



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

**Pronóstico de ventas utilizando redes neuronales artificiales: Una
aplicación a una empresa de la Bolsa Mexicana de Valores**

T e s i s

Que para optar por el grado de:

Maestra en Administración

Presenta:

Yadira Alejandra Mondragón Morales

Tutor:

Dr. Arturo Morales Castro
Facultad de Contaduría y Administración

Ciudad de México, abril de 2016



Universidad Nacional
Autónoma de México



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

Agradezco al Dr. Arturo Morales Castro por su paciencia, tiempo, enseñanza, confianza y apoyo brindado. Fue una persona fundamental para el comienzo y conclusión del proyecto. Además de proporcionarme ayuda a través de algunas personas que me apoyaron con la información: Luis, Monserrat y especialmente a Eliseo Ramírez Reyes quien se tomó el tiempo y tuvo paciencia al explicarme las dudas, hacer recomendaciones, leer mi trabajo, ayudarme con los reportes, aportando conocimiento a mi tesis.

A mi familia y amigos de toda la vida; por su cariño, apoyo y aliento.

A Lourdes Alejandra Ruíz Morales por animarme a estudiar la Maestría, por las guías de estudio, en fin, por toda su ayuda y apoyo.

A la Universidad Nacional Autónoma de México por la beca que me permitió realizar mis estudios de posgrado.

A todos mis profesores y compañeros por formar parte de una experiencia inolvidable, especialmente a Yensi Urrutia, Paula Parra, Alicia López, Arturo Torres, Marco Galíndez y Christian Villanueva.

A mis sinodales: Dr. Adrián Méndez Salvatorio, Mtra. América Rivera Díaz, Mtra. Ma. Del Rosario Higuera Torres y al Mtro. Francisco Gerardo Serrano que con sus comentarios y observaciones enriquecieron mi trabajo y conocimiento.

DEDICATORIAS

A mi Mamá y Papá por su amor incondicional. Por preocuparse por mi educación y apoyarme en las distintas etapas de mi vida. Por sus consejos y ánimos. Por verme así como me ven. Por mostrarme lo bello de la vida.

Mamá, gracias por tu gran esfuerzo y tienes razón todos los sueños se convierten en realidad.

A mi hermana porque en ella encuentro toda la ayuda que puedo necesitar, además de la seguridad de depositar toda mi confianza sin importar lo que pase.

ÍNDICE

Resumen.....	10
Abstract.....	10
Introducción.....	11
Planteamiento de problema.....	13
Objetivo general.....	13
Preguntas de investigación.....	13
Hipótesis.....	13
Justificación del estudio.....	13
Viabilidad de la investigación.....	15
Capítulo 1 Marco teórico.....	16
1.1 ¿Qué es un pronóstico?.....	16
1.2 ¿Cómo pronosticar?.....	18
1.3 Métodos de pronósticos.....	21
1.3.1 Pronósticos cualitativos.....	21
1.3.2 Pronósticos cuantitativos.....	22
1.3.3 Redes neuronales artificiales.....	27
1.4 Factores que determinan las ventas.....	34
1.5 Resumen capitular.....	34
Capítulo 2 Estudios previos.....	37
2.1 Relacionados con pronósticos:.....	37
2.2 Relacionados con redes neuronales:.....	42
2.3 Relacionados con redes neuronales y pronósticos:.....	47
Capítulo 3 Datos y metodología.....	53
3.1 Recolección de información.....	53
3.2 Identificación de variables.....	53
3.3 Elección del mejor método de pronósticos:.....	54
Capítulo 4 Resultados empíricos.....	57
4.1 Pronóstico 2015- 2017.....	63
4.1.1 Base 1989-2014.....	63
4.1.2 Base 1989-2015.....	68
4.2 Pronóstico 2010 – 2012.....	72
4.3 Pronóstico 2004 – 2007.....	77

Capítulo 5 Aplicación de redes neuronales artificiales a otras empresas del sector alimentario que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores.	82
Capítulo 6 Discusión de los resultados.....	86
Conclusiones.....	92
Referencia bibliográfica y fuentes electrónicas	96
Anexos	103
Anexo 1 Reporte de NeuralTools pronóstico 2015-2017.....	103
1.1.1. Con base hasta 2014 costo de ventas	103
1.1.2. Con base hasta 2014 gastos operativos.....	107
1.1.3. Con base tercer trimestre 2015 costo de ventas	111
1.1.4. Con base tercer trimestre 2015 gastos operativos	115
Anexo 2 Reporte de NeuralTools pronóstico 2010 - 2012	120
2.1.1. Costo de ventas	120
2.1.2. Gastos operativos.....	124
Anexo 3 Reporte de NeuralTools pronóstico 2004-2007.....	128
3.1.1. Costo de ventas	128
3.1.2. Gastos operativos.....	132
Anexo 4 Línea de tiempo de Grupo Bimbo	136

ÍNDICE DE TABLAS Y FIGURAS

Cuadros

Cuadro 1 Matriz de congruencia	15
Cuadro 1.1 Métodos de pronóstico cualitativo.....	21
Cuadro 1.2 Métodos de pronóstico cuantitativo, extrapolativo.....	23
Cuadro 1.3 Métodos de pronóstico cuantitativo, causal y estructural.....	25
Cuadro 2.1 Resumen de estudios previos consultados relacionados con pronósticos.....	50
Cuadro 2.2 Resumen de estudios previos consultados relacionados con redes neuronales.....	51
Cuadro 2.3 Resumen de estudios previos consultados relacionados con redes neuronales y pronósticos.....	52
Cuadro 5.1 Observaciones por empresa.....	82
Cuadro 6.1 Resumen de resultados de 5 empresas que cotizan en Bolsa Mexicana de Valores.....	91

Diagramas

Diagrama 1.1: Arquitectura de una red neuronal con tres variables.....	33
--	----

Gráficos

Gráfico 4.1 Ventas acumuladas por trimestre.....	59
Gráfico 4.2 Ventas Anuales.....	61

Gráfico 4.3 Histograma de residuales (Entrenando) (base 1989-2014).....	65
Gráfico 4.4 De predicción y Reales (Entrenando) (base 1989-2014).....	65
Gráfico 4.5 Residuales y Reales (Entrenando) (base 1989-2014).....	66
Gráfico 4.6 Residuales y de predicción (Entrenando) (base 1989-2014).....	66
Gráfico 4.7 Histograma de residuales (Probando) (base 1989-2014).....	66
Gráfico 4.8 De predicción y Reales (Probando) (base 1989-2014).....	67
Gráfico 4.9 Residuales y Reales (Probando) (base 1989-2014).....	67
Gráfico 4.10 Residuales y de predicción (Probando) (base 1989-2014).....	67
Gráfico 4.11 Histograma de residuales (Entrenando) de los pronósticos 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	69
Gráfico 4.12 De predicción y Reales (Entrenando) de los pronósticos 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	70
Gráfico 4.13 Residuales y Reales (Entrenando) de los pronósticos 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	70
Gráfico 4.14 Residuales y de predicción (Entrenando) de los pronósticos 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	70
Gráfico 4.15 Histograma de residuales (Probando) de los pronósticos 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	71
Gráfico 4.16 De predicción y Reales (Probando) de los pronósticos 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	71
Gráfico 4.17 Residuales y Reales (Probando) de los pronósticos 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	71
Gráfico 4.18 Residuales y de predicción (Probando) de los pronósticos 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	72
Gráfico 4.19 Histograma de residuales (Entrenando) 2010-2012.....	74
Gráfico 4.20 De predicción y Reales (Entrenando) 2010-2012.....	74
Gráfico 4.21 Residuales y Reales (Entrenando) 2010-2012.....	75
Gráfico 4.22 Residuales y de predicción (Entrenando) 2010-2012.....	75
Gráfico 4.23 Histograma de residuales (Probando) 2010-2012.....	75
Gráfico 4.24 De predicción y Reales (Probando) 2010-2012	76
Gráfico 4.25 Residuales y Reales (Probando) 2010-2012.....	76
Gráfico 4.26 Gráfico 4.25 Residuales y de predicción (Probando) 2010-2012.....	76
Gráfico 4.27 Gráfico 4.26 Histograma de residuales (Entrenando) 2004 – 2007.....	79
Gráfico 4.28 Gráfico 4.27 De predicción y Reales (Entrenando) 2004 – 2007.....	79
Gráfico 4.29 Gráfico 4.28 Residuales y Reales (Entrenando) 2004 – 2007.....	79
Gráfico 4.30 Residuales y de predicción (Entrenando) 2004 – 2007.....	80
Gráfico 4.31 Histograma de residuales (Probando) 2004 – 2007.....	80
Gráfico 4.32 De predicción y Reales (Probando) 2004 – 2007.....	80
Gráfico 4.33 Residuales y Reales (Probando) 2004 – 2007.....	81
Gráfico 4.34 Residuales y de predicción (Probando) 2004 – 2007.....	81

Gráfico 6.1 Ventas por país.....	87
----------------------------------	----

Gráficos en anexo

Gráfico A1 Histograma de residuales (Entrenando) del costo de ventas 2015-2017 (base 1989-2014).....	104
Gráfico A2 De predicción y Reales (Entrenando) del costo de ventas 2015-2017 (base 1989-2014).....	105
Gráfico A3 Residuales y Reales (Entrenando) del costo de ventas 2015-2017 (base 1989-2014).....	105
Gráfico A4 Residuales y de predicción (Entrenando) del costo de ventas 2015-2017 (base 1989-2014).....	105
Gráfico A5 Histograma de residuales (Probando) del costo de ventas 2015-2017 (base 1989-2014).....	106
Gráfico A6 De predicción y Reales (Probando) del costo de ventas 2015-2017 (base 1989-2014).....	106
Gráfico A7 Residuales y de predicción (Probando) del costo de ventas 2015-2017 (base 1989-2014).....	106
Gráfico A8 Histograma de residuales (Entrenando) gastos operativos 2015-2017 2017 (base 1989-2014).....	108
Gráfico A9 De predicción y Reales (Entrenando) gastos operativos 2015-2017 2017 (base 1989-2014).....	109
Gráfico A10 Residuales y Reales (Entrenando) gastos operativos 2015-2017 2017 (base 1989-2014).....	109
Gráfico A11 Residuales y de predicción (Entrenando) gastos operativos 2015-2017 2017 (base 1989-2014)	109
Gráfico A12 Histograma de residuales (Probando) gastos operativos 2015-2017 2017 (base 1989-2014).....	110
Gráfico A13 De predicción y Reales (Probando) gastos operativos 2015-2017 2017 (base 1989-2014).....	110
Gráfico A14 Residuales y Reales (Probando) gastos operativos 2015-2017 2017 (base 1989-2014).....	110
Gráfico A15 Residuales y de predicción (Probando) gastos operativos 2015-2017 2017 (base 1989-2014).....	111
Gráfico A16 Histograma de residuales (Entrenando) del costo de ventas 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	112
Gráfico A17 De predicción y Reales (Entrenando) del costo de ventas 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015) 113	113
Gráfico A18 Residuales y Reales (Entrenando) del costo de ventas 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015)....	113
Gráfico A19 Residuales y de predicción (Entrenando) del costo de ventas 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	113
Gráfico A20 Histograma de residuales (Probando) del costo de ventas 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	114
Gráfico A21 Residuales y Reales (Probando) del costo de ventas 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	114
Gráfico A22 De predicción y Reales (Probando) del costo de ventas 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015)....	114
Gráfico A23 Residuales y de predicción (Probando) del costo de ventas 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	115
Gráfico A24 Histograma de residuales (Entrenando) de gastos operativos 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015)	117
Gráfico A25 De predicción y Reales (Entrenando) de gastos operativos 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	117
Gráfico A26 Residuales y Reales (Entrenando) de gastos operativos 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	117
Gráfico A27 Residuales y de predicción (Entrenando) de gastos operativos 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	118
Gráfico A28 Residuales y de predicción (Entrenando) de gastos operativos 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	118
Gráfico A29 De predicción y Reales (Probando) de gastos operativos 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	118
Gráfico A30 Residuales y Reales (Probando) de gastos operativos 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	119

Gráfico A31 Residuales y de predicción (Probando) de gastos operativos 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	119
Gráfico A32 Histograma de residuales (Entrenando) del costo de ventas 2010-2012.....	121
Gráfico A33 De predicción y Reales (Entrenando) del costo de ventas 2010-2012.....	121
Gráfico A34 Residuales y Reales (Entrenando) del costo de ventas 2010-2012.....	122
Gráfico A35 Residuales y de predicción (Entrenando) del costo de ventas 2010-2012.....	122
Gráfico A36 Histograma de residuales (Probando) del costo de ventas 2010-2012.....	122
Gráfico A37 De predicción y Reales (Probando) del costo de ventas 2010-2012.....	123
Gráfico A38 Residuales y Reales (Probando) del costo de ventas 2010-2012.....	123
Gráfico A39 Residuales y de predicción (Probando) del costo de ventas 2010-2012.....	123
Gráfico A40 Histograma de residuales (Entrenando) del gasto de operaciones 2010-2012.....	125
Gráfico A41 De predicción y Reales (Entrenando) del gasto de operaciones 2010-2012.....	125
Gráfico A42 Residuales y Reales (Entrenando) del gasto de operaciones 2010-2012.....	125
Gráfico A43 Residuales y de predicción (Entrenando) del gasto de operaciones 2010-2012.....	126
Gráfico A44 Histograma de residuales (Probando) del gasto de operaciones 2010-2012.....	126
Gráfico A45 De predicción y Reales (Probando) del gasto de operaciones 2010-2012.....	126
Gráfico A46 Residuales y Reales (Probando) del gasto de operaciones 2010-2012.....	127
Gráfico A47 Residuales y de predicción (Probando) del gasto de operaciones 2010-2012.....	127
Gráfico A48 Histograma de residuales (Entrenando) del costo de ventas 2004-2007.....	129
Gráfico A49 De predicción y Reales (Entrenando) del costo de ventas 2004-2007.....	129
Gráfico A50 Residuales y Reales (Entrenando) del costo de ventas 2004-2007.....	130
Gráfico A51 Residuales y de predicción (Entrenando) del costo de ventas 2004-2007.....	130
Gráfico A52 Histograma de residuales (Probando) del costo de ventas 2004-2007.....	130
Gráfico A53 De predicción y Reales (Probando) del costo de ventas 2004-2007.....	131
Gráfico A54 Residuales y Reales (Probando) del costo de ventas 2004-2007.....	131
Gráfico A55 Residuales y de predicción (Probando) del costo de ventas 2004-2007.....	131
Gráfico A56 Histograma de residuales (Entrenando) de gastos operativos 2004-2007.....	133
Gráfico A57 De predicción y Reales (Entrenando) de gastos operativos 2004-2007.....	133
Gráfico A58 Residuales y Reales (Entrenando) de gastos operativos 2004-2007.....	134
Gráfico A59 Residuales y de predicción (Entrenando) de gastos operativos 2004-2007.....	134
Gráfico A60 Histograma de residuales (Probando) de gastos operativos 2004-2007.....	134
Gráfico A61 De predicción y Reales (Probando) de gastos operativos 2004-2007.....	135
Gráfico A62 Residuales y Reales (Probando) de gastos operativos 2004-2007.....	135
Gráfico A63 Residuales y de predicción (Probando) de gastos operativos 2004-2007.....	135
Reportes	
Reporte 4.1 Reporte de NeuralTools 2015-2017(base 1989-2014).....	64
Reporte 4.2 Predicción lineal y red neuronal (base 1989-2014).....	65
Reporte 4.3 Reporte de NeuralTools 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	68

Reporte 4.4 Predicción lineal y red neuronal	69
Reporte 4.5 Reporte de NeuralTools 2010-2012.....	73
Reporte 4.6 Predicción lineal y red neuronal.....	74
Reporte 4.7 Función lineal.....	74
Reporte 4.8 Reporte de NeuralTools 2004 – 2007.....	78
Reporte 4.9 Predicción lineal y red neuronal.....	78
Reporte 5.1 Predicción lineal 2015 -2017 de Industrias Bachoco, S.A.B. de C.V.....	83
Reporte 5.2 Predicción lineal 2010-2012 de Industrias Bachoco, S.A.B. de C.V.....	83
Reporte 5.3 Predicción lineal 2004-2007 de Industrias Bachoco, S.A.B. de C.V.....	83
Reporte 5.4 Predicción lineal 2015 -2017 de Gruma, S.A.B. de C.V.....	83
Reporte 5.5 Predicción lineal 2010-2012 de Gruma, S.A.B. de C.V.....	83
Reporte 5.6 Predicción lineal 2004-2007 de Gruma, S.A.B. de C.V.....	84
Reporte 5.7 Predicción lineal 2015 -2017 de Grupo Herdez, S.A.B. De C.V.....	84
Reporte 5.8 Predicción lineal 2010-2012 de Grupo Herdez, S.A.B. De C.V.....	84
Reporte 5.9 Predicción lineal 2004-2007 de Grupo Herdez, S.A.B. De C.V.....	84
Reporte 5.10 Predicción lineal 2015 -2017 de Grupo Minsa, S.A.B. de C.V.....	84
Reporte 5.11 Predicción lineal 2010-2012 de Grupo Minsa, S.A.B. de C.V.....	85
Reporte 5.12 Predicción lineal 2004-2007 de Grupo Minsa, S.A.B. de C.V.....	85
Reporte 5.13 Predicción lineal 2015 -2017 de Sigma Alimentos, S.A. de C.V.	85
Reporte 5.14 Predicción lineal 2010-2012 de Sigma Alimentos, S.A. de C.V.....	85
Reporte 5.15 Predicción lineal 2004-2007 de Sigma Alimentos, S.A. de C.V.....	85
Reportes en anexo	
Reporte A1 Reporte de NeuralTools pronóstico costo de ventas 2015-2017 (base 1989-2014).....	103
Reporte A2 Predicción lineal y red neuronal del costo de ventas 2015-2017 (base 1989-2014)	104
Reporte A3 Función lineal del costo de ventas 2015-2017 (base 1989-2014)	104
Reporte A4 Reporte de NeuralTools pronóstico gastos operativos 2015-2017 (base 1989-2014).....	107
Reporte A5 Predicción lineal y red neuronal de gastos operativos 2015-2017 2017 (base 1989-2014).....	108
Reporte A6 Función lineal de gastos operativos 2015-2017 2017 (base 1989-2014).....	108
Reporte A7 Reporte de NeuralTools pronóstico costo de ventas 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	111
Reporte A8 Predicción lineal y red neuronal del costo de ventas 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	112
Reporte A9 Función lineal del costo de ventas 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	112
Reporte A10 Reporte de NeuralTools pronóstico de gastos operativos 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	115
Reporte A11 Predicción lineal y red neuronal de gastos operativos 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	116
Reporte A12 Función lineal de gastos operativos 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015).....	116
Reporte A13 Reporte de NeuralTools pronóstico del costo de ventas 2010 – 2012.....	120
Reporte A14 Predicción lineal y red neuronal del costo de ventas 2010 - 2012.....	121

Reporte A15 Función lineal del costo de ventas 2010 - 2012.....	121
Reporte A16 Reporte de NeuralTools pronóstico de gastos operativos 2010 - 2012.....	124
Reporte A17 Predicción lineal y red neuronal de gastos operativos 2010 - 2012.....	125
Reporte A18 Reporte de NeuralTools pronóstico del costo de ventas 2004 - 2007.....	128
Reporte A19 Predicción lineal y red neuronal del costo de ventas 2004 - 2007.....	129
Reporte A20 Función lineal del costo de ventas 2004 – 2007.....	129
Reporte A21 Reporte de NeuralTools pronóstico del gasto de operaciones 2004 - 2007.....	132
Reporte A22 Predicción lineal y red neuronal del gasto de operaciones 2004 – 2007.....	133

Tablas

Tabla 4.1: Base de datos.....	57
Tabla 4.2 Ventas anuales y porcentajes de crecimiento.....	60
Tabla 4.3 Resultados de los pronósticos 2015-2017 (base 1989-2014)	63
Tabla 4.4 Resultados de los pronósticos 2015-2017 (base 1989- tercer trimestre del 2015)	68
Tabla 4.5 Resultados de los pronósticos 2010-2012.....	73
Tabla 4.6 Resultados de los pronósticos 2004 – 2007.....	77
Tabla Línea de tiempo de Grupo Bimbo.....	139

RESUMEN

En el área de administración no se han aplicado las redes neuronales artificiales, siendo que, éstas tienen una capacidad de no depender de la estadística paramétrica para poder pronosticar. Esta técnica ha sido utilizada como alternativa en el cálculo de pronósticos de venta, con cualquier categoría de información.

El objetivo de esta investigación es proponer como pronosticador de ventas a una red neuronal artificial, dejando atrás los modelos lineales.

La investigación permite observar que una red neuronal funciona en la mayoría de los casos mejor que la predicción lineal, considerando crisis económicas y sin manipular la información.

Considerar implementar redes neuronales como pronosticador adicionando información cualitativa y con una red multinivel para obtener mejores resultados.

Palabras clave: Redes neuronales artificiales, pronósticos de ventas, modelos no lineales.

ABSTRACT

In the administration area they have not applied artificial neural networks, being that they have a capacity of not relying on parametric statistics to predict. This technique has been used as an alternative to make sales forecast, with any information.

The objective of this research is to propose as a predictor of sales, an artificial neural network, leaving behind linear models.

Research allows a neural network to observe that works in most cases better than the linear prediction, without considering economic and manipulate information crisis.

Consider implementing neural networks as a forecaster adding qualitative information and a multi-level network for best results.

Keywords: Artificial Neural Networks, Sales Forecasts, non linear models.

Pronosticar las ventas y/o producción es un reto para cada una de las empresas, pues es un requisito para poder satisfacer la demanda y crecer. De esta manera se podrán optimizar los recursos; generando más ventas, garantizando la disponibilidad del producto o servicio, reduciendo costos y gastos. Las ventas estarán planeadas además de la operación de la empresa, quedando el suministro bajo control; las compras, producción, distribución, además de la capacidad instalada y la contratación del personal adecuado y suficiente, estarán previamente planeadas.

Es por ello que pronosticar se convierte en una actividad esencial. Existen varios métodos para pronosticar y elegir el adecuado es indispensable, de lo contrario, se cristalizará en ventas negadas, exceso de inventario, ineficiencia en la áreas de la empresa, productos sin demanda, productos obsoletos, imposibilidad de satisfacer la demanda, etc... afectando en las finanzas de la entidad.

Por esa razón en el planteamiento del problema se recomienda el uso de un pronóstico no lineal que permita realizar un pronóstico más preciso con el objetivo de examinar un método que reúne las cualidades de ser cuantitativo y cualitativo. Este método utiliza redes neuronales.

Además se realizarán pruebas para saber si las redes neuronales son adecuadas para realizar pronósticos con la certeza de ser precisos, respondiendo a las siguientes preguntas que se plantean en esta investigación: ¿Las redes neuronales serán capaces de realizar pronósticos considerando una crisis económica? ¿La distribución de la información afecta el resultado de los pronósticos? ¿Qué variables podrán ser utilizadas para ser precisos en el cálculo de los pronósticos? ¿Es importante la cantidad de caracteres con los que se cuenta?

Cabe destacar que existe poco material que hable del cálculo de pronósticos de venta. Al mismo tiempo los expertos en el tema del cálculo de pronósticos normalmente son actuarios o ingenieros, quienes son expertos en números y en el cálculo de la información, sin embargo, dejan de lado la parte administrativa del tema.

Por otra parte se presenta el marco teórico que es integrado por preguntas acerca de los pronósticos, saber qué es un pronóstico, los métodos a pronosticar, las variables de venta, lo cual, nos permitirá contextualizar la tesis a realizar.

También se muestra en los estudios previos algunas de las tesis que se han escrito en relación a los pronósticos, de los métodos que se han utilizado y de redes neuronales que aprobará el resultado del trabajo que aquí se escribe.

Se elige a Grupo Bimbo, una empresa del sector alimentario que cotiza en la Bolsa Mexicana de Valores para poder realizar el estudio, utilizando la información por trimestres.

Se incluyen 107 datos u observaciones que se representan en trimestres. La información se probó con un sistema de redes neuronales. Primero se pronosticaron los años 2015 al 2017, aparte se realizaron dos cortes para realizar el cálculo de los pronósticos después de una crisis económica.

Los periodos pronosticados son:

- Pronóstico del año 2015 al 2017, considerando la información histórica de los años 1998 al 2014. Al mismo tiempo se realizó el cálculo del pronóstico del último trimestre del 2015 al año 2017 utilizando las cifras de los años 1998 hasta el tercer trimestre del 2015.
- Pronóstico del año 2010 al 2012, tomando en cuenta los datos de los años 2008 y 2009.
- Pronósticos del 2004 al 2007, con la información de los años 2001 al 2003.

Para respaldar los resultados se realizó el cálculo de pronóstico con redes neuronales a cinco empresas más, que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores.

PLANTEAMIENTO DE PROBLEMA

Existen varios métodos para el cálculo de los pronósticos de ventas. Sólo que el enfoque que comúnmente se le da a los pronósticos no incluye métodos no lineales, lo cual provoca que no sean precisos. Cabe destacar que los expertos en el cálculo de pronósticos son ajenos al área administrativa.

OBJETIVO GENERAL

Evaluar la precisión de una red neuronal como pronosticador de ventas, considerando dos periodos de crisis económicas y ventas cíclicas.

PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN

¿Es capaz una red neuronal de pronosticar en tiempos de crisis?

¿Qué factores ayudarán a tener un pronóstico más acertado?

¿Las redes neuronales pronostican adecuadamente considerando el ciclo de ventas?

¿Qué datos están disponibles y serán suficientes los datos para generar el pronóstico que se necesita?

HIPÓTESIS

El cálculo del pronóstico de ventas de Grupo Bimbo utilizando redes neuronales es más preciso que la predicción lineal.

JUSTIFICACIÓN DEL ESTUDIO

Los pronósticos de ventas son simples indicadores de la industria en el mercado y la participación de la empresa en ese mercado. Las empresas deben su existencia exactamente a las ventas de productos o servicios con ayuda de indicadores podrán hacer frente ante la demanda. Estar preparados de manera monetaria, física, y con el equipo adecuado es particularmente importante. Por lo que se hace indispensable contar con pronósticos de venta y después de ello planear las actividades que correspondan. Monitorear cada decisión tomada de acuerdo al pronóstico y los

ajustes que ameriten. Todo ello respaldado por los pronósticos; por lo que estos se convierten en una herramienta indispensable para la existencia de las empresas.

En algunos artículos del periódico El Economista, la información que se puede encontrar acerca de los pronósticos es la siguiente:

“Samsung baja pronósticos de ventas trimestrales”

“Ventas de Starbucks no superan pronósticos”

“Altria vende más cigarrillos, aumenta pronóstico de ganancias”

“Coca-cola supera pronósticos”

“Nissan reduce pronóstico de ventas globales”

Estos artículos hablan del crecimiento o decrecimiento según los pronósticos que han calculado. Ninguno de ellos toca el tema del de los métodos para el cálculo de los pronósticos. A decir verdad es posible que no se hable de ellos, puesto que, la forma de calcular los pronósticos no ha cambiado de manera significativa.

Se destaca la existencia de una variedad grande de formas de pronosticar, cada una de ellas tiene ciertas especificaciones para ser utilizadas, por lo que es necesario elegir el método de pronostico que más se acerque a las condiciones de la información con la que se cuenta: cuantitativa, cualitativa; número de observaciones, características de los periodos (mensual, bimestral trimestral, anual), etc.... Aunque la computación es la que ha otorgado nuevas herramientas para el cálculo, probando redes neuronales que tienen menos restricciones y más posibilidades de procesar grandes cantidades de información realizando conexión entre cada uno de los datos para obtener resultados que se acerquen más a la realidad.

Como se muestra los pronósticos son vitales para la existencia de las empresas y es un tema poco tratado. Es por ello que se va abordar en esta investigación.

VIABILIDAD DE LA INVESTIGACIÓN

Es factible realizar la investigación, se lleva a cabo con recursos disponibles. Se utilizará la información de un software llamado Economatica; que proporciona la Universidad Nacional Autónoma de México. Además de un software de prueba de una red neuronal llamado NeuralTools.

Cuadro 1 Matriz de congruencia

Pregunta principal	Objetivo general	Hipótesis principal
¿Será posible que una red neuronal artificial brinde un mejor pronóstico que la predicción lineal en Grupo Bimbo?	Evaluar la precisión de una red neuronal artificial, como pronosticador de ventas en Grupo Bimbo.	El pronóstico de ventas de Grupo Bimbo utilizando redes neuronales es más preciso que la predicción lineal.
Pregunta secundaria	Objetivo secundario	Hipótesis secundaria
¿Es capaz una red neuronal artificial de pronosticar después de una crisis económica en Grupo Bimbo?	Evaluar una red neuronal como pronosticador después de una crisis económica en Grupo Bimbo.	El pronóstico de ventas después de un período de crisis económica, utilizando redes neuronales es más preciso que la predicción lineal en Grupo Bimbo.

Una de las funciones básicas de la administración es la planeación. A través de la planeación se hace un intento consciente para interferir o alterar los eventos futuros, mientras la función de los pronósticos es sólo predecirla, los pronósticos se refieren a lo que se cree que sucederá en el futuro, son una herramienta que realiza y utiliza un administrador para el cumplimiento de los objetivos de la empresa. El pronosticar es un insumo para todos los tipos de planeación y control empresarial.¹ Ello conlleva a plantearnos, el significado de pronóstico.

1.1 ¿QUÉ ES UN PRONÓSTICO?

Las predicciones de los hechos y condiciones del futuro se llaman pronósticos, y el acto de tales predicciones se denomina pronosticar. El pronóstico se incorpora al proceso de toma de decisiones, de ahí la importancia.²

Pronóstico es una predicción basada en criterios lógicos y científicos a partir de un análisis de sucesos y sucesos conocidos.³ También lo definen como una estimación de lo que ocurrirá, basada en información existente.⁴

Otra definición que se presenta es la que plantea Zajdenweber⁵:

La previsión⁶ en una primera etapa suministra un conjunto de números posibles clasificados en un determinado orden, un intervalo probable que comprende dos límites y ya no es infinitamente grande. ...Prever consiste, precisamente, en reducir ese intervalo. En términos generales, la previsión

¹ SCHROEDER, Roger, Operations management, [s.l.i.], 1992 (trad. Gerardo Maldonado Vázquez, et al., Administración de operaciones, 3era edición). Pp. 54.

² BOWERMAN, Bruce, Richard T O'Connell y Anne B. Koheler, Forecasting, time series, and regression, [s.l.i.], 2007, (Pronósticos, series de tiempo y regresión, 4ta edición) pp1.

³ El pequeño Larousse Ilustrado. Pp 832

⁴ MAKRIDAKIS, Spyros G, Steven C Wheelwright, (comp) The handbook of forecasting, [s.l.i.] ,1943 (trad. de, Manual de técnicas de pronósticos, México, Limusa Noriega, 1989) pp. 225.

⁵ ZAJDENWEBER, D., La previsión a court term, [s.l.i.], Francia, 1969, (trad. de Juan Jorge Thomas, Pronósticos y presupuestos, Argentina, El Ateneo, 1973), pp 2.

⁶ NOTA: La palabra previsión para este trabajo es sinónimo de pronóstico.

es la reducción del campo de probabilidades. Cuanto más pronunciada es la reducción, tanto mejor resulta la previsión.

Y se plantea la importancia para los empresarios de realizar estas previsiones ya sea a largo o a corto plazo y en cada una de las áreas de la empresa. Además especifica que ésta se basa en información histórica. Para la previsión es necesario apreciar los acontecimientos individuales o colectivos, voluntarios e involuntarios, de manera interna y externa y para ello se cuenta con instrumentos matemáticos como el cálculo de probabilidades. Con variables cuantitativas o cualitativas

Al mismo tiempo, en el libro *Pronósticos en los negocios*⁷, el autor sostiene que el pronóstico es fundamental para la toma de decisiones y realizar mejores planes. Al mismo tiempo cita a Peter Bernstein (1996) en el libro sobre la historia del riesgo lo siguiente:

El pronóstico largamente desacreditado como una pérdida de tiempo en el mejor de los casos, y como un pecado en el peor se convirtió en una necesidad absoluta en el curso del siglo XII, para unos empresarios audaces que estaban dispuestos tomar el riesgo de dar forma al futuro, de acuerdo con su propio diseño. (p.95).

Desde ese momento ha evolucionado y se han desarrollado diferentes métodos basados, todos en datos históricos sumados con el buen juicio y la crítica para realizar los pronósticos. Sin embargo la facilidad del cálculo no sustituye el razonamiento claro. La falta de visión gerencial y el uso inadecuado de las técnicas para pronosticar quizá originen decisiones costosas. Entonces las personas encargadas de la toma de decisiones deberán poner atención en los objetivos, métodos, evaluación e interpretación.

Existen pronósticos de corto, mediano y largo plazo. Uno para planear el curso general de una organización, el otro se utilizará para diseñar estrategias inmediatas.

⁷ HANKE, John E., W. Wichen, Business forecasting, [s.l.i.], 1940, (trad. de Enríquez Brito y Antonio P., Pronósticos en los negocios, México, Pearson, 2010, (9na reimp.)), pp 2

Los pronósticos son vitales para cualquier empresa y para toda decisión gerencial importante, son la base de la planeación corporativa. Por ejemplo en el área de finanzas y contabilidad los pronósticos servirán como base a la planeación presupuestaria, y el control de costos. El mercadeo se basa en las proyecciones de las ventas para planear nuevos productos como del personal necesario para realizar éste trabajo. Así como en el área de producción servirá para planear los procesos, la capacidad, inventario, etc...⁸

Además de los departamentos mencionados, la administración estratégica por las condiciones económicas en general, el precio, cambio de costos, etc... y el control de procesos para minimizar el gasto u optimizarlo.⁹

1.2 ¿CÓMO PRONOSTICAR?

Todos los pronósticos deben acoplarse a un ambiente organizacional. Sin embargo suele confundirse la información. Por ejemplo; suele suceder la confusión entre los pronósticos y lo objetivos de venta. Y no se pueden tomar esas cantidades para planear el volumen de producción, puesto que, es probable que no se cumplan dichos objetivos vislumbrados.

Entonces en primer lugar el pronóstico no debe confundirse con el plan, objetivo o medida de desempeño. Deberá de ser una proyección no desviada de lo que se espera que sucederá. Para su logro el pronóstico debe realizarse en base a probabilidades con enfoque pesimista u optimista, analizar cuál es el posible escenario de manera objetiva. Además dependiendo del tamaño y tipo de la organización, los pronósticos deberán de realizarse incluyendo toda la información y estimaciones que los mismos usuarios proporcionen, mediante un proceso organizacional coordinado. Recayendo sobre la persona llamada “pronosticador” la

⁸ CHASE, Richard, Nocholas Aquilano, Production and Operations Management, [s.l.i.], 2000 (trad de Angela García, Mildred Ciociano, Administración de producción y operaciones, México, Mcgraw hill, 2000, (8 va edición)) pp 496.

⁹ BOWERMAN, Bruce, Richard T O'Connell y Anne B. Koheler, Forecasting, time series, and regression, [s.l.i.], 2007, (Pronósticos, series de tiempo y regresión, 4ta edición) pp3.

responsabilidad de manejar la información de manera objetiva, eligiendo el modelo adecuado y los juicios que se dispongan.¹⁰

El autor del libro *Pronóstico en los negocios*, Hanke,¹¹ muestra 5 etapas para la elaboración de un pronóstico. Se muestran como un ejemplo de éste proceso, pero no son las únicas que existen.

Etapas para la elaboración de un pronóstico

La primera etapa para la elaboración de un pronóstico se trata de la formulación del problema y recopilación de datos que involucra la verificación de los datos, es decir, saber si los datos son correctos y están disponibles; de lo contrario, se tendrá que redefinir el problema o emplear otra metodología no cuantitativa para pronosticar.

La segunda etapa es llamada “manipulación y limpieza de datos”: implica la elección de los datos útiles, ya que, es posible encontrar una gran cantidad de datos o al contrario pocos datos que no podrán utilizarse por lo que habrá que eliminar o estimar.

La construcción y evaluación del modelo, es la tercera etapa, se refiere al ajuste de los datos recolectados a un modelo adecuado.

La cuarta etapa es la implementación del modelo y es el momento de generar el modelo real.

La quinta y última etapa es la evaluación del pronóstico, en esta etapa se comparan los valores que se obtuvieron como resultado del pronóstico con los valores históricos reales.

Por otra parte existen puntos importantes que se deben de tomar en cuenta para la elaboración de los mismos: Uno es la relación entre los sistemas del pronóstico y el de la toma de decisiones, ya que, es posible que las personas involucradas no

¹⁰ SCHROEDER, Roger, *Operations management*, 1992 (trad. Gerardo Maldonado Vázquez, et al., *Administración de operaciones*, 3era edición). Pp. 78

¹¹ HANKE, John E., W. Wichen, *Business forecasting*, [s.l.i.], 1940, (trad. de Enríquez Brito y Antonio P., *Pronósticos en los negocios*, México, Pearson, 2010, (9na reimp.)), pp 2

compartan el mismo punto de vista. Otra es la calidad del sistema de información, los datos en los que se basa el pronóstico debe ser homogéneo, suficiente, exacto, existente, puesto que, un buen pronóstico necesita una buena base de datos y un buen manejo de la base de datos. Aparte la selección de las variables clave, como es el de identificar la variable dependiente, interdependiente y constante. Falta mencionar el costo beneficio que resulta de la toma de decisiones basada en las razones económicas u omitirlas. La selección de un procedimiento para el pronóstico es fundamental, se requiere un análisis de las posibles alternativas que existen, si es preciso se deberán de considerar varios métodos. El ajuste de pronósticos se refiere a modificar los pronósticos para adecuarlos a sus propias ideas o requerimientos. Por último se deberá realizar una revisión de los planes y si los pronósticos van de acuerdo a los objetivos planteados.¹²

Es indispensable saber que no es importante la sofisticación del usuario, ni el sistema de pronóstico, sino, el que éste se adapte a las necesidades de la empresa. Además saber el tiempo y los recursos disponibles, puesto que, la recopilación de información puede llevarse más tiempo de lo deseado y no estar listos en el momento que son requeridos. Por otra parte es necesario saber el uso o las características de la decisión, puesto que, se pueden presentar pronósticos de serie de tiempo que son exactos y sirven para decisiones sobre inventario; para un gran número de artículos, una decisión a largo plazo de la demanda total que requiera menos exactitud: pueden utilizar el método cualitativo o causal; a mediano plazo que puede utilizar una serie de tiempo o causal para presupuestar. Ahora bien, la disponibilidad de los datos es algo que puede influir en la elección de los métodos. Los métodos econométricos necesitan información que no puede obtenerse a corto plazo. El método de serie Box Jenkins necesita 5 años de datos mensuales. En cuanto al patrón de datos es un factor que también afecta la selección del método.

¹² MAKRIDAKIS, Spyros G, Steven C Wheelwright, (comp) The handbook of forecasting, [s.l.i.] ,1943 (trad. de, Manual de técnicas de pronósticos, México, Editorial Limusa, S.A de C.V., 1994 (3ra reimp)) pp. 121-126

En caso de tendencia o estacionalidad que requiere de un método más avanzado. En caso de datos inestables de tiempo es mejor utilizar un modelo cualitativo.¹³

1.3 MÉTODOS DE PRONÓSTICOS

Existen dos técnicas elementales para el cálculo de los pronósticos: Las cualitativas y cuantitativas. Las cualitativas se basan en las opiniones de las de las personas involucradas, y son totalmente subjetivas. En el caso de las cuantitativas consisten en procesos estadísticos convencionales. Cabe destacar que en los últimos años se ha desarrollado una técnica que reúne las cualidades de los pronósticos cualitativos y cuantitativos. Ésta última son las redes neuronales y sistemas difusos.

1.3.1 Pronósticos cualitativos

Las cualitativas son subjetivas y de juicio y basadas en cálculos y opiniones. En el cuadro 1, Métodos de pronósticos, se enlistan de los llamados métodos cualitativos de pronósticos:

Cuadro 1.1 Métodos de pronóstico cualitativo

Método	Características
Pronósticos individuales/ Proyección fundamental/ Juicio informado	Un individuo elabora un juicio acerca de un futuro, sin hacer referencia a ningún otro conjunto de pronósticos El subjetivo en el cual las opiniones individuales se procesan quizá de una manera complicada. Se genera a partir de la información que dan las personas de donde se origina la información (experiencia). Por ejemplo de las ventas; cada vendedor da datos y con el cumulo de ellos se obtiene el pronóstico de ventas
Pronósticos mediante el comité/investigación	Se toma en cuenta al comité y en su defecto el pronóstico basado en las opiniones de los expertos en ventas, al igual que, las encuestas realizadas a los clientes. Se utilizan

¹³ SCHROEDER, Roger, Operations management, [s.l.i.], 1992 (trad. Gerardo Maldonado Vázquez, et al., Administración de operaciones, 3era edición). Pp. 76-77

de mercado/ Estudio de mercado.	varias formas, como son las encuestas, entrevistas, etc. Es más utilizado para el lanzamiento de nuevos productos. De esa manera se concentra la información que generara un pronóstico. Se usa para pronósticos de venta totales a largo plazo para planeación de capacidad o instalaciones.
Delphi	Se caracteriza por ser anónimo, haber retroalimentación y respuesta de grupo. Los participantes se desconocen entre sí. Se realiza un resumen de las opiniones expresadas por cada participante con anterioridad en cada serie de vueltas. Hasta el momento en que las respuestas se estabilizan. Un grupo de expertos responde a un cuestionario. Un moderador compila la información y formula un nuevo cuestionario para aplicarse a las mismas personas para lograr aprendizaje y la información sea objetiva sin cohesión de algún individuo dominante. Se separa a los miembros físicamente. Fue creada por RAND Corporation. Se usa para pronósticos de ventas a largo plazo para planeación de capacidad o instalaciones.
Consenso de grupo	Es un intercambio abierto en reuniones como clientes, ejecutivos, vendedores
Analogía histórica o ajuste de curva subjetiva.	Se considera la historia de un producto similar para generar el pronóstico. Es conveniente considerar el ciclo de vida del producto.

Fuente: Mondragón (2015). Basado en Bowerman (2007), Chase (2004), Chase (2000) Makridakis (1994), Shroender (1992).

1.3.2 Pronósticos cuantitativos

Al mismo tiempo algunos autores los subdividen. Una de esas subdivisiones es el pronóstico **extrapolativo**, cuyas variables son cuantitativas y se necesita historial. Se supone que los patrones identificados en el pasado se extienden hacia el futuro. Algunos autores también lo llaman pronósticos de **series de tiempo**, puesto que, tiempo toma en consideración los datos relacionados con la demanda anterior y

predecir la demanda futura e incluye la tendencia, la estacionalidad o influencias cíclicas. Éste método consiste en extrapolar hacia el futuro los patrones de los datos del pasado. Es un método fatalista y se espera que el pasado se vuelva a repetir.

Otra subdivisión es el **causal y estructural** donde se intenta identificar las relaciones entre variables que existieron en el pasado, por ejemplo, el volumen de ventas de una marca y su precio relativo. Luego, se supone que las relaciones continúan siendo válidas en el futuro. El objetivo de éste modelo es el relacionar la variable que se está pronosticando con las causas que históricamente han ejercido influencia sobre ella y emplear para el pronóstico las relaciones que se establezcan. Aquí se analiza utilizando la técnica de la regresión lineal puesto que, se supone que la demanda está relacionada con algún factor o factores subyacentes del medio. Trata de entender el sistema subyacente y el que rodea la cuestión que está siendo proyectada. Por ejemplo, las ventas pueden verse afectadas por la publicidad, calidad y la competencia. Todo lo anterior se presenta en el cuadro 2 y 3:

Cuadro 1.2 Métodos de pronóstico cuantitativo, extrapolativo.

Método	Característica
Curvas de tendencia	Las observaciones pasadas se describen como una función de tiempo, y luego, el patrón el patrón se utiliza para pronosticar el futuro. Este método se utiliza a largo plazo. Las funciones típicas son la recta , la línea exponencial y la curva en forma de S.
Descomposición	Se consideran cuatro componentes: la tendencia, cíclica, estacional y componente aleatorio sobrante.
Atenuación exponencial/ suavización exponencial	Se basa en la suma ponderada de las observaciones pasadas. Uno de las técnicas más utilizadas por los pronosticadores es el de la atenuación exponencial, pues es un método para revisar de manera sistemática la estimación de los coeficientes de un modelo de pronósticos en cada observación sucesiva real. Es un modelo simple, de fácil comprensión, con una precisión aceptable,

		tomando en cuenta que no es exacto, es fácil de realizar en la computadora, aunque, todo es manual. Sólo se aplica en pronósticos a corto plazo. Para pronosticar un gran número de artículos.
Modelos Box Jenkins (o ARIMA)		Es igual a la anterior, pero, la elección de los valores es mucho más compleja. Es un pronóstico que se elabora con series de tiempo mediante utilización de distribución bayesiana. Se requiere gran interpretación personal del muestreo estadístico. Es la técnica estadística más exacta. Es necesario por lo menos 60 puntos del pasado.
Bayesiano		Es similar a la atenuación exponencial, sin embargo, se interviene con un reajuste por circunstancias externas, por ejemplo una huelga. Entonces es un método que toma en cuenta éste tipo de cambios.
Promedio de movimiento simple/promedio móvil		Un promedio de tiempo contiene una serie de puntos de datos se promedia dividiendo la suma de los valores de los puntos por el número de los mismo. Es consecuencia cada uno tiene la misma influencia. Se basa en un promedio aritmético.
Promedio de movimiento ponderado		Se pondera algunos puntos específicos, para ser ajustado de acuerdo a la experiencia.
Ajuste exponencial		Se pondera los datos recientes
Análisis de regresión		Ajusta una línea recta a los datos anteriores que se refiere generalmente a los datos con el tiempo. Comúnmente se utilizan los mínimos cuadrados.
Serie de tiempo Shiskin		Se usa para descomponer una serie de tiempo en estacionales de tendencia e irregulares. Se necesitan mínimo 3 años de historia. Es bueno para identificar puntos críticos de una compañía.

Proyecciones de la tendencia	Ajusta la línea de tendencia matemática a los puntos de datos y proyecta hacia el futuro.
------------------------------	---

Fuente: Mondragón (2015). Basado en Bowerman (2007), Chase (2004), Chase (2000), Makridakis (1994), Shroender (1992).

En el cuadro 3, Métodos de pronóstico cuantitativo, causal y estructural, se dan a conocer otro tipo de pronósticos, son los causales y estructurales:

Cuadro 1.3 Métodos de pronóstico cuantitativo, causal y estructural.

Método	Características
Modelo de regresión de una sola ecuación	Se considera que la variable dependiente Y_1 está determinada por varias causas o factores exógenos, así como por los valores pasados de la variable dependiente en sí. Utiliza mínimos cuadrados. Similar al método de mínimos cuadrados en las series de tiempo pero puede contener múltiples variables. Se basa en el hecho de que la proyección es causa de otros eventos.
Modelo de sistemas simultáneos	Es como la ecuación antes descrita adicionando una variable dependiente.
Modelos de simulación	Contiene un gran número de variables y las interrelaciones con los factores exógenos. Permiten que una serie de supuestos sobre la proyección. Se espera que haga suposiciones acerca de variables internas y del medio externo del modelo. Son modelos basados en la computadora. En éstos modelos se pueden hacer preguntas como, ¿Qué le ocurriría a mi proyección si el precio se incrementa en un 10%? ¿Qué efecto tendría en mi proyección una recesión nacional moderada?

Modelos de entrada-salida/ Modelos de insumo producto	Se basa en la idea que para obtener una producción dada de productos o servicios, se requiere un conjunto fijo de insumos. De esa manera se podrá tener como resultado el nivel de la demanda. Se enfocan en cada industria en relación a otras firmas y gobiernos. Indican los cambios en las ventas de una industria productora puede esperar debido en las compras por parte de la industria.
Análisis de impacto cruzado/ Iniciadores anticipados	Se elabora una lista de eventos que probablemente tendrán un impacto en el sistema analizado. Después se estima la probabilidad de ocurrencia de cada uno de los eventos. Segundo, también se estima la probabilidad condicional de que ocurra el evento A, siendo que ha ocurrido el evento B, para todos los pares posibles de eventos A y B. Es decir estadísticas que mueven en la misma dirección que la serie que está proyectando. Un ejemplo es al alza en la gasolina que indica una futura caída en la venta de autos grandes.
Modelos econométricos	Tratan de describir algún sector de la economía mediante una serie de ecuaciones independientes.

Fuente: Mondragón (2015). Basado en Bowerman (2007), Chase (2004), Chase (2000), Makridakis (1994), Shroender (1992).

Atendiendo a los distintos métodos de pronósticos, cabe destacar que el elegir un método no es sencillo. Se debe de seleccionar considerando todos los puntos de vista, las ventajas y desventajas que cada uno proporciona. Tomando en cuenta lo que se va a pronosticar, el horizonte de tiempo, el costo, la información con la que se cuenta.

No obstante las variables dependientes e independientes son igual de importantes para poder obtener un buen pronóstico.

1.3.3 Redes neuronales artificiales

En cuanto a redes neuronales el autor Richard P. Lippman¹⁴ en el artículo llamado "An introduction to computing with neural nets" explica, que son las redes neuronales, basándose en información previa estudiada por precursores del tema como son: McCulloch, Pitt, Hebb, Rosenblatt y Widrow entre otros por los años cuarenta. Tiempo después con el trabajo de Hopfield, Rumelhart, McClelland, Sejnowski, Feldman y Grossberg. Ellos comenzaron el desarrollo de modelos detallados matemáticos éste nuevo interés es previsto para el desarrollo de mapas y lógica de una red, algoritmos y para intercambiar datos.

Lippman presenta el modelo de redes artificiales neuronales, o simplemente llamado redes neuronales, que consiste en, la interconexión de elementos computacionales. La estructura de las redes neuronales se basa en la estructura del sistema nervioso. Tiene un gran potencial en las áreas en donde existen varias hipótesis en paralelo, de algún discurso o imagen y donde es necesario el uso de altos recursos computacionales para poder resolver la situación. Puesto que, el sistema es capaz de integrar de manera simultánea varias hipótesis con el uso masivo de elementos computacionales conectados y procesando la información no importando las propiedades, peso o características de la información. Las redes neuronales son no lineales, análogas y tal vez lentas al compararlo con los sistemas digitales. Lo que éste sistema puede aportar es la capacidad para manejar y relacionar en paralelo elementos de forma masiva. Se considera como un sistema que se adapta constantemente a las situaciones, por ser un sistema sin ningún tipo de límites en cuanto el análisis de información y la capacidad de suministro de la misma. Tiene la capacidad de crecer tanto como el conocimiento lo puede hacer.

¹⁴ LIPPMANN, Richard, " An introduction to computing with neural nets" engineers Neural Networks: Theoretical foundations and analysis no. 10 vol 78 octubre 1990, EU, Institute of electrical and electronic engineers pp5-8

Otra de las características de las redes neuronales son los clasificadores, los cuales no son paramétricos, además de realizar frágiles supuestos en materia de distribuciones en comparación a otros métodos estadísticos.

La gran ventaja de los sistemas de redes neuronales es alcance que tiene al procesar datos: cuya característica es tener tantos atributos de la misma información en grandes cantidades para obtener un resultado y el alto nivel de conexiones que realiza por cada nodo.

Por otra parte Simon Haykin autor de *Neural networks: A comprehensive foundation*¹⁵ explica como surgieron las redes neuronales. El nacimiento de las redes neuronales está basado en un principio en el funcionamiento del cerebro, el cual trabaja de forma diferente a la manera en la que convencionalmente lo hacen las computadoras. Cita a Ramón y Cajál (1911) pionero en el arduo trabajo de investigar y comprender la actividad del cerebro. Descubrieron la existencia de las neuronas como componentes de la estructura del cerebro. Normalmente las neuronas son de cinco a seis veces más lentas de magnitud que un circuito, puesto que, los eventos de un se procesan en un rango de nanosegundos, mientras que los eventos que procesan las neuronas suceden en milisegundos. A pesar que el cerebro procesa la información relativamente despacio, consecuencia del trabajo de cada una de las neuronas, la conexión entre ellas es asombrosa, puesto que, existen una cantidad enorme de neuronas conectadas masivamente entre sí. Se estima la existencia de diez billones de neuronas en la corteza cerebral, y sesenta trillones de conexiones o sinapsis. Por lo que el resultado es un cerebro con una enorme eficiencia estructural. Exactamente la eficiencia del cerebro se puede medir en 10^{-16} joules por operación por segundo. Comparándolo con los procesos de las computadoras que se conocen es de 10^{-6} joules. El cerebro es en gran medida complejo, no lineal y procesa la información de forma paralela. Las redes neuronales copia el funcionamiento del cerebro creando neuronas artificiales y programando las conexiones. El autor muestra el siguiente significado: Las redes neuronales es un procesador masivo de distribuciones con información paralela propenso de

¹⁵ HAYKIN, Simon, *Neural networks: A comprehensive foundation*, Nueva York, Mc Millan, 1994, pp 1-8

manera natural para almacenar conocimiento experimental habilitándolo para su uso. Que lo asemeja en dos aspectos:

- 1) El conocimiento es adquirido mediante redes neuronales a través del proceso de aprendizaje.
- 2) Puntos fuertes de conexión de inter neuronas conocidos como peso sináptico son utilizadas para almacenar el conocimiento.

Sin embargo, un punto importante es el que las conexiones que se realizan mediante las redes neuronales prevalecen y quedan para poder realizar nuevas conexiones, en cambio el cerebro no lo puede hacer, puesto que, las neuronas mueren y desaparece esa conexión.

Cabe destacar que las redes neuronales no proveen solas la solución: se necesita un sistema computacional programado, que contenga reconocimiento de patrones, memoria asociativa y control que coincida con inherentes capacidades. Todo ello para imitar las funciones cerebrales. A las redes neuronales también se les conoce como neuro computadora, conexiones neurales, distribución de proceso paralelo, etc. y ofrecen las siguientes capacidades y propiedades:

La primera es la no linealidad, la cual consiste en ser un dispositivo no lineal y es especial en el sentido que se distribuye por toda la red: particularmente por ser parte del mecanismo responsable por generar una señal de entrada inherentemente lineal.

A la segunda se le denomina, cartografía de entrada y de salida. Se explica comenzando con un paradigma popular de aprendizaje, llamado supervisar el aprendizaje: que implica la modificación de los pesos sinápticos de una red neuronal mediante la aplicación de un conjunto de muestras de entrenamiento etiquetados o ejemplos de tareas. Cada ejemplo consiste en tener una única señal de entrada y la correspondiente respuesta deseada. La red presenta un ejemplo tomado al azar de set y los pesos sinápticos de la red son modificados para minimizar la diferencia entre la respuesta deseada y la respuesta actual dela red producida por una señal de acuerdo con el criterio estadístico.

La tercera es la adaptabilidad: las redes neuronales, tienen la capacidad de adaptarse los pesos sinápticos para cambiar su ambiente circundante. Haciendo pequeños cambios de operación con nueva información para hacer frente a éstos. La clasificación de patrones, el procesamiento de la señal y el control de aplicaciones ayudan a ser adaptable.

La siguiente característica es la respuesta evidente una red neuronal, puede ser diseñada para proporcionar información no sólo acerca de qué patrón en particular seleccionar, sino también la selección sobre la confianza en la decisión hecha. La información que resulta rechaza patrones ambiguos en caso de que surjan y mejorar así el rendimiento de clasificación.

En cuanto a la información contextual (otra característica) se refiere a que el conocimiento está representado por la estructura misma y el estado de activación de una red neuronal. Cada neurona es potencialmente afectada por las actividades globales de todas las neuronas de la red neuronal. En consecuencia cada dato es tratado naturalmente por una red neuronal.

El sexto punto se alude al potencial inherente a la tolerancia a fallos; se tiene implementado en el hardware de las redes neuronales en donde el rendimiento se degrada con gracia en condiciones de operaciones adversas y preparada para cualquier falla catastrófica.

Otra característica es la implementación a una gran escala de integración (VLSI, por sus siglas en inglés) y hace que sea posible el uso de una red neural como una herramienta para aplicaciones en tiempo real que implican el procesamiento de señales de reconocimiento de patrones y control.

Esta propiedad especifica que las redes neuronales tienen un procesador programado de manera universal, se utiliza el mismo dominio en donde todas las neuronas son un ingrediente común y también hacen posible el compartir las teorías y el aprendizaje de los algoritmos en las diferentes aplicaciones. Los módulos se pueden construir mediante una integración perfecta de módulos.

Y finalmente el diseño está basado en la analogía del cerebro, cuya función es el de relacionar de manera paralela varias conexiones a la vez, esta última característica se llama analogía neurobiológica.

A continuación se tocará el tema de NeuralTools¹⁶ ¿Qué es? es un sistema de redes neuronales artificiales, en la guía para el uso de este sistema se muestran los fundamentos de las redes neuronales, afirmando que las redes neuronales es un sistema que toma valores numéricos de entrada, realiza permutaciones con esos valores de entrada y genera uno o varios valores numéricos de salida. Es una opción que se tiene en lugar de los métodos tradicionales estadísticos. Utiliza por ejemplo la regresión lineal para la aproximación de funciones o como el análisis discriminatorio y la regresión logística, para la clasificación. Una de las ventajas que muestran las redes neuronales es la gran capacidad que tiene para realizar estas operaciones pues es capaz de modelar funciones extremadamente complejas en comparación con el cálculo normal de éstas, puesto que, los algoritmos que se utilizan son más avanzados.

Todo es posible por la estructura de las redes neuronales, ya se ha mencionado en los párrafos anteriores, sin embargo, lo explican de la manera siguiente: las redes neuronales constan de unidades conectadas denominadas nodos o neuronas. Cada neurona dentro de la red. De esta manera cada una de las neuronas toma la información convirtiéndola en valores de entrada y realizando un simple cálculo se obtiene un valor de salida. Es preciso considerar que todas las neuronas con valores de salida convierten en valores de entrada de otra neurona excepto las neuronas generadoras de valores de salida finales. Las neuronas están organizadas por capas o niveles, son capas ocultas que van integrándose para formar la última capa, la capa de salida final.

Las redes neuronales para predecir valores numéricos son altamente fiables, puesto que, cuenta con sólo una entrada de salida lo que lo hace confiable en lugar de tener múltiples valores de salida.

¹⁶ Palisade corporation, Guía para el uso de neural tools, pp 83-87

Las redes neuronales se han utilizado con diversos objetivos uno de ellos y es en el que este trabajo se basa, son las redes neuronales en la estadística. Los autores¹⁷ Esther Levin, Neftali Tishiby y Sara A. Solla en un artículo llamado "A Statistical approach to learning and generalization in layered neural networks" muestran la forma en que las redes neuronales trabajan. Aseguran que la calidad de los resultados que se pueden obtener de las redes neuronales depende de la arquitectura del programa que se utilice de redes neuronales, así como la complejidad de la relación con el destino. Las capas de las redes neuronales son modelos paramétricos no lineales, que se aproximan a una relación continua de entrada y salida. El problema de encontrar el adecuado conjunto de parámetros que se aproximan a la desconocida relación de F es usualmente resuelta usando conocidos algoritmos. Imponiendo la equivalencia del mínimo error y la máxima probabilidad se llega a la conclusión del uso de la distribución Gibbs, distribución que se utiliza en la programación de las redes neuronales. Ésta distribución se debe interpretar como un post entrenamiento, donde la probabilidad de llegar a una red específica decrece exponencialmente con el error de la red en los ejemplos de entrenamiento. Utilizando la distribución Gibbs y la probabilidad se obtendrá un resultado por la condición de equivalencia, además de ser capaz de calcular la probabilidad de la predicción de una variable independiente.

Al igual Simon Hayke¹⁸ habla de las redes neuronales y la estadística. Estadística con redes neuronales es una forma en la que se puede codificar conocimiento empírico acerca de un fenómeno físico de interés. En donde \mathbf{x} es la representación de una variable independiente y \mathbf{d} representa una variable dependiente. Donde N serán la cantidad de observaciones de \mathbf{x} con la notación de $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N$ y correspondiendo a las observaciones de $\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \dots, \mathbf{d}_N$

Quedando la ecuación de la siguiente manera:

$$D=g(x) + \epsilon$$

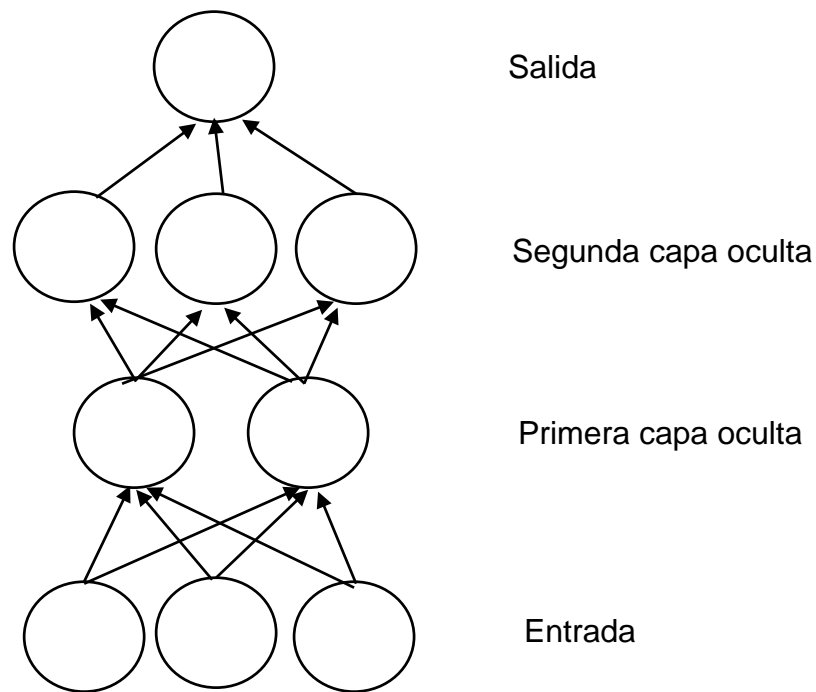
¹⁷ Neural Networks: Theoretical foundations and analysis, EU, 1992, pp 240-241

¹⁸ HAYKIN, Simon, Neural networks: A comprehensive foundation, Nueva York, Mc Millan, 1994, pp 71, 72

Donde $g(\mathbf{x})$ es la función del argumento del vector \mathbf{x} , y ϵ es un factor de error de expectativa aleatoria que representa la incógnita, es decir, el valor que no se conoce relacionado con d , la variable dependiente de \mathbf{x} . Para el cálculo se necesita un modelo de regresión.

Aparte con el siguiente diagrama se muestra la arquitectura para la predicción numérica con tres variables independientes numéricas. Con dos neuronas o nodos en la primera capa y tres nodos en la siguiente capa oculta.

Diagrama 1.1 Arquitectura de una red neuronal con tres variables.



Fuente: Guía para el uso de NeuralTools.

Cabe destacar que el funcionamiento es determinado por tres elementos:

- Topología que se refiere al número de capas ocultas y el número de nodos de esas capas.
- Pesos de las conexiones y los términos de la tendencia que son parámetros de cada conexión y de cada neurona respectivamente.
- La función de activación es una transferencia que se usa para convertir los valores de entrada de cada neurona en su valor de salida.

1.4 FACTORES QUE DETERMINAN LAS VENTAS¹⁹

Una serie de tiempo es la consecuencia ordenada de valores de determinada variable, observados mediante intervalos de tiempo por iguales. Que expresa la relación entre datos actuales y datos históricos.

Las series de tiempo tienen varios componentes como:

- Componente promedio o de nivel
- Componente de la tendencia
- Componente estacional
- Componente cíclica
- Componente aleatoria

1.5 RESUMEN CAPITULAR

En resumen se habló del significado del pronóstico, y un pronóstico son las predicciones que puedes hacer del futuro en un corto o largo plazo y es necesario para el proceso de toma de decisiones y realizar planes para cada una de las áreas de la empresa.

¹⁹ MAKRIDAKIS, Spyros G, Steven C Wheelwright, (comp) *The handbook of forecasting*, [s.l.i.],1943 (trad. de, Manual de técnicas de pronósticos, México, Editorial Limusa, S.A de C.V., 1994 (3^{ra} reimp)) pp. 149-150, 171

Los pronósticos se basan en información ya existente, de hechos ocurridos previamente e interferidos con una serie de criterios lógicos y científicos para obtener la información.

Para realizar los pronósticos es necesario apreciar los eventos; individuales, colectivos; internos, externos; voluntarios e involuntarios; nacionales e internacionales; según sea el caso y para ello se cuenta con instrumentos matemáticos, con variables cuantitativas y cualitativas.

Es muy importante no perder de vista que los métodos para el cálculo de pronósticos han evolucionado, siendo más fáciles para su uso, no obstante es fundamental un buen razonamiento, claro y visionario. Poniendo el sumo cuidado en los objetivos, métodos, evaluación e interpretación.

Los pronósticos son vitales para cualquier empresa y para toda decisión gerencial importante, son la base de la planeación corporativa. Por ejemplo en el área de finanzas y contabilidad los pronósticos servirán como base a la planeación presupuestaria, y el control de costos. El mercadeo se basa en las proyecciones de las ventas para planear nuevos productos como del personal, en el área de producción se puede pronosticar para planear procesos, tiempos, capacidad, inventario, compras, etc...

Existen varios métodos para el cálculo de los pronósticos, los cuales se pueden dividir en tres:

1. Cualitativos
2. Cuantitativos
3. Redes neuronales y sistemas difusos.

El método cualitativo se basa en la opinión de las personas con experiencia en el sector, así como en datos estadísticos obtenidos de respuestas de cuestionarios, son totalmente subjetivos.

En el método cuantitativo son objetivos; se basa en métodos estadísticos tradicionales, utilizando varias técnicas como lo son las regresiones lineales,

extrapolación. Es más sofisticado: permite realizar operaciones de mayor complejidad.

Por último las redes neuronales y sistemas difusos reúnen las características anteriores en un solo sistema.

En este capítulo se muestra la literatura que contiene información de las investigaciones realizadas del tema, considerando las redes neuronales y los pronósticos. Quedando de la siguiente manera:

- Relacionados con pronósticos,
- Relacionados con redes neuronales,
- Relacionados con redes neuronales y pronósticos.

2.1 RELACIONADOS CON PRONÓSTICOS:

Métodos de pronósticos de series de tiempo con R, es una tesis de Carro Lozano Carlos (2015), promueve el uso de un software gratuito aplicado a los métodos utilizados al pronosticar series de tiempo de fácil uso, relacionado con el trabajo en demostrar aún el uso de parámetros lineales como pronosticador.

Ulloa Morales Daniel (2015), en la investigación que realizó llamada *Modelos de pronósticos y sistemas de inventarios aplicados en el reabasto de mercancías en el sector de retail*, se planteó abastecer más de 2,000 número de artículos en más de 1,000 puntos de venta con un análisis ABC, mediante el uso de la teoría de pronósticos y modelos considerando su aporte a la utilidad de la empresa (análisis ABC) y el nivel de servicio que se requiere brindar para cada uno de los tipos de inventario, planteada esa hipótesis, se diseñó como objetivo el de mostrar el uso de la teoría de pronósticos y modelos de inventario para garantizar el abastecimiento con un nivel de servicio por categoría en el sector de retail, así como la interacción de dichos fundamentos en la configuración y operación de software orientado a éste propósito. Los indicadores de desempeño para el nivel de servicio a tienda y cliente final son: stockout, instock y días de inventario. Al final el consejo de la empresa, optó por una metodología cualitativa para el cálculo de los pronósticos dejando la responsabilidad del pronóstico a cada gerente de cada una de las tiendas. En términos de mi investigación es la optimización de los recursos de la empresa con el fin de toma de decisiones, recurriendo al cálculo de los pronósticos como un respaldo.

En la investigación con título *Pronósticos de ventas por medio de series de tiempo con aplicaciones en el software R* de Durán Hernández Carlos Manuel (2015), se planteó cómo construir una serie de tiempo por la metodología Jenkins para realizar pronósticos de ventas a través de un software libre R. y demostrar el uso de un software gratuito que toda empresa pueda utilizar para realizar mejoras en sus pronósticos. El pronóstico que se calculará es de doce meses en una empresa manufacturera. Se cuenta con las ventas mensuales del 2012 y 2013. Se identificó que la serie es estacionaria y se esperan para el 2014 un incremento del 2.1% en relación al 2013. Mi investigación se relaciona con ésta a partir de la búsqueda de un software para el apoyo en el procesamiento de datos y obtener los pronósticos de ventas.

Pronóstico de ventas y estimación en la capacidad de producción en una microindustria, para satisfacer la demanda, una investigación de Báez Rodríguez Sullyamits (2014), plantea pronosticar las ventas para el año 2014 y estimar la capacidad del sistema de producción en una microindustria, usando simulación para satisfacer la demanda. El taller “placas grabadas y fundidas” enfrenta crisis de ingresos debido a la alta competitividad de los precios y mala administración. Los administradores tienen la necesidad de saber el pronóstico de ventas para el año 2014 y con ello realizar un plan de producción que disminuyen las pérdidas. Además desean saber si en caso de incrementar las ventas en un diez o veinte por ciento también tienen capacidad de producción y hacer frente a éste. Para evaluar la capacidad del taller se usó un simulador en un software gratuito simio. Se utilizaron los métodos: promedio, promedio móvil, suavizamiento exponencial y suavizamiento exponencial con tendencia siendo el suavizamiento exponencial el más adecuado para la serie de tiempo puesto que dio un menor MAD y MSE que fueron criterios de elección. Esta investigación se relaciona con la presente ya que enfatiza la elección del método de pronóstico óptimo para el cálculo de las ventas a parte del uso de un software como apoyo para realizar los pronósticos.

La tesis, *El uso de la metodología ARIMA y de suavizamiento exponencial para la elaboración de pronósticos de 4 índices bursátiles*, de Álvarez Puttzis Efrén

Abraham (2014), tiene como objetivo encontrar qué modelo de pronósticos se ajustan mejor a los índices bursátiles (IPC, S&P500, NIKKEI y BOVESPA), porque la metodología ARIMA permite hacer pronósticos más precisos que la de suavizamiento exponencial, entonces aquella tiene un error cuadrático medio en sus modelos, éste trabajo concluyó que los modelos ARIMA describe mejor el comportamiento de las acciones que los de suavizamiento exponencial. Ésta se relaciona con la presente en la búsqueda del mejor método para pronosticar.

En la investigación de Rojas Mandujano Armando Marcos (2013) con título *Diagnóstico general de una PYME y una propuesta del manejo de sus recursos y procesos para su optimización a través de pronósticos, simulación e inventarios*. Se planteó la resolución de la problemática situacional de una pyme dedicada a la manufactura de herrajes para cinturones, derivada de un diagnóstico sistémico a través del uso de pronósticos, simulación e inventarios con base en los datos proporcionados durante el primer semestre del año 2011, con el fin de lograr un incremento en la productividad. Los métodos que se examinaron son los siguientes: Suavizamiento exponencial simple con tendencia, Suavizamiento exponencial doble con tendencia, método aditivo de Holt -winters y método multiplicativo de Holt -winters con el software WinQSB. Se utilizó la información de julio 2010 a mayo del 2012 como base para realizar los pronósticos de julio 2012 a junio 2013. Se concluyó que el mejor método para determinar la demanda de dos tipos de materia prima es el Método multiplicativo de Holt -winters. Al igual que la investigación relatada en el párrafo anterior la investigación muestra la elección del método de pronóstico más adecuado para la predicción de las ventas futuras, así como la mía.

Ortega Reynoso José Eduardo (2010) realizó una investigación llamada, *Estudio del cálculo de pronósticos de la demanda en una empresa automotriz*. Ortega estudió la industria automotriz mexicana y el cálculo de los pronósticos de la demanda de refacciones automotrices de una empresa armadora y comercializadora de vehículos, puesto que, con el anterior modelo que utilizaban, generaron alto nivel de inventario y en otras, escasez de material por lo que se identificó la necesidad de generar pronósticos más precisos. Para calcular los

pronósticos se utilizaron dos software estadísticos SPSS y minitab que ayudará a obtener los resultados y datos de forma precisa y rápida. La forma actual es la de promedios móviles para calcular la demanda de las refacciones automotrices. No funciona porque sólo maneja los últimos periodos y no maneja bien la tendencia o estacionalidad. Los nuevos métodos utilizados son: modelo informal, suavizamiento exponencial lineal, suavizamiento exponencial cuadrático, suavizamiento exponencial estacional, filtración adaptativo y Box Jenkins, todos son pronósticos de series de tiempo. Se basaron en las ventas del 2009. Concluyendo después de las pruebas realizadas son: modelo informal, suavizamiento exponencial y Modelo winters, para el ítem 1 por la estacionalidad. Entonces el que se recomienda utilizar es el suavizamiento exponencial que genera una reducción en el costo del inventario, pero, no cumplirá con las políticas de inventario. Para el ítem 2: suavizamiento exponencial, modelo Holt y Box Jenkins. Por la tendencia y el que mejor se adaptó es el Box Jenkins por generar una reducción de costo del inventario y mantiene un promedio de 1.0 meses de venta. Ésta se relaciona con mi investigación por la elección de los métodos de pronóstico.

Rojas López Daniel (2008) en la investigación con título *Pronóstico mensual de las ventas nacionales de azúcar en el año 2004 a través de un modelo ARIMAX*, tiene como objetivo el desarrollo de un modelo de pronóstico de las ventas nacionales de azúcar para el año 2004, haciendo uso de la metodología Box Jenkins, además de desarrollar un manual para la enseñanza de la materia de series de tiempo en su vertiente de modelos ARIMA que pueda ser utilizado a nivel licenciatura, los resultados muestran claro oscuros, aceptando un error del 2.3%, por otro lado la capacidad del pronóstico mensual es baja, sólo acertó el 50% de los turning point, lo que contrasta con un benchmark de 55.2% conseguido para el periodo de estimación. Se basó en información de ventas de enero 1993 a diciembre del 2003. Para pronosticar la venta de azúcar de enero a diciembre del 2004. Aceptando que la metodología Box Jenkins es la adecuada para pronosticar las ventas de azúcar nacionales. En este caso mi investigación se relaciona en términos de métodos de pronósticos.

En la memoria de desempeño profesional, *Pronóstico de ventas en materiales de construcción*, escrita por Vite Mariles María Antonieta (2003) tiene como objetivo el obtener un pronóstico de ventas de materiales de construcción para usarlo como herramienta para la toma de decisiones en una distribuidora de materiales de construcción. Plantea el problema de producción, compras de materias primas, almacenamiento, venta y cambios económicos que afectan directamente a éste sector, además del intercambio internacional. Las preguntas de investigación son: ¿Por qué se requiere un pronóstico?, ¿Qué utilizará el pronóstico y cuáles son sus requerimientos específicos?, ¿Cuáles son las características de los datos disponibles?, ¿Qué espacio de tiempo se pronosticará?, ¿Cuál es la precisión deseada?, ¿Cuál será el costo del pronóstico? En la conclusión se encontró que una de las dificultades para realizar un pronóstico preciso consiste en el cambio de un valor económico clave, por ejemplo el precio del petróleo, variaciones súbitas de la inflación, cambio de política en el gobierno de otro país que puede afectar las relaciones comerciales con el propio. El uso de promedios móviles es una opción para realizar pronósticos en materiales de construcción, también el uso de indicadores económicos. El autor comenta que se puede mejorar la utilidad de los pronósticos si los administradores adoptan una actitud más realista. Se relaciona con esta investigación al querer señalar que en el 2003 aún aplica modelos lineales.

En el trabajo escrito por Flores Reyes Manuel (2001), llamado *Metodología para la formulación del pronóstico de ventas de equipos médicos*, encontramos los siguientes objetivos para comprender los factores que afectan los pronósticos de venta, conocer y evaluar los métodos para la elaboración de pronósticos de venta, aplicar la metodología efectiva para la elaboración del pronóstico de ventas de un equipo médico, revisión de los factores externos que pueden afectar el plan, determinar los puntos clave del proceso, elaborar pronóstico de acuerdo a la información y tecnología disponible, evaluar los resultados y reestructurar actividades de acuerdo a los resultados obtenidos. Termina el trabajo diciendo que la elaboración de un pronóstico implica conocer y analizar los factores que puedan modificar las previsiones realizadas. Para realizar una adecuada previsión de las ventas, se necesita conocer el entorno externo e interno que pueden alterar los

mercados, obtener la colaboración y compromiso de todas las áreas de la compañía y tener la capacidad de responder rápidamente a los cambios que pueden originar serias modificaciones a los pronósticos calculados. Relacionando esta información con la tesis en cuanto la relación de factores externos que pueden influir en el cálculo de los pronósticos como crisis económicas y algunos otros factores que las redes neuronales artificiales pueden tomar en cuenta y obtener un mejor resultado.

2.2 RELACIONADOS CON REDES NEURONALES:

En la tesina escrita por Andrés Astorga Espriella (2015) llamada *Redes neuronales bayesianas: Una mirada al aprendizaje estadístico* en el problema de clasificación, se planteó el problema de la clasificación, predecir una variable cualitativa en términos de observaciones puede ser referido como un problema de clasificación. Pues trata de asignar categorías o clases a nuevas observaciones. La razón es que al utilizar una regresión lineal, después haciendo uso de mínimos cuadrados como resultado se tienen muchas ambigüedades y no darán el resultado del intervalo $[0,1]$. Menciona varios métodos para clasificación como Perceptron Rosenblatt, Regresión Logística y Análisis Discriminantes y Redes Neuronales como la bayesiana. Al final como resultado se generaron 50 datos de plano cuya distribución es normal bivariada, se tomó 30 como conjunto de entrenamiento y 20 como prueba con el apoyo de la librería `mlbench.2dnormals`. La red neuronal bayesiana pudo clasificar correctamente tres cuartos del conjunto de entrenamiento.

En la tesis: *Implementación de redes neuronales para generar oleaje utilizando datos de viento en la costa de Sisal, Yucatán*, de Bravo Cortes Luis Mauricio (2015) encontró altos costos de medición y mantenimiento de los instrumentos de medición así como los largos periodos de tiempo en las campañas de medición para las redes de boyas de oleaje operando y obtener datos, por lo que se decidió realizar la medición con herramientas computacionales. Tiene como objetivo implementar una red neuronal artificial como una herramienta alternativa, para generar oleaje a partir de datos del viento, en la costa de Sisal, Yucatán. Con el objetivo de predicción de marea y oleaje a partir del aprendizaje de un modelo de redes neuronales entrenado

para obtener a partir de datos del viento parámetros de oleaje. Como objetivos particulares tiene el determinar la mejor arquitectura de una red neuronal, evaluando diferentes modelos y algoritmos de entrenamiento, validar la red neuronal con datos medidos de viento y oleaje de la zona de Sisal, Yucatán, propagar el oleaje que incide a la costa de Sisal, utilizando para estos datos dos equipos oceanográficos colocados a 10 y 4 metros de profundidad, otro objetivo es el de sacar parámetros de clima marítimo generados con el modelo numérico MIKE21 y al final evaluar los resultados del modelo neuronal contra los de los modelos numéricos de tercera generación MT (MIKE21 y SWAN). La tesis reveló que el uso de las redes neuronales es el 80% más rápido que el método estadístico. Al realizar el estudio se llegó a las siguientes conclusiones entre otras: se minimizó el error usando regresión múltiple Stepwise es más eficiente y se evita tener un sobreajuste, ya que, sólo trabaja con números necesarios de los valores la variable predictiva. Además de dejar como resultado tres redes neuronales listas para usarse dependiendo de la aplicación como son: RNB-4N+ Stepwise+ Bootstrap con el que se obtuvieron mejores resultados de medición de oleaje. El segundo para propagación de oleaje es la red neuronal RNL + Stepwise. La última es la RNB-4N+ Stepwise para generar una hindcast. Para implementar una red neuronal bastó con la información de 2 meses de datos y el entrenamiento con mínimo un año de datos.

Castillo Villalba Marco Polo (2015) autor de la tesis *Métodos de la geometría algebraica en redes neuronales* escribió con el objetivo de entender en que consiste la teoría del aprendizaje singular propuesta por S. Watanabe (2001) y la relación con la geometría algebraica; principalmente con la teoría de resolución de singularidades. Además se presenta una manera de resolver la singularidades en el espacio de parámetros de diferentes singularidades de las redes neuronales Bayesianas a través del teorema de Hironika y el corolario de Watanabe Sumio; haciendo uso de las bases Hilbert caracterizando novedosamente diferentes ejemplos de las redes neuronales bayesianas con variedades teóricas asociadas al espacio de parámetros de las mismas, reproduciendo los resultados por Watanabe; clarificando estos ejemplos y proponiendo un método más sistemático y riguroso en la teoría del aprendizaje para maquinas singulares. El autor toma el concepto de red

neuronal bayesiana como un modelo eficaz de inteligencia artificial importante en la toma de decisiones pronóstico de datos, entre otros. Y la define como un espacio de probabilidad. Una red neuronal para un conjunto representa la unión de distribuciones de probabilidad de este espacio donde cada una cumple un criterio de independencia condicional, de manera más formal el autor lo define como una tupla de dos elementos (B_s, Θ) , donde B_s es la estructura de la red, y $\Theta \subset \Omega$ es el conjunto de parámetros que codifica las distribuciones de probabilidad local. En cuanto la arquitectura para este tipo de redes neuronales, el conjunto de nodos de entrada es la conexión de datos en la base a analizar, el segundo grupo de nodos son la capa intermedia de la red y se les conoce como unidades ocultas o funciones sinápticas y es donde se realizan los procesos cognitivos del aprendizaje sobre el conjunto de parámetros de la red, estas funciones sinápticas se clasifican en: funciones sigmoides, treshold, o funciones lineales se activan por una regla de disparo para iniciar su aprendizaje. El tercer grupo de nodos es el de salida los cuales se pueden conectar a otra red neuronal formando redes neuronales multicapa. Al final concluyó la posibilidad de estimar el error de entrenamiento de este tipo de redes neuronales, dónde el ingrediente fundamental para el cálculo de este tipo de curvas de aprendizaje se encuentra en calcular el polo más grande de la función zeta y la multiplicidad en el teorema a través de los métodos de la geometría algebraica expuestos en este trabajo. Con ello nace un puente entre los teóricos de la inteligencia artificial y la geometría algebraica.

Romero Montiel Flor Alejandra (2015) en la tesis con nombre *Redes Neuronales como discriminadores no-lineales para el problema de optimización topológica de las placas de acero*, plantea el problema de minimizar el peso de una estructura, sujeto a cumplir ciertas restricciones como: no sobrepasar el máximo esfuerzo de Von Mises permitido por el material y tampoco se debe sobrepasar ciertos desplazamientos. Las conclusiones fueron las siguientes: El problema de optimización se convirtió en un problema de minimización y se resolvió utilizando codificaciones inferior a las utilizadas en la literatura. Al realizar los distintos experimentos se puede observar que el algoritmo no proporciona una única solución sino que en cada ejecución del algoritmo se encuentra una solución. Aparte en la

mayoría de ejecuciones aun distintas a las redes neuronales se han obtenido valores similares que la función objetivo, sin partir de ningún tipo de geometría inicial se puede suponer que las estructuras encontradas son buenas soluciones. En la práctica diseños de los ingenieros atienden a que la estructura sea funcional y el algoritmo tiene la ventaja a la par la funcionalidad. No se requiere habilidad ni conocimiento para interpretar los resultados. El algoritmo busca la mejor solución sin ideas preconcebidas o juicios. No se requiere de técnicas de filtrado o suavizado de las estructuras durante todo el proceso iterativo. El problema a considerar es el propio de la estructura. Las codificaciones continuas evitan los problemas derivados de la discretización similares a los descritos por Dorn. El operador de inicialización no debe ser un simple generador de números aleatorios, sino incorporar una comprobación de validez de los individuos generados.

Metodología para implementar redes neuronales artificiales recurrentes predictivas, tesis escrita por Aldrete Peralta Ali (2014), cuyo objetivo es proponer una metodología para la implementación y optimización de una red neuronal recurrente, la hipótesis es el mejor funcionamiento de las redes neuronales artificiales con elementos de recurrencia. Concluye, que las redes neuronales artificiales con elemento de recurrencia presentan un mejor ajuste a los datos y por ende una mejor predicción en el precio del jitomate. Los modelos neuronales recurrentes se pueden aplicar a otros productos de la canasta básica o incluso a productos bursátiles siendo así que se puede pasar de un campo de aplicación a otro totalmente diferente.

La tesis de Ramírez Herrera Christian Agni (2014) llamada *Clasificación automatizada de facies a escala de registro de pozos usando redes neuronales artificiales en yacimientos arena – arcillosos turbídicos* tiene como objetivo probar una metodología de análisis estadístico que permite dar un mejor conocimiento acerca de los datos a clasificar independientemente de la metodología de clasificación manual o automática cuya problemática radica en la cantidad de los pozos a analizar que lo vuelve impráctico es por ello el interés de utilizar las redes neuronales. En la metodología propuesta primero es necesario conocer el tipo de

registros geofísicos se cuenta para cada pozo. Ordenarlos en función de sus características, de su utilidad para establecer electro facies y la función de la equivalencia entre curvas en caso de que los pozos en el estudio hayan sido tomados con diferentes herramientas en condiciones distintas o hayan sido corregidos por diferentes causas. Después realizar un análisis exploratorio de datos, la cual está basada en técnicas estadísticas convencionales y gráficas que permiten tener todo un conjunto de información, establecer un buen entendimiento básico del comportamiento de los datos y de las relaciones existentes entre las variables que se estudian y se preparan los datos. Otra etapa de la metodología para la identificación de electro facies es realizar un análisis de agrupamiento (AA) para encontrar grupos de elementos similares dentro de un conjunto de datos, generando una clasificación de los mismos. Para clasificar correctamente se deberá determinar los similares o divergentes. Se selecciona las variables que se van a utilizar para maximizar el entrenamiento de la red neuronal mediante pruebas estadísticas. Se propone un diseño en lenguaje de Matlab, con gráficos realizados en Petrel para el diseño, el entrenamiento de redes neuronales y clasificación de electro facies. Concluye de la siguiente manera: las redes neuronales son herramientas poderosas de clasificación. Su éxito está en función de la naturaleza estadística de los datos. Además en cuanto a redes neuronales comenta el autor que las redes neuronales no sólo sirvieron de estimadores, sino que permitieron darle validez a la consistencia de clasificación propuesta por los especialistas. Se propone para futuros trabajos el uso de redes neuronales con información sísmica de pozos, utilizando el mismo criterio de la tesis.

Los trabajos antes citados se relacionan con este trabajo por el uso de redes neuronales artificiales en lugar de métodos lineales y que al compararlos resultan más eficaces las redes neuronales. Otra ventaja que encuentran es el uso de pocos datos, ya que algunos necesitan por lo menos 60 datos, además no requiere técnicas de suavización, ni filtrado. Finalmente existe un mejor ajuste de los datos, por ende una mejor predicción.

2.3 RELACIONADOS CON REDES NEURONALES Y PRONÓSTICOS:

En la tesis *Pronóstico de la demanda de refacciones de un automóvil, mediante series de tiempo, redes neuronales artificiales y modelos híbridos* escrita por González Vargas Carlos Arturo (2015), tiene como objetivo proponer a una empresa comercializadora de refacciones de automóvil alternativas de elaboración de pronósticos de su demanda de productos, que presenta las características de desconocerse si es estacional, ser altamente variables y que requiere ser pronosticada a corto y mediano, mediante su modelación con redes neuronales artificiales, modelos de ARIMA, series de tiempo clásicas y la comparación de su desempeño en periodos muestrales y las post muestrales, para minimizar la diferencia entre las cantidades de la demanda pronosticada y las reales. Con las siguientes preguntas de investigación ¿Cuál de las técnicas es más precisa...? , ¿Se puede pronosticar la demanda con mayor exactitud con los métodos más comunes hasta el momento?, ¿Cómo se han resuelto otros problemas similares?, ¿Las redes neuronales artificiales son capaces de lograr mejores pronósticos gracias a su capacidad de modelar relaciones no lineales de tiempo? Presenta la siguiente problemática: en los sistemas de producción controlada por el mercado en la actualidad es importante el cálculo de pronósticos. Al final se encontró ventajas y desventajas en cada uno de los métodos. Para el periodo muestral, las redes neuronales artificiales identificaron el comportamiento que no lograron con Box y Jenkins. Y la parte lineal fue capturada por ARIMA. El modelo ARIMA captura mejor el cambio de la demanda si históricamente se ha presentado en la serie. Ya que brinda mejor cálculo para sus parámetros. En cuanto a redes neuronales son sensibles al tamaño de la muestra, ya que se divide en fase de entrenamiento, prueba y validación. Mientras mayor sea el tamaño de la muestra más parecido será el rendimiento para los periodos muestrales y post muestrales. Cabe destacar que lo modelos clásicos son los más sencillos de calcular con ayuda de un software libre o comercial, ARIMA requiere un software más especializado y con ello un analista. Las redes neuronales artificiales requieren de un periodo más grande de muestreo para brindar mejores resultados ya que es más difícil de modelar con pequeñas

muestras. Es más difícil de conseguir un software especializado. Se obtiene un mejor resultado con modelos combinados.

El autor recomienda trabajar con periodos de muestra los más grandes posible para mejorar el rendimiento de los modelos sobre todo a los que involucran las redes neuronales artificiales. Además de formar una base de datos puesto que la empresa no cuenta con cierta información.

En la tesis llamada *Pronóstico del tipo de cambio peso-dólar utilizando redes neuronales artificiales*, del autor Villar Corona Marco (2013), plantea la posibilidad de diseñar una arquitectura de red neuronal artificial que brinde un mejor pronóstico que los modelos tradicionales de series de tiempo para el tipo de cambio, con la siguiente hipótesis: La metodología de las redes neuronales artificiales ajusta mejor los datos fuera de la muestra que los métodos tradicionales de análisis de series de tiempo. Concluyendo que la hipótesis fue verdadera, consiguió obtener un mejor ajuste dentro de la muestra y un mejor pronóstico del tipo de cambio peso- dólar por parte de las redes neuronales. Al mismo tiempo pudo observar que los métodos de suavizamiento exponencial simple, o doble, y los diferentes de Holt – Winters por su bajo costo de implementación se logra un buen ajuste de las series, siempre que se tenga en cuenta el factor a su pertenencia radicando en generar pronósticos a corto plazo lo que significa pocas observaciones fuera de la muestra. Al utilizar las redes neuronales se obtienen mejores resultados.

Por último existe una investigación llamada: *Aplicación de redes neuronales artificiales, en el pronóstico de ventas* escrita por Carlos Héctor Velázquez Neria y Ricardo Ortiz Dorantes (2002). El objetivo es el realizar un análisis comparativo de los pronósticos de ventas obtenidos mediante el uso de redes neuronales y métodos tradicionales de investigación de operaciones, para un centro de distribución de refresco, además la hipótesis plantea que existe una herramienta generadora de pronósticos como lo son las redes neuronales aplicable al pronóstico de ventas de un refresco, el cual disminuye el porcentaje de error y aumenta la confiabilidad que en los métodos tradicionales. El estudio pretende la generación de una herramienta que utilice redes neuronales para pronosticar las ventas de refresco mediante datos

históricos de las mismas y su relación con la temperatura – venta. Teniendo como resultado la disminución de los costos por pérdidas de material, de oportunidad y presencia en el mercado del refresco analizado. La metodología que siguieron fue en primer lugar el elegir una empresa de la cual pudieran obtener las ventas históricas reales de un producto de consumo popular con cierto comportamiento aleatorio para poder demostrar que las redes neuronales son confiables. Al final se eligió como variable la temperatura por el alto grado de incertidumbre que representa. Como conclusión encontraron que definitivamente las redes neuronales artificiales es la herramienta buscada y que dicha herramienta puede fácilmente sustituir cualquier método tradicional de investigación de operaciones en cuanto a pronósticos se refiere, todo ello tras comparar el método Holt con el de redes neuronales al realizar dichos pronósticos.

Además al comparar los dos métodos se encontraron errores cuadráticos, siendo el resultado de las redes neuronales con una diferencia muy pequeña. Una ventaja más de las redes neuronales es el de pronosticar de manera acertada la tendencia de los datos, requisito que no cumple el método Holt. Muy importante ventaja de las redes neuronales es que éstas se constituyen como cualitativo como cuantitativo. Se concluye que las redes neuronales son recomendables ampliamente para ser utilizadas para realizar pronósticos.

Las tesis antes mencionadas se relacionan con este trabajo por el uso de redes neuronales artificiales como sustituto de los métodos tradicionales y el uso como pronosticador, obteniendo mejores resultados, disminuyendo el porcentaje de error aumentando confiabilidad.

Cuadro 2.1 Resumen de los estudios previos consultados relacionados con pronósticos

Referencia	Método	Software	Datos	Periodo	Aplicado a una empresa:	Conclusión
Carro Lozano Carlos (2015)	Promedio móvil simple y doble	R (libre)	M		Varios ejemplos	El software R cumple con las expectativas, permite el manejo de mucha información.

	Suavizamiento, exponencial simple y doble, Método aditivo y multiplicativo Holt Winters.					
Ulloa Morales Daniel (2015)	Suavecimiento exponencial simple		T	2011	Retail	Se optó por pronóstico cualitativo.
Durán Hernández Carlos Manuel (2015)	Box Jenkins		M	2014	Manufactura	Es aplicable a cualquier industria donde las series de tiempo por la metodología de Box Jenkins puedan ser aplicadas, considerando realizar pronósticos de corto y mediano plazo para datos económicos como el precio, inventario, producción y ventas, entre otros.
Báez Rodríguez Sullyamits (2014)	Promedio, Promedio móvil, Suavizamiento exponencial simple con tendencia, Suavizamiento exponencial simple con tendencia.	Stat: fit Simio	M	2014	Mipyme Placas gravadas y fundidas	El método suavizamiento exponencial el más adecuado para la serie de tiempo puesto que dio un menor MAD (desviación absoluta media) y MSE error cuadrático medio que fueron criterios de elección.
Álvarez Puttzis Efrén Abraham (2014)	Suavizamiento exponencial simple, multiplicativo, aditivo, Modelo ARIMA	E views	M	Jun 2013 ene 2014	Índices bursátiles	El mejor método es el Modelo ARIMA, tiene un menor error cuadrático medio que el suavizamiento.
Rojas Mandujano Armando Marcos (2013)	Suavizamiento exponencial simple con tendencia y sin tendencia, Método aditivo y multiplicativo Holt Winters	WinQS B	M	Jun 12 – jul 13	PYME Manufactura Herrajes	Se concluyó que el mejor método para determinar la demanda de dos tipos de materia prima es el Método multiplicativo de Holt -winters
Ortega Reynoso José Eduardo (2010)	Promedio móvil, Suavizamiento exponencial simple, Método Holt y Winters, Método Box Jenkins	SPSS* y minitab	M	2009	Refacciones automotrices	Concluyendo después de las pruebas realizadas son: para el ítem 1 por la estacionalidad, el suavizamiento exponencial que genera una reducción en el costo del inventario, pero, no cumplirá con las políticas de inventario; para el ítem 2, Box Jenkins, por generar una reducción de costo del inventario y mantiene un promedio de 1.0 meses de venta.
Rojas López Daniel (2008)	Box Jenkins ARIMA	Eviews	M	2004	Comercio nacional de azúcar	Aceptando que la metodología Box Jenkins es la adecuada para pronosticar las ventas de azúcar nacionales.
Vite Mariles María Antonieta (2003)	Promedios móviles	SPSS*	M	2000 2002	Materiales de construcción	Promedios móviles es una opción para pronosticar materiales de construcción.
Flores Reyes Manuel (2001)	Mínimos cuadrados, Cuestionario		T	2001	Equipo médico	Además de los métodos cuantitativos, se recomienda analizar factores externos.

Fuente: Mondragón (2015).

Notas: M = Mensual, T= Trimestral

*SPSS = *Statistical Package for the Social Sciences*

Cuadro 2.2 Resumen de estudios previos consultados relacionados con redes neuronales

Referencia	Problema	Objetivo y otras observaciones	Conclusión
Andrés Astorga Espriella (2015)	Tener una variable cualitativa en vez de una cuantitativa, es decir, predecir una variable cualitativa por medio de observaciones puede ser referido como problema de clasificación.	Explica cada una de los métodos lineales para clasificación: Newton Raphson, Análisis de discriminantes, Perceptron Rosenblatt entre otros.	La red neuronal pudo clasificar correctamente casi tres cuartos del conjunto de entrenamiento.
Bravo Cortes Luis Mauricio (2015)	Encontró altos costos de medición y mantenimiento de los instrumentos de medición así como largos periodos de tiempo en las campañas de medición para las redes de boyas de oleaje operando y obtener datos.	Tiene como objetivo implementar una red neuronal artificial como una herramienta alternativa. Utiliza RNB, Stepwise, Bootstrap. Las observaciones son diarias y por hora. Mide oleaje y viento.	Se minimizó el error usando regresión múltiple Stepwise es más eficiente y se evita tener un sobreajuste, ya que, sólo trabaja con números necesarios de los valores la variable predictiva. Además de dejar como resultado tres redes neuronales listas para usarse dependiendo de la aplicación como son: RNB-4N+ Stepwise+ Bootstrap con el que se obtuvieron mejores resultados de medición de oleaje. El segundo para propagación de oleaje es la red neuronal RNL + stepwise. La última es la RNB-4N+ Stepwise para generar una hindcast. Para implementar una red neuronal bastó con la información de 2 meses de datos y el entrenamiento con mínimo un año de datos
Castillo Villalba Marco Polo (2015)		El objetivo es el de entender en que consiste la teoría del aprendizaje singular.	Al final concluyó la posibilidad de estimar el error de entrenamiento de éste tipo de redes neuronales, calcular el polo más grande de la función zeta y la multiplicidad en el teorema a través de los métodos de la geometría algebraica expuestos en este trabajo. Con ello nace un puente entre los teoristas de la inteligencia artificial y la geometría algebraica.
Romero Montiel Flor Alejandra (2015)	Minimizar el peso de una estructura, sujeto a no sobrepasar el máximo esfuerzo de Von Mises.		El problema de optimización se convirtió utilizando codificaciones inferior a las utilizadas en la literatura.
Aldrete Peralta Ali (2014)	Existen problemas de decisión que no es posible resolver en tiempo polinomial.	Proponer una metodología para la implementación y optimización de una red neuronal recurrente	Las redes neuronales artificiales con elemento de recurrencia presentan un mejor ajuste a los datos y por ende una mejor predicción en el precio del jitomate que el modelo ARIMA utilizado.
Ramírez Herrera Christian Agni (2014)	La cantidad de los pozos a analizar que lo vuelve impráctico es por ello el interés de utilizar las redes neuronales.	Probar una metodología de análisis estadístico que permite dar un mejor conocimiento acerca de los datos a clasificar independientemente de la metodología de clasificación manual o automática	Las redes neuronales no sólo sirvieron de estimadores, sino que permitieron darle validez a la consistencia de clasificación propuesta por los especialistas.

Fuente: Mondragón (2015).

Cuadro 2.3 Resumen de estudios previos consultados relacionados con redes neuronales y pronósticos

Referencia	Método	Software	Datos	Periodo	Aplicado a una empresa:	Conclusión
------------	--------	----------	-------	---------	-------------------------	------------

González Vargas Carlos Arturo (2015),	Promedio, Promedios móviles, Modelo ARIMA, Redes neuronales	Best fit NARX	M	2014	Autopartes	El autor recomienda trabajar con periodos de muestra los más grandes posible para mejorar el rendimiento de los modelos sobre todo a los que involucran las redes neuronales artificiales
Villar Corona Marco (2013)	ARIMA, Holt Winters, Box Jenkins, RNA, Levenberg Marquardt	E views, SPSS, MATLAB	M	2013	Tipo de cambio	Consiguió obtener un mejor ajuste dentro de la muestra y un mejor pronóstico del tipo de cambio peso- dólar por parte de las redes neuronales. Al mismo tiempo pudo observar que los métodos de suavizamiento exponencial simple, o doble, y los diferentes de Holt – Winters no tiene mejores resultados que las redes neuronales.
Carlos Héctor Velázquez Neria y Ricardo Ortiz Dorantes (2002)	Promedios móviles, Suavizamiento exponencial simple, Método Holt, Método Winters	Adaline	D	8 al 14 agosto 2001	Refresco embotellado 4 productos	Las redes neuronales artificiales son la herramienta buscada y que dicha herramienta puede fácilmente sustituir cualquier método tradicional de investigación de operaciones en cuanto a pronósticos se refiere, todo ello tras comparar el método Holt con el de redes neuronales al realizar dichos pronósticos.

Fuente: Mondragón (2015).

Notas: M = Mensual, T= Trimestral, D= Diario

3.1 RECOLECCIÓN DE INFORMACIÓN

Se obtuvieron los datos de economatica: herramienta para análisis de inversiones, que presenta la información atendiendo a las normas de información financiera. La información se procesó en una hoja de Excel para fines estadísticos.

3.2 IDENTIFICACIÓN DE VARIABLES

De los estados financieros que se obtuvieron de economatica, se utilizó sólo la información del estado de resultados. De éste sólo se procesaron los siguientes rubros: ingresos netos, costo de ventas, resultado bruto, gastos operativos y la utilidad o pérdida antes de otros ingresos y/o gastos.

Se estudiaron 26 años, del año 1989 al 2015. Al mismo tiempo este periodo fue contemplado por trimestres, obteniendo 107 observaciones.

Adicional se hicieron 2 cortes. Los cortes son debido a las crisis de los años:

- 2001 - 2003 (Burbuja bursátil)
- 2008 - 2009 (Crisis sub primes y activos tóxicos)

También se consideraron el Tipo de Cambio y el Índice Nacional de Precios al Consumidor como indicadores económicos.

La empresa que se examinó es Grupo Bimbo. Grupo Bimbo²⁰ es una empresa mexicana constituida en 1943. Los fundadores son Lorenzo Servitje, Jaime Jorba, Alfonso Velasco, y José T. Mata. Actualmente está dirigido por, Daniel Servitje, Director general y Presidente del Consejo.

Es una de las empresas panificadoras más grandes del mundo por los volúmenes de producción y ventas. Cuenta con 75 plantas y comercializadoras. Comenzó con 9 productos y fue creciendo al correr de los años incrementando su gama de productos, aparte de diversificar, apareciendo Ricolino, Tía Rosa, Suandy, etc.

²⁰ Con base en: Grupo Bimbo "Herencia", *línea de tiempo*, 2013, <<http://www.grupobimbo.com/es/grupo-bimbo/herencia.html>> (13 de noviembre 2015) [s.p].

La presencia de Grupo Bimbo en los 16 países de América, Asia y Europa es consecuencia de la adquisición de otras panificadoras o simplemente de la apertura de plantas en los diferentes países además de incursionar en empresas del sector alimentario como son: Lonchibon, Chips, Milpa Real, Coronado, Mrs. Bairds, Plus Vita, Pullman, Oroweat, Bocadin, Lunetas, Duvalin, El Globo, La Corona, Panrico, Nutella, George Weston Foods, Vero, Sara Lee, Fergo, Bimbo Iberia y Supan.

Cabe destacar que a partir de 1980 Grupo Bimbo cotiza en la Bolsa Mexicana de Valores.

3.3 ELECCIÓN DEL MEJOR MÉTODO DE PRONÓSTICOS:

Existen varios métodos de pronósticos. Estos se dividen en cualitativos y cuantitativos. Considerando el uso, la exactitud, el intervalo de predicción, los recursos con los que cuenta la empresa, el rubro que va a ser pronosticado; tal como las ventas, la producción, la capacidad instalada etc. Si es a corto, mediano o largo plazo. Además de reconocer la información con la que se cuenta, es decir, datos históricos.

Dentro de los métodos cuantitativos, cualitativos y de simulación, puede realizar una serie de entrevistas, encuestas, un promedio, mínimos cuadrados, distribuciones, etc., lo que significa que dependiendo el método se utiliza información cualitativa y cuantitativa, lo cual, merece un tratamiento o técnica diferente.

Se decidió utilizar el método de simulación con ayuda de un sistema de redes neuronales, puesto que, se cuenta con la información necesaria para poder generar el cálculo de los pronósticos de venta. Cabe destacar que este método permite reunir la información cualitativa y cuantitativa y relacionarla entre sí.

Las redes neuronales artificiales permiten realizar conexiones de toda la información sin importar la cantidad de datos, al mismo tiempo, permiten realizar cálculos complejos. Retomando la información anterior del capítulo primero, se recuerda que las redes neuronales se basan en la estructura del cerebro, el cuál

funciona a través de dendritas²¹ comunicándose con otras dendritas de otras neuronas a través de impulsos. Con ello se generan interconexiones. A diferencia del cerebro, las redes neuronales artificiales pueden generar multi conexiones sin perder la información, puesto que, cada una de las neuronas no mueren y permanecen con la información realizando más conexiones. De esta manera existen interconexiones que pueden generar más conocimiento. Este sistema es numérico y contiene valores de entrada y de salida, llamada peso. Los valores de entrada se conectan por cada uno de los nodos generando sólo un valor de salida.

Una de las ventajas de predecir con redes neuronales, precisamente, es el que como resultado se obtenga sólo un valor de salida, esto lo hace confiable. Otra ventaja es el de modelar funciones extremadamente complejas.

Es una alternativa nueva a los tradicionales métodos estadísticos. Las redes neuronales artificiales tienen una variedad de aplicaciones que incluyen: predicciones en el mercado de valores, asignación de riesgo en créditos y préstamos, detección de fraude crediticio, previsiones de ventas, previsiones comerciales en general, riesgo en inversiones, diagnósticos médicos, investigación científica y sistemas de control.

En este trabajo se va a utilizar un software llamado NeuralTools²² ; es un sistema de redes neuronales artificiales que se armoniza con Microsoft Excel lo que permite obtener predicciones precisas y sólidas. Aparte tiene la facilidad de manipular la información con ayuda de los informes que se obtienen en Excel de Microsoft office. Es un eficaz administrador de datos y modernos algoritmos, aparte es fácil de usar, no hay una curva pronunciada de aprendizaje ni costos adicionales iniciales por capacitación.

Es importante mencionar que el programa puede generar dos tipos de redes neuronales. Uno es la Red Multinivel siempre hacia delante, que permite modelar relaciones complejas entre variables independientes y dependientes; el otro es la

²¹ Dendritas: Son terminales de las neuronas y sirven como receptores de impulsos nerviosos.

²² Palisade corporation, Guía para el uso de neural tools, pp 83-87

Red Neuronal de Regresión Generalizada y Red Neuronal Probabilística, donde el usuario NO toma decisiones de la estructura de la red.

En esta investigación se va a utilizar el último tipo

Al utilizarlo se requiere desarrollar cuatro pasos: preparación de datos, entrenamiento, prueba y predicción.

- Preparación de datos - En primer lugar se define el conjunto de datos. El administrador de conjunto de datos se usa para configurar el conjunto de los datos que se van utilizar en las redes neuronales. En este paso se identifican las variables independientes y dependientes.
- Entrenamiento – Con el entrenamiento se genera una red neuronal que se obtiene como resultado de un conjunto de datos compuesto de valores conocidos de salida.
- Prueba – consiste en comprobar los datos de una red neuronal para ver cómo se realiza la predicción de los valores conocidos. Los datos que se utilizan para la prueba son datos históricos, es decir, los datos ya conocidos. Ese conjunto de datos no es utilizado como base para el cálculo de los pronósticos o entrenamiento de red.
- Predicción – La red se puede usar para predecir datos de salida de casos nuevos.

Con respecto al paso “Preparación de datos” las variables independientes que se utilizan en este proyecto son: Numeración progresiva, Número de trimestre, Índice Nacional de Precios al Consumidor y Tipo de Cambio. Y la variable dependiente son las Ventas o Ingresos Netos.

CAPÍTULO 4 RESULTADOS EMPÍRICOS

Se muestra en la siguiente tabla las ventas del año de 1989 al tercer trimestre del 2015. Las cifras se presentan en trimestres. De forma adicional se presenta el costo de ventas, el resultado bruto, además de la utilidad o pérdida antes de impuestos.

Tabla 4.1 Base de datos

GRUPO BIMBOA						
No.	Consolidado	Ingresos netos	Costo de Ventas	Resultado Bruto	Gastos operativos	Util(per) ant ot ing/gas
1	31/03/1989	434,094.82	235,776.18	198,318.64	145,333.36	52,985.28
2	30/06/1989	910,424.87	471,794.33	438,630.55	339,009.99	99,620.56
3	30/09/1989	1,416,951.56	730,946.97	686,004.58	524,147.59	161,856.99
4	31/12/1989	2,070,609.97	1,071,364.75	999,245.21	753,014.01	246,231.20
5	31/03/1990	600,306.48	295,103.69	305,202.79	225,830.19	79,372.60
6	30/06/1990	1,314,428.66	694,321.36	620,107.30	476,693.62	143,413.68
7	30/09/1990	2,040,969.47	1,045,477.23	995,492.24	751,365.93	244,126.31
8	31/12/1990	3,021,176.88	1,544,827.98	1,476,348.90	1,106,359.91	369,988.99
9	31/03/1991	770,502.49	398,939.42	371,563.07	296,613.70	74,949.37
10	30/06/1991	1,613,271.82	814,614.04	798,657.77	657,218.55	141,439.23
11	30/09/1991	2,567,789.39	1,285,187.78	1,282,601.61	1,073,769.79	208,831.82
12	31/12/1991	3,768,489.11	1,861,060.41	1,907,428.70	1,584,441.67	322,987.03
13	31/03/1992	938,205.32	423,151.31	515,054.01	440,342.84	74,711.17
14	30/06/1992	2,010,204.70	950,082.54	1,060,122.16	917,216.36	142,905.80
15	30/09/1992	3,413,871.00	1,584,820.00	1,829,051.00	1,551,916.00	277,135.00
16	31/12/1992	4,499,128.00	2,080,196.00	2,418,932.00	1,975,257.00	443,675.00
17	31/03/1993	1,103,179.00	502,485.00	600,694.00	498,831.00	101,863.00
18	30/06/1993	2,248,213.00	1,030,899.00	1,217,314.00	1,023,770.00	193,544.00
19	30/09/1993	3,560,214.00	1,669,349.00	1,890,865.00	1,564,664.00	326,201.00
20	31/12/1993	5,096,866.00	2,359,626.00	2,737,240.00	2,200,918.00	536,322.00
21	31/03/1994	1,481,040.00	698,764.00	782,276.00	673,206.00	109,070.00
22	30/06/1994	3,643,082.00	1,723,284.00	1,919,798.00	1,633,334.00	286,464.00
23	30/09/1994	6,170,591.00	2,904,255.00	3,266,336.00	2,726,172.00	540,164.00
24	31/12/1994	9,400,612.00	4,389,937.00	5,010,675.00	4,098,354.00	912,321.00
25	31/03/1995	2,477,307.00	791,214.00	1,686,093.00	753,032.00	933,061.00
26	30/06/1995	3,930,167.75	1,965,980.14	1,964,187.61	1,764,090.72	200,096.89
27	30/09/1995	6,585,343.77	3,376,691.09	3,208,652.68	2,878,081.41	330,571.27
28	31/12/1995	10,158,836.10	5,218,612.52	4,940,223.58	4,224,416.70	715,806.88
29	31/03/1996	2,978,097.92	1,598,454.75	1,379,643.17	1,192,996.14	186,647.03
30	30/06/1996	6,516,446.14	3,446,372.43	3,070,073.72	2,585,457.13	484,616.59
31	30/09/1996	10,375,955.90	5,448,076.31	4,927,879.60	4,126,344.48	801,535.12
32	31/12/1996	15,073,080.30	7,854,580.75	7,218,499.52	5,986,048.66	1,232,450.86
33	31/03/1997	4,083,491.00	2,009,359.00	2,074,132.00	1,687,285.00	386,847.00
34	30/06/1997	8,336,459.49	4,087,318.03	4,249,141.46	3,524,330.88	724,810.58
35	30/09/1997	12,918,035.00	6,358,243.39	6,559,791.64	5,485,216.42	1,074,575.23
36	31/12/1997	18,561,581.30	9,052,489.55	9,509,091.80	7,785,727.98	1,723,363.81
37	31/03/1998	4,752,714.05	2,248,235.10	2,504,478.94	2,049,377.36	455,101.58
38	30/06/1998	10,337,266.15	4,948,667.85	5,388,598.29	4,571,493.10	817,105.19
39	30/09/1998	16,651,589.18	7,890,235.62	8,761,353.56	7,318,105.22	1,443,248.34
40	31/12/1998	24,272,102.83	11,384,692.30	12,887,410.53	10,536,200.17	2,351,210.36
41	31/03/1999	6,263,185.48	2,916,459.85	3,346,725.64	2,805,324.32	541,401.32
42	30/06/1999	13,146,794.13	6,083,174.06	7,063,620.07	5,979,370.18	1,084,249.89

No.	Consolidado	Ingresos netos	Costo de Ventas	Resultado Bruto	Gastos operativos	Util(per) ant ot ing/gas
43	30/09/1999	19,942,921.85	9,131,254.88	10,811,666.97	9,001,335.05	1,810,331.92
44	31/12/1999	28,130,588.37	12,703,272.85	15,427,315.52	12,643,227.50	2,784,088.02
45	31/03/2000	7,281,899.74	3,265,367.69	4,016,532.05	3,402,552.31	613,979.74
46	30/06/2000	14,639,672.60	6,428,370.25	8,211,302.36	6,841,597.99	1,369,704.37
47	30/09/2000	22,680,558.49	9,935,793.97	12,744,764.52	10,618,175.25	2,126,589.28
48	31/12/2000	30,657,798.30	13,351,068.88	17,306,729.42	14,017,631.79	3,289,097.63
49	31/03/2001	7,562,650.18	3,488,202.27	4,074,447.91	3,413,751.60	660,696.31
50	30/06/2001	15,811,603.07	7,228,311.64	8,583,291.43	7,136,952.14	1,446,339.29
51	30/09/2001	24,238,315.90	10,904,419.10	13,333,896.80	11,011,939.76	2,321,957.04
52	31/12/2001	33,082,135.93	14,860,627.74	18,221,508.18	14,963,027.12	3,258,481.07
53	31/03/2002	9,183,020.78	4,213,789.93	4,969,230.85	4,302,811.61	666,419.24
54	30/06/2002	19,614,064.43	9,010,964.99	10,603,099.44	9,283,347.85	1,319,751.59
55	30/09/2002	30,675,053.31	14,107,746.88	16,567,306.44	14,341,704.12	2,225,602.32
56	31/12/2002	42,654,292.75	19,968,790.68	22,685,502.06	19,816,338.00	2,869,164.06
57	31/03/2003	11,006,300.30	5,184,310.87	5,821,989.43	5,262,661.09	559,328.34
58	30/06/2003	22,127,622.73	10,412,414.79	11,715,207.94	10,577,652.28	1,137,555.66
59	30/09/2003	34,065,150.86	15,928,809.38	18,136,341.48	16,043,018.32	2,093,323.16
60	31/12/2003	46,677,298.28	21,793,120.20	24,884,178.08	21,570,578.98	3,313,599.10
61	31/03/2004	11,975,055.08	5,622,443.92	6,352,611.16	5,611,839.02	740,772.15
62	30/06/2004	23,966,828.30	11,298,024.18	12,668,804.13	11,088,149.99	1,580,654.14
63	30/09/2004	37,305,906.59	17,560,589.96	19,745,316.63	16,937,184.75	2,808,131.88
64	31/12/2004	50,878,250.68	23,876,992.67	27,001,258.00	22,864,200.42	4,137,057.58
65	31/03/2005	13,240,572.83	6,193,767.60	7,046,805.23	6,125,362.87	921,442.36
66	30/06/2005	27,112,147.66	12,610,325.20	14,501,822.46	12,412,376.61	2,089,445.85
67	30/09/2005	41,058,171.13	18,928,842.39	22,129,328.74	18,657,382.64	3,471,946.09
68	31/12/2005	56,358,559.29	25,916,223.07	30,442,336.23	25,208,551.93	5,233,784.30
69	31/03/2006	14,829,115.72	7,001,243.72	7,827,871.99	6,813,087.72	1,014,784.27
70	30/06/2006	30,015,803.89	14,074,058.77	15,941,745.12	13,625,642.60	2,316,102.52
71	30/09/2006	46,578,138.23	21,690,464.20	24,887,674.03	20,927,971.40	3,959,702.63
72	31/12/2006	64,415,043.93	30,069,168.49	34,345,875.44	28,475,741.04	5,870,134.41
73	31/03/2007	17,052,732.00	8,230,422.00	8,822,310.00	7,624,884.00	1,197,426.00
74	30/06/2007	34,038,004.25	16,238,451.33	17,799,552.92	15,310,285.57	2,489,267.35
75	30/09/2007	52,764,925.49	24,854,188.36	27,910,737.14	23,444,026.99	4,466,710.14
76	31/12/2007	72,293,572.00	34,095,044.00	38,198,528.00	31,790,928.00	6,407,600.00
77	31/03/2008	19,347,384.00	9,391,132.00	9,956,252.00	8,641,037.00	1,315,215.00
78	30/06/2008	39,343,259.00	19,240,584.00	20,102,675.00	17,376,919.00	2,725,756.00
79	30/09/2008	60,139,471.00	29,295,888.00	30,843,583.00	26,019,771.00	4,823,812.00
80	31/12/2008	82,317,113.00	40,292,766.00	42,024,347.00	34,696,043.00	7,328,304.00
81	31/03/2009	28,356,961.00	13,878,815.00	14,478,146.00	12,294,839.00	2,183,307.00
82	30/06/2009	57,043,251.00	27,356,809.00	29,686,442.00	24,761,816.00	4,924,626.00
83	30/09/2009	86,394,772.00	40,929,120.00	45,465,652.00	37,191,151.00	8,274,501.00
84	31/12/2009	116,353,414.00	54,932,861.00	61,420,553.00	49,366,879.00	12,053,674.00
85	31/03/2010	28,333,589.00	13,514,913.00	14,818,676.00	12,200,531.00	2,618,145.00
86	30/06/2010	57,161,384.00	26,894,734.00	30,266,650.00	24,934,087.00	5,332,563.00
87	30/09/2010	86,731,921.00	40,677,391.00	46,054,530.00	37,335,294.00	8,719,236.00
88	31/12/2010	117,163,333.00	55,316,967.00	61,846,366.00	50,433,915.00	11,412,451.00
89	31/03/2011	29,311,507.00	14,276,785.00	15,034,722.00	12,673,487.00	2,361,235.00
90	30/06/2011	59,330,433.00	28,844,277.00	30,486,156.00	25,835,256.00	4,650,900.00
91	30/09/2011	91,871,330.00	44,653,811.00	47,217,519.00	39,268,603.00	7,948,916.00
92	31/12/2011	133,711,937.00	65,255,392.00	68,456,545.00	57,303,950.00	11,152,595.00
93	31/03/2012	41,028,243.00	20,567,174.00	20,461,069.00	18,582,172.00	1,878,897.00
94	30/06/2012	84,346,616.00	41,775,320.00	42,571,296.00	38,142,672.00	4,428,624.00
95	30/09/2012	127,861,235.00	63,314,856.00	64,546,379.00	57,113,418.00	7,432,961.00
96	31/12/2012	173,139,341.00	85,353,856.00	87,785,485.00	77,233,325.00	10,552,160.00

No.	Consolidado	Ingresos netos	Costo de Ventas	Resultado Bruto	Gastos operativos	Util(per) ant ot ing/gas
97	31/03/2013	41,454,492.00	20,278,757.00	21,175,735.00	18,931,644.00	2,244,091.00
98	30/06/2013	84,729,769.00	40,706,516.00	44,023,253.00	38,180,395.00	5,842,858.00
99	30/09/2013	129,564,975.00	62,057,897.00	67,507,078.00	57,674,821.00	9,832,257.00
100	31/12/2013	174,622,830.00	83,247,271.00	91,375,559.00	77,998,599.00	13,376,960.00
101	31/03/2014	41,558,377.00	19,559,303.00	21,999,074.00	19,774,348.00	2,224,726.00
102	30/06/2014	86,499,480.00	40,710,965.00	45,788,515.00	39,618,565.00	6,169,950.00
103	30/09/2014	135,928,975.00	63,908,203.00	72,020,772.00	61,376,150.00	10,644,622.00
104	31/12/2014	187,051,016.00	87,953,276.00	99,097,740.00	83,601,747.00	15,495,993.00
105	31/03/2015	49,843,053.00	23,513,904.00	26,329,149.00	23,248,557.00	3,080,592.00
106	30/06/2015	102,961,698.00	48,529,827.00	54,431,871.00	46,973,158.00	7,458,713.00
107	30/09/2015	159,312,739.00	74,309,677.00	85,003,062.00	72,306,263.00	12,696,799.00

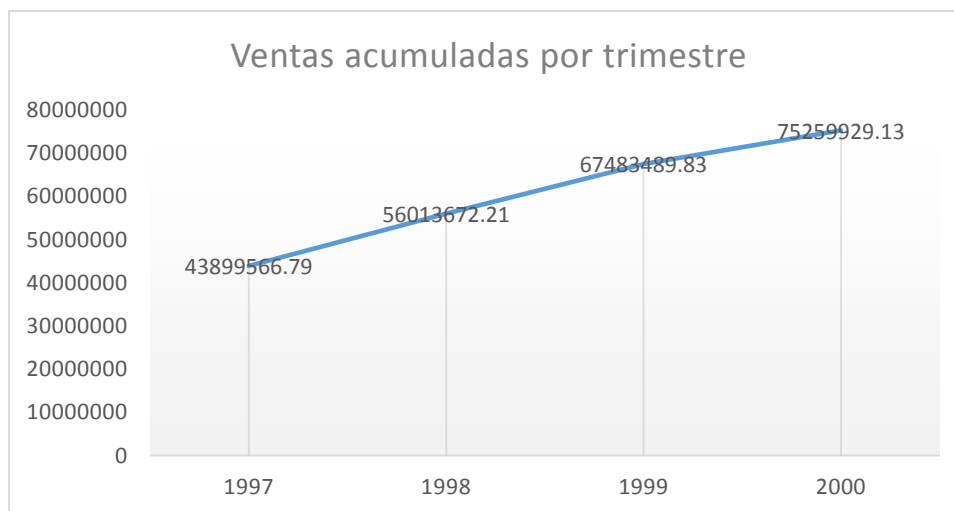
Fuente: Mondragón (2015). Basado en información de economática

Al analizar las ventas de la tabla 4.1 se observa un comportamiento cíclico. Para ilustrar este comportamiento se sumaron los primeros trimestres de cada uno de los 26 años, (no se consideró el año 2015, pues, se cuenta sólo con tres trimestres) los segundos y así sucesivamente.

El resultado de la suma de los primeros trimestres es \$ 347, 404,023.19; representa el 9.5 por ciento del total. El segundo cálculo representa el 19.4 por ciento con la cantidad \$ 709, 786,697.64. El tercer subtotal es \$ 1, 093, 503,131.12 con el 29.9 por ciento y el último resultado refiere el 41.2 por ciento expresión de \$ 1, 505, 429,006.02; suma de cada último trimestre de cada año.

Obteniendo el siguiente gráfico:

Gráfico 4.1: Ventas acumuladas por trimestre



Fuente: Mondragón (2015).

El contar con la información que se presenta el gráfico anterior es básica para programar la producción, adquisición, etc., tarea que se realiza con ayuda de pronósticos.

Para conservar el orden se decidió integrar los números 1, 2, 3 y 4 para poder distribuir el pronóstico tal cual el comportamiento de las ventas trimestrales en cada año.

Además se puede destacar que las ventas (ingresos netos) muestran aumento cada año, aunque, los porcentajes de incremento no son constantes.

Tabla 4.2 Ventas anuales y porcentajes de crecimiento

Año	Ventas anuales * En Peso México en miles	Porcentaje de crecimiento ²³
1989	4,832,081.22	
1990	6,976,881.49	44.39%
1991	8,720,052.81	24.98%
1992	10,861,409.02	24.56%
1993	12,008,472.00	10.56%
1994	20,695,325.00	72.34%
1995	23,151,654.62	11.87%
1996	34,943,580.26	50.93%
1997	43,899,566.79	25.63%
1998	56,013,672.21	27.60%
1999	67,483,489.83	20.48%
2000	75,259,929.13	11.52%
2001	80,694,705.08	7.22%
2002	102,126,431.27	26.56%
2003	113,876,372.17	11.51%
2004	124,126,040.65	9.00%
2005	137,769,450.91	10.99%
2006	155,838,101.77	13.12%
2007	176,149,233.74	13.03%
2008	201,147,227.00	14.19%
2009	288,148,398.00	43.25%
2010	289,390,227.00	0.43%
2011	314,225,207.00	8.58%
2012	426,375,435.00	35.69%
2013	430,372,066.00	0.94%
2014	451,037,848.00	4.80%

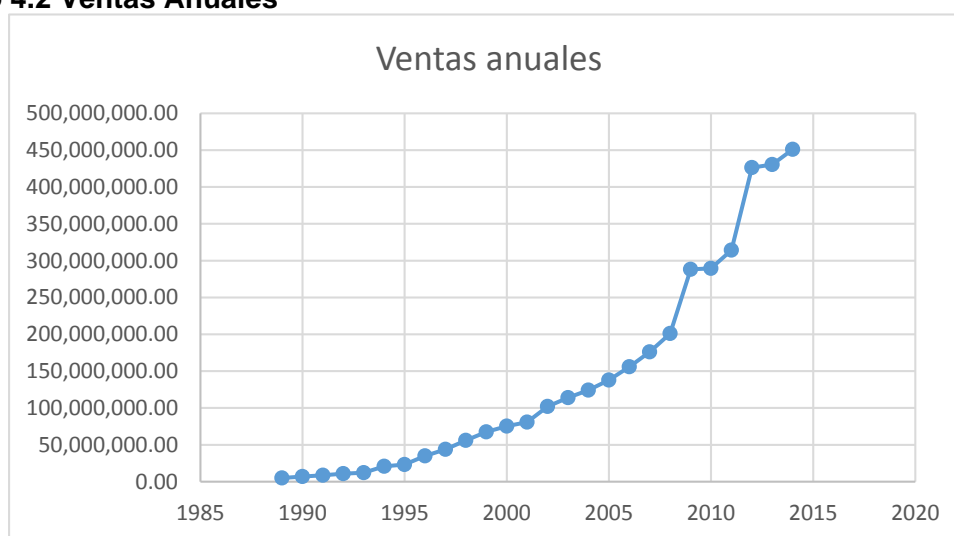
²³ El porcentaje de crecimiento fue calculado con la siguiente fórmula: (año reciente/año anterior)-1*100= porcentaje de incremento.

Fuente: Mondragón (2015).

Con la información de la tabla 4.2 se pueden distinguir los años que han tenido mayor crecimiento en relación al año anterior: 1990, 1994, 1996, 2009, 2012. Siendo el año 1994 el que reporta un incremento de más del 70 por ciento.

En el siguiente gráfico se notan 2 líneas de crecimiento muy marcadas de los años 2009 y 2012, con un incremento del 43.25 y 35.69 por ciento respectivamente (menor al del año 1994). La explicación del aumento en las ventas del año 2009 es por la compra de la panificadora brasileña, Nutrella, en cuanto al año 2012, resultado de la consolidación de Grupo Bimbo como la empresa panificadora más grande a nivel mundial al adquirir Sara Lee North American Fresh Bakery en Estados Unidos, Fargo en Argentina y Bimbo Iberia en España y Portugal.

Gráfico 4.2 Ventas Anuales



Fuente: Mondragón (2015).

Antes de analizar los años 2001 al 2003, es preciso subrayar que en el año 2000, en México, hubieron elecciones y por primera vez el Partido Revolucionario Institucional fue derrotado, lo que provocó grandes expectativas en lo económico, político y social. Para el año 2001 ²⁴ México resintió la desaceleración económica global, esencialmente de los Estados Unidos de América en gran medida por los acontecimientos del 11 de septiembre, puesto que, cerraron mercados para la colocación de títulos y al aumento de primas de riesgo para un amplio conjunto de emisores. Además de la burbuja bursátil, teniendo como resultado que las

²⁴ Con base en: Banco de México “ Informe anual 2001”, abril 2002, <<http://www.grupobimbo.com/es/grupo-bimbo/herencia.html>> (13 de noviembre 2015)[s.p].< [61](http://www.banxico.org.mx/publicaciones-y-</p></div><div data-bbox=)

exportaciones, el empleo y la producción se contrajeran. Se perdieron empleos formales principalmente en el sector manufacturero y al interior de éste en aquellas ramas con mayor orientación a la exportación. El consumo privado de bienes duraderos decreció en un 4.6 por ciento mientras que el de bienes no duraderos y de servicios aumentó el 7.1 y 1.3 por ciento respectivamente. Aunque la inflación disminuyó, la situación financiera permaneció estable.

Después de la introducción de la situación económica mundial del periodo 2001-2003, se observa en el caso de Grupo Bimbo analizando los mismos años, que existe un incremento del 7.22 por ciento en el año 2001, seguido del 26.55 por ciento en el año 2002 y finalmente el 11.05 en el año 2003 y los siguientes 4 años se reporta del 9 al 13 por ciento. Aunque el momento de crisis abarca el 2001 y 2003 las ventas no se ven fuertemente afectadas, sin embargo, para los siguientes años como ya se había mencionado el desarrollo obtenido no pasa del 15 por ciento. Teniendo como datos históricos un incremento del 30 por ciento en promedio.

En los siguientes años se encuentra otro momento de crisis²⁵. A finales del 2007 la expansión económica se debilitó por el incremento del precio del petróleo afectando las exportaciones petroleras, maquiladoras, remesas familiares e inversión extranjera. También entró en fase recesiva por el comportamiento en el alza de los precios de materias primas. En el año 2008 y 2009 aparece la crisis de subprime y activos tóxicos, consecuencia de la disminución de tasas de interés en Estados Unidos de América y buena parte de los países desarrollados durante el 2001 y 2003, que acabó estimulado el otorgamiento de hipotecas, el otorgamiento de hipotecas de alto riesgo a una tasa variable y la falta de regulación en el mercado de derivados.

Es importante puntualizar que aún con las crisis que se han comentado, éstas, no han impactado de manera considerable a Grupo Bimbo, las ventas no han disminuido. En los años 2003 al 2008 el crecimiento por año varía entre el 9 al 14 por ciento. Y en el 2010 en comparación al 2009 aumento tan sólo el .43 por ciento, es el porcentaje menor de todos. Sin embargo Sólo las utilidades pueden ser afectadas por los costos de los insumos y otro tipo de gastos por las importaciones que pueden hacerse de materias primas.

Después de analizar las ventas de la empresa y la situación económica relacionada, se continúa con el cálculo de los pronósticos; en primer lugar se pronosticaron las ventas del 2015 al 2017 atendiendo la necesidad de saber las ventas futuras, sin tener conocimiento de los datos reales. Para ello se tomaron las ventas desde el

discursos/publicaciones/informes-periodicos/anual/%7B6C3FFA9D-C2BC-EDAC-1081-E0EF4FB9F1D2%7D.pdf>

²⁵ MEDELLIN PINO, Alejandra, *Las crisis financieras y económicas en México de 1976, 1982, 1987, 1994 y 2008: Causas y consecuencias*, Tesis de Licenciado en contaduría, Facultad de Contaduría y Administración, Universidad Nacional Autónoma de México, 2013, 158pp.

primer trimestre del año 1989 al último trimestre del 2014 en un primer momento. Aparte para realizar el pronóstico del último trimestre del 2015 al 2017 su utilizaron las ventas generadas del primer trimestre de 1989 al tercer trimestre del 2015.

Después los dos periodos de crisis económicas:

- Pronóstico de ventas de los años 2010 al 2012 usando como datos históricos las ventas del 2008 y 2009.
- Pronóstico de ventas de los años 2004 al 2007 generados con las ventas de los años 2001 al 2003.

A continuación se presentan los resultados de los pronósticos y el reporte de NeuralTools; apareciendo en tablas los resultados de los pronósticos calculados por el programa, además de los reportes que genera al momento del cálculo “NeuralTools: entrenamiento, auto-prueba y auto predicción de red neuronal, Predicción lineal y red neuronal, Función lineal, Histogramas de residuales y Diagramas de dispersión”

Donde los histogramas de residuales ejemplifican la diferencia entre el valor real y el de la predicción y en el diagrama de dispersión se muestran las relaciones entre los valores reales, los valores de predicción y los residuales.

4.1 PRONÓSTICO 2015- 2017

4.1.1 Base 1989-2014

4.1.1.1 Tabla 4.3 Resultados de los pronósticos

Pronóstico: 2015-2017							
Información base 1989-2014							
Año	INPC	T.C.	Ingresos netos	Costo de Ventas	Resultado Bruto	Gastos operativos	Util(per) ant ot ing/gas
31/03/2015	114.68	12.59	41,558,408.68	19,881,594.24	21,676,814.44	18,634,154.38	3,042,660.06
30/06/2015	114.99	13.00	83,323,862.51	40,051,029.26	43,272,833.25	37,001,466.45	6,271,366.80
30/09/2015	115.24	13.18	187,020,814.16	90,224,390.99	96,796,423.17	82,851,320.21	13,945,102.97
31/12/2015	115.44	14.11	187,043,670.64	90,209,471.81	96,834,198.83	82,635,590.41	14,198,608.42
31/03/2016	115.59	12.58	41,558,378.21	19,995,233.23	21,563,144.98	18,522,967.84	3,040,177.14
30/06/2016	115.70	12.98	64,890,368.04	31,238,521.43	33,651,846.61	28,709,500.85	4,942,345.76
30/09/2016	115.79	13.19	187,050,695.18	90,371,227.44	96,679,467.74	82,733,077.08	13,946,390.66
31/12/2016	115.86	14.27	187,050,914.93	90,363,332.91	96,687,582.02	82,481,395.82	14,206,186.20
31/03/2017	115.91	12.58	41,558,377.05	20,137,666.00	21,420,711.05	18,381,713.90	3,038,997.16
30/06/2017	115.94	12.98	43,641,206.79	21,084,888.53	22,556,318.26	19,144,194.36	3,412,123.90
30/09/2017	115.97	13.19	187,051,011.26	90,521,244.86	96,529,766.40	82,583,742.76	13,946,023.64
31/12/2017	115.99	14.34	187,051,014.46	90,521,269.44	96,529,745.02	82,320,003.06	14,209,741.96

4.1.1.2 Reporte de NeuralTools:

NeuralTools; Entrenamiento, Auto-Prueba y Auto-Predicción de red neuronal

Ejecutado por: Yadira Mondragón

Fecha: miércoles, 11 de noviembre de 2015 05:17:33 p. m.

Conjunto de datos: GRUPO BIMBO PRÓNOSTICO DE VENTAS 2015-2017

Red: Red entrenada en GRUPO BIMBO PRÓNOSTICO DE VENTAS 2015-2017

Reporte 4.1

Resumen	
<i>Información de red</i>	
Nombre	Red entrenada en GRUPO BIMBO PRÓNOSTICO DE VENTAS 2015-2017
Configuración	Predicción numérica GRNN
Localización	Este libro de trabajo
Variable de categoría independiente	0
Variabes numéricas independientes	4 (No., Trim, INPC, T.C.)
Variable dependiente	Var. numérica (Ingresos netos)
<i>Entrenando</i>	
Número de casos	83
Tiempo de Entrenamiento	00:00:00
Número de pruebas	100
Razón de la parada	Auto-Parada
% de predicciones incorrectas (30% tolerancia)	0.0000%
Error cuadrático medio	649300.24
Error absoluto medio	288577.27
Desviación estándar de error absoluto	581647.63
<i>Probando</i>	
Número de casos	21
% de predicciones incorrectas (30% tolerancia)	9.5238%
Error cuadrático medio	6970633.95
Error absoluto medio	3697022.18
Desviación estándar de error absoluto	5909464.00
<i>Predicción</i>	
Número de casos	12
Predicción en Vivo activada	Sí
<i>Conjunto de datos</i>	
Nombre	GRUPO BIMBO PRÓNOSTICO DE VENTAS 2015-2017
Número de filas	116
Etiquetas manuales de caso	NO

Reporte 4.2

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.7690	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	20142712.59	649300.24
Error cuadrático medio (Prueba)	17685482.59	6970633.95

Gráfico 4.3

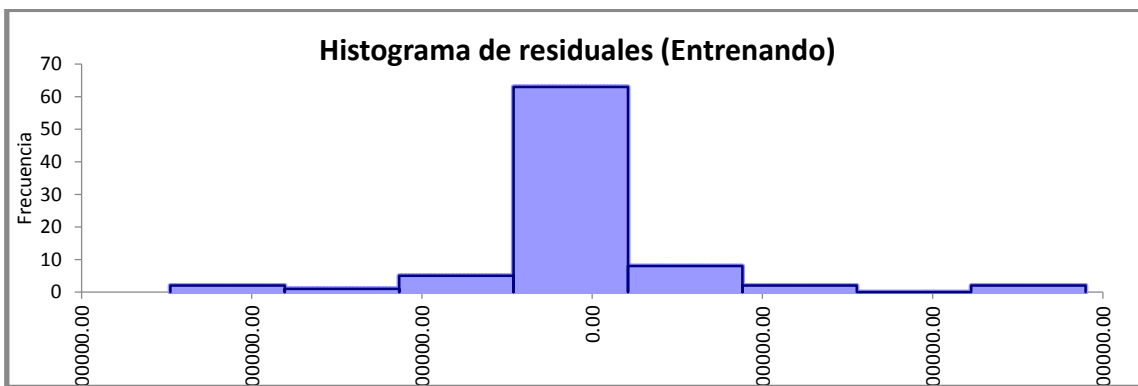


Gráfico 4.4

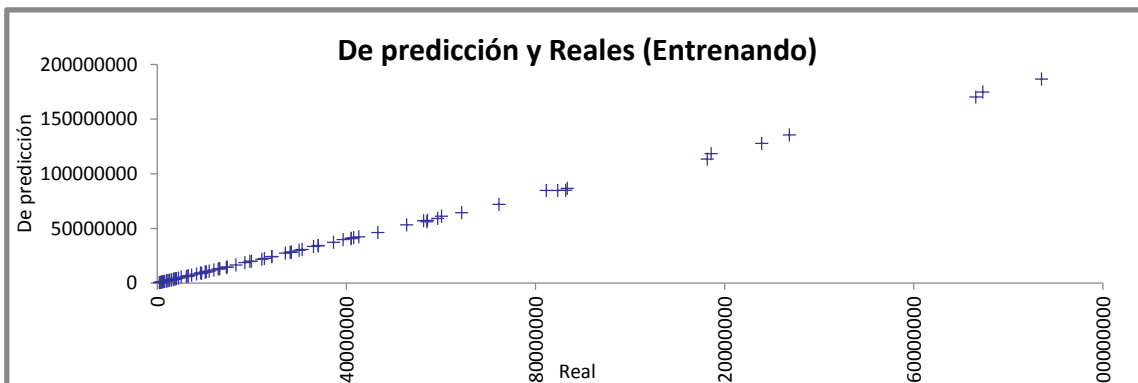


Gráfico 4.5

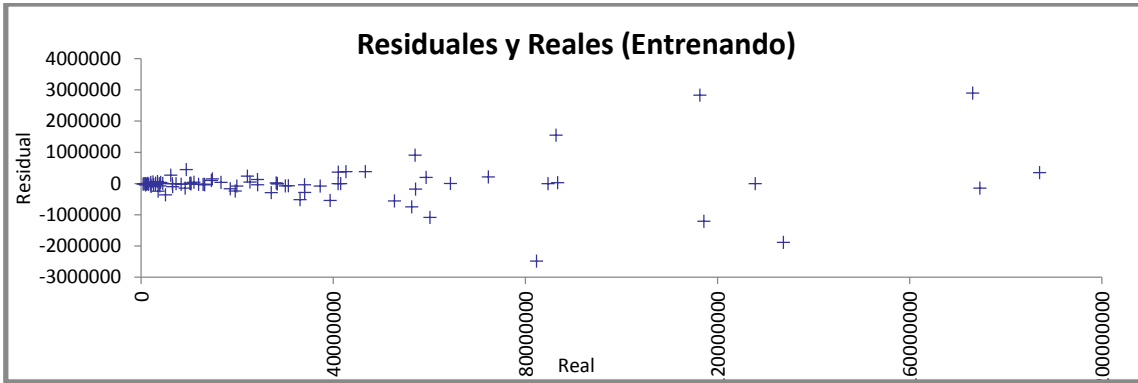


Gráfico 4.6

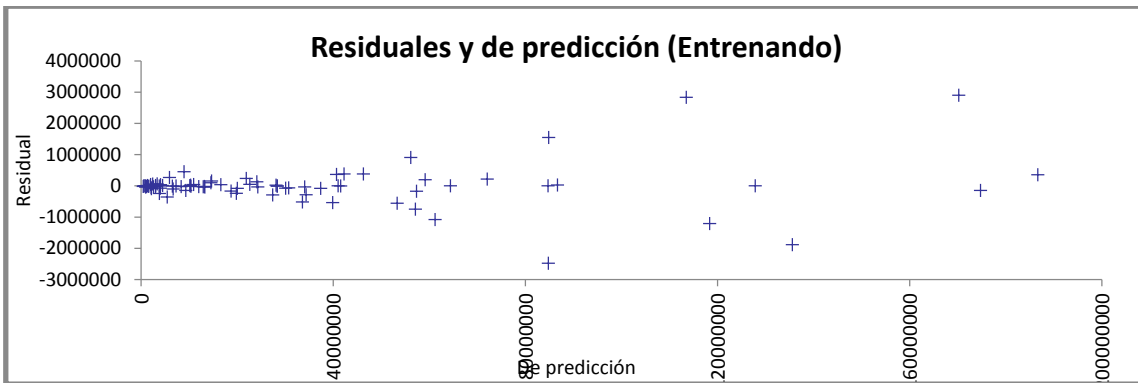


Gráfico 4.7

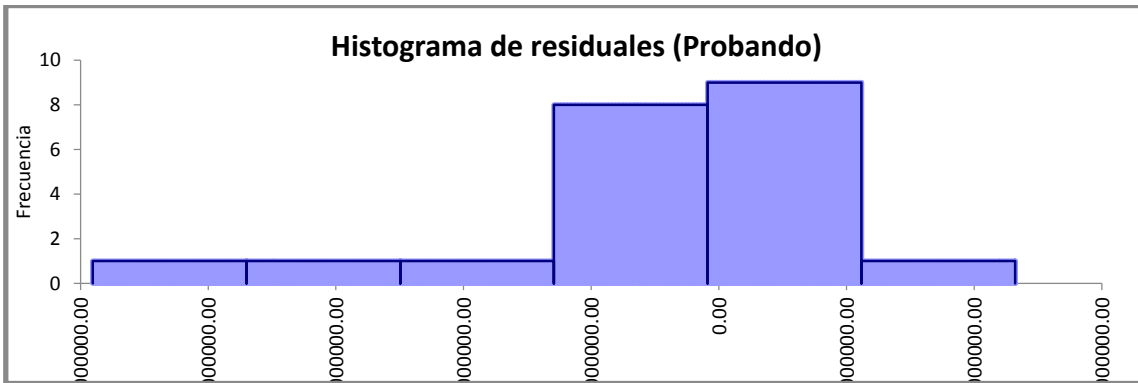


Gráfico 4.8

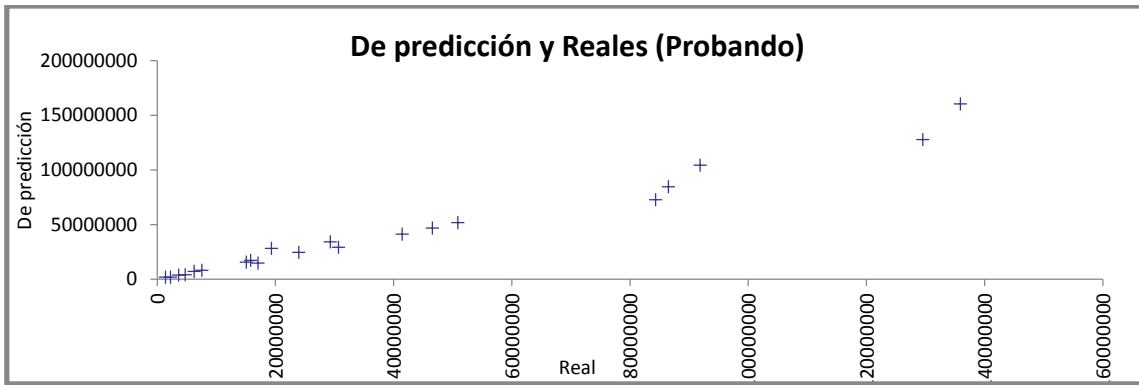


Gráfico 4.9

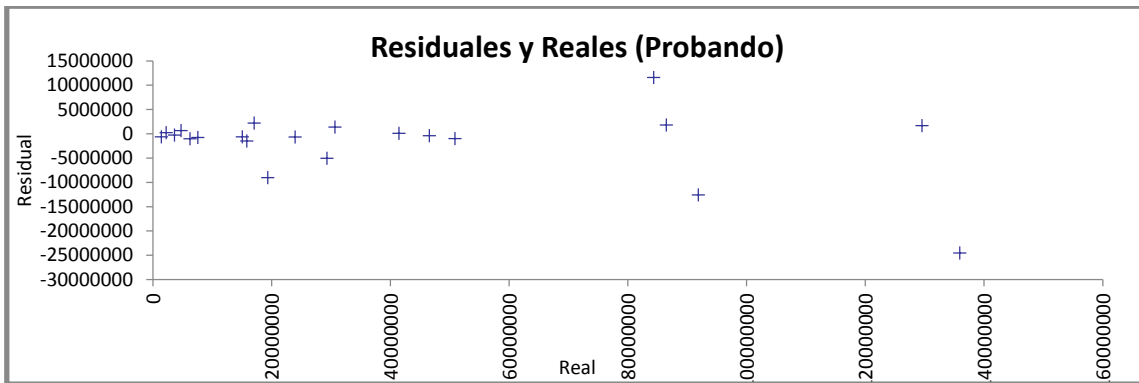
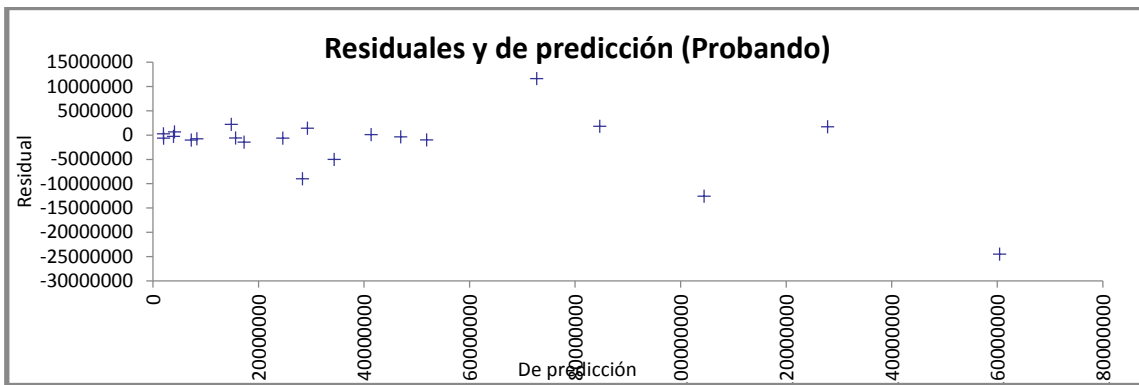


Gráfico 4.10



4.1.2 Base 1989-2015

4.1.2.1 Tabla 4.4 Resultados de los pronósticos

Pronóstico: Último trimestre del 2015-2017							
Información base 1989 al último trimestre del 2015							
Año	INPC	T.C.	Ingresos netos	Costo de Ventas	Resultado Bruto	Gastos operativos	Util(per) ant ot ing/gas
31/12/2015	116.51	16.35	187,033,626.90	89,285,672.82	97,747,954.08	83,002,879.84	14,745,074.24
31/03/2016	116.60	16.48	49,843,060.11	23,851,781.43	25,991,278.68	22,250,844.52	3,740,434.16
30/06/2016	116.66	16.58	102,918,003.55	49,209,826.00	53,708,177.56	45,732,650.99	7,975,526.56
30/09/2016	116.71	16.66	129,354,111.73	61,819,563.30	67,534,548.43	57,368,944.00	10,165,604.42
31/12/2016	116.74	16.71	187,049,635.34	89,390,685.09	97,658,950.25	82,907,605.18	14,751,345.07
31/03/2017	116.76	16.75	49,843,065.72	23,952,449.23	25,890,616.49	22,152,507.84	3,738,108.64
30/06/2017	116.78	16.78	102,957,945.65	49,332,357.85	53,625,587.80	45,655,388.47	7,970,199.33
30/09/2017	116.79	16.80	120,294,525.72	57,589,262.95	62,705,262.77	53,247,627.58	9,457,635.19
31/12/2017	116.80	16.81	187,050,881.10	89,498,456.49	97,552,424.61	82,817,736.74	14,734,687.86

4.1.2.2 Reporte de NeuralTools:

NeuralTools: Entrenamiento, Auto-Prueba y Auto-Predicción de red neuronal

Ejecutado por: Yadira Mondragón

Fecha: miércoles, 11 de noviembre de 2015 04:57:35 p. m.

Conjunto de datos: GRUPO BIMBO PRONOSTICO VENTAS ÚLT TRI 2015-2017

Red: Red entrenada en GRUPO BIMBO PRONOSTICO VENTAS ÚLT TRI 2015-2017

Reporte 4.3

Resumen	
<i>Información de red</i>	
Nombre	Red entrenada en GRUPO BIMBO PRONOSTICO VENTAS ÚLT TRI 2015-2017
Configuración	Predicción numérica GRNN
Localización	Este libro de trabajo
Variable de categoría independiente	0
Variabes numéricas independientes	4 (No., Trim, INPC, T.C.)
Variable dependiente	Var. numérica (Ingresos netos)
<i>Entrenando</i>	
Número de casos	86
Tiempo de Entrenamiento	00:00:00
Número de pruebas	83
Razón de la parada	Auto-Parada
% de predicciones incorrectas (30% tolerancia)	0.0000%
Error cuadrático medio	1244191.07
Error absoluto medio	506611.80
Desviación estándar de error absoluto	1136378.42
<i>Probando</i>	

Número de casos	21
% de predicciones incorrectas (30% tolerancia)	19.0476%
Error cuadrático medio	7985815.38
Error absoluto medio	4189831.25
Desviación estándar de error absoluto	6798423.45
Predicción	
Número de casos	9
Predicción en Vivo activada	Sí
Conjunto de datos	
Nombre	GRUPO BIMBO PRÓNOSTICO VENTAS ÚLT TRI 2015-2017
Número de filas	116
Etiquetas manuales de caso	NO

Reporte 4.4

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.7857	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	19535855.82	1244191.07
Error cuadrático medio (Prueba)	23364718.69	7985815.38

Gráfico 4.11

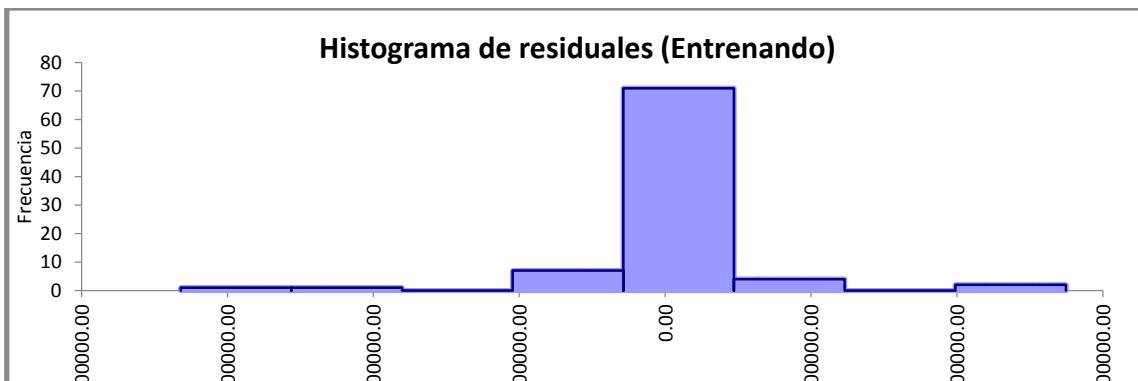


Gráfico 4.12

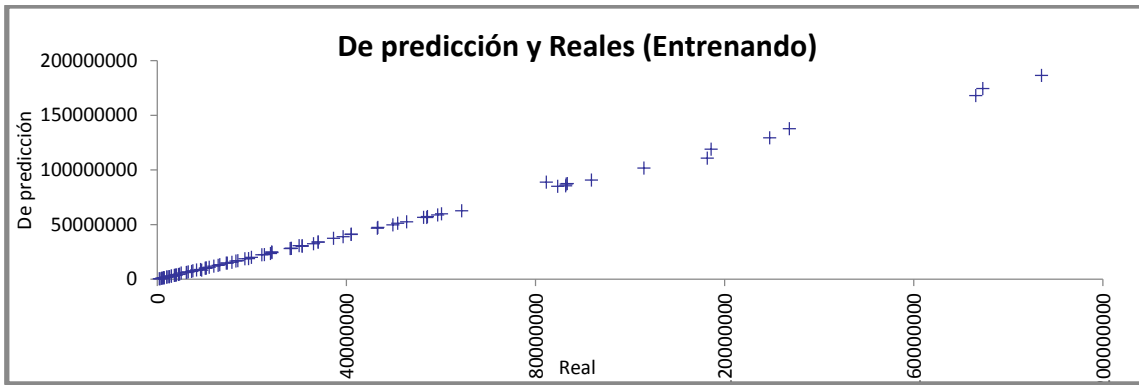


Gráfico 4.13

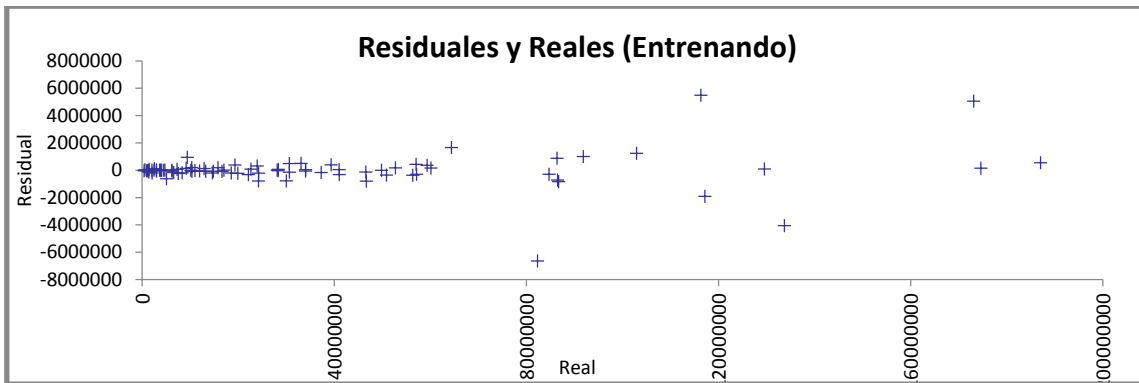


Gráfico 4.14

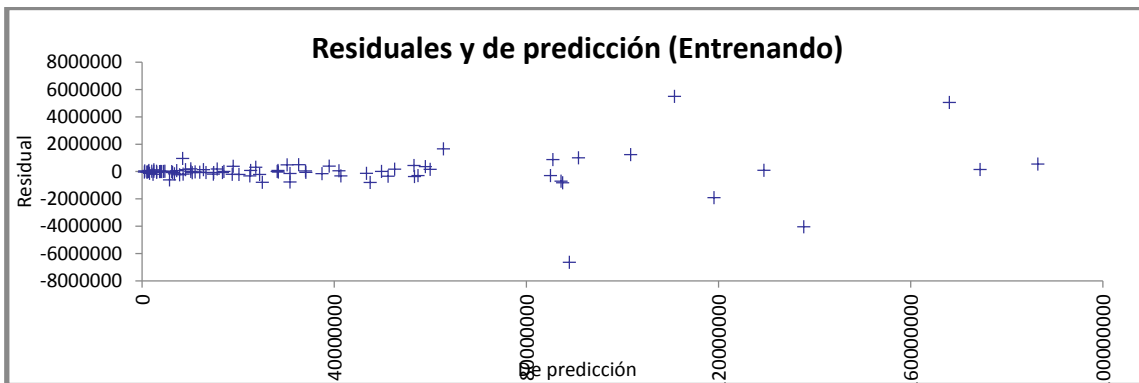


Gráfico 4.15

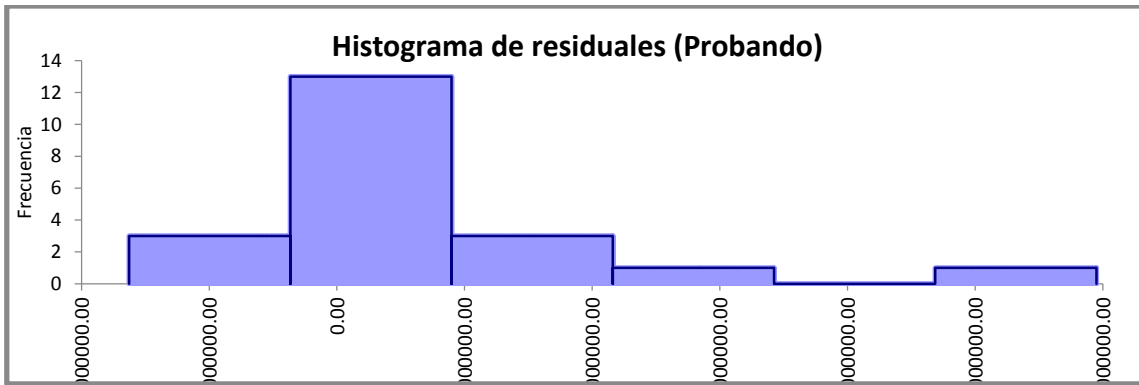


Gráfico 4.16

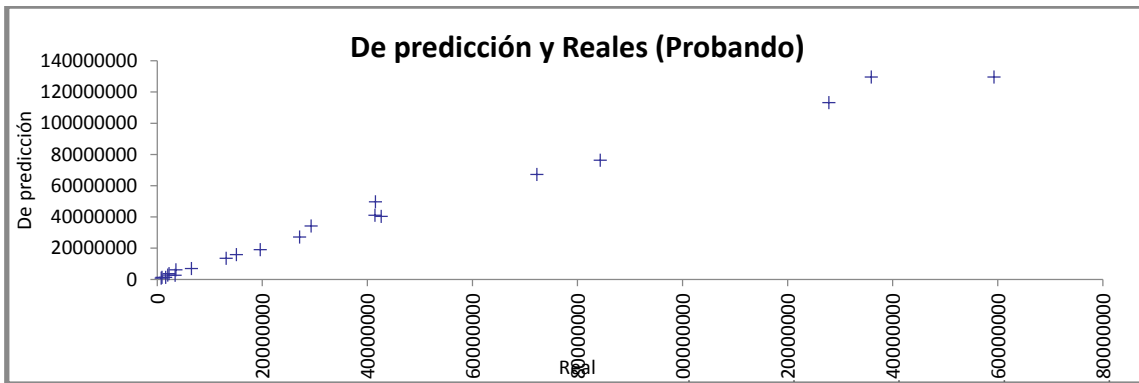


Gráfico 4.17

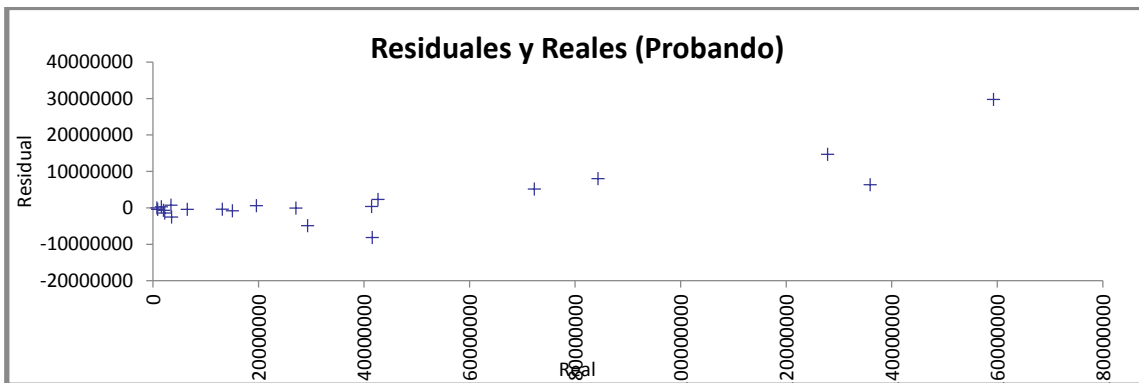
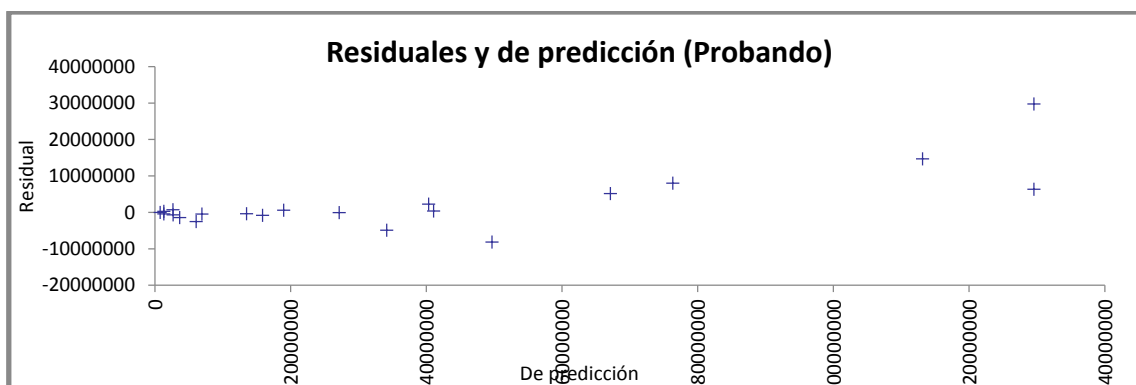


Gráfico 4.18



4.2 PRONÓSTICO 2010 – 2012

4.2.1.1 *Tabla 4.5 Resultados de los pronósticos 2010-2012*

Pronóstico 2010-2012							
Información base 2008-2009							
Consolidado	INPC	T.C.	Ingresos netos	Costo de Ventas	Resultado Bruto	Gastos operativos	Util(per) ant ot ing/gas
31/03/2008	87.88	10.73	19,347,384.00	9,391,132.00	9,956,252.00	8,641,037.00	1,315,215.00
30/06/2008	88.35	10.33	39,343,259.00	19,240,584.00	20,102,675.00	17,376,919.00	2,725,756.00
30/09/2008	89.96	10.57	60,139,471.00	29,295,888.00	30,843,583.00	26,019,771.00	4,823,812.00
31/12/2008	92.24	13.37	82,317,113.00	40,292,766.00	42,024,347.00	34,696,043.00	7,328,304.00
31/03/2009	93.19	14.74	28,356,961.00	13,878,815.00	14,478,146.00	12,294,839.00	2,183,307.00
30/06/2009	93.42	13.34	57,043,251.00	27,356,809.00	29,686,442.00	24,761,816.00	4,924,626.00
30/09/2009	94.37	13.40	86,394,772.00	40,929,120.00	45,465,652.00	37,191,151.00	8,274,501.00
31/12/2009	95.54	12.85	116,353,414.00	54,932,861.00	61,420,553.00	49,366,879.00	12,053,674.00
31/03/2010	95.54	14.79	56,085,754.24	26,029,270.84	30,056,483.39	24,910,201.24	5,146,282.15
30/06/2010	95.54	13.36	85,533,500.48	39,711,512.99	45,821,987.49	37,047,551.80	8,774,435.69
30/09/2010	95.54	11.93	114,981,246.73	53,393,755.14	61,587,491.59	37,182,200.09	24,405,291.50
31/12/2010	95.54	10.49	144,428,992.97	67,075,997.28	77,352,995.69	37,190,513.25	40,162,482.43
31/03/2011	92.39	8.78	85,594,418.68	38,933,363.98	46,661,054.70	37,154,340.80	9,506,713.90
30/06/2011	92.39	7.35	115,042,164.92	52,615,606.13	62,426,558.79	37,189,301.28	25,237,257.52
30/09/2011	92.39	5.91	144,489,911.17	66,297,848.27	78,192,062.89	37,191,019.56	41,001,043.33
31/12/2011	92.39	4.48	173,937,657.41	79,980,090.42	93,957,566.99	37,191,141.67	56,766,425.33
31/03/2012	92.39	6.33	113,993,821.39	51,386,481.71	62,607,339.68	37,190,814.51	25,416,525.17
30/06/2012	92.39	4.90	143,441,567.64	65,068,723.86	78,372,843.78	37,191,127.11	41,181,716.67
30/09/2012	92.39	3.46	172,889,313.88	78,750,966.00	94,138,347.88	37,191,149.30	56,947,198.57
31/12/2012	92.39	2.03	202,337,060.12	92,433,208.15	109,903,851.98	37,191,150.88	72,712,701.10

4.2.1.2 Reporte de NeuralTools:

NeuralTools: Entrenamiento, Auto-Prueba y Auto-Predicción de red neuronal

Ejecutado por: Yadira Mondragón

Fecha: miércoles, 11 de noviembre de 2015 05:54:22 p. m.

Conjunto de datos: GRUPO BIMBO PRONÓSTICO DE VENTAS 2010-2012

Predicción: Red entrenada en GRUPO BIMBO PRONÓSTICO DE VENTAS 2010-2012

Reporte 4.5

Resumen	
<i>Información de red</i>	
Nombre	Red entrenada en GRUPO BIMBO PRONÓSTICO DE VENTAS 2010-2012
Configuración	Predicción lineal
Localización	Este libro de trabajo
Variable de categoría independiente	0
Variables numéricas independientes	4 (No., Trim, INPC, T.C.)
Variable dependiente	Var. numérica (Ingresos netos)
<i>Entrenando</i>	
Número de casos	6
Tiempo de Entrenamiento	00:00:00
Número de pruebas	0
Razón de la parada	Auto-Parada
% de predicciones incorrectas (30% tolerancia)	0.0000%
Error cuadrático medio	556694.66
Error absoluto medio	435775.98
Desviación estándar de error absoluto	346422.05
<i>Probando</i>	
Número de casos	2
% de predicciones incorrectas (30% tolerancia)	50.0000%
Error cuadrático medio	13142665.54
Error absoluto medio	12600208.93
Desviación estándar de error absoluto	3736896.08
<i>Predicción</i>	
Número de casos	12
Predicción en Vivo activada	Sí
<i>Conjunto de datos</i>	
Nombre	GRUPO BIMBO PRONÓSTICO DE VENTAS 2010-2012
Número de filas	20
Etiquetas manuales de caso	NO

Reporte 4.6

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.9996	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	556694.66	2739408.85
Error cuadrático medio (Prueba)	13142665.54	22229500.81

Reporte 4.7

Función lineal	
	Intercep/Coeficiente
Intercep	-314414879.77
No.	4864853.48
Trim	19356646.26
INPC	3782141.69
T.C.	-3649176.90

Gráfico 4.19

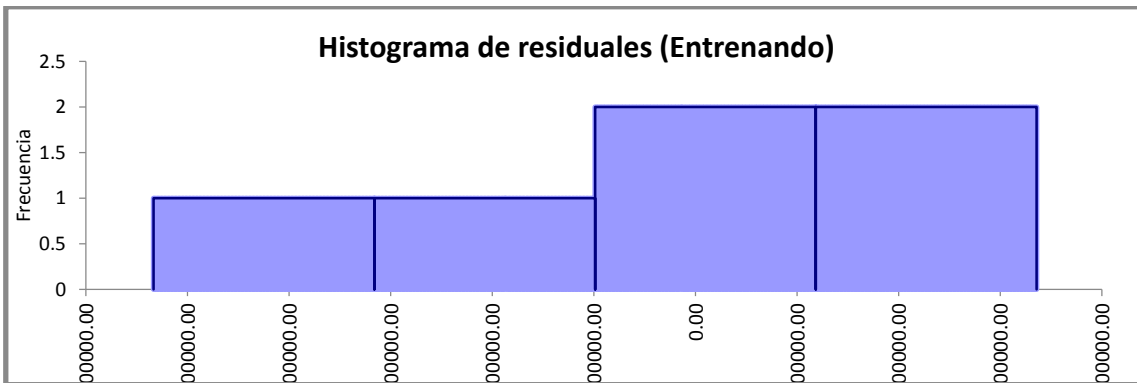


Gráfico 4.20

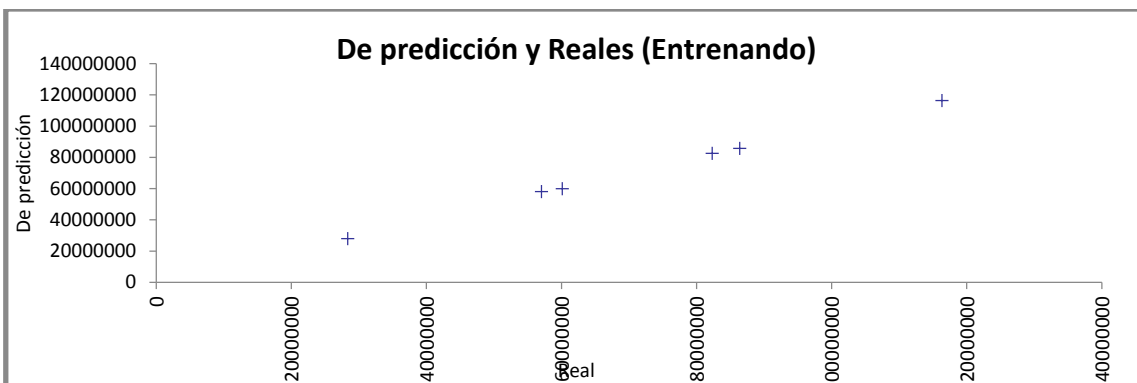


Gráfico 4.21

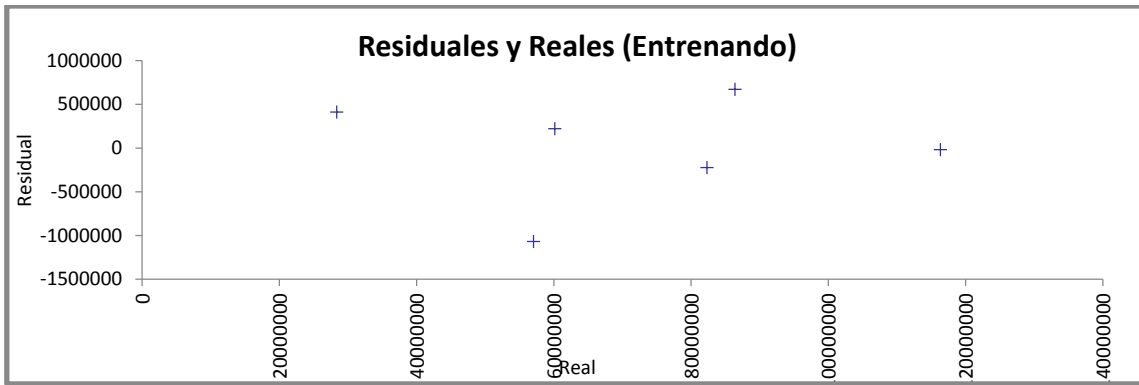


Gráfico 4.22

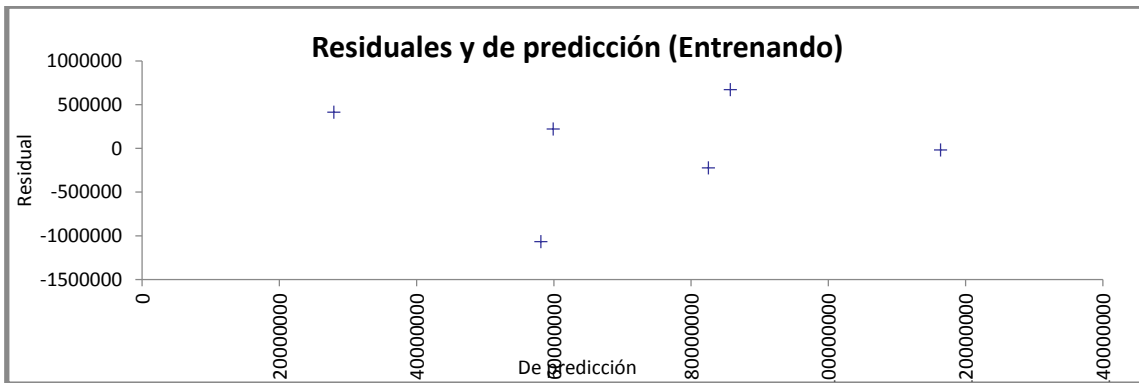


Gráfico 4.23

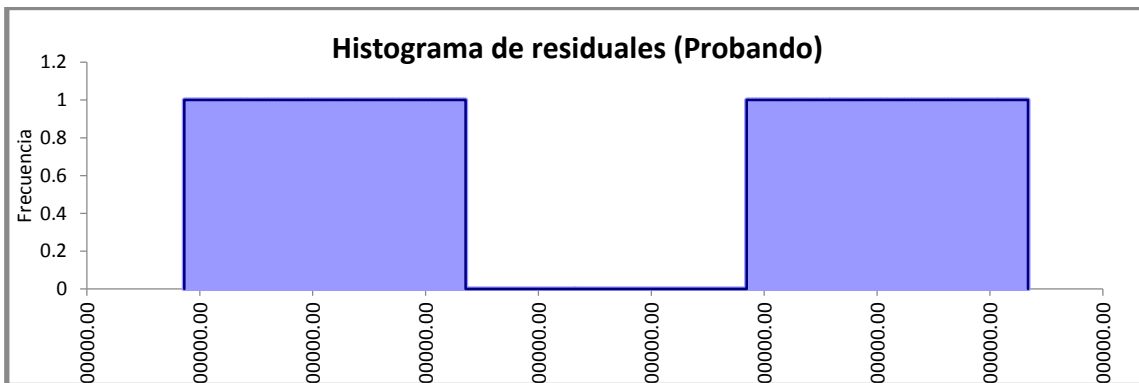


Gráfico 4.24

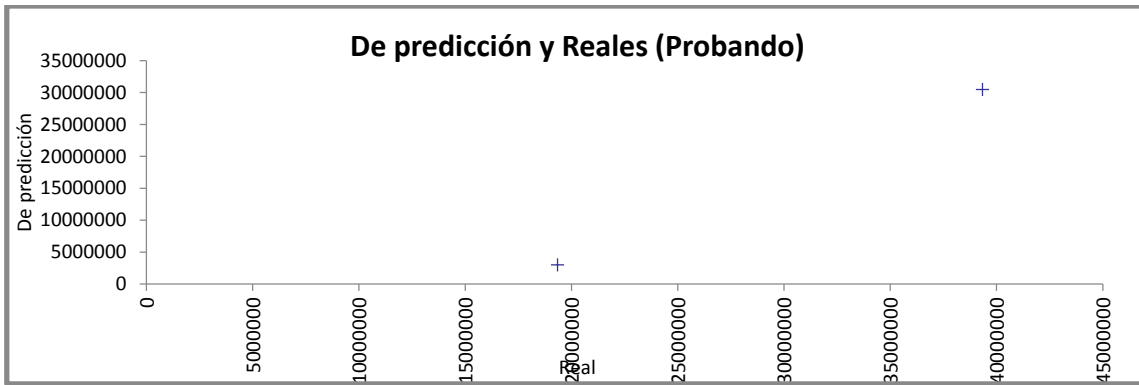


Gráfico 4.25

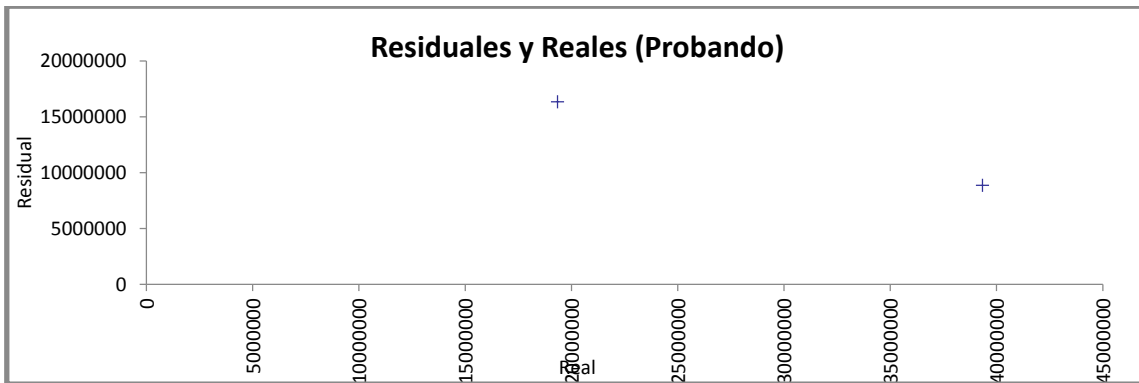
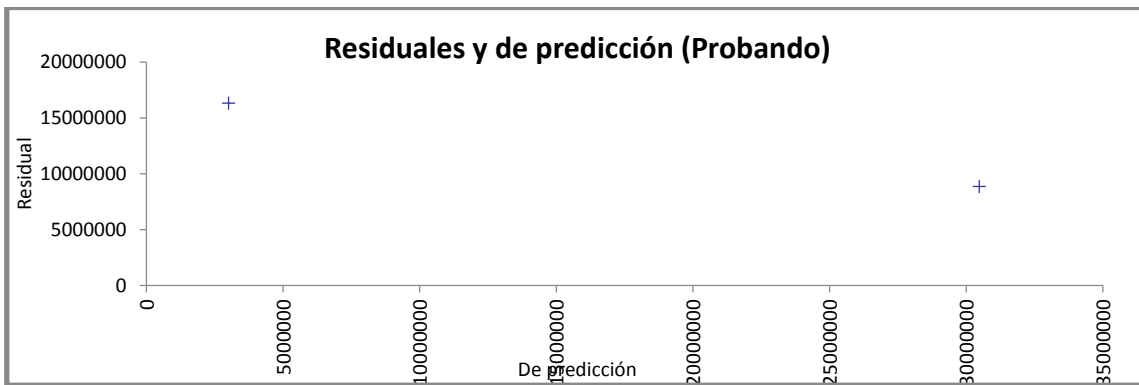


Gráfico 4.26



4.3 PRONÓSTICO 2004 – 2007

4.3.1.1 Tabla 4.6 Resultados de los pronósticos 2004-2007

Pronóstico: 2004-2007							
Información base 2001-2003							
Consolidado	INPC	T.C.	Ingresos netos	Costo de Ventas	Resultado Bruto	Gastos operativos	Util(per) ant ot ing/gas
31/03/2001	65.03	9.62	7,562,650.18	3,488,202.27	4,074,447.91	3,413,751.60	660,696.31
30/06/2001	65.66	9.10	15,811,603.07	7,228,311.64	8,583,291.43	7,136,952.14	1,446,339.29
30/09/2001	66.49	9.38	24,238,315.90	10,904,419.10	13,333,896.80	11,011,939.76	2,321,957.04
31/12/2001	67.13	9.17	33,082,135.93	14,860,627.74	18,221,508.18	14,963,027.12	3,258,481.07
31/03/2002	68.06	9.08	9,183,020.78	4,213,789.93	4,969,230.85	4,302,811.61	666,419.24
30/06/2002	68.90	9.74	19,614,064.43	9,010,964.99	10,603,099.44	9,283,347.85	1,319,751.59
30/09/2002	69.78	10.04	30,675,053.31	14,107,746.88	16,567,306.44	14,341,704.12	2,225,602.32
31/12/2002	70.96	10.20	42,654,292.75	19,968,790.68	22,685,502.06	19,816,338.00	2,869,164.06
31/03/2003	71.90	10.94	11,006,300.30	5,184,310.87	5,821,989.43	5,262,661.09	559,328.34
30/06/2003	71.85	10.50	22,127,622.73	10,412,414.79	11,715,207.94	10,577,652.28	1,137,555.66
30/09/2003	72.60	10.93	34,065,150.86	15,928,809.38	18,136,341.48	16,043,018.32	2,093,323.16
31/12/2003	73.78	11.26	46,677,298.28	21,793,120.20	24,884,178.08	21,570,578.98	3,313,599.10
31/03/2004	74.62	11.09	22,124,368.75	10,900,806.80	11,223,561.95	10,408,790.92	814,771.03
30/06/2004	75.39	11.16	22,604,459.33	10,437,282.39	12,167,176.94	10,551,805.45	1,615,371.49
30/09/2004	76.16	11.20	34,826,969.82	16,209,996.99	18,616,972.83	16,252,827.20	2,364,145.63
31/12/2004	76.93	11.22	46,670,510.19	21,780,994.15	24,889,516.03	21,424,979.83	3,464,536.21
31/03/2005	77.83	11.24	22,127,713.77	10,780,924.46	11,346,789.32	10,529,149.04	817,640.28
30/06/2005	78.60	11.25	24,111,969.72	11,114,828.84	12,997,140.88	10,657,181.24	2,339,959.63
30/09/2005	79.37	11.25	39,098,947.12	18,354,912.81	20,744,034.31	20,997,383.80	-253,349.49
31/12/2005	80.14	11.26	46,676,679.60	21,659,581.80	25,017,097.80	21,523,508.41	3,493,589.39
31/03/2006	81.04	11.26	22,128,052.10	10,656,084.69	11,471,967.41	10,565,912.84	906,054.57
30/06/2006	81.81	11.26	27,839,491.83	12,969,432.00	14,870,059.83	10,957,451.50	3,912,608.33
30/09/2006	82.58	11.26	45,026,541.26	21,377,933.93	23,648,607.34	21,530,350.95	2,118,256.38
31/12/2006	83.35	11.26	46,677,236.44	21,534,430.76	25,142,805.68	21,555,791.62	3,587,014.05
31/03/2007	84.24	11.26	22,129,587.40	10,531,408.36	11,598,179.04	10,575,895.05	1,022,283.99
30/06/2007	85.01	11.26	31,792,441.99	14,943,484.68	16,848,957.31	12,545,966.50	4,302,990.81
30/09/2007	85.78	11.26	46,489,541.74	22,029,453.73	24,460,088.01	21,561,724.48	2,898,363.53
31/12/2007	86.55	11.26	46,677,292.07	21,408,909.34	25,268,382.73	21,565,984.95	3,702,397.77

4.3.1.2 Reporte de NeuralTools:

NeuralTools: Entrenamiento, Auto-Prueba y Auto-Predicción de red neuronal

Ejecutado por: Yadira Mondragón

Fecha: miércoles, 11 de noviembre de 2015 05:37:03 p. m.

Conjunto de datos: GRUPO BIMBO PRONÓSTICO DE VENTAS 2004-2007

Red: Red entrenada en GRUPO BIMBO PRONÓSTICO DE VENTAS 2004-2007

Reporte 4.8

Resumen	
<i>Información de red</i>	
Nombre	Red entrenada en GRUPO BIMBO PRONÓSTICO DE VENTAS 2004-2007
Configuración	Predicción numérica GRNN
Localización	Este libro de trabajo
Variable de categoría independiente	0
Variables numéricas independientes	4 (No., Trim, INPC, T.C.)
Variable dependiente	Var. numérica (Ingresos netos)
<i>Entrenando</i>	
Número de casos	10
Tiempo de Entrenamiento	00:00:00
Número de pruebas	75
Razón de la parada	Auto-Parada
% de predicciones incorrectas (30% tolerancia)	0.0000%
Error cuadrático medio	86045.63
Error absoluto medio	60536.16
Desviación estándar de error absoluto	61149.19
<i>Probando</i>	
Número de casos	2
% de predicciones incorrectas (30% tolerancia)	50.0000%
Error cuadrático medio	6212347.24
Error absoluto medio	4527343.88
Desviación estándar de error absoluto	4253988.20
<i>Predicción</i>	
Número de casos	16
Predicción en Vivo activada	Sí
<i>Conjunto de datos</i>	
Nombre	GRUPO BIMBO PRONÓSTICO DE VENTAS 2004-2007
Número de filas	28
Etiquetas manuales de caso	NO

Reporte 4.9

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.9973	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	653367.87	86045.63
Error cuadrático medio (Prueba)	6635324.96	6212347.24

Gráfico 4.27

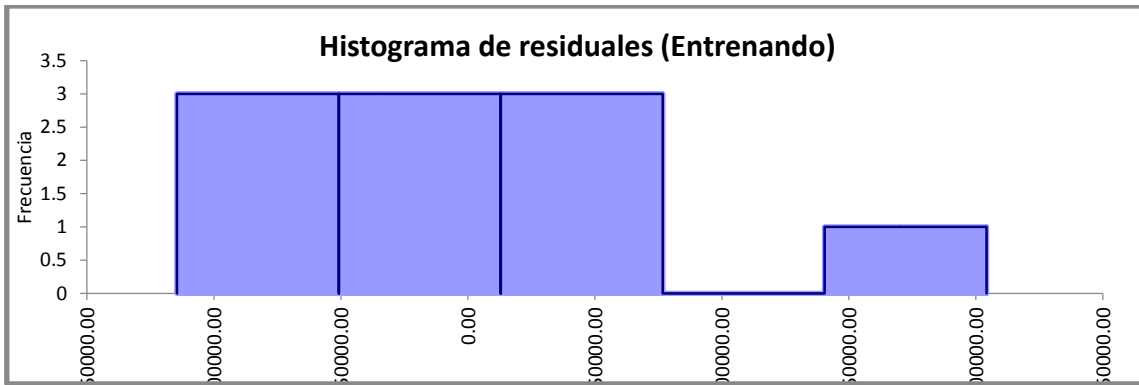


Gráfico 4.28

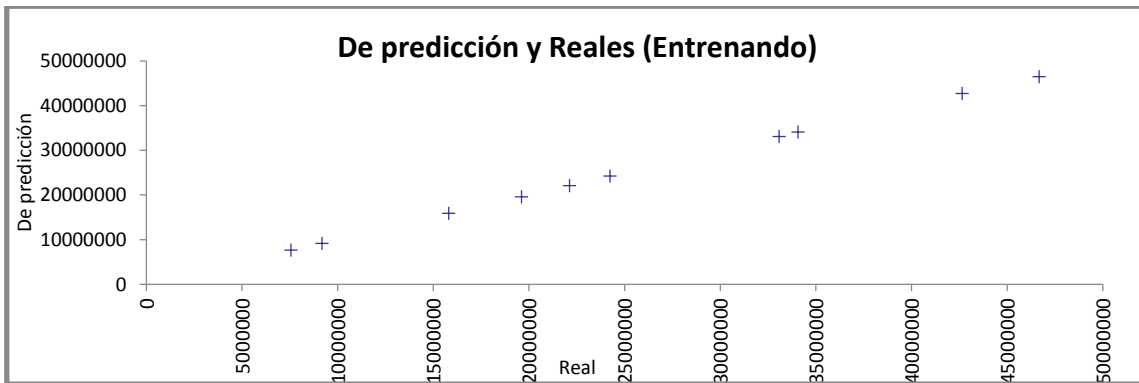


Gráfico 4.29

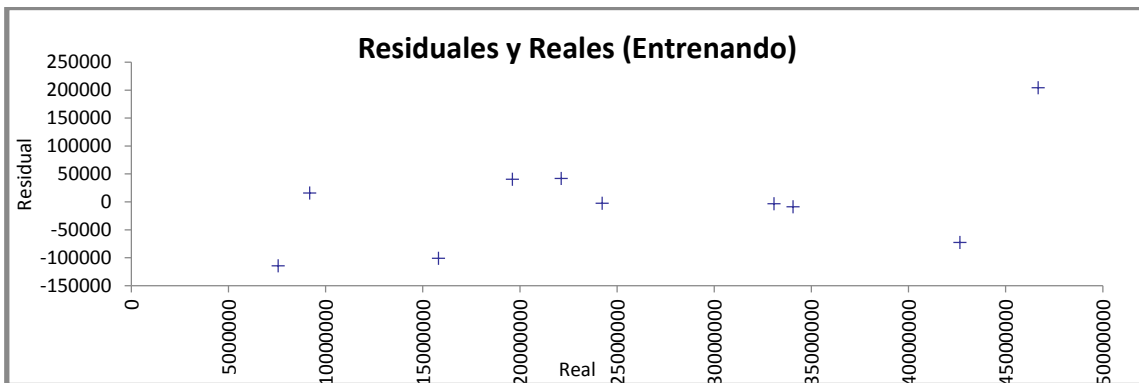


Gráfico 4.30

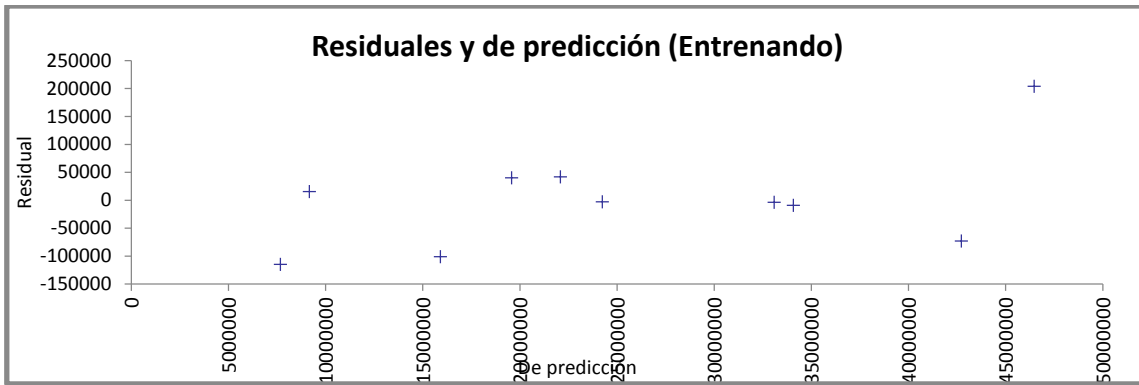


Gráfico 4.31

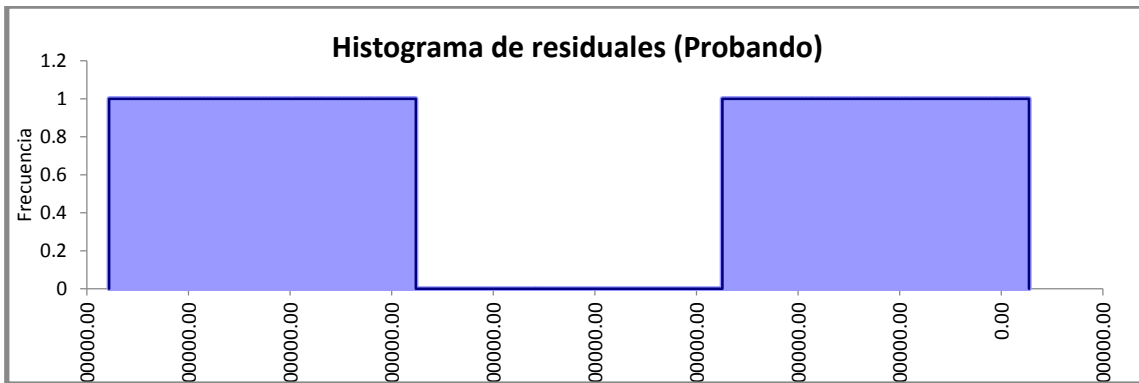


Gráfico 4.32

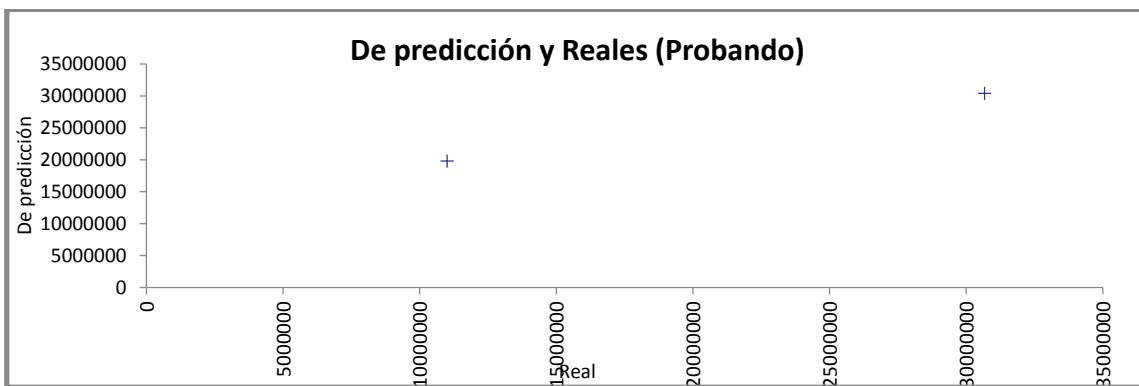


Gráfico 4.33

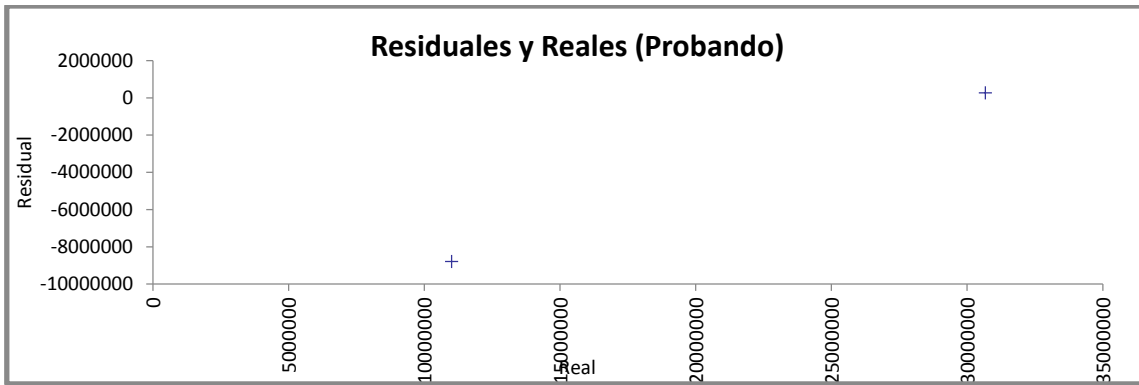
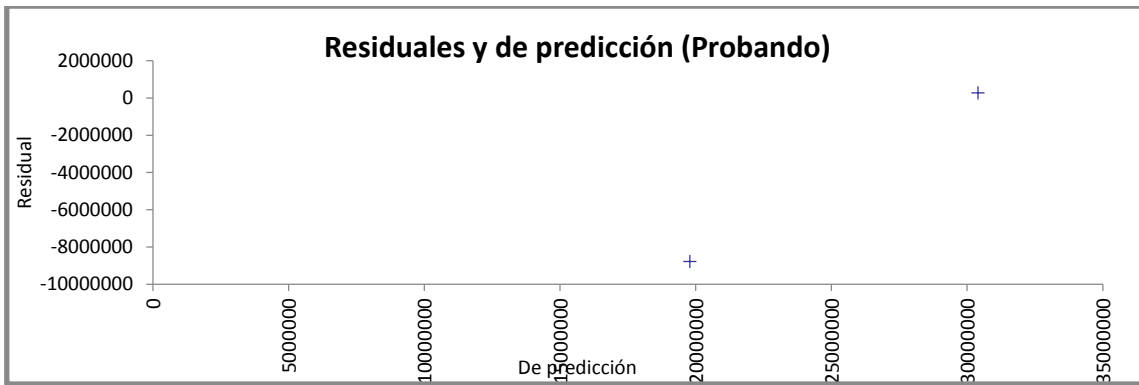


Gráfico 4.34



CAPÍTULO 5 APLICACIÓN DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES A OTRAS EMPRESAS DEL SECTOR ALIMENTARIO QUE COTIZAN EN LA BOLSA MEXICANA DE VALORES.

Se calcularon los pronósticos de ventas a empresas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores del mismo sector alimentario que Grupo Bimbo, con la finalidad de verificar la aplicación de las redes neuronales artificiales. Son los mismos periodos que se calcularon para Grupo Bimbo. En el cuadro 5.1 se enlistan las empresas con sus características.

Cuadro 5.1 Observaciones por empresa

No.	Razón Social	Base de datos *	Observaciones	Tipo de comportamiento de ventas por año.	Se obtuvieron los siguientes reportes
1	Industrias Bachoco, S.A.B. de C.V.	1995 al 2014	80	cíclico	Reporte de Predicción lineal y red neuronal de los pronósticos de los periodos 2015-2017, 2010-2012 y 2004-2007
2	Gruma, S.A.B. de C.V.	1991 al 2014	96	cíclico	Reporte de Predicción lineal y red neuronal de los pronósticos de los periodos 2015-2017, 2010-2012 y 2004-2007
3	Grupo Herdez, S.A.B. De C.V.	1992 al 2014	92	cíclico	Reporte de Predicción lineal y red neuronal de los pronósticos de los periodos 2015-2017, 2010-2012 y 2004-2007
5	Grupo Lala, S.A.B. de C.V.	2014 al 30 sept del 2015	4	cíclico	Ninguno (Son sólo cuatro datos, no funciona para comparar con los demás)
6	Grupo Industrial Maseca, S.A.B. de C.V	1990 al 2014	100	cíclico	Ninguno (pertenece a Gruma)
7	Grupo Minsa, S.A.B. de C.V.	1996 al 2014	76	cíclico	Reporte de Predicción lineal y red neuronal de los pronósticos de los periodos 2015-2017, 2010-2012 y 2004-2007
8	Sigma Alimentos, S.A. de C.V.	1993 al 2014	80	cíclico	Reporte de Predicción lineal y red neuronal de los pronósticos de los periodos 2015-2017, 2010-2012 y 2004-2007

Fuente: Mondragón (2015). * Del intervalo que se menciona, considerar en el primer año el primer trimestre, del último, al 31 de diciembre. Menos en Grupo Lala S.A.B. de C.V.

En los siguientes reportes se presenta sólo el comparativo de la predicción lineal y la red neuronal:

Reporte 5.1 Predicción lineal 2015 -2017 de Industrias Bachoco, S.A.B. de C.V.

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.8279	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	4117522.95	0.0000000002
Error cuadrático medio (Prueba)	3632159.87	1180565.41

Reporte 5.2 Predicción lineal 2010-2012 de Industrias Bachoco, S.A.B. de C.V.

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.9996	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	137145.37	44245.07
Error cuadrático medio (Prueba)	916094.04	2346048.97

Reporte 5.3 Predicción lineal 2004-2007 de Industrias Bachoco, S.A.B. de C.V.

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.9983	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	123063.63	7502.72
Error cuadrático medio (Prueba)	198491.88	497574.32

Reporte 5.4 Predicción lineal 2015 -2017 de Gruma, S.A.B. de C.V.

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.8473	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	5329247.11	802489.90
Error cuadrático medio (Prueba)	5954801.67	2298399.24

Reporte 5.5 Predicción lineal 2010-2012 de Gruma, S.A.B. de C.V.

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.9978	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	465707.00	572678.59
Error cuadrático medio (Prueba)	3054650.31	12041234.92

Reporte 5.6 Predicción lineal 2004-2007 de Gruma, S.A.B. de C.V.

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.9952	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	348081.94	54308.92
Error cuadrático medio (Prueba)	1314686.94	1622997.27

Reporte 5.7 Predicción lineal 2015 -2017 de Grupo Herdez, S.A.B. De C.V.

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.8523	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	1276405.07	101982.14
Error cuadrático medio (Prueba)	1094544.02	290398.48

Reporte 5.8 Predicción lineal 2010-2012 de Grupo Herdez, S.A.B. De C.V.

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.9997	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	34968.11	0.000
Error cuadrático medio (Prueba)	382037.52	976845.06

Reporte 5.9 Predicción lineal 2004-2007 de Grupo Herdez, S.A.B. De C.V.

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.9920	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	110651.33	21812.59
Error cuadrático medio (Prueba)	462679.48	777281.07

Reporte 5.10 Predicción lineal 2015 -2017 de Grupo Minsa, S.A.B. de C.V.

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.8356	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	607253.07	202060.51
Error cuadrático medio (Prueba)	489571.05	389882.65

Reporte 5.11 Predicción lineal 2010-2012 de Grupo Minsa, S.A.B. de C.V.

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.9994	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	30146.81	80480.29
Error cuadrático medio (Prueba)	119375.82	335741.40

Reporte 5.12 Predicción lineal 2004-2007 de Grupo Minsa, S.A.B. de C.V.

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.9934	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	48206.55	109.12
Error cuadrático medio (Prueba)	35325.23	68283.59

Reporte 5.13 Predicción lineal 2015 -2017 de Sigma Alimentos, S.A. de C.V.

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.8199	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	6050166.28	1050789.42
Error cuadrático medio (Prueba)	5711241.30	1529063.28

Reporte 5.14 Predicción lineal 2010-2012 de Sigma Alimentos, S.A. de C.V.

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.9998	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	118125.89	2080.17
Error cuadrático medio (Prueba)	1232312.46	3003260.78

Reporte 5.15 Predicción lineal 2004-2007 de Sigma Alimentos, S.A. de C.V.

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.9990	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	91830.74	236781.56
Error cuadrático medio (Prueba)	5721655.62	1007712.46

CAPÍTULO 6 DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS

Este capítulo se divide en dos partes. Una es la discusión de los resultados comparándolos con los datos reales, la segunda parte es la comparación de resultados de los métodos de pronósticos de ventas y su eficacia.

Al calcular los pronósticos de los años 2015 al 2017 con base en los datos históricos del primer trimestre de 1989 al último trimestre del 2014, han reportado un leve crecimiento en el 2015, del 10.62 por ciento. Este resultado sale de acuerdo a lo registrado en los años anteriores, puesto que, desde el 2000 el aumento promedio que se han obtenido de las ventas es del 13.6 por ciento. Se toma en cuenta desde el año 2000 ya que antes de esa fecha el crecimiento había sido de más del 20 por ciento.

Sin embargo el pronóstico calculado para los años 2016 y 2017 da como resultado un decrecimiento del -3.68 y -4.42 por ciento, resultado generado por la tendencia de los últimos cinco años, salvo en el 2012 cuyo resultado fue del 35 por ciento de crecimiento.

Al comparar el resultado real acumulado (tres trimestres del 2015) con el pronóstico se obtiene como resultado una diferencia de \$ -214, 404.62, quedando en términos de porcentaje en - .07 por ciento. El resultado es poco optimista, porque se sabe que Grupo Bimbo tiene una estrategia de crecimiento, por medio de la adquisición y apertura de plantas de producción y distribución.

Se recuerda que Grupo Bimbo es la firma productora más grande del mundo, cuenta con más de 126,000 colaboradores y tiene presencia en más de 22 países con 52,000 plantas de distribución.

En el siguiente gráfico se observa la proporción de ventas que representa cada lugar:



Gráfico 6.1

Fuente: El economista (2015).

Desde la fundación de la empresa hasta el día de hoy, Grupo Bimbo ha realizado inversiones comprando algunas empresas del sector alimentario y en varias partes del mundo. Especialmente en el continente americano, aunque, no se ha limitado, ha entrado en Europa y Asia. Acerca de este tema y de las estrategias que ha llevado a cabo se encontró la siguiente información publicada el 21 de julio 2015²⁶: Grupo Bimbo realiza una agresiva estrategia de crecimiento mediante la diversificación. Una de las últimas adquisiciones es la de Canada Bread, Saputo Bakery y Supan. Respecto a las adquisiciones, la Analista del banco Monex comentó; “Vemos que este podría ser un buen año para el Grupo Bimbo. Lo único que podría preocupar es la parte de la deuda, ya que después de las adquisiciones su razón de apalancamiento deuda neta EBITDA, se incrementó 3.2 veces, uno de los rangos más altos en su historia” No obstante el endeudamiento, se considera que ésta acción podrá ayudar al incremento de ventas y los ingresos estarán reflejados en el primer trimestre del 2016.

Al comprar 45 empresas a nivel mundial le permitió incrementar su valor de capitalización varias veces. En el caso del tercer trimestre Grupo Bimbo ha reportado un incremento en la utilidad neta como consecuencia de los ingresos por

²⁶ “Bimbo se come al mundo en un sándwich” El Economista, México, D.F., 21 de julio 2015.

ventas en Norte América y gracias a un tipo de cambio favorable según un artículo publicado en el economista²⁷. Con ello logra recuperarse en las ventas generadas en el 2014.

Entonces el resultado del pronóstico calculado es acertado. En este caso no hace mayor diferencia el tomar como base hasta el último trimestre del 2014 que tomarlo hasta el tercer trimestre de 2015. Puesto que el resultado tiene una variación mínima.

Por otra parte los pronósticos calculados después de una crisis económica, según los dos periodos propuestos reportan lo siguiente:

En el primer caso en la crisis de la burbuja bursátil, se tomaron las ventas del periodo 2001 al 2003 para pronosticar 2004 al 2007. El resultado comparado con la información real es del -8, consecuencia de haber tomado estos años como referencia pues en el año 2002 tuvo un incremento del 27% en comparación con el año 2001; el año siguiente tuvo una disminución en el ingreso del 12%, por lo que el cálculo del pronóstico trajo una tendencia a disminuir los ingresos pronosticados para los años 2004 y 2007. No tomando en consideración el tipo de cambio y el índice nacional de precios al consumidor al cotejarlo con las ventas reales el resultado obtenido sería del 7 por ciento. Las ventas pronosticadas con variables siguen conservando el crecimiento que se ha observado en los datos reales.

En caso de la crisis sub primes al hacer el cálculo sin las dos variables, tipo de cambio y el índice nacional de precios al consumidor, el cálculo del pronóstico de los años 2010 a 2012, considerando como soporte histórico los años 2008 y 2009 da un incremento del 187% en relación con las ventas reales. Incluyendo las variables da como resultado un aumento, sólo del 33.66% en relación con las ventas reales correspondientes a esos años. El resultado tiene una variación mayor a la crisis explicada en el párrafo anterior por las siguientes razones; son menos trimestres que se tomaron como base para la construcción del pronóstico, el año

²⁷“Utilidad neta de Bimbo se dispara el 33% en el tercer trimestre” El Economista, México, D.F., 22 de octubre 2015.

2009 reporta un aumento del 43% en comparación al 2008. Es por ello que en el cálculo del pronóstico del 2010 al 2012 reproduce el crecimiento que hubo en años anteriores.

En relación al cálculo de pronósticos en periodos de crisis económica, las ventas no disminuyeron, por ejemplo el 22 de julio del 2015 en otra publicación de El Economista²⁸ hablan del crecimiento de la empresa. Por otra parte a lo largo de dos décadas Grupo Bimbo ha adquirido cerca de 36 empresas. En promedio han adquirido 1.8 empresas por año. La inversión que han hecho ha tenido como consecuencia un gasto importante y endeudamiento, sin embargo, ello conlleva a la generación de ventas. Manteniendo las ventas e incrementándolas de manera constante.

Por tanto el resultado de los pronósticos calculados después de crisis económicas es aprobado.

También los pronósticos se calcularon para: el costo de ventas y los gastos operativos, utilizando las redes neuronales y predicción lineal, obteniendo resultados similares (véase anexos).

Por otra parte es preciso enfatizar la importancia del uso de los sistemas computacionales para el realizar los pronósticos, es una herramienta que facilita el cálculo y el manejo de tanta información. En la tesis de Carro Lozano (véase capítulo estudios previos) menciona el uso de un software gratuito, en este caso se utilizó NeuralTools que permite el manejo de información de uso fácil, pero no es gratuito.

Y en lo referido al cálculo de pronósticos comparando los métodos lineales y no lineales se incluye lo siguiente:

Algunas de las tesis que se encuentran en el apartado, estudios previos de esta investigación, han encontrado la solución en algunos de los métodos tradicionales como son: las series de tiempo, promedio, promedio móvil; suavizamiento exponencial, suavizamiento exponencial con tendencia, suavizamiento doble con

²⁸ “Grupo Bimbo ha adquirido 36 empresas” El Economista, México, D.F., 22 de julio 2015.

tendencia; Box Jenkins, método aditivo de Holt Winters, método multiplicativo de Holt Winters, Box Jenkins método multiplicativo, etc... como el método adecuado para pronosticar, sin embargo, en las otras investigaciones mencionadas en el mismo apartado y que han utilizado redes neuronales artificiales comparándolas con otros métodos lineales, han descubierto que las redes neuronales artificiales funcionan mejor que los métodos tradicionales. Ya que, observan la posibilidad de trabajar con un mínimo de datos, la implementación es de bajo costo y a corto plazo, no se requieren técnicas de suavizado ni filtrado, son más eficaces, disminuyen el porcentaje de error, aumentan la confiabilidad, en cuanto al error cuadrático reporta mejores resultados, los datos tienen un mejor ajuste por ende mejor predicción; lo recomiendan ampliamente.

En el caso de esta investigación se encontró la siguiente información basándose en los reportes de predicción lineal y neuronal (Reporte No 4.2, 4.4, 4.6 y 4.9):

Para los pronósticos calculados para el 2015 al 2017, al estimar la regresión simple se observa el resultado R- cuadrado (coeficiente de determinación) de .7690 y .7857 respectivamente que indica que existe una correlación positiva considerable entre la variable (ventas) y el modelo u ecuación. Pues es mucha la aproximación al entero. En la red neuronal no es posible el cálculo por ser un modelo no lineal.

En cuanto a el error cuadrático medio (la distancia que existe entre el valor estimado con la media) calculado por los diferentes métodos, se dará por bueno o aceptable el resultado cuya cantidad sea menor, lo que significa que los datos se ajustan mejor al modelo. En este caso la red neuronal tiene un mejor ajuste.

Para los pronósticos del 2010 al 2012 la correlación positiva es muy fuerte con un R^2 de .9996 y la predicción lineal se ajusta mejor que la red neuronal.

Siguiendo con los pronósticos del 2004 al 2007 se encontró una correlación positiva fuerte de la R^2 con un valor de .9997 y la red neuronal se ajusta mejor a la predicción lineal.

Se realizó el cálculo de pronósticos en las mismas condiciones de Grupo Bimbo para cinco empresas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores, cuyos resultados se encuentran en el capítulo cinco, observando lo siguiente:

Cuadro 6.1 Resumen de resultados de 5 empresas que cotizan en Bolsa Mexicana de Valores			
Observaciones	R ²	Error cuadrático medio	
		Entrenamiento	Prueba
Industrias Bachoco, S.A.B. de C.V.			
Pronóstico 2015 al 2017	CPC	RN	RN
Pronóstico 2010 al 2012	CPF	RN	PL
Pronóstico 2004 al 2007	CPF	RN	PL
Gruma, S.A.B. de C.V.			
Pronóstico 2015 al 2017	CPC	RN	RN
Pronóstico 2010 al 2012	CPF	PL	PL
Pronóstico 2004 al 2007	CPF	RN	PL
Grupo Herdez, S.A.B. De C.V.			
Pronóstico 2015 al 2017	CPC	RN	RN
Pronóstico 2010 al 2012	CPF	RN	PL
Pronóstico 2004 al 2007	CPF	RN	PL
Grupo Minsa, S.A.B. de C.V.			
Pronóstico 2015 al 2017	CPC	RN	RN
Pronóstico 2010 al 2012	CPF	PL	PL
Pronóstico 2004 al 2007	CPF	RN	PL
Sigma Alimentos, S.A. de C.V.			
Pronóstico 2015 al 2017	CPC	RN	RN
Pronóstico 2010 al 2012	CPF	RN	PL
Pronóstico 2004 al 2007	CPF	RN	PL
Nota: Las abreviaturas significan lo siguiente: (en caso de el error cuadrático se aplican la abreviatura según el modela más adecuado). CPM= Correlación Positiva Media CPC= Correlación Positiva Considerable CPF = Correlación Positiva Muy Fuerte CPP= Correlación Positiva Perfecta PL= Predicción Lineal RN= Red Neuronal			

El comportamiento de los resultados es casi igual que los de Grupo Bimbo, quedando las redes neuronales con un mejor ajuste que la predicción lineal.

CONCLUSIONES

En un inicio de esta investigación se planteó la existencia de varios métodos de pronósticos con un enfoque común, el cual, es lineal y no permite que el cálculo de los pronósticos sea preciso, buscando como objetivo general el utilizar un método de pronóstico no lineal para pronosticar las ventas de una empresa, además de saber su funcionamiento al pronosticar en una crisis. Teniendo como preguntas de investigación las siguientes: ¿Qué datos están disponibles y serán suficientes los datos para generar el pronóstico que se necesita?, ¿Las redes neuronales pronostican adecuadamente considerando el ciclo de ventas?, ¿Qué factores ayudarán a tener un pronóstico más acertado?, ¿Es capaz una red neuronal de pronosticar en tiempos de crisis?

A la vez la hipótesis a comprobar fue la siguiente:

“El cálculo del pronóstico de ventas de Grupo Bimbo utilizando redes neuronales es más preciso que la predicción lineal”

Hipótesis que se confirma apoyada en tres sentidos: Uno es con la información recabada por medio de los estudios previos, donde Luis Mauricio Bravo Cortes (2015), Carlos Arturo González Vargas (2015), Andrés Astorga Espriella (2015), Christian Ramírez Herrera (2014), Aldrete Peralta Ali (2014), Marco Villar Corona (2013), y Carlos Héctor Velázquez Neria y Ricardo Otíz (2002); afirman que las redes neuronales artificiales tienen un mejor ajuste (mejor resultado) que la predicción lineal. (Ver estudios previos y discusión de resultados)

También se comprueba la hipótesis con el análisis que se realizó a la empresa Grupo Bimbo con el pronóstico de las ventas de los años 2015 al 2017, 2004 al 2007 y 2010 al 2012 con redes neuronales artificiales y métodos lineales. Considerando lo que se refiere al error cuadrático medio se debe elegir aquel pronosticador que obtenga como resultado el menor error en la estimación. En la mayoría de los casos la red neuronal obtiene resultado que ajusta mejor que la predicción lineal. Es decir, es más preciso.

En los siguientes dos reportes se encontró que la red neuronal se ajusta mejor, puesto que, el número que resultado del cálculo es menor que la predicción lineal. Y R^2 tiene una correlación positiva considerable.

Reportes 4.2, 4.4, 4.6 y 4.9: Predicción lineal y neuronal de las ventas del año 2015 al 2017 utilizando la información hasta 2014

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.7690	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	20142712.59	649300.24
Error cuadrático medio (Prueba)	17685482.59	6970633.95

Reporte: Predicción lineal y neuronal de las ventas del año 2015 al 2017 utilizando la información del 2015

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.7857	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	19535855.82	1244191.07
Error cuadrático medio (Prueba)	23364718.69	7985815.38

En el siguiente reporte se observa que la predicción lineal obtiene mejores resultados que la red neuronal, además la correlación es casi perfecta.

Reporte Predicción lineal y neuronal de las ventas del 2010 al 2012:

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.9996	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	556694.66	2739408.85
Error cuadrático medio (Prueba)	13142665.54	22229500.81

Finalmente en el reporte de los pronósticos 2004 al 2007 se observa que la red neuronal tiene un mejor ajuste y la R^2 tiene una relación positiva muy fuerte.

Predicción lineal y neuronal de las ventas del año 2004 al 2007:

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.9973	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	653367.87	86045.63
Error cuadrático medio (Prueba)	6635324.96	6212347.24

En conclusión la red neuronal tiene mejor ajuste en los resultados en tres cuartos del conjunto.

En el estudio se valoraron 107 observaciones; número de datos suficiente para realizar el cálculo de los pronósticos y ayudó a obtener los resultados que se esperaban. Aun así al momento de realizar el estudio en época de crisis también se lograron obtener los resultados precisos. Entre más información se cuente; se van a obtener mejores resultados, no obstante las redes neuronales funcionan de manera efectiva al realizar los pronósticos y en esta ocasión a través de NeuralTools funciona de manera esperada.

Se recuerda que el tipo de red que se utilizó es la red neuronal de regresión generalizada y redes neuronales probabilísticas, donde el usuario no toma decisiones de la estructura de la red. El uso de redes multinivel siempre hacia adelante si permite elegir la arquitectura de la red. Es capaz de modelar relaciones complejas entre variables independientes y dependientes.

Finalmente en cuanto los resultados de las 5 empresas de igual manera en la mayoría de los casos las redes neuronales obtiene un ajuste mejor que la predicción lineal

Entonces la hipótesis es “El cálculo del pronóstico de ventas de Grupo Bimbo utilizando redes neuronales es más preciso que la predicción lineal”

Por otra parte se quiere tener presente que ya confirmada que la red neuronal es una opción viable para el cálculo de pronósticos y para obtener incluso un resultado más óptimo, se recomienda trabajar con una red multinivel se encuentre un

Funciona con información, calcula los pronósticos con mayor exactitud, entre más información se incorpore con más certeza se lograra obtener un mejor resultado.

Sólo se debe recordar que es importante el método que se va a elegir para pronosticar, sin embargo, es importante contar con el buen sentido común que debe tener el pronosticador.

ALVAREZ PUTTZIS Efren Abraham, *El uso de la metodología ARIMA y de suavizamiento exponencial para la elaboración de pronósticos de 4 índices bursátiles*, Tesis de licenciatura en economía, México, Facultad de economía, Universidad Nacional Autónoma de México, 2014, 90pp.

ASTORGA ESPRIELLA, Andrés, *Redes Neuronales Bayesianas: Una mirada al aprendizaje estadístico en el problema de clasificación*, Tesina de Maestro en Ciencias, México, Facultad de Ciencias, Universidad Nacional Autónoma de México, 2015, 22pp.

BAEZ RODRIGUEZ, Sullyamitz, *Pronóstico de ventas y estimación de la capacidad de producción de una microindustria, para satisfacer la demanda*, Tesis de Maestría en Ingeniería de Sistemas, México, Posgrado en Ingeniería, Universidad Nacional Autónoma de México, 2014, 96pp.

BOWERMAN, Bruce, Richard T O'Connell y Anne B. Koheler, *Forecasting, time series, and regression*, [s.l.i.], 2007, (*Pronósticos, series de tiempo y regresión*, 4^{ta} edición).

BRAVO CORTES, Luis Mauricio, *Implementación de redes neuronales para generar oleaje utilizando datos de viento en la costa de Sisal, Yucatán*, Tesis de maestro de Ingeniería, México, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional Autónoma de México, 2016, 98pp.

CARRO LOZANO, Carlos Ilich, *Métodos de pronósticos de series de tiempo con R*, Tesis de Licenciatura en Matemáticas Aplicadas y Computación, México, Facultad de Estudios Superiores Acatlán, Universidad Nacional Autónoma de México, 2015, 86pp.

CASTILLO VILLALBA, Marco Antonio, *Métodos de la geometría algebraica en redes neuronales*, Tesis de Maestro en Ciencias, México, Facultad de Ciencias, Universidad Nacional Autónoma de México, 2015, 140pp.

CHASE, Richard, F. Robert Jacobs y Nicholas Aquilano, *Operations management for competitive*, [s.l.i.], 2004 (trad de Jorge Yescas, Pilar Mascaró y Guadalupe Meza, *Administración de la producción y operaciones para una ventaja competitiva*, México, Mcgraw hill, 2004, (10^{ma} edición)) 847 pp.

CHASE, Richard, Nicholas Aquilano, *Production and Operations Management*, [s.l.i.], 2000 (trad de Angela García, Mildred Ciociano, *Administración de producción y operaciones*, México, Mcgraw hill, 2000, (8^{va} edición)) 883 pp.

COLLIER, David A, *Operations management: goods, services and value chains*, [s.l.i.], 2009, (trad. de Lorena Peralta Rosales, *Administración de operaciones: bienes, servicios y cadenas de valor*).

DURAN HERNANDEZ, Carlos Manuel, *Pronóstico de ventas por medio de series de tiempo con aplicaciones en el software R*, Tesina de Licenciatura de Ingeniería Química, México, Facultad de Química, Universidad Nacional Autónoma de México, 2015, 57pp.

FLORES REYES, Manuel, *Metodología para la formulación del pronóstico de ventas de equipos médicos*, Trabajo Escrito de Químico Farmacéutico Biólogo, México, Facultad de Química, Universidad Nacional Autónoma de México, 2001, 35pp.

GONZALEZ VARGAS, Carlos Arturo, *Pronósticos de demanda de refacciones de automóviles, mediante series de tiempo, redes neuronales artificiales y modelos híbridos*, Tesis de Maestro de Ingeniería, México, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional Autónoma de México, 2015, 116pp.

HANKE, John E., W. Wichen, *Business forecasting*, 1940, (trad. de Enríquez Brito y Antonio P., *Pronósticos en los negocios*, México, Pearson, 2010, (9^{na} reimp.)), 576pp.

HAYKIN, Simon, *Neural networks: A comprehensive foundation*, Nueva York, Mc Millan, 1994, 696pp.

HERNANDEZ SAMPIERI, Roberto, Carlos Fernández Collado y Pilar Baptista Lucio, *Metodología de la investigación*, México, McGraw-Hill, Interteramericana, 2010, (5^{ta} edición), 613pp.

KRAJEWESKI, Lee, Larry p. Ritzman y Monoj K. Molhotra, *Operations management: Process and supply chains*, 2013, (trad. Marcia González, *Administración de Operaciones Procesos y cadena de suministros*, 10^{ma} edición) 636pp.

LACAYO OJEDA, María Hortensia, *Seminario de Investigación en Ciencias de la Administración*, Material de Apoyo para la presentación de la bibliografía y de las citas y notas a pie de página, México, Universidad Nacional Autónoma de México, 2007, 27pp.

LIPPMANN, Richard, "An introduction to computing with neural nets" engineers Neural Networks: Theoretical foundations and analysis no. 10 vol 78 octubre 1990, EU, Institute of Electrical and Electronic Engineers pp5-8

MAKRIDAKIS, Spyros G, Steven C Wheelwright, (comp) *The handbook of forecasting*, 1943 (trad. de, *Manual de técnicas de pronósticos*, México, Editorial Limusa, S.A de C.V., 1994 (3^{ra} reimp)) 732 pp.

MEDELLIN PINO, Alejandra, *Las crisis financieras uy económicas en México de 1976, 1982, 1987, 1994 y 2008: Causas y consecuencias*, Tesis de Licenciado en Contaduría, Facultad de Contaduría y Administración, Universidad Nacional Autónoma de México, 2013, 158pp.

ORTEGA REYNOSO, José Eduardo, *Estudio del cálculo de pronósticos de la demanda en una empresa automotriz*, Trabajo escrito profesional de Maestro en Administración Industrial, Programa de Posgrado en Ciencias de la Administración, Universidad Nacional Autónoma de México, 2010, 125pp.

PERALTA ALDRETE, Ali, *Metodología para implementar redes neuronales artificiales recurrentes predictivas*, Tesis de Licenciatura en Matemáticas Aplicadas y Computación, México, Facultad de Estudios Superiores Acatlán, Universidad Nacional Autónoma de México, 2014, 95pp.

RAMIREZ HERRERA, Christian Agni, *Clasificación automatizada de facies a escala de registros de pozos usando redes neuronales artificiales en yacimientos arenarcillosos turbídicos*, Tesis de Maestría en Ingeniería, México, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional Autónoma de México, 2014, 250pp.

ROJAS LÓPEZ, Daniel, *Pronóstico mensual de las ventas nacionales de azúcar en el año 2004 a través de un modelo ARIMAX*, Tesis de Licenciado en Economía, Facultad de Estudios Superiores de Acatlán, Universidad Nacional Autónoma de México, 2008, 123pp. **ROJAS MANDUJANO**, Armando Marco, *Diagnóstico General de una PYME y una propuesta del manejo de sus recursos y procesos para la optimización a través del uso de pronósticos simulación e inventarios*, Tesis de Maestría en Ingeniería de Sistemas, México, Posgrado en Ingeniería (Ingeniería de sistemas), Universidad Nacional Autónoma de México, 2013, 128pp.

ROMERO MONTIEL, Flor Alejandra, *Redes neuronales como discriminadores no – lineales para el problema de optimización topología de placas de acero*, Tesis Licenciatura Matemática, México, Facultad de Ciencias, Universidad Nacional Autónoma de México, 2015, 83pp.

SCHROEDER, Roger, *Operations management*, [s.l.i.], 1992 (trad. Gerardo Maldonado Vázquez, et al., *Administración de operaciones*, 3^{era} edición). 855 pp.

ULLOA MORALES, Daniel, *Modelos de pronósticos y sistema de inventarios aplicados en el reabasto de mercancías en el sector retail*, Tesis de Licenciatura en Ingeniería Industrial, México, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional Autónoma de México, 2015, 95pp.

VELAZQUÉZ NERIA, Carlos Héctor y Ricardo Ortíz Dorantes, *Aplicación de redes neuronales (RNA) en el pronóstico de ventas*, Tesis de Ingeniería Industrial, México, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional Autónoma de México, 2015, 95pp.

VILLAR CORONA, Marco Antonio, *Pronostico del tipo de cambio peso-dólar utilizando redes neuronales*, Tesis de Maestría en finanzas, México, Facultad de Contaduría y Administración, Posgrado en Ciencias de la administración, Universidad Nacional Autónoma de México, 2013, 116pp.

VITE MARILES, María Antonieta, *Pronóstico de venta de materiales de construcción*, Memoria de Desempeño Profesional de Licenciatura en Matemáticas Aplicadas y de Computación, México, Escuela Nacional de Estudios Profesionales Acatlán, Universidad Nacional Autónoma de México, 2003, 71pp.

ZAJDENWEBER, D., *La previsión a court term*, [s.l.i.], Francia, 1969, (trad. de Juan Jorge Thomas, *Pronósticos y presupuestos*, Argentina, El Ateneo, 1973), 108pp

Banco de México “ Informe anual 2001” , abril 2002, <<http://www.grupobimbo.com/es/grupo-bimbo/herencia.html>> (13 de noviembre 2015) < <http://www.banxico.org.mx/publicaciones-y-discursos/publicaciones/informes-periodicos/anual/%7B6C3FFA9D-C2BC-EDAC-1081-E0EF4FB9F1D2%7D.pdf>>.

Grupo Bimbo “Herencia”, *línea de tiempo*, 2013, <<http://www.grupobimbo.com/es/grupo-bimbo/herencia.html>> (13 de noviembre 2015).

Neural Networks: Theoretical foundations and analysis, EU, 1992,

El Economista, “Samsung baja pronósticos de ventas trimestrales”, *El Economista*, México, D.F., 7 de julio 2015, Mercados y estadísticas, <<http://eleconomista.com.mx/mercados-estadisticas/2015/07/07/samsung-baja-pronostico-ventas-trimestrales>> (13 nov 2015)

El Economista, “Ventas de Starbucks no superan pronósticos” , *El Economista*, México, D.F., 29 de octubre 2015, Mercados y estadísticas, < <http://eleconomista.com.mx/mercados-estadisticas/2015/10/29/starbucks-no-supera-pronosticos-pese-fuertes-venta>> (13 nov 2015).

El Economista, “Altria vende más cigarrillos, aumenta pronóstico de ganancias”, *El Economista*, México, D.F., 29 de julio 2015, Mercados y estadísticas, <<http://eleconomista.com.mx/mercados-estadisticas/2015/07/29/altria-vende-mas-cigarrillos-aumenta-pronostico-ganancias>> (13 nov 2015).

El Economista, “Coca-cola supera pronósticos”, *El Economista*, México, D.F., 22 de julio 2015, Mercados y estadísticas, < <http://eleconomista.com.mx/mercados-estadisticas/2015/07/22/coca-cola-supera-pronosticos> > (13 nov 2015).

El Economista, “Nissan reduce pronóstico de ventas globales””, *El Economista*, México, D.F., 7 de noviembre 2015, Mercados y estadísticas, < <http://eleconomista.com.mx/industria-global/2014/11/04/nissan-reduce-pronostico-ventas-globales> >, (13 nov 2015).

El Economista, “Bimbo se come al mundo en un sándwich” *El Economista*, México, D.F., 21 de julio 20 15, Mercados y estadísticas, < <http://eleconomista.com.mx/mercados-estadisticas/2015/07/21/bimbo-se-come-mundo-sandwich>>, (13 nov 2015).

El Economista, “Utilidad neta de Bimbo se dispara el 33% en el tercer trimestre” *El Economista*, México, D.F., 22 de octubre 2015, Mercados y estadísticas, < <http://eleconomista.com.mx/mercados-estadisticas/2015/10/22/utilidad-neta-bimbo-se-dispara-33-tercer-trimestre>> (13 nov 2015).

El Economista, “Grupo Bimbo gana en un día \$3,292 millones” *El Economista*, México, D.F., 31 mayo 2015, Mercados y estadísticas, < <http://eleconomista.com.mx/mercados-estadisticas/2015/05/31/grupo-bimbo-gana-dia-3292-millones>>, (13 nov 2015).

El Economista, “Bimbo baja azúcar a sus productos” *El Economista*, México, D.F., 16 junio 2015, Mercados y estadísticas, < <http://eleconomista.com.mx/industrias/2015/06/16/bimbo-baja-azucar-su-productos>>, (13 nov 2015).

El Economista, “Grupo Bimbo ha adquirido 36 empresas” *El Economista*, México, D.F., 22 de julio 2015, Mercados y estadísticas, < <http://eleconomista.com.mx/mercados-estadisticas/2015/07/22/grupo-bimbo-ha-adquirido-36-empresas>>, (13 nov 2015).

Secretaría de Hacienda y Crédito Público, Servicio de Administración Tributaria, “Índice de precios al consumidor”, México, D.F., 9 enero 2015,<http://www.sat.gob.mx/informacion_fiscal/tablas_indicadores/Paginas/inpc_2011.aspx> (10 noviembre 2015).

Secretaría de Hacienda y Crédito Público, Servicio de Administración Tributaria, “Índice de precios al consumidor”, México, D.F., 9 enero 2015, <http://www.sat.gob.mx/informacion_fiscal/tablas_indicadores/Paginas/inpc_2012.aspx> (10 noviembre 2015).

Secretaría de Hacienda y Crédito Público, Servicio de Administración Tributaria, “Índice de precios al consumidor”, México, D.F., 9 enero 2015, <http://www.sat.gob.mx/informacion_fiscal/tablas_indicadores/Paginas/inpc_2013.aspx> (10 noviembre 2015).

Secretaría de Hacienda y Crédito Público, Servicio de Administración Tributaria, “Índice de precios al consumidor”, México, D.F., 9 enero 2015, <http://www.sat.gob.mx/informacion_fiscal/tablas_indicadores/Paginas/inpc_2014.aspx> (10 noviembre 2015).

Centro de estudios de Finanzas públicas, “Tipo de cambio nominal fix” México, D.F., 9 enero 2015, <S] México: Tipo de cambio nominal FIX, 1980-2015. – CEFP>, (10 noviembre 2015).

ANEXO 1 REPORTE DE NEURALTOOLS PRONÓSTICO 2015-2017

1.1.1. Con base hasta 2014 costo de ventas

Reporte A1

NeuralTools: Entrenamiento, Auto-Prueba y Auto-Predicción de red neuronal

Ejecutado por: Yadira Mondragón

Fecha: miércoles, 11 de noviembre de 2015 05:18:50 p. m.

Conjunto de datos: GRUPO BIMBO PRONÓSTICO DE COSTO DE VENTAS 2015-2017

Predicción: Red entrenada en GRUPO BIMBO PRONÓSTICO DE COSTO DE VENTAS 2015-2017

Resumen	
<i>Información de red</i>	
Nombre	Red entrenada en GRUPO BIMBO PRONÓSTICO DE COSTO DE VENTAS 2015-2017
Configuración	Predicción lineal
Localización	Este libro de trabajo
Variable de categoría independiente	0
Variables numéricas independientes	5 (No., Trim, INPC, T.C., Ingresos netos)
Variable dependiente	Var. numérica (Costo de Ventas)
<i>Entrenando</i>	
Número de casos	83
Tiempo de Entrenamiento	00:00:00
Número de pruebas	0
Razón de la parada	Auto-Parada
% de predicciones incorrectas (30% tolerancia)	8.4337%
Error cuadrático medio	458421.32
Error absoluto medio	315199.76
Desviación estándar de error absoluto	332865.17
<i>Probando</i>	
Número de casos	21
% de predicciones incorrectas (30% tolerancia)	4.7619%
Error cuadrático medio	803526.47
Error absoluto medio	530545.63
Desviación estándar de error absoluto	603470.07
<i>Predicción</i>	
Número de casos	12
Predicción en Vivo activada	Sí
<i>Conjunto de datos</i>	

Nombre	GRUPO BIMBO PRÓNOSTICO DE COSTO DE VENTAS 2015-2017
Número de filas	116
Etiquetas manuales de caso	NO

Reporte A2

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.9993	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	458421.32	606378.05
Error cuadrático medio (Prueba)	803526.47	1656504.40

Reporte A3

Función lineal	
	Intercep/Coeficiente
<i>Intercep</i>	249753.92
<i>No.</i>	39534.86
<i>Trim</i>	-133292.03
<i>INPC</i>	-48547.38
<i>T.C.</i>	82391.49
<i>Ingresos netos</i>	0.4847

Gráfico A1

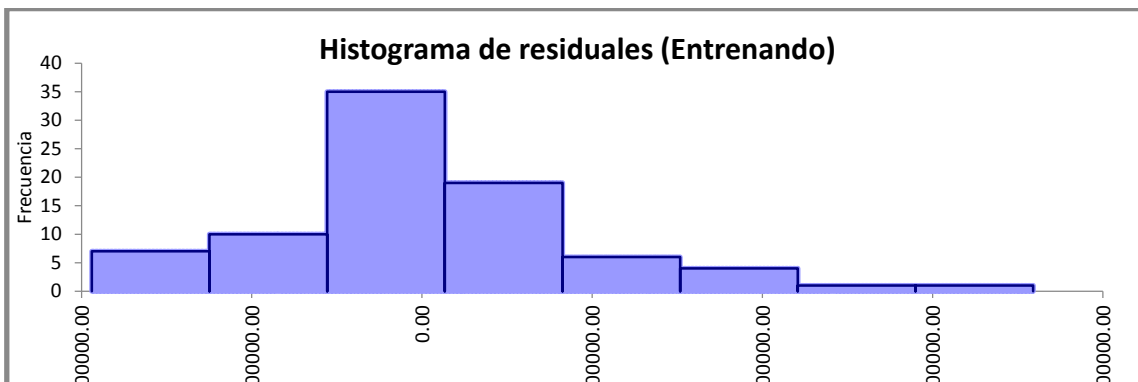


Gráfico A2

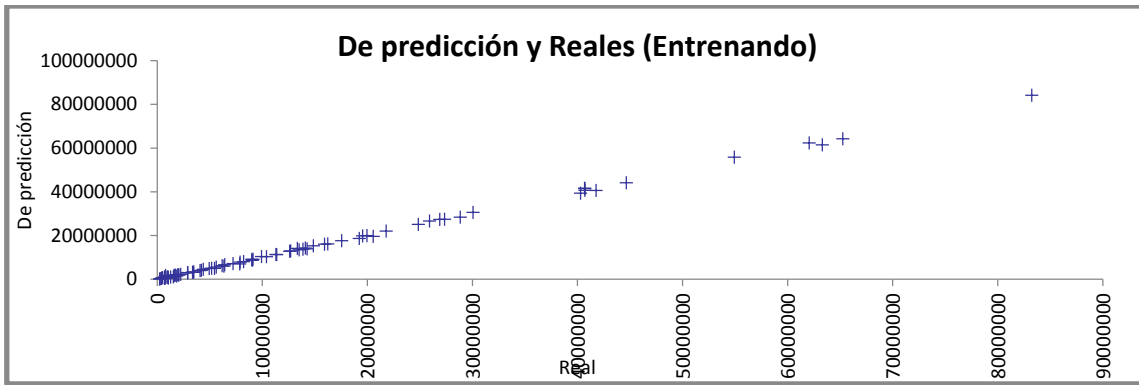


Gráfico A3

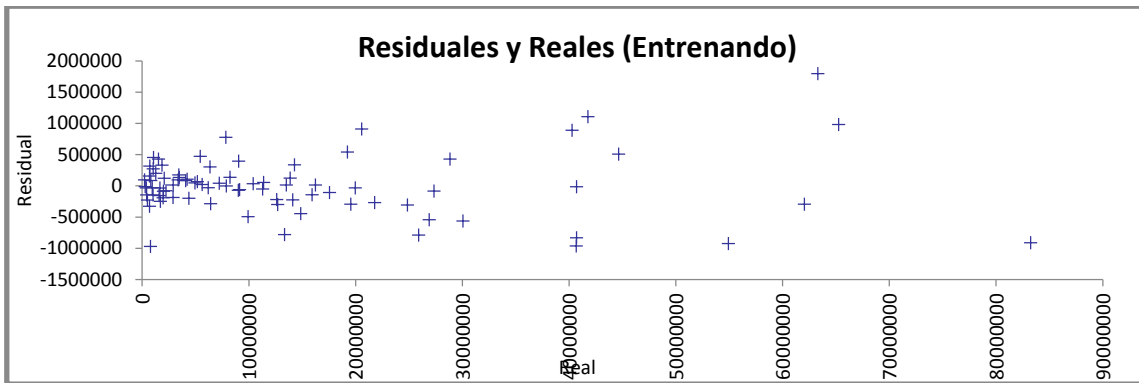
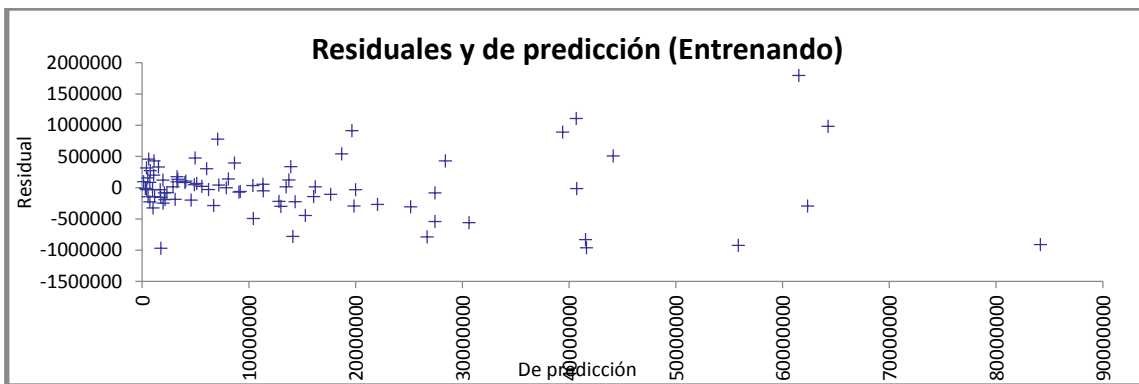


Gráfico A4



1.1.2. Con base hasta 2014 gastos operativos

Reporte A4

NeuralTools: Entrenamiento, Auto-Prueba y Auto-Predicción de red neuronal

Ejecutado por: Yadira Mondragón

Fecha: miércoles, 11 de noviembre de 2015 05:21:04 p. m.

Conjunto de datos: GRUPO BIMBO PRÓNOSTICO DE GASTOS OPERATIVOS 2015-2017

Predicción: Red entrenada en GRUPO BIMBO PRÓNOSTICO DE GASTOS OPERATIVOS 2015-2017

Resumen	
<i>Información de red</i>	
Nombre	Red entrenada en GRUPO BIMBO PRÓNOSTICO DE GASTOS OPERATIVOS 2015-2017
Configuración	Predicción lineal
Localización	Este libro de trabajo
Variable de categoría independiente	0
Variables numéricas independientes	7 (No., Trim, INPC, T.C., Ingresos netos, Costo de Ventas, Resultado Bruto)
Variable dependiente	Var. numérica (Gastos operativos)
<i>Entrenando</i>	
Número de casos	83
Tiempo de Entrenamiento	00:00:00
Número de pruebas	0
Razón de la parada	Auto-Parada
% de predicciones incorrectas (30% tolerancia)	6.0241%
Error cuadrático medio	510483.27
Error absoluto medio	339914.43
Desviación estándar de error absoluto	380856.07
<i>Probando</i>	
Número de casos	21
% de predicciones incorrectas (30% tolerancia)	9.5238%
Error cuadrático medio	646320.92
Error absoluto medio	416581.81
Desviación estándar de error absoluto	494156.17
<i>Predicción</i>	
Número de casos	12
Predicción en Vivo activada	Sí
<i>Conjunto de datos</i>	
Nombre	GRUPO BIMBO PRÓNOSTICO DE GASTOS OPERATIVOS 2015-2017
Número de filas	116
Etiquetas manuales de caso	NO

Reporte A5

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.9993	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	510483.27	427312.24
Error cuadrático medio (Prueba)	646320.92	1177092.44

Reporte A6

Función lineal	
	Intercep/Coeficiente
<i>Intercep</i>	404734.60
<i>No.</i>	-30349.54
<i>Trim</i>	-98964.03
<i>INPC</i>	39335.91
<i>T.C.</i>	-117539.42
<i>Ingresos netos</i>	0.5548
<i>Costo de Ventas</i>	-0.2300
<i>Resultado Bruto</i>	0.000

Gráfico A8

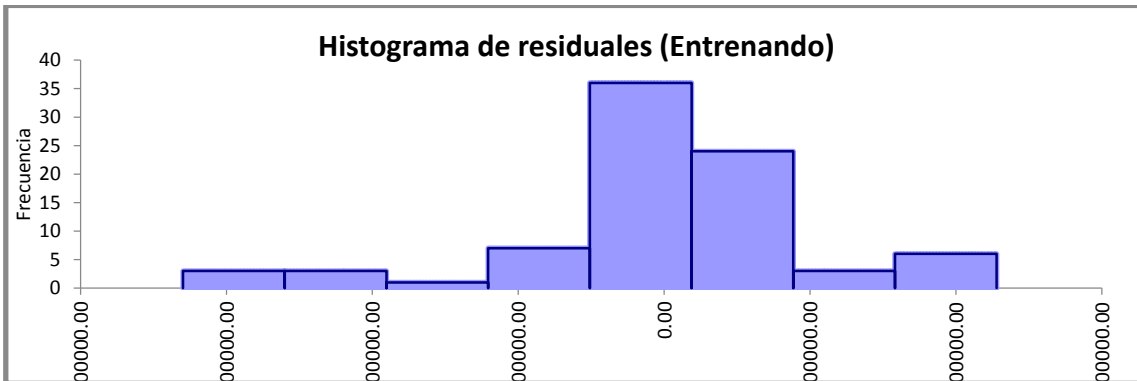


Gráfico A9

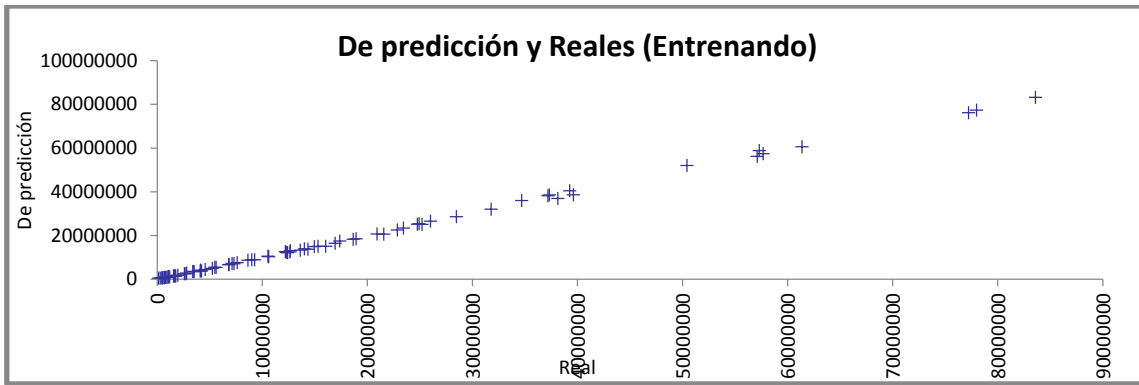


Gráfico A10

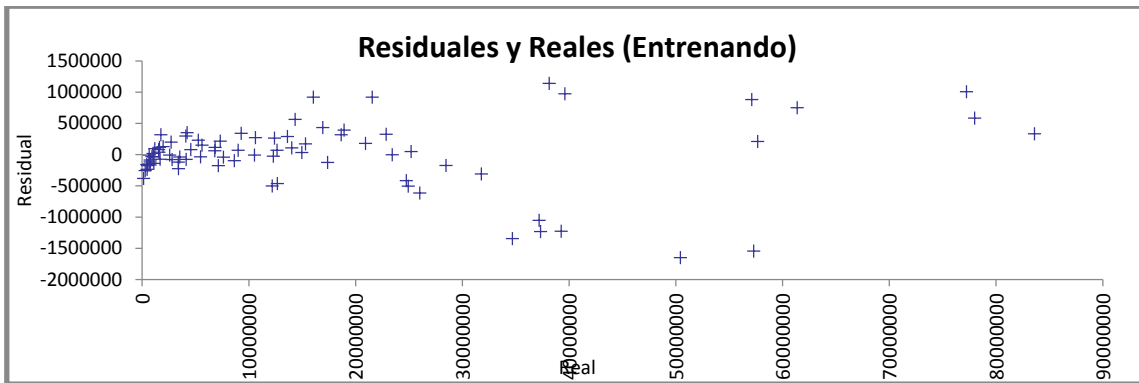


Gráfico A11

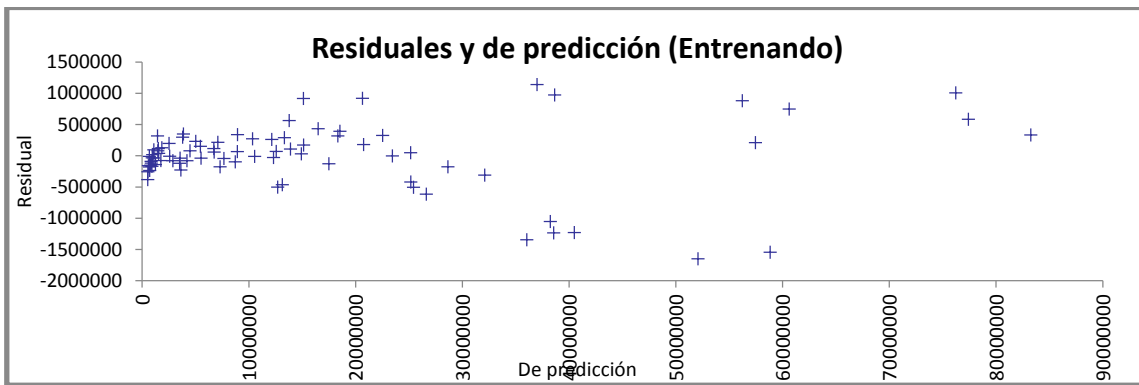


Gráfico A12

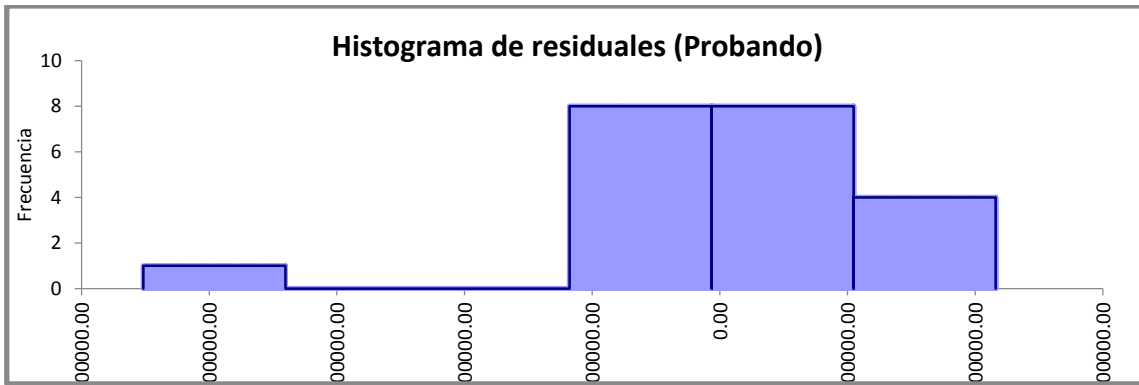


Gráfico A13

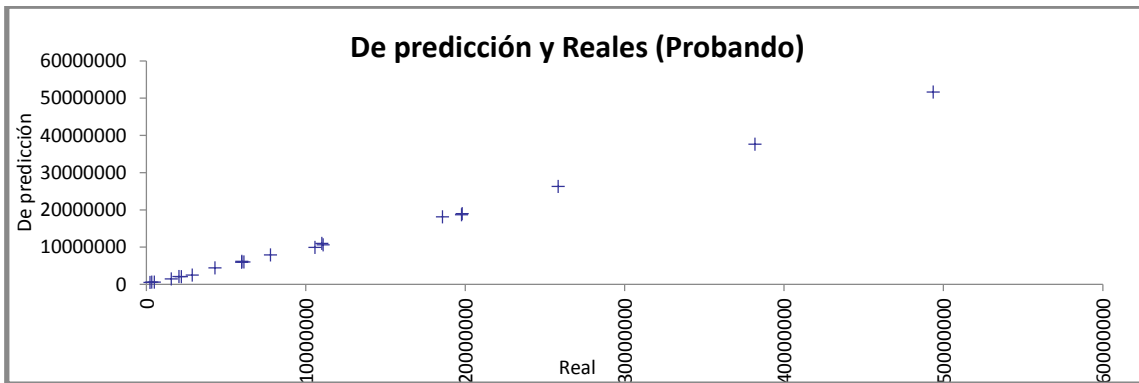


Gráfico A14

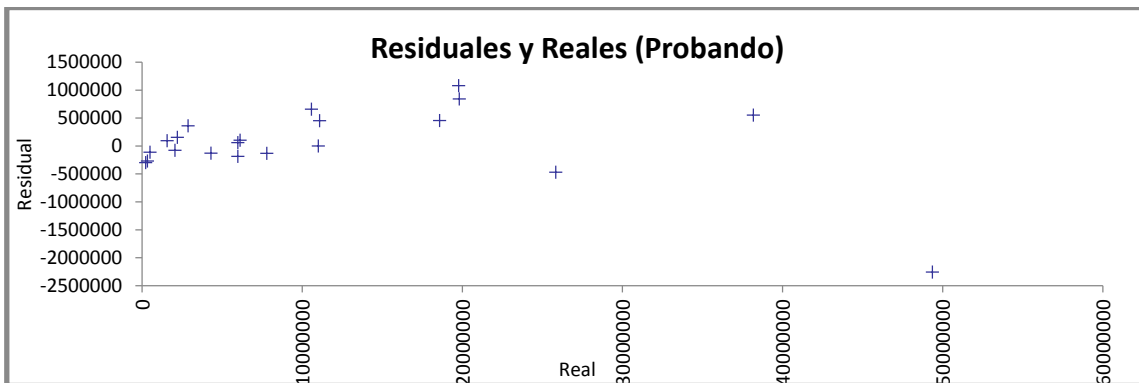
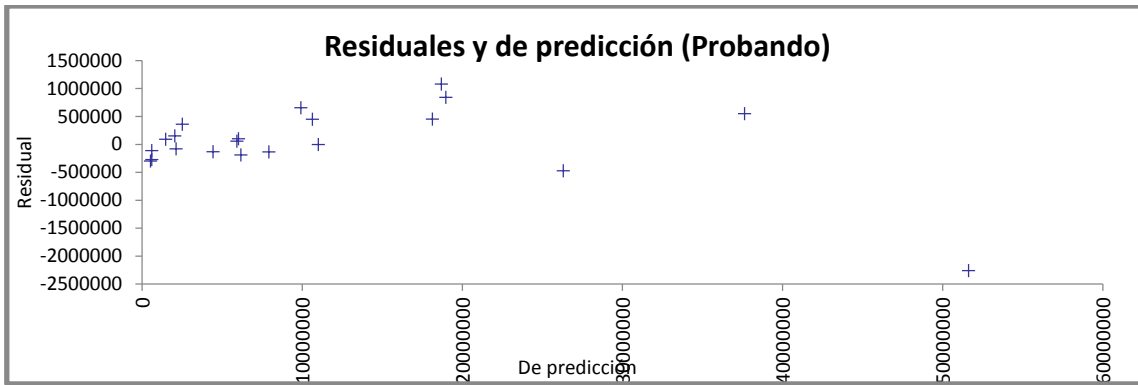


Gráfico A15



1.1.3. Con base tercer trimestre 2015 costo de ventas

Reporte A7

NeuralTools: Entrenamiento, Auto-Prueba y Auto-Predicción de red neuronal

Ejecutado por: Yadira Mondragón

Fecha: miércoles, 11 de noviembre de 2015 04:59:25 p. m.

Conjunto de datos: GRUPO BIMBO PRÓNOSTICO COSTO DE VENTAS ÚLT TRI 2015-2017

Predicción: Red entrenada en GRUPO BIMBO PRÓNOSTICO COSTO DE VENTAS ÚLT TRI 2015-2017

Resumen	
Información de red	
Nombre	Red entrenada en GRUPO BIMBO PRÓNOSTICO COSTO DE VENTAS ÚLT TRI 2015-2017
Configuración	Predicción lineal
Localización	Este libro de trabajo
Variable de categoría independiente	0
Variables numéricas independientes	5 (No., Trim, INPC, T.C., Ingresos netos)
Variable dependiente	Var. numérica (Costo de Ventas)
Entrenando	
Número de casos	86
Tiempo de Entrenamiento	00:00:00
Número de pruebas	0
Razón de la parada	Auto-Parada
% de predicciones incorrectas (30% tolerancia)	3.4884%
Error cuadrático medio	584849.22
Error absoluto medio	364443.64
Desviación estándar de error absoluto	457416.05
Probando	
Número de casos	21
% de predicciones incorrectas (30% tolerancia)	4.7619%

Error cuadrático medio	571407.26
Error absoluto medio	359820.67
Desviación estándar de error absoluto	443886.62
Predicción	
Número de casos	9
Predicción en Vivo activada	Sí
Conjunto de datos	
Nombre	GRUPO BIMBO PRÓNOSTICO COSTO DE VENTAS ÚLT TRI 2015-2017
Número de filas	116
Etiquetas manuales de caso	NO

Reporte A8

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.9993	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	584849.22	731166.63
Error cuadrático medio (Prueba)	571407.26	2131105.60

Reporte A9

Función lineal	
	Intercep/Coeficiente
<i>Intercep</i>	332085.23
<i>No.</i>	27673.63
<i>Trim</i>	-67309.37
<i>INPC</i>	-25182.85
<i>T.C.</i>	-21112.08
<i>Ingresos netos</i>	0.4786

Gráfico A16

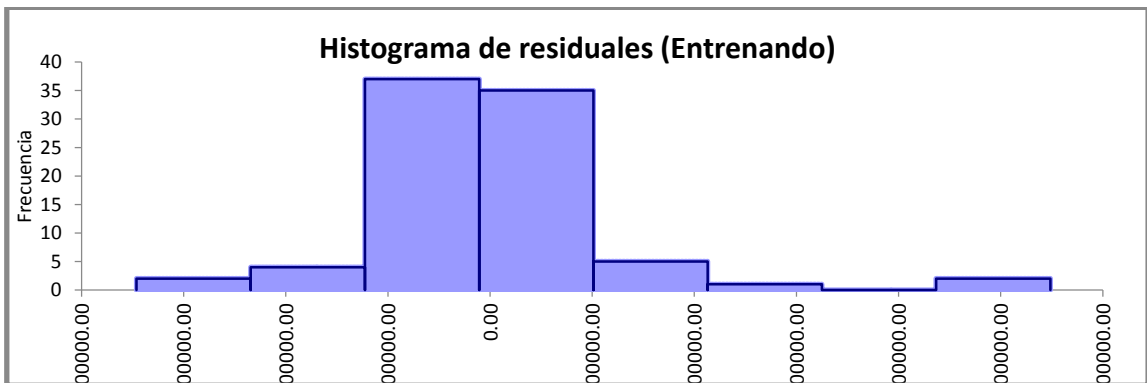


Gráfico A17

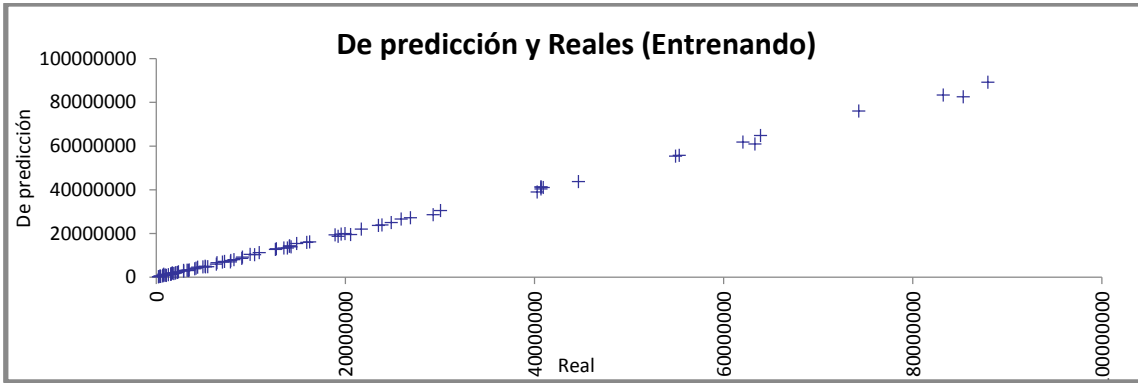


Gráfico A18

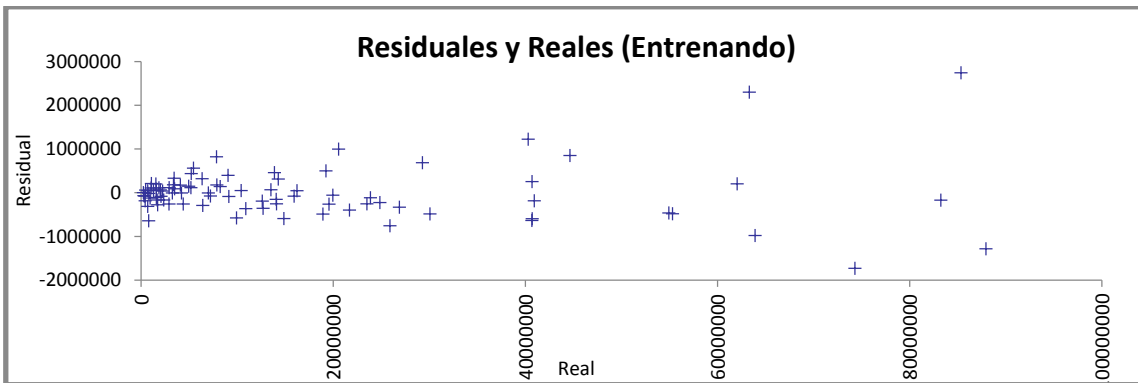


Gráfico A19

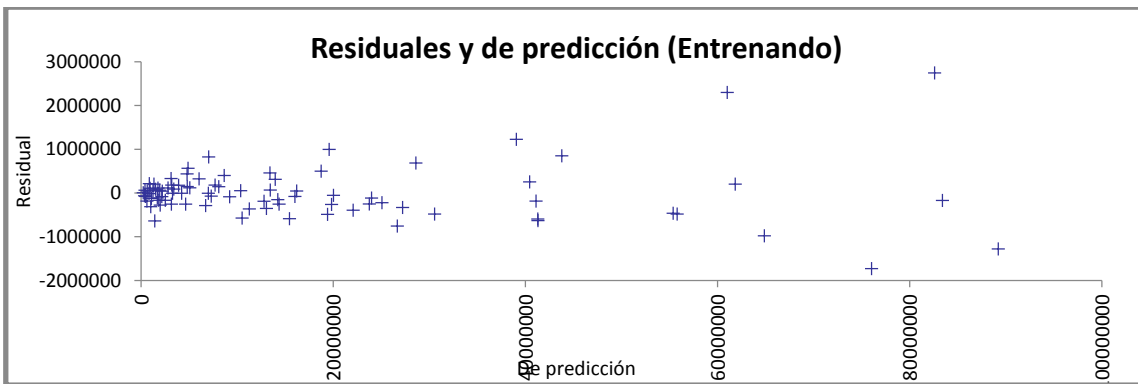


Gráfico A20

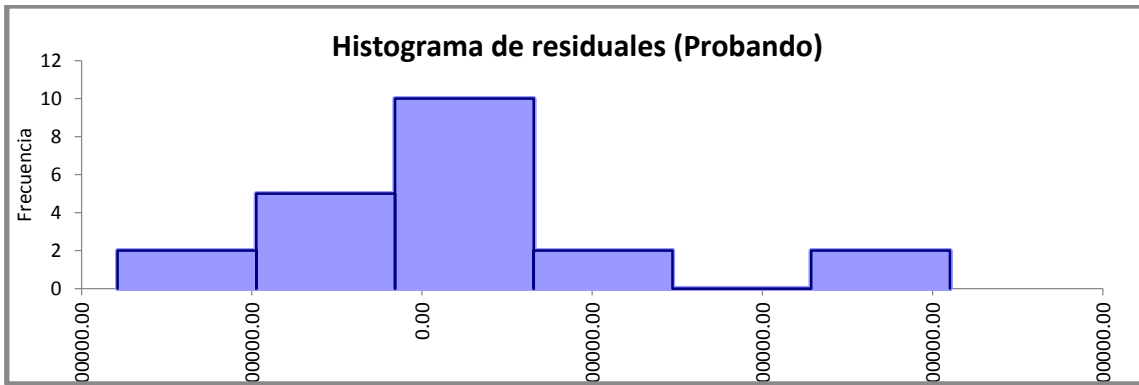


Gráfico A21

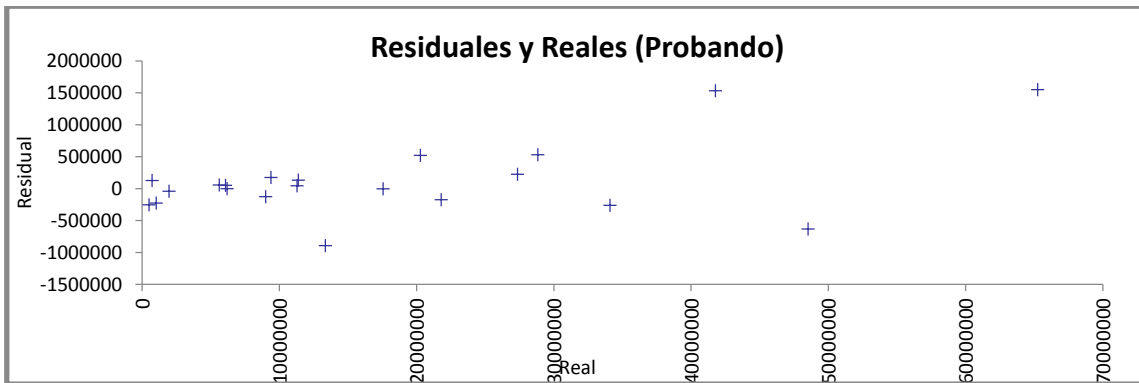


Gráfico A22

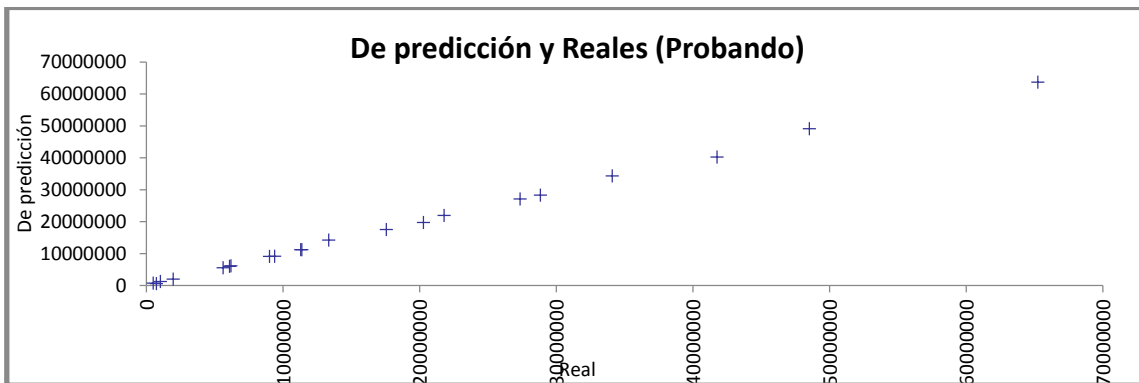
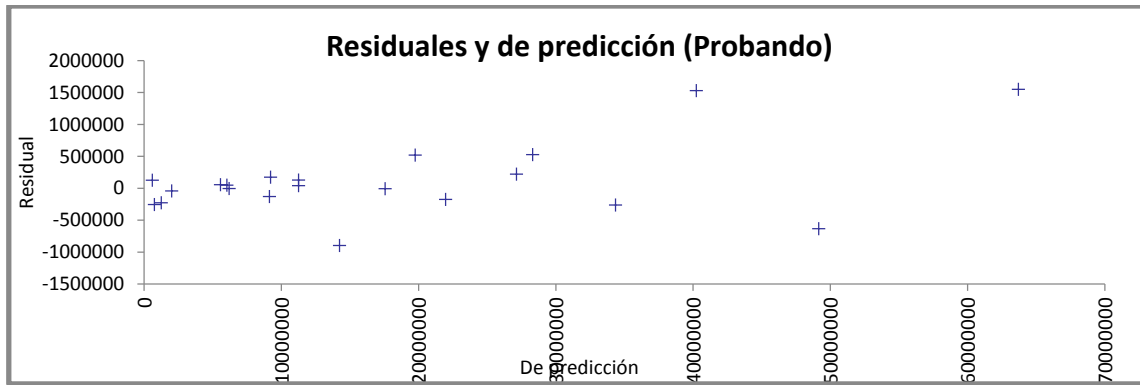


Gráfico A23



1.1.4. Con base tercer trimestre 2015 gastos operativos

Reporte A10

NeuralTools: Entrenamiento, Auto-Prueba y Auto-Predicción de red neuronal

Ejecutado por: Yadira Mondragón

Fecha: miércoles, 11 de noviembre de 2015 05:01:43 p. m.

Conjunto de datos: GRUPO BIMBO PRÓNOSTICO GASTOS OPERATIVOS ÚLT TRI 2015-2017

Predicción: Red entrenada en GRUPO BIMBO PRÓNOSTICO GASTOS OPERATIVOS ÚLT TRI 2015-2017

Resumen	
Información de red	
Nombre	Red entrenada en GRUPO BIMBO PRÓNOSTICO GASTOS OPERATIVOS ÚLT TRI 2015-2017
Configuración	Predicción lineal
Localización	Este libro de trabajo
Variable de categoría independiente	0
Variables numéricas independientes	7 (No., Trim, INPC, T.C., Ingresos netos, Costo de Ventas, Resultado Bruto)
Variable dependiente	Var. numérica (Gastos operativos)
Entrenando	
Número de casos	86
Tiempo de Entrenamiento	00:00:00
Número de pruebas	0
Razón de la parada	Auto-Parada
% de predicciones incorrectas (30% tolerancia)	4.6512%
Error cuadrático medio	491690.65
Error absoluto medio	312789.26
Desviación estándar de error absoluto	379371.29

Probando	
Número de casos	21
% de predicciones incorrectas (30% tolerancia)	0.0000%
Error cuadrático medio	813101.06
Error absoluto medio	511752.32
Desviación estándar de error absoluto	631856.70
Predicción	
Número de casos	9
Predicción en Vivo activada	SÍ
Conjunto de datos	
Nombre	GRUPO BIMBO PRÓNOSTICO GASTOS OPERATIVOS ÚLT TRI 2015-2017
Número de filas	116
Etiquetas manuales de caso	NO

Reporte A11

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.9993	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	491690.65	652682.39
Error cuadrático medio (Prueba)	813101.06	1640380.95

Reporte A12

Función lineal	
	Intercep/Coeficiente
<i>Intercep</i>	322008.12
<i>No.</i>	-9398.78
<i>Trim</i>	-124449.08
<i>INPC</i>	18170.94
<i>T.C.</i>	-73309.58
<i>Ingresos netos</i>	0.6526
<i>Costo de Ventas</i>	-0.4344
<i>Resultado Bruto</i>	0.000

Gráfico A24

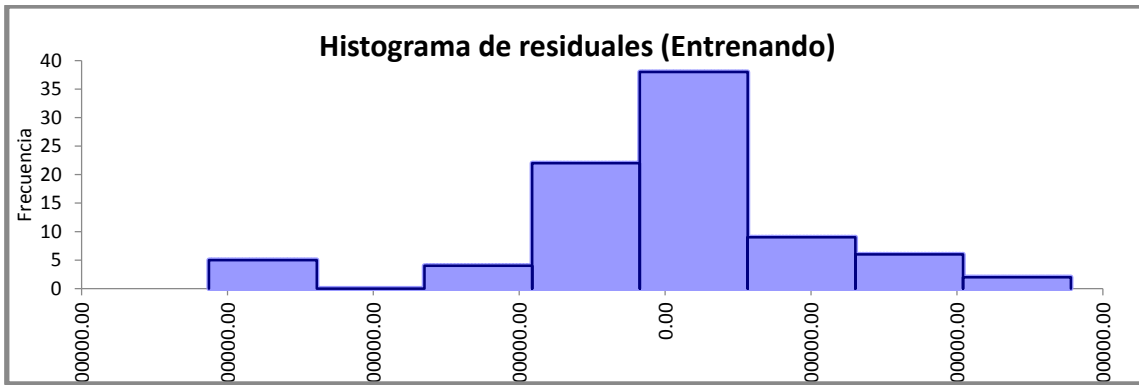


Gráfico A25

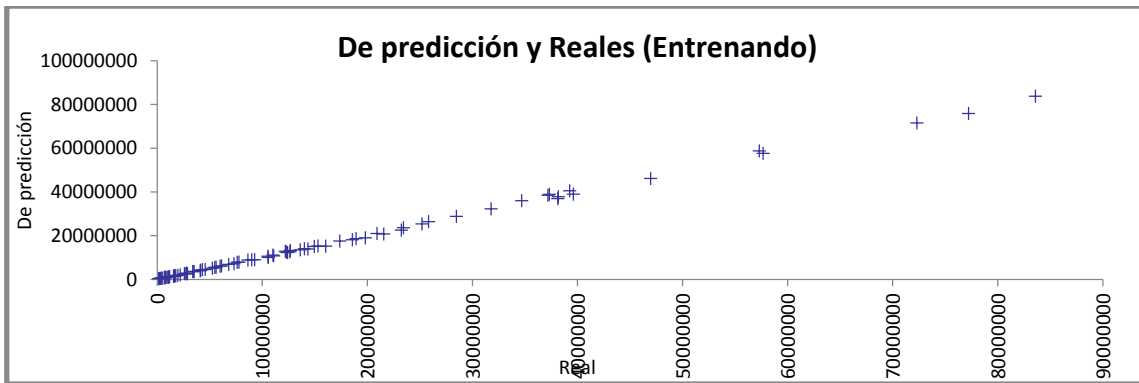


Gráfico A26

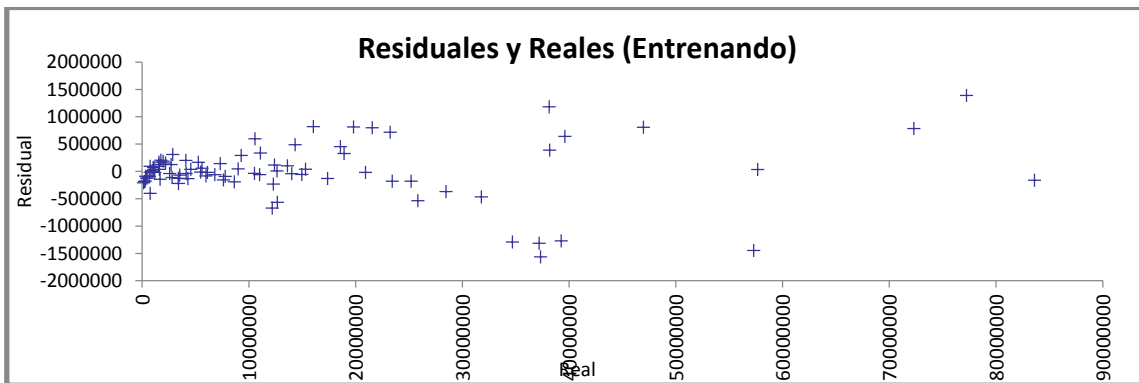


Gráfico A27

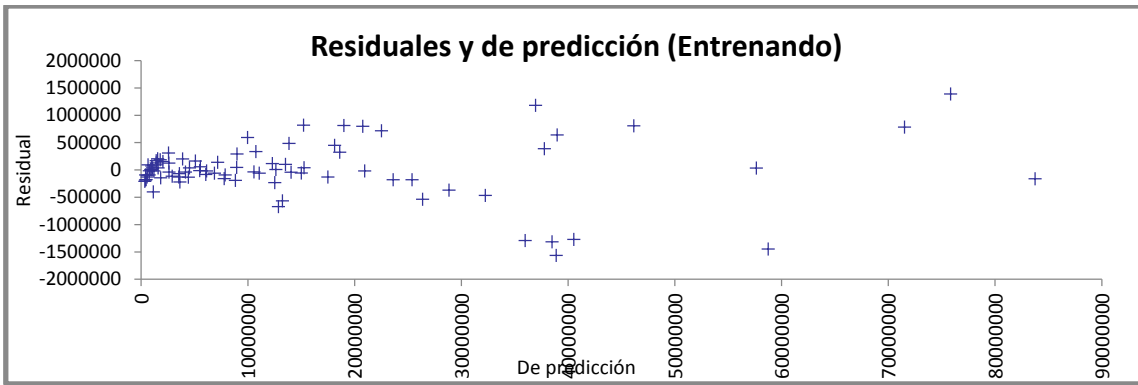


Gráfico A28

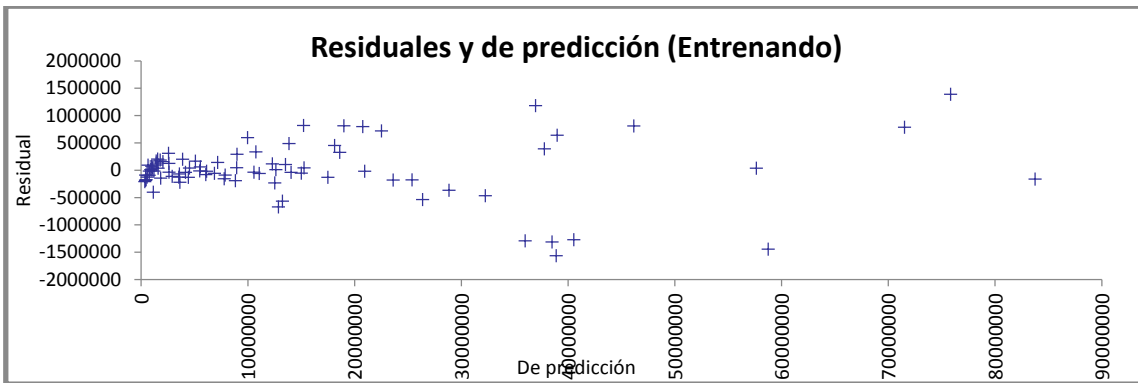


Gráfico A29

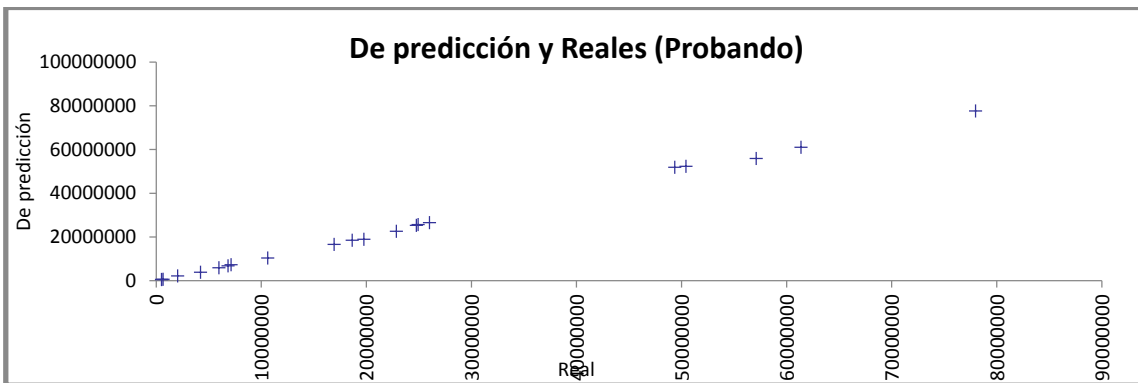


Gráfico A30

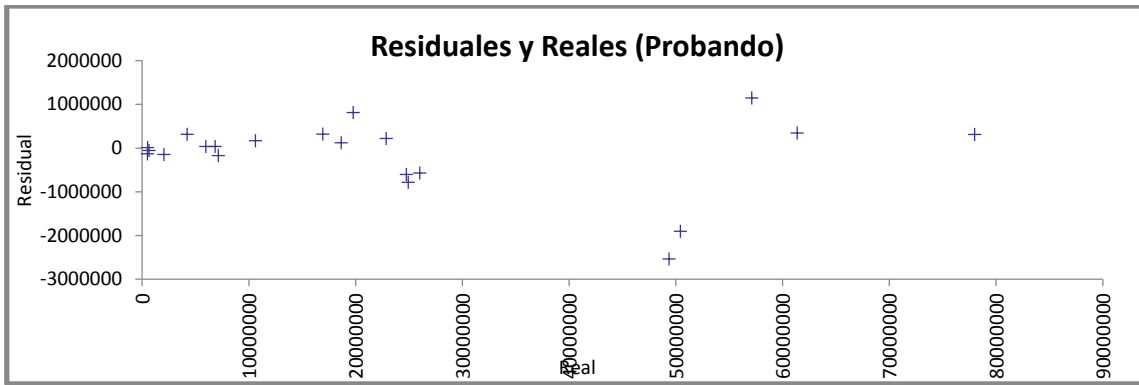
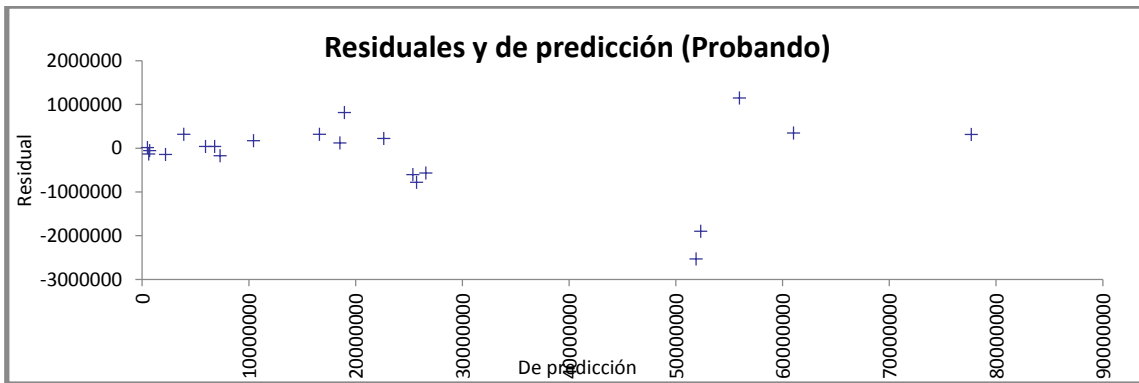


Gráfico A31



ANEXO 2 REPORTE DE NEURALTOOLS PRONÓSTICO 2010 - 2012

2.1.1. Costo de ventas

Reporte A13

NeuralTools: Entrenamiento, Auto-Prueba y Auto-Predicción de red neuronal

Ejecutado por: Yadira Mondragón

Fecha: miércoles, 11 de noviembre de 2015 05:55:57 p. m.

Conjunto de datos: GRUPO BIMBO PRONÓSTICO DE COSTO DE VENTAS 2010-2012

Predicción: Red entrenada en GRUPO BIMBO PRONÓSTICO DE COSTO DE VENTAS 2010-2012

Resumen	
<i>Información de red</i>	
Nombre	Red entrenada en GRUPO BIMBO PRONÓSTICO DE COSTO DE VENTAS 2010-2012
Configuración	Predicción lineal
Localización	Este libro de trabajo
Variable de categoría independiente	0
Variables numéricas independientes	5 (No., Trim, INPC, T.C., Ingresos netos)
Variable dependiente	Var. numérica (Costo de Ventas)
<i>Entrenando</i>	
Número de casos	6
Tiempo de Entrenamiento	00:00:00
Número de pruebas	0
Razón de la parada	Auto-Parada
% de predicciones incorrectas (30% tolerancia)	0.0000%
Error cuadrático medio	0.0000000106
Error absoluto medio	0.0000000087
Desviación estándar de error absoluto	0.0000000061
<i>Probando</i>	
Número de casos	2
% de predicciones incorrectas (30% tolerancia)	0.0000%
Error cuadrático medio	176144.87
Error absoluto medio	175119.64
Desviación estándar de error absoluto	18976.93
<i>Predicción</i>	
Número de casos	12
Predicción en Vivo activada	SÍ
<i>Conjunto de datos</i>	
Nombre	GRUPO BIMBO PRONÓSTICO DE COSTO DE VENTAS 2010-2012
Número de filas	20
Etiquetas manuales de caso	NO

Reporte A14

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	1.000	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	0.0000000106	0.0000000008
Error cuadrático medio (Prueba)	176144.87	13789713.34

Reporte A15

Función lineal	
	Intercep/Coeficiente
<i>Intercep</i>	17265912.90
<i>No.</i>	281377.38
<i>Trim</i>	1431302.27
<i>INPC</i>	-225415.57
<i>T.C.</i>	201965.62
<i>Ingresos netos</i>	0.4163

Gráfico A32

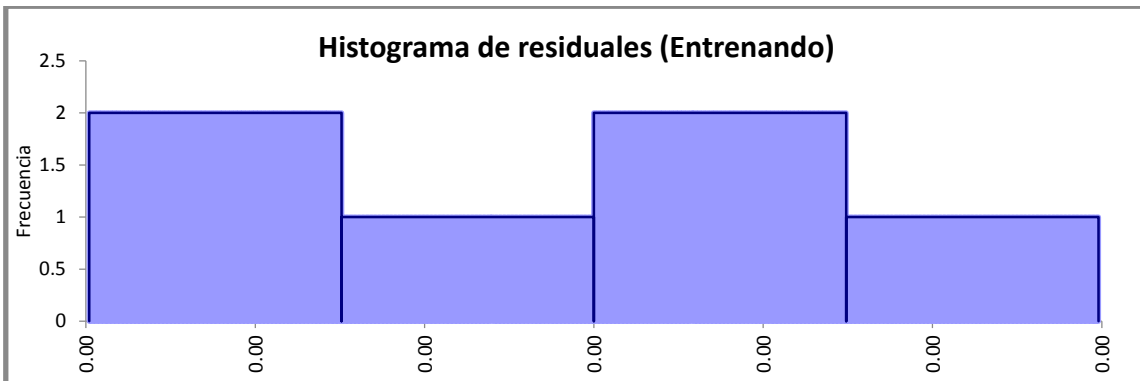


Gráfico A33

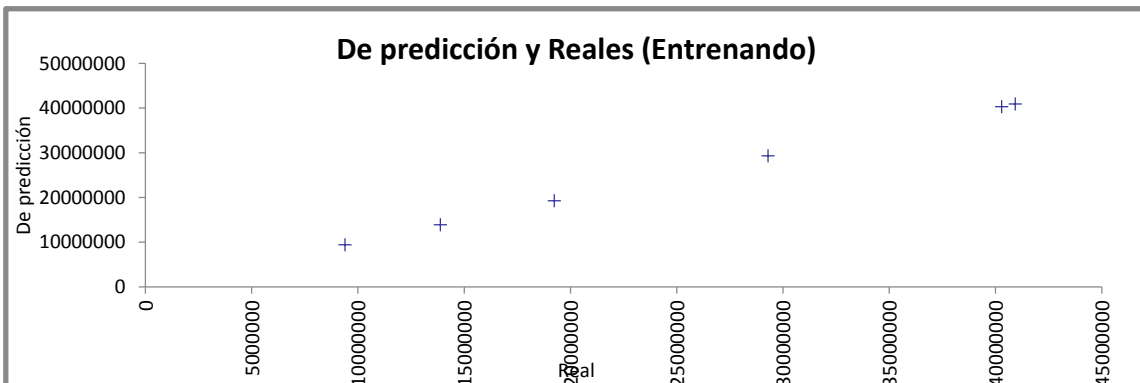


Gráfico A34

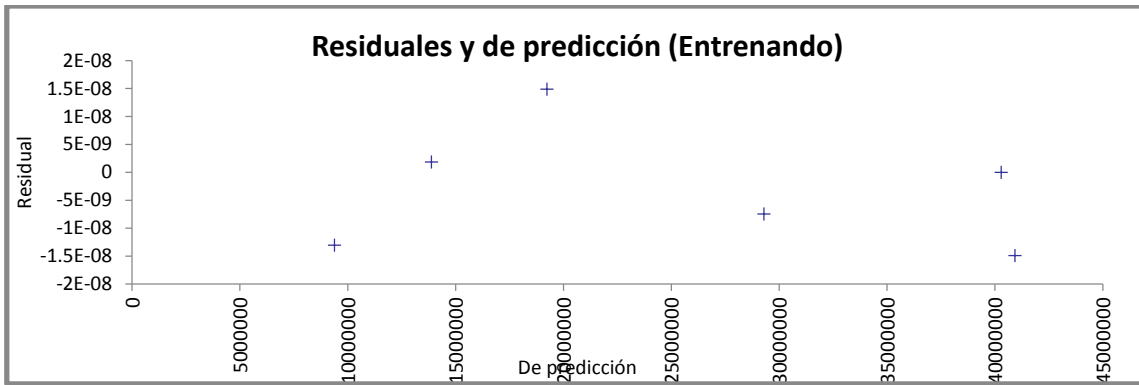


Gráfico A35

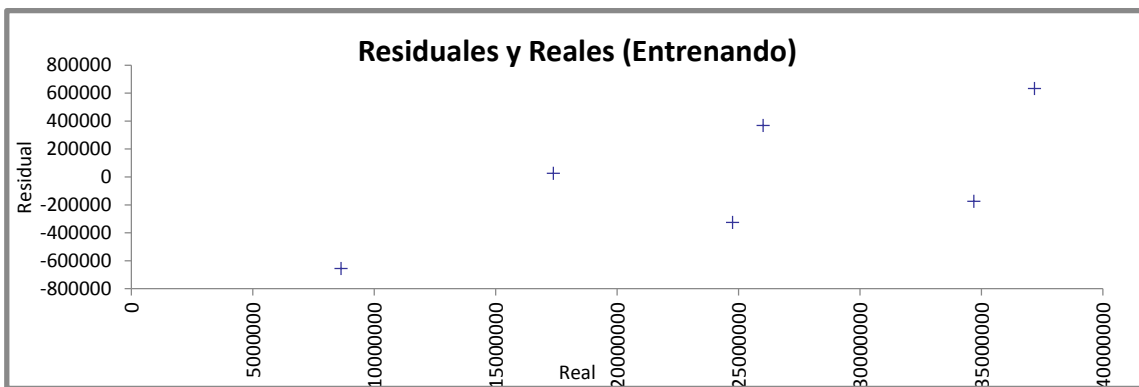


Gráfico A36

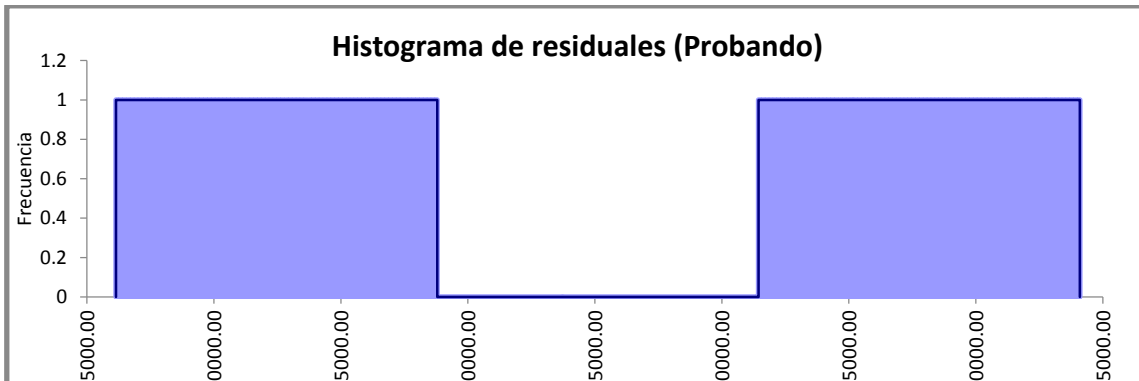


Gráfico A37

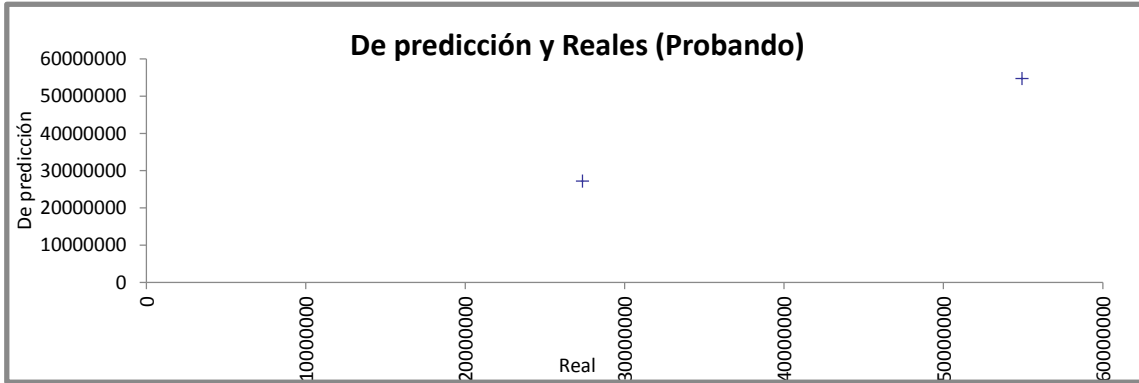


Gráfico A38

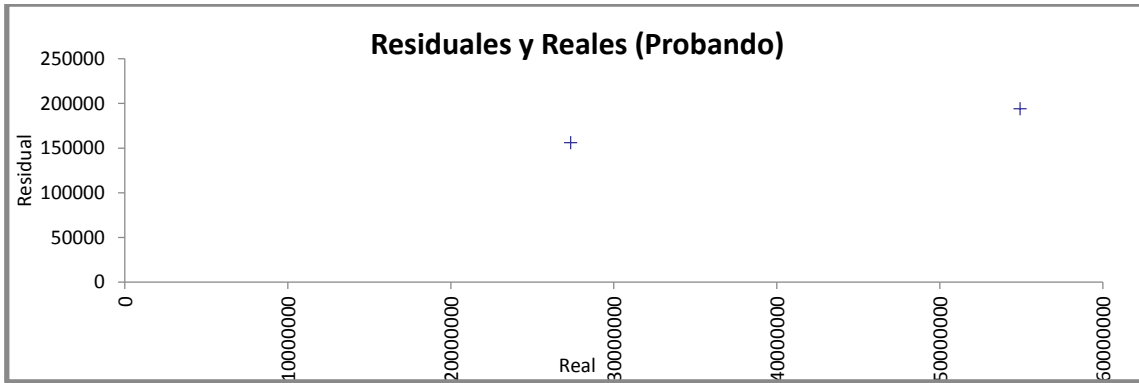
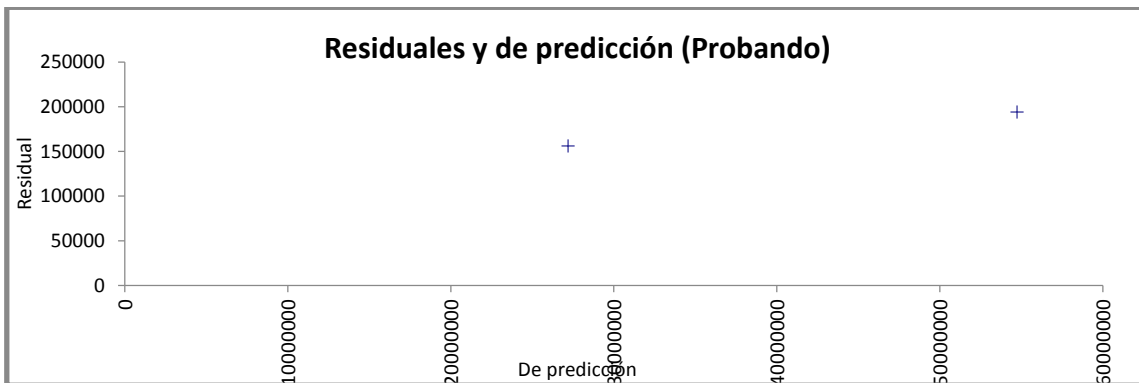


Gráfico A39



2.1.2. Gastos operativos

Reporte A16

NeuralTools: Entrenamiento, Auto-Prueba y Auto-Predicción de red neuronal

Ejecutado por: Yadira Mondragón

Fecha: miércoles, 11 de noviembre de 2015 05:57:35 p. m.

Conjunto de datos: GRUPO BIMBO PRONÓSTICO DE GASTOS OPERATIVOS 2010-2012

Red: Red entrenada en GRUPO BIMBO PRONÓSTICO DE GASTOS OPERATIVOS 2010-2012

Resumen	
<i>Información de red</i>	
Nombre	Red entrenada en GRUPO BIMBO PRONÓSTICO DE GASTOS OPERATIVOS 2010-2012
Configuración	Predicción numérica GRNN
Localización	Este libro de trabajo
Variable de categoría independiente	0
Variables numéricas independientes	7 (No., Trim, INPC, T.C., Ingresos netos, Costo de Ventas, Resultado Bruto)
Variable dependiente	Var. numérica (Gastos operativos)
<i>Entrenando</i>	
Número de casos	6
Tiempo de Entrenamiento	00:00:00
Número de pruebas	93
Razón de la parada	Auto-Parada
% de predicciones incorrectas (30% tolerancia)	0.0000%
Error cuadrático medio	428955.49
Error absoluto medio	364008.13
Desviación estándar de error absoluto	226938.08
<i>Probando</i>	
Número de casos	2
% de predicciones incorrectas (30% tolerancia)	0.0000%
Error cuadrático medio	8720602.48
Error absoluto medio	6929144.88
Desviación estándar de error absoluto	5294889.87
<i>Predicción</i>	
Número de casos	12
Predicción en Vivo activada	Sí
<i>Conjunto de datos</i>	
Nombre	GRUPO BIMBO PRONÓSTICO DE GASTOS OPERATIVOS 2010-2012
Número de filas	20
Etiquetas manuales de caso	NO

Reporte A17

Regresión lineal no completada	
Razón	Unable to perform linear regression, because there are too few data points.

Gráfico A40

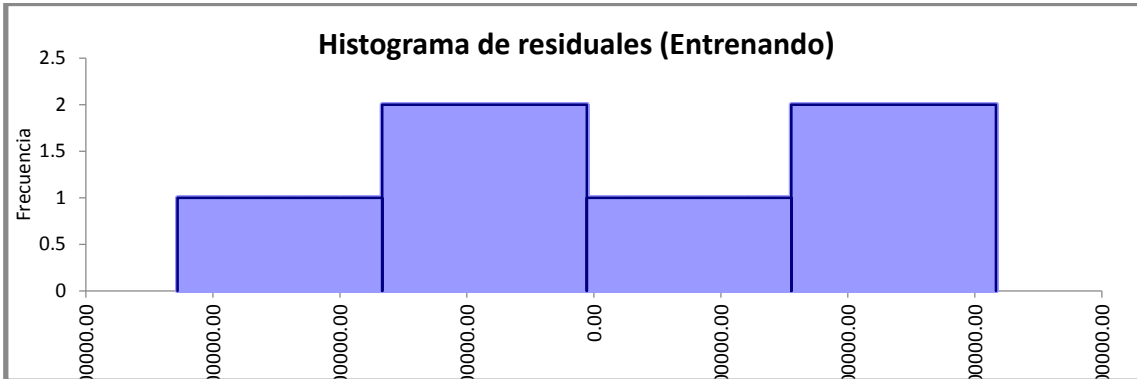


Gráfico A41

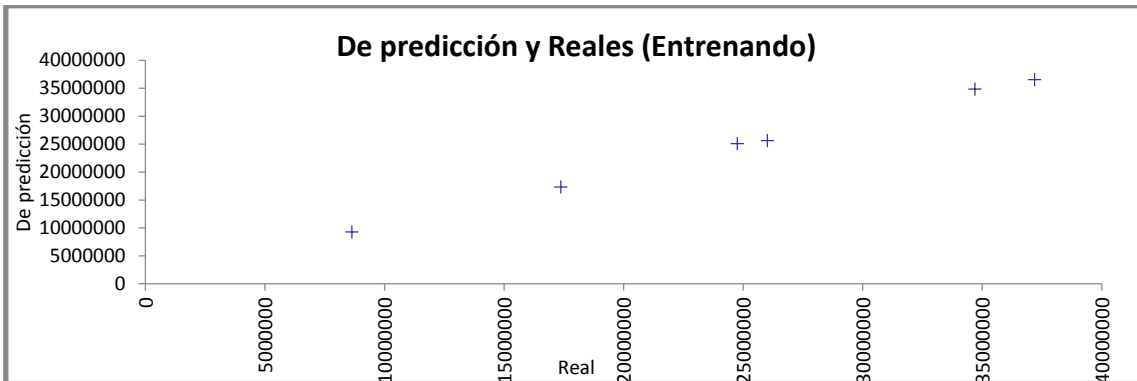


Gráfico A42

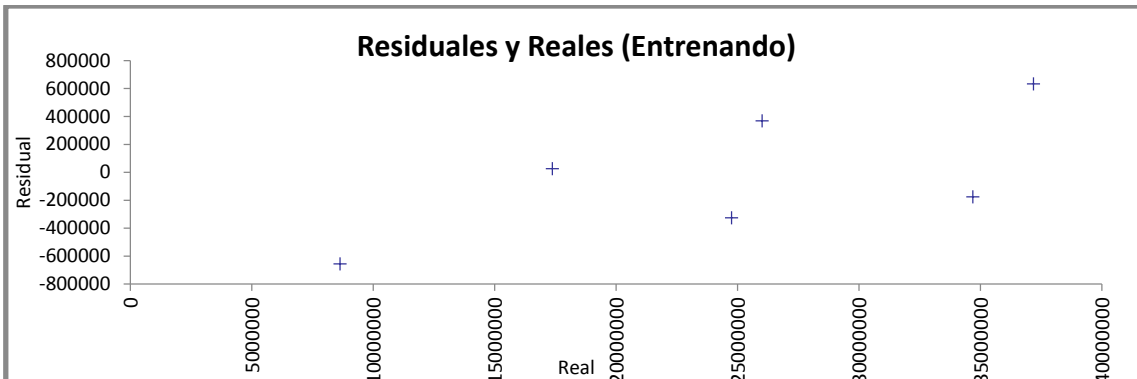


Gráfico A43

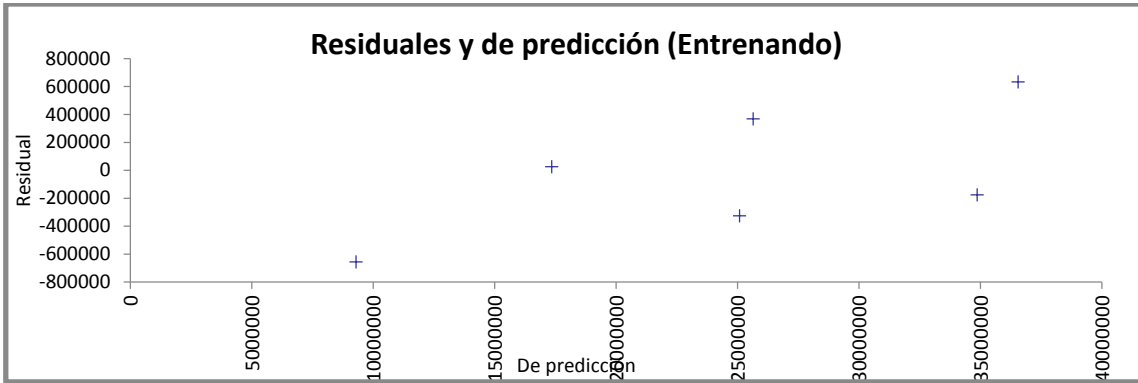


Gráfico A44

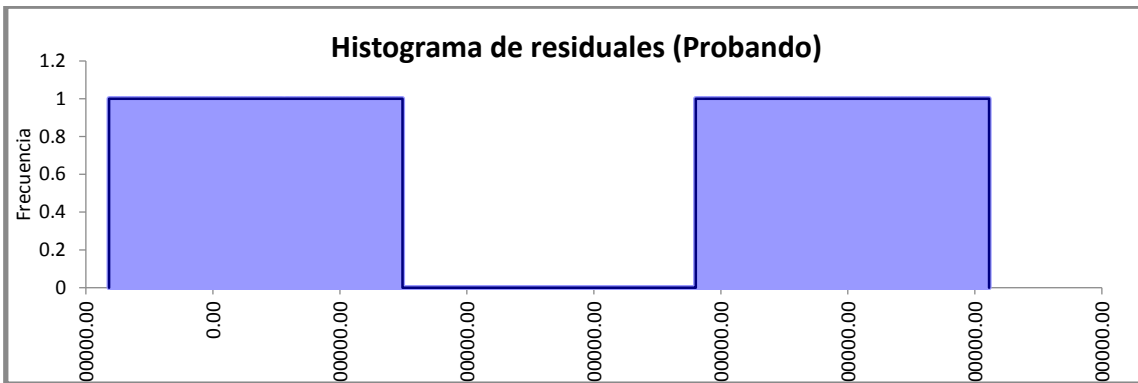


Gráfico A45

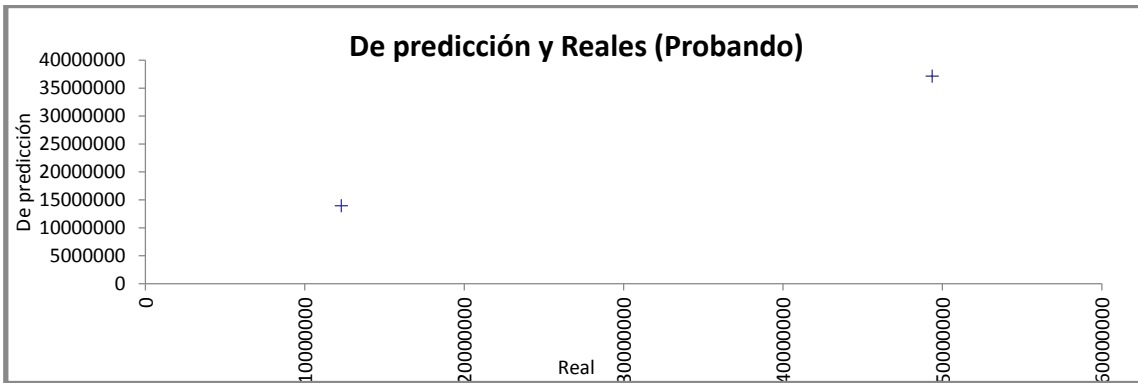


Gráfico A46

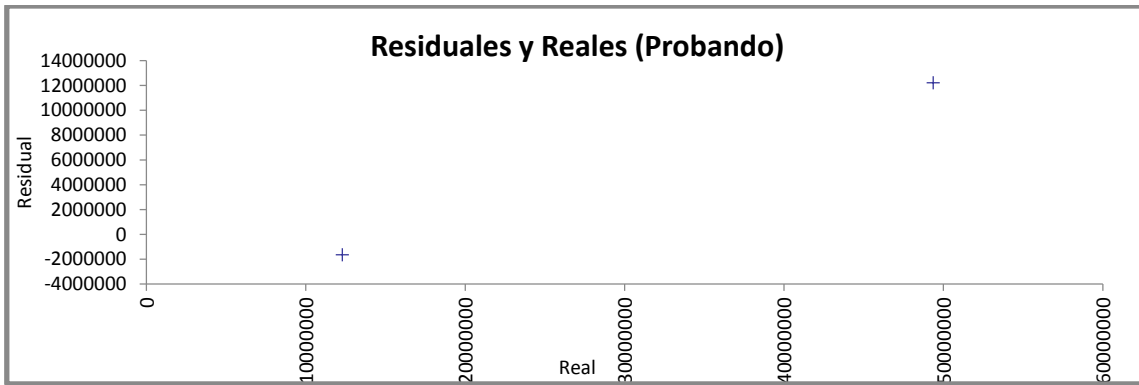
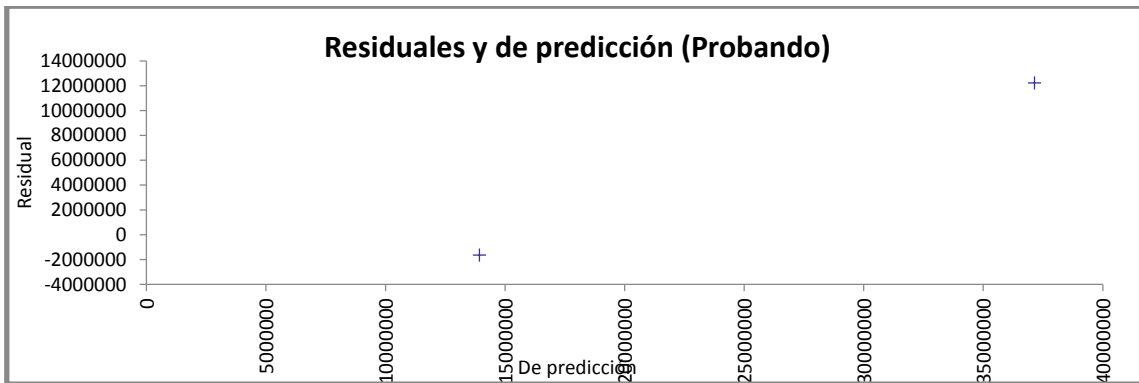


Gráfico A47



ANEXO 3 REPORTE DE NEURALTOOLS PRONÓSTICO 2004-2007

3.1.1. Costo de ventas

Reporte A18

NeuralTools: Entrenamiento, Auto-Prueba y Auto-Predicción de red neuronal

Ejecutado por: Yadira Mondragón

Fecha: miércoles, 11 de noviembre de 2015 05:38:21 p. m.

Conjunto de datos: GRUPO BIMBO PRONÓSTICODEL COSTO DE VENTAS 2004-2007

Predicción: Red entrenada en GRUPO BIMBO PRONÓSTICODEL COSTO DE VENTAS 2004-2007

Resumen	
<i>Información de red</i>	
Nombre	Red entrenada en GRUPO BIMBO PRONÓSTICODEL COSTO DE VENTAS 2004-2007
Configuración	Predicción lineal
Localización	Este libro de trabajo
Variable de categoría independiente	0
Variables numéricas independientes	5 (No., Trim, INPC, T.C., Ingresos netos)
Variable dependiente	Var. numérica (Costo de Ventas)
<i>Entrenando</i>	
Número de casos	10
Tiempo de Entrenamiento	00:00:00
Número de pruebas	0
Razón de la parada	Auto-Parada
% de predicciones incorrectas (30% tolerancia)	0.0000%
Error cuadrático medio	54211.69
Error absoluto medio	39390.61
Desviación estándar de error absoluto	37246.30
<i>Probando</i>	
Número de casos	2
% de predicciones incorrectas (30% tolerancia)	0.0000%
Error cuadrático medio	142493.81
Error absoluto medio	141555.00
Desviación estándar de error absoluto	16330.00
<i>Predicción</i>	
Número de casos	16
Predicción en Vivo activada	Sí
<i>Conjunto de datos</i>	
Nombre	GRUPO BIMBO PRONÓSTICODEL COSTO DE VENTAS 2004-2007
Número de filas	28
Etiquetas manuales de caso	NO

Reporte A19

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.9999	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	54211.69	163014.07
Error cuadrático medio (Prueba)	142493.81	1456468.17

Reporte A20

Función lineal	
	Intercep/Coeficiente
<i>Intercep</i>	-7286071.87
<i>No.</i>	-121806.06
<i>Trim</i>	-685237.57
<i>INPC</i>	112723.70
<i>T.C.</i>	26425.88
<i>Ingresos netos</i>	0.5311

Gráfico A48

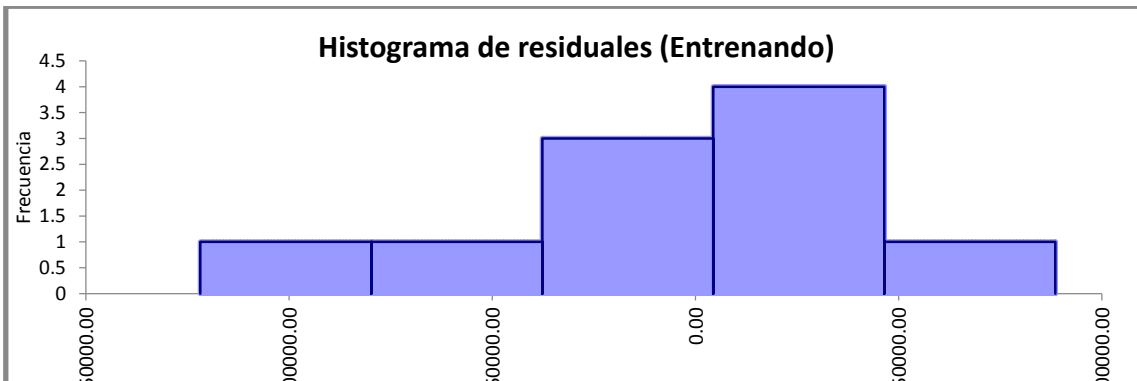


Gráfico A49

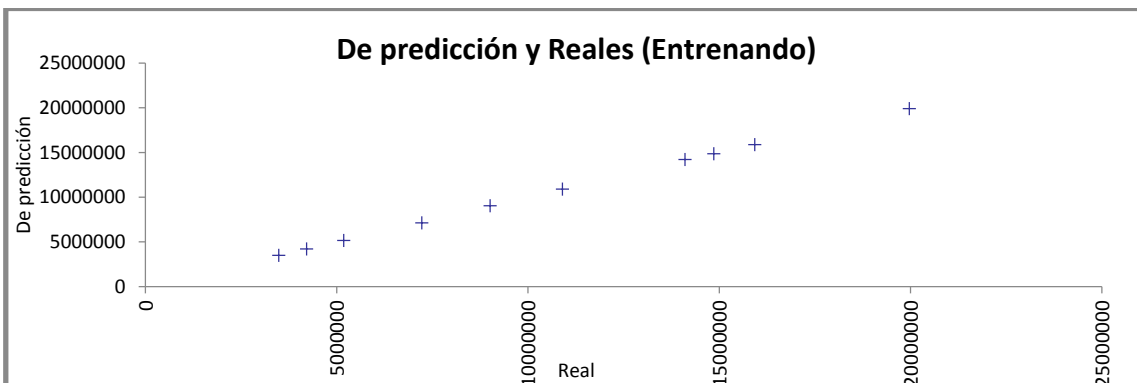


Gráfico A50

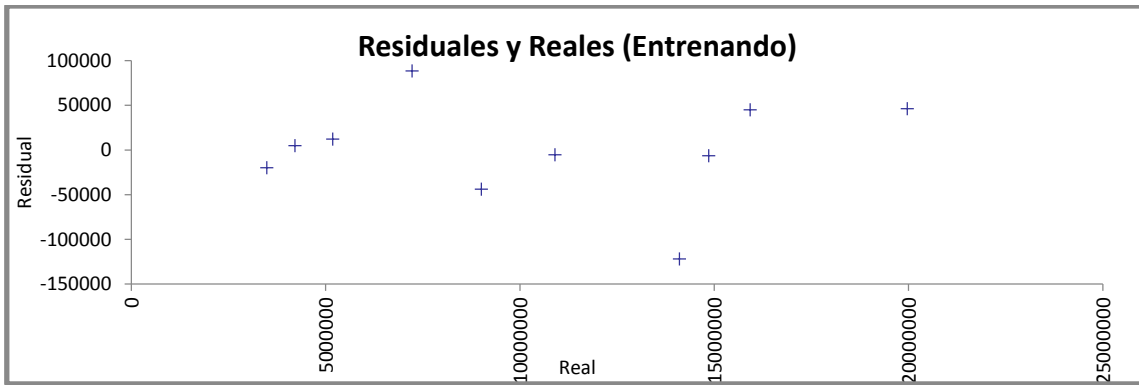


Gráfico A51

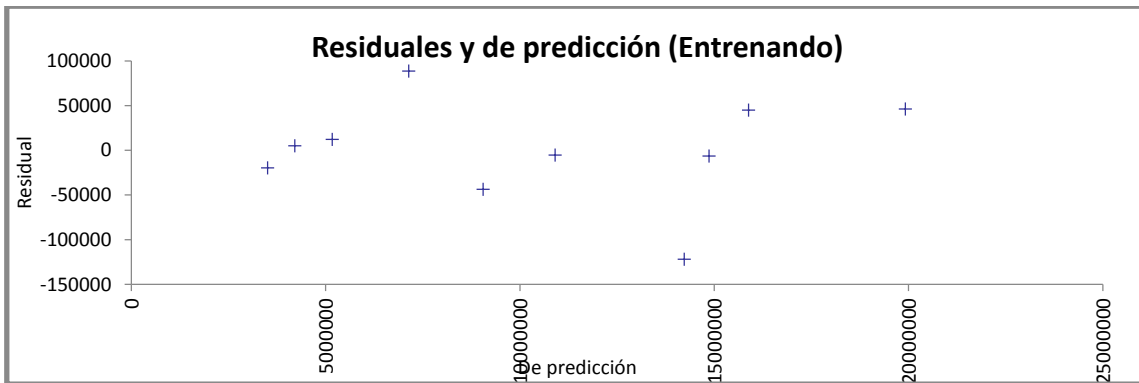


Gráfico A52

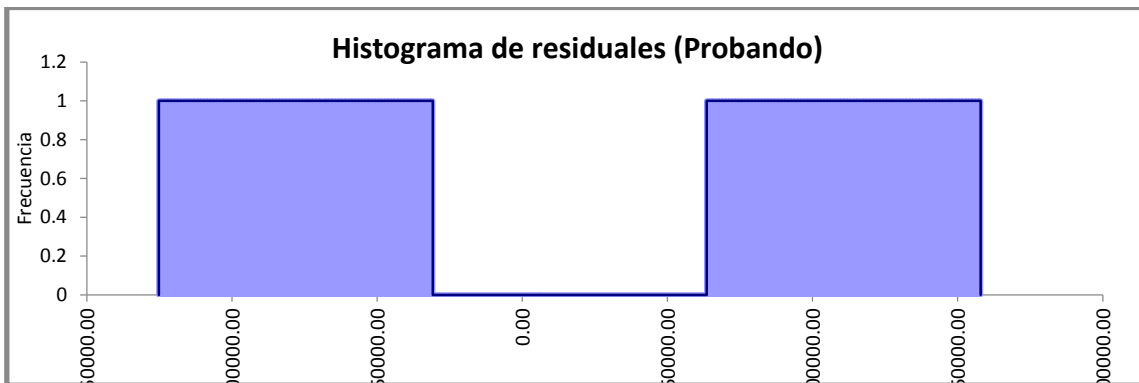


Gráfico A53

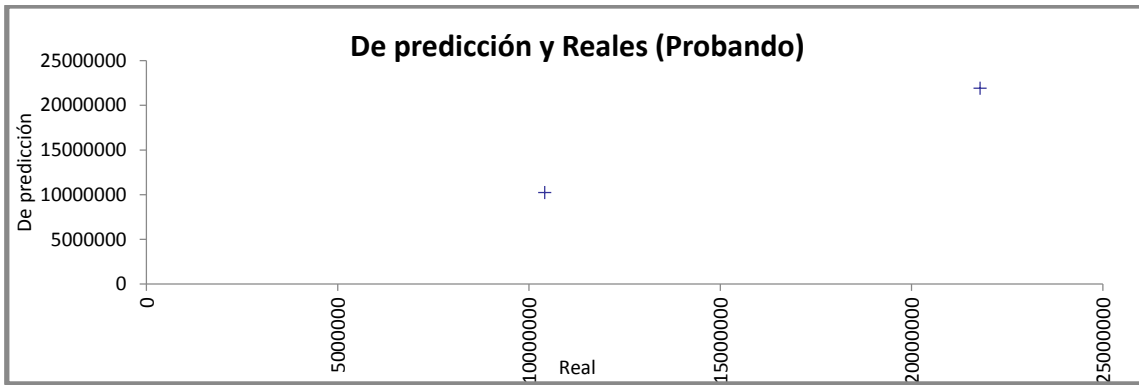


Gráfico A54

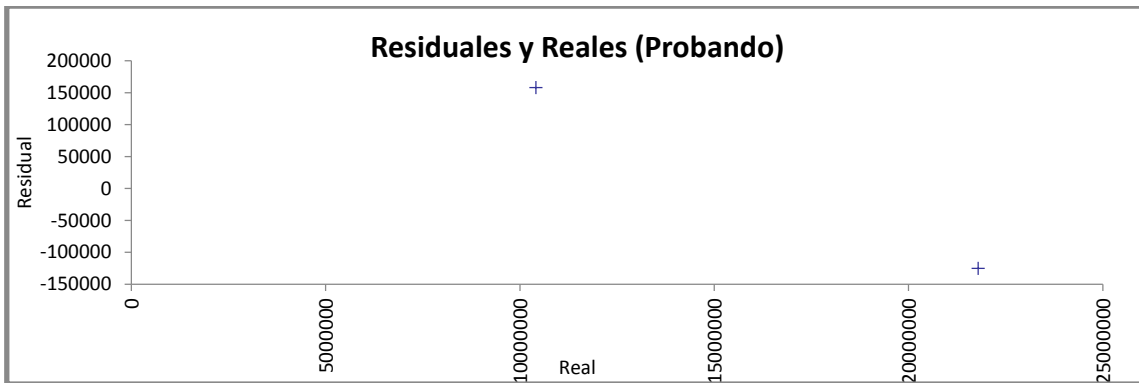
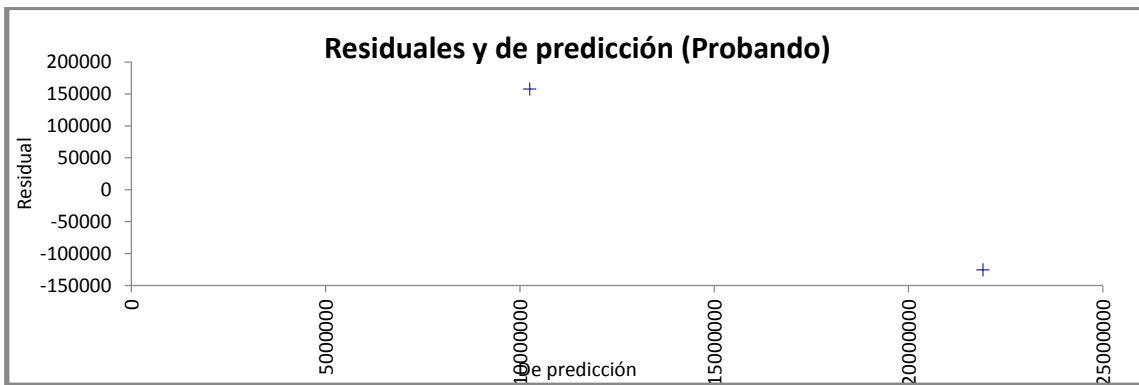


Gráfico A55



3.1.2. Gastos operativos

Reporte A21

NeuralTools: Entrenamiento, Auto-Prueba y Auto-Predicción de red neuronal

Ejecutado por: Yadira Mondragón

Fecha: miércoles, 11 de noviembre de 2015 05:40:33 p. m.

Conjunto de datos: GRUPO BIMBO PRONÓSTICO DE GASTOS OPERATIVOS 2004-2007

Red: Red entrenada en GRUPO BIMBO PRONÓSTICO DE GASTOS OPERATIVOS 2004-2007

Resumen	
Información de red	
Nombre	Red entrenada en GRUPO BIMBO PRONÓSTICO DE GASTOS OPERATIVOS 2004-2007
Configuración	Predicción numérica GRNN
Localización	Este libro de trabajo
Variable de categoría independiente	0
Variables numéricas independientes	7 (No., Trim, INPC, T.C., Ingresos netos, Costo de Ventas, Resultado Bruto)
Variable dependiente	Var. numérica (Gastos operativos)
Entrenando	
Número de casos	10
Tiempo de Entrenamiento	00:00:00
Número de pruebas	79
Razón de la parada	Auto-Parada
% de predicciones incorrectas (30% tolerancia)	0.0000%
Error cuadrático medio	254958.83
Error absoluto medio	220429.50
Desviación estándar de error absoluto	128120.42
Probando	
Número de casos	2
% de predicciones incorrectas (30% tolerancia)	0.0000%
Error cuadrático medio	731147.94
Error absoluto medio	576966.55
Desviación estándar de error absoluto	449095.64
Predicción	
Número de casos	16
Predicción en Vivo activada	Sí
Conjunto de datos	
Nombre	GRUPO BIMBO PRONÓSTICO DE GASTOS OPERATIVOS 2004-2007
Número de filas	28
Etiquetas manuales de caso	NO

Reporte A22

Predicción lineal y red neuronal		
	Predicción lineal	Red neuronal
R-Cuadrado (Entrenamiento)	0.9998	--
Error cuadrático medio (Entrenamiento)	73868.44	254958.83
Error cuadrático medio (Prueba)	958827.01	731147.94

Gráfico A56

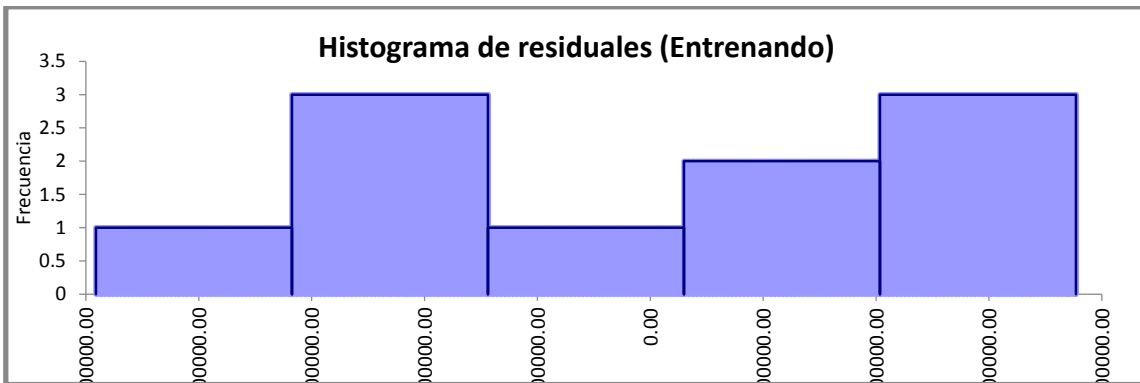


Gráfico A57

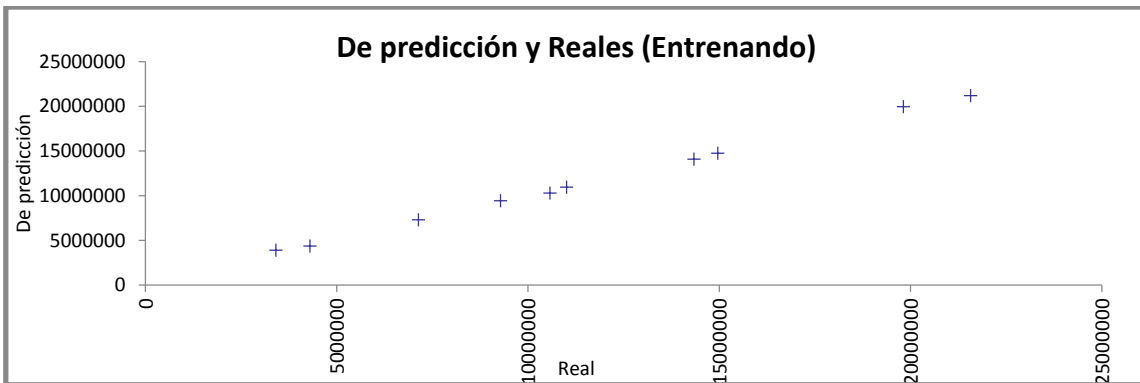


Gráfico A58

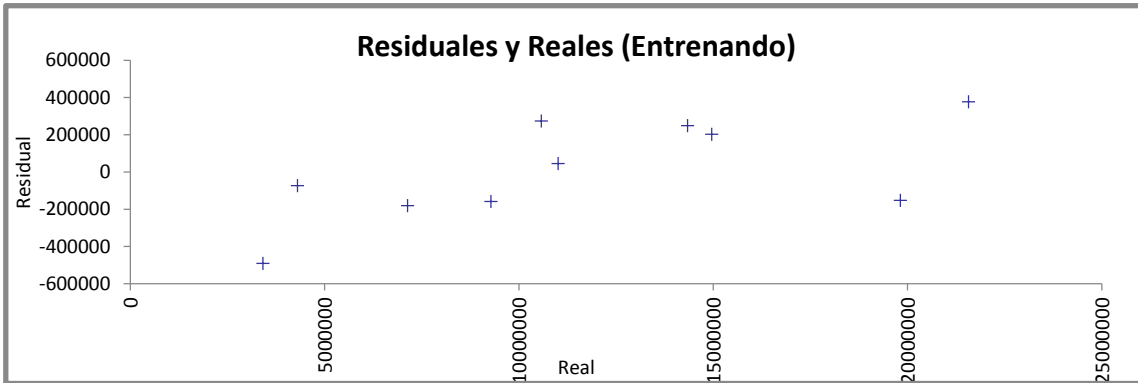


Gráfico A59

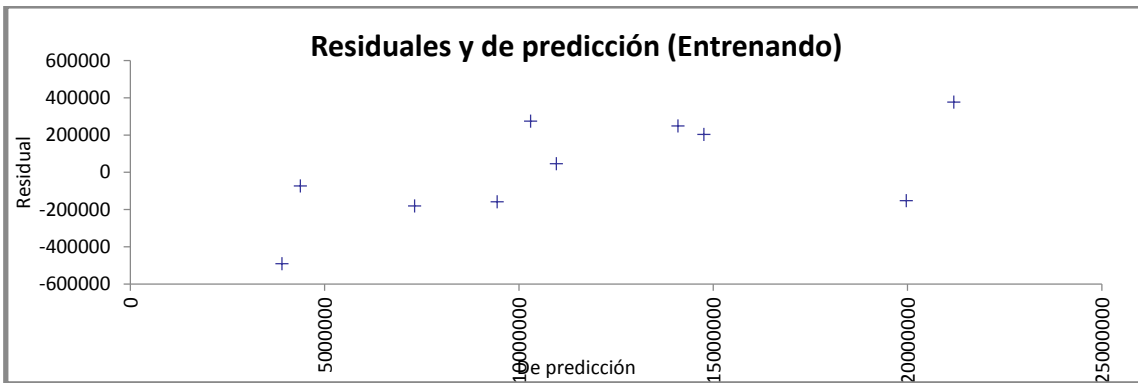


Gráfico A60

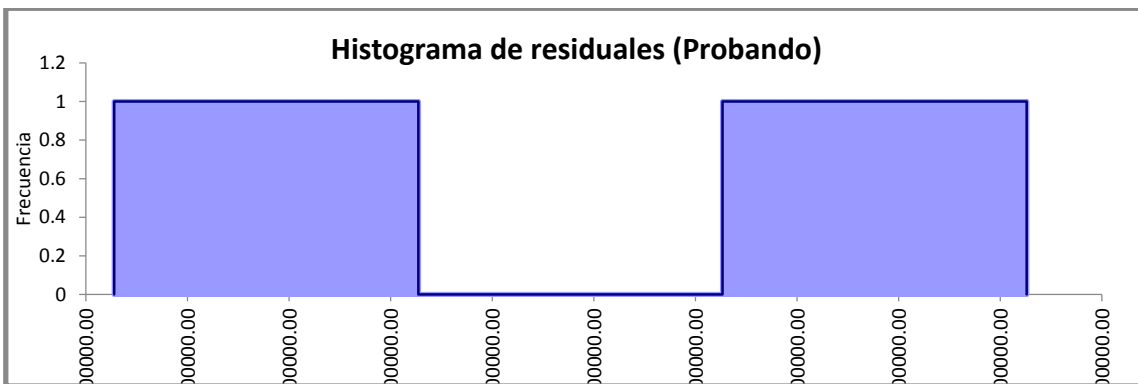


Gráfico A61

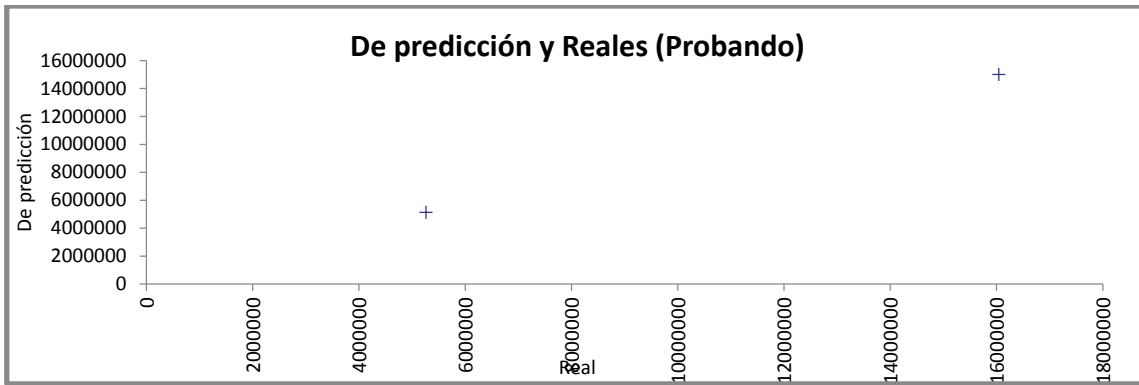


Gráfico A62

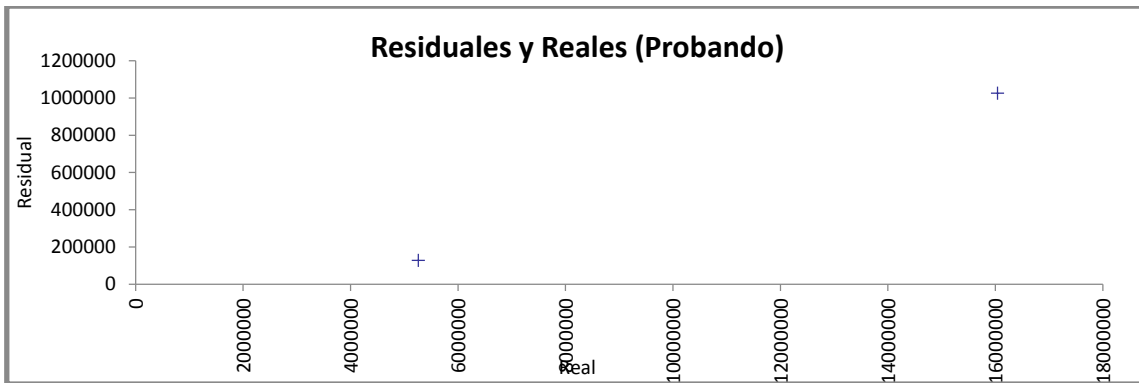
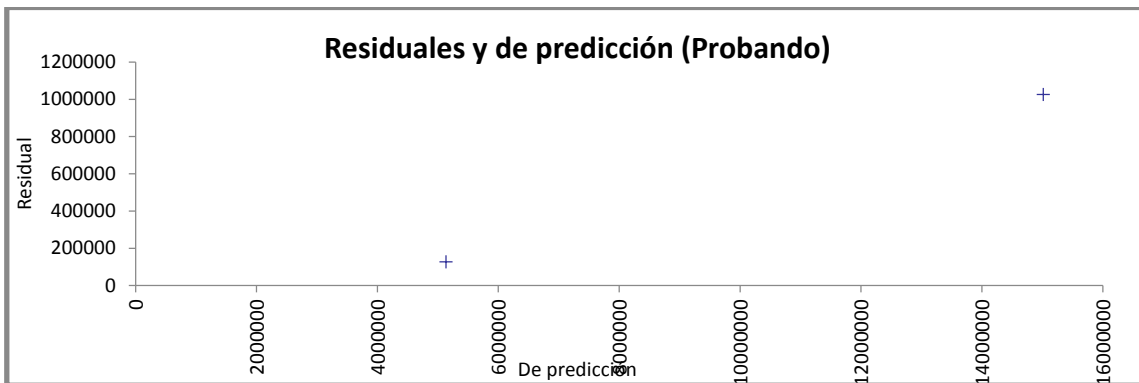


Gráfico A63



ANEXO 4 LÍNEA DE TIEMPO DE GRUPO BIMBO

Grupo Bimbo	
Línea de tiempo	
Año	Acontecimiento
1943	Nace la idea de crear una empresa de panificación. Aparece por primera vez el nombre de Bimbo.
1945	Salen a la venta los primeros productos: Pan blanco grande, pan blanco chico, pan negro y pan tostado, envueltos en una bolsa de celofán.
1947	Comienza a estructurarse el área de vehículos. Sale a la venta el área de panquelería.
1948	A principios del año ya existían 9 productos.
1949	Se abre la primera agencia foránea en la Ciudad de Puebla.
1950	Aparece el 38 vehículo decorado con altavoces, un tocadiscos y micrófono para anunciar el producto en rancherías y pequeños pueblos.
1952	Comienza la elaboración de las Donas del osito Bimbo: Además de una nueva línea de bollería con Bimbollos, buenas noches y colchones.
1954	Bimbo inicia actividades de responsabilidad social al destinar un porcentaje de las utilidades para abrir y mantener la escuela. Nace keik, una marca dedicada a hacer pastelitos de 3 sabores: fresa naranja y chocolate. En el 57 cambio a Marinela.
1955	En su décimo aniversario, Bimbo ya contaba con 700 empleados y 140 vehículos.
1956	Se instala la fábrica de Bimbo occidente (Guadalajara). El primer gerente General fue Don Roberto Servitje
1957	Salen a la venta productos nuevos, como: Bombonete, negrito y gansito.
1958	Sale a la venta gansito con empaque individual.
1960	Se inaugura Bimbo del Norte en la Ciudad de Nuevo León, Monterrey
1963	Se inicia la primera restauración administrativa, se crea la estructura corporativa ubicada en av. Ejército Nacional e la Ciudad de México.
1964	Adquiere los derechos de la marca Sunbeam de Quality Bakers of America en México.
1967	Salen a la venta los súper submarinos Marinela de fresa, vainilla y chocolate.
1971	Barcel inició sus operaciones con la compra de una pequeña fábrica de chocolates en la Ciudad de México.
1972	Se instala la planta panificadora más grande de América latina y una de las diez más grandes del mundo en Azcapotzalco de la Ciudad de México.
1973	Bimbo incursiona en el mundo de las mermeladas. La línea Carmel respondía a la necesidad de abastecer a Marinela de materia prima.
1974	Nace la marca Suandy que se dedica a fabricar Rosca de panqué Biscotel, Pastisetas y pastel de chocolate. Nace pan dulce Tía Rosa: Banderillas, doraditas y orejas.
1975	Se inicia la elaboración de las "conchas". Barcel saca a la venta palomitas de maíz.
1976	Sale a la venta Tortillinas Tía Rosa.
1978	Se crea Ricolino como marca líder de dulces y chocolates. Nace bubulubú.
1979	Roberto Servitje es nombrado Director general de Bimbo. Se integra por 3 empresas, 12 fábricas, 15,000 colaboradores y su capital aumentó más de 60,000 veces.
1980	Inicia operaciones en la Bolsa Mexicana de Valores cotizando el 15% de sus acciones.
1984	Se inicia la expansión de Bimbo exportando a Estados Unidos de América.
1986	Se genera una nueva estructura organizacional, a partir de la cual se crea un solo grupo industrial.
1989	Se crea Grupo Bimbo Centroamérica con la construcción de una planta en Guatemala y si apertura en 1990
1990	Salen a la venta tortillas de maíz Milpa real y Lonchibon, Barcel lanza Chips.
1991	Apertura de Grupo Bimbo en Argentina y el corporativo de región Latinoamérica.

Año	Acontecimiento
1993	Se inaugura el nuevo edificio corporativo de Grupo Bimbo en Santa fe, Ciudad de México
1995	Grupo Bimbo Adquiere Coronado (empresa dedicada a la elaboración de cajeta). Comienzan operaciones las plantas Ideal en Chile y Argentina.
1997	Daniel Servitje asume la dirección general de Grupo Bimbo
1998	Grupo Bimbo adquiere la panificadora norte americana Mrs. Baird's
2001	Grupo Bimbo compra Plus Vita y Pullman en Brasil. Activos de la empresa Gruma.
2002	Se adquirió el negocio de panificación de la región oeste de George Weston Limited, en la costa oeste de los Estados Unidos, propietaria de Oroweat.
2004	Grupo Bimbo suma a Oyco fabricante de Duvalín, Bocadín y Lunetas.
2005	Grupo Bimbo adquiere chocolates la Corona y pastelerías El Globo.
2006	Grupo Bimbo adquiere la panificadora Panrico en Beijing y empieza a tener presencia en Asia.
2008	Grupo Bimbo compra la panificadora Nutrella en Brasil.
2010	Grupo Bimbo adquiere Dulces Vero en México.
2011	Grupo Bimbo se consolida como la empresa panificadora más grande a nivel mundial al adquirir Sara Lee North American Fresh Bakery en Estados Unidos, Fargo en Argentina y Grupo Bimbo Iberia en España y Portugal.
2012	Grupo Bimbo concretó la más grande e importante conversión a energías renovables realizada por una empresa de la industria alimenticia a nivel global.
2013	Grupo Bimbo pone en marcha el primer centro de ventas ecológico de la empresa panificadora más grande del mundo para reducir el impacto ambiental de sus operaciones mitigando los efectos del cambio climático. El centro de ventas ecológico se alimentara de la energía producida por el parque ecológico de piedra larga.
2014	Grupo Bimbo adquiere Canadá Bread y Saputo Bakery Group para impulsar la estrategia de crecimiento global en Canadá y Reino Unido, reafirmandose como la empresa panificadora más grande del mundo. En el mismo año entra al mercado de ecuador con la integración de Supan, reforzando la presencia latina.
2015	Adquiere la firma canadiense IHB

Fuente: El Economista (22 julio 2015) y <http://www.grupobimbo.com/es/grupo-bimbo/herencia/linea-de-tiempo.html>