrico, medido por el valor de R^2 .

Por cada unidad que incremente la razón financiera 1, las ventas de Bachoco disminuyen 160,000,000 unidades.

Por cada unidad que incremente la razón financiera 2, las ventas de Bachoco incrementan 103,000,000 unidades.

Por cada unidad porcentual que aumente la concentración de población urbana, las ventas de Bachoco incrementan 1,390,935 unidades.

Empresa: Bafar

Para construir el modelo econométrico se consideraron las 13 variables económicas y se fueron descartando aquellas que no explicaban en modelo en términos de P-value mayor a 0.05. Se consideró el siguiente modelo econométrico que cumple con los supuestos planteados en la sección 4.1 para el pronóstico de ventas de Bafar:

$$IB_t = C + \beta_1 \ln(PT_t) + \beta_2 RF1_t + \beta_3 IB_{t-1} + MA(1)$$

IB: Ingresos netos de Bafar

PT: Población Total

RF1: Razón financiera 1

MA: Media móvil

Dependent Variable: INGRESNETBAF
Method: Least Squares
Date: 10/10/16 Time: 22:55
Sample (adjusted): 2008Q2 2015Q4
Included observations: 31 after adjustments
Convergence achieved after 22 iterations
MA Backcast: 2008Q1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-44426328	10638781	-4.175885	0.0003
LPOBLACIONT	9652145.	2312935.	4.173116	0.0003
INGRESNETBAF(-1)	0.773394	0.056837	13.60716	0.0000
RF1	864194.8	301054.2	2.870562	0.0080
MA(1)	0.380022	0.183026	2.076325	0.0479
R-squared	0.998701	Mean dependent var		6887188.
Adjusted R-squared	0.998502	S.D. dependent var		1667038.
S.E. of regression	64531.66	Akaike info criterion		25.13439
Sum squared resid	1.08E+11	Schwarz criterion		25.36568
Log likelihood	-384.5830	Hannan-Quinn criter.		25.20978
F-statistic	4998.531	Durbin-Watson stat		1.836645
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted MA Roots	-.38			

Se pueden observar las siguientes características del modelo econométrico:

La variación total de los ingresos de Bafar es explicada un 99.87% por el modelo econométrico, medido por el valor de R^2 .

Por cada unidad que incremente el logaritmo de la población total, las ventas de Bafar incrementan 9,652,145 unidades.

Por cada unidad que incremente la razón financiera 1, las ventas de Bafar incrementan 864,194 unidades.

Por cada unidad porcentual que aumente las ventas de Bafar del trimestre anterior, las ventas de Bafar incrementan 0.773 unidades.

Empresa: Bimbo

Para construir el modelo econométrico se consideraron las 13 variables económicas y se fueron descartando aquellas que no explicaban en modelo en términos de P-value mayor a 0.05. Se consideró el siguiente modelo econométrico

que cumple con los supuestos planteados en la sección 4.1 para el pronóstico de ventas de Bimbo:

$$IB_t = C + \beta_1 \ln(RF1_t) + \beta_2 \ln(RF3_t) + \beta_3 IB_{t-1} + AR(1)$$

IB: Ingresos netos de Bimbo

RF1: Razón financiera 1

RF3: Razón financiera 3

AR: Autorregresivo

Dependent Variable: INGRESNETBIM
 Method: Least Squares
 Date: 10/10/16 Time: 23:18
 Sample (adjusted): 2006Q3 2015Q4
 Included observations: 38 after adjustments
 Convergence achieved after 16 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	13076380	3642109.	3.590332	0.0011
LRF3	2511623.	1360030.	1.846741	0.0738
LRF1	3903231.	1426253.	2.736703	0.0099
INGRESNETBIM(-1)	0.871899	0.052348	16.65568	0.0000
AR(1)	0.691137	0.144023	4.798812	0.0000
R-squared	0.996763	Mean dependent var		29105289
Adjusted R-squared	0.996371	S.D. dependent var		10389214
S.E. of regression	625885.3	Akaike info criterion		29.65380
Sum squared resid	1.29E+13	Schwarz criterion		29.86927
Log likelihood	-558.4222	Hannan-Quinn criter.		29.73046
F-statistic	2540.444	Durbin-Watson stat		1.727637
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.69			

Se pueden observar las siguientes características del modelo econométrico:

La variación total de los ingresos de Bimbo es explicada un 99.67% por el modelo econométrico, medido por el valor de R².

Por cada unidad que incremente el logaritmo de la razón financiera 1, las ventas de Bimbo incrementan 3,903,231 unidades.

Por cada unidad que incremente el logaritmo de la razón financiera 3, las ventas de Bimbo incrementan 2,511,623 unidades.

Por cada unidad porcentual que aumente las ventas de Bimbo del trimestre anterior, las ventas de Bimbo incrementan 0.871 unidades.

Empresa: Gruma

Para construir el modelo econométrico se consideraron las 13 variables económicas y se fueron descartando aquellas que no explicaban en modelo en términos de P-value mayor a 0.05. Se consideró el siguiente modelo econométrico que cumple con los supuestos planteados en la sección 4.1 para el pronóstico de ventas de Gruma:

$$\ln(IG_t) = C + \beta_1 \ln(PM_t) + \beta_2 CP_t + \beta_3 PT_t + \beta_4 \ln(IG_{t-1}) + AR(1)$$

IG: Ingresos netos de Gruma

PM: Precio del maíz

CP: Concentración de población urbana

PT: Población total

AR: Autorregresivo

Dependent Variable: LINGRESOSGRUMA
 Method: Least Squares
 Date: 06/03/16 Time: 21:48
 Sample (adjusted): 1998Q3 2015Q3
 Included observations: 69 after adjustments
 Convergence achieved after 9 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-5.282148	2.195852	-2.405511	0.0191
LPRECIOMAIZ	0.073076	0.039757	1.838071	0.0708
CONURBANA	0.136763	0.048132	2.841415	0.0060
POBLACIONTOTAL	-0.020668	0.007051	-2.931086	0.0047
LINGRESOSGRUMA(-1)	0.823016	0.080143	10.26939	0.0000
AR(1)	0.634591	0.144643	4.387291	0.0000
R-squared	0.998213	Mean dependent var		17.24654
Adjusted R-squared	0.998072	S.D. dependent var		0.489590
S.E. of regression	0.021499	Akaike info criterion		-4.758678
Sum squared resid	0.029119	Schwarz criterion		-4.564408
Log likelihood	170.1744	Hannan-Quinn criter.		-4.681605
F-statistic	7040.288	Durbin-Watson stat		2.077045
Prob(F-statistic)	0.000000			

Se pueden observar las siguientes características del modelo econométrico:

La variación total de los ingresos de Gruma es explicada un 99.82% por el modelo econométrico, medido por el valor de R^2 .

Por cada unidad que incremente el logaritmo del precio del maíz, las ventas de Gruma incrementan 0.07 unidades.

Por cada unidad que incremente la concentración de población urbana, las ventas de Gruma incrementan 0.13 unidades.

Por cada unidad porcentual que aumente la población total, las ventas de Gruma disminuyen 0.02 unidades.

Por cada unidad porcentual que aumente las ventas de Gruma del trimestre anterior, las ventas de Gruma incrementan 0.823 unidades.

Empresa: Herdez

Para construir el modelo econométrico se consideraron las 13 variables económicas y se fueron descartando aquellas que no explicaban en modelo en términos de P-value mayor a 0.05. Se consideró el siguiente modelo econométrico que cumple con los supuestos planteados en la sección 4.1 para el pronóstico de ventas de Herdez:

$$\text{Ln} (IH_t) = C + \beta_1 CP_t + \beta_2 \text{Ln} (RF4_t) + \beta_3 PT_t \text{ AR} (1)$$

IH: Ingresos netos de Herdez

CP: Concentración de población urbana

RF4: Razón financiera 4

PT: Población total

AR: Autorregresivo

Dependent Variable: LINGRESNETHERD
 Method: Least Squares
 Date: 09/17/16 Time: 15:52
 Sample (adjusted): 2006Q2 2015Q4
 Included observations: 39 after adjustments
 Convergence achieved after 10 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-7.803977	4.042828	-1.930326	0.0619
CPU	0.278208	0.064282	4.327928	0.0001
LRF4	0.039247	0.022001	1.783879	0.0834
POBLACIONT	0.018604	0.009839	1.890907	0.0672
AR(1)	0.818877	0.090606	9.037780	0.0000
R-squared	0.996299	Mean dependent var		16.06255
Adjusted R-squared	0.995863	S.D. dependent var		0.321210
S.E. of regression	0.020659	Akaike info criterion		-4.802074
Sum squared resid	0.014512	Schwarz criterion		-4.588797
Log likelihood	98.64044	Hannan-Quinn criter.		-4.725552
F-statistic	2287.979	Durbin-Watson stat		1.661809
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.82			

Se pueden observar las siguientes características del modelo econométrico:

La variación total de los ingresos de Herdez es explicada un 99.62% por el modelo econométrico, medido por el valor de R^2 .

Por cada unidad que incremente la concentración de población urbana, las ventas de Herdez incrementan 0.278 unidades.

Por cada unidad que incremente el logaritmo de la razón financiera 4, las ventas de Herdez incrementan 0.0392 unidades.

Por cada unidad porcentual que aumente la población total, las ventas de Herdez incrementan 0.018 unidades.

Empresa: Lala

Para construir el modelo econométrico se consideraron las 13 variables económicas y se fueron descartando aquellas que no explicaban en modelo en términos de P-value mayor a 0.05. Se consideró el siguiente modelo econométrico que cumple con los supuestos planteados en la sección 4.1 para el pronóstico de ventas de Lala:

$$IL_t = C + \beta_1 \ln(PT_t) + \beta_2 CP_t + \beta_3 TC_{t-1} + MA(1)$$

IL: Ingresos netos de Lala

CP: Concentración de población urbana

TC: Tipo de cambio peso/dólar

PT: Población total

MA: Media móvil

Dependent Variable: INGRESNETLALA
Method: Least Squares
Date: 09/17/16 Time: 16:18
Sample (adjusted): 2013Q1 2015Q4
Included observations: 12 after adjustments
Convergence achieved after 20 iterations
MA Backcast: 2012Q4

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-4.63E+08	73582722	-6.286471	0.0004
LPOBLACIONT	49372339	11355246	4.347976	0.0034
CPU	3343304.	902602.6	3.704071	0.0076
TC(-1)	491343.0	138320.7	3.552203	0.0093
MA(1)	0.975033	0.073982	13.17926	0.0000
R-squared	0.995087	Mean dependent var		44449800
Adjusted R-squared	0.992279	S.D. dependent var		2164881.
S.E. of regression	190227.7	Akaike info criterion		27.44417
Sum squared resid	2.53E+11	Schwarz criterion		27.64621
Log likelihood	-159.6650	Hannan-Quinn criter.		27.36936
F-statistic	354.4168	Durbin-Watson stat		1.139759
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted MA Roots	-0.98			

Se pueden observar las siguientes características del modelo econométrico:

La variación total de los ingresos de Lala es explicada un 99.5% por el modelo econométrico, medido por el valor de R^2 .

Por cada unidad porcentual que aumente el logaritmo de la población total, las ventas de Lala incrementan 49,372,339 unidades.

Por cada unidad que incremente la concentración de población urbana, las ventas de Lala incrementan 3,343,304 unidades.

Por cada unidad que incremente el valor del tipo de cambio del trimestre anterior, las ventas de Lala incrementan 491,343 unidades.

Empresa: Maseca

Para construir el modelo econométrico se consideraron las 13 variables económicas y se fueron descartando aquellas que no explicaban en modelo en términos de Pvalue mayor a 0.05. Se consideró el siguiente modelo econométrico que cumple con los supuestos planteados en la sección 4.1 para el pronóstico de ventas de Maseca:

$$\ln(IM_t) = C + \beta_1 \ln(PT_t) + \beta_2 TC_t + \beta_3 \ln(IM_{t-1}) + MA(1)$$

IM: Ingresos netos de Maseca

PT: Población total

TC: Tipo de cambio peso/dólar

CP: Concentración de población urbana

RF4: Razón financiera 4

MA: Media móvil

Dependent Variable: LINGRESNETMAS
Method: Least Squares
Date: 11/16/16 Time: 16:29
Sample (adjusted): 2006Q2 2015Q4
Included observations: 39 after adjustments
Convergence achieved after 14 iterations
MA Backcast: 2006Q1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	3.742599	1.126335	3.322813	0.0021
LPOBLACIONT	-1.061474	0.405282	-2.619103	0.0131
TC	0.011813	0.003702	3.191352	0.0030
LINGRESNETMAS(-1)	1.070347	0.054786	19.53670	0.0000
MA(1)	0.999876	0.064651	15.46565	0.0000
R-squared	0.996513	Mean dependent var		16.30533
Adjusted R-squared	0.996103	S.D. dependent var		0.295455
S.E. of regression	0.018445	Akaike info criterion		-5.028861
Sum squared resid	0.011567	Schwarz criterion		-4.815584
Log likelihood	103.0628	Hannan-Quinn criter.		-4.952339
F-statistic	2429.079	Durbin-Watson stat		1.830250
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted MA Roots	-1.00			

Se pueden observar las siguientes características del modelo econométrico:

La variación total de los ingresos de Maseca es explicada un 99.65% por el modelo econométrico, medido por el valor de R^2 .

Por cada unidad porcentual que aumente el logaritmo de la población total, las ventas de Maseca disminuyen 1.06 unidades.

Por cada unidad que incremente el valor del tipo de cambio, las ventas de Maseca incrementan 0.011 unidades.

Por cada unidad que incrementen los ingresos netos de Maseca del trimestre anterior, las ventas de Maseca incrementan 1.07 unidades.

Resumen capitular

En el capítulo 4: Modelos de regresión lineal, se plantean los criterios que tienen que cumplir los modelos lineales. Además, se muestran algunas de las investigaciones realizadas con modelos econométricos. Finalmente se construyen los modelos econométricos para pronosticar las ventas de: Bachoco, Bafar, Bimbo, Gruma, Herdez, Lala y Maseca.

Capítulo 5: Minería de datos.

5.1 Introducción.

Las tecnologías de predicción que usan minería de datos son usadas frecuentemente en los mercados de valores. La predicción del mercado de valores es un reto para las actividades financieras. Por lo tanto, algunos analistas financieros utilizan algunas herramientas tecnológicas para descubrir patrones escondidos de la información histórica para ayudarlos a administrar sus portafolios financieros (Kannan, Sekar, Sathik and Arumugam, 2010).

La minería de datos está basada en la teoría en la que el comportamiento futuro está explicado a través de sus datos históricos. Por lo tanto, los datos históricos mantienen la memoria esencial para predecir la dirección futura.

Las metodologías de uso común en la economía financiera han sido superadas o incluso son insuficientes para explicar el comportamiento de las series económico-financieras en la intención de poder detectar patrones o pronósticos de manera cierta, debido a que en donde se genera esta información que son los mercados financieros ya no responden a un comportamiento con distribuciones de información normales ya que se ha observado otro tipo de distribuciones estadísticas.

5.2 Investigaciones realizadas con modelos de minería de datos.

Villar (2013) implemento una Red Neuronal Artificial (RNA) que permitiera realizar una mejor predicción del tipo de cambio peso mexicano-dólar con las siguientes variables económico-financieras: agregado monetario M1 en EU (usm1), Índice de Precios y Cotizaciones (mxipc), pesos por una libra esterlina (gbpmxn), pesos por un euro (eurmxn) y Standard & Poors 500 (ussp500) para el periodo de enero de 2000 a julio de 2012. Comparó la RNA con el modelo ARIMA y concluyó que la RNA pronostica con mayor precisión que el modelo ARIMA.

Llanos y Arango (2012) plantean a través de las redes neuronales para analizar el comportamiento del IPC de la Bolsa Mexicana de Valores. Para ello toman como datos la serie del rendimiento del IPC real para el periodo comprendido del 8 de noviembre de 1991 al 27 de enero de 2011. Utilizaron una metodología de redes neuronales con fuzzy tipo 2. Esto es, redes neuronales artificiales basadas en conjuntos difusos y la lógica difusa como sistemas expertos capaces de procesar información.

Para validar sus resultados se utilizó el error cuadrático indicando el grado de aproximación entre el valor pronosticado y el valor real. Tuvieron como hallazgos que las diferencias entre los valores pronosticados y los valores reales oscilan entre el 0.5% y 1.8%.

Rasheed y Alhaji (2012) proponen que un análisis de patrones periódicos puede proveer el entendimiento de los datos para predecir la tendencia futura del mercado de valores. Para ello tomaron como datos las siguientes variables de 23 compañías: Precio de las acciones, Capital, ROA, Utilidad operativa, Utilidad Bruta, Utilidad Neta, Ingresos, Volatilidad, Ganancias por acción, además consideró el volumen de operación del Industrial Average para el periodo de septiembre del 2000 a diciembre de 2009.

Rasheed y Alhaji (2012) utilizaron un algoritmo de detección de periodicidad usando suffix tree en la estructura de datos para resaltar las repeticiones de las subcadenas individuales. Para contrastar sus resultados aplicaron una técnica basada en el algoritmo STNR. Teniendo como hallazgos que los patrones de los datos del mercado de valores ayudan a entender el proceso de evolución de las diferentes acciones sobre el tiempo y ayuda a entender la tendencia de una acción en particular, facilitando la decisión de invertir en el mercado de valores.

Por otra parte, Merh, Saxena y Pardasani. (2011), plantean el desarrollo de dos modelos, uno utilizando Redes Neuronales Artificiales y otro usando el modelo ARIMA para pronosticar el valor del índice del Sensex (BSE 30). Tomaron como datos las siguientes variables: los precios de inicio y cierre del BSE 30 y los valores más altos y bajos del BSE 30 para el periodo del 16 de abril de 2004 al 16 de abril del 2009. Tuvieron como hallazgos que los pronósticos obtenidos por ARIMA (1,1,1) son mejores que RNA (4-4-1) tomando como referencia el error porcentual absoluto.

5.3 Modelos de minería de datos

Perceptrón Multicapa (MLP)

El Perceptrón multicapa es un sistema capaz de aproximar funciones complejas y, por lo tanto, capaz de modelar relaciones complejas entre variables dependientes e independientes.

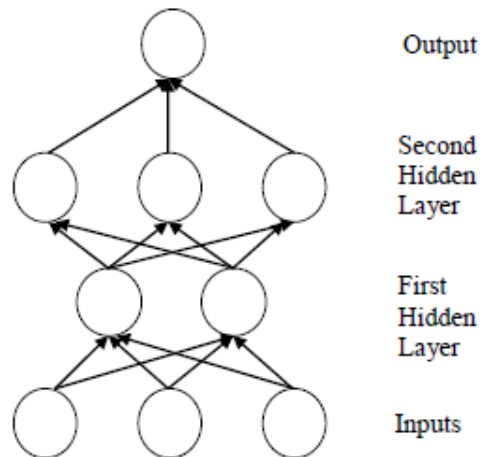


Figura 6. Arquitectura de una Red Neuronal

Fuente: Guía para uso de Neural Tools. Palisade (2010).

El comportamiento de la red está determinado por:

- Su arquitectura (el número de capas ocultas y el número de nodos en estas capas)
- Los pesos de las conexiones (un parámetro asignado para cada conexión) y los parámetros asignados a cada neurona.
- La función de activación/transferencia usada para convertir las entradas de cada neurona en sus salidas.

Específicamente, una neurona oculta con n entradas primero registra una suma ponderada de sus entradas:

$$\text{Sum} = in_0 * w_0 + in_1 * w_1 + \dots + in_n * w_n + \text{sesgo.} \quad (1)$$

donde in_0 to in_n son las salidas de las neuronas en la capa previa, mientras que w_0 a w_n son los pesos de las conexiones; cada neurona tiene su valor de sesgo. Luego la función de activación es aplicada a la suma para generar la salida de la neurona.

Cuando las MLF son usadas para clasificar, estas tienen múltiples neuronas a la salida, una correspondiente a cada posible categoría dependiente. Una neurona clasifica en caso por computar su salida numérica; la categoría seleccionada es la correspondiente a la neurona con el valor de salida de mayor valor.

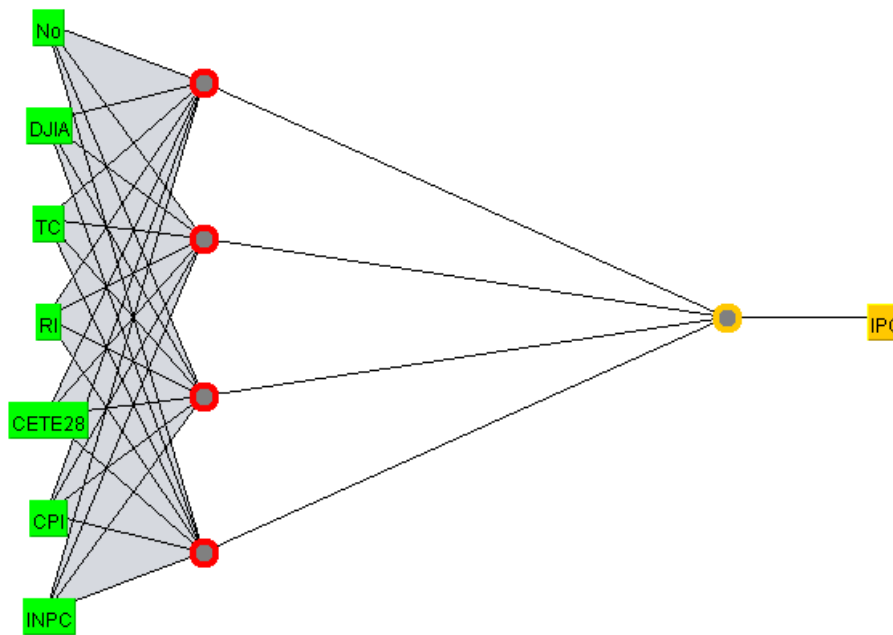


Figura 7. Arquitectura del Perceptrón multicapa

Fuente: Ramírez (2017), con datos obtenidos WEKA <http://bit.ly/lzNJ0R>

Desarrollo de los pasos mediante los cuales se realizó la investigación propuesta. Puede contener las subsecciones que se requieran.

Red Neuronal Probabilística (PNN)

Una red neuronal probabilística (PNN) es un clasificador que mapea un patrón de entrada a un número de clasificaciones. La función de densidad de probabilidad de PNN es evaluada usando los estimadores de Parzen (1962). Las redes PNN utilizan una densidad de probabilidad para cada categoría como se muestra a continuación:

$$Y_{ij}(x) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} \sigma^d} \exp \left[-\frac{(x - x_{ij})^2}{2\sigma^2} \right] \quad (2)$$

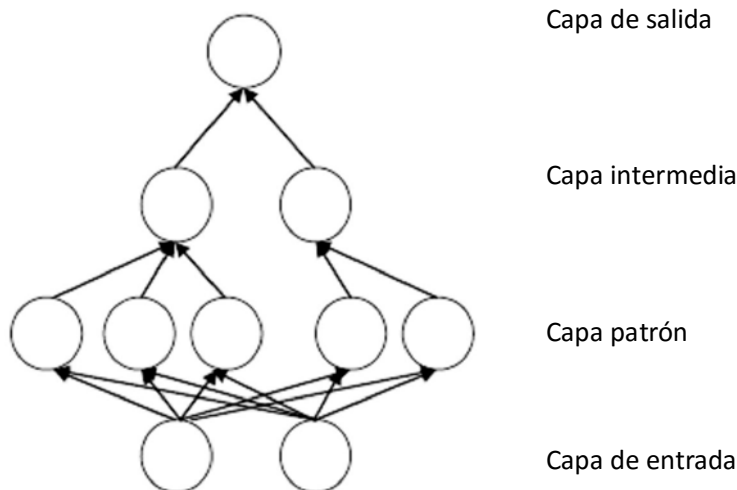
Donde d es la dimensión del patrón x , σ es el parámetro suavizado y x_{ij} es el vector de la RNA.

Para predecir el error cuadrático medio se muestra la siguiente ecuación:

$$e_k(x) = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - q_{i,k})^2 \exp(-D(x, x_i))}{\sum_{i=1}^n \exp(-D(x, x_i))} \quad (3)$$

Donde $D(x, x_i)$ es la diferencia entre el caso de entrenamiento x_i y el caso de prueba x y q_k donde $k=1, \dots, n$, son los datos de salida para el caso de prueba.

A continuación, se muestra la arquitectura de la red neuronal probabilística (PNN).



Fuente: Guía para uso de Neural Tools, 2010.

Figura 8. Arquitectura de una red PNN

Tabla de decisión

La tabla de decisión es una especificación establecida para las reglas de decisión. En algunas aplicaciones, las tablas de decisión son diseñadas con base a conocimientos previos de vectores de entrada y decisiones asociadas. Cada regla de decisión está asociada a con dos probabilidades condicionales nombradas coeficientes de certeza y cobertura.

El coeficiente de certeza de una tabla de decisión está definido como:

$$cer_x(C, D) = \frac{|C(x) \cap D(x)|}{|C(x)|} = \frac{\sup_x(C, D)}{|C(x)|} = \frac{\sigma_x(C, D)}{\pi(C(x))} \quad (4)$$

Dónde: C y D son conjuntos de condiciones y atributos.

El coeficiente de cobertura de una tabla de decisión está definido como:

$$cov_x(C, D) = \frac{|C(x) \cap D(x)|}{|D(x)|} = \frac{\sup_x(C, D)}{|D(x)|} = \frac{\sigma_x(C, D)}{\pi(D(x))} \quad (5)$$

Las aproximaciones y las reglas de decisión son dos diferentes métodos para expresar las propiedades de los datos.

Árbol de decisiones (M5P)

Este modelo analiza sistemáticamente la información contenida en un conjunto de datos para extraer las reglas de los valores y conexiones con el propósito de clasificar o pronosticar. El árbol de decisiones es ampliamente aplicado en distintas áreas por sus características.

Los árboles de decisiones clasifican en dos pasos: el primero es la construcción del árbol, el segundo es la reducción de las instancias.

5.4 Construcción del modelo de minería de datos

Las variables salario mínimo, población total en México y porcentaje de población urbana se utilizan para explicar las ventas netas de Gruma. El precio del maíz, refleja el precio de la materia prima utilizada en el producto final que Gruma comercializa, impactando en su precio de venta. Las cinco razones financieras descritas más adelante junto con el tipo de cambio peso mexicano dólar son tomadas de Juárez (2007) para explicar el comportamiento del tipo de cambio en las ventas neta de Gruma. Los tres índices de S&P reflejan el comportamiento de la industria alimenticia a nivel internacional. A partir de estos índices se puede saber si Gruma sigue el mismo comportamiento que la industria alimenticia.

Para la construcción de la RNA se utilizaron las siguientes variables:

- El crecimiento en el ingreso (salario mínimo)
- Precios de commodities (maíz)
- Población total en México
- Porcentaje de población urbana
- Pasivo total / Activo Total (Razón financiera 1)
- Pasivo Total / Capital Contable (Razón financiera 2)
- Pasivo a Largo Plazo / Activo Fijo (Razón financiera 3)
- Resultado de Operación / Intereses Pagados (Razón financiera 4)
- Ventas Netas / Pasivo Total (Razón financiera 5)
- Tipo de cambio fix
- Índices S&P (S&P Global BMI Consumer Staples, S&P Commodity Producers Agribusiness y S&P Composite 1500 Consumer Staples)

Empresa: Industrias Bachoco

En este capítulo se construyeron tres modelos de minería de datos utilizando las técnicas de tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano. Para determinar el desempeño de los modelos de ventas de la empresa Bachoco se escogió el error cuadrático medio. A continuación, se muestran los resultados.

Técnica	Error absoluto medio		
	Entrenamiento	Prueba	Pronóstico (2016)
Tabla de decisiones (M5 Rules)	9.1%	11.2%	1.0%
Árbol de decisiones (M5P)	9.6%	11.1%	1.1%
Proceso gaussiano	13.9%	16.6%	25.5%

Empresa: Bafar

En este capítulo se construyeron tres modelos de minería de datos utilizando las técnicas de tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano. Para determinar el desempeño de los modelos de ventas de la empresa Bafar se escogió el error cuadrático medio. A continuación, se muestran los resultados.

Técnica	Error absoluto medio		
	Entrenamiento	Prueba	Pronóstico (2016)
Tabla de decisiones (M5 Rules)	6.4%	7.4%	1.8%
Árbol de decisiones (M5P)	6.4%	7.4%	1.8%
Proceso gaussiano	17.0%	21.2%	11.1%

Empresa: Bimbo

En este capítulo se construyeron tres modelos de minería de datos utilizando las técnicas de tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano. Para determinar el desempeño de los modelos de ventas de la empresa Bimbo se escogió el error cuadrático medio. A continuación, se muestran los resultados.

Técnica	Error absoluto medio		
	Entrenamiento	Prueba	Pronóstico (2016)
Tabla de decisiones (M5 Rules)	13.4%	16.3%	7.56%
Árbol de decisiones (M5P)	13.4%	16.3%	7.56%
Proceso gaussiano	15.3%	18.3%	18.7%

Empresa: Gruma

En este capítulo se construyeron tres modelos de minería de datos utilizando las técnicas de tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano. Para determinar el desempeño de los modelos de ventas de la empresa Gruma se escogió el error cuadrático medio. A continuación, se muestran los resultados.

Técnica	Error absoluto medio		
	Entrenamiento	Prueba	Pronóstico (2016)
Tabla de decisiones (M5 Rules)	8.4%	4.9%	0.63%
Árbol de decisiones (M5P)	14.3%	9.1%	0.63%
Proceso gaussiano	34.4%	40.3%	16.4%

Empresa: Herdez

En este capítulo se construyeron tres modelos de minería de datos utilizando las técnicas de tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano. Para determinar el desempeño de los modelos de ventas de la empresa Herdez se escogió el error cuadrático medio. A continuación, se muestran los resultados.

Técnica	Error absoluto medio		
	Entrenamiento	Prueba	Pronóstico (2016)
Tabla de decisiones (M5 Rules)	5.6%	7.6%	3.2%
Árbol de decisiones (M5P)	7.5%	9.1%	3.2%
Proceso gaussiano	15.4%	17.9%	61.4%

Empresa: Lala

En este capítulo se construyeron tres modelos de minería de datos utilizando las técnicas de tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano. Para determinar el desempeño de los modelos de ventas de la empresa Lala se escogió el error cuadrático medio. A continuación, se muestran los resultados.

Técnica	Error absoluto medio		
	Entrenamiento	Prueba	Pronóstico (2016)
Tabla de decisiones (M5 Rules)	22.0%	28.4%	8.5%
Árbol de decisiones (M5P)	22.0%	28.4%	8.5%
Proceso gaussiano	65.9%	74.2%	9.2%

Empresa: Maseca

En este capítulo se construyeron tres modelos de minería de datos utilizando las técnicas de tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano. Para determinar el desempeño de los modelos de ventas de la empresa Maseca se escogió el error cuadrático medio. A continuación, se muestran los resultados.

Técnica	Error absoluto medio		
	Entrenamiento	Prueba	Pronóstico (2016)
Tabla de decisiones (M5 Rules)	13.5%	17.2%	1.1%
Árbol de decisiones (M5P)	13.1%	16.0%	0.8%
Proceso gaussiano	17.2%	19.7%	13.6%

Resumen capitular

En el capítulo 5: Minería de datos. Se muestra el uso de los modelos de minería de datos en la predicción de datos del mercado de valores, así como del tipo de cambio peso mexicano-dólar. Después se presentan algunas técnicas de minería de datos (perceptrón multicapa, red neuronal probabilística, árbol de decisiones y tabla de decisiones). Por último, se presentan las variables con las que se construyeron los modelos de minería de datos y los resultados de dichos modelos.

Capítulo 6: Análisis de resultados y discusiones.

Empresa: Bachoco

En la intención de pronosticar el nivel de las ventas de Bachoco, y con un enfoque ecléctico, primero se identificaron las variables económico-financieras que según la teoría pudieran explicar el incremento de sus ventas.

Se refiere en la literatura a algunas investigaciones que dan cuenta de estas variables, por ejemplo, Morales y García (2016), quienes en su investigación clasifican y predicen las empresas exitosas y no exitosas del sector comercial de la BMV donde utilizan tres razones financieras (VN/PT, VN/AF y VN/AT) con un 54% de sensibilidad en la determinación del éxito o no éxito en el sector comercial de la BMV. Se encuentra que esta investigación está relacionada con las ventas de las empresas.

Ohidul (2005), afirma y encuentra en su investigación *Income Elasticity and Economic Development Methods and Applications* afirma que el incremento en la demanda de algún bien de consumo depende de algunos factores como: el crecimiento en el ingreso, cambios en los precios, incremento neto en el crecimiento de la población, cambios en los patrones de consumo (cambios en gustos y preferencias) y cambios en la composición de la familia, lo cual se relaciona con el pronóstico de ventas.

A partir de los estudios mencionados se escogieron cinco variables económico financieras (salario mínimo, tipo de cambio (TC), precio del huevo, población total en México (PoblaciónT) y concentración de población urbana (CPU)), tres índices financieros del sector alimentos (S&P Global BMI Consumer Staples (SP1), S&P Commodity Producers Agribusiness (SP2) y S&P Composite 1500 Consumer Staples (SP3)) y cinco razones financieras (PT/AT, PT/CC, PL/AF, RO_p/GF y VN/PT).

Luego de identificar dichas variables y probar su relación con las ventas, se plantearon cuatro arquitecturas de Redes Neuronales Artificiales (RNA) que permitieran ver el impacto de cada variable en las ventas. Para cada arquitectura se identificaron las variables más relevantes en el reporte de impacto de variables.

Al probar las diferentes arquitecturas de RNA fue posible identificar la ponderación de cada variable seleccionada en la predicción de las ventas y con ello discriminar las que no.

En la intención de contrastar un modelo no lineal como el de RNA y uno lineal como el de regresión múltiple y ver el desempeño de ambos en el comportamiento y pronóstico de las ventas de la empresa, se formuló un modelo econométrico con las variables que se utilizaron en la RNA y que demostraron explicar las ventas a través de las pruebas de hipótesis correspondientes.

Se encontró que algunas variables en el modelo lineal son significativas y otras no. A través de las pruebas de autocorrelación, heteroscedasticidad y multicolinealidad se probaron las variables que se ingresaron al modelo y se descartaron aquellas que no cumplieron con los supuestos del modelo clásico de regresión lineal.

Con las cinco variables económico-financieras (salario mínimo, tipo de cambio (TC), precio del huevo, población total en México (PoblaciónT) y concentración de población urbana (CPU)), tres índices financieros del sector alimentos (S&P Global BMI Consumer Staples (SP1), S&P Commodity Producers Agribusiness (SP2) y S&P Composite 1500 Consumer Staples (SP3)) y cinco razones financieras (PT/AT, PT/CC, PL/AF, ROp/GF y VN/PT) se aplicaron tres técnicas de minería de datos (tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano) en la intención de contrastar los modelos anteriores.

Se midió el desempeño de cada técnica utilizada a través del porcentaje de recuperación de datos, el cual sirve como referencia para medir la cantidad de datos que el modelo pudo recuperar en la etapa de entrenamiento y prueba.

A través de las técnicas de minería de datos (RNA multicapa, tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano) y el modelo de regresión lineal se encontró que las variables significativas en el comportamiento y pronóstico de las ventas de la empresa Bachoco son: concentración de población urbana (CPU) con población total en México y la razón financiera 1 (Pasivo Total/Activo Total).

Con esta investigación se valida el principio de la razón financiera 1 (Pasivo total / Activo total). Esta razón de deuda total mide el grado de endeudamiento que tiene una empresa para financiar el conjunto de bienes y derechos que son propiedad de la empresa y que le sirven para generar ventas y utilidades.

A mayor grado de apalancamiento financiero aumentarían las ventas ya que se supondría que la inversión en activos fijos e inventarios crece y por tanto la capacidad instalada de la empresa lo que le facilita aumentar su volumen de ventas.

También se valida la teoría de la demanda del consumidor donde define que el comportamiento del consumidor es racional con relación a los precios. La demanda representa la cantidad de producto que el consumidor desea comprar en función de la utilidad, los precios y la población que se miden con las variables: precio del huevo, concentración de población urbana (CPU) y la población total en México.

Se compararon tanto el modelo de RNA, regresión lineal, tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano a través del error absoluto medio para comparar el desempeño de cada una de las técnicas.

A partir de esto se concluyó que las RNA son más eficientes en su predicción que el modelo lineal o econométrico, como se muestra en la tabla 5.

Tabla 5. Técnica de pronóstico y precisión por medio del error absoluto de la empresa Bachoco.

Técnica	Error absoluto medio		
	Entrenamiento	Prueba	Pronóstico (2016)
RNA (Multicapa)	1.9%	13.5%	5.9%
Regresión lineal múltiple	7.5%	8.0%	2.27%
Tabla de decisiones (M5 Rules)	9.1%	11.2%	1.0%
Árbol de decisiones (M5P)	9.6%	11.1%	1.1%
Proc. gaussiano	13.9%	16.6%	25.5%

Fuente: Ramírez (2017), con datos obtenidos de simulación de SPSS <https://ibm.co/28NGwL6> y WEKA <http://bit.ly/lzNJ0R>

Las técnicas de regresión lineal múltiple y tabla de decisiones fueron las que tuvieron un mejor desempeño para determinar el comportamiento de ventas de Bachoco del periodo de 2006 al 2015 tanto en las etapas de entrenamiento y prueba. En ambas técnicas se obtiene más del 88% de la recuperación de los datos al construir y probar los resultados de ventas de Bachoco en el periodo anteriormente mencionado.

Las técnicas de tabla de decisiones, árbol de decisiones y RNA mostraron mayor precisión al pronosticar los tres primeros trimestres del año 2016 con un porcentaje de recuperación de datos mayor al 98%.

Al utilizar la tabla de decisiones se muestra que aquella técnica que obtenga el mejor desempeño de recuperación de datos, también tendrá un pronóstico más preciso.

La técnica de regresión lineal obtiene un desempeño muy parecido al de tabla de decisiones al representar el comportamiento de las ventas de Bachoco del 2006 al 2015. Sin embargo, al pronosticar los primeros tres trimestres del 2016 se muestra que el error en el pronóstico incrementa después del primer dato pronosticado. Esto se debe a que en el modelo se consideran las ventas del trimestre anterior como base para predecir el próximo trimestre, lo que causa que las ventas se mantengan constantes después del primer trimestre.

Empresa: Bafar

En la intención de pronosticar el nivel de las ventas de Bafar, y con un enfoque ecléctico, primero se identificaron las variables económico-financieras que según la teoría pudieran explicar el incremento de sus ventas.

Se refiere en la literatura a algunas investigaciones que dan cuenta de estas variables, por ejemplo, Morales y García (2016), quienes en su investigación clasifican y predicen las empresas exitosas y no exitosas del sector comercial de la BMV donde utilizan tres razones financieras (VN/PT, VN/AF y VN/AT) con un 54% de sensibilidad en la determinación del éxito o no éxito en el sector comercial de la BMV. Se encuentra que esta investigación está relacionada con las ventas de las empresas.

Ohidul (2005), afirma y encuentra en su investigación *Income Elasticity and Economic Development Methods and Applications* afirma que el incremento en la demanda de algún bien de consumo depende de algunos factores como: el crecimiento en el ingreso, cambios en los precios, incremento neto en el crecimiento de la población, cambios en los patrones de consumo (cambios en gustos y preferencias) y cambios en la composición de la familia, lo cual se relaciona con el pronóstico de ventas.

A partir de los estudios mencionados se escogieron cinco variables económico financieras (salario mínimo, tipo de cambio (TC), precio de carne, población total en México (PoblaciónT) y concentración de población urbana (CPU)), tres índices

financieros del sector alimentos (S&P Global BMI Consumer Staples (SP1), S&P Commodity Producers Agribusiness (SP2) y S&P Composite 1500 Consumer Staples (SP3)) y cinco razones financieras (PT/AT, PT/CC, PL/AF, ROp/GF y VN/PT).

Luego de identificar dichas variables y probar su relación con las ventas, se plantearon cuatro arquitecturas de Redes Neuronales Artificiales (RNA) que permitieran ver el impacto de cada variable en las ventas. Para cada arquitectura se identificaron las variables más relevantes en el reporte de impacto de variables.

Al probar las diferentes arquitecturas de RNA fue posible identificar la ponderación de cada variable seleccionada en la predicción de las ventas y con ello discriminar las que no.

En la intención de contrastar un modelo no lineal como el de RNA y uno lineal como el de regresión múltiple y ver el desempeño de ambos en el comportamiento y pronóstico de las ventas de la empresa, se formuló un modelo econométrico con las variables que se utilizaron en la RNA y que demostraron explicar las ventas a través de las pruebas de hipótesis correspondientes.

Se encontró que algunas variables en el modelo lineal son significativas y otras no. A través de las pruebas de autocorrelación, heteroscedasticidad y multicolinealidad se probaron las variables que se ingresaron al modelo y se descartaron aquellas que no cumplieron con los supuestos del modelo clásico de regresión lineal.

Con las cinco variables económico-financieras (salario mínimo, tipo de cambio (TC), precio de carne, población total en México (PoblaciónT) y concentración de población urbana (CPU)), tres índices financieros del sector alimentos (S&P Global BMI Consumer Staples (SP1), S&P Commodity Producers Agribusiness (SP2) y S&P Composite 1500 Consumer Staples (SP3)) y cinco razones financieras (PT/AT, PT/CC, PL/AF, ROp/GF y VN/PT) se aplicaron tres técnicas de minería de datos (tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano) en la intención de contrastar los modelos anteriores.

Se midió el desempeño de cada técnica utilizada a través del porcentaje de recuperación de datos, el cual sirve como referencia para medir la cantidad de datos que el modelo pudo recuperar en la etapa de entrenamiento y prueba.

A través de las técnicas de minería de datos (RNA multicapa, tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano) y el modelo de regresión lineal se encontró que las variables significativas en el comportamiento y pronóstico de las

ventas de la empresa Bafar son: concentración de población urbana (CPU), población total en México, tipo de cambio y la razón financiera 1 (Pasivo Total/Activo Total).

Con esta investigación se valida el principio de la razón financiera 1 (Pasivo total / Activo total). Esta razón de deuda total mide el grado de endeudamiento que tiene una empresa para financiar el conjunto de bienes y derechos que son propiedad de la empresa y que le sirven para generar ventas y utilidades.

A mayor grado de apalancamiento financiero aumentarían las ventas ya que se supondría que la inversión en activos fijos e inventarios crece y por tanto la capacidad instalada de la empresa lo que le facilita aumentar su volumen de ventas.

También se valida la teoría de la demanda del consumidor donde define que el comportamiento del consumidor es racional con relación a los precios. La demanda representa la cantidad de producto que el consumidor desea comprar en función de la utilidad, los precios y la población que se miden con las variables: precio de carne, concentración de población urbana (CPU) y la población total en México.

Se valida el principio del efecto del tipo de cambio en la estructura financiera de las empresas de alimentos que tienen deuda en dólares (Juarez, 2007), como es el caso de Bafar, en donde un incremento en el tipo de cambio provoca un incremento en la deuda de esta empresa.

Se compararon tanto el modelo de RNA, regresión lineal, tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano a través del error absoluto medio para comparar el desempeño de cada una de las técnicas.

A partir de esto se concluyó que las RNA son más eficientes en su predicción que el modelo lineal o econométrico, como se muestra en la tabla 6.

Tabla 6. Técnica de pronóstico y precisión por medio del error absoluto de la empresa Bafar.

Técnica	Error absoluto medio		
	Entrenamiento	Prueba	Pronóstico (2016)
RNA (Multicapa)	1.5%	30.4%	5.4%
Regresión lineal múltiple	4.2%	5.8%	3.2%
Tabla de decisiones (M5 Rules)	6.4%	7.4%	1.8%
Árbol de decisiones (M5P)	6.4%	7.4%	1.8%
Proceso gaussiano	17.0%	21.2%	11.1%

Fuente: Ramírez (2017), con datos obtenidos de simulación de SPSS <https://ibm.co/28NGwL6> y WEKA <http://bit.ly/lzNJ0R>

Las técnicas de regresión lineal múltiple y tabla de decisiones fueron las que tuvieron un mejor desempeño para determinar el comportamiento de ventas de Bafar del periodo de 2006 al 2015 tanto en las etapas de entrenamiento y prueba. En ambas técnicas se obtiene más del 92% de la recuperación de los datos al construir y probar los resultados de ventas de Bafar en el periodo anteriormente mencionado.

Las técnicas de tabla de decisiones y árbol de decisiones mostraron mayor precisión al pronosticar los tres primeros trimestres del año 2016 con un porcentaje de recuperación de datos mayor al 98%.

Al utilizar la tabla de decisiones se muestra que aquella técnica que obtenga el mejor desempeño de recuperación de datos, también tendrá un pronóstico más preciso.

La técnica de regresión lineal obtiene un desempeño muy parecido al de tabla de decisiones al representar el comportamiento de las ventas de Bafar del 2006 al 2015. Sin embargo, al pronosticar los primeros tres trimestres del 2016 se muestra

que el error en el pronóstico incrementa después del primer dato pronosticado. Esto se debe a que en el modelo se consideran las ventas del trimestre anterior como base para predecir el próximo trimestre, lo que causa que las ventas se mantengan constantes después del primer trimestre.

Empresa: Bimbo

En la intención de pronosticar el nivel de las ventas de Bimbo, y con un enfoque ecléctico, primero se identificaron las variables económico-financieras que según la teoría pudieran explicar el incremento de sus ventas.

Se refiere en la literatura a algunas investigaciones que dan cuenta de estas variables, por ejemplo, Morales y García (2016), quienes en su investigación clasifican y predicen las empresas exitosas y no exitosas del sector comercial de la BMV donde utilizan tres razones financieras (VN/PT, VN/AF y VN/AT) con un 54% de sensibilidad en la determinación del éxito o no éxito en el sector comercial de la BMV. Se encuentra que esta investigación está relacionada con las ventas de las empresas.

Ohidul (2005), afirma y encuentra en su investigación *Income Elasticity and Economic Development Methods and Applications* afirma que el incremento en la demanda de algún bien de consumo depende de algunos factores como: el crecimiento en el ingreso, cambios en los precios, incremento neto en el crecimiento de la población, cambios en los patrones de consumo (cambios en gustos y preferencias) y cambios en la composición de la familia, lo cual se relaciona con el pronóstico de ventas.

A partir de los estudios mencionados se escogieron cinco variables económico-financieras (salario mínimo, tipo de cambio (TC), precio del trigo, población total en México (PoblaciónT) y concentración de población urbana (CPU)), tres índices financieros del sector alimentos (S&P Global BMI Consumer Staples (SP1), S&P Commodity Producers Agribusiness (SP2) y S&P Composite 1500 Consumer Staples (SP3)) y cinco razones financieras (PT/AT, PT/CC, PL/AF, ROp/GF y VN/PT).

Luego de identificar dichas variables y probar su relación con las ventas, se plantearon cuatro arquitecturas de Redes Neuronales Artificiales (RNA) que permitieran ver el impacto de cada variable en las ventas. Para cada arquitectura se identificaron las variables más relevantes en el reporte de impacto de variables.

Al probar las diferentes arquitecturas de RNA fue posible identificar la ponderación de cada variable seleccionada en la predicción de las ventas y con ello discriminar las que no.

En la intención de contrastar un modelo no lineal como el de RNA y uno lineal como el de regresión múltiple y ver el desempeño de ambos en el comportamiento y pronóstico de las ventas de la empresa, se formuló un modelo econométrico con las variables que se utilizaron en la RNA y que demostraron explicar las ventas a través de las pruebas de hipótesis correspondientes.

Se encontró que algunas variables en el modelo lineal son significativas y otras no. A través de las pruebas de autocorrelación, heteroscedasticidad y multicolinealidad se probaron las variables que se ingresaron al modelo y se descartaron aquellas que no cumplieron con los supuestos del modelo clásico de regresión lineal.

Con las cinco variables económico-financieras (salario mínimo, tipo de cambio (TC), precio del trigo, población total en México (PoblaciónT) y concentración de población urbana (CPU)), tres índices financieros del sector alimentos (S&P Global BMI Consumer Staples (SP1), S&P Commodity Producers Agribusiness (SP2) y S&P Composite 1500 Consumer Staples (SP3)) y cinco razones financieras (PT/AT, PT/CC, PL/AF, ROp/GF y VN/PT) se aplicaron tres técnicas de minería de datos (tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano) en la intención de contrastar los modelos anteriores.

Se midió el desempeño de cada técnica utilizada a través del porcentaje de recuperación de datos, el cual sirve como referencia para medir la cantidad de datos que el modelo pudo recuperar en la etapa de entrenamiento y prueba.

A través de las técnicas de minería de datos (RNA multicapa, tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano) y el modelo de regresión lineal se encontró que las variables significativas en el comportamiento y pronóstico de las ventas de la empresa Bimbo son: precio del trigo, concentración de población urbana (CPU), población total en México y la razón financiera 1 (Pasivo Total/Activo Total).

Con esta investigación se valida el principio de la razón financiera 1 (Pasivo total / Activo total). Esta razón de deuda total mide el grado de endeudamiento que tiene una empresa para financiar el conjunto de bienes y derechos que son propiedad de la empresa y que le sirven para generar ventas y utilidades.

A mayor grado de apalancamiento financiero aumentarían las ventas ya que se supondría que la inversión en activos fijos e inventarios crece y por tanto la capacidad instalada de la empresa lo que le facilita aumentar su volumen de ventas.

También se valida la teoría de la demanda del consumidor donde define que el comportamiento del consumidor es racional con relación a los precios. La demanda representa la cantidad de producto que el consumidor desea comprar en función de la utilidad, los precios y la población que se miden con las variables: precio del trigo, concentración de población urbana (CPU) y la población total en México.

Se compararon tanto el modelo de RNA, regresión lineal, tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano a través del error absoluto medio para comparar el desempeño de cada una de las técnicas.

A partir de esto se concluyó que las RNA son más eficientes en su predicción que el modelo lineal o econométrico, como se muestra en la tabla 7.

Tabla 7. Técnica de pronóstico y precisión por medio del error absoluto de la empresa Bimbo.

Técnica	Error absoluto medio		
	Entrenamiento	Prueba	Pronóstico (2016)
RNA (Multicapa)	4.0%	11.7%	10.9%
Regresión lineal múltiple	6.3%	12.4%	9.8%
Tabla de decisiones (M5 Rules)	13.4%	16.3%	7.56%
Árbol de decisiones (M5P)	13.4%	16.3%	7.56%
Proceso gaussiano	15.3%	18.3%	18.7%

Fuente: Ramírez (2017), con datos obtenidos de simulación de SPSS <https://ibm.co/28NGwL6> y WEKA <http://bit.ly/lzNJ0R>

Las técnicas de regresión lineal múltiple y tabla de decisiones fueron las que tuvieron un mejor desempeño para determinar el comportamiento de ventas de Bimbo del periodo de 2006 al 2015 tanto en las etapas de entrenamiento y prueba. En ambas técnicas se obtiene más del 83% de la recuperación de los datos al construir y probar los resultados de ventas de Bimbo en el periodo anteriormente mencionado.

Las técnicas de tabla de decisiones, árbol de decisiones mostraron mayor precisión al pronosticar los tres primeros trimestres del año 2016 con un porcentaje de recuperación de datos mayor al 92%.

Al utilizar la tabla de decisiones no se muestra que aquella técnica que obtenga el mejor desempeño de recuperación de datos, también tendrá un pronóstico más preciso.

La técnica de regresión lineal obtiene un desempeño muy parecido al de tabla de decisiones al representar el comportamiento de las ventas de Bimbo del 2006 al 2015. Sin embargo, al pronosticar los primeros tres trimestres del 2016 se muestra que el error en el pronóstico incrementa después del primer dato pronosticado. Esto se debe a que en el modelo se consideran las ventas del trimestre anterior como base para predecir el próximo trimestre, lo que causa que las ventas se mantengan constantes después del primer trimestre.

Empresa: Gruma

En la intención de pronosticar el nivel de las ventas de Gruma, y con un enfoque ecléctico, primero se identificaron las variables económico-financieras que según la teoría pudieran explicar el incremento de sus ventas.

Se refiere en la literatura a algunas investigaciones que dan cuenta de estas variables, por ejemplo, Morales y García (2016), quienes en su investigación clasifican y predicen las empresas exitosas y no exitosas del sector comercial de la BMV donde utilizan tres razones financieras (VN/PT, VN/AF y VN/AT) con un 54% de sensibilidad en la determinación del éxito o no éxito en el sector comercial de la BMV. Se encuentra que esta investigación está relacionada con las ventas de las empresas.

Ohidul (2005), afirma y encuentra en su investigación *Income Elasticity and Economic Development Methods and Applications* afirma que el incremento en la demanda de algún bien de consumo depende de algunos factores como: el crecimiento en el ingreso, cambios en los precios, incremento neto en el

crecimiento de la población, cambios en los patrones de consumo (cambios en gustos y preferencias) y cambios en la composición de la familia, lo cual se relaciona con el pronóstico de ventas.

A partir de los estudios mencionados se escogieron cinco variables económico financieras (salario mínimo, tipo de cambio (TC), precio del maíz, población total en México (PoblaciónT) y concentración de población urbana (CPU)), tres índices financieros del sector alimentos (S&P Global BMI Consumer Staples (SP1), S&P Commodity Producers Agribusiness (SP2) y S&P Composite 1500 Consumer Staples (SP3)) y cinco razones financieras (PT/AT, PT/CC, PL/AF, RO_p/GF y VN/PT).

Luego de identificar dichas variables y probar su relación con las ventas, se plantearon cuatro arquitecturas de Redes Neuronales Artificiales (RNA) que permitieran ver el impacto de cada variable en las ventas. Para cada arquitectura se identificaron las variables más relevantes en el reporte de impacto de variables.

Al probar las diferentes arquitecturas de RNA fue posible identificar la ponderación de cada variable seleccionada en la predicción de las ventas y con ello discriminar las que no.

En la intención de contrastar un modelo no lineal como el de RNA y uno lineal como el de regresión múltiple y ver el desempeño de ambos en el comportamiento y pronóstico de las ventas de la empresa, se formuló un modelo econométrico con las variables que se utilizaron en la RNA y que demostraron explicar las ventas a través de las pruebas de hipótesis correspondientes.

Se encontró que algunas variables en el modelo lineal son significativas y otras no. A través de las pruebas de autocorrelación, heteroscedasticidad y multicolinealidad se probaron las variables que se ingresaron al modelo y se descartaron aquellas que no cumplieron con los supuestos del modelo clásico de regresión lineal.

Con las cinco variables económico-financieras (salario mínimo, tipo de cambio (TC), precio del maíz, población total en México (PoblaciónT) y concentración de población urbana (CPU)), tres índices financieros del sector alimentos (S&P Global BMI Consumer Staples (SP1), S&P Commodity Producers Agribusiness (SP2) y S&P Composite 1500 Consumer Staples (SP3)) y cinco razones financieras (PT/AT, PT/CC, PL/AF, RO_p/GF y VN/PT) se aplicaron tres técnicas de minería de datos (tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano) en la intención de contrastar los modelos anteriores.

Se midió el desempeño de cada técnica utilizada a través del porcentaje de recuperación de datos, el cual sirve como referencia para medir la cantidad de datos que el modelo pudo recuperar en la etapa de entrenamiento y prueba.

A través de las técnicas de minería de datos (RNA multicapa, tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano) y el modelo de regresión lineal se encontró que las variables significativas en el comportamiento y pronóstico de las ventas de la empresa Gruma son: precio del maíz, concentración de población urbana (CPU), población total en México y la razón financiera 1 (Pasivo Total/Activo Total).

Con esta investigación se valida el principio de la razón financiera 1 (Pasivo total / Activo total). Esta razón de deuda total mide el grado de endeudamiento que tiene una empresa para financiar el conjunto de bienes y derechos que son propiedad de la empresa y que le sirven para generar ventas y utilidades.

A mayor grado de apalancamiento financiero aumentarían las ventas ya que se supondría que la inversión en activos fijos e inventarios crece y por tanto la capacidad instalada de la empresa lo que le facilita aumentar su volumen de ventas.

También se valida la teoría de la demanda del consumidor donde define que el comportamiento del consumidor es racional con relación a los precios. La demanda representa la cantidad de producto que el consumidor desea comprar en función de la utilidad, los precios y la población que se miden con las variables: precio del maíz, concentración de población urbana (CPU) y la población total en México.

Se compararon tanto el modelo de RNA, regresión lineal, tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano a través del error absoluto medio para comparar el desempeño de cada una de las técnicas.

A partir de esto se concluyó que las RNA son más eficientes en su predicción que el modelo lineal o econométrico, como se muestra en la tabla 8.

Tabla 8. Técnica de pronóstico y precisión por medio del error absoluto de la empresa Gruma

Técnica	Error absoluto medio		
	Entrenamiento	Prueba	Pronóstico (2016)
RNA	3.1%	27.1%	2.0%
Regresión lineal múltiple	8.8%	4.6%	8.1%
Tabla de decisiones (M5 Rules)	8.4%	4.9%	0.63%
Árbol de decisiones (M5P)	14.3%	9.1%	0.63%
Proceso gaussiano	34.4%	40.3%	16.4%

Fuente: Ramírez (2017), con datos obtenidos de simulación de SPSS <https://ibm.co/28NGwL6> y WEKA <http://bit.ly/lzNJ0R>

Las técnicas de regresión lineal múltiple y tabla de decisiones fueron las que tuvieron un mejor desempeño para determinar el comportamiento de ventas de Gruma del periodo de 2006 al 2015 tanto en las etapas de entrenamiento y prueba. En ambas técnicas se obtiene más del 90% de la recuperación de los datos al construir y probar los resultados de ventas de Gruma en el periodo anteriormente mencionado.

Las técnicas de tabla de decisiones, árbol de decisiones y RNA mostraron mayor precisión al pronosticar los tres primeros trimestres del año 2016 con un porcentaje de recuperación de datos mayor al 97%.

Al utilizar la tabla de decisiones se muestra que aquella técnica que obtenga el mejor desempeño de recuperación de datos, también tendrá un pronóstico más preciso.

La técnica de regresión lineal obtiene un desempeño muy parecido al de tabla de decisiones al representar el comportamiento de las ventas de Gruma del 2006 al 2015. Sin embargo, al pronosticar los primeros tres trimestres del 2016 se muestra

que el error en el pronóstico incrementa después del primer dato pronosticado. Esto se debe a que en el modelo se consideran las ventas del trimestre anterior como base para predecir el próximo trimestre, lo que causa que las ventas se mantengan constantes después del primer trimestre.

Empresa: Herdez

En la intención de pronosticar el nivel de las ventas de Herdez, y con un enfoque ecléctico, primero se identificaron las variables económico-financieras que según la teoría pudieran explicar el incremento de sus ventas.

Se refiere en la literatura a algunas investigaciones que dan cuenta de estas variables, por ejemplo, Morales y García (2016), quienes en su investigación clasifican y predicen las empresas exitosas y no exitosas del sector comercial de la BMV donde utilizan tres razones financieras (VN/PT, VN/AF y VN/AT) con un 54% de sensibilidad en la determinación del éxito o no éxito en el sector comercial de la BMV. Se encuentra que esta investigación está relacionada con las ventas de las empresas.

Ohidul (2005), afirma y encuentra en su investigación *Income Elasticity and Economic Development Methods and Applications* afirma que el incremento en la demanda de algún bien de consumo depende de algunos factores como: el crecimiento en el ingreso, cambios en los precios, incremento neto en el crecimiento de la población, cambios en los patrones de consumo (cambios en gustos y preferencias) y cambios en la composición de la familia, lo cual se relaciona con el pronóstico de ventas.

A partir de los estudios mencionados se escogieron cinco variables económico financieras (salario mínimo, tipo de cambio (TC), precio de verduras, población total en México (PoblaciónT) y concentración de población urbana (CPU)), tres índices financieros del sector alimentos (S&P Global BMI Consumer Staples (SP1), S&P Commodity Producers Agribusiness (SP2) y S&P Composite 1500 Consumer Staples (SP3)) y cinco razones financieras (PT/AT, PT/CC, PL/AF, ROp/GF y VN/PT).

Luego de identificar dichas variables y probar su relación con las ventas, se plantearon cuatro arquitecturas de Redes Neuronales Artificiales (RNA) que permitieran ver el impacto de cada variable en las ventas. Para cada arquitectura se identificaron las variables más relevantes en el reporte de impacto de variables.

Al probar las diferentes arquitecturas de RNA fue posible identificar la ponderación de cada variable seleccionada en la predicción de las ventas y con ello discriminar las que no.

En la intención de contrastar un modelo no lineal como el de RNA y uno lineal como el de regresión múltiple y ver el desempeño de ambos en el comportamiento y pronóstico de las ventas de la empresa, se formuló un modelo econométrico con las variables que se utilizaron en la RNA y que demostraron explicar las ventas a través de las pruebas de hipótesis correspondientes.

Se encontró que algunas variables en el modelo lineal son significativas y otras no. A través de las pruebas de autocorrelación, heteroscedasticidad y multicolinealidad se probaron las variables que se ingresaron al modelo y se descartaron aquellas que no cumplieron con los supuestos del modelo clásico de regresión lineal.

Con las cinco variables económico-financieras (salario mínimo, tipo de cambio (TC), precio de verduras, población total en México (PoblaciónT) y concentración de población urbana (CPU)), tres índices financieros del sector alimentos (S&P Global BMI Consumer Staples (SP1), S&P Commodity Producers Agribusiness (SP2) y S&P Composite 1500 Consumer Staples (SP3)) y cinco razones financieras (PT/AT, PT/CC, PL/AF, ROp/GF y VN/PT) se aplicaron tres técnicas de minería de datos (tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano) en la intención de contrastar los modelos anteriores.

Se midió el desempeño de cada técnica utilizada a través del porcentaje de recuperación de datos, el cual sirve como referencia para medir la cantidad de datos que el modelo pudo recuperar en la etapa de entrenamiento y prueba.

A través de las técnicas de minería de datos (RNA multicapa, tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano) y el modelo de regresión lineal se encontró que las variables significativas en el comportamiento y pronóstico de las ventas de la empresa Herdez son: precio de verduras, concentración de población urbana (CPU), población total en México y la razón financiera 1 (Pasivo Total/Activo Total).

Con esta investigación se valida el principio de la razón financiera 1 (Pasivo total / Activo total). Esta razón de deuda total mide el grado de endeudamiento que tiene una empresa para financiar el conjunto de bienes y derechos que son propiedad de la empresa y que le sirven para generar ventas y utilidades.

A mayor grado de apalancamiento financiero aumentarían las ventas ya que se supondría que la inversión en activos fijos e inventarios crece y por tanto la capacidad instalada de la empresa lo que le facilita aumentar su volumen de ventas.

También se valida la teoría de la demanda del consumidor donde define que el comportamiento del consumidor es racional con relación a los precios. La demanda representa la cantidad de producto que el consumidor desea comprar en función de la utilidad, los precios y la población que se miden con las variables: precio de verduras, concentración de población urbana (CPU) y la población total en México.

Se compararon tanto el modelo de RNA, regresión lineal, tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano a través del error absoluto medio para comparar el desempeño de cada una de las técnicas.

A partir de esto se concluyó que las RNA son más eficientes en su predicción que el modelo lineal o econométrico, como se muestra en la tabla 9.

Tabla 9. Técnica de pronóstico y precisión por medio del error absoluto de la empresa Herdez

Técnica	Error absoluto medio		
	Entrenamiento	Prueba	Pronóstico (2016)
RNA (Multicapa)	2.2%	5.4%	13.5%
Regresión lineal múltiple	1.0%	2.6%	3.7%
Tabla de decisiones (M5 Rules)	5.6%	7.6%	3.2%
Árbol de decisiones (M5P)	7.5%	9.1%	3.2%
Proceso gaussiano	15.4%	17.9%	61.4%

Fuente: Ramírez (2017), con datos obtenidos de simulación de SPSS <https://ibm.co/28NGwL6> y WEKA <http://bit.ly/lzNJ0R>

Las técnicas de regresión lineal múltiple y tabla de decisiones fueron las que tuvieron un mejor desempeño para determinar el comportamiento de ventas de Herdez del periodo de 2006 al 2015 tanto en las etapas de entrenamiento y prueba. En ambas técnicas se obtiene más del 90% de la recuperación de los datos al construir y probar los resultados de ventas de Herdez en el periodo anteriormente mencionado.

Las técnicas de tabla de decisiones, árbol de decisiones y regresión lineal mostraron mayor precisión al pronosticar los tres primeros trimestres del año 2016 con un porcentaje de recuperación de datos mayor al 96%.

Al utilizar la tabla de decisiones no se muestra que aquella técnica que obtenga el mejor desempeño de recuperación de datos, también tendrá un pronóstico más preciso.

La técnica de regresión lineal obtiene un desempeño muy parecido al de tabla de decisiones al representar el comportamiento de las ventas de Herdez del 2006 al 2015. Sin embargo, al pronosticar los primeros tres trimestres del 2016 se muestra que el error en el pronóstico incrementa después del primer dato pronosticado. Esto se debe a que en el modelo se consideran las ventas del trimestre anterior como base para predecir el próximo trimestre, lo que causa que las ventas se mantengan constantes después del primer trimestre.

Empresa: Lala

En la intención de pronosticar el nivel de las ventas de Lala, y con un enfoque ecléctico, primero se identificaron las variables económico-financieras que según la teoría pudieran explicar el incremento de sus ventas.

Se refiere en la literatura a algunas investigaciones que dan cuenta de estas variables, por ejemplo, Morales y García (2016), quienes en su investigación clasifican y predicen las empresas exitosas y no exitosas del sector comercial de la BMV donde utilizan tres razones financieras (VN/PT, VN/AF y VN/AT) con un 54% de sensibilidad en la determinación del éxito o no éxito en el sector comercial de la BMV. Se encuentra que esta investigación está relacionada con las ventas de las empresas.

Ohidul (2005), afirma y encuentra en su investigación *Income Elasticity and Economic Development Methods and Applications* afirma que el incremento en la demanda de algún bien de consumo depende de algunos factores como: el crecimiento en el ingreso, cambios en los precios, incremento neto en el

crecimiento de la población, cambios en los patrones de consumo (cambios en gustos y preferencias) y cambios en la composición de la familia, lo cual se relaciona con el pronóstico de ventas.

A partir de los estudios mencionados se escogieron cinco variables económico financieras (salario mínimo, tipo de cambio (TC), precio de la leche, población total en México (PoblaciónT) y concentración de población urbana (CPU)), tres índices financieros del sector alimentos (S&P Global BMI Consumer Staples (SP1), S&P Commodity Producers Agribusiness (SP2) y S&P Composite 1500 Consumer Staples (SP3)) y cinco razones financieras (PT/AT, PT/CC, PL/AF, RO_p/GF y VN/PT).

Luego de identificar dichas variables y probar su relación con las ventas, se plantearon cuatro arquitecturas de Redes Neuronales Artificiales (RNA) que permitieran ver el impacto de cada variable en las ventas. Para cada arquitectura se identificaron las variables más relevantes en el reporte de impacto de variables.

Al probar las diferentes arquitecturas de RNA fue posible identificar la ponderación de cada variable seleccionada en la predicción de las ventas y con ello discriminar las que no.

En la intención de contrastar un modelo no lineal como el de RNA y uno lineal como el de regresión múltiple y ver el desempeño de ambos en el comportamiento y pronóstico de las ventas de la empresa, se formuló un modelo econométrico con las variables que se utilizaron en la RNA y que demostraron explicar las ventas a través de las pruebas de hipótesis correspondientes.

Se encontró que algunas variables en el modelo lineal son significativas y otras no. A través de las pruebas de autocorrelación, heteroscedasticidad y multicolinealidad se probaron las variables que se ingresaron al modelo y se descartaron aquellas que no cumplieron con los supuestos del modelo clásico de regresión lineal.

Con las cinco variables económico-financieras (salario mínimo, tipo de cambio (TC), precio de la leche, población total en México (PoblaciónT) y concentración de población urbana (CPU)), tres índices financieros del sector alimentos (S&P Global BMI Consumer Staples (SP1), S&P Commodity Producers Agribusiness (SP2) y S&P Composite 1500 Consumer Staples (SP3)) y cinco razones financieras (PT/AT, PT/CC, PL/AF, RO_p/GF y VN/PT) se aplicaron tres técnicas de minería de datos (tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano) en la intención de contrastar los modelos anteriores.

Se midió el desempeño de cada técnica utilizada a través del porcentaje de recuperación de datos, el cual sirve como referencia para medir la cantidad de datos que el modelo pudo recuperar en la etapa de entrenamiento y prueba.

A través de las técnicas de minería de datos (RNA multicapa, tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano) y el modelo de regresión lineal se encontró que las variables significativas en el comportamiento y pronóstico de las ventas de la empresa Lala son: precio de la leche, concentración de población urbana (CPU), población total en México y la razón financiera 1 (Pasivo Total/Activo Total).

Con esta investigación se valida el principio de la razón financiera 1 (Pasivo total / Activo total). Esta razón de deuda total mide el grado de endeudamiento que tiene una empresa para financiar el conjunto de bienes y derechos que son propiedad de la empresa y que le sirven para generar ventas y utilidades.

A mayor grado de apalancamiento financiero aumentarían las ventas ya que se supondría que la inversión en activos fijos e inventarios crece y por tanto la capacidad instalada de la empresa lo que le facilita aumentar su volumen de ventas.

También se valida la teoría de la demanda del consumidor donde define que el comportamiento del consumidor es racional con relación a los precios. La demanda representa la cantidad de producto que el consumidor desea comprar en función de la utilidad, los precios y la población que se miden con las variables: precio de la leche, concentración de población urbana (CPU) y la población total en México.

Se compararon tanto el modelo de RNA, regresión lineal, tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano a través del error absoluto medio para comparar el desempeño de cada una de las técnicas.

A partir de esto se concluyó que las RNA son más eficientes en su predicción que el modelo lineal o econométrico, como se muestra en la tabla 10.

Tabla 10. Técnica de pronóstico y precisión por medio del error absoluto de la empresa Lala

Técnica	Error absoluto medio		
	Entrenamiento	Prueba	Pronóstico (2016)
RNA (Multicapa)	1.0%	30.8%	5.5%
Regresión lineal múltiple	9.8%	12.7%	2.3%
Tabla de decisiones (M5 Rules)	22.0%	28.4%	8.5%
Árbol de decisiones (M5P)	22.0%	28.4%	8.5%
Proceso gaussiano	65.9%	74.2%	9.2%

Fuente: Ramírez (2017), con datos obtenidos de simulación de SPSS <https://ibm.co/28NGwL6> y WEKA <http://bit.ly/lzNJ0R>

Las técnicas de regresión lineal múltiple y RNA fueron las que tuvieron un mejor desempeño para determinar el comportamiento de ventas de Lala del periodo de 2006 al 2015 en las etapas de entrenamiento. En ambas técnicas se obtiene más del 90% de la recuperación de los datos al construir y probar los resultados de ventas de Lala en el periodo anteriormente mencionado.

Las técnicas de regresión lineal múltiple y RNA mostraron mayor precisión al pronosticar los tres primeros trimestres del año 2016 con un porcentaje de recuperación de datos mayor al 94%.

Al utilizar la técnica de regresión lineal no se muestra que aquella técnica que obtenga el mejor desempeño de recuperación de datos, también tendrá un pronóstico más preciso.

La técnica de regresión lineal obtiene un desempeño muy parecido al de RNA al representar el comportamiento de las ventas de Lala del 2006 al 2015. Sin embargo, al pronosticar los primeros tres trimestres del 2016 se muestra que el error en el pronóstico incrementa después del primer dato pronosticado. Esto se debe a que en el modelo se consideran las ventas del trimestre anterior como base para predecir el próximo trimestre, lo que causa que las ventas se mantengan constantes después del primer trimestre.

Empresa: Maseca

En la intención de pronosticar el nivel de las ventas de Maseca, y con un enfoque ecléctico, primero se identificaron las variables económico-financieras que según la teoría pudieran explicar el incremento de sus ventas.

Se refiere en la literatura a algunas investigaciones que dan cuenta de estas variables, por ejemplo, Morales y García (2016), quienes en su investigación clasifican y predicen las empresas exitosas y no exitosas del sector comercial de la BMV donde utilizan tres razones financieras (VN/PT, VN/AF y VN/AT) con un 54% de sensibilidad en la determinación del éxito o no éxito en el sector comercial de la BMV. Se encuentra que esta investigación está relacionada con las ventas de las empresas.

Ohidul (2005), afirma y encuentra en su investigación Income Elasticity and Economic Development Methods and Applications+afirma que el incremento en la demanda de algún bien de consumo depende de algunos factores como: el crecimiento en el ingreso, cambios en los precios, incremento neto en el crecimiento de la población, cambios en los patrones de consumo (cambios en gustos y preferencias) y cambios en la composición de la familia, lo cual se relaciona con el pronóstico de ventas.

A partir de los estudios mencionados se escogieron cinco variables económico financieras (salario mínimo, tipo de cambio (TC), precio del maíz, población total en México (PoblaciónT) y concentración de población urbana (CPU)), tres índices financieros del sector alimentos (S&P Global BMI Consumer Staples (SP1), S&P Commodity Producers Agribusiness (SP2) y S&P Composite 1500 Consumer Staples (SP3)) y cinco razones financieras (PT/AT, PT/CC, PL/AF, ROp/GF y VN/PT).

Luego de identificar dichas variables y probar su relación con las ventas, se plantearon cuatro arquitecturas de Redes Neuronales Artificiales (RNA) que permitieran ver el impacto de cada variable en las ventas. Para cada arquitectura se identificaron las variables más relevantes en el reporte de impacto de variables.

Al probar las diferentes arquitecturas de RNA fue posible identificar la ponderación de cada variable seleccionada en la predicción de las ventas y con ello discriminar las que no.

En la intención de contrastar un modelo no lineal como el de RNA y uno lineal como el de regresión múltiple y ver el desempeño de ambos en el comportamiento y pronóstico de las ventas de la empresa, se formuló un modelo econométrico con

las variables que se utilizaron en la RNA y que demostraron explicar las ventas a través de las pruebas de hipótesis correspondientes.

Se encontró que algunas variables en el modelo lineal son significativas y otras no. A través de las pruebas de autocorrelación, heteroscedasticidad y multicolinealidad se probaron las variables que se ingresaron al modelo y se descartaron aquellas que no cumplieron con los supuestos del modelo clásico de regresión lineal.

Con las cinco variables económico-financieras (salario mínimo, tipo de cambio (TC), precio del maíz, población total en México (PoblaciónT) y concentración de población urbana (CPU)), tres índices financieros del sector alimentos (S&P Global BMI Consumer Staples (SP1), S&P Commodity Producers Agribusiness (SP2) y S&P Composite 1500 Consumer Staples (SP3)) y cinco razones financieras (PT/AT, PT/CC, PL/AF, ROp/GF y VN/PT) se aplicaron tres técnicas de minería de datos (tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano) en la intención de contrastar los modelos anteriores.

Se midió el desempeño de cada técnica utilizada a través del porcentaje de recuperación de datos, el cual sirve como referencia para medir la cantidad de datos que el modelo pudo recuperar en la etapa de entrenamiento y prueba.

A través de las técnicas de minería de datos (RNA multicapa, tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano) y el modelo de regresión lineal se encontró que las variables significativas en el comportamiento y pronóstico de las ventas de la empresa Maseca son: precio del maíz, concentración de población urbana (CPU), población total en México y la razón financiera 1 (Pasivo Total/Activo Total).

Con esta investigación se valida el principio de la razón financiera 1 (Pasivo total / Activo total). Esta razón de deuda total mide el grado de endeudamiento que tiene una empresa para financiar el conjunto de bienes y derechos que son propiedad de la empresa y que le sirven para generar ventas y utilidades.

A mayor grado de apalancamiento financiero aumentarían las ventas ya que se supondría que la inversión en activos fijos e inventarios crece y por tanto la capacidad instalada de la empresa lo que le facilita aumentar su volumen de ventas.

También se valida la teoría de la demanda del consumidor donde define que el comportamiento del consumidor es racional con relación a los precios. La demanda representa la cantidad de producto que el consumidor desea comprar en

función de la utilidad, los precios y la población que se miden con las variables: precio del maíz, concentración de población urbana (CPU) y la población total en México.

Se compararon tanto el modelo de RNA, regresión lineal, tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano a través del error absoluto medio para comparar el desempeño de cada una de las técnicas.

A partir de esto se concluyó que las RNA son más eficientes en su predicción que el modelo lineal o econométrico, como se muestra en la tabla 11.

Tabla 11. Técnica de pronóstico y precisión por medio del error absoluto de la empresa Maseca

Técnica	Error absoluto medio		
	Entrenamiento	Prueba	Pronóstico (2016)
RNA (Multicapa)	2.3%	28.7%	9.3%
Regresión lineal múltiple	1.0%	2.7%	2.6%
Tabla de decisiones (M5 Rules)	13.5%	17.2%	1.1%
Árbol de decisiones (M5P)	13.1%	16.0%	0.8%
Proceso gaussiano	17.2%	19.7%	13.6%

Fuente: Ramírez (2017), con datos obtenidos de simulación de SPSS <https://ibm.co/28NGwL6> y WEKA <http://bit.ly/lzNJ0R>

Las técnicas de árbol de RNA y regresión lineal fueron las que tuvieron un mejor desempeño para determinar el comportamiento de ventas de Maseca del periodo de 2006 al 2015 tanto en las etapas de entrenamiento. En ambas técnicas se obtiene más del 93% de la recuperación de los datos al construir y probar los resultados de ventas de Maseca en el periodo anteriormente mencionado. Las técnicas de tabla de decisiones, árbol de decisiones mostraron mayor precisión al pronosticar los tres primeros trimestres del año 2016 con un porcentaje de recuperación de datos mayor al 97%.

Al utilizar la tabla de decisiones se muestra que aquella técnica que obtenga el mejor desempeño de recuperación de datos, también tendrá un pronóstico más preciso.

La técnica de regresión lineal obtiene un desempeño muy parecido al de tabla de decisiones al representar el comportamiento de las ventas de Maseca del 2006 al 2015. Sin embargo, al pronosticar los primeros tres trimestres del 2016 se muestra que el error en el pronóstico incrementa después del primer dato pronosticado. Esto se debe a que en el modelo se consideran las ventas del trimestre anterior como base para predecir el próximo trimestre, lo que causa que las ventas se mantengan constantes después del primer trimestre.

Resumen capitular

En el capítulo 6: Análisis de resultados. Se compararán los pronósticos realizados mediante los métodos de regresión lineal, minería de datos y Redes Neuronales Artificiales para observar cuál de estos fue el que presentó una mayor precisión en la representación de los datos históricos de las empresas del sector alimentos. Además, se realizará un análisis del impacto de variables que presente la red neuronal, contrastando los resultados con el marco teórico.

Pronóstico de ventas: precisión entre modelos de minería de datos.

Sector: alimentos

	Modelos de minería de datos				
Compañía	RNA (multicapa)	Regresión Lineal	Tabla de decisiones	Árbol de decisiones	Proceso Gaussiano
Bachoco	94.1%	97.7%	99.0%	98.9%	74.5%
Bafar	94.6%	96.8%	98.2%	98.2%	88.9%
Bimbo	89.1%	91.2%	92.4%	92.4%	81.3%
Gruma	98.0%	92.9%	99.4%	99.4%	93.6%
Herdez	86.5%	96.3%	96.8%	96.8%	39.6%
Lala	94.5%	97.7%	91.5%	91.5%	90.8%
Maseca	90.7%	97.4%	98.9%	99.2%	86.4%

Conclusiones

Al inicio de esta investigación el objetivo principal es construir una Red Neuronal Artificial (RNA) que pronosticara con mayor precisión las ventas de 7 empresas del sector alimentos (Bachoco, Bafar, Bimbo, Gruma, Herdez, Lala y Maseca).

La hipótesis principal planteada es que las RNA pronostican de manera más precisa en comparación con las técnicas de regresión lineal múltiple y las tres técnicas de minería de datos (tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano).

Al emplear las técnicas de pronóstico se encontró que el objetivo principal no se cumple en las 7 empresas del sector alimentos porque las técnicas de tabla de decisiones y árbol de decisiones tuvieron un mejor desempeño en el pronóstico de ventas de Bachoco, Bafar, Bimbo, Gruma, Herdez y Maseca. Sin embargo, en el caso del pronóstico de ventas de Gruma las RNA tuvieron un mejor desempeño en comparación con la regresión lineal múltiple.

El caso del pronóstico de ventas de Lala fue el único en donde la técnica de regresión lineal múltiple tuvo el mejor desempeño en comparación con RNA y las técnicas de tabla de decisiones, árbol de decisiones y proceso gaussiano.

Los métodos de Redes Neuronales Artificiales y minería de datos consideran las variables de entrada y ponderan el peso que de cada una de ellas tienen sobre las ventas. Mientras que los modelos lineales eliminan variables o periodos de tiempo para ajustar los datos a los criterios de normalidad. En este proceso se puede eliminar información valiosa para determinar el comportamiento de las ventas.

La aportación de los métodos lineales es que dan la magnitud de las variables dependientes con las independientes, es decir, son positiva o negativamente correlacionadas. También se resalta que la información de trimestres pasados tiene relevancia en el comportamiento de las ventas de las empresas: Bachoco, Bafar, Bimbo, Gruma, Lala y Maseca).

En este estudio se utilizaron las RNA como una herramienta para cuantificar el impacto de las variables propuestas en las ventas de 7 empresas del sector alimentos (Bachoco, Bafar, Bimbo, Gruma, Herdez, Lala y Maseca) y destacar aquellas que presentaron un mayor impacto. Esta investigación coincide con Valdivia (2016) quién a través del algoritmo de Garson mide el impacto de seis variables económico-financieras (Dow Jones Industrial Average, Consumer Price Index, Reservas Internacionales, tasa de interés de cetes, agregado monetario 1 y

tipo de cambio) en el comportamiento del Índice de Precios y Cotizaciones mediante un modelo de RNA.

Morales y García (2016) utilizando una metodología de arquitectura de red neuronal óptima de perceptrón multicapa clasificaron y predijeron a las empresas exitosas y no exitosas del sector comercial de la BMV. Primero determinaron la RNA óptima y después determinaron las razones financieras más importantes para determinar el desempeño de las empresas. En esta investigación se siguió la misma metodología para la construcción y evaluación de las arquitecturas de RNA propuestas obteniendo como la razón financiera más importante para determinar las ventas de las empresas del sector alimentos: Pasivo Total / Activo Total.

Chávez (2015) utilizando distintos algoritmos de clasificación de minería de datos (Native Bayes, ML Perceptrón, IB1, Bagging, Decision Table, BF Tree) para pronosticar la tendencia de los precios del tipo de cambio peso mexicano dólar concluye que las RNA muestran un mejor desempeño en comparación con los métodos tradicionales. Lo cual contrasta con esta investigación en donde los modelos de árbol de decisiones y tabla de decisiones tienen mejores resultados en comparación con RNA.

En esta investigación se tiene como hallazgos que los modelos de regresión lineal presentan mayor precisión en el pronóstico de ventas de 6 de 7 empresas del sector alimentos analizadas (Bachoco, Bafar, Bimbo, Herdez, Lala y Maseca) en comparación con los modelos de RNA. Esto contrasta con Villar (2013) quien concluye que las RNA superan otras metodologías como los métodos tradicionales de análisis de series de tiempo en los pronósticos aplicados al tipo de cambio.

Además, se encontró que las técnicas de minería de datos (tabla de decisiones y árbol de decisiones) pronosticaron las ventas de Bachoco, Bafar, Bimbo, Gruma, Herdez y Maseca con mayor precisión que los modelos de RNA y regresión lineal. Este descubrimiento contrasta con Melchor (2010) quien concluye que el uso de modelos basados en RNA para el pronóstico de la inflación presenta numerosas ventajas frente a otros métodos.

Se encontró que para el pronóstico de ventas de Gruma, los modelos de RNA constituyen una herramienta útil para el reconocimiento de patrones en periodos de crisis (2008-2009). Esta investigación coincide con Morel (2012) quien desarrolló modelos de RNA para el estudio de crisis bancarias en México de 1994 a 1995 y concluye que el uso de RNA es útil en el estudio de la economía mexicana en periodos de crisis.

También se cumple lo propuesto por (García S., et al, 2009) en donde plantea que en ocasiones los modelos más simples son los que pueden llegar a tener mejores resultados en comparación con los más complejos. Tal es el caso de los modelos econométricos que son comparados con el desempeño de las redes neuronales.

Finalmente, el modelo de ventas de la empresa Gruma basado en Redes Neuronales Artificiales obtiene un mayor ajuste a los datos en comparación con los modelos de RNA de las otras 6 empresas. Debido a las siguientes características de la empresa:

Como estrategia de crecimiento, en el periodo del 2006 al 2015, Gruma adquiere y construye 12 plantas en Estados Unidos, Europa, Asia y Oceanía. Para lograr el crecimiento de largo plazo, Gruma utiliza estrategias de financiamiento: una a través del financiamiento a través del banco Banorte del cual tiene participación accionaria, y el otro través del financiamiento del mercado de valores en su ingreso a la BMV y al New York Stock Exchange. Su objetivo de expansión no está limitado a la generación de su propio flujo de efectivo, por lo tanto, su estructura de capital toma relevancia en la expansión de la empresa.

En la teoría neoclásica de competencia perfecta, si aumenta el precio de una mercancía que es usada como insumo en la producción de un bien X, este último incrementará su precio. En este caso, al aumentar el precio del maíz, también aumentará el precio de la harina de maíz, la cual comercializa Gruma.

De acuerdo con Huerta (2008), el consumo de maíz se ha reducido en los últimos años como resultado de cambios en los hábitos de consumo de la población que cada vez se concentra más en las ciudades. El aumento en el consumo de productos de harina de trigo ha sustituido el consumo de tortillas

Entre los principales hallazgos de esta investigación se encuentran:

1.- Los modelos de regresión lineal pronostican con mayor precisión en el corto plazo que las RNA. Esto debido a que se tiene un histórico tendencial que permite que estos modelos lo tomen para pronosticar en los trimestres inmediatos y que esta tendencia se pierda en el largo plazo lo que supondría un mejor desempeño de los modelos no lineales.

2.- La selección de las variables para la construcción del modelo depende de la naturaleza de la empresa que se quiera analizar.

3.- Los modelos de árbol de decisiones y tabla de decisiones mostraron mejores resultados en el ajuste a los datos históricos de las ventas. Esto debido a que estas técnicas de minería de datos asignan categorías de una lista de decisiones o

reglas de las variables independientes. Esto se asemeja a la repercusión que tienen las decisiones que toma una empresa en el incremento o disminución de sus ventas.

Bibliografía

Alon I., Qi, M., y Sadowski, R. J. (2001), Forecasting aggregate retail sales: A comparison of artificial neural networks and traditional methods. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 8(3), 147-156.

Ansuj A. P., Camargo, M. E., Radharamanan, R., y Petry, D. G. (1996). Sales forecasting using time series and neural networks. *Computers and Industry Engineering*, 31(1/2), 421-424.

Ayob, Abu H. (2015). Financial factors and export behavior of small and medium-sized enterprises in an emerging economy. *Journal of International Entrepreneurship*, 13 (1), 49-66.

Berumen Cervantes, G. (1998). La teoría del caos y las redes neuronales aplicadas a las finanzas. (Tesis inédita de maestría). Universidad La Salle, D.F., MX.

Bratu, M. (2012). Combining forecasts based on econometric models for short run macroeconomic predictions with high degree of accuracy. *Usv annals of economics & public administration*, 12(2), 245-255.

Cara, E., y Gancearuc, O. (2015). Forecast of brent oil price - a deliberation on use of futures contracts or/and of the econometric models forecasts. *Journal of social & economic statistics*, 4(1), 18-28.

Charytoniuk, W., Box, E. D., Lee, W.-J., Chen, M.-S., Kotas, P., y Olinda, P. V. (2000). Neural-network-based demand forecasting in a deregulated environment. *IEEE Transaction on Industry Applications*, 36(3), 893-898.

Chase, Charles W. (1997). Selecting the appropriate forecasting method. *The Journal of Business Forecasting*, 14 (3), 23-29.

Chávez, Sánchez, C.O. (2015). Modelo de predicción de la tendencia del tipo de cambio peso-dólar mediante triangulación de arbitraje. (Tesis inédita de maestría). Universidad Nacional Autónoma de México, D.F, MX.

Chen, Hong Long. (2010). Using Financial and Macroeconomic Indicators to Forecast Sales. *Journal of Real Estate Finance and Economics*, 40 (3), 310-331.

Curtis, Asher B., Lundholm, Russell J., Mcvay, Sarah E. (2014). Forecasting Sales: A Model and Some Evidence from the Retail Industry. *Contemporary Accounting Research*, 31 (2), 581-608.

Diaz Vera, A. (2005). Modelo evolutivo para la predicción del tipo de cambio. (Tesis inédita de maestría). Universidad Nacional Autónoma de México, D.F, MX.

Flórez, R., Fernández J. (2008). Las redes neuronales artificiales. Fundamentos teóricos y aplicaciones prácticas. La Coruña: Netbiblo.

Friend, G., y Zehle, S. (2004). CHAPTER 12: Market forecasting. In, *Guide to Business Planning*, 107-136. EIU: Economist Intelligence Unit.

García S., Vázquez C., Reyes O., Sáenz S. (2009). Investigación en el ámbito empresarial: Pronósticos, supervisión e indicadores financieros. Biblioteca Nacional de España.

Gómez, M., Mendonza, A. (2010). Redes neuronales artificiales para calificar la capacidad de crédito de entidades mexicanas de gobierno. *Komputer Sapiens*, 2 (2), 26-29.

Gould, M. (2015). Business Forecasting. *Business Forecasting -- Research Starters Business*, 1-6.

Gujarati, Damodar N. y Porter, Dawn C. (2010). *Econometría*. México: Mc Graw Hill.

Gupta, Saurabh., Kumar, Nishant. (2013). A study of advancement in sales forecasting models. *Pranjana*, 16 (1), 1-10

Hanke, J., Reitsch A. (2006). Pronósticos en los negocios. México: Pearson Educación. 520-543.

Huerta, R. Q. (2008). Monopolio, precio de la tortilla y estancamiento de la economía mexicana. *Economía Informa*, 351 (2), 67-84

Jain, C. L. (2002). Benchmarking the management support for a forecasting function. *The Journal of Business Forecasting Methods & Systems*, 21(3), 8-10.

Jaric, Timotej. (2003). Forecasting with Leading Economic Indicators, a neural Network Approach. *Business Economics*, 38 (4), 42-54.

Juárez Rodríguez, Viridiana. (2007). Análisis del efecto del tipo de cambio en la estructura financiera de las empresas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores: Sector alimentos, bebidas y tabaco.

Julia Green, Yvette Nicole. (2001). An exploratory investigation of the sales forecasting process in the casual theme and family dining segments of commercial restaurant corporations. (Tesis doctoral) Disponible en la base de datos ProQuest Dissertations Publishing.

Kahn, Kenneth B., Adams, Marjorie E. (2000). Sales forecasting as a knowledge management process, Sales forecasting as a knowledge management process. *The Journal of Business Forecasting Methods & Systems*, 19 (4), 19-22.

Kahn, K. y Mentzer, J. (1994). The impact of team-based forecasting. *Journal of Business Forecasting*. 13(2): 18-21.

Kannan, K.S., Sekar P.S., Sathik M.M. and Arumugam, P. (2010). Financial Stock Market Forecast using Data Mining Techniques. *Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists*, 20 (1), 1-5.

Kapsoli, J., Bencich, B. (2004). Indicadores líderes, redes neuronales y predicción de corto plazo. *Economía*, 27 (53), 213-253.

Kuo R. J. (2001). A sales forecasting system based on fuzzy neural network with initial weights generated by genetic algorithm. *European Journal of operation research*, 129, 496-571.

LeVee, Gary S. (1993). The key to understanding the forecasting process. *The Journal of Business Forecasting Methods & Systems*, 11 (4), 12-16.

Llanos, A.C. y Arango, F.O. (2012). Pronóstico del rendimiento del IPC (Índice de Precios y Cotizaciones) mediante el uso de redes neuronales diferenciales. *Contaduría y administración*, 57 (2), 63-81.

Lundberg J. y Lundber S. (2012) Distributional Effects of Lower Food Prices in a Rich Country. *Journal of Consumer Policy*, 35 (3), 373-391.

Luxhoj J. T., Riis, J. O., y Stensballe, B. (1996). A hybrid econometric neural network modeling approach for sales forecasting. *International Journal of Production Economics*, 43, 175-192.

Makridakis, S. y Wheelwright, S. (1977). Forecasting: issues & challenges for marketing management. *Journal of Marketing*. 41(4): 24-38.

Mark Moon., Pete Alle. (2015). From Sales & Operations Planning to Business Integration. *Foresight: The International Journal of Applied Forecasting*, 1 (37), 5-12.

Mark W. Johnston, Greg W. Marshall. (2009). Administración de ventas. México: Mc Graw Hill Educación.

Mazraati, M., y Jazayeri, S. T. (2004). Oil price movements and production agreements. *OPEC Review*, 28(3), 207-226.

Melchor Quinto, A. Y. (2010), Uso de redes neuronales artificiales para el pronóstico de la inflación. (Tesis inédita de licenciatura). Universidad Nacional Autónoma de México, D.F, MX.

Mentzer, J. y Kahn, K. (1997). State of sales forecasting in corporate America. *Journal of Business Forecasting Methods and Systems*. 16(1): 6-13.

Merh, N., Saxena, V.P. and Pardasani, K.R. (2011). Next Day Stock Market Forecasting: An Application of ANN and ARIMA. *IUP Journal Of Applied Finance*, 17 (1), 70-84.

Morales, A. y García, O. (2016). Clasificación y predicción de las empresas exitosas y no exitosas del sector comercial de la BMV mediante el uso de redes neuronales óptimas. *Revista Administración de Riesgos UAM Azcapotzalco*, 6 (1), 51-94.

Morales, A. y García, O. (2013). Las redes neuronales artificiales como una herramienta de análisis en la terminación de las empresas que permanecen listadas o deslistadas dentro de la Bolsa Mexicana de Valores. *Revista Ciencia U.A.Q.*, 5 (3), 1-11.

Morel Salas, G. D. (2012). Predicción de crisis financieras utilizando redes neuronales artificiales: un ejercicio para la economía mexicana. (Tesis inédita de maestría). Universidad Nacional Autónoma de México, D.F, MX.

Ohidul M. (2005) Income Elasticity and Economic Development *Methods and Applications*. *Advanced Studies in Theoretical and Applied Econometrics*, 42(1), 111-122.

Ortiz, R. y Velázquez, C. (2002) Aplicación de Redes Neuronales Artificiales (RNA), en el pronóstico de ventas. México: UNAM, Facultad de Ingeniería. Tesis de ingeniería industrial.

Parimita., Arora, Puneet. (2015). Sales Forecasting of Milk and Milk Products by Quantitative Techniques: A Case Study. *International Journal of Multidisciplinary Approach & Studies*, 2 (1), 305-310.

Pérez, F., Fernández H. (2007). Las redes neuronales y la evaluación del riesgo de crédito. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 6 (10), 71-91.

- Rasheed, F. and Alhajj, R. (2012). Periodic pattern analysis of non-uniformly sampled stock market data. *Intelligent Data Analysis*, 16 (1), 993-1011.
- Ritzman, L. P., & King, B. E. (1993). The relative significance of forecast errors in multistage manufacturing. *Journal of Operations Management*, 11(1), 51.
- Russel, S., Norvig, P. (2004). *Inteligencia artificial. Un enfoque moderno*. Madrid: Pearson Educación.
- Sartorius, L., Mohn, N. (1976). *Sales forecasting models: A diagnostic approach*. Atlanta, GA: Georgia State University.
- Singh, H., Raman, S., Wilson, E. (2015). Practical Considerations in Forecast Value Added (FVA) Analysis. *Foresight: The International Journal Of Applied Forecasting*, (38), 25-30.
- Steen, J. (1992) Team work: key to successful forecasting. *Journal of Business Forecasting*. 11(22).
- Valdivia, S. & Morales A. (2016). Determinants of the Index of Prices and Quotations on the Mexican Stock. *Global Journal of Business Research*, 10 (2), 27-32.
- Van Tassel, Charles E. (1967). Analysis of Food Demand. *Journal of Retailing*, 43 (2), 38-43.
- Vargas, G. S. y Pérez L. O. (2014). Gruma. Un análisis microeconómico. *Economía Informa*, 386 (3), 31-50
- Velázquez, J., Zambrano C. & Vélez L. (2011). ARNN: Un paquete para la predicción de series de tiempo usando redes neuronales autorregresivas. *Revista Avances en Sistemas e Informática*, 8 (2), 177-181.
- Villamil, Jaime. (2009). Aproximación no lineal al modelo de overshooting usando redes neuronales multicapa para el tipo de cambio dólar-peso. *Cuadernos de economía*, 28 (50), 117-156.
- Villar Corona, M.A. (2013). *Pronóstico del Tipo de Cambio Peso-Dólar Utilizando Redes Neuronales Artificiales*. (Tesis inédita de maestría). Universidad Nacional Autónoma de México, D.F, MX.

Wacker, J. G., & Lummus, R. R. (2002). Sales forecasting for strategic resource planning. *International Journal of Operations & Production Management*, 22(9), 1014-1031.

Wallace, Tom. (2006). Forecasting and sales & operations planning: synergy in action. *The Journal of Business Forecasting*, 25 (1), 16-36

West, Douglas C. (1997). Managing sales forecasting. *Management Research News*, 20 (4), 1-10.

Wienclaw, R. A. (2015). Forecasting Methods for Management. *Forecasting Methods For Management -- Research Starters Business*, 1-6.

Wright, D. (1988). Decision support oriented sales forecasting methods. *Journal of the Academy of Marketing Science*. 16(3-4): 71-78.

Zhang G. P, Patuwo B. E. y Hu YM. Y. (2001). A simulation study of artificial neural networks for nonlinear time-series forecasting. *Computers & Operations Research*, 28 (1), 381-396.

Zhang, G. Peter. (2004). *Neural Networks in Business Forecasting*. USA: Universidad del estado de Georgia.

Zhang G. P. y Qi, M. (2002). Predicting consumer retail sales using neural networks. In Smith & Gupta (Eds.), *Neural Networks in Business: Techniques and Applications* (pp. 26-40). Hershey, PA: Idea Group Publishing.

ANEXOS

1. DETERMINACION DE LAS ARQUITECTURAS NEURONALES ÓPTIMAS DE ACUERDO AL IMPACTO DE VARIABLES.

Empresa: Bachoco

variables		Arquitectura 1	Arquitectura 2	Arquitectura 3	Arquitectura 4
	salariomin	2.5476%	6.8590%	4.4407%	3.0085%
	Preciohuevo	0.2454%	4.8004%	4.1381%	6.3919%
	PoblaciónT	2.4133%	11.5283%	9.1946%	9.1099%
seleccionada	CPU	11.5285%	10.5564%	19.5092%	5.8162%
seleccionada	RF1	36.9856%	17.0716%	15.7152%	12.2920%
seleccionada	RF2	23.3507%	8.4337%	5.0192%	5.8924%
	RF3	4.3435%	10.2018%	6.5782%	7.8347%
	RF4	1.8855%	4.3864%	3.5227%	5.9384%
	RF5	6.6153%	5.1572%	6.0039%	7.5808%
	TC	4.4964%	6.6481%	8.1057%	8.7708%
	SP1	1.3909%	8.1335%	6.3336%	10.6995%
	SP2	1.4447%	4.8568%	3.2183%	7.5069%
	SP3	2.7525%	1.3667%	8.2206%	9.1581%
EAM*	Entrenamiento	473,647	177,955	432,376	366,130
EAM*	Prueba	913,459	1,288,856	1,952,948	2,707,204

* Error Absoluto Medio

Arquitectura 1: MLP 13-2-1

Arquitectura 2: MLP 13-4-1

Arquitectura 3: MLP 13-2-2-1

Arquitectura 4: MLP 13-4-2-1

Empresa: Bafar

Variables		Arquitectura 1	Arquitectura 2	Arquitectura 3	Arquitectura 4
	salariomin	3.2120%	6.5946%	10.1699%	6.5273%
	Preciocarne	9.5731%	4.3722%	3.9655%	11.4924%
seleccionada	PoblaciónT	13.5551%	13.7979%	8.6581%	6.6111%
	CPU	2.2746%	9.9066%	5.3102%	8.4502%
seleccionada	RF1	9.5365%	7.8442%	5.1403%	12.6739%
	RF2	6.8924%	5.4011%	5.4501%	7.3609%
	RF3	5.2391%	7.2420%	9.9916%	7.4450%
	RF4	4.6124%	4.9215%	10.0424%	4.0166%
	RF5	1.8765%	8.5480%	4.7274%	7.2948%
	TC	13.0536%	11.7051%	6.2548%	5.7045%
	SP1	14.3320%	2.0539%	5.4583%	9.9748%
	SP2	8.5236%	10.6427%	6.1482%	6.0540%
	SP3	7.3190%	6.9701%	18.6833%	6.3946%
EAM*	Training	22,836	17,144	82,531	71,564
EAM*	Testing	560,490	1,273,682	777,896	373,529

* Error Absoluto Medio

Arquitectura 1: MLP 13-2-1

Arquitectura 2: MLP 13-3-1

Arquitectura 3: MLP 13-2-2-1

Arquitectura 4: MLP 13-3-2-1

Empresa: Bimbo

Variables		Arquitectura 1	Arquitectura 2	Arquitectura 3	Arquitectura 4
	salariomin	10.1974%	5.3389%	12.0769%	8.2989%
	Preciotrigo	0.5596%	7.0846%	4.2264%	7.2152%
seleccionada	PoblaciónT	10.2338%	7.6033%	8.5865%	6.8963%
	CPU	3.8284%	7.7320%	2.9110%	6.3438%
seleccionada	RF1	16.0038%	9.8409%	4.7305%	4.8669%
	RF2	7.7700%	5.5017%	7.4867%	8.6200%
seleccionada	RF3	4.6808%	13.4918%	10.6332%	7.9152%
	RF4	6.8876%	11.2027%	5.9124%	12.2940%
	RF5	1.7865%	5.3159%	2.7561%	5.9632%
	TC	6.5940%	6.6426%	2.1332%	8.4656%
	SP1	13.8688%	6.2445%	24.6640%	4.4451%
	SP2	3.4415%	6.8595%	9.2838%	9.0312%
	SP3	14.1480%	7.1413%	4.5994%	9.6447%
EAM*	Training	400,357	119,048	570,195	461,103
EAM*	Testing	1,165,885	2,429,736	1,743,081	7,072,423

* Error Absoluto Medio

Arquitectura 1: MLP 13-2-1

Arquitectura 2: MLP 13-6-1

Arquitectura 3: MLP 13-2-2-1

Arquitectura 4: MLP 13-3-2-1

Empresa: Gruma

	Variables	Arquitectura 1	Arquitectura 2	Arquitectura 3	Arquitectura 4
	salariomin	4.4546%	7.2694%	7.1048%	7.1445%
seleccionada	Preciomaiz	11.4254%	11.6768%	4.2243%	12.9705%
seleccionada	PoblaciónT	11.1557%	10.3832%	9.2285%	7.3208%
seleccionada	CPU	13.7409%	12.7803%	5.7307%	12.1549%
	RF1	10.6662%	9.6632%	7.3839%	11.2630%
	RF2	7.9456%	5.8856%	10.1438%	6.4575%
	RF3	3.0005%	7.1016%	6.6679%	6.1005%
	RF4	2.8936%	7.2820%	7.4891%	5.9901%
	RF5	5.2661%	8.1228%	7.9345%	1.3676%
	TC	7.0004%	4.6434%	14.4082%	4.0219%
	SP1	8.4004%	4.3996%	6.5678%	10.4923%
	SP2	3.4588%	5.8861%	7.5494%	8.9047%
	SP3	10.5918%	4.9061%	5.5671%	5.8116%
EAM*	Training	665,396	220,498	858,401	692,576
EAM*	Testing	3,826,326	1,926,078	2,950,505	4,911,139

* Error Absoluto Medio

Arquitectura 1: MLP 13-2-1

Arquitectura 2: MLP 13-4-1

Arquitectura 3: MLP 13-2-2-1

Arquitectura 4: MLP 13-3-2-1

Empresa: Herdez

Variables		Arquitectura 1	Arquitectura 2	Arquitectura 3	Arquitectura 4
	salariomin	0.6899%	7.2154%	13.1162%	2.8501%
	Precioverduras	3.9017%	4.3574%	5.3751%	8.8171%
seleccionada	PoblaciónT	3.9766%	7.0960%	15.2088%	8.2758%
seleccionada	CPU	54.5393%	9.7012%	16.4485%	8.1134%
	RF1	2.2553%	4.5747%	8.2247%	10.9701%
	RF2	5.6064%	3.7850%	10.8679%	8.3030%
	RF3	1.6812%	4.8012%	2.6858%	5.1019%
seleccionada	RF4	6.0276%	7.0566%	1.8723%	8.7386%
	RF5	9.3077%	5.9301%	2.1984%	6.7800%
	TC	2.4435%	12.8723%	1.7252%	5.8175%
	SP1	1.0024%	11.2539%	4.4869%	14.2152%
	SP2	1.0098%	8.7194%	3.3553%	5.2363%
	SP3	7.5584%	12.6369%	14.4347%	6.7810%
EAM*	Training	61,279	41,182	273,220	123,254
EAM*	Testing	151,133	433,169	1,858,026	620,315

* Error Absoluto Medio

Arquitectura 1: MLP 13-2-1

Arquitectura 2: MLP 13-5-1

Arquitectura 3: MLP 13-2-2-1

Arquitectura 4: MLP 13-3-2-1

Empresa: Lala

Variables		Arquitectura 1	Arquitectura 2	Arquitectura 3	Arquitectura 4
	salariomin	0.9722%	5.9393%	8.7773%	7.8201%
	Precioleche	0.0437%	15.3308%	7.4595%	10.1855%
seleccionada	PoblaciónT	54.2050%	9.8143%	0.7693%	3.8934%
seleccionada	CPU	21.0200%	5.9980%	6.7561%	10.4559%
	RF1	1.5711%	6.6444%	13.0561%	4.8660%
	RF2	1.6461%	6.0452%	6.7679%	10.9097%
	RF3	0.1226%	5.7477%	7.3003%	5.2914%
	RF4	0.5072%	5.8216%	4.8655%	6.4541%
	RF5	0.8413%	8.8572%	18.4640%	11.9599%
seleccionada	TC	13.2121%	12.8687%	5.9009%	4.3942%
	SP1	0.6381%	6.4100%	8.6728%	11.0147%
	SP2	0.2044%	5.2596%	0.9178%	8.3753%
	SP3	5.0163%	5.2634%	10.2925%	4.3798%
EAM*	Training	19,571	11.71	983.04	21.32
EAM*	Testing	598,910	4,190,701	1,183,627	1,756,942

* Error Absoluto Medio

Arquitectura 1: MLP 13-3-1

Arquitectura 2: MLP 13-6-1

Arquitectura 3: MLP 13-2-2-1

Arquitectura 4: MLP 13-3-2-1

Empresa: Maseca

Variables		Arquitectura 1	Arquitectura 2	Arquitectura 3	Arquitectura 4
	salariomin	6.2645%	5.0161%	4.5020%	6.7961%
	Preciomaiz	7.6758%	18.3281%	10.7354%	11.9991%
seleccionada	PoblaciónT	16.9882%	16.6917%	8.6283%	7.0295%
	CPU	10.0262%	3.5059%	13.0557%	9.9411%
	RF1	10.7052%	5.5630%	9.2877%	7.6598%
	RF2	9.3294%	5.8306%	9.5639%	7.2510%
	RF3	6.7691%	5.8109%	5.0659%	5.2797%
	RF4	4.9774%	4.7233%	5.3908%	5.1539%
	RF5	7.0943%	4.8384%	8.6666%	6.5076%
seleccionada	TC	3.4517%	11.9428%	1.6766%	11.9991%
	SP1	6.8618%	4.9933%	8.5778%	8.9874%
	SP2	4.8271%	6.9516%	7.0630%	4.5706%
	SP3	5.0292%	5.8042%	7.7864%	7.9109%
EAM*	Training	141,275	74,970	231,270	110,398
EAM*	Testing	1,006,206	934,915	1,045,704	3,190,561

* Error Absoluto Medio

Arquitectura 1: MLP 13-3-1

Arquitectura 2: MLP 13-4-1

Arquitectura 3: MLP 13-2-2-1

Arquitectura 4: MLP 13-3-2-1