

**EVALUACIÓN DE MODELOS DE PRONÓSTICO PARA LOS PRINCIPALES  
MERCADOS BURSÁTILES LATINOAMERICANOS**

**PILAR TATIANA PARADA MAYORGA**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER  
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO – MECÁNICAS  
ESCUELA DE ESTUDIOS INDUSTRIALES Y EMPRESARIALES  
MAESTRÍA EN INGENIERÍA INDUSTRIAL  
BUCARAMANGA**

**2015**

**EVALUACIÓN DE MODELOS DE PRONÓSTICO PARA LOS PRINCIPALES  
MERCADOS BURSÁTILES LATINOAMERICANOS**

**PILAR TATIANA PARADA MAYORGA**

**Trabajo de Grado para optar el título de  
Magister en Ingeniería Industrial**

**Director**

**JUAN BENJAMÍN DUARTE DUARTE**

**Ph.D en Finanzas.**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER  
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO – MECÁNICAS  
ESCUELA DE ESTUDIOS INDUSTRIALES Y EMPRESARIALES  
MAESTRÍA EN INGENIERÍA INDUSTRIAL  
BUCARAMANGA**

**2015**

Agradezco a la Universidad Industrial de Santander, por brindarme la oportunidad de realizar esta experiencia, que me ha permitido crecer tanto en el ámbito académico como en el profesional.

A mis padres Domitila y Henry, quienes me apoyaron desde el inicio de este proyecto con su paciencia y perseverancia.

A mi hermano Alejandro, por su invaluable apoyo intelectual y moral que me enseñó la ruta del conocimiento.

Al profesor Carlos Enrique Vecino, quien contribuyó a desarrollar en mí el interés por el estudio de las finanzas.

Al profesor Henry Lamos Díaz, cuya pasión por la matemática es inspiradora.

Al profesor Carlos Javier Pinto, del punto de Bolsa de la Universidad de Santander, por su invaluable colaboración con los datos necesarios para el proyecto.

Al profesor Juan Benjamín Duarte, por su acompañamiento durante este proceso de aprendizaje.

A mis compañeros de clase, por su amistad y colaboración en todo momento.

A todas aquellas personas que formaron parte de este proceso, mil gracias.

Dedico este trabajo a Dios, a mis padres Domitila y Henry, a mis hermanos Angela, Salvador, Alejandro y Yarima, a mis sobrinas Valeria y Estefanía, a mi amiga Angie y a mi novio Fernando.

## TABLA DE CONTENIDO

INTRODUCCIÓN .....	18
1. REVISIÓN DE LA LITERATURA .....	21
1.1 Mercados bursátiles Latinoamericanos. ....	21
1.2 Identificación de tendencias. ....	22
1.3 Modelos ARMA-GARCH .....	23
1.4 Redes Neuronales Artificiales .....	27
1.5 Problema de Investigación .....	34
2. METODOLOGÍA.....	36
2.1 IDENTIFICACIÓN DE TENDENCIAS.....	38
2.1.1 Cambios estructurales.....	38
2.1.2 Análisis Técnico .....	40
2.2 AJUSTE MODELOS ARMA-GARCH, ARMA-EGARCH, ARMA-TGARCH ...	42
2.2.1 Ajuste Modelo ARMA-GARCH. ....	42
2.3 AJUSTE RED NEURONAL ARTIFICIAL .....	46
2.3.1 Metodología para el desarrollo de la Red Neuronal. ....	46
2.4 EVALUACIÓN PRONÓSTICO .....	51
2.4.1 Pronóstico con modelos autorregresivos. ....	51
2.4.2 Pronóstico con Redes Neuronales Artificiales autorregresivas. ....	52
2.4.3 Evaluación capacidad de pronóstico. ....	52
3. RESULTADOS .....	55
3.1 SELECCIÓN DE DATOS .....	55
3.2 IDENTIFICACIÓN DE TENDENCIAS.....	55
3.2.1 Colombia .....	55
Fuente: La autora.....	57
3.2.2 Brasil .....	58
3.2.3 Argentina.....	60
3.2.4 México.....	62
3.2.5 Chile .....	63
3.2.6 Perú.....	66

3.3	AJUSTE MODELOS ARMA-GARCH, ARMA-EGARCH, ARMA-TGARCH ...	68
3.3.1	ARMA-GARCH.....	68
3.3.2	ARMA-EGARCH .....	76
3.3.3	ARMA-TGARCH.....	79
3.4	AJUSTE REDES NEURONALES.....	82
3.4.1	Colombia .....	82
3.4.2	Brasil .....	84
3.4.3	Argentina.....	85
3.4.4	México.....	86
3.4.5	Chile .....	87
3.4.6	Perú.....	88
3.5	COMPARACIÓN PRONÓSTICO. ....	89
3.5.1	Colombia .....	89
3.5.2	Brasil .....	93
3.5.3	Argentina.....	96
3.5.4	México.....	99
3.5.5	Chile .....	102
3.5.6	Perú.....	105
3.5.7	Resultados consolidados .....	107
4.	CONCLUSIONES Y OBSERVACIONES FINALES.....	112
4.1	Revisión de Literatura.....	112
4.2	Resultados de Investigación.....	113
4.2.1	Modelos autorregresivos de heterocedasticidad condicional .....	113
4.2.2	Redes Neuronales Artificiales .....	113
4.2.3	Evaluación de pronóstico .....	114
4.3	Validación de las hipótesis. ....	114
	BIBLIOGRAFÍA.....	116
	ANEXOS.....	125

## LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Resumen características de Redes Neuronales Artificiales.....	32
Tabla 2. Relación de índices generales a analizar.....	55
Tabla 3. Estadísticos descriptivos de los intervalos IGBC .....	57
Tabla 4. Estadísticos descriptivos BOVESPA.....	59
Tabla 5. Estadísticos descriptivos Merval .....	62
Tabla 6. Estadísticos descriptivos IPC.....	63
Tabla 7. Estadísticos descriptivos IGPA .....	65
Tabla 8. Estadísticos descriptivos IGBVL .....	67
Tabla 9. Modelos ajustados a la media IGBC .....	68
Tabla 10. Modelos ajustados a la varianza GARCH para IGBC .....	69
Tabla 11. Modelos ajustados a la media BOVESPA.....	69
Tabla 12. Modelos ajustados a la varianza GARCH para BOVESPA.....	70
Tabla 13. Modelos ajustados a la media Merval .....	71
Tabla 14. Modelos ajustados a la varianza GARCH para Merval .....	71
Tabla 15. Modelos ajustados a la media del IPC .....	72
Tabla 16. Modelos ajustados a la varianza GARCH para el IPC .....	72
Tabla 17. Modelos ajustados a la media del IGPA .....	73
Tabla 18. Modelos ajustados a la varianza GARCH al IGPA.....	74
Tabla 19. Resultados prueba de heterocedasticidad .....	74
Tabla 20. Modelos ajustados a la media de IGBVL .....	75
Tabla 21. Modelos ajustados a la varianza GARCH para el IGBVL.....	75
Tabla 22. Modelos ajustados a la varianza EGARCH para IGBC.....	76
Tabla 23. Modelos ajustados a la varianza EGARCH para BOVESPA .....	76
Tabla 24. Modelos EGARCH ajustados a la varianza para Merval.....	77
Tabla 25. Modelos EGARCH ajustados a la varianza de IPC.....	77
Tabla 26. Modelos EGARCH ajustados a la varianza IGPA .....	78
Tabla 27. Modelos EGARCH ajustados a la varianza IGBVL .....	78
Tabla 28. Modelos TGARCH ajustados a la varianza IGBC .....	79

Tabla 29. Modelos TGARCH ajustados a la varianza BOVESPA.....	80
Tabla 30. Modelos TGARCH ajustados a la varianza Merval .....	80
Tabla 31. Modelos TGARCH para la varianza IPC.....	81
Tabla 32. Modelos TGARCH para la varianza IGPA .....	81
Tabla 33. Modelos TGARCH para la varianza IGBVL .....	82
Tabla 34. Resumen topologías RNAs IGBC .....	83
Tabla 35. Resumen topologías RNAs BOVESPA.....	84
Tabla 36. Resumen topologías RNA Merval.....	85
Tabla 37. Resumen topologías RNAs IPC.....	86
Tabla 38. Resumen topologías RNAs IGPA.....	87
Tabla 39. Resumen topologías RNA IGBVL.....	88
Tabla 40. Comparación pronóstico de los modelos para IGBC .....	90
Tabla 41. Resultados de prueba Diebold y Mariano para el IGBC.....	90
Tabla 42. Comparación pronóstico de los modelos para BOVESPA.....	93
Tabla 43. Resultados de prueba Diebold y Mariano BOVESPA .....	93
Tabla 44. Comparación de pronóstico de los modelos para Merval .....	96
Tabla 45. Resultados de prueba Diebold y Mariano Merval .....	96
Tabla 46. Comparación pronóstico de los modelos para IPC .....	100
Tabla 47. Resultados de prueba Diebold y Mariano IPC .....	100
Tabla 48. Comparación pronóstico de los modelos para IGPA .....	103
Tabla 49. Resultados prueba Diebold y Mariano IGPA.....	103
Tabla 50. Comparación pronóstico modelos para IGBVL .....	105
Tabla 51. Resultados prueba Diebold y Mariano IGBVL.....	105
Tabla 52. Comparación entre modelos redes neuronales y familia GARCH .....	108
Tabla 53. Comparación entre modelos redes neuronales y modelos GARCH por tendencias .....	109
Tabla 54. Comparación entre modelo simétrico GARCH (p,q) y asimétricos EGARCH (p,q) y TGARCH (p,q) .....	110
Tabla 55. Comparación entre modelo simétrico GARCH (p,q) y asimétricos EGARCH (p,q) y TGARCH (p,q) por tendencias.....	111

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Diagrama metodología de Investigación.....	37
Figura 2. $LnPt$ .....	39
Figura 3. $rt = LnPt - Ln(Pt - 1)$ .....	39
Figura 4. Identificación tendencias.....	41
Figura 5. Ejemplo de función de autocorrelación simple y parcial .....	43
Figura 6. Esquema de RNAS.....	46
Figura 7. Función de transferencia capa oculta .....	48
Figura 8. Función de transferencia capa de salida .....	48
Figura 9. Metodología Redes Neuronales Artificiales .....	49
Figura 10. Gráfica de precios del IGBC .....	56
Figura 11. Grafica rendimientos IGBC por tendencias.....	57
Figura 12. Gráfica de precios BOVESPA.....	58
Figura 13. Gráfica de rendimientos BOVESPA.....	59
Figura 14. Gráfica de precios Merval .....	60
Figura 15. Gráfica rendimientos Merval .....	61
Figura 16. Gráfica de precios IPC.....	62
Figura 17. Gráfica rendimientos IPC.....	63
Figura 18. Gráfica de precios IGPA .....	64
Figura 19. Gráfica rendimientos IGPA .....	65
Figura 20. Gráfica precios IGBVL .....	66
Figura 21. Gráfica rendimientos IGBVL .....	67
Figura 22. Gráfica Rt pronosticados RNA vs. Rt. Reales IGBC.....	83
Figura 23. Graficas Rt. Pronosticados RNA vs. Rt. Reales BOVESPA .....	84
Figura 24. Gráficas Rt. Pronosticados RNA vs. Rt. Reales Merval.....	86
Figura 25. Gráficas Rt. Pronosticados RNA vs. Rt. Reales IPC.....	87
Figura 26. Gráfica Rt. Pronosticados RNA vs. Rt. Reales IGPA.....	88
Figura 27. Gráfica Rt. Pronosticados RNA vs. Rt. Reales IGBVL.....	89
Figura 28. Modelos con mejor ajuste para el IGBC .....	92

Figura 29. Modelos con mejor ajuste para el BOVESPA .....	95
Figura 30. Modelos con mejor pronóstico para el Merval .....	99
Figura 31. Modelos con mejor pronóstico para el IPC .....	102
Figura 32. Modelos con mejor pronóstico para el IGPA.....	104
Figura 33. Modelos con mejor pronóstico para el IGBVL.....	107

## LISTA DE ANEXOS

Anexo 1. Método identificación de tendencias Peña.....	125
Anexo 2. Modelos de la varianza de la serie IGBC desde 100 a 2000 datos .....	127
Anexo 3. Estimación de la varianza de largo plazo.....	128
Anexo 4. Identificación de tendencias IGBC .....	130
Anexo 5. Gráfica identificación tendencias BOVESPA .....	131
Anexo 6. Gráfica identificación tendencias MERVAL.....	132
Anexo 7. Gráfica identificación tendencias IPC .....	133
Anexo 8. Gráfica identificación de tendencias IGPA.....	134
Anexo 9. Gráfica identificación tendencias IGBVL.....	135
Anexo 10. Funciones de autocorrelación rendimientos IGBC.....	136
Anexo 11. Criterios de Información ajuste modelo ARMA (p,q) de la media de los rendimientos IGBC.....	137
Anexo 12. Funciones de autocorrelación simple y parcial residuos al cuadrado IGBC .....	138
Anexo 13. Criterios de Información ajuste modelo GARCH (p,q) para varianza IGBC .....	139
Anexo 14. Funciones de autocorrelación simple y parcial de los rendimientos BOVESPA.....	141
Anexo 15. Criterios de Información ajuste modelo ARMA (p,q) de la media de los rendimientos BOVESPA .....	142
Anexo 16. Funciones de autocorrelación simple y parcial de los residuos al cuadrado BOVESPA.....	143
Anexo 17. Criterios de Información ajuste modelo GARCH (p,q) a la varianza de BOVESPA.....	144
Anexo 18. Funciones de autocorrelación simple y parcial de rendimientos MERVAL .....	146
Anexo 19. Criterios de Información ajuste modelo ARMA (p,q) de la media de los rendimientos MERVAL.....	147

Anexo 20. Funciones de autocorrelación simple y parcial de los residuos al cuadrado de Merval .....	149
Anexo 21. Criterios de Información ajuste modelo GARCH (p,q) a la varianza Merval .....	150
Anexo 22. Funciones de autocorrelación simple y parcial de rendimientos IPC ..	153
Anexo 23. Criterios de Información ajuste modelo ARMA (p,q) a la media de rendimientos IPC .....	154
Anexo 24. Funciones de autocorrelación simple y parcial de los residuos al cuadrado de IPC .....	155
Anexo 25. Criterios de Información ajuste modelo GARCH (p,q) a la varianza de los rendimientos IPC .....	155
Anexo 26. Funciones de autocorrelación rendimientos simple y parcial IGPA ....	157
Anexo 27. Criterios de Información ajuste modelo ARMA (p,q) de la media de los rendimientos IGPA.....	158
Anexo 28. Funciones de autocorrelación simple y parcial de los residuos al cuadrado IGPA .....	160
Anexo 29. Criterios de Información ajuste modelo GARCH (p,q) a la varianza IGPA .....	161
Anexo 30. Funciones de autocorrelación simple y parcial de rendimientos IGBVL .....	163
Anexo 31. Criterios de Información ajuste modelo ARMA (p,q) a la media de rendimientos IGBVL.....	164
Anexo 32. Funciones de autocorrelación simple y parcial de los residuos al cuadrado de IGBVL .....	165
Anexo 33. Criterios de Información ajuste modelo GARCH (p,q) para varianza IGBVL .....	166
Anexo 34. Criterios de Información ajuste modelo EGARCH (p,q) para varianza IGBC .....	168
Anexo 35. Criterios de Información ajuste modelo EGARCH (p,q) a la varianza de BOVESPA.....	170

Anexo 36. Criterios de Información ajuste modelo EGARCH (p,q) a la varianza Merval .....	171
Anexo 37. Criterios de Información ajuste modelo EGARCH (p,q) a la varianza de los rendimientos IPC .....	174
Anexo 38. Criterios de Información ajuste modelo EGARCH (p,q) a la varianza IGPA .....	175
Anexo 39. Criterios de Información ajuste modelo EGARCH (p,q) para varianza de los rendimientos IGBVL .....	177
Anexo 40. Criterios de Información ajuste modelo TGARCH (p,q) para varianza IGBC .....	179
Anexo 41. Criterios de Información ajuste modelo TGARCH (p,q) a la varianza de BOVESPA .....	180
Anexo 42. Criterios de Información ajuste modelo TGARCH (p,q) a la varianza Merval .....	181
Anexo 43. Criterios de Información ajuste modelo TGARCH (p,q) a la varianza IGPA .....	182
Anexo 44. Criterios de Información ajuste modelo TGARCH (p,q) a la varianza de los rendimientos IPC .....	183
Anexo 45. Criterios de Información ajuste modelo TGARCH (p,q) para varianza de los rendimientos IGBVL .....	184
Anexo 46. Resultados entrenamiento RNA para IGBC .....	185
Anexo 47. Resultados entrenamiento RNA para BOVESPA. ....	189
Anexo 48. Resultados entrenamiento RNA para Merval .....	193
Anexo 49. Resultados entrenamiento RNA para IGBVL .....	198
Anexo 50. Resultados entrenamiento RNA para IPC. ....	202
Anexo 51. Resultados entrenamiento RNA para IGPA .....	205

## RESUMEN

**TITULO: EVALUACIÓN DE MODELOS DE PRONÓSTICO PARA LOS PRINCIPALES MERCADOS BURSÁTILES LATINOAMERICANOS<sup>1</sup>.**

**AUTORA: PILAR TATIANA PARADA MAYORGA<sup>2</sup>.**

**PALABRAS CLAVE:** Pronóstico, índices generales, Latinoamérica, tendencias de mercado, redes neuronales artificiales, modelos GARCH.

### CONTENIDO.

El siguiente trabajo de investigación, analiza el comportamiento de los principales índices bursátiles latinoamericanos: IGBC, Merval, IPC, IGPA y BOVEPSA, a través del uso de una metodología que consiste en dividir cada serie de tiempo en intervalos de tendencia alcista y bajista, haciendo uso del análisis técnico; para posteriormente ajustar los modelos autorregresivos de heterocedasticidad condicional GARCH, EGARCH, TGARCH y una red neuronal artificial autorregresiva, con el fin de identificar el modelo que pronostique mejor los rendimientos de los índices.

Los resultados demuestran que en general la capacidad de pronóstico de los modelos asimétricos TGARCH(p,q), EGARCH(p,q) es superior al modelo simétrico GARCH(p,q) para los intervalos identificados independiente de la tendencia, los cuales son superados por las redes neuronales artificiales tanto para tendencias alcistas como bajistas; por lo que se concluye que no se puede generalizar acerca de la pertinencia del uso de un determinado modelo, que pronostique mejor los rendimientos de un índice y que dependa de la dirección del mercado. Finalmente se dan recomendaciones para que en futuras investigaciones, se profundice en la utilización de redes neuronales artificiales que utilicen diferentes topologías, algoritmos de aprendizaje y variables de entrada; así como considerar ajustar a diferentes ventanas de tiempo los modelos autorregresivos, con el fin de tener en cuenta la variación de las características principales de las series de tiempo financieras.

---

<sup>1</sup> Proyecto de Grado de Maestría.

<sup>2</sup> Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Estudios Industriales y Empresariales. Director: Juan Benjamín Duarte. Email: pilarparada.m@gmail.com

## ABSTRACT

**TITLE: EVALUACIÓN DE MODELOS DE PRONÓSTICO A LOS PRINCIPALES MERCADOS BURSÁTILES LATINOAMERICANOS<sup>3</sup>.**

**AUTHOR: PILAR TATIANA PARADA MAYORGA<sup>4</sup>.**

**KEY WORDS:** Forecasting, GARCH models, Artificial Neural Networks, general Index, Latin-American, markets trends.

### **DESCRIPTION.**

This paper analyzes the behavior of the major Latin American stock indices: IGBC, Merval, IPC, IGPA y BOVEPSA, through the use of a methodology which consists in dividing each time series depending on the direction of the market; to subsequently adjust the autoregressive GARCH, EGARCH, TGARCH and autoregressive neural network, in order to identify the model that forecasts the returns better, depending on the direction of the trend.

The results show that in general, the forecasting capacity of asymmetric models: EGARCH (p,q) TGARCH(p,q) is superior to symmetric model GARCH(p,q) for the intervals identified; which are overcome by the artificial neural network for both uptrend and downtrend; so it concludes that it cannot generalize about the appropriateness of the use of a particular model that best predicts yields a value depending on the market trend index. Finally recommendations are given for future research, about the use of artificial neural networks using different topologies, learning algorithms and input variables, consider and adjust to different time windows autoregressive models, in order to take into account the variation of the main characteristics of the financial time series, as well as consider and adjust to different time windows autoregressive models, in order to take into account the variation of the main characteristics of the financial time series.

---

<sup>3</sup> Master Thesis.

<sup>4</sup> Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Estudios Industriales y Empresariales. Director: Juan Benjamín Duarte. Email: pilarparada.m@gmail.com

## INTRODUCCIÓN

Durante los últimos años, los principales mercados bursátiles latinoamericanos han presentado un crecimiento atractivo para los inversionistas a nivel mundial; quienes toman sus decisiones de inversión basados en el análisis de su comportamiento en el corto, mediano y largo plazo.

Dado lo anterior la comunidad académica ha dedicado un gran esfuerzo para desarrollar modelos de pronóstico más eficientes de las series de tiempo asociadas al mercado bursátil, como los rendimientos y la volatilidad de acciones e índices; con el fin de intentar generar pronósticos más acertados y así tomar mejores decisiones de inversión.

La evolución de la investigación acerca del comportamiento de los mercados bursátiles, tiene un punto crucial con el inicio del estudio de la volatilidad de la serie de rendimientos, en la que ésta se considera otra variable a modelar, con la publicación del primer modelo de varianza condicional no constante de Engle<sup>5</sup>; quién abrió camino a la proposición de otros modelos, dentro de los que se destacan el modelo generalizado de Bollerslev<sup>6</sup> y los modelos asimétricos de Nelson<sup>7</sup> y Glosten, Jagannathan y Runkle<sup>8</sup> los cuales pueden capturar las principales características que exhiben las series bursátiles.

Aunque los modelos mencionados anteriormente han resultado ser exitosos y muy utilizados por el sector financiero; la necesidad de obtener modelos de pronóstico más eficientes, ha llevado a utilizar las redes neuronales artificiales que han

---

<sup>5</sup> ENGLE, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of U.K.inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1008.

<sup>6</sup> BOLLERSLEV, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.

<sup>7</sup> NELSON, D. B. (1991). Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns : A New Approach. *Econometrica*, 59, 347-370.

<sup>8</sup> GLOSTEN, L., JAGANNATHAN, R., & RUNKLE, D. E. (1993). On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks. *Journal of Finance*, 48, 1779-1801.

demostrado mejorar el pronóstico de los rendimientos tanto de los índices bursátiles como de las acciones de países como Taiwán, Turquía, China, Estados Unidos y Japón, como lo concluye Hyup Roh<sup>9</sup>.

El ajuste de los anteriores modelos de pronóstico se ha hecho utilizando la serie temporal completa, en donde se considera que los datos en su conjunto son estacionarios, lo cual deja abierto la opción de verificar si a la serie de rendimientos se le pueden ajustar diferentes modelos matemáticos dependiendo del conjunto de datos a analizar; por lo que, usando el análisis técnico se identifican diferentes intervalos de la serie de tiempo que dependen de la dirección del mercado, en tendencias alcistas y bajistas, a los cuales se le ajustan los modelos GARCH(p,q), EGARCH(p,q) Y TGARCH(p,q) utilizando la metodología Box y Jenkins (1976) y el criterio de minimización de Akaike.

Para la implementación del modelo matemático de redes neuronales artificiales se hizo una revisión del estado del arte acerca de su utilización en los mercados latinoamericanos, el cual arrojó que el tipo de red neuronal más utilizada para series de tiempo financieras es del tipo *feedforwardnet* con una capa oculta, y algoritmo de aprendizaje: *Backpropagation*; en la cual el número de neuronas por capa se determinó por prueba y error en la etapa de entrenamiento.

Las series de tiempo a analizar corresponden a los índices generales de cada país: IGBC (Colombia), Merval (Argentina), IGPA (Chile), IPC (México), IGVL (Perú) y BOVESPA (Brasil); en las que, después de identificados los intervalos de tiempo y ajustados los modelos matemáticos, se aplica la prueba Diebold y Mariano<sup>10</sup>, con el fin de determinar cuál de los modelos ajustados es superior en el pronóstico dependiendo de la tendencia de la serie. Se concluye finalmente que, para los seis

---

<sup>9</sup> HYUP ROH, T. (2007). Forecasting the volatility of stock price index. *Expert Systems with Applications*, 33(4), 916-922

<sup>10</sup> DIEBOLD, F. X., & MARIANO, R. (1995). Comparing Predictive Accuracy. *Journal of Business and Economics Statistics*, 13(3), 253-265.

índices analizados, en general la capacidad de pronóstico de los modelos asimétricos TGARCH(p,q), EGARCH(p,q) es superior al modelo simétrico GARCH(p,q), los cuales son superados por las redes neuronales artificiales tanto para tendencias alcistas como bajistas; por lo que no se generaliza acerca de la pertinencia del uso de un determinado modelo, que dependa de la dirección del mercado.

El documento está organizado así: el primer capítulo presenta el estado del arte que comprende la revisión de la literatura en donde se relaciona los estudios que justifican la investigación, y se explica el problema de investigación así como las tres hipótesis a probar, posteriormente en el segundo capítulo se expone la metodología de investigación utilizada, para continuar con el tercer capítulo en el que se consignan los resultados obtenidos, para finalmente en el cuarto capítulo exponer las conclusiones y observaciones finales.

## 1. REVISIÓN DE LA LITERATURA

El proceso de revisión de literatura asociado al presente trabajo de investigación se dividió en las siguientes áreas: importancia de los mercados bursátiles latinoamericanos, identificación de tendencias de las series financieras, modelos ARMA – GARCH, y redes neuronales artificiales.

### 1.1 Mercados bursátiles Latinoamericanos.

La importancia del estudio de los mercados bursátiles de un país, radica en que éstos reflejan el comportamiento de la economía del mismo, además de ser uno de los principales insumos para la toma de decisiones financieras; como lo afirman Bekaert, Harvey y Lumsdaine<sup>11</sup>.

Los países Latinoamericanos cuya economía es considerada emergente, están creciendo a ritmos más rápidos que las economías desarrolladas por lo tanto enfrentan desafíos y riesgos diferentes<sup>12</sup>. La liberación de los mercados financieros que ha caracterizado a estos países, ha permitido el desarrollo económico, de la banca y de la bolsa; el cual se ve reflejado en el rápido crecimiento de Colombia, Perú, Chile, Argentina, Brasil y México; como lo afirman Cheng, Firth y Meng Rui<sup>13</sup>, Diamandis y Drakos<sup>14</sup> y Herrera y Benavidez<sup>15</sup>, lo cual los hace destino de

---

<sup>11</sup> BEKAERT, G., HARVEY, C., & LUMSDAINE, R. (2002). The dynamics of emerging market equity flows. *Journal of International Money and Finance*, 21, 295-350.

<sup>12</sup> según una de las conclusiones del informe anual del Fondo Monetario Internacional en el resumen ejecutivo de perspectivas económicas “Las Américas: atentos al sobrecalentamiento”, de abril de 2011.

<sup>13</sup> CHEN, G.-M., FIRTH, M., & MENG RUI, O. (2002). Stock market linkages: Evidence from Latin America. *Journal of Banking & Finance*, 26, 1113-1141.

<sup>14</sup> DIAMANDIS, P. F. (2011). Financial liberalization, exchange rates and stock prices: Exogenous shocks in four Latin America countries. *Journal of Policy Modeling*, 33, 381-394

<sup>15</sup> LOPEZ HERRERA, F., & BENAVIDEZ, D. (2009). Financial development and economic growth in México. *Problemas del desarrollo*, 40(159), 39-60.

inversionistas tanto locales como internacionales. Ver Bekaert, Harvey y Lundblad<sup>16</sup>, Henry<sup>17</sup> y Bekaert y Harvey<sup>18</sup>.

Uno de los principales intereses de los inversionistas, consiste en conocer a profundidad el comportamiento de las series financieras asociadas a los mercados bursátiles, en los cuales el pronóstico de los rendimientos de las acciones e índices ha sido un problema importante tanto en finanzas como en econometría ya que apoya las diferentes decisiones de inversión, véase: Sheu y Wei<sup>19</sup>, Khashei y Bijari<sup>20</sup> Bauwens, Laurent y Rombouts<sup>21</sup>, Hajizadeh et al.<sup>22</sup> y Carvalhal y Mendez<sup>23</sup>

## 1.2 Identificación de tendencias.

Las series de tiempo financieras pueden presentar inestabilidad estructural, la cual puede dividirse en dos: cambios en la varianza y cambios en la media de la serie; dentro de la primera se encuentran los cambios de volatilidad de la serie de rendimientos y la segunda considera los cambios de nivel de las series, ver Lettau y Van nieuwerburgh<sup>24</sup>.

---

<sup>16</sup> BEKAERT, G., HARVEY, C. R., & LUNDBLAD, C. (2001). Emerging equity markets and economic development. *Journal of Development Economics*, 66, 465-504.

<sup>17</sup> HENRY, P. B. (2000). Do stock market liberalizations cause investment booms ? *Journal of Financial Economics*, 58, 301-334.

<sup>18</sup> BEKAERT, G., & HARVEY, C. R. (2000). Foreign Speculators and Emerging Equity Markets. *The Journal of Finance*, 55(2), 565-613.

<sup>19</sup> SHEU, H.-J., & WEI, Y.-C. (2011). Effective options trading strategies based on volatility forecasting recruiting investor sentiment. *Expert Systems with Applications*, 38, 585-596.

<sup>20</sup> KASHEI, M., & BIJARI, M. (2010). An artificial neural network (p,d,q) model for timeseries forecasting. *Expert Systems with Applications*, 37, 479-489.

<sup>21</sup> BAUWENS, L., LAURENT, S., & ROMBOUTS, J. U. (2006). Multivariate GARCH models: a survey. *Journal of Applied Econometrics*, 21, 79-109.

<sup>22</sup> HAJIZADEH, E., SEIFI, A., & FAZEL ZARANDI, M. y. (2012). A hybrid modeling approach for forecasting the volatility of S&P 500 index return. *Expert Systems with Applications*, 39, 431-436.

<sup>23</sup> CARVALHAL, A., & MENDEZ, B. V. (2008). Evaluating the forecast accuracy of emerging market stock returns. *Emerging Markets Finance and Trade*, 44(1), 21-40.

<sup>24</sup> LETTAU, M., & VAN NIEUWERGURGH, S. (2008). Reconciling the return predictability evidence. *The review of Financial Studies*, 21(4), 1607-1652.

La identificación de cambios estructurales en la media de las series financieras y su implicación en el pronóstico de los rendimientos, es demostrado por Pesaran y Timmermann<sup>25</sup>, quien enfatiza la importancia de escoger la muestra adecuada para hacer pronósticos; por lo que los investigadores han utilizado diferentes técnicas para identificar intervalos homogéneos, como la función de densidad espectral de las series, ver Catalin y Granger<sup>26</sup>.

Por otro lado las investigaciones para identificar cambios estructurales en series de rendimientos demuestran que los cambios en la media tienen importantes efectos en la estimación y posterior pronóstico de los modelos, ver: Lettau y Van Nieuwergurgh<sup>27</sup>, Hans Franses, Van der Leij y Richard Paa<sup>28</sup>. Las investigaciones son amplias acerca de los test para identificar los cambios en la media vease: Sen y Srivastava<sup>29</sup>, Haukins<sup>30</sup>, Worsley<sup>31</sup> y James, James y Siegmund<sup>32</sup>.

### 1.3 Modelos ARMA-GARCH

Los modelos que se han utilizado para las series financieras, están centrados principalmente en el estudio de los rendimientos y de la volatilidad futura de las acciones y/o índices bursátiles, la cual es definida como la desviación estándar condicional de la serie financiera. Dada su importancia se han identificado las siguientes categorías de modelos de pronóstico de volatilidad que usan información

---

<sup>25</sup> PESARAN, M., & TIMMERMANN, A. (2004). How costly is it to ignore breaks when forecasting the direction of a time series? *International Journal of Forecasting*, 20(3), 411-425.

<sup>26</sup> CATALIN, S., & GRANGER, C. (2005). Nonstationarities in Stock Returns. *The Review of Economics and Statistics*, 87(3), 503-522.

<sup>27</sup> LETTAU, M., & VAN NIEUWERGURGH, S. (2008). Reconciling the return predictability evidence. *The review of Financial Studies*, 21(4), 1607-1652.

<sup>28</sup> HANS FRANSES, P., & VAN DER LEIJ AND RICHARD PAA, M. (2002). Modelling and Forecasting Level Shifts in Absolute Returns. *Journal of Applied Econometrics*, 601-616.

<sup>29</sup> SEN, A., & SRIVASTAVA, M. S. (1975). On tests for detecting change in mean. *The Annals of Statistics*, 3(1), 98-108.

<sup>30</sup> HAUKINS, D. M. (1977). Testing a sequence of observations for a shift in location. *Journal of the American Statistical Association*, 72(357), 180-186.

<sup>31</sup> WORSLEY, K. J. (1979). On the likelihood ratio test for a shift in location of normal populations. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), 365-367.

<sup>32</sup> JAMES, B., JAMES, K. L., & SIEGMUND, D. (1987). Tests for a change-point. *Biometrika*, 71-83.

histórica: La familia de Modelos GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic Models), cuya evolución explicada por Bollerslev, Chou y Kroner<sup>33</sup> y sus aplicaciones en las series financieras por Diebold y Lopez<sup>34</sup>, expresan que la principal preocupación del investigador, se encuentra en como los posibles indicadores o propiedades que se identifiquen, pueden mejorar el poder del pronóstico y proporcionar información adicional acerca del comportamiento en el tiempo de las acciones y/o índices bursátiles; veáse: Poon y Granger<sup>35</sup>, Engle y Patton<sup>36</sup> Khashei y Bijari<sup>37</sup>

Según Srinivasan<sup>38</sup> los modelos autorregresivos de varianza condicional, ARCH (Autorregressive Conditional Heterocedasticity) han sido comúnmente usados para describir y pronosticar los cambios en la volatilidad de los rendimientos de las series de tiempo financieras. El primer modelo de esta familia es presentando por Engle<sup>39</sup>, quien explica la dependencia lineal de la varianza; posteriormente Bollerslev<sup>40</sup> amplía el trabajo de Engle con el modelo GARCH (Generalized Autorregressive Conditional Heterocedasticity) que permite componentes autorregresivos y de promedio móvil en la varianza. Engle y NG<sup>41</sup> Bekaert y Wu<sup>42</sup> y Wu<sup>43</sup> muestran evidencia empírica de que una de las características que exhibe la volatilidad es su

---

<sup>33</sup> BOLLERSLEV, T., CHOU, R. Y., & KRONER, K. P. (1992). ARCH Modeling in Finance: A Review of the Theory and Empirical Evidence. *Journal of Econometrics*, 52, 5-59.

<sup>34</sup> DIEBOLD, F. X., & LOPEZ, J. A. (1995). Modeling Volatility Dynamics. *Macroeconomics: Developments, tensions and Prospects*, 427-66.

<sup>35</sup> POON, S.-H., & GRANGER, C. W. (2003). Forecasting Volatility in Financial Markets : A Review. *Journal of Economic Literature*, 41, 478-539.

<sup>36</sup> ENGLE, R. F., & PATTON, A. J. (2001). ¿What good is a volatility model? *Quantitative Finance*, 237-245.

<sup>37</sup> KASHEI, M., & BIJARI, M. (2010). An artificial neural network (p,d,q) model for timeseries forecasting. *Expert Systems with Applications*, 37, 479-489.

<sup>38</sup> SRINIVASAN. (2011). Modeling and Forecasting the Stock Market Volatility of S & P 500 Index Using GARCH Models. *Journal of Behavioral Finance*, 6, 51-70.

<sup>39</sup> ENGLE, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of U.K.inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1008.

<sup>40</sup> BOLLERSLEV, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.

<sup>41</sup> ENGLE, R., & NG, V. K. (1993). Measuring and Testing the Impact of News on Volatility. *Journal of Finance*, 48, 1749-1778.

<sup>42</sup> BEKAERT, G., & WU, G. (2000). Asymmetric volatility and risk in equity markets. *Review of Financial Studies*, 1-42.

<sup>43</sup> WU, G. (2001). The Determinants of Asymmetric Volatility. *Review of Financial Studies*, 837-859

comportamiento asimétrico frente a las alzas y bajas de los precios de un activo financiero. Uno de los modelos asimétricos más exitosos ha sido el propuesto por Nelson<sup>44</sup> el EGARCH (Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity), en el que se supone que la varianza condicional no se comporta de manera simétrica para perturbaciones positivas y negativas; lo que significa que en el mercado de capitales no repercuten igual buenas y malas noticias, además de que los movimientos a la baja en el mercado vienen con mayores volatilidades que los movimientos al alza. Posterior a la publicación de este modelo se desarrolló el TGARCH (Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity), propuesto por Glosten, Jagannathan y Runkle<sup>45</sup> con el cual es posible reproducir los efectos asimétricos de las series financieras.

Awartani y Corradi<sup>46</sup> demuestran que los diferentes modelos GARCH asimétricos presentan mayor capacidad de pronóstico de la volatilidad que el modelo GARCH presentado por Engle en el período extramuestral para el S&P-500, Liu y Hung<sup>47</sup>, por medio de resultados empíricos indican que el modelo TGARCH obtiene un pronóstico más preciso de la volatilidad del S&P-100, seguido del EGARCH. Esto demuestra que modelar los componentes asimétricos de la volatilidad de los rendimientos financieros es muy importante, ya que si se detecta la presencia de una respuesta asimétrica de la misma, no es adecuado utilizar un modelo simétrico, como lo demuestra para el caso de Colombia, Fernandez<sup>48</sup>, quien ajusta los modelos GARCH y EGARCH al IGBC de 2003 a 2008 y concluye que el modelo

---

<sup>44</sup> NELSON, D. B. (1991). Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns : A New Approach. *Econometrica*, 59, 347-370.

<sup>45</sup> GLOSTEN, L., JAGANNATHAN, R., & RUNKLE, D. E. (1993). On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks. *Journal of Finance*, 48, 1779-1801.

<sup>46</sup> AWARTANI, B. M., & CORRADI, V. (2005). Predicting the volatility of the S&P-500 stock index via GARCH models: the role of asymmetries. *International Journal of Forecasting*, 21, 167-183.

<sup>47</sup> LIU, H.-C., & HUNG, J.-C. (2010). Forecasting S&P-100 stock index volatility: The role of volatility asymmetry and distributional assumption in GARCH models. *Expert Systems with applications*, 37, 4928-4934.

<sup>48</sup> FERNANDEZ CASTAÑO, H. (2010). Una aplicación del modelo EGARCH para estimar la volatilidad de series financieras. *Revista de Ingenierías Universidad de Medellín*, 9(17), 95-104.

EGARCH es mejor describiendo el comportamiento la volatilidad de este índice para este período específico.

Las principales investigaciones acerca del comportamiento de los mercados bursátiles de latinoamérica, se enfocan hacia la pertinencia del uso de modelos de la familia GARCH a la serie de rendimientos de los índices bursátiles latinoamericanos Merval (Argentina), BOVESPA (Brasil), IGPA (Chile), IGBC (Colombia), IPC (México), IGBVL (Perú) y IBC (Venezuela), en dichas investigaciones se encuentran que en algunos casos un modelo lineal es mejor ajustando la volatilidad de los rendimientos, pero en otros un modelo no lineal puede ser más apropiado para capturar las características estadísticas de los datos, ya que los rendimientos de estas series presentan pequeños períodos de no-linealidad seguidos de largos períodos de tiempo en los que los rendimientos siguen un proceso puro de ruido blanco como lo demuestran Bonilla, Romero-Meza y Maquieira<sup>49</sup> y Bonilla, Romero-Meza y Hinich<sup>50</sup>.

Posteriormente, Carvalhal y Mendez<sup>51</sup> ajusta tres modelos de la familia GARCH al mercado de valores de Argentina (Merval), Brasil (BOVESPA), Chile (IGPA), México (IPC), entre otros países emergentes, con el fin de pronosticar los rendimientos de cada índice, utilizando una muestra de 1994-2006; para ello utiliza modelos ARMA, GARCH, TGARCH y EGARCH. La investigación provee evidencia a favor de la pertinencia del ajuste de modelos asimétricos TGARCH y EGARCH en el período analizado, mientras que los modelos ARMA son mejores en el pronóstico, resultados que son similares a los encontrados por López Herrera<sup>52</sup> quien ajusta los tres modelos de la volatilidad condicional GARCH, TGARCH y EGARCH al Índice

---

<sup>49</sup> BONILLA, C., & ROMERO-MEZA, R. y. (2010). Nonlinearities and Garch Inadequacy for Modeling Stock Market Returns: Empirical Evidence From Latin America. *Macroeconomic Dynamics*, 15, 713-724.

<sup>50</sup> BONILLA, C. A., ROMERO-MEZA, R., & HINICH, M. J. (2006). Episodic nonlinearity in Latin American stock market indices. *Applied Economics Letters*, 13(3), 195-199.

<sup>51</sup> CARVALHAL, A., & MENDEZ, B. V. (2008). Evaluating the forecast accuracy of emerging market stock returns. *Emerging Markets Finance and Trade*, 44(1), 21-40.

<sup>52</sup> LOPEZ HERRERA, F. (2004). Modelado de la volatilidad y pronóstico del Índice de Precios y Cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores. *Administración y Contaduría.*, 213.

de Precios y Cotizaciones de México, tomando un período de 12 años (desde 1990 a 2003) y concluye que el modelo EGARCH supera a los modelos GARCH y TGARCH en el período de ajuste de modelos.

#### 1.4 Redes Neuronales Artificiales

Los investigadores Wang et al.<sup>53</sup> y Hajizadeh et al.<sup>54</sup> demuestran que los modelos GARCH, pueden no ser suficiente para modelar los movimientos del precio de las acciones, lo que ha llevado a la comunidad científica a tomar ventaja de la inteligencia artificial para pronosticar las series asociadas a los mercados financieros; cuyos ajuste a los mercados bursátiles de Taiwán, Turquía, China, Estados Unidos y Japón, han demostrado ser superiores a los modelos econométricos, según Sharda<sup>55</sup>, Klasseen<sup>56</sup> y Kramer<sup>57</sup>. Dentro de las características más atractivas para el pronóstico usando las Redes Neuronales Artificiales (RNA) están: las RNA aprenden de los datos y pueden capturar las relaciones que existen entre los mismos, las cuales son desconocidas o difíciles de identificar y pueden generalizar después de haber aprendido de la muestra de datos presentada. Además, como lo concluyen Irie y Miyake<sup>58</sup>, Hornick, Stinchcombe y White<sup>59</sup> y Hornik<sup>60</sup> las redes neuronales pueden aproximar cualquier función continua con un alto grado de exactitud y precisión, por lo que pueden ser tratadas

---

<sup>53</sup> WANG, J.-Z., WANG, J.-J., ZHANG, Z.-G., & GUO, S.-P. (2011). Forecasting stock indices with back propagation neural network. *Expert Systems with Applications*, 38, 14346-14355.

<sup>54</sup> HAJIZADEH, E., SEIFI, A., FAZEL ZARANDI, M., & I.B., T. (2012). A hybrid modeling approach for forecasting the volatility of S&P 500 index return. *Expert Systems with Applications*, 39, 431-436.

<sup>55</sup> SHARDA, R. (1994). Neural Networks for the MS/OR Analyst: An Application Bibliography. *Interfaces*, 24, 116-130.

<sup>56</sup> KLAASSEN, F. (2002). Improving GARCH volatility forecasts with regime-switching GARCH. *Empirical Economics*, 27, 363-394.

<sup>57</sup> KRAMER, W. (2006). Long Memory with Markov Switching GARCH. *Working papers 6. Business and Social Statistic Department*.

<sup>58</sup> IRIE, B., & MIYAKE, S. (1988). Capabilities of Three-layered Perceptrons. *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, 641-648.

<sup>59</sup> HORNICK, K., STINCHCOMBE, M., & WHITE, H. (1989). Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximators. *Neural Networks*, 359-366.

<sup>60</sup> HORNICK, K. (1993). Some new results on neural network approximation. *Neural Networks*, 1069-1072.

como un método estadístico multivariado no-lineal y no-paramétrico, ver White<sup>61</sup>, Ripley<sup>62</sup> y Zhang, Patuwo y Hu<sup>63</sup>. Los primeros estudios interesantes y profundos de la aplicación de las redes neuronales al pronóstico de los rendimientos de una serie financiera, lo hacen Dunis y Huang<sup>64</sup> a la serie de la tasa de cambio del dólar/yen y Hamid e Iqbal<sup>65</sup> al S&P 500, en el cual concluyen que el desempeño de las RNA, ha sido particularmente efectivo en capturar las relaciones complejas de este tipo de series. Bahrammirzaee<sup>66</sup> y Hyup Roh<sup>67</sup> hacen un estudio comparativo de los diferentes modelos de inteligencia artificial aplicados a finanzas y concluyen que los resultados empíricos donde se utilizan redes neuronales, exhiben mejor precisión en el pronóstico que los métodos estadísticos tradicionales en la mayoría de los casos. Los últimos estudios han extendido su análisis a combinar las ventajas de las redes neuronales con modelos ARIMA como Khashei y Bijari<sup>68</sup> y GARCH como Hajizadeh et al.<sup>69</sup>, dando lugar a modelos híbridos, que muestran mejor desempeño en el pronóstico de los rendimientos de las series correspondientes a la tasa de cambio Libra Esterlina/Dólar americano y al S&P 500.

Aun siendo uno de los modelos más exitosos registrados en la literatura científica para el pronóstico de series, el diseño de las redes neuronales artificiales tienen

---

<sup>61</sup> WHITE, H. (1989). Learning in artificial neural networks: A statistical perspective. *Neural Computation*, 425-464.

<sup>62</sup> RIPLEY, B. (1993). *Networks and Chaos-Statistical and Probabilistic Aspects*. (O. BARNDORFF-NIELSEN, & W. JENSEN J.L. y KENDALL, Eds.) London: Chapman and Hall.

<sup>63</sup> ZHANG, G., PATUWO, B. E., & HU, M. Y. (1998). Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. *International Journal of forecasting*, 14, 35-62

<sup>64</sup> DUNIS, C. L., & HUANG, X. (2002). Forecasting and Trading Currency Volatility : An Application of Recurrent Neural Regression and Model Combination. *Journal of forecasting*, 13, 317-354.

<sup>65</sup> HAMID, S. A., & IQBAL, Z. (2004). Using neural networks for forecasting volatility of S&P 500 Index futures prices. *Journal of Business Research*, 57, 1116-1125.

<sup>66</sup> BAHRAMMIRZAEI, A. (2010). A comparative survey of artificial intelligence applications in finance: artificial neural networks, expert system and hybrid intelligent systems. *Neural Computing and Applications*, 19, 1165-1195.

<sup>67</sup> HYUP ROH, T. (2007). Forecasting the volatility of stock price index. *Expert Systems with Applications*, 33(4), 916-922

<sup>68</sup> KASHEI, M., & BIJARI, M. (2010). An artificial neural network (p,d,q) model for timeseries forecasting. *Expert Systems with Applications*, 37, 479-489.

<sup>69</sup> HAJIZADEH, E., SEIFI, A., FAZEL ZARANDI, M., & I.B., T. (2012). A hybrid modeling approach for forecasting the volatility of S&P 500 index return. *Expert Systems with Applications*, 39, 431-436.

asociado un alto grado de experimentación; el cual ha motivado a la comunidad científica a desarrollar investigaciones que consolidan sus características, ventajas, desventajas y efectos en el pronóstico de series de tiempo. Se inicia con Wong, Bodnovich y Selvi<sup>70</sup>; quienes clasifican los artículos que utilizan redes neuronales artificiales en el estudio de series financieras desde 1990 a 1996, de acuerdo al área de aplicación y concluyen que existe una gran oportunidad para aplicar estos modelos matemáticos al área financiera; posteriormente Zhang, Patwo y Hu <sup>71</sup> hacen una revisión de literatura acerca de la aplicación de las redes neuronales para pronosticar series de tiempo y resume cuales han sido las características principales de éstas, pero concluye que la determinación de la arquitectura, intervalo de entrenamiento, algoritmo de aprendizaje entre otras, aún debe hacerse por prueba y error. Posterior a la publicación de este trabajo se publican importantes investigaciones cuyo objetivo es revisar las aplicaciones de las redes neuronales a las series financieras e identificar características y tendencias en su uso, los cuales son: Vellido, Lisboa y Vaughan <sup>72</sup>, Fadlalla y Lin <sup>73</sup>, Li y Ma <sup>74</sup>.

Para el caso de Colombia, Pantoja<sup>75</sup> utilizaron las redes neuronales para pronóstico de acciones Colombianas (Bavaria, Argos, Valbavaria, IGBC) a partir de datos históricos, el cual arroja que en general las redes neuronales proveen mejores resultados que los modelos ARIMA en algunas series; Santana<sup>76</sup> pronostica la variación del IPC a partir de datos históricos, enfatiza que las RNAs tienden a ser

---

<sup>70</sup> WONG, B. K., BODNOVICH, T. A., & SELVI, Y. (1997). Neural network applications in business : A review and analysis of the literature ( 1988-95 ). *Journal of Decision Support Systems*, 19, 301-320.

<sup>71</sup> ZHANG, G., PATUWO, B. E., & HU, M. Y. (1998). Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. *International Journal of forecasting*, 14, 35-62.

<sup>72</sup> VELLIDO, A., LISBOA, P., & VAUGHAN, J. (1999). Neural networks in business : a survey of applications ( 1992 – 1998 ). *Journal of Expert Systems with applications*, 17, 51-70.

<sup>73</sup> FADLALLA, A., & LIN, C.-h. (2001). An Analysis of the Applications of Neural Networks in Finance. *Interfaces*, 31, 112-122.

<sup>74</sup> LI, Y., & MA, W. (2010). Applications of Artificial Neural Networks in Financial Economics: A Survey. *2010 International Symposium on Computational Intelligence and Design*, (pp. 211-214).

<sup>75</sup> PANTOJA ROJAS, M. C. (2005). *Comparative analysis of time series forecasting with neuronal networks, ARIMA models and GARCH process for non-stationary time series*.

<sup>76</sup> SANTANA, J. C. (2006). Predicción de series temporales con redes neuronales : una aplicación a la inflación colombiana. *Revista Colombiana de Estadística*, 29, 77-92.

más precisas que las metodologías tradicionales Box-Jenkins; Arrieta, Torres y Velásquez<sup>77</sup> pronostica el cierre de la acción SURAMINV (Suramericana de Inversiones) a partir de 77 variables macroeconómicas y concluye que es posible hacer predicciones confiables y obtener rendimientos extraordinarios con respecto a la estrategia *Buy and Hold*; siguiendo esta línea Cruz, Restrepo y Medina<sup>78</sup> aplica las redes neuronales para pronosticar el precio de cierre del IGBC, en el cual indican que el modelo basado en RNA es mejor que los tradicionales modelos ARIMA y GARCH; posteriormente Velásquez y Franco<sup>79</sup> pronostican la variación porcentual mensual del IPC (Índice de Precios al Consumidor) a partir de datos históricos, los resultados muestran que la red neuronal propuesta es capaz de pronosticar los datos fuera de la muestra tanto para un período como de varios períodos en adelante y Villada, Muñoz y García<sup>80</sup> usan redes neuronales para pronosticar el precio de cierre diario de las acciones de Ecopetrol y Bancolombia quienes comprueban el uso exitoso de las RNAs para las series ya que se obtiene errores bajos en el pronóstico. La aplicación al sector de la energía eléctrica lo hace Villada, Cadavid y Molina<sup>81</sup> quienes utilizan redes neuronales para pronosticar los precios diarios de la energía eléctrica de Colombia, afirman que estos modelos son más sencillos de implementar y en la mayoría de los casos mostraron mejor desempeño.

Para Brasil, De Faria et al <sup>82</sup>, utilizaron redes neuronales artificiales para pronosticar el precio de cierre diario del índice general BOVESPA a partir de datos históricos

---

<sup>77</sup> ARRIETA, J., TORRES, J. C., & VELASQUEZ, H. (2009). Predicción del comportamiento diario de la acción de SURAMINV. Un modelo de redes neuronales. *AD-MINISTER. Universidad EAFIT*, 32-46.

<sup>78</sup> CRUZ, E., RESTREPO, H., & MEDINA, P. (2009). Pronostico del indice general de la bolsa de valores de colombia usando redes neuronales. *Scientia et Technica*, 129-134.

<sup>79</sup> VELASQUEZ, J. D., & FRANCO, C. J. (2010). Nota sobre la predicción del Índice de Precios al Consumidor usando redes neuronales artificiales. *Cuadernos de Administracion*, 285-302.

<sup>80</sup> VILLADA, F., MUÑOZ, N., & GARCIA, E. (2012). Aplicación de las Redes Neuronales al Pronóstico de Precios en el Mercado de Valores. *Información tecnológica*, 23, 11-20.

<sup>81</sup> VILLADA, F., CADAVID, D. R., & MOLINA, J. D. (2008). Pronóstico del precio de la energía eléctrica usando redes neuronales artificiales. *Revista Facultad Ingenierías Universidad de Antioquia*, 111-118.

<sup>82</sup> DE FARIA, E., ALBUQUERQUE, M. P., GONZALEZ, J., CAVALCANTE, J., & ALBUQUERQUE, M. P. (2009). Predicting the Brazilian stock market through neural networks and adaptive exponential smoothing methods. *Expert Systems with Applications*, 36, 12506-12509.

las cuales muestran que las redes neuronales tienen un desempeño superior en el pronóstico, por otro lado; de Oliveira, Zarate, De Azevedo y Neri<sup>83</sup> pronostican el precio de cierre diario de la acción de Petrobras y el índice BOVESPA, quienes concluyen que el uso de RNA demuestra ser una alternativa viable junto con las demás técnicas clásicas de pronóstico; posteriormente, De oliveira, Nobre, Zarate<sup>84</sup> utilizan RNA para el pronóstico del precio de cierre mensual de Petrobras (PETR4) a partir de datos técnicos, 15 variables técnicas y 11 fundamentales; demostrando que las redes neuronales pueden ser una alternativa factible complementaria a las técnicas convencionales de pronóstico.

En el país de Chile, Glaria-Bengoechea et al<sup>85</sup> , diseñan una red neuronal para pronosticar el precio de cierre del IGPA a partir de datos históricos y volumen de transacciones concluyendo que la principal ventaja de estos modelos está en la rapidez del pronóstico además Parisi A.<sup>86</sup> utilizó RNAs recursivas, para pronosticar los precios de cierre del IPSA a partir de datos históricos y la variable Dow Jones, Parisi A, concluye que el uso de la red diseñada supera en promedio la estrategia *Buy and Hold*. Para México; Gomez, Venegas y Campuzano<sup>87</sup> utilizan las redes neuronales para pronosticar el Dow Jones y el IPC Mexicano comparandolas con el modelo GARCH, el cual presenta un mejor ajuste para las series seleccionadas.

---

<sup>83</sup> DE OLIVEIRA, F. A., ZARATE, L. E., DE AZEVEDO, M., & NERI, C. (2011). The use of artificial neural networks in the analysis and prediction of stock prices. *EEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, 2151-2155.

<sup>84</sup> DE OLIVEIRA, F., NOBRE, C., & ZARATE, L. E. (2013). Applying Artificial Neural Networks to prediction of stock price and improvement of the directional prediction index – Case study of PETR4, Petrobras, Brazil. *Expert Systems with Applications*, 7596-7606.

<sup>85</sup> GLARIA-BENGOECHEA, A., ORDÓÑEZ-URETA, C., MARCHANT-SAAVEDRA, M., & OPAZO-MEDINA, N. (1996). Stock Market indices in Santiago de Chile: forecasting using neural networks. *Proceedings of Neural Networks. IEEE International Conference*, 2172.

<sup>86</sup> PARISI, A. (2004). Modelos de algoritmos genéticos y redes neuronales en la predicción del signo de variación del IPSA. *Estudios de Administración*, 55-80.

<sup>87</sup> GOMEZ, E., VENEGAS, F., & CAMPUZANO, H. (2011). Análisis comparativo entre modelos GARCH y Redes Neuronales en el pronóstico de los índices bursátiles IPC y Dow Jones. *Eseconomía*, 3-22.

Parada y Duarte<sup>88</sup> consolida las características de las redes neuronales utilizadas en los principales mercados latinoamericanos, las cuales se ilustran en la tabla 1.

**Tabla 1. Resumen características de Redes Neuronales Artificiales**

Autores	Entrenamiento/Prueba	Tipo de red	#Capa oculta: # neuronas	#nodos de salida	Función de transferencia C. oculta: C. salida	Algoritmo De entrenamiento	Tipo de conexión	Tratamiento a los datos entrada	Medidas de desempeño
(Santana, 2006)	N.D	MLP	2:(1)(6)	1	Tansig:lineal	BP	Feedforward	Trasformada a [-1 1]	MSE, MAE
(Velásquez & Franco, 2010)	N.D	MLP	1:2	1	Squash:Lineal	Broyden-Fletcher-GoldFarb-Shanno	Feedforward	N.D	N.D
(Arrieta et al., 2009)	83%, 17%	MLP	1:11	1	Tansig:Lineal	BP, Levenberg-Mardquart	Feedforward	N.D	MAE, MAPE, RMSE, MSE
(Cruz et al., 2009)	60%, 40%	MLP		1	Sigmoidal: Lineal		Feedforward	Rt	MSE
(Pantoja Rojas, 2005)	85%, 15%	MLP	1:[10,14, 15,10,7] *	1	N.D.	BP	Feedforward	N.D.	MSE
(Villada et al., 2008)	119, 31	MLP	1:4	1	N.D	BP, Levenberg-Mardquart	Feedforward	N.D	RMSE, RMSPE, MAE, MAPE
(Villada et al., 2012)	102, 22	MLP	1:8	1	Tansig:Lineal	BP, Levenberg-Mardquart	Feedforward	N.D	RMSE, MAPE
(de Oliveira et al., 2013)	2/3, 1/3	MLP	1: 2((m+2) xN) <sup>1/2</sup>	1	Sigmoidal: Lineal	BP	Feedforward	[0.2 0.8]	MAPE, RMSE,

<sup>88</sup> PARADA, P., & DUARTE, J. (2014). Una Revisión a la Aplicación de las Redes Neuronales Artificiales en los Mercados Financieros. *Global Conference on Business and Finance Proceedings*, 9, págs. 1236-1242. San Jose, Costa Rica.

Autores	Entrenamiento/Prueba	Tipo de red	#Capa oculta: # neuronas	#nodos de salida	Función de transferencia C.oculta: C.salida	Algoritmo De entrenamiento	Tipo de conexión	Tratamiento a los datos entrada	Medidas de desempeño
(Andrade de Oliveira et al., 2011)	2/3, 1/3	MLP	1:10	1	Sigmoidal: Lineal	BP	Feedforward	[0.1]	RMS, MRPE
(de Faria et al., 2009)	90%, 10% 2132, 236	MLP	1:10	1	N.D.	BP	Feedforward	N.D.	RMSE
(Glaria-bengochea et al., 1996)	N.D	MLP	3 capas ocultas	1	Tansig:Lineal	FLBP	Feedforward	Normalización	N.D.
(Parisi, 2004)	N.D	N.D	N.D	1	N.D	BP	RWNA*	N.D	N.D
(Benedetti et al., 2009)	N.N	N.D	N.D	1	N.D	N.D	NAN** with Exogenous inputs.	N.D	N.D
(Gómez, Venegas, & Campuzano, 2011a)	N.D.	MLP	6:10	1	Sigmoidal: Lineal	BP	Feedforward	Rt	RMSE

\*N.D. No Disponible

Fuente: La autora

A partir de la revisión general de la literatura, se concluye que las redes neuronales pueden ser una buena aproximación para modelar el comportamiento de las series de tiempo financieras, ya que demuestran que arrojan pronósticos más precisos, más sin embargo, no reemplazan a los modelos autorregresivos por la cantidad de entrenamiento que se requiere para implementarlas.

## 1.5 Problema de Investigación

Las investigaciones acerca del comportamiento de los índices bursátiles latinoamericanos, han centrado su atención en el ajuste de modelos ARIMA, GARCH, EGARCH y TGARCH para países como Brasil, Chile, México, Argentina, Colombia y Perú, los cuales en la mayoría de casos han demostrado ser aproximaciones eficientes a la serie financiera correspondiente. Sin embargo, la búsqueda constante por encontrar una herramienta en la que se disminuya el error de pronóstico de los rendimientos de los índices y acciones de cualquier mercado bursátil, ha motivado el uso de nuevas formas de aproximación al fenómeno, como las redes neuronales artificiales; las cuales han demostrado mejorar el pronóstico de los rendimientos tanto de los índices bursátiles como de las acciones de países como Taiwán, Turquía, China, Estados Unidos y Japón; lo que motiva a realizar una investigación que permita comprobar la precisión de estos modelos frente a la familia GARCH, en el contexto latinoamericano.

Adicionalmente, el ajuste de modelos de pronóstico a series de tiempo, históricamente, se ha hecho utilizando la serie temporal completa, por lo que también se desea comprobar si ajustando los modelos a la serie dividida por tendencias alcistas y bajistas, se detectan diferencias significativas acerca de la pertinencia del uso de un modelo frente a otro para pronosticar los rendimientos dependiendo de la dirección del mercado.

A partir del enfoque propuesto se plantean las siguientes hipótesis:

H<sub>1</sub>: Los modelos asimétricos de heterocedasticidad condicional son superiores en pronosticar los rendimientos de los principales índices bursátiles latinoamericanos, que el modelo generalizado de heterocedasticidad condicional en el período de prueba.

H<sub>2</sub>: Las redes neuronales artificiales son superiores en pronosticar los rendimientos de los principales índices bursátiles latinoamericanos que la familia de modelos autorregresivos de heterocedasticidad condicional en el período de prueba.

H<sub>3</sub>: El ajuste de modelos de pronóstico a los rendimientos de los principales índices latinoamericanos, dividiendo la serie temporal por tendencias; presenta diferencias significativas dependiendo de la dirección del mercado.

## 2. METODOLOGÍA

De acuerdo a la revisión de literatura y al planteamiento del problema a tratar en la presente investigación, a continuación se describen cada una de las etapas de la metodología utilizada, la cual se describe gráficamente en la figura 1. La primera etapa consiste en la identificación de los intervalos a analizar de cada serie financiera; los cuales inicialmente se relacionan con cambios estructurales en la media de la serie de rendimientos y que podrían corresponder a cambios en las tendencias de los precios dependiendo de la dirección del mercado: tendencias alcistas y bajistas; pero cuyos resultados no son concluyentes, por lo que se opta por utilizar el análisis técnico para identificarlas.

Posterior a la identificación de las tendencias se procede a ajustar los modelos autorregresivos de heterocedasticidad condicional simétricos y asimétricos GARCH(p,q), EGARCH(p,q), TGARCH(p,q) utilizando la metodología Box y Jenkins (1976), para cada intervalo identificado en la etapa uno.

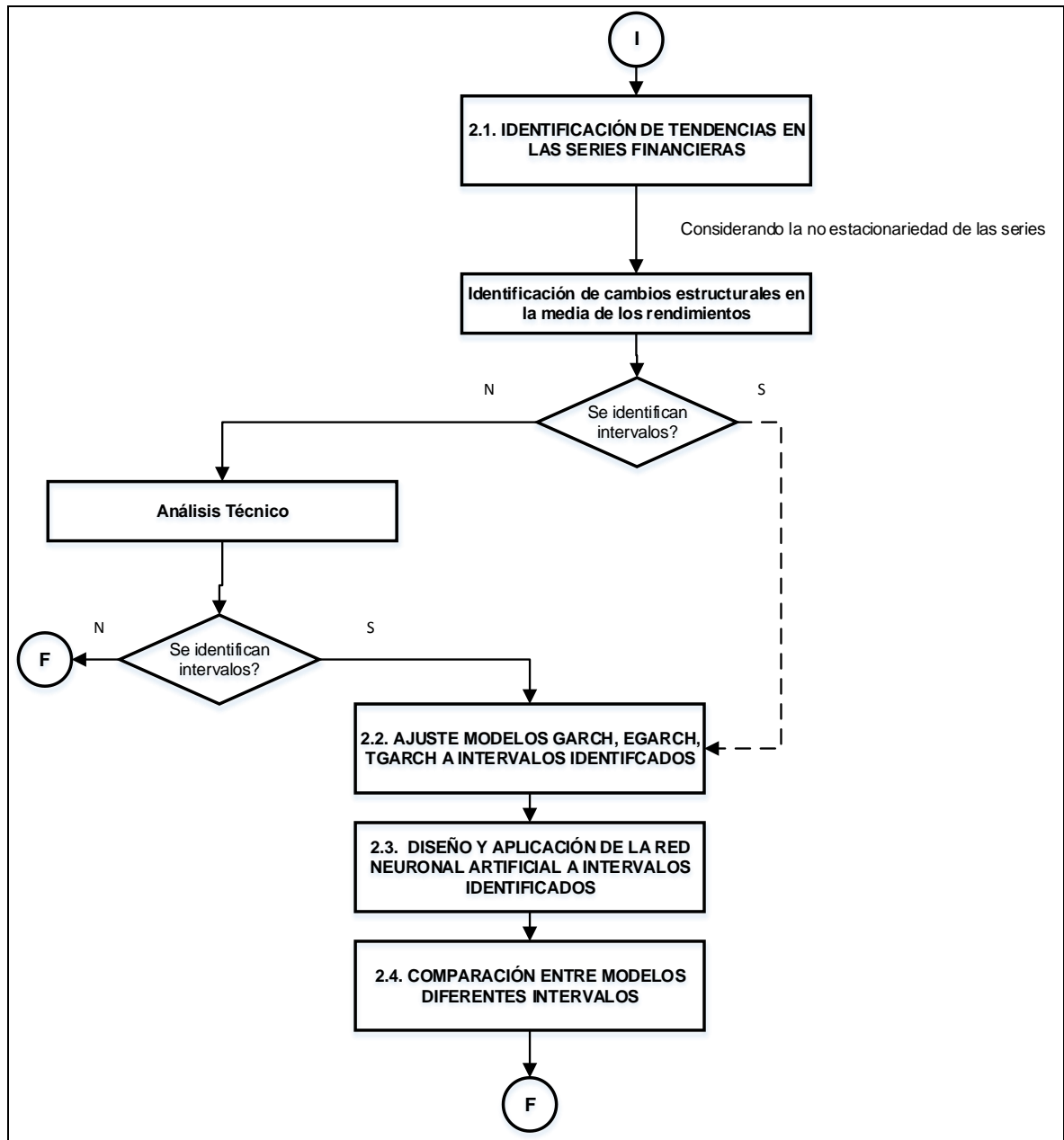
Para el ajuste de la red neuronal artificial, se hizo una revisión de literatura de la aplicación de este modelo matemático a las series financieras latinoamericanas, con el fin de escoger el tipo de red y topología a utilizar, en donde se escogió la red neuronal autorregresiva con conexiones hacia adelante (*feedforwardnet*), el algoritmo de aprendizaje *Backpropagation* y con una sola capa oculta, cuyo número de neuronas se debió determinar por prueba y error.

Finalmente, con el fin de identificar la superioridad de pronóstico de un modelo frente a otro se utiliza el test Diebold and Mariano<sup>89</sup>, para concluir acerca de las diferencias significativas entre el desempeño de las redes neuronales y los modelos autorregresivos dependiendo de la tendencia analizada.

---

<sup>89</sup> DIEBOLD & MARIANO. Op. cit., p. 23.

Figura 1. Diagrama metodología de Investigación.



Fuente: La autora.

## 2.1 IDENTIFICACIÓN DE TENDENCIAS

La primera etapa de la metodología de investigación, consistió en la identificación de los intervalos a analizar de cada serie financiera, los cuales inicialmente se relacionan con cambios estructurales en la media de la serie de rendimientos.

### 2.1.1 Cambios estructurales.

Partiendo de la serie temporal de precios de un índice o una acción del mercado de valores, se puede observar en la figura 2 que presenta los cambios de dirección de mercado, es decir tendencias tanto alcistas como bajistas.

Si se define el *cociente incremental* ( $CI$ )<sup>90</sup> como la razón entre el incremento en la variable  $Ln(P_t)$ , y el incremento en la variable  $t$  que en este caso corresponde a 1 día, de tal forma que:

$$CI = \frac{Ln(P_t) - Ln(P_{t-1})}{1} \quad \text{(Ecuación 1)}$$

Se obtiene la serie de tiempo del *rendimiento compuesto continuamente*<sup>91</sup>, Figura 3., definido en la Ecuación 2.

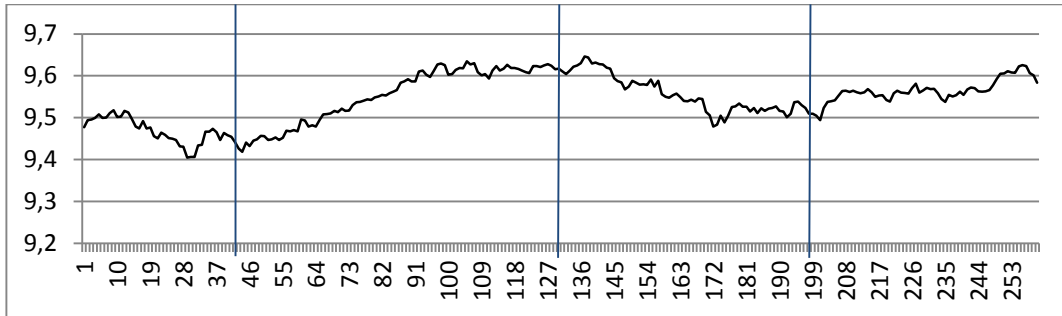
$$r_t = Ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) = Ln(P_t) - Ln(P_{t-1}) \quad \text{(Ecuación 2)}$$

---

<sup>90</sup> Definición de la derivada de una función.

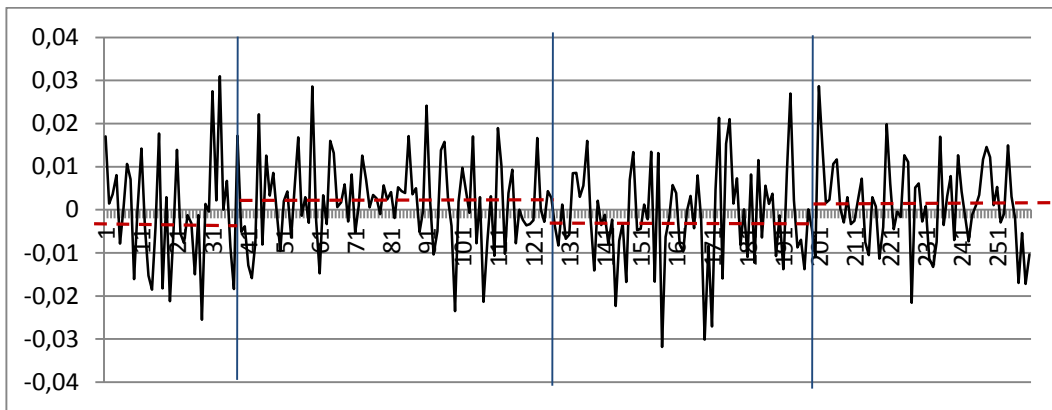
<sup>91</sup> Statistical Models and Methods for Financial Markets.

**Figura 2.  $\ln(P_t)$**



Fuente: La autora.

**Figura 3.  $r_t = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1})$**



Fuente: La autora

Por lo que inicialmente se puede suponer que cada cambio de tendencia en la serie de tiempo de los precios, corresponde a cambios estructurales de nivel en la media de los rendimientos.

Para la identificación de los anteriores cambios estructurales, se utilizó el procedimiento propuesto Tsay<sup>92</sup> el cual es el más utilizado para identificar los

<sup>92</sup> TSAY, R. S. (1988). Outliers, Level Shifts and Variance change in Time series. *Journal of Forecasting*, 7, 1-20.

cambios de media y que consiste en hallar el valor de un estadístico definido como la relación de los residuos del modelo sobre la desviación estándar de los residuos, tal que en el punto en donde el valor es mayor e igual a tres, podría corresponder a un cambio estructural en la media, por lo que debe ajustarse una nueva ecuación que tenga en cuenta el cambio de nivel identificado. Al aplicar el procedimiento anterior, a una sola serie de rendimientos; se observó que debido a la presencia de *outliers* o datos atípicos en los *clusters* de volatilidad que caracterizan este tipo de series, el estadístico identificaba un cambio de nivel a cada paso  $t+1$ ; lo que no permite dividir la serie por intervalos de tiempo. Ver Anexo 1

La literatura referente a la identificación de cambios estructurales en la series de tiempo, demuestra la importancia que el tema tiene en la actualidad, ya que es usual considerar la serie con una estacionariedad global para ajustar modelos estadísticos, pero que debido a la características que presentan, se debería hacer una análisis más exhaustivo a la serie, por ejemplo considerando períodos homogéneos. Ver Catalin y Granger<sup>93</sup>.

### **2.1.2 Análisis Técnico**

De acuerdo a la teoría de Dow<sup>94</sup>, en el mercado de valores se pueden identificar tres tipos de tendencias: tendencia principal, tendencia intermedia, y tendencia de corta duración; las cuales van desde años hasta días. Se escogió para el ajuste de modelos la tendencia intermedia, ya que de acuerdo a los resultados obtenidos del ajuste del modelo GARCH en el IGBC, donde se dividió la serie en intervalos de 100, 200 hasta 1000 datos, se observó que se requieren al menos entre 200 y 300 datos para detectar heterocedasticidad condicional en las series asociadas a índices bursátiles. Ver Anexo 2

---

<sup>93</sup> CATALIN, S., & GRANGER, C. (2005). Nonstationarities in Stock Returns. *The Review of Economics and Statistics*, 87(3), 503-522.

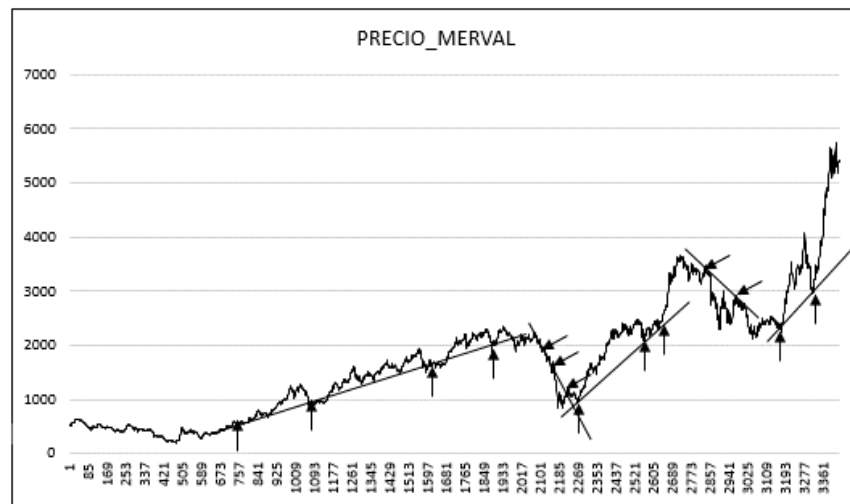
<sup>94</sup> MURPHY, J. J. (2000). *Análisis Técnico de los Mercados Financieros*. Barcelona: Ediciones Gestión 2000 S.A.

**2.1.2.1 Tendencia alcista intermedia.** Esta tendencia se presenta cuando al trazar una línea recta a la gráfica de la serie de precios, ésta es inclinada hacia arriba y hacia la derecha y sigue unos mínimos sucesivos de reacción en donde el segundo tendrá que ser más alto que el primero.

**2.1.2.2 Tendencia bajista intermedia.** Esta tendencia se presenta cuando al trazar una línea recta a la gráfica de la serie, ésta es inclinada hacia abajo y hacia la derecha que sigue unos picos sucesivos de recuperación.

En la Figura 4., se presenta la serie de tiempo del Índice General de la Bolsa de Valores de Argentina, con sus respectivas tendencias.

**Figura 4. Identificación tendencias**



Como se puede observar en la Figura 4., para el Índice General de Argentina MERVAL, utilizando análisis técnico se identifican cinco tendencias de mercado, tres alcistas y 2 bajistas; las cuales no corresponden a períodos con igual número de observaciones, ya que por ejemplo la primer tendencia al alza tiene una duración de tiempo mucho mayor a las siguientes.

## 2.2 AJUSTE MODELOS ARMA-GARCH, ARMA-EGARCH, ARMA-TGARCH

Posterior a la identificación de las tendencias, se procede a ajustar los modelos autorregresivos de heterocedasticidad condicional simétricos y asimétricos GARCH(p,q), EGARCH(p,q), TGARCH(p,q) utilizando la metodología Box y Jenkis (1976), para cada intervalo.

### 2.2.1 Ajuste Modelo ARMA-GARCH.

Para el ajuste de este modelo a la serie se siguen los pasos de la metodología de Box y Jenkins<sup>95</sup>, que se describen a continuación:

- a. Se estima un modelo ARMA (p, q) para la media de los rendimientos.
- b. Utilizando los residuales del modelo ARMA (p, q) estimado se comprueba si existe efecto ARCH en los residuos.
- c. Se especifica un modelo de volatilidad para la serie si los efectos ARCH resultan ser significativos, para realizar luego la estimación conjunta de la media y la volatilidad.
- d. Por último se valida el modelo con análisis de los residuos.

**2.2.1.1 Ajuste ARMA.** El primer paso para ajustar un modelo autorregresivo a la media condicional es realizar un análisis gráfico y estadístico de la serie de rendimientos, de donde se consolidan los principales estadísticos descriptivos como: la media, desviación estándar, los coeficientes de asimetría y curtosis de la serie, con el fin de hacer un análisis inicial de la serie.

Posterior al análisis descriptivo se debe calcular la función de autocorrelación simple y parcial de los rendimientos  $R_t$ , y con base en ella se proponen las combinaciones de p y q del modelo ARMA (p, q), con el fin de escoger el modelo basado en la

---

<sup>95</sup> BOX, G. E., JENKINS, G. M., & REINSEL, G. C. (1976). *Time Series Analysis. Forecasting and Control*. Wiley

minimización de los criterios de información de Akaike. Se comprueba la validez del modelo en los rendimientos con ruido blanco en los residuos.

**Figura 5. Ejemplo de función de autocorrelación simple y parcial**

Date: 03/17/14 Time: 21:13 Sample: 1 2993 Included observations: 2992						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.168	0.168	84.636	0.000
		2	0.006	-0.023	84.757	0.000
		3	0.055	0.060	93.880	0.000
		4	0.065	0.047	106.38	0.000
		5	0.041	0.024	111.44	0.000
		6	-0.021	-0.034	112.74	0.000
		7	0.003	0.008	112.77	0.000
		8	0.034	0.026	116.26	0.000
		9	-0.010	-0.021	116.54	0.000
		10	0.021	0.030	117.90	0.000

Fuente: La autora

A partir de la función de autocorrelación simple y parcial, de la cual se expone un ejemplo en la figura 5 se proponen las diferentes combinaciones de los parámetros  $p$  y  $q$  que deben utilizarse para ajustar el modelo ARMA a la media de los rendimientos.

**2.2.1.2 Ajuste ARMA-GARCH.** Para la verificación de presencia de heterocedasticidad condicional se utiliza la función de autocorrelación simple y parcial de los residuos al cuadrado con el fin de identificar posible autocorrelación entre ellos. En el caso de que la gráfica de autocorrelación no sea significativa; se aplica el test LM de verificación de heterocedasticidad condicional.

El test LM (Lagrange Multiplier) el cual para  $(i = 1, \dots, m)$  en la regresión lineal

$$a_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \dots + \alpha_m a_{t-m}^2 + e_t, \quad (\text{Ecuación 3})$$

$$t = m + 1, \dots, T,$$

Donde  $e_t$  es el término del error,  $m$  es un entero positivo, y  $T$  es el tamaño de la muestra. Se especifica la siguiente hipótesis nula:

$$H_0 = \alpha_1 = \dots = \alpha_m = 0.$$

Y el estadístico:

$$F = \frac{(SSR_0 - SSR_1)/m}{SSR_1/(T - 2M - 1)}, \quad \text{(Ecuación 4)}$$

Donde,  $SSR_0 = \sum_{t=m+1}^T (a_t^2 - \bar{w})^2$ ;  $\bar{w}$  es la media muestral de  $a_t^2$  y  $SSR_1 = \sum_{t=m+1}^T \hat{e}_t^2$  está distribuido asintóticamente como una distribución chi-cuadrado con  $m$  grados de libertad bajo la hipótesis nula. La regla de decisión es rechazar la hipótesis nula si el p-value de F es menor de 0,05.

Posterior a la identificación de efecto ARCH en los residuos del modelo ajustado a la media, se procede a ajustar los modelos de familia GARCH.

El modelo GARCH (p, q) propuesto por Bollerslev<sup>96</sup> es descrito por las ecuaciones 5 y 6;

$$a_t = \sigma_t \epsilon_t \quad \text{(Ecuación 5)}$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad \text{(Ecuación 6)}$$

Donde la variable aleatoria  $\epsilon_t$  es i.i.d. con media cero, varianza igual a 1, con distribución de probabilidad normal; los parámetros a encontrar son alfa sub-cero, alfa sub-i, y beta sub-j, utilizando la minimización del criterio de información Akaike

---

<sup>96</sup> BOLLERSLEV, T. Op. cit.,p.10.

de las posibles combinaciones de p y q de GARCH (p, q); para posteriormente comprobar que los residuos al cuadrado no quede rastro de heterocedasticidad.

### 2.2.1.3 Ajuste ARMA-EGARCH.

El modelo EGARCH (p,q) propuesto por Engle<sup>97</sup> es descrito por la ecuación 7;

$$a_t = \sigma_t \epsilon_t$$

$$\text{Log}(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \beta_i \text{Log}(\sigma_{t-i}^2) + \sum_{j=1}^p \alpha_j \left| \frac{a_{t-j}}{\sigma_{t-j}} \right| + \sum_{k=1}^r \gamma_k \frac{a_{t-k}}{\sigma_{t-k}} \quad (\text{Ecuación 7})$$

El cual puede explicar la asimetría de la respuesta de la volatilidad a los rendimientos negativos y positivos.

### 2.2.1.4 Ajuste ARMA-TGARCH.

El modelo TGARCH propuesto por Glosten, Jagannathan y Runkle<sup>98</sup> (GJR) descrito por la ecuación 8;

$$a_t = \sigma_t \epsilon_t$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^p (\alpha_i + \gamma_i I_{t-i}^-) a_{t-i}^2 \quad (\text{Ecuación 8})$$

Donde  $I_{t-i}^- = 1$  si  $\epsilon_t < 0$  y 0 de otra manera.

En este modelo, las buenas noticias  $a_{t-i} > 0$ , y malas noticias  $a_{t-i} < 0$ , tienen diferentes efectos en la varianza condicional; buenas noticias tienen un impacto de  $\alpha_i$ , mientras malas noticias tienen un impacto de  $\alpha_i + \gamma_i$ .

<sup>97</sup> ENGLE, R. F. Op. cit.,p.10

<sup>98</sup> GLOSTEN, L., JAGANNATHAN, R., & RUNKLE, D. E. Op. cit.,p.11.

## 2.3 AJUSTE RED NEURONAL ARTIFICIAL

Para el ajuste de la red neuronal artificial, Parada y Duarte<sup>99</sup> consolidan las características de las redes neuronales aplicadas a series financieras latinoamericanas, y por medio de la cual se determinó usar la red neuronal autorregresiva con conexiones hacia adelante: *feedforwardnet*, en la que todas las neuronas de una capa reciben señales de entrada de la capa anterior más cercana y envían las señales de salida a una capa posterior más cercana; el algoritmo de aprendizaje *Backpropagation*, el cual consiste en un ciclo de *propagación – adaptación* en el que primero se aplica un patrón de entrada como estímulo para la primera capa de neuronas de la red y se compara el valor obtenido con el deseado; para que en segundo lugar este error sea transmitido hacia atrás partiendo de la capa de salida hacia todas las neuronas de la capa intermedia, recibiendo el porcentaje de error aproximado a la participación de éstas, para luego basándose en el valor del error recibido, se reajustan los pesos de conexión de cada neurona de manera que a la siguiente vez que se presenta el mismo patrón, el error disminuya; y una topología con tres capas: una de entrada, una de salida y una oculta; cuyo número de neuronas se debió determinar por prueba y error.

### 2.3.1 Metodología para el desarrollo de la Red Neuronal.

La red neuronal escogida es una red neuronal dinámica, autorregresiva y sin entradas exógenas; la cual es descrita en la ecuación 9.

$$y(t) = f(y(t - 1), y(t - 2), \dots, y(t - n_y)) \quad (\text{Ecuación 9})$$

Donde:

---

<sup>99</sup> PARADA, P., & DUARTE, J. (2014). Una Revisión a la Aplicación de las Redes Neuronales Artificiales en los Mercados Financieros. *Global Conference on Business and Finance Proceedings*, 9, págs. 1236-1242. San Jose, Costa Rica.

$y(t) = \text{valor futuro},$

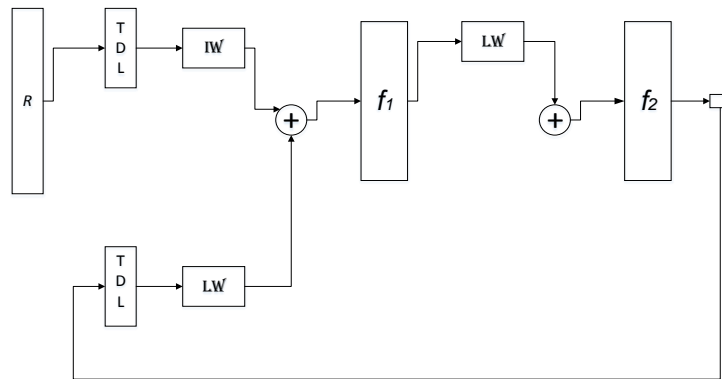
$y(t - 1) = \text{valor anterior a } y(t) \text{ por un período de tiempo},$

$y(t - 2) = \text{valor anterior a } y(t) \text{ por dos períodos de tiempo},$

$y(t - n_y) = \text{valor anterior a } y(t) \text{ por } n_y \text{ períodos de tiempo};$

Así se puede considerar a esta red como un modelo no lineal autorregresivo, donde el siguiente valor de la variable  $Y(t)$  depende de los valores anteriores de la misma serie.

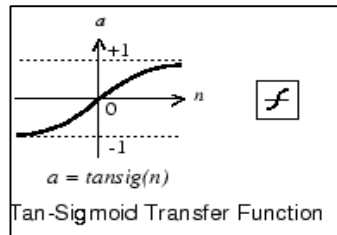
**Figura 6. Esquema de RNAS**



Fuente: Guía de usuario redes neuronales. Matlab R2013b

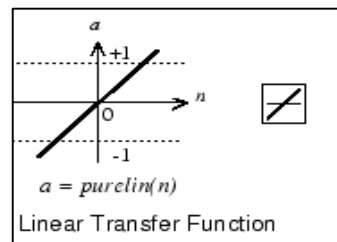
De acuerdo a la figura 6, las convenciones del modelo matemático son las siguientes:  $I\bar{W}$ : Matriz de los pesos de entrada,  $L\bar{W}$ : Matriz de los pesos de la capa oculta, **TDL**: *Time delay vector*. La función de transferencia de la capa oculta corresponde a *Tan-sigmoidal*, ver figura 7; y la función de transferencia de la capa de salida a una lineal, ver figura 8.

**Figura 7. Función de transferencia capa oculta**



Fuente: Guía de usuario redes neuronales. Matlab R2013b

**Figura 8. Función de transferencia capa de salida**



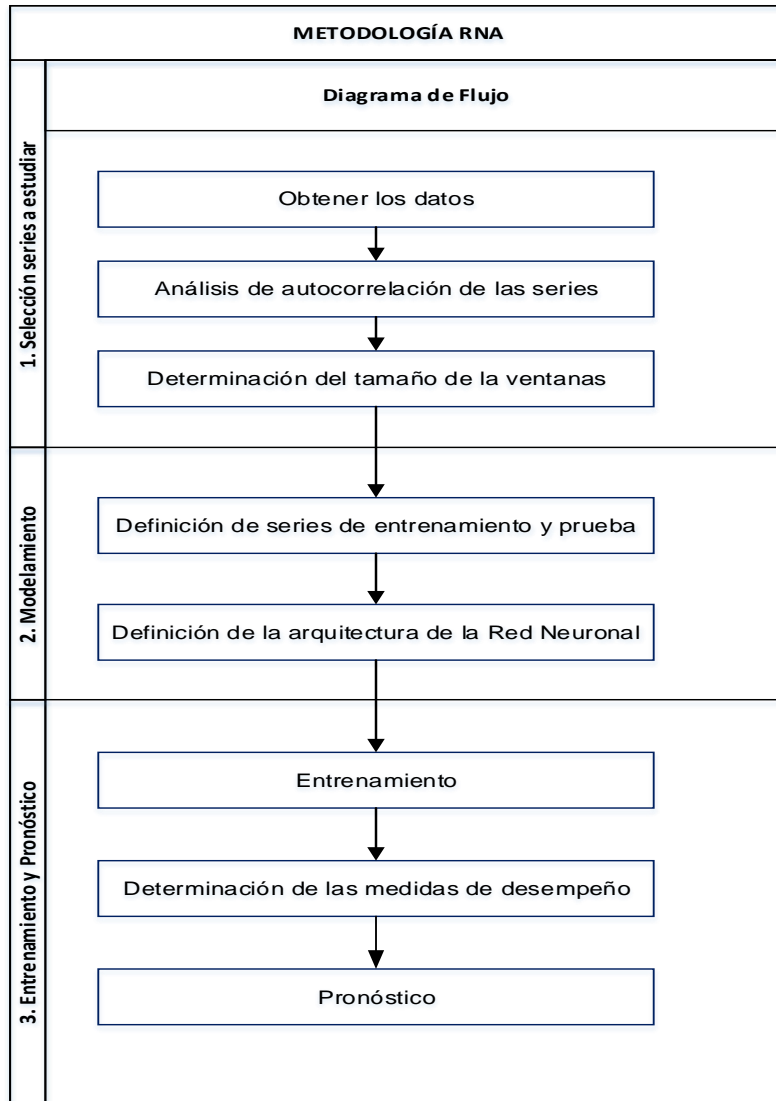
Fuente: Guía de usuario redes neuronales. Matlab R2013b

En la Figura 9. Se describe la metodología usada para construir la red neuronal artificial con el fin de pronosticar los rendimientos de los índices, la cual está dividida en tres bloques:

- a. Selección de las series a estudiar.
- b. Modelamiento
- c. Entrenamiento y pronóstico

La primera etapa la componen la siguientes actividades: obtención de los datos, análisis de autocorrelación de las series con el fin de determinar el tamaño de las ventanas; la segunda etapa consta de: definición de series de entrenamiento y prueba y de la arquitectura de la red; y la última etapa está compuesta por el entrenamiento, definición de las medidas de desempeño y utilización de la red para el pronóstico.

**Figura 9. Metodología Redes Neuronales Artificiales**



Fuente: La autora

**2.3.1.1 Selección de series a estudiar.** Para la obtención de los datos se escogen a los rendimientos de índices generales de cada país en moneda local; posteriormente se hace el análisis de autocorrelación de las series, a partir del cual se pueden identificar el número de retrasos que pueden usarse para cada red, que correspondieron desde 1 hasta 5.

**2.3.1.2 Modelamiento.** Para la división de la serie, se tomó el 90% de los datos para el entrenamiento y 10% para prueba, el cual corresponde a una relación aceptable entre los datos de entrenamiento y prueba, ver Faria et al<sup>100</sup>. Para la definición de la arquitectura de la red el modelo escogido de acuerdo a su mayor utilización en las series financieras de América Latina (ver Tabla 1.), para el pronóstico es la red multicapa con conexiones hacia adelante *feedforwardnet*. La estructura de la red está compuesta por tres capas, que incluyen una capa de entrada, una capa oculta, y una capa de salida. El número de neuronas en la capa de entrada está determinada por el tamaño de los retardos de la serie, el número de neuronas en la capa oculta se determinará utilizando la ecuación 10, propuesta por Huang<sup>101</sup>, donde m y N representa el número de neuronas de la capa de salida y entrada respectivamente.

$$\#neuronas = 2\sqrt{(m + 2)N} \quad \text{(Ecuación 10)}$$

El número de retrasos de la red neuronal va desde 1 hasta 5 lo que indica que para un retraso el número de neuronas en la capa oculta es de 3,46 neuronas; y para cinco retrasos el número de neuronas en la capa oculta es de 7,74 neuronas. Se utilizara el intervalo de 3 a 10 neuronas en la capa oculta para todos los retrasos con el fin de determinar por prueba y error la mejor arquitectura de la red para cada serie de tiempo.

### **2.3.1.3 Entrenamiento y Pronóstico.**

El proceso de aprendizaje de la red es tipo supervisado, donde el algoritmo de entrenamiento escogido es el *BackPropagation*. La división de la serie en los

---

<sup>100</sup> DE FARIA, E., ALBUQUERQUE, M. P., GONZALEZ, J., CAVALCANTE, J., & ALBUQUERQUE, M. P. (2009). Predicting the Brazilian stock market through neural networks and adaptive exponential smoothing methods. *Expert Systems with Applications*, 36, 12506-12509.

<sup>101</sup> HUANG, G.-b. (2003). Learning Capability and Storage Capacity of Two-Hidden-Layer Feedforward Networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 274-281.

conjunto de entrenamiento, validación y prueba se hace aleatoriamente. Para la convergencia el número de *epochs* seleccionado es de 10000, o la tasa mínima de error es de 0,0001; lo que quiere decir que el entrenamiento termina cuando alguna de estas dos condiciones ha sido alcanzada.

En esta etapa de acuerdo con, de Oliveira<sup>102</sup> se entrenan las diferentes topologías diez veces con el fin de seleccionar la de menor error de validación promedio, con el fin de utilizar ésta en el pronóstico y posteriormente graficar las series pronosticadas versus las series reales en el período extramuestral, utilizando el software MATLAB 2013a.

## **2.4 EVALUACIÓN PRONÓSTICO**

Para evaluar la capacidad de pronóstico de los diferentes modelos ajustados, a continuación se relacionan el tipo de pronóstico, la medida de desempeño y la prueba de significancia utilizada.

### **2.4.1 Pronóstico con modelos autorregresivos.**

Dentro de las medidas de desempeño utilizadas para la evaluación del pronóstico de series de tiempo financieras se escoge el RMSE como medida de desempeño en el período de prueba, ya que es una medida comúnmente utilizada para comparar la capacidad de pronóstico de un modelo matemático.

Considerando los modelos ARMA-GARCH (p,q), ARMA-EGARCH (p,q) y ARMA-TGARCH (p,q) en la ecuación de la media y la varianza respectivamente y asumiendo que el origen del pronóstico es  $h$ , se utiliza el software Eviews para hallar el valor de los pronósticos de  $l$ -pasos hacia adelante, con el 10% de la serie a pronosticar.

---

<sup>102</sup> Opus ib it

### 2.4.2 Pronóstico con Redes Neuronales Artificiales autorregresivas.

Después de escoger la red neuronal con mejor desempeño en el período de entrenamiento, se utiliza para pronosticar los siguientes  $l$ -pasos hacia adelante en el 10% restante que se definió como período de pronóstico.

### 2.4.3 Evaluación capacidad de pronóstico.

Para evaluar la capacidad de pronóstico de cada uno de los modelos, se aplica el test de comparación de pronóstico propuesto por Diebold y Mariano<sup>103</sup>, el cual considera  $\{y_t\}$  la serie a ser pronosticada, y

$y_{t+h/t}^1$  : pronóstico del modelo 1 de  $y_t$

$y_{t+h/t}^2$  : pronóstico del modelo 2 de  $y_t$

En donde los errores de pronóstico para los modelos son:

$\varepsilon_{t+h|t}^1 = y_{t+h} - y_{t+h/t}^1$  : errores modelo 1

$\varepsilon_{t+h|t}^2 = y_{t+h} - y_{t+h/t}^2$  : errores modelo 2

entonces se establece la serie de errores de los diferentes modelos así:

$$\{\varepsilon_{t+h|t}^1\}_{t_0}^T; \{\varepsilon_{t+h|t}^2\}_{t_0}^T$$

Siendo  $h$ , el paso futuro a pronosticar, si se tiene  $T$  pronósticos para  $t = t_0, t_1, \dots, T$ .

Utilizando como función residual  $L()$  el error cuadrático:

$$L(\varepsilon_{t+h|t}^i) = (\varepsilon_{t+h|t}^i)^2 \quad \text{(Ecuación 11)}$$

---

<sup>103</sup> DIEBOLD, F. X., & MARIANO, R. (1995). Comparing Predictive Accuracy. *Journal of Business and Economics Statistics*, 13(3), 253-265.

La prueba estadística está basada en los residuos diferenciales:

$$d_t = L(\varepsilon_{t+h|t}^1) - L(\varepsilon_{t+h|t}^2) \quad (\text{Ecuación 12})$$

Los modelos de pronóstico comparados poseen igual habilidad de pronóstico si se satisface la siguiente hipótesis nula:

$$H_0: E[d_t] = 0$$

El estadístico de la prueba será:

$$S = \frac{\bar{d}}{\left[\frac{LRV_{\bar{d}}}{T}\right]^{1/2}} \quad (\text{Ecuación 13})$$

Con una distribución  $S \rightarrow N(0,1)$

Donde,

$$\bar{d} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T d_t \quad (\text{Ecuación 14})$$

Siendo  $LRV_{\bar{d}}$  es la varianza asintótica de largo plazo. Ver Anexo 3

Y para rechazar la hipótesis de igualdad en los pronósticos con un nivel de significancia del 5%.

$$|S| > 1,96$$

La anterior prueba se aplicó a las series pronosticadas por los modelos autorregresivos y de redes neuronales artificiales.

Para la aplicación de la metodología descrita en este capítulo a los mercados bursátiles latinoamericanos, se escogió los índices generales de cada país:

Colombia (IGBC), Brasil (BOVESPA), Argentina (MERVAL), Chile (IGPA), México (IPC) y Perú (IGBVL), desde el año 2001 hasta el 19 de diciembre 2013. Se inicia con la descripción estadística de la serie de tiempo y los intervalos identificados; para posteriormente ajustar los modelos autorregresivos y de redes neuronales artificiales con el fin de identificar si existen diferencias significativas en el pronóstico tanto por tendencias como por tipo de modelo.

Finalmente, con el fin de identificar la superioridad de pronóstico de un modelo frente a otro se utiliza el test Diebold and Mariano<sup>104</sup>, para concluir acerca de las diferencias significativas entre el desempeño de las redes neuronales y los modelos autorregresivos dependiendo de la tendencia analizada, en el cual el criterio de decisión se basa en que si el estadístico S es mayor a 1,96 se concluye que los modelos comparados son estadísticamente diferentes, por lo que después se procede a verificar el valor del error de pronóstico de cada modelo (RMSE) y se escoge como superior el que tenga el menor valor entre ellos.

---

<sup>104</sup> DIEBOLD & MARIANO. Op. cit., p. 23.

### 3. RESULTADOS

#### 3.1 SELECCIÓN DE DATOS

Las series analizadas corresponden a los índices generales de los mercados de los países de: Colombia, Brasil, Argentina, Chile, México y Perú.

**Tabla 2. Relación de índices generales a analizar.**

PAIS	INDICE GENERAL	FECHA INICIO	FECHA FINAL
Colombia	IGBC	3 Julio 2001	19 Diciembre 2013
Brasil	BOVESPA	2 Enero 2001	19 Diciembre 2013
Argentina	MERVAL	3 Enero 2000	19 Diciembre 2013
México	IPC	3 Enero 2000	19 Diciembre 2013
Chile	IGPA	3 Enero 2000	19 Diciembre 2013
Perú	IGBVL	2 Enero 2002	19 Diciembre 2013

Fuente: La autora

Como se observa en la tabla 2, se escogió que todas ellas iniciaran a partir del año 2000, con fin de que las series correspondan al mismo período económico. Para el caso de Colombia y Perú la fecha posterior corresponde al inicio del cálculo y registro de los respectivos índices generales.

#### 3.2 IDENTIFICACIÓN DE TENDENCIAS

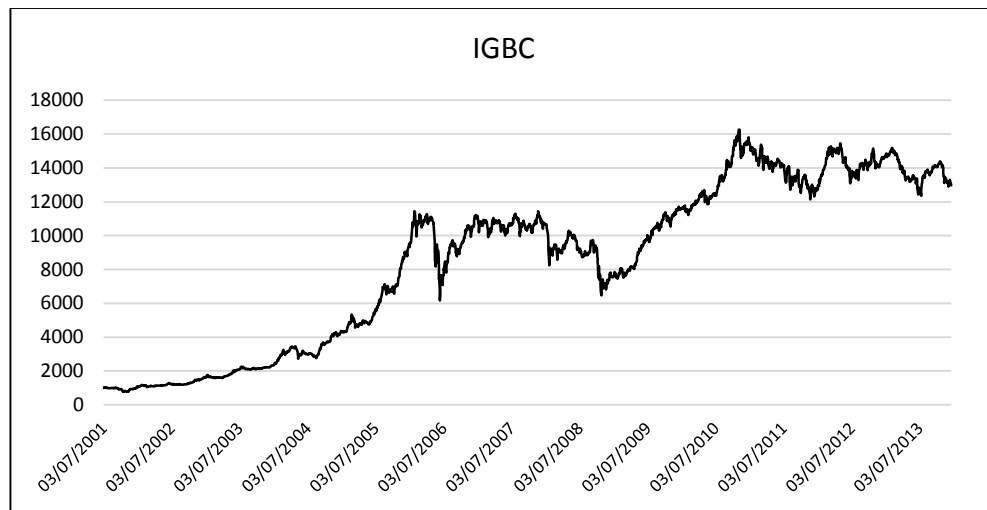
Haciendo uso del análisis técnico se obtienen los siguientes intervalos para cada país.

##### 3.2.1 Colombia

Para el IGBC se observa la figura 10, en la cual se identifican cuatro tendencias, dos al alza y dos a la baja, la primera corresponde desde el 03 de Julio/2001 hasta

el 2 de Mayo/2006, la segunda al 3 de Mayo/2006 al 21 de Noviembre/2008, la tercera al 24 de Noviembre/2008 hasta el 1 de Febrero/2011 y la última al 02 de Febrero/2011 al 19 de diciembre/2013.

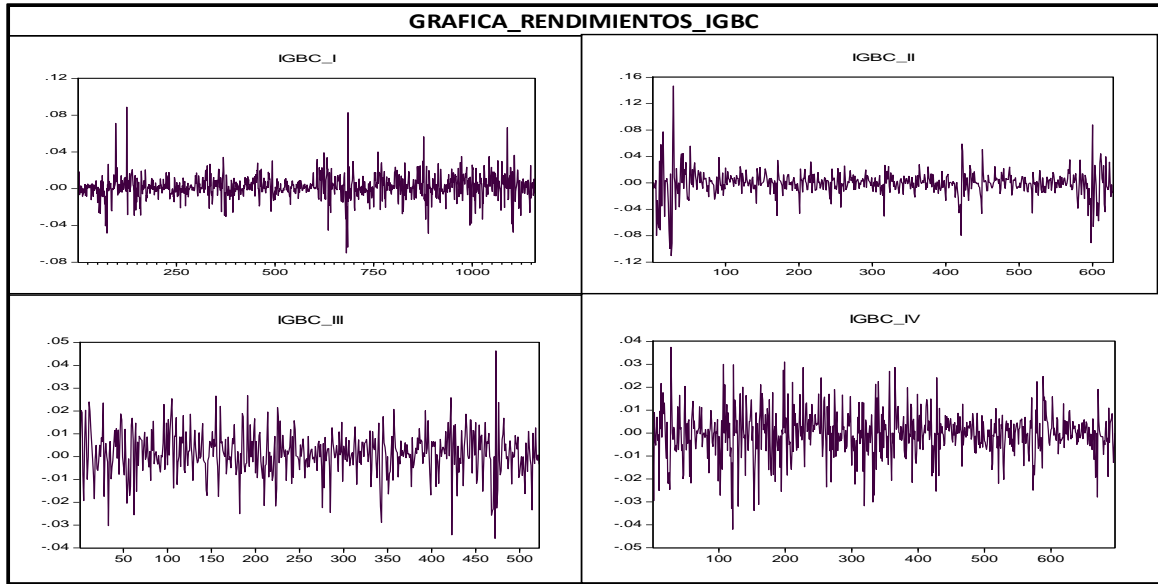
**Figura 10. Gráfica de precios del IGBC**



Fuente: La autora

Las gráficas de cada tendencia se observan en el Anexo 4, de las cuales se obtienen después los rendimientos asociados a los precios del IGBC en los intervalos identificados según la tendencia. En la figura 11, se puede apreciar que los intervalos IGBC\_II e IGBC\_IV, que corresponden a una tendencia bajista exhiben una cantidad mayor de shocks y clúster de volatilidad, adicionalmente se observa gráficamente que en los cuatro intervalos la media de los rendimientos puede estar alrededor de cero.

**Figura 11. Grafica rendimientos IGBC por tendencias**



Fuente: La autora

Posterior al análisis gráfico se extraen los estadísticos de cada intervalo, en los cuales según la tabla 3, se observa que la media de las series con tendencia a la baja se acercan más a cero, que las de tendencia alcista y la desviación estándar de los intervalos bajistas es mayor que la correspondiente a tendencias al alza. Respecto a los demás estadísticos, para todos los intervalos de la series, existe exceso de curtosis y asimetría.

**Tabla 3. Estadísticos descriptivos de los intervalos IGBC**

NUMERO	INTERVALO OBSERVACIÓN	TENDENCIA	MEDIA	DESVIACIÓN ESTANDAR	ASIMETRÍA	CURTOSIS
I	[03/07/01 - 02/05/06]	A	0,002076	0,012771	0,190065	9,790080
II	[03/05/06 - 21/11/08]	B	-0,000758	<b>0,02031</b>	-0,271424	12,507370
III	[24/11/08 - 01/02/11]	A	0,001455	0,009875	-0,232781	4,648557
IV	[02/02/11 - 19/12/13]	B	-0,000202	0,01006	-0,240732	4,669036

Fuente: La autora

A: Alcista B: Bajista

### 3.2.2 Brasil

La serie del BOVESPA ilustrada en la figura 12, se escogió a partir del 2 de Enero 2001, hasta el 19 de diciembre 2013, en la cual se identificaron cuatro tendencias de mercado: dos alcistas, correspondientes a los períodos desde 02 de Enero 2001 – 5 de Junio 2008 y 04 de Febrero 2009 – 19 de Noviembre 2010 respectivamente; y las bajistas a: 6 de Junio 2008 – 3 de Febrero 2009 y del 22 de Noviembre 2010 a 19 de Diciembre de 2013

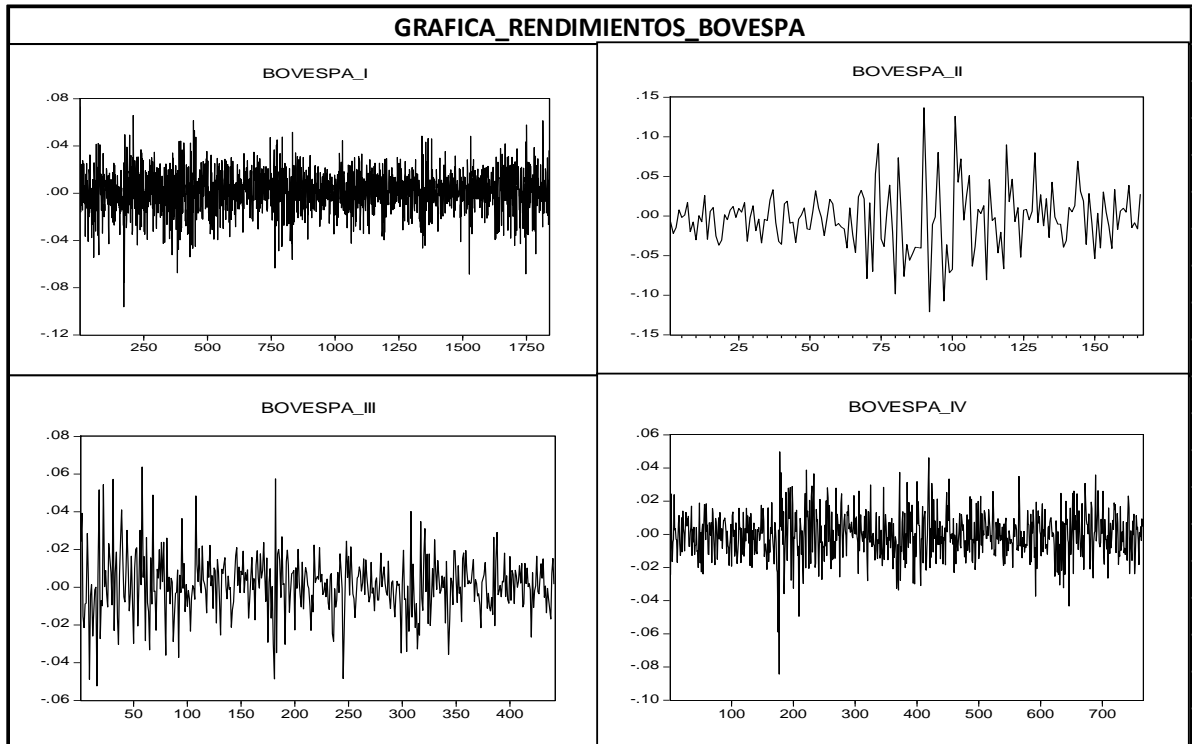
**Figura 12. Gráfica de precios BOVESPA**



Fuente: La autora

Las gráficas individuales de cada tendencia pueden apreciarse en el Anexo 5, de las cuales los rendimientos individuales por cada intervalo, se ilustran en la figura 13, donde se observa que el intervalo que presenta mayor volatilidad es el BOVESPA\_II, correspondiente a una tendencia bajista; los shocks y clúster de volatilidad están presentes en toda la serie.

**Figura 13. Gráfica de rendimientos BOVESPA**



Fuente: La autora

Según la tabla 4 se observa que la desviación estándar del BOVESPA\_II es la mayor de todos los períodos de tiempo. No se observa en los intervalos con tendencia al alza que las medias sean cercanas entre sí, como tampoco para los intervalos a la baja.

**Tabla 4. Estadísticos descriptivos BOVESPA**

NUMERO	INTERVALO OBSERVACIÓN	TENDENCIA	MEDIA	DESVIACIÓN ESTANDAR	ASIMETRÍA	CURTOSIS
I	[02/01/01 - 05/06/08]	A	0.000832	0.018032	-0,285539	4.198.134
II	[06/06/08 - 03/02/09]	B	-0,003391	<b>0.038254</b>	0.306865	4,870281
III	[04/02/09 - 19/11/10]	A	0.001291	0.016020	0.153275	4.818.177
IV	[22/11/10 - 19/12/13]	B	-0,000412	0.014036	-0,240762	5.076.236

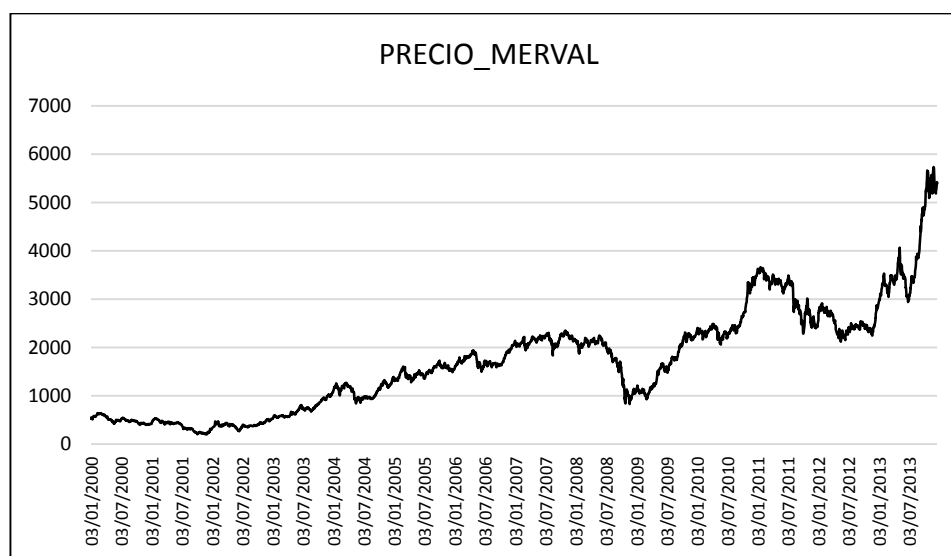
Fuente: La autora

A: Alcista B: Bajista

### 3.2.3 Argentina

El índice Merval ilustrado en la Figura 14, inicia el 3 de Enero 2000 hasta el 19 de Diciembre 2013, de donde se identificaron cinco tendencias: tres alcistas y dos bajistas; las primeras correspondientes a los períodos de: 03 Enero 2000 – 25 de Julio 2007, 14 de abril 2009 – 22 febrero 2011 y 5 de julio 2012 – 19 de diciembre 2013, respectivamente y las segundas a: 26 julio 2007 – 13 de abril 2009 y 23 de febrero 2011 – 4 de julio 2012. En el Anexo 6 pueden apreciarse las gráficas individuales de cada tendencia.

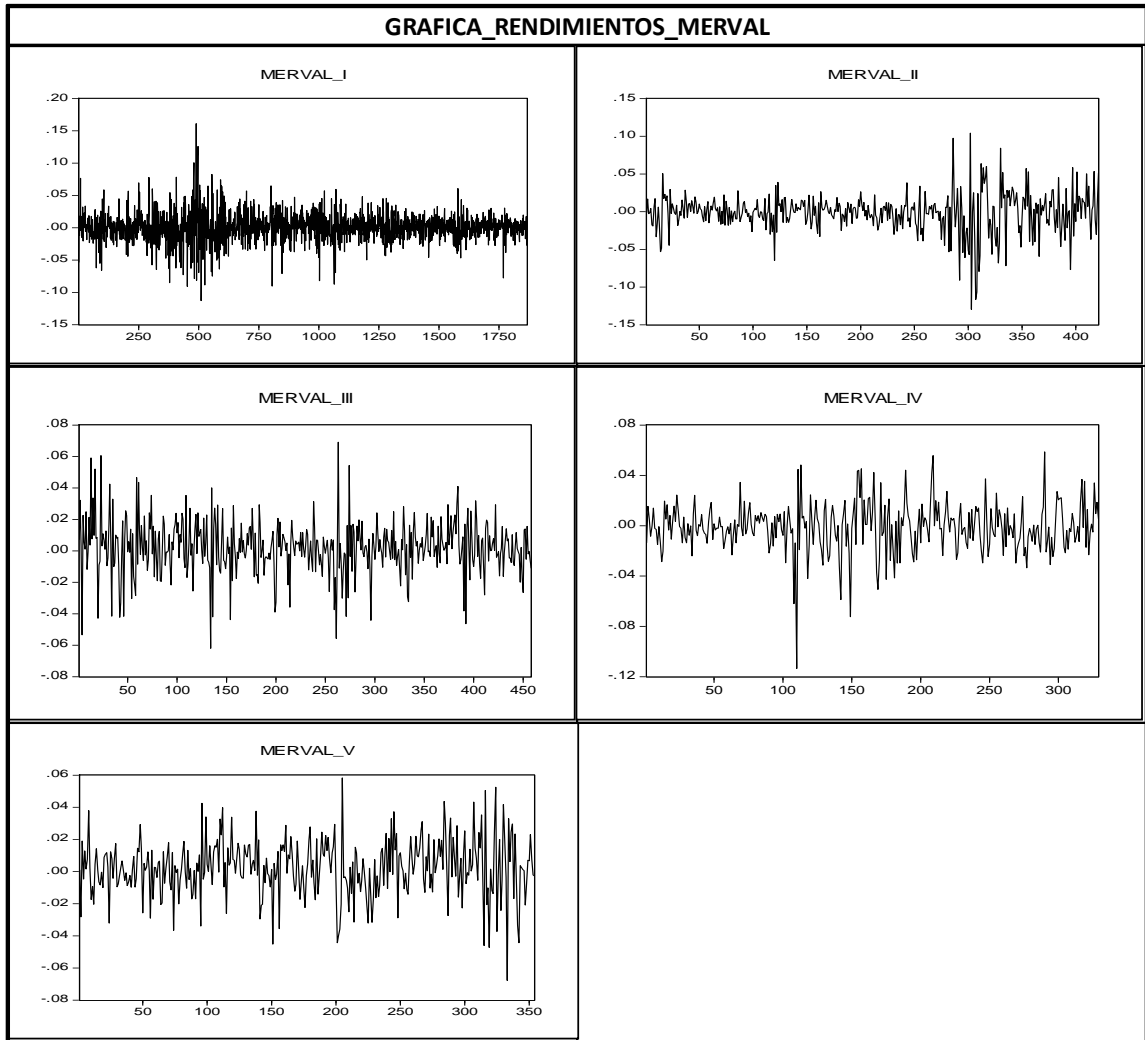
**Figura 14. Gráfica de precios Merval**



Fuente: La autora

Los rendimientos asociados al índice Merval, ilustrados en la figura 15, en todos los intervalos presentan alta volatilidad, especialmente en los dos primeros períodos. En general para los demás períodos se observa gráficamente clúster de volatilidad y una media de los rendimientos que tiende a cero.

**Figura 15. Gráfica rendimientos Merval**



Fuente: La autora.

Al analizar los estadísticos de la tabla 5, se observa que el valor de la desviación estándar de Merval\_I y Merval\_II es el más alto de los períodos de tiempo identificados, independiente de si pertenece a un intervalo alcista o bajista; mientras que para los tres periodos siguientes: Merval\_III, Merval\_IV y Merval\_IV, se registran una desviación estándar muy cercana entre sí, a pesar de pertenecer a diferentes tendencias de mercado.

**Tabla 5. Estadísticos descriptivos Merval**

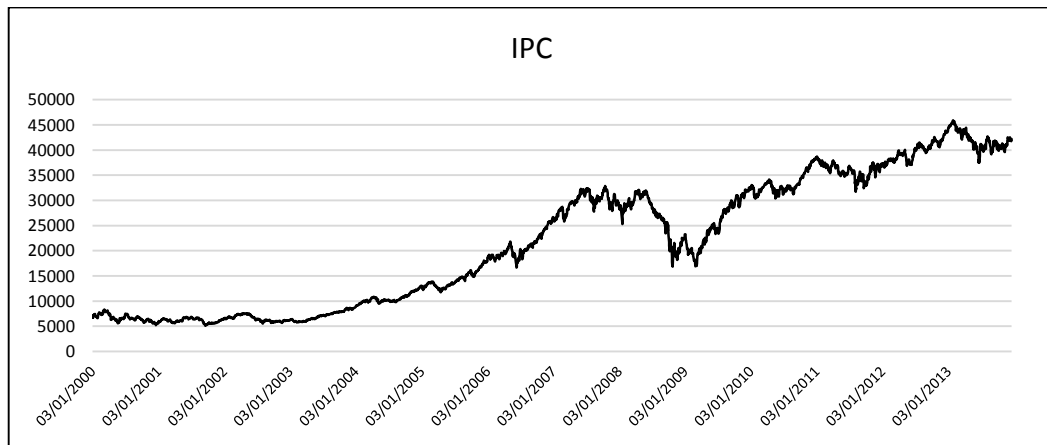
NUMERO	INTERVALO OBSERVACIÓN	TENDENCIA	MEDIA	DESVIACIÓN ESTANDAR	ASIMETRÍA	CURTOSIS
I	[03/01/2000,25/07/2007]	A	0,000751	<b>0,02185</b>	0,1941	7.888.982
II	[26/07/2007,13/04/2009]	B	-0,001341	<b>0,025988</b>	-0,575977	7.103.572
III	[14/04/2009, 22/02/2011]	A	<b>0,002311</b>	0.017092	-0,167707	4.974.406
IV	[23/02/2011,04/07/2012]	B	-0,001051	0.019244	-0,58417	7.167.702
V	[05/07/2012,19/12/2013]	A	<b>0,002311</b>	0.017758	-0,217958	4.011.935

Fuente: La autora. A: Alcista B: Bajista

### 3.2.4 México

Aplicando análisis técnico a la Figura 16, que corresponde al IPC a partir del 3 del 2000 hasta el 19 diciembre 2013, se identificaron tres tendencias dos alcistas y una bajista. Las primeras están en los períodos de tiempo: 3 enero 2000 – 19 julio 2007 y 12 marzo 2009 – 19 diciembre 2013, respectivamente, y la segunda del 20 julio 2007 – 11 marzo 2009. Ver Anexo 7.

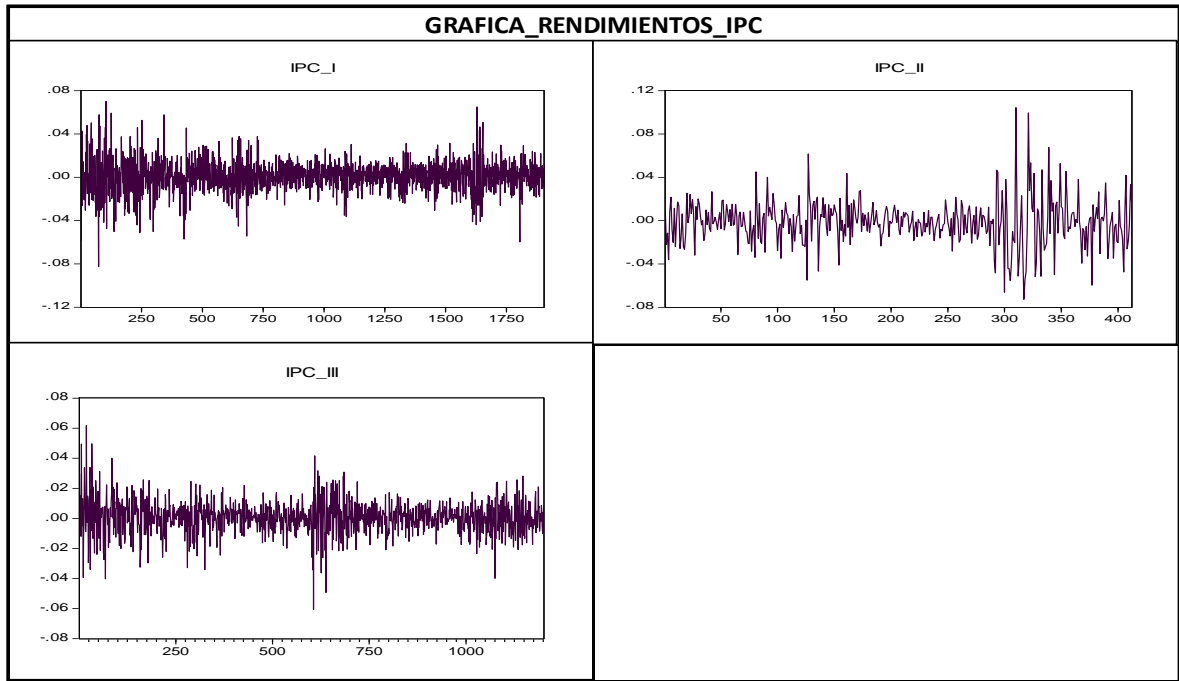
**Figura 16. Gráfica de precios IPC**



Fuente: La autora.

Según la figura 17, se observa que para el IPC\_II, cuya tendencia es bajista es más volátil que las dos tendencias al alza; especialmente al final de la serie. Para los demás intervalos, los agrupamientos de volatilidad se pueden apreciar gráficamente, así como la tendencia a media cero en los rendimientos.

**Figura 17. Gráfica rendimientos IPC**



Fuente: La autora

A partir de los estadísticos consignados en la tabla 6, los períodos correspondientes al alza presentan una media cercana a cero, con una desviación estándar mucho menor que el período a la baja. Se comprueba el exceso de curtosis y asimetría que caracteriza las series financieras.

**Tabla 6. Estadísticos descriptivos IPC**

NUMERO	INTERVALO OBSERVACIÓN	TENDENCIA	MEDIA	DESVIACIÓN ESTANDAR	ASIMETRÍA	CURTOSIS
I	[03/01/00 - 19/07/07]	A	0,000795	0,013854	-0,115403	6,041498
II	[20/07/07, 11/03/09]	B	-0,001419	<b>0,021014</b>	0,366036	6,366677
III	[12/03/09, 19/12/09]	A	0,000668	0,010925	-0,06785	6,247806

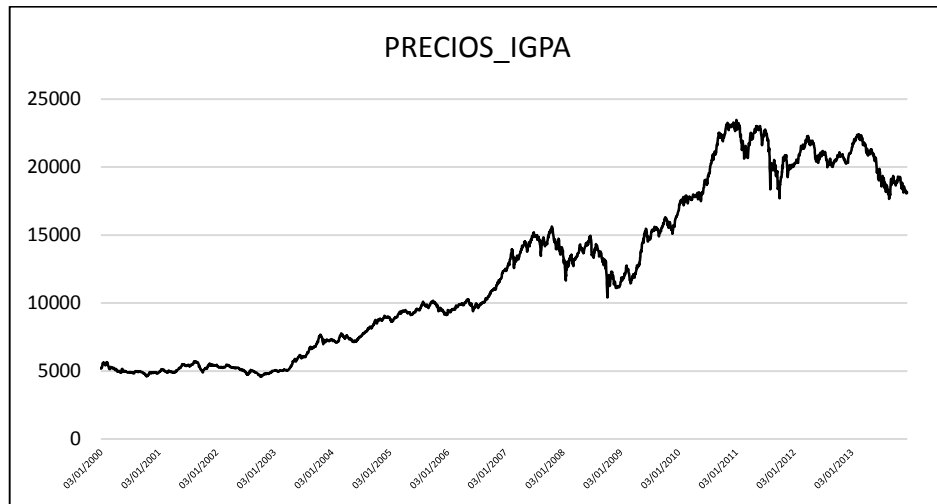
Fuente: La autora. A: Alcista B: Bajista

### 3.2.5 Chile

La serie del IGPA, ilustrada en la Figura 18, inicia del 3 de Enero de 2000 hasta el 19 de diciembre de 2013, en la cual se identifican dos períodos al alza y dos a la baja, correspondientes a: 3 enero 2000 – 31 octubre 2007; 27 enero 2009 – 24 enero

2011 y 2 de noviembre 2011 – 26 enero 2009; 25 enero 2011- 19 diciembre 2013 respectivamente, cuyas gráficas se ilustran en el Anexo 8.

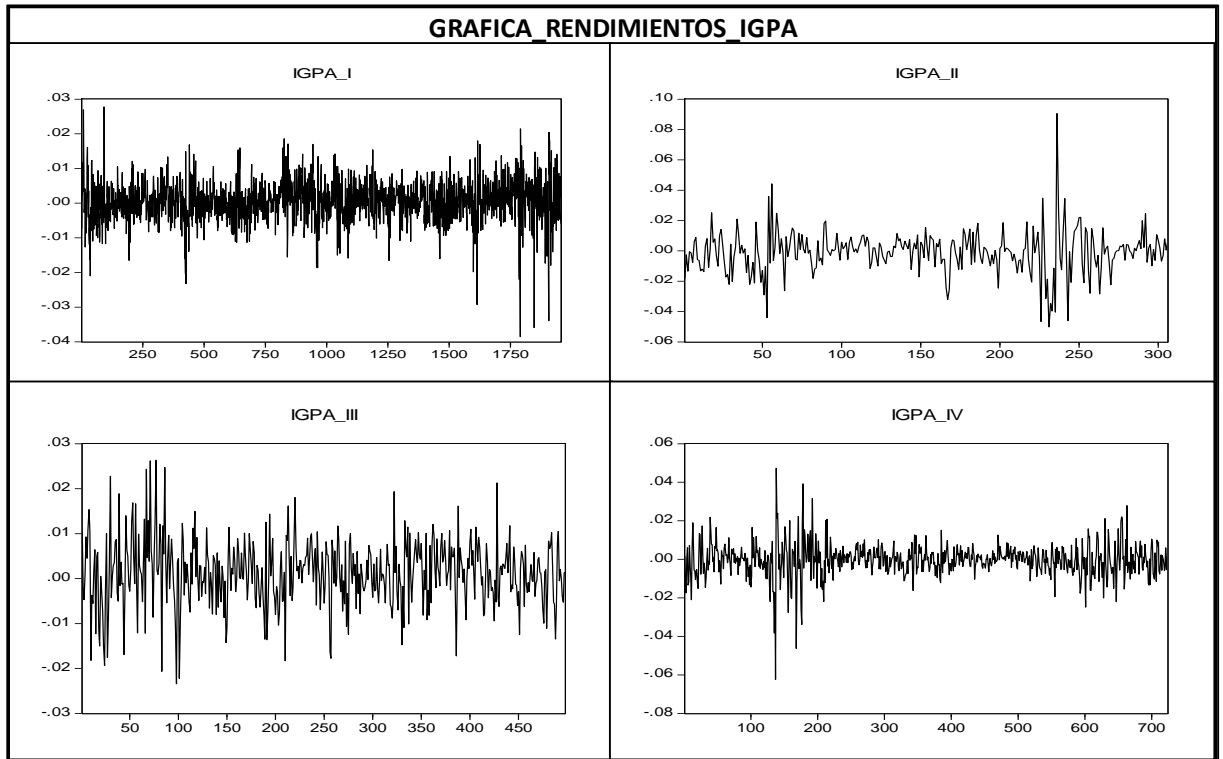
**Figura 18. Gráfica de precios IGPA**



Fuente: La autora

Analizando la figura 19, de los rendimientos del IGPA; se observa gráficamente que el período de menor volatilidad corresponde al IGPA\_I, cuya tendencia es alcista y el de mayor volatilidad es el IGPA\_II correspondiente a una tendencia bajista. Se observan los clusters de volatilidad en todos los intervalos identificados, los cuales se acentúan en los intervalos bajistas.

**Figura 19. Gráfica rendimientos IGPA**



Fuente: La autora

Analizando los datos consignados en la tabla 7, se confirma la mayor volatilidad del intervalo II a través del valor de su desviación estándar. Se observa que la media de los rendimientos, como en el caso de Brasil, Argentina y México no es cercana a un valor específico dependiendo de la tendencia de mercado.

**Tabla 7. Estadísticos descriptivos IGPA**

NUMERO	INTERVALO OBSERVACIÓN	TENDENCIA	MEDIA	DESVIACIÓN ESTANDAR	ASIMETRÍA	CURTOSIS
I	[03/01/2000 - 31/10/2007]	A	0,000552	0,005957	-0,401992	6,405811
II	[02/11/2007 - 26/01/2009]	B	-0,000762	<b>0,014063</b>	0,427049	9,717043
III	[27/01/2009 - 24/01/2011]	A	<b>0,001301</b>	0,007305	-0,08433	4,164869
IV	[25/01/2011 - 19/12/2013]	B	-0,000318	0,008576	-0,471854	10,508980

Fuente: La autora. A: Alcista B: Bajista

### 3.2.6 Perú

Para el IGBVL representando en la Grafica 20, se identificaron cuatro tendencias dos al alza y dos a la baja, correspondientes a: 2 enero 2002 – 8 agosto 2007, 16 marzo 2009 – 8 febrero 2011 y 9 agosto 2007 – 13 marzo 2009, 9 febrero 2012- 19 diciembre 2013, respectivamente. Ver Anexo 9

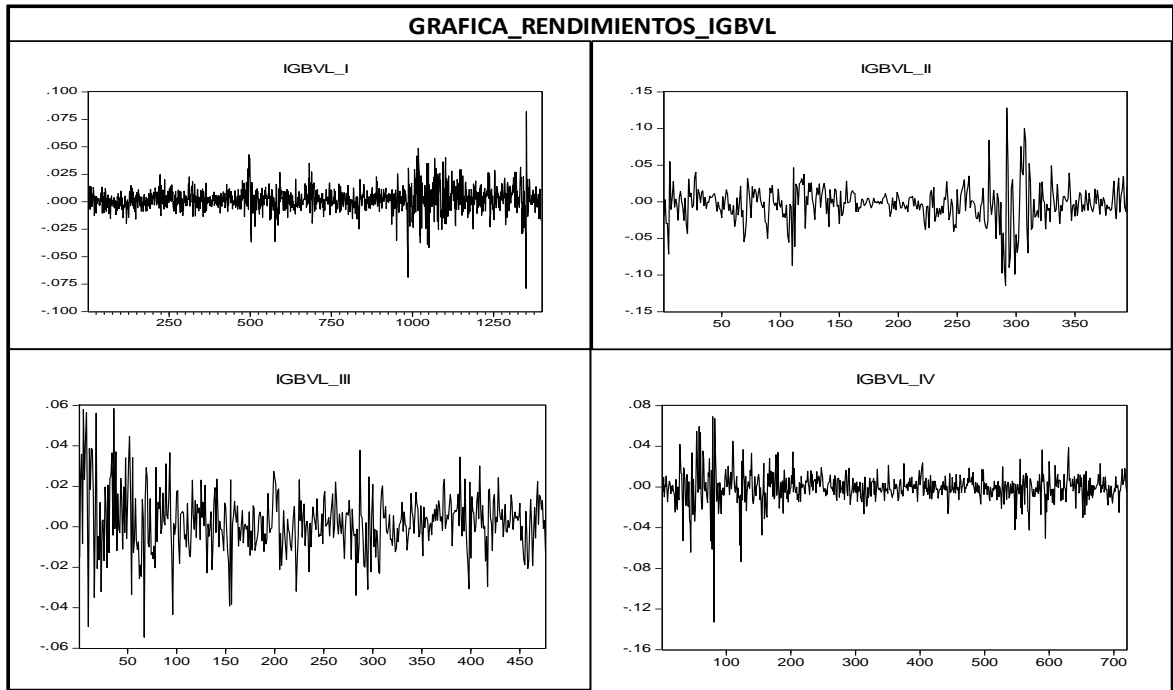
**Figura 20. Gráfica precios IGBVL**



Fuente: La autora

Al analizar la Gráfica 21, el período de mayor volatilidad corresponde una tendencia bajista (IGBVL\_II) cuya desviación es considerablemente mayor que la de los otros intervalos. Para todos los intervalos puede considerarse gráficamente la media como cercana a cero.

**Figura 21. Gráfica rendimientos IGBVL**



Fuente: La autora

La Tabla 8 presenta los estadísticos de cada período, donde se observa el exceso de curtosis y la asimetría de todas las series. Se observa la media de las dos tendencias al alza muy cercanas; en el caso de la desviación estándar, registra su mayor valor en el período bajista IGBVL\_II.

**Tabla 8. Estadísticos descriptivos IGBVL**

NUMERO	INTERVALO OBSERVACIÓN	TENDENCIA	MEDIA	DESVIACIÓN ESTANDAR	ASIMETRÍA	CURTOSIS
I	[02/01/02 - 08/08/07]	A	<b>0,002125</b>	0,011002	-0,119059	9,777638
II	[09/08/07 - 13/03/09]	B	-0,002925	<b>0,025723</b>	-0,156127	7,657271
III	[16/03/09 - 08/02/11]	A	<b>0,00242</b>	0,014994	0,198982	4,900120
IV	[09/02/12 - 19/12/13]	B	-0,000536	0,014883	-1,010056	15,323230

Fuente: La autora. A: Alcista B: Bajista

### 3.3 AJUSTE MODELOS ARMA-GARCH, ARMA-EGARCH, ARMA-TGARCH

#### 3.3.1 ARMA-GARCH.

Siguiendo la metodología Box y Jenkins (1976), se ajustaron los siguientes modelos para la media condicional de cada índice.

**3.3.1.1 Colombia.** Para el ajuste de los modelos de la media de los rendimientos del IGBC, se procedió a realizar la gráfica de función de autocorrelación simple y parcial con el fin de identificar las posibles combinaciones de los parámetros  $p$  y  $q$  del modelo ARMA ( $p,q$ ), a cada intervalo. Ver Anexo 10

**Tabla 9. Modelos ajustados a la media IGBC**

MODELO DE LA MEDIA						
Intervalo	n	MEDIA	COEFICIENTE	Std. ERROR	t- statistic	p
I	1043	AR(1)	0,259798	0,028386	9,15222	0,0000
II	565	AR(6)	-0,102322	0,039599	-2,583937	0,0100
		MA(1)	0,147568	0,039541	3,713228	0,0002
III	470	C	0,001455	0,000432	3,366706	0,0008
IV	626	C	0,067933	0,037664	1,803654	0,0717

Fuente: La autora

A partir de la tabla 9, el ajuste de los modelos de la media no presenta alguna relación o diferencia con la dirección del mercado; ya que para el intervalo I, se ajusta un modelo autorregresivo ARMA (1,0); para el intervalo II un modelo ARMA (6,1) y para los dos intervalos siguientes se ajusta un modelo de media constante, utilizando como principio de selección de los modelos el menor valor del criterio Akaike resaltados en el Anexo 11.

Posterior al ajuste de los modelos ARMA ( $p,q$ ) a la media de los rendimientos, se realizó la función de autocorrelación simple y parcial de los residuos al cuadrado con el fin de identificar posibles efectos autorregresivos en la varianza de la serie financiera; para posteriormente ajustar diferentes combinaciones de  $p$  y  $q$  del modelo GARCH ( $p,q$ ). Al observar la gráfica de estas funciones en el Anexo 12 para

todos los intervalos tanto alcistas como bajistas; se observa la presencia de autocorrelación en la varianza de la serie; lo que indica que se puede ajustar el modelo GARCH (p,q).

**Tabla 10. Modelos ajustados a la varianza GARCH para IGBC**

MODELO DE LA VARIANZA_GARCH						
Intervalo	n	VARIANZA	CONSTANTE	ALFA	BETA	TENDENCIA
I	1043	GARCH(1,1)	2,48E-06	0,099863	0,895297	A
II	565	GARCH(1,1)	3,10E-05	0,305508	<b>0,597914</b>	B
III	470	GARCH(1,1)	1,89E-05	0,126764	0,671298	A
IV	626	GARCH(1,1)	2,50E-06	0,100646	0,879688	B

Fuente: La autora

Se observa que para el IGBC el modelo más exitoso en el ajuste, a pesar de la dirección del mercado es el GARCH (1,1); lo que quiere decir que independiente de si el mercado va al alza o a la baja, el anterior modelo es el mejor describiendo la volatilidad de la serie. Los criterios de información Akaike, para la elección del modelo se ilustran en el Anexo 13

**3.3.1.2 Brasil.** Para el ajuste del modelo autorregresivo a la media de los rendimientos del BOVESPA, las gráficas de autocorrelación simple y parcial se ilustran en el Anexo 14, en las cuales para los intervalos I, III y IV no se observan rezagos significativos.

**Tabla 11. Modelos ajustados a la media BOVESPA**

MODELO DE LA MEDIA						
Intervalo	n	MEDIA	COEFICIENTE	Std. ERROR	t- STAT	p
I	1654	C	0,000832	0,000421	1,978626	0,0480
II	149	AR(2)	0,565604	0,161342	3,505621	0,0006
		AR(3)	-0,510513	0,178795	-2,855303	0,0049
		MA(2)	-0,724146	0,193729	-3,737935	0,0003
		MA(3)	0,444254	0,185583	2,393832	0,0178
III	937	C	0,001291	0,000763	1,691722	0,0914
IV	689	C	-0,000412	0,000507	-0,812043	0,417

Fuente: La autora.

De acuerdo a la Tabla 11, sólo se observa un modelo autorregresivo ARMA (3,3) en el Intervalo II, que corresponde a una tendencia bajista. Para los demás intervalos se ajustó el modelo de media constante. Los criterios de información para la elección de los modelos están en el Anexo 15

Las funciones de autocorrelación simple y parcial de los residuos al cuadrado, para cada intervalo pueden observarse en el Anexo 16, en donde se observa la presencia de heterocedasticidad condicional en todos los intervalos.

**Tabla 12. Modelos ajustados a la varianza GARCH para BOVESPA**

MODELO DE LA VARIANZA						
Intervalo	n	VARIANZA	CONSTANTE	ALFA	BETA	TENDENCIA
I	1654	GARCH(2,1)	2,18E-05	$\alpha_2 = 0,07399$	0,841335	A
II	149	GARCH(1,1)	n.s	0,127394	0,860677	B
III	937	GARCH(1,1)	6,57E-06	0,063538	0,905905	A
IV	689	GARCH(1,1)	1,04E-05	0,094402	0,855106	B

Fuente: La autora

La varianza condicional del BOVESPA, de acuerdo a los resultados de la tabla 12, el único diferente es el primer intervalo correspondiente a una tendencia al alza GARCH (2,1); para el resto de intervalos el mejor modelo sigue siendo como en el caso de Colombia el GARCH (1,1). Los criterios de información se ilustran en el Anexo 17.

**3.3.1.3 Argentina.** Para el ajuste del modelo ARMA (p,q) a la media de los rendimientos del Merval, la gráfica de las funciones de autocorrelación simple y parcial se observan en el Anexo 18; en donde se puede analizar que para todos los intervalos independiente de la tendencia, se puede ajustar un modelo autorregresivo.

**Tabla 13. Modelos ajustados a la media Merval**

MODELO DE LA MEDIA						
Intervalo	n	MEDIA	COEFICIENTE	Std. ERROR	t- STAT	p
I	1680	AR(1)	0,337247	0,131033	2,573762	0,0101
		AR(7)	-0,476122	0,109149	-4,362141	0,0000
		MA(1)	-0,283616	0,127191	-2,229848	0,0259
		MA(7)	0,539874	0,10859	4,971699	0,0000
II	379	AR(3)	0,94904	0,01638	57,93763	0,0000
		MA(3)	-0,977828	0,007287	-134,1944	0,0000
III	412	C	0,001553	0,000277	5,6063	0,0000
		AR(3)	0,925666	0,016708	55,4042	0,0000
		MA(3)	-0,989101	0,005511	-179,4723	0,0000
IV	296	AR(1)	0,125264	0,058327	2,14761	0,0326
		AR(2)	0,111954	0,058388	1,917412	0,0562
		AR(3)	-0,130825	0,05846	-2,237866	0,026
V	319	C	0,00246	0,000946	2,601386	0,0097

Fuente: La autora

Para la media del Merval, para todos los intervalos exceptuando el último Merval\_V se ajustan modelos autorregresivos desde orden 3 hasta 7. En el Anexo 19 se presentan los criterios de información para la elección de los modelos.

Los resultados relacionados con la función de autocorrelación simple y parcial de los residuos del modelo al cuadrado se ilustran en el Anexo 20, donde gráficamente se puede observar la presencia de heterocedasticidad condicional en todos los intervalos del Merval.

**Tabla 14. Modelos ajustados a la varianza GARCH para Merval**

MODELO DE LA VARIANZA						
Intervalo	n	VARIANZA	CONSTANTE	ALFA	BETA	TENDENCIA
I	1680	GARCH(1,1)	1,07E-05	0,08837	0,887044	A
II	379	GARCH(1,1)	1,12E-05	0,176428	0,818797	B
III	412	GARCH(1,1)	2,19E-05	0,079152	0,842455	A
IV	296	GARCH(1,1)	2,61E-05	0,149112	0,786446	B
V	319	GARCH(1,1)	N.S.	0,081542	0,703268	A

Fuente: La autora

El modelo simétrico GARCH (1,1) es el mejor explicando la varianza de la serie, independiente del intervalo analizado. Ver Anexo 21

**3.3.1.4 México.** Para el ajuste del modelo ARMA (p,q) a la media de los rendimientos, las gráficas de la función de autocorrelación simple y parcial puede observarse en el Anexo 22.

**Tabla 15. Modelos ajustados a la media del IPC**

MODELO DE LA MEDIA						
Intervalo	n	MEDIA	COEFICIENTE	Std. ERROR	t- statistic	p
I	1713	AR(1)	-0,262694	0,120994	-2,17114	0,03
		MA(1)	0,398136	0,115621	3,443465	0,0006
II	371	C	-0,001419	0,001035	-1,37066	0,1712
III	1081	AR(3)	0,650279	0,094001	6,917797	0,0000
		MA(3)	-0,71648	0,087704	-8,169273	0,0000

Fuente: La autora

En el caso del índice general de México, el intervalo IPC\_II correspondiente a una tendencia bajista, no se observa autocorrelación significativa en la media de los rendimientos por lo que se ajusta modelo de media constante, para los dos intervalos alcistas de ajusta un ARMA(1,1) y ARMA(3,3) respectivamente cuyos criterios de información de Akaike se pueden observar en el Anexo 23.

Posterior al ajuste de los modelos de la media, las funciones de autocorrelación simple y parcial de los residuos al cuadrado de los modelos anteriores, se ilustran en el Anexo 24, en donde se evidencia la presencia de heterocedasticidad condicional de las series.

**Tabla 16. Modelos ajustados a la varianza GARCH para el IPC**

MODELO DE LA VARIANZA_GARCH							
Intervalo	n	VARIANZA	CONSTANT E	ALFA	BETA	ALFA+BET A	TENDENCIA
I	1713	GARCH(1,1)	2,39E-06	0,065125	0,921698	0,986823	A
II	371	GARCH(1,1)	N.S	0,104162	0,890829	0,994991	B
III	1081	GARCH(1,1)	1,77E-06	0,070969	0,91186	0,982829	A

Fuente: La autora

En el caso del índice general IPC, se observa que independiente del intervalo el modelo autorregresivo que presenta mejor ajuste es el GARCH (1,1). Ver Anexo 25.

**3.3.1.5 Chile.** Para el ajuste del modelo ARMA (p,q) al IGPA de Chile, las funciones de autocorrelación simple y parcial de los rendimientos se ilustran en el Anexo 26.

**Tabla 17. Modelos ajustados a la media del IGPA**

MODELO DE LA MEDIA						
Intervalo	n	MEDIA	COEFICIENTE	Std. ERROR	t- statistic	p
I	1956	C	0,000551	0,00019	2,898318	0,0038
		AR(1)	0,254334	0,02188	11,62411	0,0000
		AR(4)	0,060876	0,02188	2,782259	0,0055
II	306	AR(1)	0,148626	0,056577	2,626941	0,0091
III	498	C	0,001298	0,000437	2,969261	0,0031
		AR(1)	0,148971	0,044417	3,353922	0,0009
		AR(4)	0,109173	0,04437	2,460495	0,0142
IV	724	AR(1)	0,196194	0,033511	5,854546	0,0000
		AR(3)	-0,152052	0,032511	-4,688103	0,0100
		AR(7)	0,419088	0,093658	4,474689	0,0000
		MA(7)	-0,391426	0,100513	-3,894288	0,0001

Fuente: La autora

Según la tabla 17 el ajuste de un modelo autorregresivo para la media de los rendimientos, para todos los intervalos es diferente, es decir no se evidencia relación del modelo con la dirección del mercado. Ver Anexo 27.

Posterior al ajuste de la media, se realiza la función de autocorrelación simple y parcial de los residuos al cuadrado (Ver Anexo 28), donde gráficamente se puede observar que para el intervalo IGPA\_III, parece no existir autocorrelación de la varianza, lo que debe comprobarse estadísticamente.

**Tabla 18. Modelos ajustados a la varianza GARCH al IGPA**

MODELO DE LA VARIANZA_GARCH						
Intervalo	n	VARIANZA	CONSTANTE	ALFA	BETA	TENDENCIA
I	1760	GARCH(1,1)	1,51E-06	0,13885	0,816182	A
II	275	GARCH(1,1)	8,11E-06	0,227312	0,738411	B
III	448	No hay evidencia de heterocedasticidad				A
IV	652	GARCH(2,3)	4,18E-06	$\alpha_1 = 0,120030$ $\alpha_2 = 0,201628$	$\beta_2 = 0,276232$ $\beta_3 = 0,658227$	B

Fuente: La autora

A partir de la tabla 18, se concluye como en el caso de los países de Colombia, Argentina, Brasil y México; no se observa que algún modelo GARCH (p,q) corresponda a una tendencia específica. Ver Criterios de información Anexo 29

Para el intervalo III de IGPA se aplicó el test ARCH-LM para evidenciar la no presencia de heterocedasticidad condicional para 5 retardos:

**Tabla 19. Resultados prueba de heterocedasticidad**

RETARDO	Estadístico - F	P- valor
1	0,071818	0,7888
2	0,227968	0,7962
3	0,519867	0,6688
4	0,479471	0,7508
5	0,505386	0,7722

Fuente: La autora

No hay evidencia para rechazar la hipótesis nula de que no existe dependencia en los residuos al cuadrado del modelo.

**3.3.1.6 Perú.** Para iniciar con el ajuste del modelo ARMA (p,q) a la media de los rendimientos, se grafican las funciones de autocorrelación simple y parcial (ver Anexo 30), en la que se observa que el IGBVL\_IV no presenta rezagos significativos.

**Tabla 20. Modelos ajustados a la media de IGBVL**

MODELO DE LA MEDIA						
Intervalo	n	MEDIA	COEFICIENTE	Std. ERROR	t- statistic	p
I	1259	AR(1)	0,249509	0,025899	9,364026	0,0000
II	355	AR(1)	-0,257864	0,059085	-4,36429	0,0000
		AR(6)	-0,600279	0,072032	-8,333536	0,0000
		MA(1)	0,48579	0,052109	9,322647	0,0000
		MA(6)	0,512199	0,055393	9,246641	0,0000
III	428	AR(1)	0,955462	0,018718	51,04619	0,0000
		MA(1)	-0,939386	0,027419	-34,260260	0,0000
IV	648	C	-0,000536	0,000555	-0,967036	0,3339

Fuente: La autora

El ajuste del modelo autorregresivo a la media de los rendimientos del IGBVL, indica que éste presenta autocorrelación de hasta seis retardos, los cuales no están relacionados con la dirección del mercado. Los criterios de información del modelo ajustado se pueden ilustran en el Anexo 31

**Tabla 21. Modelos ajustados a la varianza GARCH para el IGBVL**

MODELO DE LA VARIANZA_GARCH						
Intervalo	n	VARIANZA	CONSTANTE	ALFA	BETA	TENDENCIA
I	1259	GARCH(1,1)	6,68E-06	0,181483	0,757525	A
II	355	GARCH(1,1)	7,32E-06	0,249586	0,767555	B
III	428	GARCH(1,1)	5,13E-06	0,067712	0,90135	A
IV	648	GARCH(2,1)	2,03E-05	$\alpha_1 = 0,221131$ $\alpha_2 = 0,151942$	0,574758	B

Fuente: La autora

Las funciones de autocorrelación simple y parcial de los residuos al cuadrado, reflejan la presencia de heterocedasticidad en las series, que se ilustra en el Anexo 32

El modelo GARCH (1,1) es el mejor en ajuste independiente de la dirección del mercado para las tres primeras tendencias, pero no se cumple para el último intervalo bajista; los criterios de información se presentan en el Anexo 33

### 3.3.2 ARMA-EGARCH

Posterior al ajuste de los modelos ARMA-GARCH (p,q); ahora se continúa con el ajuste de los modelos autorregresivos asimétricos ARMA-EGARCH (p,q) y ARMA-TGARCH (p,q), con el fin de hacer la comparación más adelante.

**3.3.2.1 Colombia.** El ajuste del modelo EGARCH(p,q) a los intervalos IGBC, arrojó los siguientes resultados:

**Tabla 22. Modelos ajustados a la varianza EGARCH para IGBC**

MODELO DE LA VARIANZA EGARCH							
Intervalo	n	VARIANZA	$\alpha_0$	$\alpha_i$	$\beta_j$	$\gamma_k$	TENDENCIA
I	1043	EGARCH(3,3)	-2,313164	$\alpha_1 = 0,305355$ $\alpha_2 = 0,467575$ $\alpha_3 = 0,198711$	$\beta_1 = -0,479027$ $\beta_2 = 0,398015$ $\beta_3 = 0,901741$	0,027260	A
II	565	EGARCH(1,3)	-1,056672	0,314872	$\beta_1 = 0,892397$ $\beta_2 = -0,505767$ $\beta_3 = 0,520162$	-0,270389	B
III	470	EGARCH(1,1)	-1,52338	0,20628	0,853324	N.S.	A
IV	626	EGARCH(1,1)	-0,806974	0,159222	0,925608	-0,101323	B

Como puede observarse en la tabla 22, los parámetros p y q, de los modelos ajustados no corresponden a una tendencia específica. Los criterios de información de selección pueden verse en el Anexo 34

**3.3.2.1 Brasil.** El ajuste del modelo EGARCH(p,q) a los intervalos BOVESPA, arrojó los siguientes resultados:

**Tabla 23. Modelos ajustados a la varianza EGARCH para BOVESPA**

MODELO DE LA VARIANZA EGARCH							
Intervalo	n	VARIANZA	$\alpha_0$	$\alpha_i$	$\beta_j$	$\gamma_k$	TENDENCIA
I	1654	EGARCH(1,1)	-0,634922	0,096998	-0,114447	0,931519	A
II	149	EGARCH(1,1)	-0,277532	0,186731	0,982429	-0,131745	B
III	937	EGARCH(2,1)	-0,449226	$\alpha_2 = 0,168259$	0,961621	-0,11772	A
IV	689	EGARCH(1,1)	-0,255304	0,095739	0,978974	-0,085939	B

Fuente: La autora. A: Alcista B: Bajista

A partir de la Tabla 22. Se concluye que el modelo EGARCH (1,1) es el mejor en ajuste, independiente de la tendencia. Ver Anexo 35

**3.3.2.2 Argentina.** El ajuste del modelo EGARCH(p,q) a los intervalos Merval, arrojó los siguientes resultados:

**Tabla 24. Modelos EGARCH ajustados a la varianza para Merval**

MODELO DE LA VARIANZA							
Intervalo	n	VARIANZA	$\alpha_0$	$\alpha_i$	$\beta_j$	$\gamma_k$	TENDENCIA
I	1680	EGARCH(1,1)	-0,32032	0,192158	0,977659	-0,044681	A
II	379	EGARCH(1,1)	-0,343701	0,196496	0,976903	-0,143795	B
III	412	EGARCH(1,1)	-2,217918	0,244134	0,751315	-0,125480	A
IV	296	EGARCH(2,2)	-0,024619	$\alpha_1 = -0,136942$ $\alpha_2 = 0,056666$	$\beta_1 = 0,626223$ $\beta_2 = 0,364791$	-0,211214	B
V	319	EGARCH(0,2)	-11,51814	N.A.	$\beta_1 = 0,224699$ $\beta_2 = -0,630242$	-0,2093	A

Fuente: La autora. A: Alcista B: Bajista

A partir de la tabla 24, se observa que el modelo EGARCH(1,1); es el que mejor describe los datos independiente de la dirección del mercado. Para los dos últimos intervalos uno a la baja y el otro al alza, se ajustaron modelos diferentes, los criterios de información pueden verse en el Anexo 36

**3.3.2.3 México.** El ajuste del modelo EGARCH(p,q) a los intervalos IPC, arrojó los siguientes resultados:

**Tabla 25. Modelos EGARCH ajustados a la varianza de IPC**

MODELO DE LA VARIANZA EGARCH							
Intervalo	n	VARIANZA	$\alpha_0$	$\alpha_i$	$\beta_i$	$\gamma_k$	TENDENCIA
I	1713	EGARCH(1,1)	-0,34239	0,121902	0,971193	-0,107386	A
II	371	EGARCH(1,1)	N.S.	0,064947	0,998225	-0,144403	B
III	1081	EGARCH(1,1)	-0,265797	0,141948	0,982733	-0,091188	A

Fuente: La autora. A: Alcista B: Bajista

Como se observa en la tabla 25, independiente de la tendencia del mercado el modelo autorregresivo EGARCH (1,1) es el que describe mejor los datos del IPC. Ver Anexo 37

**3.3.2.1 Chile.** El ajuste del modelo EGARCH(p,q) a los intervalos IGPA, arrojó los siguientes resultados:

**Tabla 26. Modelos EGARCH ajustados a la varianza IGPA**

MODELO DE LA VARIANZA EGARCH							
Intervalo	n	VARIANZA	$\alpha_0$	$\alpha_i$	$\beta_j$	$\gamma_k$	TENDENCIA
I	1760	EGARCH(1,1)	-0,834249	0,226819	0,93818	-0,03355	A
II	275	EGARCH(1,1)	-0,789576	0,257091	0,93524	-0,167051	B
III	448	No hay evidencia de heterocedasticidad					
IV	652	EGARCH(1,1)	-0,378852	0,128639	0,972468	-0,1161	B

Fuente: La autora. A: Alcista B: Bajista

En el caso del IGPA como se observa en la tabla 24, independiente de la tendencia, el modelo asimétrico EGARCH (1,1) es el que más se ajusta para describir la varianza de los rendimientos, resultado similar al obtenido en el país de México. Ver Anexo 38

**3.3.2.1 Perú.** El ajuste del modelo EGARCH(p,q) a los intervalos IGBVL, arrojó los siguientes resultados:

**Tabla 27. Modelos EGARCH ajustados a la varianza IGBVL**

MODELO DE LA VARIANZA EGARCH							
Intervalo	n	VARIANZA	$\alpha_0$	$\alpha_i$	$\beta_j$	$\gamma_k$	TENDENCIA
I	1259	EGARCH(1,1)	-0,634506	0,27512	0,95471	N.S.	A
II	355	EGARCH(1,1)	-0,320513	0,165136	0,980129	-0,197704	B
III	428	EGARCH(1,1)	-0,368486	0,153663	0,971441	N.S.	A
IV	648	EGARCH(2,3)	-2,333536	$\alpha_1 = 0,394650$ $\alpha_2 = 0,672619$	$\beta_1 = -0,152101$ $\beta_2 = 0,552410$ $\beta_3 = 0,425225$	-0,152101	B

Fuente: La autora. A: Alcista B: Bajista

El ajuste de modelos al IGBVL, el mejor en ajuste es el EGARCH (1,1), a excepción del último período. Ver Anexo 39

### 3.3.3 ARMA-TGARCH

En este apartado se exponen los resultados del ajuste del modelo ARMA-TGARCH, a los principales índices del mercado latinoamericano.

**3.3.3.1 Colombia.** Los resultados del ajuste del modelo TGARCH(p,q) al IGBC se exponen a continuación:

**Tabla 28. Modelos TGARCH ajustados a la varianza IGBC**

MODELO DE LA VARIANZA_TGARCH							
Intervalo	n	VARIANZA	$a_0$	$a_i$	$\varphi_i$	$b_i$	TENDENCIA
I	1043	TGARCH(1,1)	0,00000184	0,110945	-0,025601	0,900654	A
II	565	TGARCH(1,3)	0,00003430 0	-0,042191	0,621404	$b_1 = 0,645527$ $b_2 = -0,464927$ $b_3 = 0,389254$	B
III	470	Coeficientes del modelo TGARCH no significativos					A
IV	626	TGARCH(3,1)	2,25E-06	$a_1 = -0,077283$ $a_2 = 0,139984$	$\varphi_1 = 0,178704$ $\varphi_3 = -0,231919$	0,921328	B

Fuente: La autora. A: Alcista B: Bajista

De acuerdo a la Tabla 28, respecto a la utilización del TGARCH (p,q) no se observa que alguna combinación de los parámetros p y q, que describa los datos del IGBC dependiendo de la tendencia del mercado. Los tres modelos ajustados son completamente diferentes. Ver Anexo 40.

**3.3.3.2 Brasil.** El ajuste del modelo TGARCH(p,q) para BOVESPA arrojó los resultados consignados en la tabla 29.

**Tabla 29. Modelos TGARCH ajustados a la varianza BOVESPA**

MODELO DE LA VARIANZA_TGARCH							
Intervalo	n	VARIANZA	$a_0$	$a_i$	$\varphi_i$	$b_j$	TENDENCIA
I	1654	TGARCH(1,1)	0,00001850	-0,012218	0,128719	0,884061	A
II	149	TGARCH(1,1)	N.S.	N.S.	0,201558	0,872356	B
III	937	TGARCH(1,1)	7,72E-06	0,020278	0,129882	0,88657	A
IV	689	TGARCH(1,1)	5,45E-06	-0,018304	0,138783	0,92415	B

Fuente: La autora. A: Alcista B: Bajista

Como se observa en la tabla 29, en el caso de Brasil, el modelo TGARCH (1,1) es el mejor describiendo los datos, independiente de la dirección del mercado. Los criterios de información se ilustran en el Anexo 41.

**3.3.3.3 Argentina.** Los resultados del ajuste del modelo TGARCH(p,q) al Merval se exponen a continuación:

**Tabla 30. Modelos TGARCH ajustados a la varianza Merval**

MODELO DE LA VARIANZA_TGARCH								
Intervalo	n	VARIANZA	$a_0$	$a_i$	$\varphi_i$	$b_j$	TENDENCIA	
I	1680	TGARCH(1,3)	1,67E-05	0,084779	0,116062	$b_1=0,927740$ $b_2=-0,706683$ $b_3=0,604539$	A	
II	379	TGARCH(1,1)	0,000014 400	0,060371	0,198360	0,804620	B	
III	412	TGARCH(1,1)	7,76E-05	0,028432	0,264973	0,573887	A	
IV	296	Coeficientes no significativos						B
V	319	Coeficientes no significativos						A

Fuente: La autora. A: Alcista B: Bajista

Para Merval según la Tabla 30, en el caso de los dos últimos períodos uno a la baja y el otro al alza ninguna combinación de p y q se ajusta a los datos, adicionalmente el modelo TGARCH(1,1) se presenta con mayor frecuencia para describir los datos, independiente de si es una tendencia bajista o alcista, los criterios de información Akaike se ilustran en el Anexo 42.

**3.3.3.4 México.** Los resultados del ajuste del modelo TGARCH(p,q) al IPC se exponen a continuación:

**Tabla 31. Modelos TGARCH para la varianza IPC.**

MODELO DE LA VARIANZA_TGARCH							
Intervalo	n	VARIANZA	$a_0$	$a_i$	$\varphi_i$	$b_j$	TENDENCIA
I	1680	TGARCH(1,1)	4,11E-06	0,005401	0,129646	0,911203	A
II	379	TGARCH(2,1)	0,000004880	$a_1=0,118168$ $a_2=0,108038$	$\varphi_1=0,290523$ $\varphi_2=-0,114988$	0,914407	B
III	412	TGARCH(3,2)	1,42E-06	$a_1=-0,033159$ $a_2=0,109948$ $a_3=-0,140663$	$\varphi_1=0,108838$ $\varphi_2=0,188840$ $\varphi_3=0,140663$	$b_1=0,274809$ $b_2=0,633463$	A

Fuente: La autora. A: Alcista B: Bajista

Al analizar la tabla 31, se concluye que en el ajuste para la varianza del IPC del modelo TGARCH (p,q), no se observa ningún patrón que esté relacionado con la dirección del mercado. En el caso de México a diferencia del Brasil todos los modelos ajustados son diferentes. Ver Anexo 43

**3.3.3.5 Chile.** Los resultados del ajuste del modelo TGARCH(p,q) al IGPA se exponen a continuación:

**Tabla 32. Modelos TGARCH para la varianza IGPA**

MODELO DE LA VARIANZA_TGARCH								
Intervalo	n	VARIANZA	$a_0$	$a_i$	$\varphi_i$	$b_j$	TENDENCIA	
I	1760	TGARCH(1,1)	1,48E-06	0,08073	0,05702	0,835606	A	
II	275	TGARCH(2,1)	0,0000126	$a_1=-0,056204$ $a_2=-0,157240$	$\varphi_1=0,574979$ $\varphi_2=-0,309558$	0,684605	B	
III	448	No se observa heterocedasticidad						A
IV	652	TGARCH(1,1)	1,19E-06	-0,033407	0,161977	0,921213	B	

Fuente: La autora. A: Alcista B: Bajista

Para el caso del IGPA, de acuerdo a la Tabla 32, el TGARCH (1,1) es el mejor en ajuste tanto para tendencia al alza como a la baja. Ver Anexo 44

**3.3.3.6 Perú.** Los resultados del ajuste del modelo TGARCH(p,q) al IGBVL se exponen a continuación:

**Tabla 33. Modelos TGARCH para la varianza IGBVL**

MODELO DE LA VARIANZA_TGARCH							
Intervalo	n	VARIANZA	$a_0$	$a_i$	$\varphi_i$	$b_j$	TENDENCIA
I	1259	TGARCH(2,1)	2,68E-06	$a_1 = 0,057681$ $a_2 = 0,042030$	$\varphi_1 = 0,189022$ $\varphi_2 = -0,206384$	0,878034	A
II	355	TGARCH(1,1)	4,85E-06	-0,024077	0,280885	0,855727	B
III	428	TGARCH(2,2)	2,01E-05	$a_1 = -0,092724$ $a_2 = 0,328286$	$\varphi_1 = 0,245718$ $\varphi_2 = -0,199349$	$b_1 = 0,348450$ $b_2 = 0,308446$	A
IV	648	TGARCH(1,1)	1,50E-05	0,234834	0,124338	0,66704	B

Fuente: La autora. A: Alcista B: Bajista

Respecto al ajuste del IGBVL de acuerdo a la Tabla 33, se puede observar que el modelo TGARCH (1,1), se ajusta para los dos intervalos bajistas. Ver Anexo 45

En general, es común para todos los índices latinoamericanos, que los coeficientes de p y q de los modelos autorregresivos GARCH (p,q), EGARCH (p,q) y TGARCH (p,q) de mejor ajuste sean p=1 y q=1.

### 3.4 AJUSTE REDES NEURONALES

#### 3.4.1 Colombia

Para el mercado de Colombia se encontró que la red neuronal con el menor error de validación en la etapa de entrenamiento para el IGBC, no corresponde a una topología común que se pueda asociar a tendencia alcista o bajista.

Adicionalmente a partir de la tabla 34, se observa que los retardos de los que depende cada intervalo varían de uno a tres valores hacia atrás, sin tener relación alguna con la dirección del mercado.

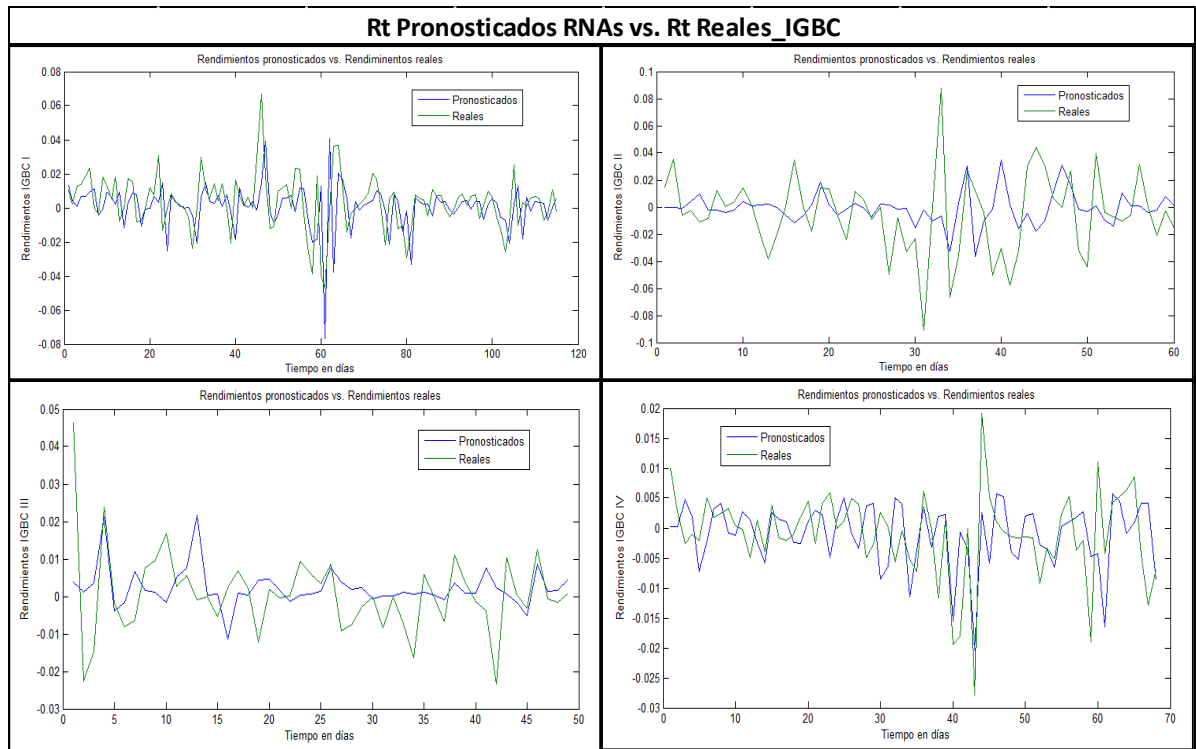
**Tabla 34. Resumen topologías RNAs IGBC**

INTERVALO OBSERVACIÓN	TENDENCIA	N. NEURONAS CAPA ENTRADA	N. NEURONAS CAPA OCULTA	N. NEURONAS CAPA SALIDA	MSE. VALIDACIÓN
I	A	1	7	1	0,00012862
II	B	3	4	1	0,000308773
III	A	3	5	1	0,000080580
IV	B	2	6	1	0,000090149

Fuente: La autora. A: Alcista B: Bajista

Los resultados del entrenamiento, también arrojan que el número del rezago para cada intervalo es diferente. Ver Anexo 46.

**Figura 22. Gráfica Rt pronosticados RNA vs. Rt. Reales IGBC**



Fuente: La autora

En la gráfica 26 la línea azul corresponde a los valores que la red neuronal pronostica y la línea verde a los valores reales del período de prueba. Se puede observar que en cuanto menor sea el número del retardo en la capa de entrada el pronóstico parece ser más preciso.

### 3.4.2 Brasil

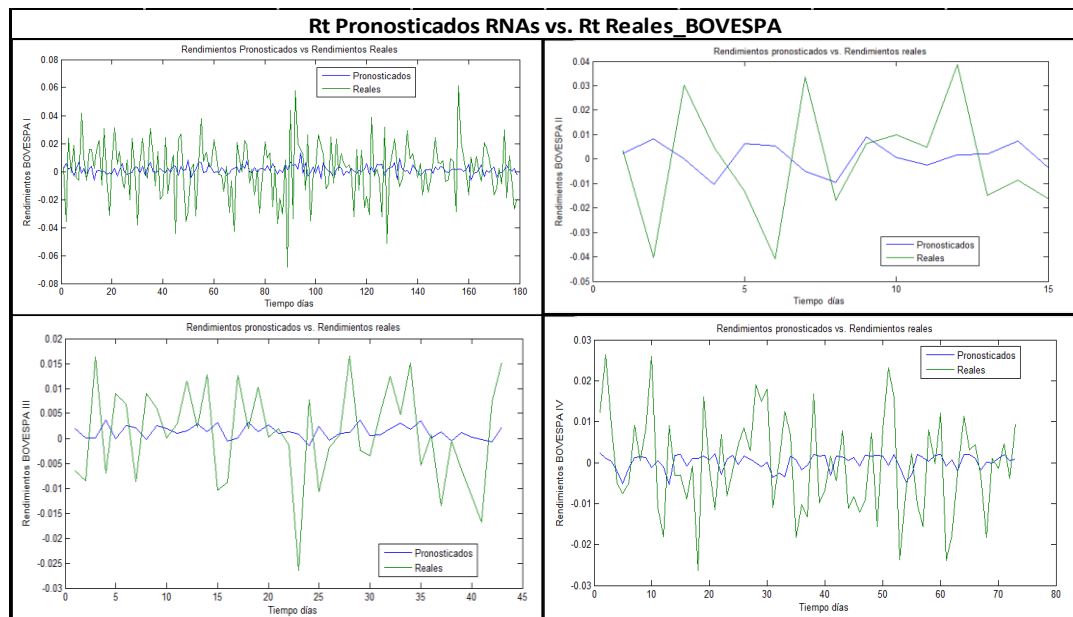
De acuerdo a la tabla 35, para el país de Brasil las redes neuronales con el menor error de validación en la etapa de entrenamiento para cada intervalo, no se observa un patrón que se pueda asociar a la tendencia de la serie. Ver Anexo 47

**Tabla 35. Resumen topologías RNAs BOVESPA.**

INTERVALO OBSERVACIÓN	TENDENCIA	N. NEURONAS CAPA ENTRADA	N. NEURONAS CAPA OCULTA	N. NEURONAS CAPA SALIDA	MSE. VALIDACIÓN
I	A	5	4	1	0,000273033
II	B	2	3	1	0,001276499
III	A	1	5	1	0,0002343340
IV	B	3	6	1	0,000179234

Fuente: La autora. A:Alcista B:Bajista

**Figura 23. Graficas Rt. Pronosticados RNA vs. Rt. Reales BOVESPA**



De acuerdo a la gráfica 29, se puede analizar que es muy pobre la capacidad de pronóstico de la red, independiente del número de retrasos en la capa de entrada de la red.

### 3.4.3 Argentina

Para el país de Argentina se encontró la red neuronal con el menor error de validación en la etapa de entrenamiento para el índice Merval fueron:

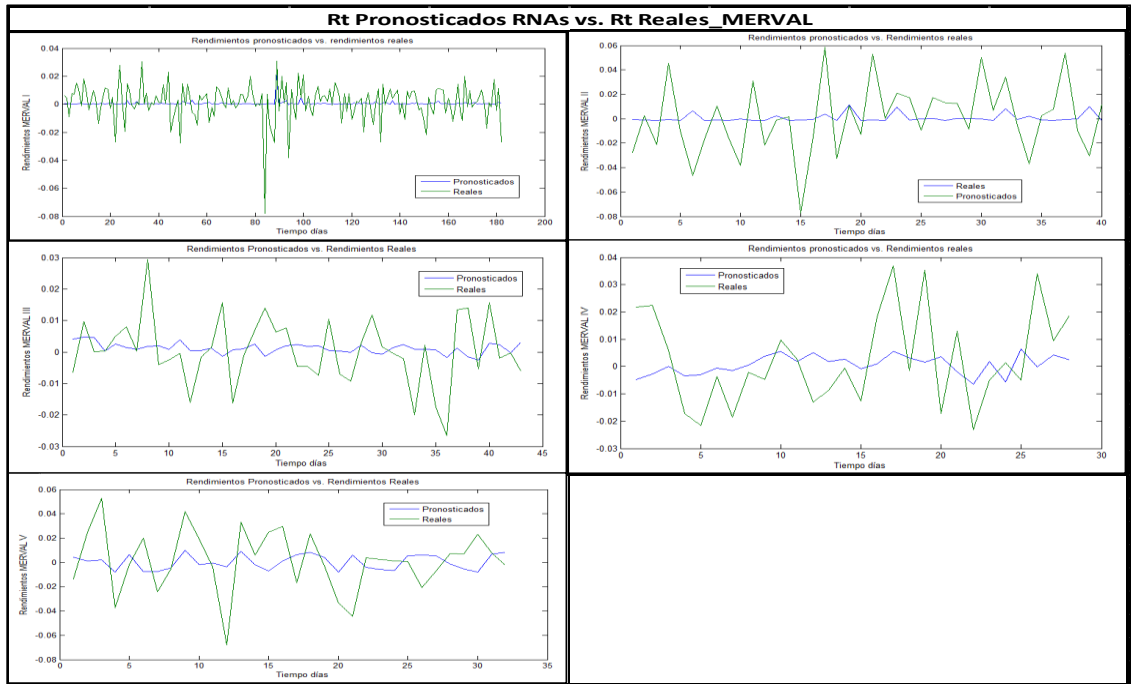
**Tabla 36. Resumen topologías RNA Merval.**

INTERVALO OBSERVACIÓN	TENDENCIA	N. NEURONAS CAPA ENTRADA	N. NEURONAS CAPA OCULTA	N. NEURONAS CAPA SALIDA	MSE. VALIDACIÓN
I	A	5	3	1	0,0004542250
II	B	2	6	1	0,0005261250
III	A	3	3	1	0,0002471480
IV	B	5	6	1	0,0002762580
V	A	3	8	1	0,0002436550

Fuente: La autora. A: Alcista B: Bajista

Al observar las diferentes topologías encontradas por cada tendencia del índice Merval, no se identifica ninguna topología que pueda asociarse a una dirección de mercado.

**Figura 24. Gráficas Rt. Pronosticados RNA vs. Rt. Reales Merval**



Según la tabla 36, al parecer para las dos últimas tendencias alcistas, la mejor topología corresponde a utilizar 3 neuronas en la capa de entrada; y para las dos tendencias bajistas se deben utilizar 6 neuronas en la capa oculta; aún así los resultados no se pueden asociar a direcciones de mercado.

### 3.4.4 México

Para el país de México se encontró la red neuronal con el menor error de validación en la etapa de entrenamiento para el IPC fueron:

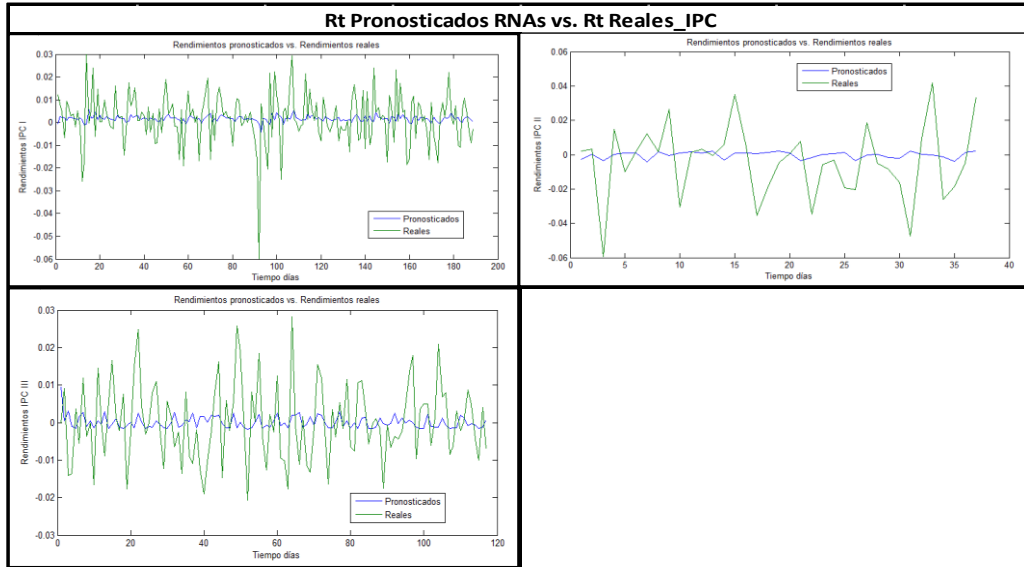
**Tabla 37. Resumen topologías RNAs IPC.**

INTERVALO OBSERVACIÓN	TENDENCIA	N. NEURONAS CAPA ENTRADA	N. NEURONAS CAPA OCULTA	N. NEURONAS CAPA SALIDA	MSE. VALIDACIÓN
I	A	1	3	1	0,000175633
II	B	4	4	1	0,000355482
III	A	3	10	1	0,000106503

Fuente: La autora. A: Alcista B: Bajista

Los resultados de entrenamiento se exponen en el Anexo 50

**Figura 25. Gráficas Rt. Pronosticados RNA vs. Rt. Reales IPC**



A partir de la gráfica 31, se puede concluir que independiente del uso de la red, es muy pobre la capacidad de pronóstico de este modelo matemático.

### 3.4.5 Chile

Para el país de Chile se encontró la red neuronal con el menor error de validación en la etapa de entrenamiento para el IGPA fueron:

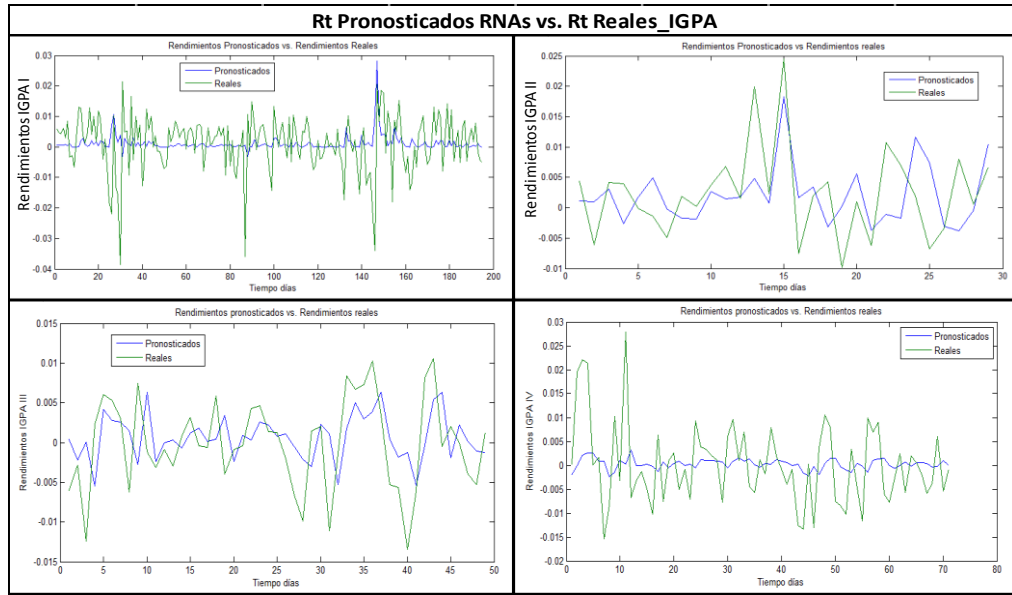
**Tabla 38. Resumen topologías RNA IGPA.**

INTERVALO OBSERVACIÓN	TENDENCIA	N. NEURONAS CAPA ENTRADA	N. NEURONAS CAPA OCULTA	N. NEURONAS CAPA SALIDA	MSE. VALIDACIÓN
I	A	1	10	1	0,0000255979
II	B	2	7	1	0,000167278
III	A	1	10	1	0,0000476941
IV	B	1	7	1	0,000059112

Fuente: La autora. A:Alcista B:Bajista

Los resultados del entrenamiento pueden verse en el Anexo 51

**Figura 26. Gráfica Rt. Pronosticados RNA vs. Rt. Reales IGPA**



Fuente: La autora

### 3.4.6 Perú

Para el país de Perú se encontró la red neuronal con el menor error de validación en la etapa de entrenamiento para el IGBVL corresponden a rezagos desde uno hasta cinco, y neuronas en la capa oculta desde cuatro hasta 10, sin que se pueda generalizar el uso de una topología frente a otra.

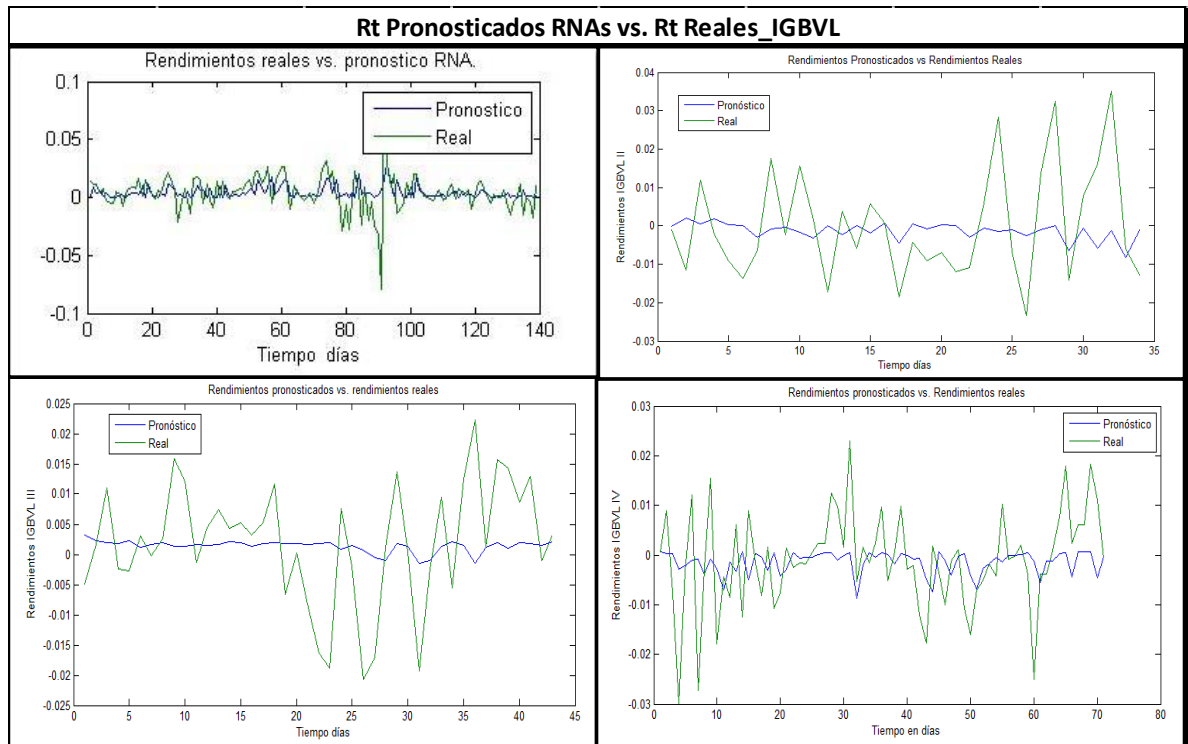
**Tabla 39. Resumen topologías RNA IGBVL.**

INTERVALO OBSERVACIÓN	TENDENCIA	N. NEURONAS CAPA ENTRADA	N. NEURONAS CAPA OCULTA	N. NEURONAS CAPA SALIDA	MSE. VALIDACIÓN
I	A	1	7	1	0,0000920663
II	B	2	9	1	0,0005878860
III	A	5	4	1	0,0001929110
IV	B	1	10	1	0,000173878

Fuente: La autora

Los resultados del entrenamiento se ilustran en el Anexo 49

**Figura 27. Gráfica Rt. Pronosticados RNAs vs. Rt. Reales IGBVL**



Al comparar el pronóstico de la red neuronal usando un retraso en la capa de entrada (intervalo I e intervalo IV), con los otros al parecer son mejores pronosticando la serie independiente de la dirección del mercado.

### 3.5 COMPARACIÓN PRONÓSTICO.

#### 3.5.1 Colombia

Ajustando los modelos de heterocedasticidad condicional, redes neuronales artificiales y pronosticando el 10% de la serie de tiempo, se obtienen los siguientes valores de RMSE (Root Mean Square Error) que mide la exactitud del pronóstico de los respectivos modelos.

**Tabla 40. Comparación pronóstico de los modelos para IGBC**

Serie	IGBC_I		IGBC_II		IGBC_III		IGBC_IV	
Tendencia	ALCISTA		BAJISTA		ALCISTA		BAJISTA	
Medida de desempeño		RMSE		RMSE		RMSE		RMSE
MODELO SIMETRICO	GARCH(1,1)	0,02135	GARCH(1,1)	0,03596	GARCH(1,1)	0,01499	GARCH(1,1)	0,01235
MODELO ASIMÉTRICO	EGARCH(3,3)	0,01569	EGARCH(1,3)	0,03407	EGARCH(1,1)	0,01504	EGARCH(1,1)	0,01300
	TGARCH(1,1)	0,02154	TGARCH(1,3)	0,03511	TGARCH(0,0)	N.S	TGARCH(3,1)	0,01218
RNA	RNA (1:1:7)	0,01710	RNA(3:1:4)	0,03120	RNA(3:1:5)	0,01137	RNA(2:1:6)	0,00707

Fuente: La autora.

Aplicando el test Diebold-Mariano con el fin de identificar las diferencias significativas de superioridad de pronóstico de los modelos ajustados, para el intervalo I del IGBC; se obtienen los siguientes resultados; en los cuales si el valor del estadístico S es menor que 1,96 se concluye que los modelos son estadísticamente semejantes.

**Tabla 41. Resultados de prueba Diebold y Mariano para el IGBC**

IGBC_I	ALZA	S >1,96				
		GARCH(1,1)	EGARCH(3,3)	TGARCH(1,1)	RNA(1:1:7)	
IGBC_I	ALZA	GARCH(1,1)		4,19835288	9,21957146	2,08314165
		EGARCH(3,3)			4,29026051	<b>0,76628304</b>
		TGARCH(1,1)				2,1742131
		RNA(1:1:7)				
IGBC_II	BAJA	GARCH(1,1)	GARCH(1,1)	EGARCH(1,3)	TGARCH(1,3)	RNA(3,1,4)
		GARCH(1,1)		5,21574951	5,41178701	<b>1,06243516</b>
		EGARCH(1,3)			5,03120164	<b>0,64145787</b>
		TGARCH(1,3)				<b>0,87501457</b>
		RNA(3:1:4)				
IGBC_III	ALZA	GARCH(1,1)	GARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	TGARCH(0,0)	RNA(3:1:5)
		GARCH(1,1)		<b>0,74609657</b>	N.S	2,36136768
		EGARCH(1,1)			N.S	2,3607847
		TGARCH(0,0)				N.S
		RNA(3:1:5)				
IGBC_IV	BAJA	GARCH(1,1)	GARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	TGARCH(3,1)	RNA(2:1:6)
		GARCH(1,1)		11,5283736	6,15526603	3,41159537
		EGARCH(1,1)			11,5283736	3,81614669
		TGARCH(3,1)				3,3292306
		RNA(2:1:6)				

Al observar los resultados presentados en la tabla 41, se puede evidenciar que; para el primer intervalo al alza del IGBC el valor del estadístico Diebold y Mariano  $S=0,76628304$  (resaltado en negrilla) es inferior a 1,96, lo que significa que el modelo EGARCH (3,3) es estadísticamente semejante al modelo de red neuronal RNA(1:1:7), las cuales comparadas con el GARCH(1,1) y TGARCH(1,1) exhiben diferencias entre su capacidad de pronóstico, ya que los valores del estadístico  $S=2,08314165$  y  $S=2,1742131$  respectivamente son superiores a 1,96, y al verificar en la tabla 40 que el RMSE de la red neuronal es menor que el de los otros modelos (RMSE=0,017105238) se concluye que son superiores en el pronóstico para éste primer intervalo al alza. Por otro lado, para el segundo intervalo del IGBC, que corresponde a la primera tendencia bajista, las redes neuronales artificiales presentan poca diferencia estadística en su pronóstico respecto a los modelos GARCH(1,1), EGARCH(1,3) y TGARCH(1,3) ya que el resultado del estadístico S es inferior a 1,96 ( $S=1,06243516$ ,  $S=0,64145787$  y  $S=0,87501457$ ) por lo que se puede considerar que es indiferente la utilización de uno frente a otro; mientras que al comparar los modelos EGARCH(1,3), GARCH(1,1) y TGARCH(1,3), se observa que al ser el estadístico S superior a 1,96 se deduce que existen diferencias estadísticas entre ellos, y al observar en la tabla 40 que el RMSE del EGARCH(1,3) inferior a los demás modelos se concluye que éste es el mejor en el pronóstico para este segundo intervalo bajista. En tercer lugar, para el segundo intervalo al alza correspondiente al IGBC\_III, el modelo GARCH (1,1) es estadísticamente semejante al EGARCH (1,1) ya que el estadístico  $S=0,74609657$  es menor de 1,96; respecto a las redes neuronales se observa que el valor de S es superior a 1,96 lo que indica que los modelos son estadísticamente diferentes y al observar el RMSE del modelo RNA (3:1:5) que corresponde a 0,011370463 (ver tabla 40) es el menor valor de todos, se concluye que el modelo de red neuronal es el mejor para este intervalo alcista. Finalmente el IGBC\_IV, que corresponde a la segunda serie de tendencia bajista del IGBC, la prueba de significancia arroja que los modelos si exhiben diferencias significativas en su capacidad de pronóstico, ya que todos el valor de todos los estadísticos S son mayores a 1,96 y se observa que el menor

valor del RMSE (0,007075547) corresponde a la RNA (2:1:6) se deduce que para éste intervalo las redes neuronales son superiores a los modelos autorregresivos simétricos y asimétricos.

De acuerdo a los resultados anteriores no se observa los modelos ajustados a las series de tiempo asociadas al IGBC dependan de la dirección del mercado.

**Figura 28. Modelos con mejor ajuste para el IGBC**



Fuente: La autora

En la figura 28, se observan gráficamente las cuatro tendencias y los modelos que mejor pronostican los rendimientos del IGBC; en donde para el primer intervalo el modelo RNA (1:1:7) es superior en el pronóstico a los modelos GARCH(1,1) y TGARCH(1,1); para el segundo intervalo el mejor modelo de pronóstico es el EGARCH(1,3) y las redes neuronales y los modelos autorregresivos son indiferentes en su capacidad de pronóstico; para el tercer intervalo la red neuronal RNA(3:1:5) supera al GARCH(1,1) y EGARCH(1,1) y para el cuarto intervalo el modelo RNA(2:1:6) supera a los modelos autorregresivos. Esta forma de presentar los resultados permite distinguir de forma visual que, para el caso del mercado

Colombiano las redes neuronales artificiales predominan en tres de las cuatro tendencias identificadas, con diferentes topologías cada uno de ellas.

### 3.5.2 Brasil

Para el mercado de BRASIL en la tabla 42, se obtienen los siguientes modelos y su respectiva medición de error en el pronóstico.

**Tabla 42. Comparación pronóstico de los modelos para BOVESPA.**

Serie	BOVESPA_I		BOVESPA_II		BOVESPA_III		BOVESPA_IV	
Tendencia	ALCISTA		BAJISTA		ALCISTA		BAJISTA	
Medida de desempeño		RMSE		RMSE		RMSE		RMSE
<b>MODELO SIMETRICO</b>	GARCH(2,1)	0,02675	GARCH(1,1)	0,04232	GARCH(1,1)	0,01762	GARCH(1,1)	0,01861
<b>MODELO ASIMÉTRICO</b>	EGARCH(1,1)	0,02612	EGARCH(1,1)	0,03691	EGARCH(2,1)	0,01695	EGARCH(1,1)	0,01796
	TGARCH(1,1)	0,02619	TGARCH(1,1)	0,03416	TGARCH(1,1)	0,01707	TGARCH(1,1)	0,01840
<b>RNA</b>	RNA(5:1:4)	<b>0,02042</b>	RNA(2:1:3)	<b>0,02554</b>	RNA(1:1:5)	<b>0,00986</b>	RNA(3:1:6)	<b>0,01195</b>

Fuente: La autora

Para el índice general de BOVESPA, en la tabla 43 se ilustran los resultados de la prueba Diebold y Mariano que permite concluir acerca de la superioridad de pronóstico de los modelos ajustados.

**Tabla 43. Resultados de prueba Diebold y Mariano BOVESPA**

BOVESPA_I	ALZA	S >1,96				
		GARCH(2,1)	EGARCH(1,1)	TGARCH(1,1)	RNA(5:1:4)	
BOVESPA_I	GARCH(2,1)		11,0161602	10,8039437	3,1260202	
	EGARCH(1,1)			4,14784328	2,84277691	
	TGARCH(1,1)				2,87530709	
	RNA(5:1:4)					
BOVESPA_II	BAJA		GARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	TGARCH(1,1)	RNA(2:1:3)
		GARCH(1,1)		5,04739232	4,61435603	2,01026449
		EGARCH(1,1)			2,72484991	<b>1,38053945</b>
		TGARCH(1,1)				<b>1,14303993</b>
		RNA(2:1:3)				
BOVESPA_II	ALZA		GARCH(1,1)	EGARCH(2,1)	TGARCH(1,1)	RNA(1:1:5)
		GARCH(1,1)		6,5683058	6,97996744	3,62058601
		EGARCH(2,1)			<b>0,90577848</b>	3,36508404
		TGARCH(1,1)				3,3736559

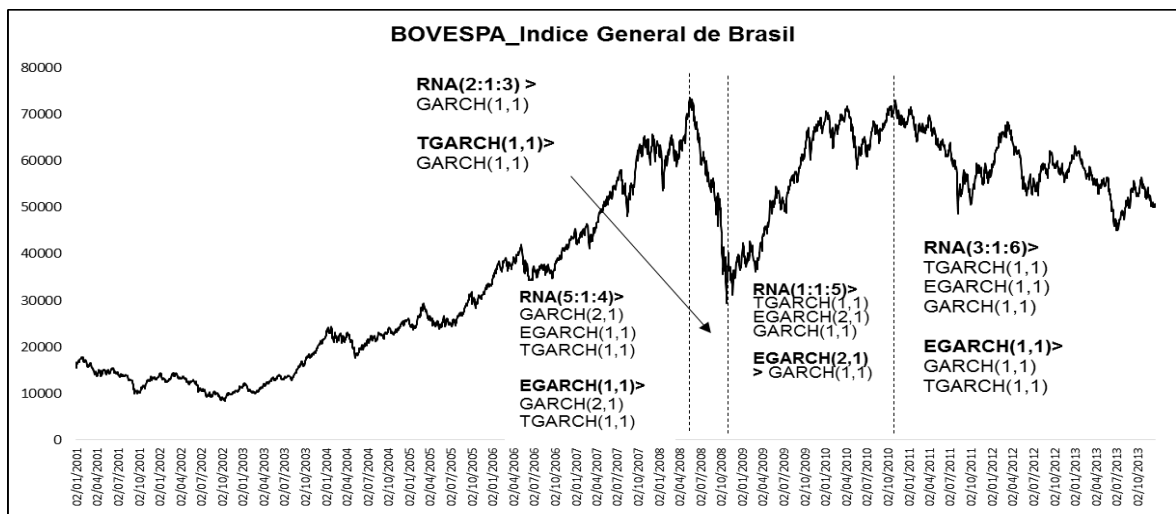
BOVESPA_IV	BAJA	RNA(1:1:5)				
			GARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	TGARCH(1,1)	RNA(3:1:6)
		GARCH(1,1)		9,8118791	9,87180702	4,09949992
		EGARCH(1,1)			9,74168604	3,76972388
		TGARCH(1,1)				3,99521165
		RNA(3:1:6)				

Fuente: La autora

Al analizar los resultados consignados en la tabla 43, se deduce que para el BOVESPA\_I de tendencia alcista, los modelos ajustados exhiben diferencias en su capacidad de pronóstico, ya que todos los valores del estadístico S son superiores a 1,96; por lo que al revisar cuál modelo presenta el RMSE menor en la tabla 42 se observa que corresponde a la red neuronal RNA(5:1:4) por un valor de 0,020427761, lo que permite concluir que para este primer intervalo al alza las redes neuronales artificiales son superiores a los modelos autorregresivos tanto simétricos como asimétricos. Siguiendo con el segundo intervalo BOVESPA\_II correspondiente a una tendencia bajista, se deduce que los modelos RNA(2:1:3), EGARCH(1,1) y TGARCH(1,1) son estadísticamente semejantes ya que el valor de los estadísticos  $S=1,38053945$  y  $S=1,14303993$  respectivamente es inferior a 1,96; la comparación entre la RNA(2:1:3) y el GARCH(1,1) exhibe que si hay diferencias de pronóstico (valor del estadístico S superior a 1,96) y al presentar la red neuronal un  $RMSE = 0,025546545$  (ver tabla 42) menor que el modelo autorregresivo, se concluye que éste es superior en el pronóstico para BOVESPA\_II, adicionalmente la comparación entre los modelos asimétricos y simétricos arroja que el TGARCH(1,1) es superior al EGARCH(1,1) y GARCH(1,1). En el siguiente intervalo alcista correspondiente a BOVESPA\_III se observa que el modelo TGARCH(1,1) y EGARCH(2,1) no presentan diferencias significativas en su capacidad de pronóstico ya que el estadístico S es menor a 1,96; por otro lado el resultado de la comparación entre el modelo RNA(1:1:5), TGARCH(1,1), EGARCH(2,1) y GARCH(1,1) arroja que se evidencian diferencias estadísticas en su capacidad de pronóstico (ya que el S es mayor de 1,96), y al observar que el menor valor del  $RMSE=0,009862085$  (ver tabla 42) corresponde al modelo de red neuronal; se concluye que para éste

intervalo el modelo RNA(1:1:5) es el mejor en su capacidad de pronóstico. Finalmente para el intervalo BOVESPA\_IV correspondiente a una tendencia bajista se observa que en la comparación de los modelos GARCH(1,1), EGARCH(1,1) y TGARCH(1,1) y la RNA(5:1:4) el valor del estadístico S es superior a 1,96, lo que implica que si existen diferencias estadísticas en la capacidad de pronóstico de los modelos; y al observar que el menor valor del RMSE=0,01195328 corresponde a la red neuronal (ver tabla 42) se deduce que el RNA(3:1:6) es superior en pronóstico a los modelos autorregresivos asimétricos y simétricos.

**Figura 29. Modelos con mejor ajuste para el BOVESPA**



Fuente: La autora

Como puede observarse en la figura 29, el índice general BOVESPA dividido en dos tendencias al alza y dos a la baja intercaladas entre sí, en las cuales al ajustar los modelos se observa que para todas ellas, las redes neuronales artificiales (con diferentes topologías cada una) resultaron ser superiores a los modelos autorregresivos; y la comparación entre los modelos autorregresivos el EGARCH(p,q) resulta ser superior a los demás modelos GARCH(p,q) y TGARCH(p,q) en dos de las cuatro tendencias.

### 3.5.3 Argentina

El índice general Merval, fue dividido en cinco intervalos correspondientes a tres tendencias alcistas y dos bajistas. En la tabla 44 se presentan los resultados obtenidos para cada uno de los modelos ajustados junto con el error de pronóstico asociado.

**Tabla 44. Comparación de pronóstico de los modelos para Merval**

Serie	Merval_I		Merval_II		Merval_III		Merval_IV		Merval_V	
Tncia	ALCISTA		BAJISTA		ALCISTA		BAJISTA		ALCISTA	
Medida		RMSE		RMSE		RMSE		RMSE		RMSE
M.S.	GARCH (1,1)	0,02307	GARCH (1,1)	0,02610	GARCH (1,1)	0,02025	GARCH (1,1)	0,02550	GARCH (1,1)	0,03070
M.AS.	EGARCH H(1,1)	0,02353	EGARCH H(1,1)	0,02247	EGARCH H (1,1)	0,01961	EGARCH H (2,2)	0,01708	EGARCH H(0,2)	0,03085
	TGARCH H(1,3)	0,02354	TGARCH H(1,1)	<b>0,02214</b>	TGARCH H(1,2)	0,02203	TGARCH H(0,0)	N.S.	TGARCH H(0,0)	N.S.
RNA	RNA (5:1:3)	<b>0,01231</b>	RNA (2:1:6)	0,02888	RNA (3:1:3)	<b>0,01060</b>	RNA (5:1:6)	<b>0,01684</b>	RNA (3:1:8)	0,02487

Fuente: La autora

Para los cinco intervalos de Merval, tres al alza y dos a la baja; la prueba de significancia Diebold y Mariano arrojó los resultados consignados en la tabla 45.

**Tabla 45. Resultados de prueba Diebold y Mariano Merval**

Merval_I	ALZA	S >1,96			
		GARCH (1,1)	EGARCH(1,1)	TGARCH(1,3)	RNA(5:1:3)
Merval_II	BAJA	GARCH(1,1)	7,411151623	18,53652835	5,041818752
		EGARCH(1,1)		<b>0,078254622</b>	5,257353834
		TGARCH(1,3)			5,271377579
		RNA(5:1:3)			
		GARCH (1,1)	8,497696322	10,94901924	<b>0,679524508</b>
Merval_III	ALZA	EGARCH(1,1)		2,486168194	<b>1,509308314</b>
		TGARCH(1,1)			<b>1,57884442</b>
		RNA(2:1:6)			
		GARCH (1,1)	9,607375366	9,226268881	4,375743071
		EGARCH (1,1)		10,17213841	4,110039082
Merval_IV	BAJ A	TGARCH(1,2)			5,204294874
		RNA (3:1:3)			
		GARCH (1,1)	2,71307516	N.S.	2,713945734
		EGARCH (2,2)			
		TGARCH(0,0)			

<b>MERVAL_V</b>		<b>EGARCH (2,2)</b>			N.S.	<b>0,048483822</b>
		<b>TGARCH(0,0)</b>				N.S.
		<b>RNA (5:1:6)</b>				
		<b>GARCH(1,1)</b>	<b>EGARCH(0,2)</b>	<b>TGARCH(0,0)</b>	<b>RNA(3:1:8)</b>	
	<b>ALZA</b>	<b>GARCH(1,1)</b>		3,993483462	N.S.	<b>1,002444862</b>
		<b>EGARCH(0,2)</b>			N.S.	<b>1,026288136</b>
		<b>TGARCH(0,0)</b>				N.S.
	<b>RNA(3:1:8)</b>					

Fuente: La autora

Al interpretar los resultados consignados en la tabla 45, se deduce que para el primer intervalo del índice MERVAL que corresponde a una tendencia alcista, los modelos TGARCH(1,3) y EGARCH(1,1) pueden considerarse redundantes, ya que el estadístico  $S=0,078254622$  es menor que 1,96; mientras que para los modelos RNA(5:1:3), GARCH(1,1), EGARCH(1,1) y TGARCH(1,3), los resultados de la prueba de significancia ( $S$  es mayor 1,96 para todas las comparaciones) permiten concluir que si existen diferencias respecto a la capacidad de pronóstico de estos modelos; por lo que al observar en la tabla 44, cuál de ellos presenta menor error de pronóstico (RNA(5:1:3) con un  $RMSE=0,01231$ ) se concluye que las redes neuronales artificiales son superiores a los modelos autorregresivos tanto simétricos como asimétricos para este primer período al alza. En el segundo período de tiempo identificado MERVAL II, de tendencia a la baja, se deduce que los modelos RNA(2:1:6), GARCH(1,1), EGARCH(1,1) y TGARCH(1,1) son estadísticamente semejantes en su capacidad de pronóstico, ya que el valor del estadístico  $S$  es menor que 1,96 para todas las comparaciones; en tanto que al analizar los resultados para los modelos autorregresivos, se presentan diferencias de capacidad de pronóstico (estadístico  $S$  es superior a 1,96), por lo que al observar la tabla 44 se escoge el modelo TGARCH(1,1) ya que presenta menor  $RMSE = 0,02214$ , lo que permite concluir que para este período de tiempo los modelos autorregresivos asimétricos son superiores a los simétricos. Para el intervalo MERVAL\_III correspondiente a una tendencia alcista, se observa que en la comparación de los modelos RNA (3:1:3), TGARCH(1,2), EGARCH(1,1), GARCH(1,1) los resultados del estadístico  $S$  es mayor de 1,96 (ver tabla 45) lo que indica que los modelos son

estadísticamente diferentes en su pronóstico y al escoger el modelo RNA(3:1:3) que presenta el menor RMSE=0,010602 (ver tabla 45) se concluye que las redes neuronales artificiales son superiores para este período de tiempo. En el siguiente período de tiempo identificado, Merval\_IV de tendencia bajista, no se ajustó el modelo TGARCH(p,q) porque los parámetros del modelo no resultaron ser significativos; lo que implica que el análisis de comparación sólo que hace con los modelos RNA (5:1:6), EGARCH(2,2) y GARCH(1,1), en el cual resulta que las redes neuronales son superiores al GARCH(1,1), y que el modelo asimétrico EGARCH(2,2) es superior al GARCH(1,1) en el pronóstico. Finalmente para el intervalo Merval\_V de tendencia alcista, se concluye que el pronóstico con RNA(3:1:8) es redundante con el GARCH(1,1) y el EGARCH(0,2), ya que el resultado del estadístico S es inferior a 1,96; por otro lado al comparar el modelo simétrico versus el asimétrico, se encuentra que si existen diferencias en su capacidad de pronóstico ( $S > 1,96$ ) como se observa en la tabla 45, por lo que se escoge como superior al GARCH(1,1) quien presenta el menor error RMSE=0,030701.

**Figura 30. Modelos con mejor pronóstico para el Merval**



Fuente: La autora

La figura 30 corresponde al índice general de Argentina Merval, en la cual se observan las tres tendencias al alza y dos tendencias a la baja identificadas junto con la comparación de los respectivos modelos de pronóstico más exitosos en el pronóstico, tres de los cuales corresponden a redes neuronales artificiales de diferente topología cada una, un modelo asimétrico TGARCH (1,1) en una tendencia bajista y un simétrico en una tendencia alcista GARCH (1,1). No se asocia algún modelo a una tendencia específica, pero si se resalta la superioridad de las redes neuronales frente a los demás modelos autorregresivos.

### 3.5.4 México

El resultado de los ajustes de los modelos y error de pronóstico para el índice general Mexicano IPC se ilustran en la tabla 46.

**Tabla 46. Comparación pronóstico de los modelos para IPC**

Serie	IPC_I		IPC_II		IPC_III	
Tendencia	ALCISTA		BAJISTA		ALCISTA	
Medida de desempeño		RMSE		RMSE		RMSE
<b>MODELO SIMETRICO</b>	GARCH(1,1)	0,015328721	GARCH(1,1)	0,0325871	GARCH(1,1)	0,016661629
<b>MODELO ASIMÉTRICO</b>	EGARCH(1,1)	0,016006979	EGARCH(1,1)	0,07089978	EGARCH(1,1)	0,016741896
	TGARCH(1,1)	0,015095943	TGARCH(2,1)	0,031496125	TGARCH(3,2)	0,016778156
<b>RNA</b>	RNA(1:1:3)	<b>0,0111028</b>	RNA(4:1:4)	<b>0,021623081</b>	RNA(3:1:10)	<b>0,010107800</b>

Fuente: La autora

Para los diferentes intervalos del índice IPC se registran los resultados de la prueba Diebold y Mariano en la tabla 47.

**Tabla 47. Resultados de prueba Diebold y Mariano IPC**

IPC_I	ALZA	S >1,96			
		GARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	TGARCH(1,1)	RNA(1:1:3)
IPC_I	ALZA	GARCH(1,1)	11,79610324	5,44192912	2,841438279
		EGARCH(1,1)		9,877815298	3,282186971
		TGARCH(1,1)			2,691997765
		RNA(1:1:3)			
IPC_II	BAJA	GARCH(1,1)	12,56853557	6,524377458	2,208973682
		EGARCH(1,1)		12,37893803	8,390066489
		TGARCH(2,1)			2,009619317
		RNA(4:1:4)			
IPC_III	ALZA	GARCH(1,1)	<b>1,168878299</b>	<b>1,631712198</b>	6,330073535
		EGARCH(1,1)		<b>0,925173236</b>	6,427599366
		TGARCH(3,2)			6,51510798
		RNA(3:1:10)			

Al interpretar los resultados de la tabla 47, se observa que para el primer intervalo del IPC correspondiente a una tendencia alcista, el resultado del estadístico S es superior a 1,96, lo que lleva a concluir que los modelos RNA(1:1:3), GARCH(1,1), EGARCH(1,1) y TGARCH(1,1) presentan diferencias significativas respecto a su capacidad de pronóstico, por lo que al revisar en la tabla 46 cuál de ellos presenta menor RMSE (0,0111028), se concluye que para este intervalo el mejor modelo de pronóstico es el de redes neuronales artificiales RNA(1:1:3). Para el segundo intervalo identificado del IPC que corresponde a una tendencia bajista, se observa

que al igual que el primero, el estadístico S de los modelos RNA(4:1:4), TGARCH(2,1), EGARCH(1,1), GARCH(1,1) es mayor que 1,96, lo que significa que los modelos no son estadísticamente semejantes; y al identificar cuál de ellos obtuvo el menor error de pronóstico en la tabla 46 (RMSE =0,021623081) se observa que corresponde a la red neuronal RNA(4:1:4) por lo que se concluye que éstas son superiores a los modelos autorregresivos para el pronóstico para este intervalo. Finalmente, el tercer intervalo del IPC de tendencia alcista, se observa a partir de la tabla 47 que el resultado del estadístico S para la comparación de los modelos autorregresivos es inferior a 1,96, lo que quiere decir que para los modelos GARCH(1,1), EGARCH(1,1) y TGARCH(3,2), no existen diferencias significativas respecto a su capacidad de pronóstico, mientras que en la comparación entre el modelo RNA(1:1:3) con los demás modelos autorregresivos, se deduce que si existen diferencias en su capacidad de pronóstico (ya que el S es superior a 1,96) y al observar la tabla 46 el modelo con menor RMSE corresponde a la red neuronal artificial, con un valor de 0,010107800; lo que permite concluir que igual que para los dos primeros intervalos del IPC, las redes neuronales artificiales resultaron ser superiores en el pronóstico a los modelos autorregresivos tanto simétricos como asimétricos.

**Figura 31. Modelos con mejor pronóstico para el IPC**



Fuente: La autora

Al observar la gráfica 31 correspondiente al índice general IPC, el cual fue dividido en tres intervalos: dos alcistas y uno bajista, predomina el modelo de red neuronal artificial como el más exitoso en su capacidad de generar pronóstico más acertado que los modelos autorregresivos simétricos y asimétricos; pero no se asocia ninguna topología en particular de la RNA a una tendencia de mercado ya sea alcista o bajista. Adicionalmente, el resultado de la comparación entre los diferentes modelos autorregresivos arroja que para el primer y segundo intervalo los modelos asimétricos TGARCH(1,1) y TGARCH(2,1) son superiores al simétrico GRACH(1,1).

### 3.5.5 Chile

En la tabla 48, se ilustran los resultados relacionados con los modelos ajustados y el error de pronóstico asociado para el índice general de Chile, IGPA.

**Tabla 48. Comparación pronóstico de los modelos para IGPA**

Serie	IGPA_I		IGPA_II		IGPA_III		IGPA_IV	
Tendencia	ALCISTA		BAJISTA		ALCISTA		BAJISTA	
Medida de desempeño		RMSE		RMSE		RMSE		RMSE
<b>MODELO SIMETRICO</b>	GARCH(1,1)	0,01019	GARCH(1,1)	0,01165	no se observa heterocedasticidad		GARCH(2,3)	0,01150
<b>MODELO ASIMÉTRICO</b>	EGARCH(1,1)	0,01009	EGARCH(1,1)	0,01063			EGARCH(1,1)	0,01132
	TGARCH(1,1)	0,01015	TGARCH(2,1)	0,01128			TGARCH(1,1)	0,01107
<b>RNA</b>	RNA (1:1:10)	<b>0,00933</b>	RNA(2:1:7)	<b>0,00700</b>	RNA(1:1:10)	0,0054	RNA(1:1:7)	<b>0,00832</b>

Fuente: La autora

A continuación se presentan los resultados relacionados con la prueba de Diebold & Mariano consignados en la tabla 49.

**Tabla 49. Resultados prueba Diebold y Mariano IGPA**

IGPA_I	ALZA	S >1,96				
			GARCH (1,1)	EGARCH(1,1)	TGARCH(1,1)	RNA(1:1:10)
		GARCH(1,1)		7,057584839	7,023057888	2,613945965
		EGARCH(1,1)			6,973580845	2,376525602
		TGARCH(1,1)				2,516236455
		RNA(1:1:10)				
IGPA_II	BAJA	<i>No se observa heterocedasticidad</i>				
IGPA_III	ALZA		GARCH (1,1)	EGARCH(1,1)	TGARCH(2,1)	RNA(2:1:7)
		GARCH(1,1)		3,802917565	3,453489526	3,584439994
		EGARCH(1,1)			3,759283865	3,045170231
		TGARCH(2,1)				3,392847598
		RNA(2:1:7)				
IGPA_IV	BAJA		GARCH (2,3)	EGARCH(1,1)	TGARCH(1,1)	RNA(1:1:7)
		GARCH(2,3)		2,828351245	6,942800039	3,133881525
		EGARCH(1,1)			5,455443889	2,929086471
		TGARCH(1,1)				2,71361395
		RNA(1:1:7)				

Fuente: La autora

Al analizar los resultados obtenidos en la tabla 49, se observa que para tanto para el primer, tercer y cuarto intervalo del IGPA, correspondientes a dos tendencias alcistas y una bajista respectivamente, el resultado del estadístico S es superior a 1,96, lo que permite deducir que para éstas series de tiempo los modelos ajustados exhiben diferencias significativas en su capacidad de pronóstico; por lo que al observar los resultados de la tabla 48, con el fin de identificar el modelo que presente menor RMSE, se concluye que para el IGPA\_I el mejor modelo es el RNA (1:1:10)

con un error de pronóstico de 0,009333911, para el IGPA\_III el modelo que presenta menor RMSE es el RNA(2:1:7) con un valor de 0,007006823 y finalmente para el IGPA\_IV el modelo que pronostica mejor es el RNA(1:1:7) ya que su RMSE corresponde a 0,008324802.

**Figura 32. Modelos con mejor pronóstico para el IGPA**



Fuente: La autora

Mediante la gráfica 32 se ilustra la superioridad del modelo de red neuronal frente a los autorregresivos simétricos y asimétricos, sin embargo no se puede generalizar acerca del uso de una topología específica que dependa de la dirección del mercado. En la comparación de los modelos asimétricos y simétricos que poseen diferencias estadísticas en su pronóstico, se concluye que tanto para el primer intervalo como para el tercero el modelo asimétrico EGARCH(1,1) supera al modelo simétrico GARCH(1,1), mientras que para el cuarto intervalo el TGARCH(1,1) supera al GARCH(2,3); lo que indica que para el índice general de Chile, los modelos autorregresivos asimétricos son superiores a los simétricos.

### 3.5.6 Perú

Los resultados de comparación de modelos de pronóstico para el índice general de Perú, IGBVL se ilustran en tabla 50.

**Tabla 50. Comparación pronóstico modelos para IGBVL**

Serie	IGBVL_I		IGBVL_II		IGBVL_III		IGBVL_IV	
Tendencia	ALCISTA		BAJISTA		ALCISTA		BAJISTA	
Medida de desempeño		RMSE		RMSE		RMSE		RMSE
<b>MODELO SIMETRICO</b>	GARCH(1,1)	0,0165	GARCH(1,1)	0,0260	GARCH(1,1)	0,0150	GARCH(2,1)	0,0206
<b>MODELO ASIMÉTRICO</b>	EGARCH(1,1)	0,0166	EGARCH(1,1)	0,0188	EGARCH(1,1)	0,0152	EGARCH(2,3)	0,0098
	TGARCH(2,1)	<b>0,0163</b>	TGARCH(1,1)	0,0203	TGARCH(2,2)	0,0162	TGARCH(1,1)	0,0205
<b>RNA</b>	RNA(1:1:7)	0,0144	RNA(2:1:9)	<b>0,0143</b>	RNA(5:1:4)	<b>0,0099</b>	RNA(1:1:10)	<b>0,0096</b>

Fuente: La autora

Posterior al ajuste y pronóstico de los modelos anteriores se aplica el test de significancia Diebold y Mariano, cuyos resultados se registran en la tabla 51.

**Tabla 51. Resultados prueba Diebold y Mariano IGBVL**

IGBVL_I	ALZA	/S/>1,96				
		GARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	TGARCH(2,1)	RNA(1:1:7)	
IGBVL_I	ALZA	GARCH(1,1)		3,981689251	4,256228475	<b>1,008786927</b>
		EGARCH(1,1)			4,165528225	<b>1,050357192</b>
		TGARCH(2,1)				<b>0,938619433</b>
		RNA(1:1:7)				
IGBVL_II	BAJA	GARCH(1,1)		4,879833409	4,892390937	4,331221513
		EGARCH(1,1)			4,362200895	1,976036595
		TGARCH(1,1)				2,561697778
		RNA(2:1:9)				
IGBVL_III	ALZA	GARCH(3,1)		3,34939246	5,76290836	2,663911426
		EGARCH(1,1)			6,09986913	2,696896339
		TGARCH(2,2)				3,108174416
		RNA(5:1:4)				
IGBVL_IV	BAJA	GARCH(2,1)		8,362219707	3,21149629	6,682394517
		EGARCH(2,3)			8,298835799	<b>0,184221271</b>
		TGARCH(1,1)				6,628719133
		RNA(1:1:10)				

Fuente: La autora

Al observar la tabla 51, se resalta que para el primer intervalo del IGBVL correspondiente a una tendencia alcista, el modelo de redes neuronales artificiales no presenta diferencias estadísticas en su capacidad de pronóstico respecto a los modelos autorregresivos simétricos y asimétricos, ya que el valor del estadístico S es inferior a 1,96; mientras que el resultado de la comparación entre los modelos TGARCH (2,1), EGARCH(1,1) y GARCH(1,1) si se observa que existen diferencias significativas en el pronóstico, por lo que al observar la tabla 50, se escoge el TGARCH(2,1) ya que el valor de RMSE=0,016362526 es el menor entre ellos. Para el segundo intervalo del IGBVL de tendencia bajista, el modelo de RNA (2:1:9) frente a los modelos GARCH(1,1), EGARCH(1,1) y TGARCH(1,1) presentan diferencias significativas en su capacidad de pronóstico ya que el valor del estadístico S es superior a 1,96 para todas las comparaciones, por lo que se escoge el modelo que presenta menor error registrado en la tabla 50, el cual corresponde a RNA(2:1:9) con un RMSE=0,014332608. El tercer intervalo del IGBVL que corresponde a una tendencia alcista, se registra un estadístico S superior a 1,96 para la comparación entre los modelos de redes neuronales y los autorregresivos tanto simétricos como asimétricos, lo que permite deducir que si existen diferencias en el pronóstico; por lo que al revisar cuál de ellos presenta el menor error RMSE en la tabla 50, se concluye que para este intervalo de tiempo el mejor modelo de pronóstico es el RNA(5:1:4). Finalmente para el cuarto intervalo del IGBVL de tendencia bajista, al comparar los modelos de RNA (1:1:10) y EGARCH (2,3) se observa que el estadístico S es inferior a 1,96, lo que permite concluir que no existen diferencias estadísticas entre estos dos modelos; mientras que entre las redes neuronales y el modelo GARCH (2,1) y TGARCH (1,1) se puede afirmar que existen diferencias en su capacidad de pronóstico ( $S > 1,96$ ), por lo que al observar la tabla 50 y verificar cuál de ellos presenta el menor error (RMSE=0,009608775), se concluye que el mejor modelos matemático que pronostica esta serie es la RNA(1:1:10)

**Figura 33. Modelos con mejor pronóstico para el IGBVL**



Fuente: La autora

La gráfica 33 permite ilustrar que para tres de los cuatro intervalos identificados correspondientes a dos tendencias bajistas y una alcista las redes neuronales resultaron ser superiores en su capacidad de pronóstico que los modelos autorregresivos GARCH(p,q), TGARCH(p,q) y EGARCH(p,q); en tanto que la comparación entre los modelos EGARCH(1,1) y EGARCH(2,3) son superiores al modelo simétrico GARCH(1,1) y GARCH(2,1) respectivamente en dos intervalos bajistas. Se resalta que para los seis índices analizados en general las redes neuronales artificiales resultaron ser superiores a los modelos autorregresivos simétricos y asimétricos, pero no se generaliza sobre una topología en particular que dependa de la dirección del mercado.

### 3.5.7 Resultados consolidados

En esta sección se presentan los resultados de la comparación entre los modelos de redes neuronales y modelos autorregresivos tanto simétricos como asimétricos con el fin de verificar la superioridad de pronóstico para los veintitrés intervalos identificados, correspondientes a los índices generales latinoamericanos.

La tabla 52, exhibe cuál de las redes neuronales fueron superiores a los modelos de la familia GARCH y en cuantos períodos no se observó diferencia significativa entre ellos.

**Tabla 52. Comparación entre modelos redes neuronales y familia GARCH**

<b>REDES NEURONALES VS. MODELOS FAMILIA GARCH</b>		
<b>MODELO</b>	<b>CANTIDAD</b>	<b>PORCENTAJE</b>
RNA(1:1:7)	19	82,61%
RNA(3:1:5)		
RNA(2:1:6)		
RNA(5:1:4)		
RNA(2:1:3)		
RNA(1:1:5)		
RNA(3:1:6)		
RNA(5:1:3)		
RNA(3:1:3)		
RNA(5:1:6)		
RNA(1:1:3)		
RNA(4:1:4)		
RNA(3:1:10)		
RNA(1:1:10)		
RNA(2:1:7)		
RNA(1:1:7)		
RNA(2:1:9)		
RNA(5:1:4)		
RNA(1:1:10)		
<b>No hay diferencias significativas</b>	4	17,39%
<b>Total de intervalos identificados</b>		<b>23</b>

Fuente: La autora

Los resultados de la tabla 52, señalan que la comparación entre las redes neuronales artificiales y los modelos autorregresivos de la familia GARCH son superiores en su capacidad de pronóstico para el 82,61% de todos los intervalos identificados tanto alcistas como bajistas, en tanto que para un 17,39% de ellos, se concluye que ambos modelos no presentan diferencias estadísticas en su capacidad de pronóstico. Se resalta que en la aplicación de los modelos de redes neuronales no asocia una topología en particular a una tendencia específica.

A continuación se relaciona la comparación entre redes neuronales y modelos autorregresivos dividido entre tendencia alcista y bajista.

**Tabla 53. Comparación entre modelos redes neuronales y modelos GARCH por tendencias**

REDES NEURONALES VS. MODELOS FAMILIA GARCH					
TENDENCIA ALCISTA			TENDENCIA BAJISTA		
MODELO	CANTIDAD	PORCENTAJE	MODELO	CANTIDAD	PORCENTAJE
RNA(1:1:7)	11	84,62%	RNA(2:1:6)	8	80,0%
RNA(3:1:5)			RNA(2:1:3)		
RNA(5:1:4)			RNA(5:1:4)		
RNA(1:1:5)			RNA(5:1:6)		
RNA(5:1:3)			RNA(4:1:4)		
RNA(3:1:3)			RNA(1:1:7)		
RNA(1:1:3)			RNA(2:1:9)		
RNA(3:1:10)			RNA(1:1:10)		
RNA(1:1:10)					
RNA(2:1:7)					
RNA(5:1:4)					
<b>No hay diferencias significativas</b>	2	15,38%	<b>No hay diferencias significativas</b>	2	20,0%
<b>Total de intervalos identificados alcistas</b>		<b>13</b>	<b>Total Intervalos identificados bajistas</b>		<b>10</b>

Fuente: La autora

Los resultados de la tabla 53, señala que para el pronóstico de modelos en los intervalos alcistas y bajistas, las redes neuronales son superiores en su capacidad de pronóstico respecto a los modelos autorregresivos (simétricos y asimétricos) para un 84,62% y 80% de los todos los intervalos respectivamente, sólo en dos intervalos tanto alcistas como bajistas se observa que no hay diferencias estadísticas entre ellos (15,38% y 20% respectivamente).

Se resalta que para el caso de los modelos de redes neuronales ajustados, seis de diecinueve modelos corresponden a topologías con un solo retraso en la capa de entrada, es decir que los datos que se pronostican dependen del valor del día inmediatamente anterior.

En esta la siguiente sección se presenta los resultados de la comparación en su capacidad de pronóstico en el período de prueba del modelo autorregresivo simétrico GARCH y los modelos autorregresivos asimétricos EGARCH y TGARCH, para los todos los intervalos.

**Tabla 54. Comparación entre modelo simétrico GARCH (p,q) y asimétricos EGARCH (p,q) y TGARCH (p,q)**

<b>MODELO GARCH VS. MODELOS ASIMÉTRICOS EGARCH Y TGARCH</b>			
<b>MODELO</b>		<b>CANTIDAD</b>	<b>PORCENTAJE</b>
<b>GARCH(p,q)</b> <b>13,04%</b>	GARCH(1,1)	3	13,04%
	<b>EGARCH(p,q)</b> <b>47,83%</b>		
	EGARCH(1,1)	6	26,09%
	EGARCH(1,3)	1	4,35%
	EGARCH(2,1)	1	4,35%
	EGARCH(2,2)	1	4,35%
	EGARCH(2,3)	1	4,35%
	EGARCH(3,3)	1	4,35%
<b>TGARCH(p,q)</b> <b>30,43%</b>	TGARCH(1,1)	4	17,39%
	TGARCH(2,1)	2	8,70%
	TGARCH(3,1)	1	4,35%
<b>No hay diferencias significativas</b>		2	8,70%
<b>Total de intervalos identificados</b>		<b>23</b>	

Fuente: La autora.

De acuerdo a la información de la tabla 54, al realizar la comparación entre el modelo GARCH y los asimétricos EGARCH y TGARCH, se resalta que para un 78,26% de los intervalos, los modelos asimétricos superan al modelo generalizado GARCH en pronosticar los rendimientos, con una participación de 47,83% y 30,43% respectivamente; lo que permite concluir que para los mercados bursátiles latinoamericanos los modelos asimétricos superan en pronóstico<sup>105</sup> al clásico GARCH(p,q).

<sup>105</sup> El pronóstico  $h$  pasos hacia adelante usando los modelos autorregresivos asimétricos tiene en cuenta el parámetro  $\gamma_k$  relacionado con la respuesta de la volatilidad dependiendo de si los rendimientos son negativos o positivos.

A continuación se relaciona los resultados de la comparación entre el modelo autorregresivo simétrico GARCH y los asimétricos EGARCH y TGARCH, divididos entre tendencias bajistas y alcistas

**Tabla 55. Comparación entre modelo simétrico GARCH (p,q) y asimétricos EGARCH (p,q) y TGARCH (p,q) por tendencias.**

MODELO GARCH VS. MODELOS ASIMÉTRICOS EGARCH Y TGARCH							
TENDENCIA ALCISTA				TENDENCIA BAJISTA			
MODELO		CANT.	PORCENT.	MODELO		CANT.	PORCENT.
<b>GARCH</b> 23,08%	GARCH(1,1)	3	23,08%	<b>GARCH</b> 0,0%	N.A.	0	0,0%
	EGARCH(1,1)	4	30,77%		<b>EGARCH</b> 50%	EGARCH(1,1)	2
<b>EGARCH</b> 46,15%	EGARCH(2,1)	1	7,69%	EGARCH(1,3)		1	10,0%
	EGARCH(3,3)	1	8%	EGARCH(2,2)		1	10,0%
<b>TGARCH</b> 15%	TGARCH(1,1)	1	8%	<b>TGARCH</b> 50%	EGARCH(2,3)	1	10,0%
			0%		TGARCH(1,1)	3	30,0%
	TGARCH(2,1)	1	8%		TGARCH(2,1)	1	10,0%
			0%		TGARCH(3,1)	1	10,0%
<b>No hay diferencias significativas</b>		2	15%	<b>No hay diferencias significativas</b>		0	0,0%
<b>Total de intervalos identificados alcistas</b>		<b>13</b>		<b>Total Intervalos identificados bajistas</b>		<b>10</b>	

Fuente: La autora

De acuerdo a la información contenida en la tabla 55, para tendencias alcistas, se concluye que al comparar los modelos asimétricos EGARCH(p,q) y TGARCH(p,q) superan en pronóstico al modelo GARCH(1,1) en un 61,15%, correspondiente a 46,15% y 15% respectivamente; en tendencias bajistas se concluye que los modelos autorregresivos asimétricos son superiores al modelo simétrico, ya que para la mitad de los intervalos analizados, los modelos EGARCH(p,q) y TGARCH(p,q) superan en pronóstico al GARCH(p,q).

## 4. CONCLUSIONES Y OBSERVACIONES FINALES

### 4.1 Revisión de Literatura

El intento de la comunidad científica por explicar el comportamiento de las series de tiempo asociadas a precios de acciones, índices bursátiles, precios de bonos, entre otras series financieras, ha motivado a la formulación de diferentes modelos matemáticos, que buscan aumentar la exactitud del pronóstico y con ello permitir a inversionistas y profesionales del sector financiero, tomar mejores y más rápidas decisiones de inversión.

La tendencia en la investigación acerca del uso de modelos de pronóstico de las series financieras, va dirigida hacia la aplicación de redes neuronales artificiales; las cuales comparadas con la familia de modelos ARMA – GARCH en algunos casos han demostrado ser superiores en el pronóstico; pero en otros, los modelos autorregresivos siguen siendo dando una buena aproximación a la serie de datos.

En países como: Japón, Estados Unidos y China; se observa un liderazgo en la utilización de redes neuronales artificiales, para el ajuste y pronóstico de las series financieras, lo que debe impulsar a los países latinoamericanos a aplicar este tipo de modelos de manera más rigurosa.

La continua búsqueda de explicaciones al fenómeno relacionado con el comportamiento de los precios de las acciones, hace que los investigadores expongan otra forma de analizar este tipo de series, diferente al ajuste de los modelos a la serie de tiempo completa; por lo que se identifica un campo de investigación relacionada con el análisis de las series de tiempo financieras, dependiendo de la ventana de tiempo seleccionada; ya sea por elección de intervalos homogéneos, o división de la serie en períodos que el investigador considere diferentes.

## **4.2 Resultados de Investigación**

### **4.2.1 Modelos autorregresivos de heterocedasticidad condicional**

Partiendo de que las series de tiempo pueden corresponder a diferentes modelos, que expliquen su comportamiento dependiendo de la dirección del mercado, se observa que efectivamente las series presentan diferentes estadísticos descriptivos para los diferentes períodos de tiempo seleccionados, pero que a pesar de estas diferencias en algunos índices, los modelos ajustados pueden tener los mismos parámetros independiente de la tendencia.

A nivel general se concluye que los modelos más comunes en el ajuste de la varianza de los rendimientos para cualquier intervalo de tiempo de las series de los índices generales latinoamericanos, corresponden a aquellos cuyos valores de  $p$  y  $q$  son uno, es decir GARCH (1,1), EGARCH (1,1) y TGARCH (1,1), sin embargo, se observa que para algunos intervalos de las series con tendencia a la baja, los valores de  $p$  y  $q$  son mayores a uno; los cuales confirmados con los rezagos significativos superiores a la unidad en la función de autocorrelación simple y parcial de los residuos al cuadrado; parecen indicar que las series de tiempo asociadas a tendencia bajista pueden pertenecer a diferentes procesos generadores de estos datos.

### **4.2.2 Redes Neuronales Artificiales**

Un interrogante común relacionado con el ajuste de las redes neuronales artificiales consiste en la definición de los parámetros a tener en cuenta (topología, algoritmo de aprendizaje, tipo de red), el cual se determinó a partir de revisión de literatura; pero que todavía depende de una actividad de experimentación por parte del investigador en la identificación de la topología a usar y, que en el caso de esta investigación no arroja resultados consolidados acerca de cuál debe ser la combinación ideal entre número de capas de entrada, ocultas y de salida; número de neuronas en cada capa y variables de entrada del modelo. Se sugiere que futuras investigaciones profundicen en la aplicación de diferentes algoritmos de

aprendizaje, tipos de red multivariadas y topologías, ya que en América Latina la utilización de este tipo de modelos está en auge.

Respecto al uso de redes neuronales para intentar pronosticar las series financieras, se observó que independiente de la tendencia del mercado o del país estudiado no hay patrones comunes respecto al uso de una topología frente a otra, ya que los resultados arrojaron diferentes combinaciones del número de rezagos a tener en cuenta y las neuronas de la única capa oculta. Sin embargo los mejores pronósticos de cada serie fueron registrados por neuronas que utilizan un solo rezago en la capa de entrada.

#### **4.2.3 Evaluación de pronóstico**

Después de identificados los intervalos a analizar, ajustar los respectivos modelos autorregresivos de heterocedasticidad condicional y la red neuronal artificial para los seis índices analizados en general las redes neuronales artificiales resultaron ser superiores a los modelos autorregresivos simétricos y asimétricos, pero no se generaliza sobre una topología en particular que dependa de la dirección del mercado.

La diferencias que se observaron respecto a los diferentes modelos de la media y la varianza ajustados a los rendimientos de cada índice, por cada intervalo identificado; hace que la discusión acerca de la utilización del supuesto de estacionaridad global continúe y que en futuras investigaciones se desarrollen y apliquen nuevas metodologías de análisis de series de tiempo financieras, antes de ajustar un modelo econométrico o matemático, ya que el proceso generador de estos datos puede ser diferente dependiendo de la ventana de tiempo seleccionada.

#### **4.3 Validación de las hipótesis.**

La validación de las hipótesis a la luz de los resultados arroja que para los principales mercados bursátiles latinoamericanos los modelos asimétricos de

heterocedasticidad condicional EGARCH, TGARCH son superiores en pronosticar los rendimientos de los índices, a nivel general. Se resalta que para tendencias a la baja los modelos asimétricos resultaron ser categóricamente superiores al modelo GARCH(p,q)

A nivel general, las redes neuronales artificiales son superiores en pronosticar los rendimientos de los principales índices bursátiles latinoamericanos que la familia de modelos autorregresivos de heterocedasticidad condicional en el período de prueba, lo que motiva a profundizar la investigación acerca del uso de las variaciones de éste modelo matemático en Latinoamérica.

Se concluye que el ajuste de modelos de pronóstico a los rendimientos de los principales índices bursátiles latinoamericanos dividiendo la serie por tendencias, no exhibe diferencias respecto al uso de un modelo frente a otro que dependa de la dirección del mercado.

## BIBLIOGRAFÍA

- AGUDELO, D. A. (2011). Do foreign portfolio flows increase risk in emerging stock markets ? Evidence from six latin american countries 1999-2008. *Innovar*, 21(39), 133-151.
- ARRIETA, J., TORRES, J. C., & VELASQUEZ, H. (2009). Predicción del comportamiento diario de la acción de SURAMINV. Un modelo de redes neuronales. *AD-MINISTER. Universidad EAFIT*, 32-46.
- AWARTANI, B. M., & CORRADI, V. (2005). Predicting the volatility of the S&P-500 stock index via GARCH models: the role of asymmetries. *International Journal of Forecasting*, 21, 167-183.
- BAHI, C. A. (2007). *Modelos de medición de la volatilidad en los mercados de valores: Aplicacin al mercado bursátil Argentino*. Buenos aires.
- BAHRAMMIRZAEI, A. (2010). A comparative survey of artificial intelligence applications in finance: artificial neural networks, expert system and hybrid intelligent systems. *Neural Computing and Applications*, 19, 1165-1195.
- BALKE, N. S. (1993). Detecting Level Shifts in Time Series. *Journal of Business y Economics Statistics*, 11(1), 81-92.
- BAUWENS, L., LAURENT, S., & ROMBOUTS, J. U. (2006). Multivariate GARCH models: a survey. *Journal of Applied Econometrics*, 21, 79-109.
- Bekaert, G. y. (2000). Asymmetric volatility and risk in equity markets. *Review of Financial Studies*, 1-42.
- BEKAERT, G., & HARVEY, C. R. (2000). Foreign Speculators and Emerging Equity Markets. *The Journal of Finance*, 55(2), 565-613.
- BEKAERT, G., & WU, G. (2000). Asymmetric volatility and risk in equity markets. *Review of Financial Studies*, 1-42.
- BEKAERT, G., HARVEY, C. R., & LUNDBLAD, C. (2001). Emerging equity markets and economic development. *Journal of Development Economics*, 66, 465-504.
- BEKAERT, G., HARVEY, C., & LUMSDAINE, R. (2002). The dynamics of emerging market equity flows. *Journal of International Money and Finance*, 21, 295-350.

- BILDIRICI, M. y. (2009). Improving forecasts of GARCH family models with the artificial neural networks: An application to the daily returns in Istanbul Stock Exchange. *Expert Systems with Applications*, 36, 7355-7362.
- BOLLERSLEV, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.
- BOLLERSLEV, T., CHOU, R. Y., & KRONER, K. P. (1992). ARCH Modeling in Finance: A Review of the Theory and Empirical Evidence. *Journal of Econometrics*, 52, 5-59.
- BONILLA, C. A., ROMERO-MEZA, R., & HINICH, M. J. (2006). Episodic nonlinearity in Latin American stock market indices. *Applied Economics Letters*, 13(3), 195-199.
- BONILLA, C., & ROMERO-MEZA, R. y. (2010). Nonlinearities and Garch Inadequacy for Modeling Stock Market Returns: Empirical Evidence From Latin America. *Macroeconomic Dynamics*, 15, 713-724.
- BOX, G. E., JENKINS, G. M., & REINSEL, G. C. (1976). *Time Series Analysis. Forecasting and Control*. Wiley.
- CARVALHAL, A., & MENDEZ, B. V. (2008). Evaluating the forecast accuracy of emerging market stock returns. *Emerging Markets Finance and Trade*, 44(1), 21-40.
- CASAS MONSEGNY, M. y. (2008). Modelos ARCH , GARCH Y EGARCH :Aplicaciones a series financieras. *Cuadernos de Economía*, 27, 287-319.
- CATALIN, S., & GRANGER, C. (2005). Nonstationarities in Stock Returns. *The Review of Economics and Statistics*, 87(3), 503-522.
- CHEN, G.-M., FIRTH, M., & MENG RUI, O. (2002). Stock market linkages: Evidence from Latin America. *Journal of Banking & Finance*, 26, 1113-1141.
- CHENG, C.-I., HSIN, P.-H., & WU, C.-S. (2012). Forecasting Taiwan's major stock indices by the Nash nonlinear grey Bernoulli model. *Expert Systems with Applications*, 37(12), 7557-7562.
- CLELAND, C. E. (2001). Historical science, experimental science, and the scientific method. *Geology*, 29, 987-990.
- CRUZ, E., RESTREPO, H., & MEDINA, P. (2009). Pronostico del indice general de la bolsa de valores de colombia usando redes neuronales. *Scientia et Technica*, 129-134.

- DE FARIA, E., ALBUQUERQUE, M. P., GONZALEZ, J., CAVALCANTE, J., & ALBUQUERQUE, M. P. (2009). Predicting the Brazilian stock market through neural networks and adaptive exponential smoothing methods. *Expert Systems with Applications*, 36, 12506-12509.
- DE GOOIJER, J. G. (2006). 25 Years of Time Series Forecasting. *International Journal of Forecasting*, 22, 443-473.
- DE OLIVEIRA, F. A., ZARATE, L. E., DE AZEVEDO, M., & NERI, C. (2011). The use of artificial neural networks in the analysis and prediction of stock prices. *EEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, 2151-2155.
- DE OLIVEIRA, F., NOBRE, C., & ZARATE, L. E. (2013). Applying Artificial Neural Networks to prediction of stock price and improvement of the directional prediction index – Case study of PETR4, Petrobras, Brazil. *Expert Systems with Applications*, 7596-7606.
- DIAMANDIS, P. F., & DRAKOS, A. A. (2011). Financial liberalization, exchange rates and stock prices: Exogenous shocks in four Latin America countries. *Journal of Policy Modeling*, 33, 381-394.
- DIEBOLD, F. X., & LOPEZ, J. A. (1995). Modeling Volatility Dynamics. *Macroeconomics: Developments, tensions and Prospects*, 427-66.
- DIEBOLD, F. X., & MARIANO, R. (1995). Comparing Predictive Accuracy. *Journal of Business and Economics Statistics*, 13(3), 253-265.
- DONALDSON, R. G. (1997). An artificial neural network-GARCH model for international stock return volatility. *Journal of Empirical Finance*, 17-46.
- DUNIS, C. L., & HUANG, X. (2002). Forecasting and Trading Currency Volatility : An Application of Recurrent Neural Regression and Model Combination. *Journal of forecasting*, 13, 317-354.
- ENGLE, R. (2001). GARCH 101: The Use of ARCH/GARCH Models in Applied Econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 15(4), 157-168.
- ENGLE, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of U.K.inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1008.
- ENGLE, R. F., & PATTON, A. J. (2001). ¿What good is a volatility model? *Quantitative Finance*, 237-245.
- ENGLE, R., & LILIEN, D. y. (1987). Estimating Time Varying Risk Premia in the Term Structure : The Arch-M Model. *Econometrica*, 55, 391-407.

- ENGLE, R., & NG, V. K. (1993). Measuring and Testing the Impact of News on Volatility. *Journal of Finance*, 48, 1749-1778.
- FADLALLA, A., & LIN, C.-h. (2001). An Analysis of the Applications of Neural Networks in Finance. *Interfaces*, 31, 112-122.
- FAMA, E. (1970). Efficient Capital Markets: A review of Theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25(2), 353-417.
- FERNANDEZ CASTAÑO, H. (2010). Una aplicación del modelo EGARCH para estimar la volatilidad de series financieras. *Revista de Ingenierías Universidad de Medellín*, 9(17), 95-104.
- GLARIA-BENGOECHEA, A., ORDOÑEZ-URETA, C., MARCHANT-SAAVEDRA, M., & OPAZO-MEDINA, N. (1996). Stock Market indices in Santiago de Chile: forecasting using neural networks. *Proceedings of Neural Networks. IEEE International Conference*, 2172.
- GLOSTEN, L., JAGANNATHAN, R., & RUNKLE, D. E. (1993). On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks. *Journal of Finance*, 48, 1779-1801.
- GOMEZ, E., VENEGAS, F., & CAMPUZANO, H. (2011). Análisis comparativo entre modelos GARCH y Redes Neuronales en el pronóstico de los índices bursátiles IPC y Dow Jones. *Eseconomía*, 3-22.
- GONZALEZ MIRANDA, F. y. (1997). Modeling market volatilities: the neural network perspective. *The European Journal of Finance*, 137-57.
- HAJIZADEH, E., SEIFI, A., FAZEL ZARANDI, M., & I.B., T. (2012). A hybrid modeling approach for forecasting the volatility of S&P 500 index return. *Expert Systems with Applications*, 39, 431-436.
- HAMID, S. A., & IQBAL, Z. (2004). Using neural networks for forecasting volatility of S&P 500 Index futures prices. *Journal of Business Research*, 57, 1116-1125.
- HANS FRANSES, P., & VAN DER LEIJ AND RICHARD PAA, M. (2002). Modelling and Forecasting Level Shifts in Absolute Returns. *Journal of Applied Econometrics*, 601-616.
- HARVEY, A. C., RUIZ, E., & SHEPHARD, N. (1994). Multivariate Stochastic Variance Models. *The Review of Economic Studies*, 247-264.
- HAUKINS, D. M. (1977). Testing a sequence of observations for a shift in location. *Journal of the American Statistical Association*, 72(357), 180-186.

- HENRY, P. B. (2000). Do stock market liberalizations cause investment booms ? *Journal of Financial Economics*, 58, 301-334.
- HERNANDEZ SAMPIERI, R., & FERNANDEZ COLLADO, C. y. (1997). Metodología de la Investigación. En R. HERNANDEZ SAMPIERI, *Metodología de la Investigación*.
- HORNIK, K. (1993). Some new results on neural network approximation. *Neural Networks*, 1069-1072.
- HORNIK, K., STINCHCOMBE, M., & WHITE, H. (1989). Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximators. *Neural Networks*, 359-366.
- HU, M. Y. (1999). Combining conditional volatility forecasts using neural networks: an application to the EMS exchange rates. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 407-422.
- HUANG, G.-b. (2003). Learning Capability and Storage Capacity of Two-Hidden-Layer Feedforward Networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 274-281.
- HYUP ROH, T. (2007). Forecasting the volatility of stock price index. *Expert Systems with Applications*, 33(4), 916-922.
- IRIE, B., & MIYAKE, S. (1988). Capabilities of Three-layered Perceptrons. *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, 641-648.
- JACQUIER, E. G., POLSON, N., & ROSSI, P. E. (1994). Bayesian Analysis of Stochastic Volatility Models: Reply. *Journal of Business & Economic Statistics*, 413-417.
- JAMES, B., JAMES, K. L., & SIEGMUND, D. (1987). Tests for a change-point. *Biometrika*, 71-83.
- KASHEI, M., & BIJARI, M. (2010). An artificial neural network (p,d,q) model for timeseries forecasting. *Expert Systems with Applications*, 37, 479-489.
- KEARNEY, C. (2012). Emerging markets research: Trends, issues and future directions. *Emerging Markets Review*, 159-183.
- KLAASSEN, F. (2002). Improving GARCH volatility forecasts with regime-switching GARCH. *Empirical Economics*, 27, 363-394.
- KRAMER, W. (2006). Long Memory with Markov Switching GARCH. *Working papers 6. Business and Social Statistic Department*.

- LETTAU, M., & VAN NIEUWERGURGH, S. (2008). Reconciling the return predictability evidence. *The review of Financial Studies*, 21(4), 1607-1652.
- LEUNG LAI, T., & XING, H. (2008). *Statistical Models and Methods for Financial Markets*. New York: Springer.
- LI, Y., & MA, W. (2010). Applications of Artificial Neural Networks in Financial Economics: A Survey. *2010 International Symposium on Computational Intelligence and Design*, (págs. 211-214).
- LIU, H.-C., & HUNG, J.-C. (2010). Forecasting S&P-100 stock index volatility: The role of volatility asymmetry and distributional assumption in GARCH models. *Expert Systems with applications*, 37, 4928-4934.
- LOPEZ HERRERA, F. (2004). Modelado de la volatilidad y pronóstico del Índice de Precios y Cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores. *Administración y Contaduría.*, 213.
- LOPEZ HERRERA, F., & BENAVIDEZ, D. (2009). Financial development and economic growth in México. *Problemas del desarrollo*, 40(159), 39-60.
- Maciel, L., & Rosangela., B. (2008). Design a neural network for time series financial forecasting: accuracy and robustness analysis. *Instituto de Economía. Universidad Estadual de Campinas*.
- MARTINEZ, L. C., Da HORA, D. N., MEIRA Jr, W., & PAPPA, G. L. (2009). From an artificial neural network to a stock market day-trading system: A case study on the BOVESPA. *International Joint Conference on Neural Networks*, (págs. Pages 2006-2013). Atlanta.
- MURPHY, J. J. (2000). *Análisis Técnico de los Mercados Financieros*. Barcelona: Ediciones Gestión 2000 S.A.
- NELSON, D. B. (1991). Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns : A New Approach. *Econometrica*, 59, 347-370.
- ORMONEIT, D. y. (1996). Experiments in predicting the German stock index DAX with density estimating neural networks. *Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering (CIFEr)*, 66-71.
- PANTOJA ROJAS, M. C. (2005). *Comparative analysis of time series forecasting with neuronal networks, ARIMA models and GARCH process for non-stationary time series*.
- PARADA, P., & DUARTE, J. (2014). Una Revisión a la Aplicación de las Redes Neuronales Artificiales en los Mercados Financieros. *Global Conference on*

- Business and Finance Proceedings*, 9, págs. 1236-1242. San Jose, Costa Rica.
- PARISI, A. (2002). Evaluación de modelos de redes neuronales de predicción del signo de la variación del IPSA. *Estudios de Administración*, 9.
- PARISI, A. (2004). Modelos de algoritmos genéticos y redes neuronales en la predicción del signo de variación del IPSA. *Estudios de Administración*, 55-80.
- PARISI, A., PARISI, F., & GUERRERO, J. L. (2003). Modelos predictivos de redes neuronales en índices bursátiles. *El trimestre económico*, 721-744.
- PEÑA, D. (2005). *Análisis de series temporales*. Madrid: Alianza Editorial S.A.
- PESARAN, M., & TIMMERMANN, A. (2004). How costly is it to ignore breaks when forecasting the direction of a time series? *International Journal of Forecasting*, 20(3), 411-425.
- POON, S.-H., & GRANGER, C. W. (2003). Forecasting Volatility in Financial Markets : A Review. *Journal of Economic Literature*, 41, 478-539.
- RANDOLPH, J. J. (2009). A Guide to Writing the Dissertation Literature Review. *Practical Assessment, Research y Evaluation*, 14.
- RIPLEY, B. (1993). *Networks and Chaos-Statistical and Probabilistic Aspects*. (O. BARNDORFF-NIELSEN, & W. JENSEN J.L. y KENDALL, Edits.) London: Chapman and Hall.
- SANTANA, J. C. (2006). Predicción de series temporales con redes neuronales : una aplicación a la inflación colombiana. *Revista Colombiana de Estadística*, 29, 77-92.
- SCHITTENKOPF C, D. G. (1998). Volatility Prediction with Mixture Density Networks. *Proceedings of the 8th International conference on Artificial Neural Networks*, 929-34.
- SEN, A., & SRIVASTAVA, M. S. (1975). On tests for detecting change in mean. *The Annals of Statistics*, 3(1), 98-108.
- SHARDA, R. (1994). Neural Networks for the MS/OR Analyst: An Application Bibliography. *Interfaces*, 24, 116-130.
- SHEU, H.-J., & WEI, Y.-C. (2011). Effective options trading strategies based on volatility forecasting recruiting investor sentiment. *Expert Systems with Applications*, 38, 585-596.

- SRINIVASAN. (2011). Modeling and Forecasting the Stock Market Volatility of S & P 500 Index Using GARCH Models. *Journal of Behavioral Finance*, 6, 51-70.
- TANG, H., CHIU, K.-C., & XU, L. (2003). Finite Mixture of ARMA-GARCH Model for Stock Price Prediction. *Proceeding of 3rd International workshop on Computational Intelligence in Economics and Finance*, 1112-1119.
- TSAY, R. S. (1988). Outliers, Level Shifts and Variance change in Time series. *Journal of Forecasting*, 7, 1-20.
- VELASQUEZ, J. D., & FRANCO, C. J. (2010). Nota sobre la predicción del Índice de Precios al Consumidor usando redes neuronales artificiales. *Cuadernos de Administracion*, 285-302.
- VELLIDO, A., LISBOA, P., & VAUGHAN, J. (1999). Neural networks in business : a survey of applications ( 1992 – 1998 ). *Journal of Expert Systems with applications*, 17, 51-70.
- VILLADA, F., CADAVID, D. R., & MOLINA, J. D. (2008). Pronóstico del precio de la energía eléctrica usando redes neuronales artificiales. *Revista Facultad Ingenierías Universidad de Antioquia*, 111-118.
- VILLADA, F., MUÑOZ, N., & GARCIA, E. (2012). Aplicación de las Redes Neuronales al Pronóstico de Precios en el Mercado de Valores. *Información tecnológica*, 23, 11-20.
- WANG, C.-P., LIN, S.-H., HUANG, H.-H., & WU, P.-C. (2012). Using neural network for forecasting TXO price under different volatility models. *Expert Systems with Applications*, 39(5), 5025-5032.
- WANG, J.-Z., WANG, J.-J., ZHANG, Z.-G., & GUO, S.-P. (2011). Forecasting stock indices with back propagation neural network. *Expert Systems with Applications*, 38, 14346-14355.
- WHITE, H. (1989). Learning in artificial neural networks: A statistical perspective. *Neural Computation*, 425-464.
- WONG, B. K., BODNOVICH, T. A., & SELVI, Y. (1997). Neural network applications in business : A review and analysis of the literature ( 1988-95 ). *Journal of Decision Support Systems*, 19, 301-320.
- WORSLEY, K. J. (1979). On the likelihood ratio test for a shift in location of normal populations. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), 365-367.

WU, G. (2001). The Determinants of Asymmetric Volatility. *Review of Financial Studies*, 837-859.

ZHANG, G., & PATUWO, B. y. (1998). Forecasting with artificial neural networks : The state of the art. *International Journal of Forecasting.*, 35-62.

ZHANG, G., PATUWO, B. E., & HU, M. Y. (1998). Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. *International Journal of forecasting*, 14, 35-62.

## ANEXOS

### Anexo 1. Método identificación de tendencias Peña

#### Identificación

Se identifica un modelo para la serie y se estiman los parámetros. A continuación se calculan los residuos  $\hat{e}_t = \hat{\pi}(B)z_t$  utilizando el modelo estimado.

#### Investigación cambios de nivel

La posible presencia de cambios de nivel en la serie, se lleva a cabo calculando para cada instante temporal el contraste de razón de verosimilitudes de un cambio de nivel en ese punto, dado por:

$$\lambda_t^{LS} = \frac{\hat{\omega}_t^{LS}}{s(\hat{\omega}_t^{LS})}$$

Donde en el denominador se utiliza  $\hat{\sigma}_R$  como estimador de la desviación estándar de los residuos. El instante  $t=h$  donde este estadístico toma el valor máximo es el candidato a posible cambio de nivel. Si  $\lambda_t^{LS} > 3$ , se introduce en el modelo para serie el cambio de nivel en ese instante y se estima nuevamente el modelo.

$$z_t = \omega S_t^{(h)} + \pi(B)^{-1}a_t$$

Si el cambio resulta significativo, se construye una nueva serie corregida del efecto del cambio de nivel, se obtiene los residuos nuevamente y se repite el procedimiento.

Si se detecta otro cambio de nivel se estiman conjuntamente los efectos de los dos cambios de nivel mediante

$$z_t = \sum \omega_i S_{it}^{(hi)} + \pi(B)^{-1} a_t$$

Y se vuelve a obtener la serie corregida.

Es importante que la construcción de la serie corregida debe hacerse en cada iteración incluyendo todos los cambios detectados hasta ese instante. El proceso continúa hasta que no se detectan cambios de nivel.

## Anexo 2. Modelos de la varianza de la serie IGBC desde 100 a 2000 datos

DATOS	MODELO	Constante	Alfa	Beta	$\alpha + \beta$
300	GARCH (1,1)	n.s	0.059687	0.886298	0.945985
400	GARCH (1,1)	1.84E-05	0.092201	0.760458	0.852659
1000	GARCH (1,1)	9.0E-5	0.131650	0.804468	0.936118
1100	GARCH (1,1)	1.4E-5	1.177731	0.730294	0.908025
1300	GARCH (1,1)	1.6E-5	0.177764	0.715411	0.893175
1400	GARCH (1,1)	1.90E-5	0.195346	0.679499	0.874845
1500	GARCH (1,1)	1.64E-5	0.209119	0.698501	0.888618
1600	GARCH (1,1)	1.79E-5	0.220084	0.681630	0.901714
1700	GARCH (1,1)	1,83E-5	0.214417	0.686183	0.90060
1800	GARCH (1,1)	1.84E-5	0.220394	0.680017	0.900411
1900	GARCH (1,1)	1.82E-5	0.215476	0.682848	0.898324
2000	GARCH (1,1)	2.01E-5	0.234010	0.656673	0.890683

DATOS	MODELO	Constante	Alfa 1	Alfa 2	Beta 1	$\alpha_1 + \alpha_2 + \beta_1$
500	GARCH (2,1)	2.69 E-5	0.035894	0.162125	0.594767	0.792786
600	GARCH (2,1)	2.24 E-5	0.050748	0.162697	0.600263	0.813708
700	GARCH (2,1)	2.07 E-5	0.046385	0.134380	0.637559	0.818324
800	GARCH (2,1)	2.01 E-5	0.061386	0.104723	0.652700	0.818809
900	GARCH (2,1)	1.53 E-5	0.067310	0.079329	0.717895	0.864534
1200	GARCH (2,1)	2.23 E-5	0.140806	0.098123	0.614338	0.853267

### Anexo 3. Estimación de la varianza de largo plazo.

Para un tamaño de muestra  $T$ , la varianza asintótica de largo plazo  $LRV$  (*Long Run Variance*) de  $y_t$  :

$$LRV(y_t) = \sum_{-\infty}^{\infty} \gamma_j$$

Ya que  $\gamma_{-j} = \gamma_j$ ,  $LRV(y_t)$  puede ser escrito también como:

$$LRV(y_t) = \gamma_0 + 2 \sum_{j=1}^{\infty} \gamma_j$$

Usando la varianza a largo plazo, el intervalo de confianza asintótico del 95% para  $\mu$  toma la forma:

$$\bar{y} \pm 1,96 \cdot \sqrt{T^{-1} \widehat{lr\hat{v}}(y_t)}$$

Donde  $\widehat{lr\hat{v}}(y_t)$  es un estimador consistente de  $lvr(y_t)$

*Estimando la LVR.*

Para estimar la LVR se tiene en cuenta si  $(y_t)$  sigue un proceso ARMA  $(p,q)$  entonces se puede demostrar que:

$$\sum_{-\infty}^{\infty} \gamma_j = \sigma^2 \left( \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j \right)^2 = \sigma^2 \psi(1)^2$$

Así que:

$$LRV(y_t) = \sigma^2 \psi(1)^2$$

Como:

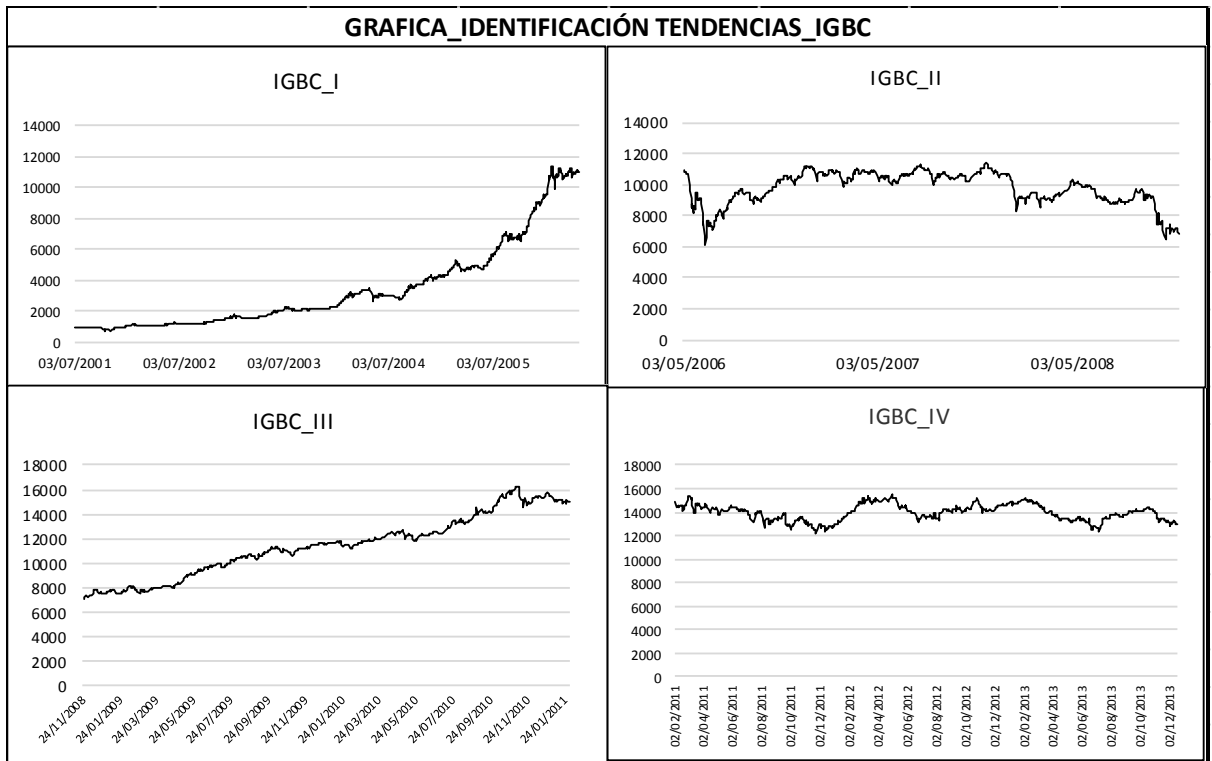
$$\psi(1) = \frac{1 + \theta_1 + \dots + \theta_q}{1 - \phi_1 + \dots + \phi_p} = \frac{\theta(1)}{\phi(1)}$$

Entonces:

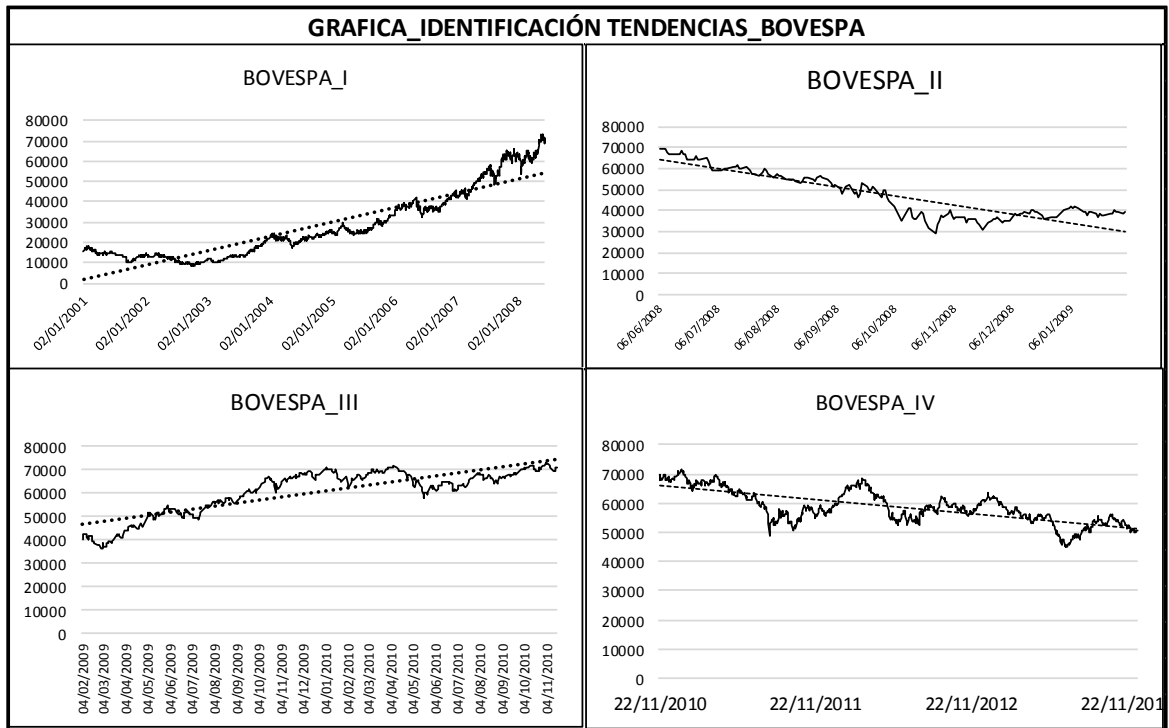
$$LRV(y_t) = \sigma^2 \frac{\theta(1)^2}{\phi(1)^2}$$

Por lo que un estimador consistente de  $LVR$  se obtiene a partir de los parámetros de un modelo ARMA (p,q) y sustituyendo en la anterior ecuación.

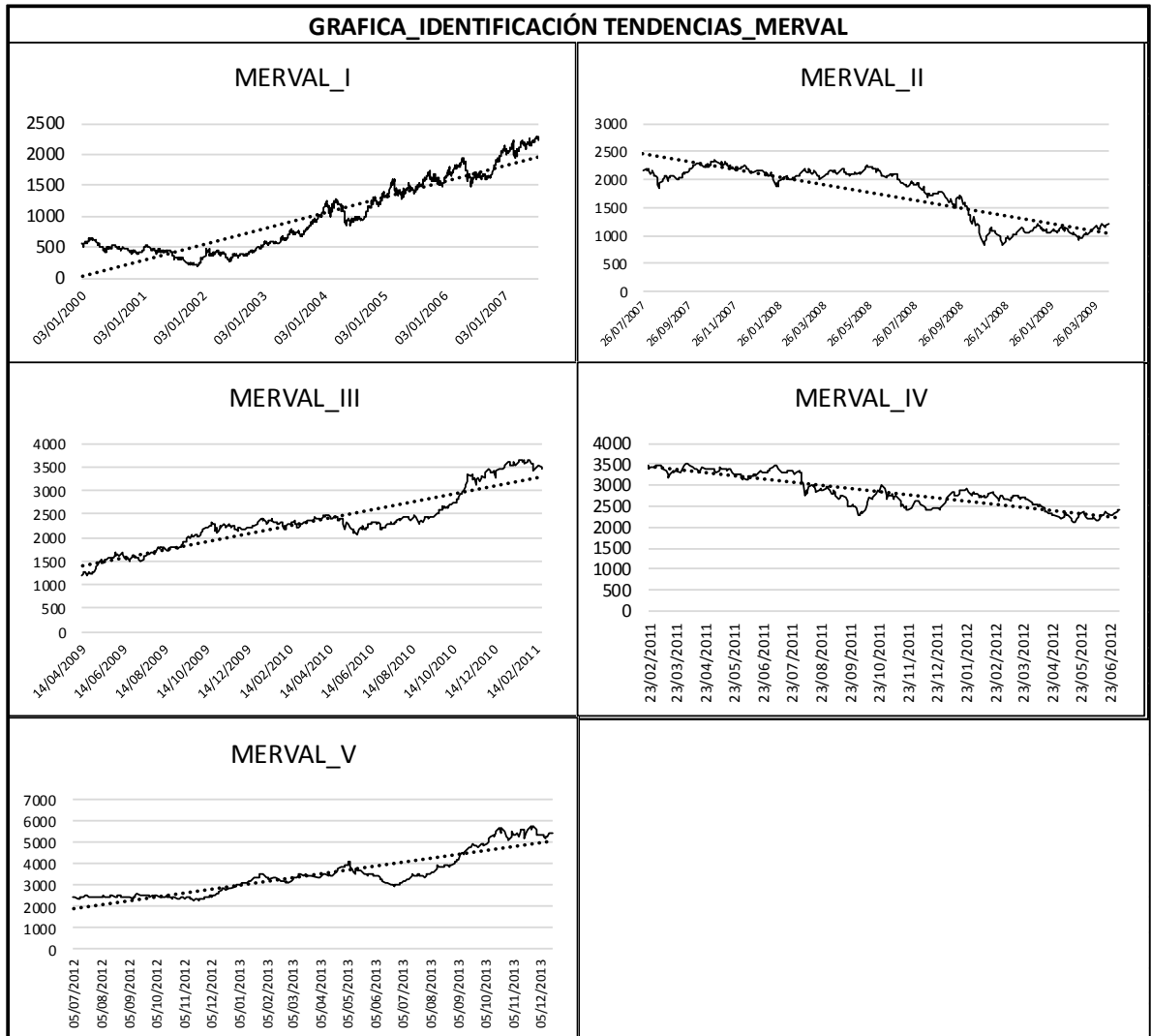
## Anexo 4. Identificación de tendencias IGBC



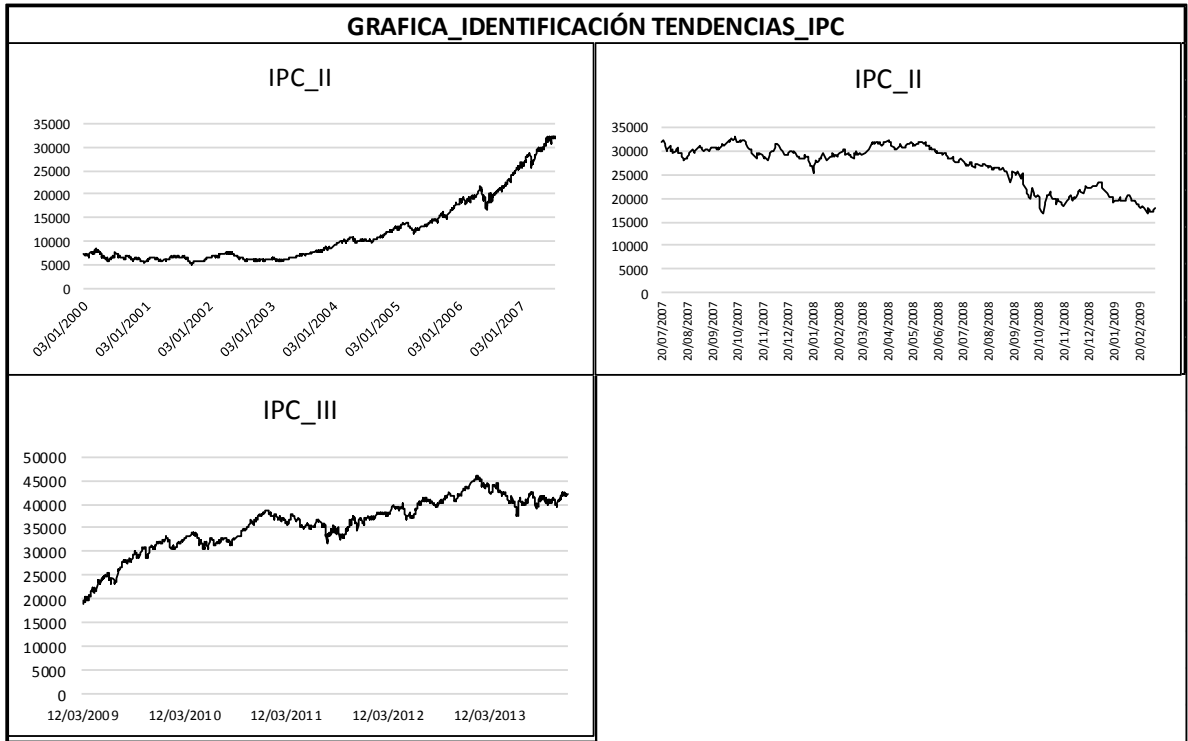
## Anexo 5. Grafica identificación tendencias BOVESPA



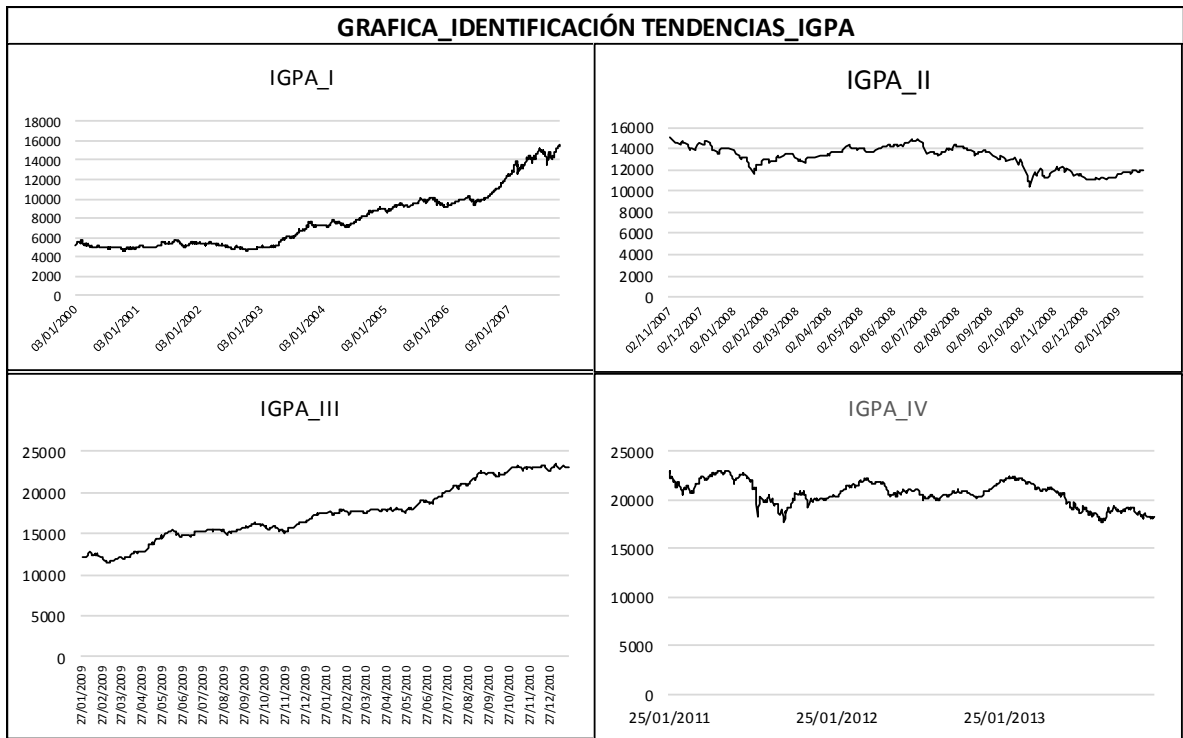
## Anexo 6. Gráfica identificación tendencias Merval



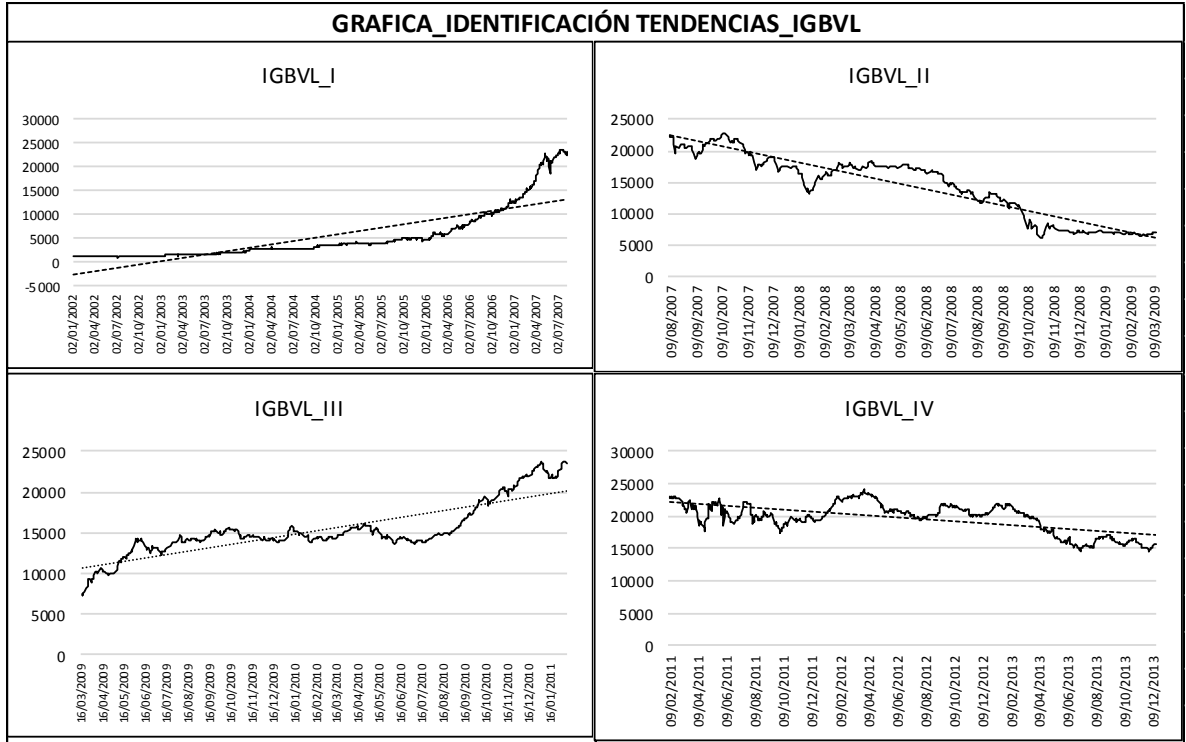
## Anexo 7. Gráfica identificación tendencias IPC



## Anexo 8. Gráfica identificación de tendencias IGPA



## Anexo 9. Gráfica identificación tendencias IGBVL



## Anexo 10. Funciones de autocorrelación rendimientos IGBC

GRAFICA_FUNCION DE AUTOCORRELACION_Rt_IGBC																		
Date: 05/11/14 Time: 17:29 Sample: 1 1159 Included observations: 1159							Date: 05/11/14 Time: 17:34 Sample: 1 628 Included observations: 628											
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.240	0.240	67.041	0.000			1	0.135	0.135	11.439	0.001	2	-0.042	-0.061	12.531	0.002
		2	0.033	-0.026	68.342	0.000			2	-0.042	-0.061	12.531	0.002	3	-0.002	0.013	12.533	0.006
		3	0.017	0.016	68.679	0.000			3	-0.002	0.013	12.533	0.006	4	0.008	0.004	12.578	0.014
		4	-0.030	-0.039	69.732	0.000			4	0.008	0.004	12.578	0.014	5	-0.038	-0.040	13.503	0.019
		5	-0.006	0.011	69.781	0.000			5	-0.038	-0.040	13.503	0.019	6	-0.108	-0.099	20.983	0.002
		6	0.007	0.007	69.844	0.000			6	-0.108	-0.099	20.983	0.002	7	-0.028	-0.003	21.472	0.003
		7	-0.006	-0.009	69.885	0.000			7	-0.028	-0.003	21.472	0.003	8	-0.001	-0.008	21.473	0.006
		8	0.009	0.012	69.970	0.000			8	-0.001	-0.008	21.473	0.006	9	-0.035	-0.036	22.271	0.008
		9	0.133	0.137	90.807	0.000			9	-0.035	-0.036	22.271	0.008	10	0.072	0.085	25.581	0.004
		10	0.084	0.022	99.030	0.000			10	0.072	0.085	25.581	0.004					
Date: 05/11/14 Time: 17:36 Sample: 1 522 Included observations: 522							Date: 05/11/14 Time: 17:39 Sample: 1 696 Included observations: 696											
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.042	0.042	0.9296	0.335			1	0.070	0.070	3.4681	0.063	2	0.068	0.063	6.6699	0.036
		2	-0.074	-0.076	3.8095	0.149			2	0.068	0.063	6.6699	0.036	3	-0.050	-0.059	8.3897	0.039
		3	-0.002	0.005	3.8107	0.283			3	-0.050	-0.059	8.3897	0.039	4	-0.071	-0.069	11.955	0.018
		4	-0.033	-0.039	4.3735	0.358			4	-0.071	-0.069	11.955	0.018	5	-0.058	-0.042	14.290	0.014
		5	0.049	0.053	5.6240	0.345			5	-0.058	-0.042	14.290	0.014	6	-0.069	-0.057	17.648	0.007
		6	-0.022	-0.032	5.8745	0.437			6	-0.069	-0.057	17.648	0.007	7	-0.037	-0.030	18.622	0.009
		7	-0.076	-0.066	8.9311	0.258			7	-0.037	-0.030	18.622	0.009	8	-0.037	-0.035	19.603	0.012
		8	0.034	0.036	9.5633	0.297			8	-0.037	-0.035	19.603	0.012	9	0.069	0.067	23.002	0.006
		9	0.019	0.009	9.7500	0.371			9	0.069	0.067	23.002	0.006	10	0.004	-0.013	23.014	0.011
		10	-0.030	-0.030	10.224	0.421			10	0.004	-0.013	23.014	0.011					

**Anexo 11. Criterios de Información ajuste modelo ARMA (p,q) de la media de los rendimientos IGBC**

**1. IGBC\_I**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
ARMA(1,0)	-5,925741
ARMA(0,1)	-5,924262
ARMA(9,0)	-5,875884
ARMA(0,9)	-5,877665
ARMA(9,9)	-5,879708

**2. IGBC\_II**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
ARMA(1,0)	-4,969745
ARMA(6,0)	-4,980483
<b>ARMA(6,1)</b>	<b>-4,996476</b>
ARMA(0,1)	-4,973106
ARMA(0,6)	-4,966527
ARMA(6,6)	-5,003760
ARMA(1,6)	4,980571

**3. IGBC\_III**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
C	-6,395606

**4. IGBC\_IV**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
<b>ARMA(2,0)</b>	<b>-6,373544</b>
ARMA(0,2)	-6,364200
ARMA(2,2)	-6,373439

## Anexo 12. Funciones de autocorrelación simple y parcial residuos al cuadrado IGBC

GRAFICA_FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN_Residuos_IGBC												
Date: 05/16/14 Time: 12:02 Sample: 2 1043 Included observations: 1042 Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term(s)						Date: 05/16/14 Time: 12:27 Sample: 7 565 Included observations: 559 Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA term(s)						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.190	0.190	37.732				1	0.410	0.410	94.627
		2	0.101	0.068	48.486	0.000			2	0.419	0.301	193.45
		3	0.104	0.076	59.789	0.000			3	0.527	0.375	350.30
		4	0.188	0.158	96.978	0.000			4	0.179	-0.228	368.34
		5	0.040	-0.033	98.616	0.000			5	0.243	-0.015	401.64
		6	0.038	0.007	100.10	0.000			6	0.189	-0.061	421.87
		7	0.032	-0.000	101.19	0.000			7	0.047	-0.003	423.11
		8	0.006	-0.034	101.22	0.000			8	0.066	-0.056	425.57
		9	0.007	0.007	101.27	0.000			9	0.109	0.146	432.31
		10	-0.005	-0.014	101.30	0.000			10	0.082	0.093	436.13
Date: 05/16/14 Time: 12:31 Sample: 1 470 Included observations: 470						Date: 05/16/14 Time: 12:48 Sample: 1 626 Included observations: 626						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.128	0.128	7.7936	0.005			1	0.064	0.064	2.5626
		2	0.075	0.060	10.469	0.005			2	0.175	0.172	21.941
		3	0.046	0.030	11.487	0.009			3	0.095	0.077	27.634
		4	-0.005	-0.019	11.501	0.021			4	0.029	-0.009	28.177
		5	0.037	0.036	12.155	0.033			5	0.078	0.050	32.042
		6	0.074	0.067	14.758	0.022			6	-0.041	-0.059	33.107
		7	-0.017	-0.038	14.896	0.037			7	0.045	0.028	34.400
		8	-0.015	-0.021	15.001	0.059			8	0.103	0.111	41.133
		9	0.056	0.062	16.523	0.057			9	-0.040	-0.057	42.167
		10	-0.015	-0.024	16.636	0.083			10	0.058	0.020	44.304

### Anexo 13. Criterios de Información ajuste modelo GARCH (p,q) para varianza IGBC

#### 1. IGBC\_I

MODELO	AIC
GARCH(1,0)	-6,026083
GARCH(2,0)	-6,067989
GARCH(3,0)	-6,080758
GARCH(0,2)	-5,932697
GARCH(0,3)	-5,943246
<b>GARCH(1,1)</b>	<b>-6,105594</b>
GARCH(1,3)	-6,105352
GARCH(2,2)	-6,125201
GARCH(2,3)	-6,119394
GARCH(3,1)	-6,112101
GARCH(3,2)	-6,119560

#### 2. IGBC\_II

MODELO	AIC
GARCH(1,0)	-5,406786
GARCH(2,0)	-5,541809
GARCH(0,1)	-5,271295
<b>GARCH(1,1)</b>	<b>-5,563909</b>
GARCH(1,3)	-5,580562
GARCH(2,2)	-5,564765
<b>GARCH(2,3)</b>	<b>-5,592920</b>

#### 3. IGBC\_III

MODELO	AIC
GARCH(1,0)	-6,434079
GARCH(2,0)	-6,446066
GARCH(0,1)	-6,398144
<b>GARCH(1,1)</b>	<b>-6,458629</b>

#### 4. IGBC\_IV

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
GARCH(1,0)	-6,374794
GARCH(2,0)	-6,419634
GARCH(1,1)	-6,460948
GARCH(2,1)	-6,462698

## Anexo 14. Funciones de autocorrelación simple y parcial de los rendimientos BOVESPA

GRAFICA_FUNCION DE AUTOCORRELACIÓN_Rt_BOVESPA						
Date: 03/08/14 Time: 02:14 Sample: 1 1839 Included observations: 1838			Date: 03/08/14 Time: 02:18 Sample: 1 167 Included observations: 166			
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1 0.006 0.006 0.0581 0.809	2 -0.011 -0.011 0.2954 0.863	3 -0.028 -0.027 1.7003 0.637	4 -0.024 -0.024 2.7373 0.603	5 -0.011 -0.011 2.9606 0.706
		6 -0.010 -0.011 3.1382 0.791	7 -0.024 -0.025 4.1761 0.759	8 -0.003 -0.004 4.1917 0.839	9 0.020 0.019 4.9432 0.839	10 0.035 0.033 7.2630 0.700
Date: 03/08/14 Time: 02:23 Sample: 1 442 Included observations: 441			Date: 03/08/14 Time: 02:28 Sample: 1 766 Included observations: 765			
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1 -0.042 -0.042 0.7829 0.376	2 -0.018 -0.020 0.9301 0.628	3 -0.058 -0.060 2.4553 0.483	4 0.051 0.046 3.6216 0.460	5 -0.021 -0.019 3.8134 0.577
		6 -0.007 -0.010 3.8366 0.699	7 -0.059 -0.056 5.4120 0.610	8 -0.013 -0.022 5.4831 0.705	9 -0.045 -0.049 6.4028 0.699	10 0.090 0.080 10.070 0.434
Date: 03/08/14 Time: 02:18 Sample: 1 167 Included observations: 166			Date: 03/08/14 Time: 02:28 Sample: 1 766 Included observations: 765			
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1 0.010 0.010 0.0166 0.898	2 -0.125 -0.125 2.6817 0.262	3 -0.120 -0.120 5.1625 0.160	4 -0.022 -0.038 5.2446 0.263	5 0.001 -0.030 5.2450 0.387
		6 -0.051 -0.075 5.6908 0.459	7 -0.078 -0.094 6.7650 0.454	8 0.081 0.060 7.9247 0.441	9 -0.046 -0.088 8.3060 0.504	10 0.034 0.026 8.5079 0.579
Date: 03/08/14 Time: 02:28 Sample: 1 766 Included observations: 765			Date: 03/08/14 Time: 02:28 Sample: 1 766 Included observations: 765			
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1 -0.008 -0.008 0.0532 0.818	2 0.001 0.001 0.0537 0.974	3 -0.036 -0.036 1.0608 0.787	4 0.001 -0.000 1.0610 0.900	5 -0.008 -0.008 1.1099 0.953
		6 -0.038 -0.040 2.2300 0.897	7 0.012 0.011 2.3411 0.939	8 0.037 0.037 3.3934 0.907	9 -0.015 -0.018 3.5750 0.937	10 0.003 0.003 3.5808 0.964

**Anexo 15. Criterios de Información ajuste modelo ARMA (p,q) de la media de los rendimientos BOVESPA**

**1. BOVESPA\_I**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
C**	-5,192793
ARMA(1,0)	No significativo

**2. BOVESPA\_II**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
C**	No significativo
ARMA(3,0)	No significativo
ARMA(3,3)	-3,723162
ARMA(6,6)	-3,656708

**Anexo 16. Funciones de autocorrelación simple y parcial de los residuos al cuadrado BOVESPA.**

GRAFICA FUNIÓN DE AUTOCORRELACIÓN Residuos^2 BOVESPA											
Date: 03/18/14 Time: 20:37 Sample: 3 1838 Included observations: 1836 Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term(s)					Date: 04/10/14 Time: 02:28 Sample: 4 166 Included observations: 163 Q-statistic probabilities adjusted for 4 ARMA term(s)						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.103	0.103	19.571				1 0.107	0.107	1.9132	
		2 0.146	0.136	58.564	0.000			2 0.461	0.454	37.352	
		3 0.114	0.090	82.484	0.000			3 0.150	0.094	41.127	
		4 0.055	0.019	88.081	0.000			4 0.200	-0.024	47.905	
		5 0.084	0.053	101.21	0.000			5 0.308	0.251	64.078	0.000
		6 0.054	0.025	106.54	0.000			6 0.212	0.146	71.769	0.000
		7 0.043	0.014	109.95	0.000			7 0.424	0.251	102.78	0.000
		8 0.032	0.005	111.89	0.000			8 0.080	-0.119	103.89	0.000
		9 0.053	0.034	117.06	0.000			9 0.404	0.162	132.39	0.000
		10 0.026	0.005	118.32	0.000			10 0.244	0.263	142.87	0.000
Date: 05/13/14 Time: 13:37 Sample: 1 441 Included observations: 441					Date: 05/14/14 Time: 11:10 Sample: 1 765 Included observations: 765						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.071	0.071	2.2511	0.134			1 0.131	0.131	13.099	0.000
		2 0.094	0.090	6.2197	0.045			2 0.248	0.235	60.319	0.000
		3 0.120	0.109	12.656	0.005			3 0.162	0.115	80.615	0.000
		4 0.093	0.073	16.551	0.002			4 0.042	-0.044	81.957	0.000
		5 0.034	0.006	17.083	0.004			5 0.088	0.025	87.911	0.000
		6 0.097	0.071	21.309	0.002			6 0.025	-0.002	88.380	0.000
		7 0.130	0.104	28.899	0.000			7 0.033	0.009	89.237	0.000
		8 0.050	0.018	30.036	0.000			8 0.090	0.076	95.475	0.000
		9 0.152	0.117	40.420	0.000			9 0.023	0.001	95.880	0.000
		10 0.124	0.078	47.376	0.000			10 0.053	0.009	98.079	0.000

**Anexo 17. Criterios de Información ajuste modelo GARCH (p,q) a la varianza de BOVESPA**

**1. BOVESPA\_I**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
GARCH(1,0)	-5,196809
GARCH(0,1)	No significativo
GARCH(1,1)	-5,242515
GARCH(2,1)	-5,244286
GARCH(2,2)	No significativo
GARCH(1,2)	-5,242537
GARCH(1,3)	-5,243370
GARCH(3,1)	No significativo
GARCH(3,3)	No significativo

**2. BOVESPA\_II**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
GARCH(1,0)	-3,740767
GARCH(1,1)	-3,970254
GARCH(1,2)	No significativo
GARCH(1,3)	-4,004319

**3. BOVESPA\_III**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
GARCH(0,1)	-5,519784
GARCH(1,1)	-5,531232
GARCH(2,0)	-5,433369
GARCH(0,2)	-5,516015
GARCH(1,2)	-5,529198

#### 4. BOVESPA\_IV

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
GARCH(1,0)	-5,662527
GARCH(2,0)	-5,717639
GARCH(0,2)	-5,680479
GARCH(0,3)	-5,685001
GARCH(1,1)	-5,737592

## Anexo 18. Funciones de autocorrelación simple y parcial de rendimientos MERVAL

GRAFICA_FUNCIONES DE AUTOCORRELACIÓN_Rt_MERVAL						
Date: 03/06/14 Time: 15:50 Sample: 1 1867 Included observations: 1867			Date: 03/06/14 Time: 16:02 Sample: 1 421 Included observations: 421			
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1 0.061	0.061	7.0375	0.008	
		2 -0.010	-0.014	7.2401	0.027	
		3 0.038	0.039	9.8878	0.020	
		4 0.017	0.012	10.444	0.034	
		5 -0.004	-0.004	10.467	0.063	
		6 0.035	0.035	12.801	0.046	
		7 0.087	0.082	27.131	0.000	
		8 0.011	0.001	27.341	0.001	
		9 -0.005	-0.006	27.393	0.001	
		10 0.031	0.025	29.189	0.001	
Date: 03/06/14 Time: 16:07 Sample: 1 458 Included observations: 458			Date: 03/06/14 Time: 16:12 Sample: 1 329 Included observations: 329			
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1 -0.023	-0.023	0.2453	0.620	
		2 0.029	0.028	0.6267	0.731	
		3 -0.069	-0.068	2.8443	0.416	
		4 -0.004	-0.007	2.8501	0.583	
		5 -0.043	-0.040	3.7301	0.589	
		6 0.035	0.029	4.3007	0.636	
		7 -0.054	-0.051	5.6494	0.581	
		8 0.051	0.043	6.8886	0.549	
		9 -0.034	-0.026	7.4203	0.593	
		10 0.074	0.063	9.9774	0.442	
Date: 03/06/14 Time: 16:15 Sample: 1 354 Included observations: 354						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1 0.050	0.050	0.8985	0.343	
		2 0.035	0.033	1.3475	0.510	
		3 0.008	0.004	1.3679	0.713	
		4 0.025	0.023	1.5891	0.811	
		5 0.031	0.029	1.9399	0.857	
		6 0.085	0.081	4.5820	0.598	
		7 0.039	0.029	5.1313	0.644	
		8 0.050	0.041	6.0406	0.643	
		9 -0.015	-0.023	6.1203	0.728	
		10 -0.058	-0.065	7.3595	0.691	

**Anexo 19. Criterios de Información ajuste modelo ARMA (p,q) de la media de los rendimientos Merval**

**1. Merval\_I**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
C**	No significativo
ARMA(1,0)	-4,814158
ARMA(7,0)	-4,818218
ARMA(7,7)	-4,820079

**2. Merval\_II**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
C**	No significativo
ARMA(3,0)	-4,462151
ARMA(3,3)	-4,463082
ARMA(5,0)	No significativo

**3. Merval\_III**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
C**	-5,298212
ARMA(3,0)	No significativo
ARMA(3,3)	-5,311225
ARMA(3,3) C**	-5,331411

**4. Merval\_IV**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
C**	No significativo
ARMA(1,0)	-5,073593
ARMA(1,2)	-5,091472

ARMA(2,0)	-5,079384
ARMA(2,2)	-5,087104
ARMA(3,0)	-5,089455
ARMA(3,1)	-5,089885
ARMA(3,3)	-5,076813

## Anexo 20. Funciones de autocorrelación simple y parcial de los residuos al cuadrado de MERVAL

GRAFICA_FUNCIONES DE AUTOCORRELACIÓN_Residuos_MERVAL												
Date: 05/19/14 Time: 11:47 Sample: 8 1680 Included observations: 1673 Q-statistic probabilities adjusted for 4 ARMA term(s)						Date: 05/19/14 Time: 11:50 Sample: 4 379 Included observations: 376 Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA term(s)						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1 0.323	0.323	175.30				1 0.338	0.338	43.302		
		2 0.264	0.178	291.77				2 0.191	0.087	57.182		
		3 0.166	0.044	338.04				3 0.119	0.035	62.587	0.000	
		4 0.128	0.031	365.51				4 0.312	0.284	99.718	0.000	
		5 0.231	0.175	455.00	0.000			5 0.443	0.321	175.06	0.000	
		6 0.199	0.080	521.74	0.000			6 0.299	0.068	209.34	0.000	
		7 0.235	0.106	614.31	0.000			7 0.178	0.019	221.52	0.000	
		8 0.178	0.032	667.78	0.000			8 0.159	0.039	231.25	0.000	
		9 0.105	-0.029	686.78	0.000			9 0.150	-0.086	239.91	0.000	
		10 0.220	0.143	768.06	0.000			10 0.206	-0.029	256.47	0.000	
Date: 05/19/14 Time: 11:52 Sample: 4 412 Included observations: 409 Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA term(s)						Date: 05/19/14 Time: 11:55 Sample: 2 296 Included observations: 295 Q-statistic probabilities adjusted for 3 ARMA term(s)						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1 0.036	0.036	0.5359				1 0.139	0.139	5.7489		
		2 0.157	0.156	10.714				2 0.188	0.172	16.346		
		3 0.093	0.085	14.311	0.000			3 0.094	0.051	19.024		
		4 0.074	0.047	16.585	0.000			4 -0.023	-0.075	19.184	0.000	
		5 -0.031	-0.063	16.981	0.001			5 -0.006	-0.023	19.197	0.000	
		6 -0.009	-0.035	17.012	0.002			6 0.041	0.061	19.716	0.000	
		7 0.058	0.064	18.424	0.002			7 0.051	0.058	20.523	0.000	
		8 0.032	0.044	18.849	0.004			8 0.142	0.121	26.721	0.000	
		9 0.044	0.037	19.679	0.006			9 0.026	-0.033	26.922	0.000	
		10 0.049	0.027	20.690	0.008			10 0.035	-0.018	27.307	0.000	
Date: 05/19/14 Time: 22:42 Sample: 1 319 Included observations: 319												
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1 0.103	0.103	3.3891	0.066							
		2 0.112	0.102	7.4116	0.025							
		3 0.139	0.120	13.637	0.003							
		4 0.170	0.142	23.074	0.000							
		5 0.016	-0.034	23.155	0.000							
		6 -0.036	-0.084	23.580	0.001							
		7 -0.071	-0.106	25.230	0.001							
		8 0.002	0.001	25.231	0.001							
		9 0.067	0.110	26.729	0.002							
		10 -0.027	0.008	26.968	0.003							

**Anexo 21. Criterios de Información ajuste modelo GARCH (p,q) a la varianza Merval**

**1. Merval\_I**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
GARCH(0,1)	No significativo
GARCH(0,2)	-4,818643
GARCH(0,3)	-4,819362
GARCH(1,0)	-4,906185
GARCH(1,1)	-5,076436
GARCH(1,2)	No significativo
GARCH(1,3)	-5,082408
GARCH(2,0)	-4,982633
GARCH(2,3)	-5,085021
GARCH(3,0)	-5,002985
GARCH(3,1)	-5,076366
GARCH(3,3)	-5,085015
GARCH(3,5)	-5,085015
GARCH(5,0)	-5,027332
GARCH(5,1)	-5,077773
GARCH(5,2)	No significativo
GARCH(5,3)	-5,084444
GARCH(5,5)	-5,083104

**2. Merval\_II**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
GARCH(0,1)	-4,659307
GARCH(0,2)	-4,664629
GARCH(0,3)	-4,679405
GARCH(0,4)	No significativo
GARCH(0,5)	-4,511867
GARCH(1,0)	-4,573253

GARCH(1,1)	-4,913624
GARCH(1,2)	-4,926926
GARCH(1,3)	-4,942997
GARCH(1,4)	No significativo
GARCH(1,5)	-4,946097
GARCH(2,0)	-4,722427
GARCH(2,1)	-4,940345
GARCH(2,2)	-4,940363
GARCH(2,3)	No significativo
GARCH(2,4)	No significativo
GARCH(2,5)	4,925354
GARCH(3,0)	-4,790787
GARCH(3,4)	-4,943716
GARCH(3,5)	-4,943471
GARCH(4,0)	-4,876821
GARCH(4,1)	No significativo
GARCH(4,2)	No significativo
GARCH(4,3)	-4,938209
GARCH(4,4)	No significativo
GARCH(5,0)	-4,912194

### 3. Merval\_III

MODELO	AIC
GARCH(0,1)	No significativo
GARCH(0,2)	-5,333408
GARCH(0,3)	No significativo
GARCH(1,0)	No significativo
GARCH(1,1)	-5,388171
GARCH(1,2)	No significativo
GARCH(1,3)	-5,399838
GARCH(2,0)	-5,343083
GARCH(2,1)	No significativo
GARCH(2,2)	No significativo

GARCH(2,3)	-5,400510
GARCH(3,0)	-5,375280
GARCH(3,1)	-5,389298
GARCH(3,2)	-5,416559
GARCH(3,3)	-5,398079

#### 4. Merval\_IV

MODELO	AIC
GARCH(0,1)	-5,128829
GARCH(0,2)	-5,123286
GARCH(0,3)	-5,193510
GARCH(1,0)	-5,094612
GARCH(1,1)	-5,188222
GARCH(1,2)	No significativo
GARCH(1,3)	-5,221358
GARCH(2,0)	-5,168441
GARCH(2,1)	-5,183871
GARCH(2,2)	-5,187505
GARCH(2,3)	-5,222330
GARCH(3,0)	No significativo
GARCH(3,1)	-5,212427
GARCH(3,2)	-5,207311
GARCH(3,3)	-5,212380

#### 5. Merval\_V

MODELO	AIC
GARCH(2,0)	-5,326497
GARCH(1,1)	-5,329602
GARCH(0,1)	-5,312509

## Anexo 22. Funciones de autocorrelación simple y parcial de rendimientos IPC

GRAFICA_FUNCION DE AUTOCORRELACION_Rt_IPC											
Date: 05/07/14 Time: 00:54 Sample: 1 1904 Included observations: 1903						Date: 05/07/14 Time: 00:56 Sample: 1 412 Included observations: 412					
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.116	0.116	25.611	0.000			1 0.075	0.075	2.3495	0.125
		2 -0.057	-0.071	31.812	0.000			2 -0.088	-0.094	5.5780	0.061
		3 -0.007	0.009	31.899	0.000			3 -0.025	-0.011	5.8375	0.120
		4 0.003	-0.001	31.921	0.000			4 -0.013	-0.018	5.9039	0.206
		5 -0.045	-0.046	35.833	0.000			5 -0.014	-0.015	5.9900	0.307
		6 0.012	0.024	36.105	0.000			6 -0.070	-0.072	8.0559	0.234
		7 0.033	0.024	38.247	0.000			7 -0.115	-0.109	13.656	0.058
		8 -0.027	-0.033	39.683	0.000			8 0.048	0.052	14.616	0.067
		9 -0.038	-0.027	42.439	0.000			9 -0.021	-0.054	14.800	0.097
		10 -0.011	-0.009	42.650	0.000			10 0.012	0.020	14.856	0.137
Date: 05/07/14 Time: 00:55 Sample: 1 1201 Included observations: 1201											
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob						
		1 0.028	0.028	0.9440	0.331						
		2 0.006	0.005	0.9822	0.612						
		3 -0.096	-0.096	12.116	0.007						
		4 -0.019	-0.013	12.539	0.014						
		5 -0.023	-0.021	13.166	0.022						
		6 0.032	0.025	14.413	0.025						
		7 -0.016	-0.020	14.708	0.040						
		8 -0.035	-0.039	16.152	0.040						
		9 -0.041	-0.035	18.235	0.033						
		10 -0.018	-0.018	18.614	0.045						

**Anexo 23. Criterios de Información ajuste modelo ARMA (p,q) a la media de rendimientos IPC**

**1. IPC\_I**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
C	-5,719950
ARMA(1,0)	-5,739918
<b>ARMA(1,1)</b>	<b>-5,744742</b>
ARMA(0,1)	-5,733282
ARMA(2,0)	-5,744316

**2. IPC\_III**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
C	-6,194672
ARMA(3,0)	-6,205119
ARMA(0,3)	-6,199166
<b>ARMA(3,3)</b>	<b>-6,216372</b>



GARCH(2,0)	-4,967971
------------	-----------

### 3. IPC\_III

MODELO	AIC
GARCH(1,0)	-6,234998
GARCH(2,0)	-6,273962
GARCH(3,0)	6,302106
GARCH(0,1)	6,286540
GARCH(0,3)	-6,288309
<b>GARCH(1,1)</b>	<b>-6,415572</b>
GARCH(1,3)	-6,401904
GARCH(2,3)	-6,402994
GARCH(3,3)	-6,405305

## Anexo 26. Funciones de autocorrelación rendimientos simple y parcial IGPA

GRAFICA FUNCION DE AUTOCORRELACION Rt IGPA						
Date: 04/20/14 Time: 20:36 Sample: 1 1956 Included observations: 1956			Date: 04/20/14 Time: 21:03 Sample: 1 306 Included observations: 306			
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1 0.257	0.257	129.65	0.000	
		2 0.090	0.025	145.49	0.000	
		3 0.053	0.026	151.10	0.000	
		4 0.074	0.056	161.93	0.000	
		5 0.055	0.021	167.83	0.000	
		6 0.008	-0.019	167.94	0.000	
		7 -0.028	-0.035	169.53	0.000	
		8 -0.011	-0.000	169.77	0.000	
		9 0.022	0.027	170.76	0.000	
		10 0.018	0.008	171.40	0.000	
Date: 04/20/14 Time: 21:11 Sample: 1 498 Included observations: 498			Date: 04/20/14 Time: 21:16 Sample: 1 724 Included observations: 724			
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1 0.144	0.144	10.332	0.001	
		2 -0.017	-0.038	10.469	0.005	
		3 -0.039	-0.032	11.253	0.010	
		4 0.103	0.116	16.601	0.002	
		5 0.013	-0.022	16.686	0.005	
		6 0.004	0.009	16.694	0.010	
		7 0.014	0.023	16.792	0.019	
		8 0.035	0.018	17.414	0.026	
		9 0.081	0.078	20.781	0.014	
		10 0.017	-0.005	20.936	0.022	
		1 0.210	0.210	32.159	0.000	
		2 -0.018	-0.066	32.404	0.000	
		3 -0.142	-0.131	47.143	0.000	
		4 -0.065	-0.008	50.248	0.000	
		5 -0.062	-0.057	53.028	0.000	
		6 0.005	0.009	53.043	0.000	
		7 0.105	0.097	61.092	0.000	
		8 0.136	0.085	74.704	0.000	
		9 -0.003	-0.050	74.712	0.000	
		10 -0.112	-0.081	83.954	0.000	

**Anexo 27. Criterios de Información ajuste modelo ARMA (p,q) de la media de los rendimientos IGPA**

**1. IGPA\_I**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
C**	-7,407999
ARMA(1,0)	-7,471871
ARMA(1,1)	-7,472051
ARMA(1,0) C**	-7,475938
ARMA(1,1) C**	-7,475709
<b>ARMA(4,0)</b>	<b>-4,477580</b>

**2. IGPA\_II**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
C**	No significativo
ARMA(1,0)	-5,708991
ARMA(5,0)	No significativo
ARMA(6,0)	No significativo
ARMA(7,0)	-5,706003
ARMA(1,1)	No significativo
ARMA(7,7)	No significativo

**3. IGPA\_III**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
C**	-6,998522
ARMA(1,0) C**	-7,016394
ARMA(4,0) C**	-7,020503
ARMA(1,1) C**	No significativo
ARMA(4,4) C**	-7,030519

**4. IGPA\_IV**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
---------------	------------

C**	No significativo
ARMA(1,0)	-6,721502
ARMA(1,1)	No significativo
ARMA(3,0)	-6,743745
ARMA(3,3)	No significativo
ARMA(7,0)	-6,753626
ARMA(7,7)	-6,766805
ARMA(7,8)	-6,765925
ARMA(8,0)	-6,760470
ARMA(8,8)	-6,767328

## Anexo 28. Funciones de autocorrelación simple y parcial de los residuos al cuadrado IGPA

GRAFICA FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN Residuos IGPA						
Date: 04/20/14 Time: 21:47 Sample: 5 1956 Included observations: 1952 Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA term(s)			Date: 04/20/14 Time: 22:55 Sample: 2 306 Included observations: 305 Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term(s)			
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1 0.339	0.339	224.15		
		2 0.169	0.062	280.19		
		3 0.154	0.090	326.87	0.000	
		4 0.154	0.079	373.11	0.000	
		5 0.180	0.105	436.92	0.000	
		6 0.071	-0.045	446.89	0.000	
		7 0.095	0.054	464.50	0.000	
		8 0.100	0.030	483.96	0.000	
		9 0.087	0.020	498.86	0.000	
		10 0.084	0.022	512.87	0.000	
Date: 04/22/14 Time: 23:23 Sample: 5 498 Included observations: 494 Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA term(s)			Date: 04/22/14 Time: 22:40 Sample: 8 724 Included observations: 717 Q-statistic probabilities adjusted for 4 ARMA term(s)			
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1 0.058	0.058	1.6458		
		2 0.044	0.041	2.5990		
		3 0.160	0.156	15.397	0.000	
		4 0.052	0.035	16.752	0.000	
		5 -0.007	-0.024	16.779	0.001	
		6 0.085	0.060	20.409	0.000	
		7 0.023	0.004	20.670	0.001	
		8 0.012	0.009	20.741	0.002	
		9 0.087	0.067	24.536	0.001	
		10 0.070	0.055	27.038	0.001	
		1 0.391	0.391	110.05		
		2 0.210	0.067	141.80		
		3 0.160	0.068	160.38		
		4 0.092	-0.002	166.50		
		5 0.053	-0.001	168.53	0.000	
		6 0.030	-0.004	169.20	0.000	
		7 0.086	0.081	174.51	0.000	
		8 0.094	0.042	180.98	0.000	
		9 0.104	0.049	188.88	0.000	
		10 0.068	-0.011	192.29	0.000	

## Anexo 29. Criterios de Información ajuste modelo GARCH (p,q) a la varianza IGPA

### 1. IGPA\_I

MODELO	AIC
GARCH(0,1)	-7,487020
<b>GARCH(1,1)</b>	<b>-7,657400</b>
GARCH(1,2)	-7,656771
GARCH(1,3)	-7,656205
GARCH(2,1)	-7,656804
GARCH(3,1)	-7,655834
GARCH(3,2)	-7,655695
GARCH(3,3)	-7,656467

### 2. IGPA\_II

MODELO	AIC
GARCH(0,1)	-5,713691
GARCH(0,2)	-5,713873
GARCH(0,3)	-5,981835
GARCH(0,4)	No significativo
GARCH(0,5)	No significativo
GARCH(0,6)	No significativo
GARCH(0,7)	No significativo
GARCH(0,9)	No significativo
<b>GARCH(1,1)</b>	<b>-6,097421</b>
GARCH(1,7)	No significativo
GARCH(1,9)	No significativo
GARCH(5,1)	-6,096506
GARCH(5,5)	-6,095283
GARCH(5,7)	-6,092362
GARCH(5,9)	No significativo
GARCH(7,1)	No significativo
GARCH(7,5)	No significativo
GARCH(7,9)	No significativo

GARCH(9,1)	-6,090888
GARCH(9,5)	No significativo
GARCH(9,7)	-6,090454
GARCH(9,9)	No significativo

### 3. IGPA\_III

MODELO	AIC
GARCH(0,3)	No significativo
GARCH(1,1)	-7,069977
GARCH(1,3)	No significativo
GARCH(3,0)	-7,047211
GARCH(3,1)	-7,063661

### 4. IGPA\_IV

MODELO	AIC
GARCH(0,1)	-6,763941
GARCH(0,2)	No significativo
GARCH(0,3)	No significativo
GARCH(1,0)	-6,942219
GARCH(1,1)	-7,119888
GARCH(1,2)	No significativo
GARCH(1,3)	-7,142072
GARCH(2,0)	-7,033319
GARCH(2,1)	No significativo
GARCH(2,2)	-7,121247
GARCH(2,3)	-7,134047
GARCH(3,0)	-7,038029
GARCH(3,1)	-7,126801
GARCH(3,2)	-7,125989
GARCH(3,3)	No significativo

## Anexo 30. Funciones de autocorrelación simple y parcial de rendimientos IGBVL

GRAFICA_FUNCION DE AUTOCORRELACION_Rt_IGBVL											
Date: 05/11/14 Time: 23:16 Sample: 1 1399 Included observations: 1399						Date: 05/11/14 Time: 23:17 Sample: 1 394 Included observations: 394					
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.222	0.222	68.862	0.000			1 0.192	0.192	14.661	0.000
		2 0.024	-0.026	69.675	0.000			2 -0.048	-0.088	15.567	0.000
		3 0.007	0.008	69.753	0.000			3 0.051	0.081	16.599	0.001
		4 -0.022	-0.026	70.448	0.000			4 0.099	0.071	20.541	0.000
		5 0.021	0.033	71.045	0.000			5 0.030	0.004	20.904	0.001
		6 0.026	0.014	71.973	0.000			6 -0.140	-0.145	28.782	0.000
		7 0.020	0.012	72.531	0.000			7 -0.073	-0.023	30.904	0.000
		8 0.021	0.014	73.142	0.000			8 0.041	0.034	31.571	0.000
		9 0.072	0.069	80.453	0.000			9 -0.093	-0.111	35.054	0.000
		10 0.089	0.062	91.639	0.000			10 -0.071	0.003	37.103	0.000
Date: 05/11/14 Time: 23:18 Sample: 1 476 Included observations: 476						Date: 05/11/14 Time: 23:18 Sample: 1 720 Included observations: 720					
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.104	0.104	5.1870	0.023			1 0.058	0.058	2.4123	0.120
		2 0.081	0.071	8.3487	0.015			2 -0.037	-0.041	3.4125	0.182
		3 0.086	0.072	11.905	0.008			3 0.017	0.022	3.6329	0.304
		4 0.088	0.069	15.669	0.003			4 0.012	0.008	3.7437	0.442
		5 0.032	0.007	16.173	0.006			5 0.015	0.015	3.8991	0.564
		6 0.070	0.051	18.550	0.005			6 -0.009	-0.010	3.9556	0.683
		7 0.028	0.003	18.919	0.008			7 0.013	0.015	4.0769	0.771
		8 -0.061	-0.082	20.750	0.008			8 0.008	0.005	4.1267	0.846
		9 0.001	0.000	20.751	0.014			9 -0.045	-0.045	5.5906	0.780
		10 0.073	0.073	23.378	0.009			10 0.009	0.014	5.6487	0.844

**Anexo 31. Criterios de Información ajuste modelo ARMA (p,q) a la media de rendimientos IGBVL**

**1. IGBVL\_I**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
ARMA(1,0)	-6,209235
ARMA(0,1)	-6,206080
ARMA(1,0) C	-6,180756

**2. IGBVL\_II**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
ARMA(1,0)	-4,508319
ARMA(6,0)	-4,553476
ARMA(0,1)	-4,516408
ARMA(6,1)	-4,561784
ARMA(1,1)	-4,515127
ARMA(6,6)	-4,566291

**3. IGBVL\_III**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
C	-5,560175
ARMA(1,0)	-5,550830
ARMA(2,0)	-5,558827
ARMA(3,0)	-5,571514
ARMA(4,0)	-5,572049
<b>ARMA(1,1)</b>	<b>-5,608620</b>
ARMA(2,2)	-5,604803
ARMA(3,1)	-5,565489
ARMA(4,1)	-5,570674

## Anexo 32. Funciones de autocorrelación simple y parcial de los residuos al cuadrado de IGBVL

GRAFICA_FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN_Residuos_IGBVL						
Date: 05/21/14 Time: 13:45 Sample: 2 1259 Included observations: 1258 Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term(s)			Date: 05/21/14 Time: 13:49 Sample: 7 355 Included observations: 349 Q-statistic probabilities adjusted for 4 ARMA term(s)			
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1 0.333	0.333	140.12		
		2 0.356	0.275	299.90	0.000	
		3 0.207	0.036	354.22	0.000	
		4 0.203	0.059	406.41	0.000	
		5 0.206	0.097	459.87	0.000	
		6 0.168	0.033	495.54	0.000	
		7 0.161	0.031	528.44	0.000	
		8 0.126	0.010	548.59	0.000	
		9 0.060	-0.059	553.10	0.000	
		10 0.147	0.098	580.72	0.000	
Date: 05/21/14 Time: 13:53 Sample: 2 428 Included observations: 427 Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA term(s)			Date: 05/21/14 Time: 14:01 Sample: 1 648 Included observations: 648			
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1 0.058	0.058	1.4398		
		2 0.256	0.253	29.653		
		3 0.205	0.192	47.721	0.000	
		4 0.092	0.022	51.395	0.000	
		5 0.155	0.063	61.850	0.000	
		6 0.134	0.077	69.607	0.000	
		7 0.092	0.025	73.268	0.000	
		8 0.146	0.067	82.643	0.000	
		9 0.083	0.019	85.662	0.000	
		10 0.088	0.009	89.095	0.000	
		1 0.237	0.237	36.617	0.000	
		2 0.299	0.257	94.973	0.000	
		3 0.223	0.124	127.37	0.000	
		4 0.089	-0.049	132.56	0.000	
		5 0.122	0.030	142.26	0.000	
		6 0.052	-0.008	144.02	0.000	
		7 0.065	0.023	146.76	0.000	
		8 0.010	-0.036	146.82	0.000	
		9 0.022	0.004	147.15	0.000	
		10 0.030	0.022	147.73	0.000	

### Anexo 33. Criterios de Información ajuste modelo GARCH (p,q) para varianza IGBVL

#### 1. IGBVL\_I

MODELO	AIC
GARCH(1,0)	-6,380479
GARCH(0,1)	-6,344870
<b>GARCH(1,1)</b>	<b>-6,532518</b>

#### 2. IGBVL\_II

MODELO	AIC
GARCH(1,0)	-4,814083
GARCH(2,0)	-4,921176
GARCH(0,1)	-4,592174
GARCH(1,1)	-5,085567

#### 3. IGBVL\_III

MODELO	AIC
GARCH(1,0)	-5,610017
GARCH(2,0)	-5,741336
GARCH(3,0)	-5,750800
GARCH(0,1)	-5,786723
GARCH(1,1)	-5,791814
GARCH(1,3)	-5,801158
GARCH(2,3)	-5,799572
<b>GARCH(3,1)</b>	<b>-5,835029</b>

#### 4. IGBVL\_IV

MODELO	AIC
GARCH(1,0)	-5,719046
GARCH(2,0)	-5,886145

GARCH(3,0)	-5,930954
GARCH(0,1)	-5,577367
GARCH(1,1)	-5,959611
GARCH(1,3)	-5,960734
GARCH(2,1)	-5,960413
GARCH(2,2)	5,960224
GARCH(2,3)	-5,963737
GARCH(3,1)	-5,982611
<b>GARCH(3,2)</b>	<b>-5,984484</b>

**Anexo 34. Criterios de Información ajuste modelo EGARCH (p,q) para varianza IGBC**

**1. IGBC\_I**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
EGARCH(2,0)	-6,039910
EGARCH(3,0)	-6,052618
EGARCH(0,1)	-5,945611
EGARCH(0,2)	-5,977927
EGARCH(1,1)	-6,108822
EGARCH(1,2)	-6,107226
EGARCH(2,2)	-6,132256
EGARCH(2,3)	-6,126960
<b>EGARCH(3,3)</b>	<b>-6,149431</b>

**2. IGBC\_II**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
EGARCH(1,0)	-5,253115
EGARCH(3,0)	-5,452416
EGARCH(0,1)	-5,566702
EGARCH(0,2)	-5,563885
EGARCH(0,3)	-5,568931
EGARCH(1,1)	-5,625354
<b>EGARCH(1,3)</b>	<b>-5,631395</b>
EGARCH(2,1)	-5,623672
EGARCH(2,3)	-5,628824

**3. IGBC\_III**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
EGARCH(2,0)	-6,430451
EGARCH(0,1)	-6,402500
EGARCH(1,1)	-6,454015

#### 4. IGBC\_IV

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
EGARCH(2,0)	-6,428421
EGARCH(0,1)	-6,439700
EGARCH(1,1)	-6,479565
EGARCH(2,1)	-6,488916
EGARCH(2,2)	-6,491122

**Anexo 35. Criterios de Información ajuste modelo EGARCH (p,q) a la varianza de BOVESPA**

**1. BOVESPA\_I**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
EGARCH(0,1)	-5,283171
EGARCH(0,2)	-5,282961
EGARCH(1,0)	-5,239506
EGARCH(2,0)	-5,251306
EGARCH(1,1)	-5,303271
EGARCH(1,2)	-5,302065
EGARCH(2,1)	-5,312515

**2. BOVESPA\_II**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
EGARCH(2,0)	-3,786032
EGARCH(3,0)	-3,726078
EGARCH(1,1)	-3,905767

**3. BOVESPA\_III**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
EGARCH(1,0)	-5,359704
EGARCH(2,0)	-5,366066
EGARCH(0,1)	-5,392184
EGARCH(1,1)	-5,462880
EGARCH(1,2)	-5,459122
<b>EGARCH(2,1)</b>	<b>-5,471749</b>

**4. BOVESPA\_IV**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
EGARCH(2,0)	-5,722797
EGARCH(0,1)	-5,744916
EGARCH(0,2)	-5,741111
EGARCH(1,1)	-5,779581
EGARCH(2,1)	-5,777385
EGARCH(2,3)	-5,772410

**Anexo 36. Criterios de Información ajuste modelo EGARCH (p,q) a la varianza Merval**

**1. Merval\_I**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
EGARCH(0,1)	-4,880739
EGARCH(0,2)	-4,828314
EGARCH(0,3)	-4,827338
EGARCH(1,0)	-4,880739
EGARCH(1,1)	-5,058339
EGARCH(1,2)	-5,066645
EGARCH(1,3)	-5,072275
EGARCH(2,0)	-4,946752
EGARCH(2,1)	-5,066688
EGARCH(2,2)	
EGARCH(2,3)	-5,065005
EGARCH(3,0)	-4,960651
EGARCH(3,1)	-5,059971
EGARCH(3,2)	-5,065319
EGARCH(3,3)	-5,072985

**2. Merval\_II**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
EGARCH(0,1)	-4,935995
EGARCH(0,2)	No significativo
EGARCH(0,3)	-4,911545
EGARCH(0,4)	-4,946809
EGARCH(0,5)	-4,942006
EGARCH(1,0)	No significativo
EGARCH(1,1)	-4,916435
EGARCH(1,2)	-4,940343
EGARCH(1,3)	-4,963331

EGARCH(2,0)	-4,649623
EGARCH(2,1)	-4,954020
EGARCH(2,4)	-4,945773
EGARCH(3,0)	-4,661669
EGARCH(3,1)	-4,950059
EGARCH(3,2)	No significativo
EGARCH(3,5)	-4,964089
EGARCH(4,0)	-4,707101
EGARCH(5,0)	-4,759820

### 3. Merval\_III

MODELO	AIC
EGARCH(0,1)	-5,367386
EGARCH(0,2)	-5,379037
EGARCH(0,3)	-5,377986
EGARCH(1,0)	-5,340776
EGARCH(1,1)	-5,389485
EGARCH(1,2)	-5,408554
EGARCH(1,3)	-5,404396
EGARCH(2,0)	-5,351086
EGARCH(2,1)	-5,394739
EGARCH(2,2)	No significativo
EGARCH(2,3)	-5,392415
EGARCH(3,0)	-5,377767
EGARCH(3,1)	-5,392911

### 4. Merval\_IV

MODELO	AIC
EGARCH(0,1)	5,202609
EGARCH(0,2)	-5,196520
EGARCH(0,3)	-5,209447

EGARCH(1,0)	No significativo
EGARCH(1,1)	5,198983
EGARCH(1,2)	No significativo
EGARCH(1,3)	-5,183241
EGARCH(2,0)	-5,143909
EGARCH(2,1)	No significativo
EGARCH(2,2)	No significativo
EGARCH(2,3)	-5,192074
EGARCH(3,0)	-5,153346
EGARCH(3,1)	-5,234853
<b>EGARCH(3,2)</b>	<b>-5,245086</b>
EGARCH(3,3)	-5,188553

## 5. Merval\_V

MODELO	AIC
EGARCH(1,0)	-5,321365
EGARCH(2,0)	-5,327170
EGARCH(0,2)	-5,328806
EGARCH(1,1)	-5,315130
EGARCH(1,2)	-5,322263
EGARCH(2,2)	-5,327710

**Anexo 37. Criterios de Información ajuste modelo EGARCH (p,q) a la varianza de los rendimientos IPC**

**1. IPC\_I**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
EGARCH(1,0)	-5,769102
EGARCH(2,0)	-5,806851
EGARCH(0,1)	-5,909875
EGARCH(0,2)	-5,900943
<b>EGARCH(1,1)</b>	<b>-5,959795</b>
EGARCH(1,2)	-5,958893
EGARCH(2,1)	-5,958779

**2. IPC\_II**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
EGARCH(0,1)	-5,200811
EGARCH(0,2)	-5,211437
EGARCH(1,0)	-4,917122
EGARCH(2,0)	-4,956145
EGARCH(1,1)	-5,214398

**3. IPC\_III**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
EGARCH(1,0)	-6,244216
EGARCH(2,0)	.6,259666
EGARCH(0,1)	-6,423757
EGARCH(1,1)	-6,446760
EGARCH(1,2)	-6,445327

**Anexo 38. Criterios de Información ajuste modelo EGARCH (p,q) a la varianza IGPA**

**1. IGPA\_I**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
EGARCH(0,1)	-7,523312
EGARCH(0,2)	-7,522294
EGARCH(0,3)	-7,522915
EGARCH(1,1)	-7,6594
EGARCH(1,2)	-7,658753
EGARCH(1,3)	-7,657904
EGARCH(2,1)	-7,658719
EGARCH(3,1)	-7,657909

**2. IGPA\_II**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
EGARCH(0,1)	-5,918963
EGARCH(0,2)	-6,102861
EGARCH(0,3)	-6,103021
EGARCH(1,1)	-6,116709
EGARCH(1,2)	-6,124015
EGARCH(1,3)	-6,117624
EGARCH(1,5)	-6,113976
EGARCH(1,7)	No significativo
EGARCH(2,1)	-6,110765
EGARCH(2,2)	-6,124535
EGARCH(2,3)	No significativo
EGARCH(3,1)	-6,105696
EGARCH(3,2)	No significativo
EGARCH(3,3)	-6,134948
EGARCH(5,1)	-6,089761
EGARCH(5,5)	No significativo
EGARCH(5,7)	No significativo

EGARCH(5,9)	No significativo
EGARCH(7,1)	-6,111481
EGARCH(7,5)	-6,168778

### 3. IGPA\_III

MODELO	AIC
EGARCH(0,1)	-7,025009
EGARCH(0,3)	-7,035553
EGARCH(1,0)	-7,022540
EGARCH(1,1)	-7,075686
EGARCH(1,3)	-7,056559
EGARCH(3,0)	-7,049258
EGARCH(3,1)	-7,069968
EGARCH(3,3)	-7,069277

### 4. IGPA\_IV

MODELO	AIC
EGARCH(0,1)	-7,142418
EGARCH(0,2)	-7,139376
EGARCH(0,3)	-7,136737
EGARCH(1,1)	-7,181932
EGARCH(1,2)	-7,179140
<b>EGARCH(1,3)</b>	<b>-7,192385</b>
EGARCH(2,1)	-7,182786
EGARCH(2,2)	-7,184642
EGARCH(3,1)	-7,186400

**Anexo 39. Criterios de Información ajuste modelo EGARCH (p,q) para varianza de los rendimientos IGBVL**

**1. IGBVL\_I**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
EGARCH(1,0)	-6,352223
<b>EGARCH(1,1)</b>	<b>.6,525077</b>
EGARCH(0,1)	ns

**2. IGBVL\_II**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
EGARCH(2,0)	-4,831000
EGARCH(0,2)	-5,048917
EGARCH(1,1)	-5,134325
EGARCH(2,1)	-5,131666

**3. IGBVL\_III**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
EGARCH(1,0)	-5,612570
EGARCH(2,0)	-5,655876
EGARCH(0,2)	-5,766753
EGARCH(0,3)	-5,771149
<b>EGARCH(1,1)</b>	<b>-5,787461</b>
EGARCH(1,3)	-5,786830

**4. IGBVL\_IV**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
EGARCH(1,0)	-5,700435
EGARCH(2,0)	-5,841428
EGARCH(3,0)	-5,874915
EGARCH(0,1)	-5,652650

EGARCH(0,2)	-5,713229
EGARCH(0,3)	-5,640094
EGARCH(1,1)	-5,963910
EGARCH(1,2)	-5,961335
EGARCH(1,3)	-5,968826
EGARCH(2,1)	-5,962589
EGARCH(2,2)	-5,968301
<b>EGARCH(2,3)</b>	<b>-5,982492</b>
EGARCH(3,1)	-5,864780

**Anexo 40. Criterios de Información ajuste modelo TGARCH (p,q) para varianza IGBC**

**1. IGBC\_I**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
TGARCH(1,0)	-6,063886
TGARCH(2,0)	-6,112807
TGARCH(3,0)	-6,127874
TGARCH(1,1)	-6,158383
TGARCH(1,2)	-6,156507
TGARCH(2,1)	-6,154966
TGARCH(2,2)	-6,151801
<b>TGARCH(2,3)</b>	<b>-6,200849</b>
TGARCH(3,1)	-6,169899
TGARCH(3,2)	-6,161802

**2. IGBC\_II**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
TGARCH(1,0)	-5,624909
TGARCH(2,0)	-5,789708
TGARCH(3,0)	-5,810259
TGARCH(1,1)	-5,798294
TGARCH(1,3)	-5,837842
TGARCH(2,1)	-5,793928

**3. IGBC\_IV**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
TGARCH(1,0)	.6,373089
TGARCH(2,0)	-6,426145
TGARCH(3,0)	-6,462211
TGARCH(1,1)	-6,469644
TGARCH(1,3)	-6,483798
<b>TGARCH(3,1)</b>	<b>-6,498820</b>
TGARCH(3,2)	-6,497988
TGARCH(3,3)	-6,495272

**Anexo 41. Criterios de Información ajuste modelo TGARCH (p,q) a la varianza de BOVESPA**

**1. BOVESPA\_I**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
TGARCH(1,0)	-5,233683
TGARCH(2,0)	-5,249650
TGARCH(1,1)	-5,298340
TGARCH(1,3)	-5,297746
TGARCH(2,1)	-5,305309

**2. BOVESPA\_II**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
TGARCH(1,0)	-3,682984
TGARCH(1,1)	-3,939310

**3. BOVESPA\_III**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
TGARCH(1,1)	-5,459727

**4. BOVESPA\_IV**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
TGARCH(2,0)	-5,715102
TGARCH(1,1)	-5,772335
TGARCH(2,1)	-5,769999

**Anexo 42. Criterios de Información ajuste modelo TGARCH (p,q) a la varianza Merval**

**1. Merval\_I**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
TGARCH(2,0)	-4,988037
TGARCH(1,0)	-5,007894
TGARCH(1,1)	-5,078160
<b>TGARCH(1,3)</b>	<b>-5,085908</b>
TGARCH(2,2)	-5,083127

**2. Merval\_II**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
<b>TGARCH(1,1)</b>	<b>-5,018011</b>
TGARCH(1,2)	-5,045799
TGARCH(1,3)	-5,045448
TGARCH(2,3)	-5,037821
TGARCH(3,1)	-5,042118

**3. Merval\_III**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
TGARCH(1,0)	-5,280567
TGARCH(1,1)	-5,339941
<b>TGARCH(1,2)</b>	<b>-5,344228</b>
TGARCH(2,1)	-5,339760
TGARCH(3,2)	-5,318559

**4. Merval\_IV**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
TGARCH(3,0)	-5,153674
TGARCH(1,1)	-5,242795
TGARCH(1,2)	-5,243713
TGARCH(1,3)	-5,220152
TGARCH(2,2)	-5,240514
TGARCH(3,1)	-5,250697

**Anexo 43. Criterios de Información ajuste modelo TGARCH (p,q) a la varianza IGPA**

**1. IGPA\_I**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
TGARCH(1,0)	-7,704571
TGARCH(2,0)	-7,725359
TGARCH(3,0)	-7,736573
<b>TGARCH(1,1)</b>	<b>-7,774178</b>
TGARCH(1,2)	-7,773051
TGARCH(2,1)	-7,772034
TGARCH(3,1)	-7,771452

**2. IGPA\_II**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
TGARCH(1,0)	-5,947181
TGARCH(2,0)	-6,077188
TGARCH(3,0)	-6,081253
TGARCH(1,1)	-6,130063
TGARCH(1,2)	-6,125447
<b>TGARCH(2,1)</b>	<b>-6,142939</b>
TGARCH(2,2)	-6,135726

**3. IGPA\_III**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
TGARCH(1,0)	-6,967880
TGARCH(2,0)	-7,066491
TGARCH(3,0)	-7,091189
<b>TGARCH(1,1)</b>	<b>-7,203184</b>
TGARCH(1,2)	-7,200128
TGARCH(2,1)	-7,198685
TGARCH(2,2)	-7,199140
TGARCH(2,3)	-7,200599
TGARCH(3,3)	-7,199599

**Anexo 44. Criterios de Información ajuste modelo TGARCH (p,q) a la varianza de los rendimientos IPC**

**1. IPC\_I**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
TGARCH(1,0)	-5,735179
TGARCH(2,0)	-5,809091
TGARCH(3,0)	-5,852076
TGARCH(1,1)	-5,929210
TGARCH(1,3)	-5,933874
TGARCH(3,1)	-5,935741
TGARCH(2,2)	-5,930227
TGARCH(2,3)	-5,932372
TGARCH(3,1)	5,935741
<b>TGARCH(3,2)</b>	<b>-5,941971</b>

**2. IPC\_II**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
TGARCH(1,0)	-4,950780
TGARCH(2,0)	-5,032327
TGARCH(1,1)	-5,266090
<b>TGARCH(2,2)</b>	<b>-5,268490</b>

**3. IPC\_III**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
TGARCH(1,0)	-6,233908
TGARCH(1,1)	-6,441996
TGARCH(2,2)	-6,441401
TGARCH(2,3)	-6,446493
TGARCH(3,1)	-6,446382
<b>TGARCH(3,2)</b>	<b>-6,447726</b>

**Anexo 45. Criterios de Información ajuste modelo TGARCH (p,q) para varianza de los rendimientos IGBVL**

**1. IGBVL\_I**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
TGARCH(1,0)	-6,394222
TGARCH(2,0)	-6,477685
TGARCH(3,0)	-6,511451
TGARCH(1,1)	-6,533421
TGARCH(1,3)	-6,532497
<b>TGARCH(2,1)</b>	<b>-6,535362</b>
TGARCH(2,2)	-6,534866
TGARCH(3,3)	-6,532429

**2. IGBVL\_II**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
TGARCH(1,1)	-5,137001
<b>TGARCH(1,3)</b>	<b>-5,142234</b>
TGARCH(2,2)	-5,142321
TGARCH(2,3)	-5,147415
TGARCH(3,3)	-5,126891

**3. IGBVL\_III**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
TGARCH(1,1)	-5,715269
TGARCH(2,1)	-5,721390
<b>TGARCH(2,2)</b>	<b>-5,723865</b>
TGARCH(2,3)	-5,718908

**4. IGBVL\_IV**

<b>MODELO</b>	<b>AIC</b>
TGARCH(1,0)	-5,688285
TGARCH(1,1)	-5,921107
<b>TGARCH(1,3)</b>	<b>-5,934041</b>
TGARCH(2,1)	-5,923640

### Anexo 46. Resultados entrenamiento RNA para IGBC.

IGBC	INTERVALO_I												
DATOS	1159												
Training	90	1043											
Testing	10	116											
RETRASOS	NEURONAS OCULTAS	MSE_Validación Entrenamiento										Promedio	
1	3	0,000121440	0,000144080	0,000134030	0,000218770	0,000154380	0,000165040	0,000153770	0,000085523	0,000106420	0,000104920	0,000138837	
	4	0,000115320	0,000130870	0,000168590	0,000090823	0,000112220	0,000136520	0,000198170	0,000174250	0,000167330	0,000192060	0,000148615	
	5	0,000131340	0,000138290	0,000132990	0,000135470	0,000134740	0,000103490	0,000176180	0,000092687	0,000182090	0,000111170	0,000133845	
	6	0,000116150	0,000160200	0,000186800	0,000189850	0,000122290	0,000134140	0,000160560	0,000162860	0,000191160	0,000113030	0,000153704	
	7	0,000150250	0,000117450	0,000104440	0,000092381	0,000140020	0,000089957	0,000120770	0,000168620	0,000148980	0,000153330	0,00012862	
	8	0,000141510	0,000119200	0,000170490	0,000140770	0,000168850	0,000235790	0,000118140	0,000085033	0,000169650	0,000111900	0,000146133	
	9	0,000110750	0,000179050	0,000173340	0,000137280	0,000096401	0,000129010	0,000118210	0,000127460	0,000095871	0,000121480	0,000128885	
	10	0,000172120	0,000153420	0,000117700	0,000166000	0,000222050	0,000089137	0,000122820	0,000086609	0,000165020	0,000206650	0,000150153	
	2	3	0,000108950	0,000092751	0,000133330	0,000169140	0,000233710	0,000115840	0,000203150	0,000155340	0,000172450	0,000206690	0,000159135
		4	0,000143230	0,000154450	0,000173630	0,000145450	0,000187080	0,000191140	0,000137370	0,000209920	0,000219930	0,000108450	0,000167065
5		0,000176410	0,000188260	0,000132020	0,000137060	0,000119500	0,000142300	0,000196080	0,000129000	0,000138230	0,000089715	0,000144858	
6		0,000186240	0,000162420	0,000109980	0,000162470	0,000207810	0,000115000	0,000154650	0,000180830	0,000141900	0,000128800	0,00015501	
7		0,000136410	0,000141060	0,000127610	0,000180440	0,000181380	0,000145960	0,000151600	0,000191900	0,000181960	0,000113870	0,000155219	
8		0,000204980	0,000091048	0,000129110	0,000141620	0,000119480	0,000162360	0,000203880	0,000180030	0,000159750	0,000155130	0,000154739	
9		0,000124720	0,000135720	0,000126440	0,000193120	0,000172740	0,000124760	0,000174380	0,000195610	0,000174040	0,000139630	0,000156116	
10		0,000139330	0,000097115	0,000122910	0,000110180	0,000170280	0,000152620	0,000121270	0,000112400	0,000175290	0,000200600	0,0001402	
3		3	0,000121030	0,000118460	0,000112330	0,000128290	0,000110480	0,000150990	0,000164220	0,000167590	0,000169160	0,000123270	0,000288826
		4	0,000163490	0,000191250	0,000183290	0,000142130	0,000094369	0,000172050	0,000117930	0,000260920	0,000187110	0,000150940	0,000156258
	5	0,000163130	0,000183570	0,000141530	0,000118780	0,000126490	0,000122260	0,000145950	0,000135970	0,000097843	0,000157850	0,000139337	
	6	0,000118410	0,000131800	0,000172140	0,000150580	0,000125990	0,000168160	0,000167150	0,000128040	0,000150790	0,000150790	0,000146385	
	7	0,000133560	0,000158370	0,000105950	0,000172190	0,000110350	0,000187320	0,000227330	0,000150480	0,000175030	0,000130210	0,000155079	
	8	0,000113450	0,000095107	0,000131700	0,000138680	0,000149350	0,000130420	0,000175690	0,000152910	0,000229860	0,000079012	0,000139618	
	9	0,000159250	0,000168150	0,000161440	0,000157930	0,000157400	0,000120210	0,000150040	0,000152230	0,000138720	0,000105930	0,00014713	
	10	0,000121010	0,000188600	0,000228420	0,000090441	0,000142300	0,000154570	0,000195280	0,000134060	0,000188400	0,000204860	0,000164794	
	4	3	0,000133340	0,000126250	0,000114120	0,000135690	0,000171540	0,000204400	0,000136850	0,000179940	0,000103070	0,000092928	0,000139813
		4	0,000109550	0,000158320	0,000131650	0,000140350	0,000123470	0,000191670	0,000114920	0,000155880	0,000148680	0,000162520	0,000143701
5		0,000094802	0,000122360	0,000139940	0,000135070	0,000158460	0,000119600	0,000141330	0,000192090	0,000190270	0,000213570	0,000150749	
6		0,000193410	0,000148270	0,000113660	0,000197590	0,000253080	0,000149150	0,000167460	0,000177200	0,000117810	0,000148740	0,000166637	
7		0,000146330	0,000115100	0,000129550	0,000126900	0,000136930	0,000141050	0,000127260	0,000130180	0,000133550	0,000161570	0,000134842	
8		0,000200380	0,000143960	0,000168360	0,000200540	0,000113080	0,000146450	0,000105540	0,000115730	0,000128900	0,000171580	0,000149452	
9		0,000076898	0,000167720	0,000190580	0,000158950	0,000212970	0,000229960	0,000186230	0,000186500	0,000180580	0,000105980	0,000169637	
10		0,000222040	0,000130300	0,000189590	0,000136740	0,000122400	0,000136350	0,000109300	0,000139050	0,000138340	0,000195640	0,000151975	
5		3	0,000156150	0,000190550	0,000183720	0,000131730	0,000181100	0,000151210	0,000137920	0,000161140	0,000181690	0,000155570	0,000163078
		4	0,000167250	0,000093723	0,000148830	0,000145670	0,000133140	0,000172260	0,000137200	0,000181330	0,000135480	0,000117250	0,000143213
	5	0,000137720	0,000127260	0,000132210	0,000139230	0,000166460	0,000139870	0,000130040	0,000153890	0,000148310	0,000096180	0,000137117	
	6	0,000184380	0,000227110	0,000181140	0,000102970	0,000200410	0,000241910	0,000145430	0,000102240	0,000098733	0,000156700	0,000164102	
	7	0,000208080	0,000185040	0,000162100	0,000102560	0,000166260	0,000137720	0,000108620	0,000135080	0,000143020	0,000145970	0,000149445	
	8	0,000117760	0,000192490	0,000163800	0,000235340	0,000147430	0,000250880	0,000217300	0,000180690	0,000153380	0,000123140	0,000178221	
	9	0,000149680	0,000137320	0,000106820	0,000177520	0,000168080	0,000184680	0,000154050	0,000185780	0,000134730	0,000122960	0,000152162	
	10	0,000117220	0,000145560	0,000121260	0,000168500	0,000119140	0,000143350	0,000131000	0,000154530	0,000139210	0,000172880	0,000141265	

IGBC	INTERVALO_II												
DATOS	628												
Training	90	565											
Testing	10	63											
RETRASOS	NEURONAS OCULTAS	MSE Validación Entrenamiento										Promedio	
1	3	0,00029212	0,00040733	0,00028341	0,00026248	0,00051683	0,00023841	0,00041983	0,00038316	0,00055745	0,00223350	0,000559452	
	4	0,00013539	0,00024299	0,00050584	0,00033139	0,00056884	0,00054592	0,00064095	0,00052481	0,00029144	0,00028074	0,000406831	
	5	0,00030110	0,00057505	0,00065390	0,00033126	0,00060409	0,00018531	0,00045984	0,00284950	0,00076261	0,00039383	0,000711649	
	6	0,00023139	0,00028382	0,00045395	0,00033802	0,00021518	0,00035504	0,00045891	0,00015994	0,00042684	0,00044293	0,000336602	
	7	0,00024715	0,00024640	0,00046659	0,00042607	0,00039500	0,00032971	0,00016090	0,00036205	0,00020516	0,00034961	0,000318864	
	8	0,00019635	0,00080821	0,00026371	0,00023165	0,00032762	0,00019967	0,00030843	0,00023715	0,00028120	0,00030796	<b>0,000316195</b>	
	9	0,00036439	0,00017688	0,00045596	0,00029723	0,00069275	0,00041145	0,00029127	0,00018675	0,00060509	0,00034189	0,000382366	
	10	0,00051611	0,00026190	0,00044260	0,00024605	0,00026823	0,00047775	0,00026411	0,00045728	0,00049029	0,00049636	0,000392068	
	2	3	0,00066512	0,00028150	0,00034649	0,00035807	0,00032434	0,00037284	0,00039965	0,00012144	0,00048322	0,00037710	0,000372977
		4	0,00032101	0,00039997	0,00031329	0,00015133	0,00021202	0,00027605	0,00039233	0,00036621	0,00058848	0,00030468	<b>0,000332537</b>
5		0,00020954	0,00025755	0,00036702	0,00030565	0,00071196	0,00026592	0,00038392	0,00024153	0,00032949	0,00048748	0,000356006	
6		0,00056788	0,00003444	0,00047072	0,00026827	0,00036824	0,00033689	0,00030098	0,00059277	0,00030499	0,00031193	0,000355711	
7		0,00066522	0,00027661	0,00072192	0,00022525	0,00027092	0,00056838	0,00036835	0,00015133	0,00027996	0,00035020	0,000387814	
8		0,00034544	0,00043266	0,00022548	0,00032381	0,00046695	0,00052415	0,00023663	0,00027511	0,00032151	0,00057031	0,000372205	
9		0,00032377	0,00034022	0,00065276	0,00037700	0,00039255	0,00031544	0,00060446	0,00022884	0,00028140	0,00059193	0,000410837	
10		0,00039796	0,00044217	0,00047303	0,00026549	0,00054298	0,00023230	0,00033972	0,00078194	0,00049304	0,00031797	0,00042866	
3		3	0,00044021	0,00042041	0,00034873	0,00033072	0,00034906	0,00031949	0,00032222	0,00031249	0,00028574	0,00014125	0,000327032
		4	0,00031125	0,00035328	0,00032449	0,00038384	0,00046965	0,00023202	0,00025449	0,00024640	0,00031437	0,00019694	<b>0,000308773</b>
	5	0,00037138	0,00033044	0,00060450	0,00045445	0,00028471	0,00018826	0,00034021	0,00019136	0,00033141	0,00039879	0,000349551	
	6	0,00041268	0,00020271	0,00074877	0,00032347	0,00042380	0,00038503	0,00080169	0,00045452	0,00022936	0,00020330	0,000418533	
	7	0,00024485	0,00107480	0,00042975	0,00049887	0,00031678	0,00081152	0,00127640	0,00035808	0,00022496	0,00039243	0,000562844	
	8	0,00047588	0,00052623	0,00038497	0,00023215	0,00033251	0,00081539	0,00049110	0,00044935	0,00047712	0,00024216	0,000442686	
	9	0,00025349	0,00017941	0,00018161	0,00041159	0,00038712	0,00094762	0,00023702	0,00087021	0,00034298	0,00016923	0,000398028	
	10	0,00042568	0,00032190	0,00045735	0,00021578	0,00033526	0,00060392	0,00020990	0,00016286	0,00071574	0,00042322	0,000387161	
	4	3	0,00019633	0,00031289	0,00027635	0,00045717	0,00028192	0,00070275	0,00037852	0,00020885	0,00023654	0,00034102	<b>0,000339234</b>
		4	0,00043587	0,00046679	0,00033474	0,00037970	0,00037426	0,00023309	0,00030770	0,00033098	0,00049599	0,00040043	0,000375955
5		0,00034648	0,00019528	0,00024002	0,00029118	0,00069141	0,00056396	0,00064978	0,00060660	0,00046765	0,00036891	0,000442127	
6		0,00036428	0,00047454	0,00041705	0,00039981	0,00022295	0,00028142	0,00016330	0,00034985	0,00033705	0,00047826	0,000348851	
7		0,00034180	0,00039040	0,00085947	0,00030580	0,00037883	0,00034730	0,00016598	0,00041621	0,00043491	0,00035529	0,000399599	
8		0,00039180	0,00017030	0,00065726	0,00014208	0,00018461	0,00018952	0,00025310	0,00070436	0,00062943	0,00052315	0,000384561	
9		0,00036126	0,00049444	0,00044695	0,00034974	0,00049644	0,00037936	0,00026475	0,00050546	0,00030084	0,00053686	0,00041361	
10		0,00025160	0,00080355	0,00020516	0,00020389	0,00047386	0,00047171	0,00032461	0,00044901	0,00022974	0,00024492	0,000365805	
5		3	0,00054080	0,00026527	0,00060340	0,00027283	0,00028782	0,00065889	0,00043833	0,00040773	0,00022592	0,00049019	0,000419118
		4	0,00037518	0,00028940	0,00058982	0,00022350	0,00041880	0,00033300	0,00027271	0,00067396	0,00020216	0,00049469	0,000387322
	5	0,00063342	0,00031295	0,00032199	0,00045843	0,00027793	0,00071344	0,00030868	0,00032981	0,00046315	0,00075475	0,000457455	
	6	0,00054837	0,00022781	0,00027378	0,00054622	0,00035571	0,00028417	0,00029194	0,00062808	0,00037017	0,00026312	0,000378937	
	7	0,00035485	0,00040882	0,00021846	0,00046933	0,00032023	0,00042517	0,00039914	0,00024023	0,00052438	0,00038167	0,000374228	
	8	0,00027514	0,00058616	0,00019541	0,00052269	0,00040258	0,00055847	0,00045765	0,00052893	0,00031880	0,00055434	0,000440017	
	9	0,00032954	0,00039709	0,00036571	0,00048862	0,00083365	0,00055692	0,00026522	0,00038060	0,00040357	0,00044504	0,000446596	
	10	0,00039213	0,00047464	0,00031981	0,00046738	0,00032865	0,00030065	0,00051380	0,00023428	0,00032583	0,00020777	<b>0,000356494</b>	

IGBC	INTERVALO_III																		
DATOS	522																		
Training	90	470																	
Testing	10	52																	
RETRASOS	NEURONAS OCULTAS	MSE_Valdidación Entrenamiento											Promedio						
1	3	0,000060406	0,000074865	0,000098709	0,000092399	0,000049516	0,000069549	0,000068231	0,000099005	0,000130100	0,000072964	0,000081574							
	4	0,000122870	0,000122870	0,000097731	0,000110190	0,000069491	0,000111790	0,000084141	0,000091883	0,000076654	0,000082623	0,000097024							
	5	0,000104630	0,000101900	0,000078780	0,000111960	0,000074617	0,000122890	0,000118100	0,000058445	0,000085481	0,000094357	0,000095116							
	6	0,000094197	0,000099611	0,000104130	0,000109550	0,000112220	0,000111040	0,000079538	0,000064381	0,000107590	0,000068637	0,000095089							
	7	0,000095741	0,000096115	0,000093208	0,000078946	0,000073024	0,000076104	0,000107090	0,000069904	0,000072639	0,000090841	0,000085361							
	8	0,000085872	0,000102320	0,000060879	0,000096424	0,000073266	0,000093657	0,000075263	0,000078330	0,000112590	0,000092427	0,000087103							
	9	0,000085367	0,000053366	0,000071541	0,000103190	0,000094311	0,000075410	0,000063053	0,000094068	0,000082134	0,000076441	0,000079888							
	10	0,000086650	0,000073434	0,000092012	0,000063901	0,000075765	0,000142600	0,000066966	0,000099914	0,000111350	0,000065405	0,000087800							
	2	3	0,000078626	0,000104060	0,000099332	0,000072437	0,000066095	0,000106900	0,000099399	0,000064373	0,000078223	0,000102590	0,000087204						
		4	0,000062838	0,000081230	0,000058594	0,000087981	0,000098122	0,000103670	0,000115200	0,000078376	0,000087747	0,000099712	0,000087347						
5		0,000110860	0,000110240	0,000119780	0,000089561	0,000088480	0,000048020	0,000073366	0,000080213	0,000076285	0,000069926	0,000086673							
6		0,000068084	0,000112580	0,000056130	0,000095694	0,000068296	0,000091460	0,000074521	0,000086656	0,000112890	0,000122240	0,000088855							
7		0,000092471	0,000110760	0,000046454	0,000085962	0,000078308	0,000083529	0,000125280	0,000078698	0,000092612	0,000096039	0,000089011							
8		0,000078843	0,000109130	0,000085300	0,000108990	0,000053352	0,000093406	0,000091482	0,000061039	0,000070085	0,000082095	0,000082972							
9		0,000099078	0,000077450	0,000104020	0,000099324	0,000082166	0,000103160	0,000087503	0,000075807	0,000081084	0,000107110	0,000091670							
10		0,000117140	0,000090680	0,000107740	0,000125720	0,000086560	0,000087056	0,000069205	0,000101000	0,000070617	0,000069805	0,000092552							
3		3	0,000082854	0,000083268	0,000067191	0,000105970	0,000094176	0,000091282	0,000065154	0,000105550	0,000101210	0,000101670	0,000089833						
		4	0,000076175	0,000101500	0,000067166	0,000113090	0,000082269	0,000088684	0,000097302	0,000070939	0,000096770	0,000081869	0,000087576						
	5	0,000086736	0,000082739	0,000071794	0,000093672	0,000064325	0,000085421	0,000094494	0,000080991	0,000099730	0,000045901	0,000080580							
	6	0,000090233	0,000104450	0,000093135	0,000089930	0,000062649	0,000091308	0,000091634	0,000085767	0,000100130	0,000060637	0,000086987							
	7	0,000112440	0,000075880	0,000085676	0,000072077	0,000102780	0,000114550	0,000110250	0,000104040	0,000073641	0,000088475	0,000093981							
	8	0,000097116	0,000079110	0,000094510	0,000118770	0,000080468	0,000095967	0,000068864	0,000074171	0,000069556	0,000100150	0,000087868							
	9	0,000116850	0,000105380	0,000066211	0,000078510	0,000081791	0,000109150	0,000082265	0,000098065	0,000073286	0,000082292	0,000089380							
	10	0,000070365	0,000104310	0,000138020	0,000091058	0,000067119	0,000096912	0,000082251	0,000118170	0,000080013	0,000068200	0,000091642							
	4	3	0,000094121	0,000062800	0,000071754	0,000089853	0,000098933	0,000083554	0,000095105	0,000109020	0,000069771	0,000078305	0,000085322						
		4	0,000095165	0,000076685	0,000107870	0,000058590	0,000089055	0,000087777	0,000086959	0,000085486	0,000098636	0,000087218	0,000087344						
5		0,000127550	0,000105440	0,000080143	0,000121540	0,000119880	0,000058553	0,000070496	0,000109760	0,000087364	0,000089911	0,000097064							
6		0,000066683	0,000085203	0,000081181	0,000073080	0,000103500	0,000087955	0,000071742	0,000076896	0,000079215	0,000094771	0,000082023							
7		0,000094653	0,000095268	0,000073997	0,000073553	0,000103850	0,000073062	0,000077640	0,000077851	0,000092074	0,000083173	0,000084512							
8		0,000072765	0,000092577	0,000090449	0,000104300	0,000105350	0,000085830	0,000078762	0,000092588	0,000090164	0,000077823	0,000089061							
9		0,000088657	0,000078548	0,000095296	0,000085563	0,000050540	0,000135910	0,000085165	0,000103310	0,000118990	0,000109700	0,000095168							
10		0,000086136	0,000072570	0,000077979	0,000087259	0,000080519	0,000105540	0,000083357	0,000114020	0,000070604	0,000084815	0,000086280							
5		3	0,000088024	0,000096211	0,000078632	0,000098370	0,000089772	0,000063716	0,000080896	0,000102150	0,000105840	0,000066587	0,000087020						
		4	0,000083270	0,000081038	0,000094926	0,000073639	0,000067797	0,000089322	0,000089822	0,000070095	0,000091674	0,000073034	0,000081462						
	5	0,000122950	0,000113770	0,000073618	0,000092576	0,000101080	0,000095144	0,000099873	0,000115900	0,000099055	0,000100260	0,000101423							
	6	0,000097897	0,000083138	0,000082814	0,000080405	0,000061554	0,000064514	0,000080006	0,000076741	0,000076862	0,000068138	0,000077207							
	7	0,000103030	0,000112810	0,000097487	0,000095542	0,000089853	0,000075243	0,000063719	0,000103600	0,000068698	0,000079790	0,000088977							
	8	0,000106380	0,000108910	0,000092501	0,000083138	0,000098053	0,000099064	0,000087642	0,000082662	0,000090707	0,000088259	0,000093732							
	9	0,000078853	0,000071842	0,000088722	0,000112880	0,000097593	0,000084588	0,000090592	0,000102450	0,000079656	0,000090424	0,000089760							
	10	0,000122780	0,000116000	0,000084828	0,000106470	0,000084476	0,000075376	0,000138050	0,000075187	0,000093453	0,000118710	0,000101533							

IGBC	INTERVALO_IV														
DATOS	696														
Training	90	626													
Testing	10	70													
RETRASOS	NEURONAS OCULTAS	MSE Validación Entrenamiento										Promedio			
1	3	0,000159450	0,000125090	0,000114820	0,000090076	0,000117860	0,000086518	0,000117080	0,000096203	0,000096203	0,000137780	0,000114108			
	4	0,000143750	0,000094509	0,000136230	0,000113670	0,000089498	0,000117440	0,000091851	0,000102370	0,000127260	0,000119550	0,000113613			
	5	0,000099789	0,000087839	0,000105070	0,000096631	0,000088305	0,000071732	0,000115410	0,000098263	0,000092299	0,000101160	<b>0,000095650</b>			
	6	0,000126310	0,000104000	0,000124700	0,000141070	0,000096078	0,000122510	0,000104080	0,000110630	0,000124060	0,000104450	0,000115789			
	7	0,000116800	0,000087461	0,000081360	0,000081574	0,000130240	0,000081568	0,000126700	0,000092621	0,000102040	0,000124440	0,000102480			
	8	0,000171540	0,000112410	0,000109690	0,000112860	0,000113040	0,000116470	0,000092677	0,000081802	0,000104390	0,000113730	0,000112861			
	9	0,000129600	0,000131300	0,000109780	0,000091815	0,000122770	0,000084135	0,000099162	0,000115130	0,000102120	0,000119060	0,000110487			
	10	0,000084625	0,000124490	0,000111020	0,000105750	0,000095888	0,000131920	0,000114450	0,000070442	0,000134280	0,000092280	0,000106515			
	2	3	0,000088943	0,000090795	0,000112440	0,000121160	0,000079136	0,000099344	0,000094488	0,000099106	0,000058448	0,000103980	0,000094784		
		4	0,000082970	0,000114990	0,000092376	0,000123130	0,000146130	0,000151400	0,000109840	0,000099006	0,000094037	0,000104110	0,000111799		
5		0,000108220	0,000106400	0,000094574	0,000097154	0,000082100	0,000098230	0,000103270	0,000115270	0,000100950	0,000095324	0,000100149			
6		0,000090298	0,000096068	0,000092130	0,000073411	0,000094530	0,000072052	0,000092245	0,000087045	0,000100170	0,000103540	<b>0,000090149</b>			
7		0,000076337	0,000109930	0,000107160	0,000117910	0,000108010	0,000076676	0,000107900	0,000108320	0,000119570	0,000115830	0,000104764			
8		0,000131460	0,000123240	0,000074146	0,000097560	0,000052669	0,000121600	0,000111840	0,000125120	0,000108320	0,000095560	0,000104152			
9		0,000118230	0,000082389	0,000112450	0,000097935	0,000082129	0,000159900	0,000137110	0,000111260	0,000086664	0,000114490	0,000110256			
10		0,000099635	0,000108300	0,000106630	0,000091278	0,000108880	0,000122950	0,000119740	0,000104000	0,000091554	0,000125730	0,000107844			
3		3	0,000112700	0,000103560	0,000094217	0,000112940	0,000129010	0,000088209	0,000083461	0,000159670	0,000118700	0,000093087	0,000109555		
		4	0,000095479	0,000116770	0,000127500	0,000131830	0,000103760	0,000090278	0,000100730	0,000109330	0,000120730	0,000112100	0,000110851		
	5	0,000089291	0,000116300	0,000110750	0,000090348	0,000099020	0,000110890	0,000127910	0,000107400	0,000077196	0,000092284	0,000102139			
	6	0,000081562	0,000096689	0,000100840	0,000119330	0,000066407	0,000123020	0,000132350	0,000066024	0,000090809	0,000094957	0,000097199			
	7	0,000114900	0,000076061	0,000093235	0,000098904	0,000083191	0,000101090	0,000167690	0,000112080	0,000099424	0,000095730	0,000104231			
	8	0,000082275	0,000092116	0,000077384	0,000107000	0,000099358	0,000148890	0,000117910	0,000098427	0,000101410	0,000090618	0,000101539			
	9	0,000092551	0,000105150	0,000079996	0,000141000	0,000118290	0,000088982	0,000118030	0,000099326	0,000129410	0,000094751	0,000106749			
	10	0,000079979	0,000095882	0,000107000	0,000096972	0,000104960	0,000086509	0,000080823	0,000127950	0,000087447	0,000099408	<b>0,000096693</b>			
	4	3	0,000102500	0,000127090	0,000095570	0,000095973	0,000123960	0,000113900	0,000090053	0,000119830	0,000080550	0,000109280	0,000105871		
		4	0,000112770	0,000103980	0,000102400	0,000098825	0,000141220	0,000120770	0,000132600	0,000106090	0,000096635	0,000113600	0,000112889		
5		0,000143690	0,000095459	0,000100450	0,000100800	0,000128360	0,000112740	0,000102270	0,000100790	0,000092696	0,000099413	0,000107667			
6		0,000118810	0,000107850	0,000120100	0,000126390	0,000073618	0,000102610	0,000140340	0,000090632	0,000108860	0,000138190	0,000112740			
7		0,000103570	0,000091556	0,000092584	0,000143910	0,000078432	0,000101910	0,000124480	0,000103260	0,000111510	0,000078980	0,000103019			
8		0,000085032	0,000080898	0,000086598	0,000069365	0,000092879	0,000082005	0,000082561	0,000128920	0,000085043	0,000121490	<b>0,000091479</b>			
9		0,000112790	0,000118990	0,000113040	0,000111990	0,000121830	0,000099750	0,000096370	0,000090947	0,000123380	0,000129350	0,000111844			
10		0,000089923	0,000108020	0,000091813	0,000089630	0,000091165	0,000115070	0,000097187	0,000099918	0,000128460	0,000117340	0,000102853			
5		3	0,000094282	0,000103040	0,000089487	0,000101600	0,000111830	0,000101970	0,000101860	0,000077851	0,000084374	0,000118670	0,000098496		
		4	0,000110920	0,000076579	0,000112410	0,000102120	0,000109030	0,000120390	0,000090342	0,000096297	0,000072553	0,000092954	<b>0,000098360</b>		
	5	0,000098182	0,000132990	0,000097248	0,000120970	0,000113080	0,000103230	0,000072390	0,000099800	0,000090502	0,000114970	0,000104336			
	6	0,000111900	0,000109360	0,000109763	0,000107620	0,000083590	0,000100950	0,000118180	0,000108460	0,000100020	0,000125370	0,000107521			
	7	0,000094946	0,000138630	0,000104870	0,000130960	0,000110430	0,000110820	0,000093041	0,000116180	0,000129730	0,000087497	0,000111710			
	8	0,000121360	0,000082242	0,000127280	0,000081761	0,000121210	0,000089314	0,000145020	0,000113960	0,000095413	0,000117340	0,000109490			
	9	0,000106110	0,000091757	0,000120910	0,000107390	0,000080708	0,000120760	0,000088727	0,000090822	0,000083156	0,000122910	0,000101325			
	10	0,000093616	0,000099517	0,000093958	0,000098660	0,000103680	0,000100390	0,000111730	0,000098866	0,000132310	0,000111270	0,000104400			

### Anexo 47. Resultados entrenamiento RNA para BOVESPA.

BOVESPA	INTERVALO_I											
DATOS	1838											
Training	90	1654										
Testing	10	184										
RETRASOS	NEURONAS OCULTAS	MSE_Validación_Entrenamiento										Promedio
1	3	0,000323490	0,000289220	0,000300930	0,000331570	0,000342310	0,000314210	0,000336160	0,000332980	0,000358030	0,000303890	0,0003232790
	4	0,000314510	0,000339870	0,000357240	0,000269010	0,000327410	0,000317970	0,000277520	0,000326550	0,000308750	0,000273960	0,0003112790
	5	0,000314220	0,000302490	0,000323780	0,000369020	0,000379830	0,000341140	0,000238910	0,000336360	0,000371570	0,000302470	0,0003279790
	6	0,000297610	0,000340410	0,000283410	0,000317530	0,000293610	0,000323580	0,000289680	0,000267900	0,000286990	0,000325940	0,0003026660
	7	0,000293980	0,000330290	0,000340340	0,000374380	0,000298160	0,000322990	0,000284020	0,000379350	0,000328680	0,000293530	0,0003245720
	8	0,000268590	0,000282300	0,000311830	0,000407430	0,000373300	0,000306470	0,000278800	0,000353880	0,000350620	0,000364090	0,0003297310
	9	0,000272850	0,000346110	0,000363120	0,000335560	0,000322210	0,000352080	0,000373350	0,000352240	0,000357840	0,000280690	0,0003356050
	10	0,000306240	0,000287730	0,000287890	0,000307220	0,000334400	0,000296590	0,000329390	0,000325910	0,000305150	0,000319550	0,0003100070
2	3	0,000274330	0,000336050	0,000316950	0,000288800	0,000316130	0,000265830	0,000296080	0,000312380	0,000323870	0,000286090	0,000301651
	4	0,000332820	0,000312570	0,000305940	0,000278800	0,000301050	0,000300990	0,000288290	0,000323680	0,000338370	0,000355390	0,000313790
	5	0,000348870	0,000302320	0,000272130	0,000305740	0,000334400	0,000285790	0,000272310	0,000367390	0,000267500	0,000317010	0,000307346
	6	0,000275400	0,000322160	0,000333630	0,000324010	0,000316460	0,000344360	0,000379980	0,000341720	0,000265250	0,000398750	0,000330172
	7	0,000283790	0,000249250	0,000343670	0,000337840	0,000322180	0,000294080	0,000321560	0,000279310	0,000294890	0,000266670	0,000299324
	8	0,000279910	0,000274020	0,000399800	0,000326370	0,000287780	0,000354340	0,000271820	0,000296290	0,000284870	0,000308480	0,000308368
	9	0,000275060	0,000328790	0,000366430	0,000349900	0,000280070	0,000275860	0,000370640	0,000313000	0,000306450	0,000407430	0,000327363
	10	0,000326030	0,000283770	0,000312630	0,000250750	0,000277520	0,000338720	0,000286160	0,000375300	0,000320240	0,000315290	0,000308641
3	3	0,000318430	0,000403590	0,000290410	0,000273390	0,000324690	0,000302970	0,000335480	0,000290060	0,000329160	0,000309260	0,000317744
	4	0,000255800	0,000302160	0,000347360	0,000264390	0,000329520	0,000329260	0,000308870	0,000330350	0,000306500	0,000328920	0,000310313
	5	0,000343870	0,000329420	0,000284760	0,000256850	0,000305420	0,000259110	0,000315910	0,000308890	0,000330190	0,000364430	0,000309885
	6	0,000299830	0,000312630	0,000280960	0,000310490	0,000278090	0,000290370	0,000336480	0,000298680	0,000316750	0,000289040	0,000301332
	7	0,000338450	0,000336590	0,000283410	0,000276610	0,000316950	0,000306480	0,000316900	0,000400800	0,000305900	0,000306490	0,000318858
	8	0,000306230	0,000333482	0,000335640	0,000274610	0,000283020	0,000341120	0,000310440	0,000268950	0,000289130	0,000312740	<b>0,000275536</b>
	9	0,000275370	0,000301600	0,000328990	0,000359740	0,000317870	0,000290120	0,000288640	0,000365220	0,000379890	0,000302670	0,000321011
	10	0,000360740	0,000289200	0,000263570	0,000340810	0,000327540	0,000292970	0,000360720	0,000335210	0,000259200	0,000265170	0,000309513
4	3	0,000277350	0,000315360	0,000274940	0,000407890	0,000303240	0,000325370	0,000322370	0,000233060	0,000282650	0,000337220	0,0003079450
	4	0,000277510	0,000341580	0,000322420	0,000320910	0,000251580	0,000333490	0,000342750	0,000288600	0,000273810	0,000325370	0,0003078020
	5	0,000304950	0,000327140	0,000301240	0,000354410	0,000355610	0,000281930	0,000350880	0,000298410	0,000297930	0,000312630	0,0003185130
	6	0,000324260	0,000306430	0,000308540	0,000357260	0,000264310	0,000265530	0,000281130	0,000289320	0,000325650	0,000295480	0,0003017910
	7	0,000296400	0,000277910	0,000354460	0,000320050	0,000304640	0,000306410	0,000243130	0,000331060	0,000286860	0,000360670	0,0003081590
	8	0,000275370	0,000296260	0,000362580	0,000312920	0,000293190	0,000310130	0,000306730	0,000291340	0,000358530	0,000268120	0,0003075170
	9	0,000407680	0,000304970	0,000322970	0,000340390	0,000310790	0,000363020	0,000286220	0,000350170	0,000305570	0,000310060	0,0003301840
	10	0,000308270	0,000328410	0,000346730	0,000340600	0,000287330	0,000250530	0,000332950	0,000269780	0,000253330	0,000320200	0,0003038130
5	3	0,000300770	0,000335900	0,000360100	0,000289870	0,000298750	0,000264530	0,000315930	0,000344850	0,000335080	0,000338250	0,000318403
	4	<b>0,000305700</b>	<b>0,000315120</b>	<b>0,000254960</b>	<b>0,000259110</b>	<b>0,000297640</b>	<b>0,000329210</b>	<b>0,000318030</b>	<b>0,000297480</b>	<b>0,00031651</b>	<b>0,000321430</b>	<b>0,000273033</b>
	5	0,000326270	0,000313750	0,000296730	0,000368710	0,000320790	0,000356960	0,000284360	0,000289670	0,000328810	0,000275830	0,000316188
	6	0,000311070	0,000270280	0,000332690	0,000361700	0,000367680	0,000270180	0,000292740	0,000379100	0,000261500	0,000308330	0,000315527
	7	0,000295400	0,000330240	0,000319350	0,000329020	0,000317330	0,000297510	0,000322490	0,000317180	0,000313100	0,000270220	0,000311184
	8	0,000257490	0,000269040	0,000312800	0,000238750	0,000331090	0,000274860	0,000278860	0,000314830	0,000347640	0,000324960	0,000295032
	9	0,000347770	0,000325110	0,000311710	0,000285960	0,000322670	0,000354520	0,000291940	0,000314270	0,000328280	0,000347390	0,000322962
	10	0,000330160	0,000364220	0,000305170	0,000289260	0,000321160	0,000315530	0,000268850	0,000275150	0,000371430	0,000378500	0,000321943

BOVESPA	INTERVALO_II											
DATOS	166											
Training	90	149										
Testing	10	17										
RETRASOS	NEURONAS OCULTAS	MSE_Valdidación_Entrenamiento										Promedio
1	3	0,00207950	0,00183840	0,00156710	0,00147980	0,00252690	0,00213250	0,00213250	0,00215860	0,00176580	0,00181890	0,00195
	4	0,00085486	0,00169990	0,00215390	0,00243590	0,00210400	0,00151890	0,00059906	0,00135190	0,00092915	0,00063693	0,00142845
	5	0,00136510	0,00136510	0,00203680	0,00179790	0,00186220	0,00150820	0,00192070	0,00221660	0,00153450	0,00245450	0,00180616
	6	0,00117020	0,00088452	0,00286590	0,00172020	0,00176420	0,00102650	0,00112680	0,00080263	0,00084690	0,00191030	<b>0,001411815</b>
	7	0,00111260	0,00091410	0,00283740	0,00258770	0,00144370	0,00092882	0,00102290	0,00111810	0,00100040	0,00180590	0,001477162
	8	0,00108630	0,00278800	0,00135190	0,00093948	0,00090283	0,00129750	0,00160550	0,00240130	0,00149280	0,00171050	0,001557611
	9	0,00049414	0,00186230	0,00128260	0,00105690	0,00134300	0,00157030	0,00147770	0,00295810	0,00300400	0,00115780	0,001620684
	10	0,00250180	0,00132750	0,00098359	0,00135850	0,00245810	0,00144960	0,00093187	0,00106410	0,00214550	0,00076998	0,001499054
2	3	<b>0,00215590</b>	<b>0,00098272</b>	<b>0,00083931</b>	<b>0,00105430</b>	<b>0,00110610</b>	<b>0,00115600</b>	<b>0,00101210</b>	<b>0,00229380</b>	<b>0,00072996</b>	<b>0,00143480</b>	<b>0,001276499</b>
	4	0,00187880	0,00115880	0,00172610	0,00124000	0,00089264	0,00100910	0,00261240	0,00108720	0,00136430	0,00174470	<b>0,001471404</b>
	5	0,00188940	0,00310340	0,00093310	0,00358450	0,00138150	0,00161530	0,00064994	0,00067385	0,00204180	0,00184300	0,001771579
	6	0,00267980	0,00360340	0,00266070	0,00112530	0,00149660	0,00119160	0,00169130	0,00281900	0,00156180	0,00137300	0,002020250
	7	0,00120440	0,00274490	0,00107400	0,00031809	0,00055847	0,00237040	0,00177790	0,00318000	0,00100600	0,00235340	0,001658756
	8	0,00162050	0,00135680	0,00138180	0,00252700	0,00066718	0,00108290	0,00147670	0,00192940	0,00106720	0,00266120	0,001577068
	9	0,00192400	0,00278410	0,00224990	0,00107380	0,00253970	0,00102100	0,00089641	0,00122660	0,00115210	0,00225210	0,001711971
	10	0,00087521	0,00115780	0,00274690	0,00197080	0,00139200	0,00129260	0,00174100	0,00166040	0,00107090	0,00116630	0,001507391
3	3	0,00169500	0,00194010	0,00173010	0,00105430	0,00133460	0,00202110	0,00241390	0,00178480	0,00164930	0,00190920	0,001753240
	4	0,00174600	0,00079981	0,00090464	0,00167180	0,00240800	0,00091662	0,00311240	0,00205890	0,00115110	0,00176130	0,001653057
	5	0,00138140	0,00109270	0,00109800	0,00172540	0,00122700	0,00071527	0,00255130	0,00209220	0,00147140	0,00254450	0,001589917
	6	0,00130830	0,00147430	0,00273220	0,00118860	0,00065238	0,00140180	0,00084275	0,00165870	0,00186210	0,00121780	<b>0,001433893</b>
	7	0,00171670	0,00125770	0,00093117	0,00170910	0,000837050	0,00151940	0,00102040	0,00207240	0,00087286	0,00119030	0,002066053
	8	0,00235760	0,00073784	0,00172640	0,00118820	0,00180050	0,00259460	0,00229920	0,00450270	0,00225160	0,00178260	0,002124124
	9	0,00133890	0,00172260	0,00157120	0,00137030	0,00231780	0,00064313	0,00273710	0,00102740	0,00263290	0,00229430	0,001765563
	10	0,00141010	0,00181360	0,00181110	0,00210760	0,00084038	0,00117400	0,00131370	0,00295090	0,00098878	0,00134320	0,001575336
4	3	0,00147100	0,00120950	0,00221230	0,00086982	0,00201240	0,00070966	0,00115780	0,00189550	0,00098219	0,00290390	0,001542407
	4	0,00142140	0,00182150	0,00185390	0,00222710	0,00164390	0,00112030	0,00096138	0,00123860	0,00129240	0,00140020	0,001498068
	5	0,00313890	0,00084920	0,00089988	0,00097758	0,00136270	0,00098001	0,00140520	0,00210230	0,00133710	0,00115430	<b>0,001420717</b>
	6	0,00180170	0,00125030	0,00147090	0,00118060	0,00270130	0,00104570	0,00155190	0,00188740	0,00232890	0,00249610	0,001771480
	7	0,00121410	0,00128360	0,00100950	0,00153320	0,00154250	0,00183010	0,00082360	0,00306180	0,00160460	0,00071174	0,001461474
	8	0,00219070	0,00227200	0,00175320	0,00228940	0,00273330	0,00210440	0,00140950	0,00188990	0,00120550	0,00124780	0,001909570
	9	0,00153830	0,00084820	0,00142480	0,00145250	0,00238310	0,00185100	0,00197320	0,00308780	0,00145970	0,00093144	0,001695004
	10	0,00123380	0,00295960	0,00151810	0,00099434	0,00199260	0,00135820	0,00259070	0,00197940	0,00130890	0,00283690	0,001877254
5	3	0,00140590	0,00216070	0,00182220	0,00213380	0,00168010	0,00153940	0,00221160	0,00093632	0,00162070	0,00262190	0,001813262
	4	0,00091118	0,00281230	0,00081860	0,00096908	0,00087629	0,00155450	0,00201930	0,00108680	0,00055554	0,00178070	<b>0,001338429</b>
	5	0,00104220	0,00121480	0,00176990	0,00197130	0,00193130	0,00083113	0,00241540	0,00090955	0,00081575	0,00150860	0,001440993
	6	0,00072728	0,00301070	0,00100560	0,00188860	0,00112410	0,00113720	0,00217790	0,00351670	0,00167160	0,00074950	0,001700918
	7	0,00139560	0,00118960	0,00052945	0,00238000	0,00091007	0,00067808	0,00165000	0,00247710	0,00203300	0,00086627	0,001410917
	8	0,00222950	0,00100850	0,00143160	0,00123900	0,00144750	0,00119690	0,00297120	0,00132590	0,00152020	0,00211270	0,001648300
	9	0,00185300	0,00104810	0,00137900	0,00171620	0,00233530	0,00196040	0,00068204	0,00173070	0,00119480	0,00098539	0,001488493
	10	0,00148840	0,00113030	0,00242170	0,00132540	0,00108210	0,00114470	0,00306750	0,00054137	0,00086409	0,00142250	0,001448806

BOVESPA	INTERVALO_III											
DATOS	765											
Training	90	689										
Testing	10	77										
RETRASOS	NEURONAS OCULTAS	MSE_Valdidación_Entrenamiento										Promedio
1	3	0,000209870	0,000181330	0,000269780	0,000166240	0,000245750	0,000230500	0,000198340	0,000208750	0,000274840	0,000184790	0,000217019
	4	0,000202860	0,000257230	0,000151460	0,000244450	0,000186900	0,000190240	0,000186060	0,000173410	0,000207210	0,000159910	0,000195973
	5	0,000246470	0,000184700	0,000237040	0,000206040	0,000153590	0,000225080	0,000164020	0,000241320	0,000163090	0,000200690	0,000202204
	6	0,000176480	0,000213240	0,000174900	0,000153710	0,000206360	0,000168210	0,000181360	0,000200860	0,000197180	0,000207880	0,000188018
	7	0,000191650	0,000224450	0,000165870	0,000166740	0,000175060	0,000213310	0,000169470	0,000255290	0,000204210	0,000198490	0,000196454
	8	0,000189310	0,000175770	0,000261440	0,000141400	0,000202790	0,000172560	0,000172400	0,000190880	0,000208840	0,000150240	<b>0,000186563</b>
	9	0,000165570	0,000247250	0,000278330	0,000170540	0,000177340	0,000157290	0,000236610	0,000198960	0,000188650	0,000196280	0,000201682
	10	0,000253420	0,000144190	0,000235570	0,000191390	0,000271670	0,000202690	0,000181910	0,000188750	0,000184480	0,000161360	0,000201543
2	3	0,000231390	0,000154350	0,000190260	0,000197210	0,000188190	0,000214550	0,000158650	0,000214830	0,000224060	0,000223040	<b>0,000199653</b>
	4	0,000291200	0,000228190	0,000288890	0,000205870	0,000237010	0,000176180	0,000322970	0,000169890	0,000215400	0,000149020	0,000228462
	5	0,000265690	0,000328290	0,000235300	0,000217020	0,000195840	0,000142730	0,000204000	0,000303030	0,000207530	0,000214880	0,000231431
	6	0,000174610	0,000170970	0,000197630	0,000167190	0,000143100	0,000233760	0,000297330	0,000183880	0,000223090	0,000254080	0,000204564
	7	0,000203750	0,000210190	0,000240720	0,000193780	0,000197340	0,000167160	0,000295540	0,000188580	0,000188850	0,000170080	0,000205599
	8	0,000241690	0,000177840	0,000174710	0,000167930	0,000191980	0,000213720	0,000199520	0,000226780	0,000201380	0,000370900	0,000216645
	9	0,000171230	0,000154260	0,000206110	0,000207300	0,000200940	0,000165180	0,000249280	0,000173740	0,000211000	0,000296400	0,000203544
	10	0,000325730	0,000154350	0,000166990	0,000180950	0,000329550	0,000195750	0,000175310	0,000159510	0,000247790	0,000183520	0,000211945
3	3	0,000191850	0,000196020	0,000200730	0,000206290	0,000234630	0,000156220	0,000229750	0,000242700	0,000191680	0,000152200	0,000200207
	4	0,000225740	0,000206920	0,000172700	0,000232250	0,000277490	0,000166120	0,000188870	0,000195520	0,000188750	0,000199640	0,000205400
	5	0,000192180	0,000180090	0,000133570	0,000224270	0,000174580	0,000187940	0,000202700	0,000180260	0,000218570	0,000265710	0,000195987
	6	<b>0,000157860</b>	<b>0,000168240</b>	<b>0,000214380</b>	<b>0,000170510</b>	<b>0,000177550</b>	<b>0,000206750</b>	<b>0,000156070</b>	<b>0,000174040</b>	<b>0,000163160</b>	<b>0,000203780</b>	<b>0,000179234</b>
	7	0,000231860	0,000189140	0,000193980	0,000276280	0,000167410	0,000245450	0,000168090	0,000176400	0,000221730	0,000200840	0,000207118
	8	0,000214870	0,000274420	0,000156110	0,000290320	0,000226820	0,000266210	0,000135490	0,000194670	0,000254370	0,000208200	0,000222148
	9	0,000230050	0,000153130	0,000218580	0,000181800	0,000149540	0,000234050	0,000177240	0,000191170	0,000258510	0,000225570	0,000201964
	10	0,000269380	0,000184610	0,000139160	0,000170780	0,000218000	0,000206920	0,000228080	0,000221250	0,000306640	0,000181020	0,000212584
4	3	0,000225990	0,000151200	0,000174920	0,000185320	0,000153630	0,000184540	0,000152490	0,000195320	0,000181070	0,000210060	<b>0,000181454</b>
	4	0,000165910	0,000162000	0,000201800	0,000194920	0,000210000	0,000290350	0,000255800	0,000189670	0,000198270	0,000216680	0,000208540
	5	0,000188050	0,000176430	0,000186050	0,000200350	0,000163480	0,000303240	0,000214340	0,000187760	0,000177900	0,000188750	0,000198635
	6	0,000211940	0,000185930	0,000197270	0,000247170	0,000165550	0,000272020	0,000252160	0,000170890	0,000162500	0,000158970	0,000188133
	7	0,000213600	0,000177570	0,000205730	0,000205020	0,000220340	0,000285100	0,000223400	0,000209570	0,000193680	0,000308640	0,000224265
	8	0,000209280	0,000197290	0,000155570	0,000202440	0,000252340	0,000156150	0,000205690	0,000191910	0,000199510	0,000262800	0,000203298
	9	0,000208810	0,000177810	0,000185970	0,000214390	0,000239760	0,000210400	0,000170490	0,000186610	0,000189570	0,000197330	0,000198114
	10	0,000154270	0,000192990	0,000216520	0,000237970	0,000343340	0,000238950	0,000237540	0,000220380	0,000223890	0,000234530	0,000230038
5	3	0,000176970	0,000168120	0,000228200	0,000186860	0,000248340	0,000199420	0,000179160	0,000129870	0,000195200	0,000213890	0,000192603
	4	0,000191040	0,000141590	0,000166330	0,000173190	0,000223480	0,000244060	0,000152820	0,000188440	0,000172500	0,000162120	0,000181557
	5	0,000143050	0,000222750	0,000308440	0,000206000	0,000174490	0,000196070	0,000205490	0,000221110	0,000186880	0,000169070	0,000203335
	6	0,000241240	0,000244910	0,000217340	0,000256270	0,000174920	0,000226080	0,000175050	0,000160600	0,000207150	0,000125570	0,000202913
	7	0,000159610	0,000240710	0,000157820	0,000204450	0,000269370	0,000183160	0,000150570	0,000230870	0,000207720	0,000150430	0,000195471
	8	0,000234140	0,000162970	0,000185220	0,000169060	0,000204870	0,000182560	0,000174170	0,000234020	0,000182780	0,000249430	0,000197922
	9	0,000264040	0,000203800	0,000196760	0,000175780	0,000171840	0,000168580	0,000190610	0,000187630	0,000173030	0,000219380	0,000195145
	10	0,000198650	0,000152050	0,000184700	0,000212290	0,000214520	0,000220510	0,000166530	0,000213720	0,000177000	0,000172560	<b>0,000191253</b>

BOVESPA	INTERVALO_IV											
DATOS	765											
Training	90	689										
Testing	10	77										
RETRASOS	NEURONAS OCULTAS	MSE_Valdidación Entrenamiento										Promedio
1	3	0,000209870	0,000181330	0,000269780	0,000166240	0,000245750	0,000230500	0,000198340	0,000208750	0,000274840	0,000184790	0,000217019
	4	0,000202860	0,000257230	0,000151460	0,000244450	0,000186900	0,000190240	0,000186060	0,000173410	0,000207210	0,000159910	0,000195973
	5	0,000246470	0,000184700	0,000237040	0,000206040	0,000153590	0,000225080	0,000164020	0,000241320	0,000163090	0,000200690	0,000202204
	6	0,000176480	0,000213240	0,000174900	0,000153710	0,000206360	0,000168210	0,000181360	0,000200860	0,000197180	0,000207880	0,000188018
	7	0,000191650	0,000224450	0,000165870	0,000166740	0,000175060	0,000213310	0,000169470	0,000255290	0,000204210	0,000198490	0,000196454
	8	0,000189310	0,000175770	0,000261440	0,000141400	0,000202790	0,000172560	0,000172400	0,000190880	0,000208840	0,000150240	<b>0,000186563</b>
	9	0,000165570	0,000247250	0,000278330	0,000170540	0,000177340	0,000157290	0,000236610	0,000198960	0,000188650	0,000196280	0,000201682
	10	0,000253420	0,000144190	0,000235570	0,000191390	0,000271670	0,000202690	0,000181910	0,000188750	0,000184480	0,000161360	0,000201543
2	3	0,000231390	0,000154350	0,000190260	0,000197210	0,000188190	0,000214550	0,000158650	0,000214830	0,000224060	0,000223040	<b>0,000199653</b>
	4	0,000291200	0,000228190	0,000288890	0,000205870	0,000237010	0,000176180	0,000322970	0,000169890	0,000215400	0,000149020	0,000228462
	5	0,000265690	0,000328290	0,000235300	0,000217020	0,000195840	0,000142730	0,000204000	0,000303030	0,000207530	0,000214880	0,000231431
	6	0,000174610	0,000170970	0,000197630	0,000167190	0,000143100	0,000233760	0,000297330	0,000183880	0,000223090	0,000254080	0,000204564
	7	0,000203750	0,000210190	0,000240720	0,000193780	0,000197340	0,000167160	0,000295540	0,000188580	0,000188850	0,000170080	0,000205599
	8	0,000241690	0,000177840	0,000174710	0,000167930	0,000191980	0,000213720	0,000199520	0,000226780	0,000201380	0,000370900	0,000216645
	9	0,000171230	0,000154260	0,000206110	0,000207300	0,000200940	0,000165180	0,000249280	0,000173740	0,000211000	0,000296400	0,000203544
	10	0,000325730	0,000154350	0,000166990	0,000180950	0,000329550	0,000195750	0,000175310	0,000159510	0,000247790	0,000183520	0,000211945
3	3	0,000191850	0,000196020	0,000200730	0,000206290	0,000234630	0,000156220	0,000229750	0,000242700	0,000191680	0,000152200	0,000200207
	4	0,000225740	0,000206920	0,000172700	0,000232250	0,000277490	0,000166120	0,000188870	0,000195520	0,000188750	0,000199640	0,000205400
	5	0,000192180	0,000180090	0,000133570	0,000224270	0,000174580	0,000187940	0,000202700	0,000180260	0,000218570	0,000265710	0,000195987
	6	<b>0,000157860</b>	<b>0,000168240</b>	<b>0,000214380</b>	<b>0,000170510</b>	<b>0,000177550</b>	<b>0,000206750</b>	<b>0,000156070</b>	<b>0,000174040</b>	<b>0,000163160</b>	<b>0,000203780</b>	<b>0,000179234</b>
	7	0,000231860	0,000189140	0,000193980	0,000276280	0,000167410	0,000245450	0,000168090	0,000176400	0,000221730	0,000200840	0,000207118
	8	0,000214870	0,000274420	0,000156110	0,000290320	0,000226820	0,000266210	0,000135490	0,000194670	0,000254370	0,000208200	0,000222148
	9	0,000230050	0,000153130	0,000218580	0,000181800	0,000149540	0,000234050	0,000177240	0,000191170	0,000258510	0,000225570	0,000201964
	10	0,000269380	0,000184610	0,000139160	0,000170780	0,000218000	0,000206920	0,000228080	0,000221250	0,000306640	0,000181020	0,000212584
4	3	0,000225990	0,000151200	0,000174920	0,000185320	0,000153630	0,000184540	0,000152490	0,000195320	0,000181070	0,000210060	<b>0,000181454</b>
	4	0,000165910	0,000162000	0,000201800	0,000194920	0,000210000	0,000290350	0,000255800	0,000189670	0,000198270	0,000216680	0,000208540
	5	0,000188050	0,000176430	0,000186050	0,000200350	0,000163480	0,000303240	0,000214340	0,000187760	0,000177900	0,000188750	0,000198635
	6	0,000211940	0,000185930	0,000197270	0,000247170	0,000165550	0,000272020	0,000252160	0,000170890	0,000162500	0,00015897	0,000188133
	7	0,000213600	0,000177570	0,000205730	0,000205020	0,000220340	0,000285100	0,000223400	0,000209570	0,000193680	0,000308640	0,000224265
	8	0,000209280	0,000197290	0,000155570	0,000202440	0,000252340	0,000156150	0,000205690	0,000191910	0,000199510	0,000262800	0,000203298
	9	0,000208810	0,000177810	0,000185970	0,000214390	0,000239760	0,000210400	0,000170490	0,000186610	0,000189570	0,000197330	0,000198114
	10	0,000154270	0,000192990	0,000216520	0,000237970	0,000343340	0,000238950	0,000237540	0,000220380	0,000223890	0,000234530	0,000230038
5	3	0,000176970	0,000168120	0,000228200	0,000186860	0,000248340	0,000199420	0,000179160	0,000129870	0,000195200	0,000213890	0,000192603
	4	0,000191040	0,000141590	0,000166330	0,000173190	0,000223480	0,000244060	0,000152820	0,000188440	0,000172500	0,000162120	0,000181557
	5	0,000143050	0,000222750	0,000308440	0,000206000	0,000174490	0,000196070	0,000205490	0,000221110	0,000186880	0,000169070	0,000203335
	6	0,000241240	0,000244910	0,000217340	0,000256270	0,000174920	0,000226080	0,000175050	0,000160600	0,000207150	0,000125570	0,000202913
	7	0,000159610	0,000240710	0,000157820	0,000204450	0,000269370	0,000183160	0,000150570	0,000230870	0,000207720	0,000150430	0,000195471
	8	0,000234140	0,000162970	0,000185220	0,000169060	0,000204870	0,000182560	0,000174170	0,000234020	0,000182780	0,000249430	0,000197922
	9	0,000264040	0,000203800	0,000196760	0,000175780	0,000171840	0,000168580	0,000190610	0,000187630	0,000173030	0,000219380	0,000195145
	10	0,000198650	0,000152050	0,000184700	0,000212290	0,000214520	0,000220510	0,000166530	0,000213720	0,000177000	0,000172560	<b>0,000191253</b>

Anexo 48. Resultados entrenamiento RNA para MERVAL

MERVAL	INTERVALO_I												
DATOS	1867												
Training	90	1680											
Testing	10	187											
RETRASOS	NEURONAS OCULTAS	MSE Validación										Promedio	
		Entrenamiento											
1	3	0,00032106	0,00053270	0,00057133	0,00046786	0,00040216	0,00059183	0,00060392	0,00048614	0,00042598	0,00043709	0,0004840070	
	4	0,00054403	0,00044050	0,00042584	0,00053656	0,00053581	0,00054623	0,00046599	0,00054152	0,00059555	0,00041208	0,0005044110	
	5	0,00040268	0,00045598	0,00044016	0,00039782	0,00069186	0,00053706	0,00043087	0,00045551	0,00041201	0,00042099	0,0004644940	
	6	0,00055057	0,00052581	0,00042734	0,00048937	0,00061122	0,00051128	0,00058529	0,00038049	0,00049136	0,00061566	0,0005188390	
	7	0,00039633	0,00046427	0,00057450	0,00049309	0,00052986	0,00049449	0,00052213	0,00044514	0,00057524	0,00047970	0,0004974750	
	8	0,00057095	0,00055219	0,00047467	0,00050180	0,00040967	0,00054955	0,00054803	0,00076990	0,00054453	0,00046929	0,0005390580	
	9	0,00041750	0,00056046	0,00051617	0,00044626	0,00061581	0,00049703	0,00050522	0,00052016	0,00041951	0,00044256	0,0004940680	
	10	0,00044312	0,00044263	0,00055893	0,00046973	0,00040944	0,00054163	0,00054163	0,00038451	0,00065244	0,00067530	0,0005119360	
	2	3	0,00049928	0,00046820	0,00046481	0,00043283	0,00043596	0,00047228	0,00058429	0,00064588	0,00043937	0,00034938	0,0004792280
		4	0,00061548	0,00047703	0,00052075	0,00040823	0,00046023	0,00051540	0,00045624	0,00062870	0,00055273	0,00051386	0,0005148650
5		0,00052138	0,00047023	0,00046555	0,00042782	0,00047748	0,00055295	0,00038887	0,00049874	0,00050857	0,00038148	0,0004693070	
6		0,00045447	0,00058813	0,00039749	0,00054847	0,00039050	0,00064574	0,00050929	0,00055920	0,00036731	0,00040735	0,0004867950	
7		0,00056356	0,00061593	0,00054486	0,00044605	0,00045872	0,00056430	0,00043915	0,00037293	0,00056306	0,00050887	0,0005077430	
8		0,00054084	0,00048701	0,00053214	0,00062814	0,00056248	0,00068209	0,00043197	0,00044308	0,00044642	0,00051903	0,0005273200	
9		0,00044763	0,00046844	0,00044806	0,00047038	0,00038213	0,00047874	0,00038930	0,00047342	0,00079221	0,00056760	0,0004917910	
10		0,00038721	0,00061001	0,00060947	0,00048278	0,00040455	0,00042154	0,00051076	0,00046458	0,00037533	0,00059388	0,0004860110	
3		3	0,00062588	0,00043583	0,00051304	0,00046228	0,00053157	0,00060383	0,00045996	0,00046135	0,00047784	0,00055704	0,0005128620
		4	0,00052146	0,00041297	0,00048783	0,00049562	0,00044556	0,00056000	0,00050259	0,00048687	0,00047696	0,00050797	0,0004897830
	5	0,00041927	0,00054146	0,00044039	0,00049389	0,00048153	0,00049860	0,00040569	0,00055769	0,00063852	0,00049133	0,0004968370	
	6	0,00058343	0,00040493	0,00042762	0,00068653	0,00051291	0,00056194	0,00050067	0,00052482	0,00045489	0,00051679	0,0005174530	
	7	0,00050055	0,00041855	0,00053980	0,00048795	0,00048795	0,00048372	0,00040426	0,00054487	0,00050721	0,00055367	0,0004928530	
	8	0,00047268	0,00038071	0,00042370	0,00046693	0,00058222	0,00053967	0,00037279	0,00050664	0,00050394	0,00047269	0,0004721970	
	9	0,00049873	0,00056989	0,00070332	0,00046520	0,00055450	0,00063657	0,00050750	0,00042457	0,00062385	0,00061127	0,0005595400	
	10	0,00041465	0,00057254	0,00036846	0,00060432	0,00051502	0,00050008	0,00043552	0,00046876	0,00057793	0,00070430	0,0005161580	
	4	3	0,00043201	0,00053456	0,00048659	0,00054258	0,00045677	0,00058029	0,00049662	0,00042533	0,00043257	0,00060154	0,0004988860
		4	0,00071473	0,00053713	0,00065421	0,00050622	0,00051826	0,00049339	0,00054017	0,00048070	0,00041897	0,00049364	0,0005357420
5		0,00050498	0,00039542	0,00048849	0,00049949	0,00035453	0,00045326	0,00060587	0,00045069	0,00053407	0,00061169	0,0004898490	
6		0,00061965	0,00051637	0,00028983	0,00049816	0,00052450	0,00058404	0,00043257	0,00043859	0,00056216	0,00050030	0,0004966170	
7		0,00050553	0,00053645	0,00048938	0,00049201	0,00045488	0,00067327	0,00043535	0,00067168	0,00052228	0,00051621	0,0005297040	
8		0,00051023	0,00048755	0,00050059	0,00060633	0,00047629	0,00059032	0,00046882	0,00064108	0,00050662	0,00040242	0,0005190250	
9		0,00043831	0,00049362	0,00050765	0,00059420	0,00056903	0,00045764	0,00045459	0,00050957	0,00056349	0,00055690	0,0005145000	
10		0,00044084	0,00054850	0,00055643	0,00055659	0,00058308	0,00051689	0,00069173	0,00038673	0,00048307	0,00058755	0,0005351410	
5		3	0,00045908	0,00057877	0,00042718	0,00042444	0,00040272	0,00040316	0,00040227	0,00055432	0,00041827	0,00047204	0,0004542250
		4	0,00058149	0,00042510	0,00050060	0,00045750	0,00038396	0,00061111	0,00048411	0,00053053	0,00050457	0,00036534	0,0004844310
	5	0,00048723	0,00046348	0,00045287	0,00049561	0,00052149	0,00041092	0,00045734	0,00055036	0,00050021	0,00052915	0,0004868660	
	6	0,00051219	0,00055632	0,00048000	0,00060336	0,00066276	0,00040078	0,00047562	0,00059397	0,00045562	0,00040651	0,0005147130	
	7	0,00067257	0,00056324	0,00058736	0,00047267	0,00060240	0,00050033	0,00055241	0,00061177	0,00055027	0,00065893	0,0005771950	
	8	0,00048643	0,00040690	0,00046730	0,00047266	0,00048815	0,00056416	0,00040404	0,00040990	0,00059888	0,00050985	0,0004808270	
	9	0,00061905	0,00064139	0,00040942	0,00052986	0,00063265	0,00050772	0,00057675	0,00065125	0,00042422	0,00047443	0,0005466740	
	10	0,00046033	0,00049377	0,00056868	0,00065258	0,00052577	0,00054019	0,00049270	0,00049270	0,00051813	0,00060801	0,0005352860	
	7	3	0,00044685	0,00056812	0,00051878	0,00046712	0,00070526	0,00046195	0,00070551	0,00044748	0,00056092	0,00058966	0,0005471650
		4	0,00059360	0,00054578	0,00050590	0,00046359	0,00047656	0,00046665	0,00052288	0,00044487	0,00059630	0,00043945	0,0005055580
5		0,00068535	0,00052590	0,00036416	0,00045405	0,00056904	0,00041273	0,00051939	0,00039891	0,00049207	0,00060704	0,0005028640	
6		0,00049546	0,00059699	0,00059972	0,00059788	0,00038688	0,00057222	0,00046809	0,00058191	0,00047118	0,00060330	0,0005373630	
7		0,00045768	0,00039938	0,00042412	0,00044236	0,00060418	0,00051235	0,00047234	0,00051501	0,00049653	0,00047555	0,0004799500	
8		0,00043980	0,00071678	0,00061449	0,00050013	0,00036649	0,00054336	0,00058198	0,00045273	0,00062398	0,00044677	0,0005286510	
9		0,00048236	0,00039415	0,00051214	0,00051694	0,00051950	0,00043962	0,00046461	0,00051861	0,00044201	0,00050033	0,0004790270	
10		0,00046634	0,00066415	0,00059040	0,00061208	0,00057834	0,00047755	0,00073391	0,00045950	0,00054279	0,00046539	0,0005590450	

MERVAL	INTERVALO_II											
DATOS	421											
Training	90	379										
Testing	10	42										
RETRASOS	NEURONAS OCULTAS	MSE Validación Entrenamiento										Promedio
1	3	0,00064284	0,00091023	0,00103710	0,00064581	0,00038547	0,00058007	0,00055320	0,00123210	0,00044922	0,00091100	0,000734704
	4	0,00052691	0,00073778	0,00059460	0,00066273	0,00090419	0,00067700	0,00058148	0,00064091	0,00052389	0,00068010	0,000652959
	5	0,00077774	0,00058484	0,00086970	0,00108070	0,00078015	0,00104020	0,00097308	0,00092181	0,00042297	0,00049508	0,000794627
	6	0,00057987	0,00080963	0,00052064	0,00105610	0,00061872	0,00113100	0,00050757	0,00068708	0,00056811	0,00074624	0,000722496
	7	0,00078663	0,00087504	0,00101120	0,00076946	0,00059564	0,00080083	0,00063557	0,00054316	0,00054153	0,00065290	0,000721196
	8	0,00074710	0,00047792	0,00072957	0,00114700	0,00067363	0,00031822	0,00071209	0,00069369	0,00113130	0,00065272	0,000728324
	9	0,00046079	0,00129040	0,00069853	0,00103350	0,00056484	0,00043094	0,00052868	0,00063074	0,00061333	0,00063936	0,000689111
	10	0,00072247	0,00060563	0,00043541	0,00038789	0,00067203	0,00054661	0,00043254	0,00060718	0,00082769	0,00113520	0,000637265
2	3	0,00047795	0,00066218	0,00052928	0,00076280	0,00042807	0,00057070	0,00127170	0,00046729	0,00043722	0,00067567	0,0006282860
	4	0,00057724	0,00027705	0,00065582	0,00068483	0,00041379	0,00079549	0,00075835	0,00082280	0,00024965	0,00059286	0,0005827880
	5	0,00064954	0,00071511	0,00078028	0,00112910	0,00073496	0,00073104	0,00082176	0,00078357	0,00072657	0,00058520	0,0007657130
	6	0,00044327	0,00066712	0,00035487	0,00034434	0,00092607	0,00069332	0,00034007	0,00033081	0,00061493	0,00054645	0,0005261250
	7	0,00076821	0,00102160	0,00099044	0,00045178	0,00025511	0,00045985	0,00048689	0,00059493	0,00069441	0,00046410	0,0006187320
	8	0,00059251	0,00095316	0,00079732	0,00125380	0,00080711	0,00074566	0,00097052	0,00072603	0,00020213	0,00047529	0,0007523530
	9	0,00071199	0,00068599	0,00081188	0,00090912	0,00054873	0,00052919	0,00049133	0,00071798	0,00070805	0,00026215	0,0006376410
	10	0,00073111	0,00112990	0,00067068	0,00044028	0,00049402	0,00069166	0,00054460	0,00047131	0,00053660	0,00118470	0,0006894860
3	3	0,00060302	0,00086164	0,00083720	0,00042888	0,00085590	0,00102240	0,00086623	0,00057122	0,00075675	0,00040198	0,0007205220
	4	0,00099008	0,00062864	0,00041575	0,00045191	0,00036186	0,00040079	0,00065494	0,00067001	0,00073992	0,00046261	0,0005776510
	5	0,00067298	0,00065299	0,00060772	0,00072248	0,00039878	0,00065930	0,00048403	0,00086895	0,00045923	0,00039669	0,0005923150
	6	0,00066693	0,00035102	0,00058230	0,00053064	0,00045807	0,00105470	0,00086326	0,00076540	0,00091407	0,00072638	0,0006912770
	7	0,00063115	0,00070085	0,00103070	0,00085840	0,00078307	0,00055737	0,00056633	0,00066501	0,00043079	0,00080552	0,0007029190
	8	0,00024573	0,00094220	0,00054057	0,00103170	0,00037915	0,00058838	0,00049555	0,00069864	0,00036825	0,00037074	0,0005660910
	9	0,00075497	0,00049335	0,00085111	0,00056656	0,00083297	0,00089040	0,00082875	0,00071177	0,00042165	0,00049753	0,0006849060
	10	0,00044333	0,00101870	0,00080475	0,00070826	0,00042684	0,00033684	0,00078307	0,00080407	0,00052792	0,00065688	0,0006510660
4	3	0,00075257	0,00043337	0,00123510	0,00119550	0,00035127	0,00025011	0,00054404	0,00068461	0,00033826	0,00041936	0,0006204190
	4	0,00085055	0,00089127	0,00064190	0,00039596	0,00038393	0,00105400	0,00083143	0,00067214	0,00047897	0,00070911	0,0006909260
	5	0,00059516	0,00068573	0,00093690	0,00079931	0,00066733	0,00097372	0,00077683	0,00088985	0,00075082	0,00090331	0,0007978960
	6	0,00062280	0,00078628	0,00074907	0,00102370	0,00046618	0,00053487	0,00053613	0,00068972	0,00043431	0,00035966	0,0006202720
	7	0,00049303	0,00062407	0,00092568	0,00030179	0,00042466	0,00079706	0,00039267	0,00038795	0,00071355	0,00057828	0,0005638740
	8	0,00088520	0,00062322	0,00089077	0,00040309	0,00053958	0,00013233	0,00054288	0,00051384	0,00084294	0,00097192	0,0006345770
	9	0,00055470	0,00097070	0,00100910	0,00041637	0,00051063	0,00070029	0,00037561	0,00068450	0,00042677	0,00057232	0,0006220990
	10	0,00079583	0,00021078	0,00054425	0,00067189	0,00072910	0,00061055	0,00089453	0,00059989	0,00070905	0,00077674	0,0006542610
5	3	0,00033288	0,00041501	0,00071622	0,00039984	0,00148220	0,00054870	0,00045662	0,00075827	0,00044950	0,00037119	0,0005930430
	4	0,00111280	0,00056111	0,00062203	0,00089431	0,00087267	0,00101320	0,00108660	0,00067156	0,00073080	0,00033084	0,0007895920
	5	0,00108180	0,00064654	0,00055926	0,00039428	0,00055391	0,00047651	0,00069931	0,00047106	0,00085574	0,00064530	0,0006383710
	6	0,00082480	0,00097805	0,00051149	0,00050363	0,00069825	0,00082507	0,00038512	0,00047539	0,00052272	0,00070381	0,0006428330
	7	0,00047112	0,00040858	0,00064746	0,00062880	0,00061423	0,00058922	0,00064650	0,00050795	0,00039351	0,00113810	0,0006045470
	8	0,00057109	0,00055016	0,00041596	0,00075301	0,00069087	0,00057419	0,00099440	0,00089829	0,00059096	0,00066939	0,0006708320
	9	0,00073230	0,00070314	0,00058457	0,00053175	0,00147790	0,00043430	0,00054783	0,00060043	0,00094241	0,00085157	0,0007406200
	10	0,00050388	0,00080435	0,00061554	0,00064424	0,00075775	0,00071430	0,00084259	0,00051196	0,00063168	0,00076529	0,0006791580

MERVAL	INTERVALO_III											
DATOS	458											
Training	90	412										
Testing	10	46										
RETRASOS	NEURONAS OCULTAS	MSE_Valdidación_Entrenamiento										Promedio
1	3	0,00027692	0,00028305	0,00018817	0,00042699	0,00038843	0,00047336	0,00034449	0,00032253	0,00035320	0,00021260	0,0003269740
	4	0,00014838	0,00017516	0,00036899	0,00040876	0,00034499	0,00030235	0,00024811	0,00041112	0,00046016	0,00018249	0,0003050510
	5	0,00026403	0,00029348	0,00031808	0,00035961	0,00026607	0,00021327	0,00028454	0,00029650	0,00041231	0,00023595	0,0002943840
	6	0,00041490	0,00022171	0,00022048	0,00030837	0,00035009	0,00047220	0,00031050	0,00032935	0,00040753	0,00029907	0,0003334200
	7	0,00031474	0,00022514	0,00031113	0,00036572	0,00040719	0,00031353	0,00021499	0,00037407	0,00020264	0,00038542	0,0003114570
	8	0,00035814	0,00030462	0,00034142	0,00042026	0,00052598	0,00035328	0,00032782	0,00032431	0,00030225	0,00022080	0,0003478880
	9	0,00027820	0,00036676	0,00024905	0,00020761	0,00022752	0,00021344	0,00031307	0,00033216	0,00025469	0,00032460	0,0002767100
	10	0,00033734	0,00021385	0,00029818	0,00028615	0,00029863	0,00023256	0,00022168	0,00023113	0,00021636	0,00038724	0,0002723120
2	3	0,00035963	0,00027422	0,00031577	0,00029759	0,00032039	0,00027223	0,00020216	0,00043206	0,00030052	0,00028963	0,0003064200
	4	0,00035350	0,00039150	0,00032452	0,00032700	0,00033228	0,00051513	0,00033139	0,00026675	0,00036283	0,00024434	0,0003449240
	5	0,00023089	0,00041725	0,00025250	0,00040406	0,00027563	0,00024148	0,00034400	0,00032841	0,00045957	0,00047088	0,0003424670
	6	0,00039447	0,00028210	0,00026671	0,00015672	0,00028020	0,00021167	0,00026669	0,00042385	0,00035282	0,00022345	0,0002858680
	7	0,00033013	0,00032318	0,00036604	0,00029544	0,00028639	0,00032636	0,00026184	0,00029168	0,00042384	0,00023395	0,0003138850
	8	0,00018976	0,00037679	0,00033105	0,00031341	0,00027799	0,00023087	0,00019792	0,00039440	0,00030124	0,00024184	0,0002855270
	9	0,00040255	0,00028793	0,00027151	0,00035045	0,00026772	0,00023103	0,00029394	0,00044856	0,00039017	0,00035541	0,0003299270
	10	0,00035882	0,00015737	0,00039445	0,00022759	0,00035320	0,00027778	0,00030572	0,00046405	0,00032338	0,00023705	0,0003099410
3	3	0,00020073	0,00029963	0,00026226	0,00021953	0,00023075	0,00027076	0,00017149	0,00027244	0,00023508	0,00030881	0,0002471480
	4	0,00032062	0,00039058	0,00043672	0,00026453	0,00038299	0,00027536	0,00033556	0,00026522	0,00028774	0,00022888	0,0003188200
	5	0,00031388	0,00025525	0,00029152	0,00030783	0,00040610	0,00038908	0,00040780	0,00029817	0,00024429	0,00027058	0,0003184500
	6	0,00028799	0,00034932	0,00020036	0,00025332	0,00028840	0,00021286	0,00025093	0,00027906	0,00028085	0,00035253	0,0002755620
	7	0,00042159	0,00023018	0,00030265	0,00032021	0,00026382	0,00049114	0,00028833	0,00024658	0,00020146	0,00019326	0,0002959220
	8	0,00024613	0,00022523	0,00039020	0,00026370	0,00034828	0,00032986	0,00035619	0,00039966	0,00025299	0,00023083	0,0003043070
	9	0,00022918	0,00038536	0,00028411	0,00026436	0,00037467	0,00027500	0,00041938	0,00018880	0,00049088	0,00020501	0,0003116750
	10	0,00035370	0,00021294	0,00030235	0,00026811	0,00028173	0,00034462	0,00035494	0,00021238	0,00026496	0,00039369	0,0002989420
4	3	0,00027104	0,00031711	0,00020167	0,00028239	0,00037384	0,00031070	0,00028520	0,00033958	0,00025446	0,00022050	0,0002856490
	4	0,00020273	0,00030834	0,00017473	0,00025031	0,00026746	0,00023408	0,00032248	0,00019485	0,00021384	0,00038439	0,0002553210
	5	0,00026873	0,00040176	0,00035009	0,00035352	0,00020408	0,00036150	0,00024877	0,00026807	0,00028103	0,00045063	0,0003188180
	6	0,00036494	0,00046581	0,00029685	0,00033560	0,00029069	0,00031152	0,00024865	0,00046285	0,00043210	0,00041518	0,0003624190
	7	0,00037674	0,00041989	0,00040274	0,00026968	0,00034673	0,00036575	0,00021955	0,00027666	0,00034345	0,00021293	0,0003234120
	8	0,00021918	0,00034680	0,00039118	0,00034258	0,00039275	0,00031400	0,00040863	0,00032600	0,00032444	0,00020293	0,0003268490
	9	0,00039106	0,00038723	0,00053837	0,00030645	0,00043320	0,00020612	0,00036623	0,00039305	0,00023228	0,00019373	0,0003447720
	10	0,00035098	0,00029859	0,00047269	0,00037982	0,00035745	0,00023011	0,00034911	0,00046175	0,00021635	0,00050504	0,0003621890
5	3	0,00028081	0,00049568	0,00031799	0,00019157	0,00035851	0,00028387	0,00031518	0,00036150	0,00024842	0,00026002	0,0003113550
	4	0,00027092	0,00030895	0,00026910	0,00026051	0,00025192	0,00041486	0,00031397	0,00030781	0,00025766	0,00018866	0,0002844360
	5	0,00032387	0,00021875	0,00022713	0,00036532	0,00022072	0,00026449	0,00023943	0,00023148	0,00032193	0,00025913	0,0002672250
	6	0,00037829	0,00029366	0,00028967	0,00029607	0,00034526	0,00017747	0,00022319	0,00043770	0,00038405	0,00025232	0,0003077680
	7	0,00022008	0,00026709	0,00025999	0,00038491	0,00030219	0,00022492	0,00031602	0,00039252	0,00028375	0,00022251	0,0002873980
	8	0,00028606	0,00027012	0,00019435	0,00033005	0,00021552	0,00030211	0,00020561	0,00022083	0,00022671	0,00030454	0,0002555900
	9	0,00026991	0,00030609	0,00027401	0,00024910	0,00033189	0,00028982	0,00030455	0,00029339	0,00018980	0,00033973	0,0002848290
	10	0,00037836	0,00050928	0,00051211	0,00022195	0,00022576	0,00033253	0,00021696	0,00035527	0,00027737	0,00021214	0,0003241730

MERVAL	INTERVALO_IV											
DATOS	329											
Training	90	296										
Testing	10	33										
RETRASOS	NEURONAS OCULTAS	MSE_Valdidación Entrenamiento										Promedio
1	3	0,00027270	0,00033162	0,00019130	0,00050552	0,00026837	0,00035191	0,00030506	0,00032598	0,00036574	0,00027041	0,000318861
	4	0,00048056	0,00031516	0,00051842	0,00060575	0,00042418	0,00036105	0,00018290	0,00029709	0,00021624	0,00067288	0,000407423
	5	0,00021442	0,00029756	0,00022711	0,00020776	0,00041326	0,00024837	0,00031366	0,00050925	0,00041599	0,00023532	0,000308270
	6	0,00030950	0,00037378	0,00025735	0,00037943	0,00032546	0,00018290	0,00058517	0,00039580	0,00023165	0,00040103	0,000344207
	7	0,00024461	0,00032223	0,00027191	0,00036653	0,00034863	0,00061192	0,00027888	0,00039677	0,00038925	0,00045854	0,000368927
	8	0,00054571	0,00023303	0,00020020	0,00036054	0,00032860	0,00018773	0,00029656	0,00022978	0,00043940	0,00065460	0,000347615
	9	0,00065072	0,00056085	0,00028824	0,00060398	0,00021680	0,00035877	0,00026700	0,00075468	0,00029682	0,00025251	0,000425037
	10	0,00027869	0,00037456	0,00023678	0,00029556	0,00067037	0,00035641	0,00028845	0,00037265	0,00033632	0,00016999	0,000337978
2	3	0,00033723	0,00029546	0,00039358	0,00023806	0,00027580	0,00031621	0,00030873	0,00033854	0,00053146	0,00042103	0,000345610
	4	0,00028668	0,00021128	0,00060539	0,00039686	0,00037966	0,00027925	0,00036755	0,00013208	0,00038358	0,00034670	0,000338903
	5	0,00035241	0,00062749	0,00031322	0,00036391	0,00033972	0,00074920	0,00039419	0,00041793	0,00034341	0,00040178	0,000430326
	6	0,00038951	0,00061555	0,00033971	0,00070169	0,00036352	0,00020818	0,00028810	0,00046193	0,00330250	0,00032197	0,000699266
	7	0,00040198	0,00055823	0,00031489	0,00034986	0,00035335	0,00048500	0,00049835	0,00050336	0,00029966	0,00034791	0,000411259
	8	0,00060089	0,00062906	0,00026534	0,00043989	0,00059625	0,00054378	0,00027208	0,00046320	0,00038641	0,00349360	0,000769050
	9	0,00020844	0,00024053	0,00032073	0,00057260	0,00028658	0,00052288	0,00031658	0,00041320	0,00030123	0,00040678	0,000358955
	10	0,00032111	0,00035487	0,00067030	0,00034319	0,00034457	0,00071997	0,00049557	0,00026709	0,00041986	0,00025841	0,000419494
3	3	0,00046715	0,00057380	0,00031138	0,00022714	0,00030045	0,00036216	0,00034777	0,00029798	0,00045301	0,00036935	0,0003710190
	4	0,00039694	0,00032649	0,00028338	0,00035381	0,00040163	0,00033027	0,00017128	0,00022909	0,00034024	0,00033323	0,0003166360
	5	0,00036616	0,00064843	0,00025151	0,00021806	0,00039190	0,00056601	0,00039559	0,00079238	0,00036777	0,00039622	0,0004394030
	6	0,00047738	0,00047808	0,00036787	0,00020732	0,00017355	0,00022589	0,00037784	0,00040584	0,00039032	0,00027953	0,0003383620
	7	0,00044147	0,00046281	0,00024895	0,00055868	0,00041017	0,00033264	0,00051271	0,00041722	0,00032969	0,00026381	0,0003978150
	8	0,00040839	0,00066105	0,00039104	0,00031374	0,00030663	0,00026426	0,00025443	0,00067065	0,00041236	0,00053911	0,0004221660
	9	0,00033520	0,00026186	0,00028644	0,00027302	0,00073377	0,00041789	0,00048406	0,00033572	0,00022113	0,00052256	0,0003871650
	10	0,00031865	0,00038207	0,00017191	0,00030840	0,00035249	0,00053400	0,00018121	0,00054171	0,00046636	0,00047675	0,0003733550
4	3	0,00027372	0,00036365	0,00037270	0,00038447	0,00048039	0,00017339	0,00032469	0,00035948	0,00024181	0,00038249	0,0003356790
	4	0,00059167	0,00023216	0,00027232	0,00039454	0,00026799	0,00026021	0,00067687	0,00020963	0,00042146	0,00029581	0,0003622660
	5	0,00040393	0,00026637	0,00040698	0,00037187	0,00076285	0,00035298	0,00055691	0,00043012	0,00052112	0,00022307	0,0004296200
	6	0,00028187	0,00045300	0,00036510	0,00028180	0,00027781	0,00026927	0,00039677	0,00039871	0,00038126	0,00037820	0,0003483790
	7	0,00020313	0,00029932	0,00031847	0,00037455	0,00039239	0,00029799	0,00034237	0,00038024	0,00031812	0,00065018	0,0003576760
	8	0,00042622	0,00025161	0,00033644	0,00027808	0,00031829	0,00024601	0,00019786	0,00054541	0,00030905	0,00063474	0,0003543710
	9	0,00026303	0,00037587	0,00059342	0,00040239	0,00057053	0,00052599	0,00030205	0,00032120	0,00045080	0,00055525	0,0004360530
	10	0,00056254	0,00031546	0,00023248	0,00046444	0,00024146	0,00029749	0,00061652	0,00030160	0,00033495	0,00038387	0,0003750810
5	3	0,00030982	0,00018074	0,00041495	0,00026033	0,00051690	0,00021546	0,00028057	0,00045672	0,00035907	0,00022961	0,0003224170
	4	0,00027812	0,00053638	0,00038072	0,00038985	0,00045903	0,00046785	0,00038518	0,00037507	0,00028432	0,00057796	0,0004134480
	5	0,00053306	0,00033762	0,00060010	0,00023197	0,00018525	0,00018589	0,00029785	0,00029689	0,00029647	0,00041539	0,0003380490
	6	0,00030665	0,00031804	0,00019057	0,00030631	0,00027959	0,00021917	0,00027934	0,00033211	0,00026347	0,00026733	0,0002762580
	7	0,00041840	0,00033729	0,00021569	0,00039301	0,00041446	0,00027156	0,00037036	0,00038243	0,00055843	0,00031134	0,0003672970
	8	0,00031759	0,00031676	0,00030205	0,00072153	0,00035519	0,00043309	0,00067053	0,00033465	0,00033789	0,00038900	0,0004178280
	9	0,00043462	0,00034638	0,00032053	0,00048840	0,00025244	0,00025872	0,00027994	0,00031396	0,00024743	0,00034684	0,0003289260
	10	0,00025536	0,00020032	0,00040628	0,00063574	0,00036541	0,00035741	0,00047601	0,00033448	0,00052247	0,00040115	0,0003954630

MERVAL	INTERVALO_V											
DATOS	354											
Training	90	319										
Testing	10	35										
RETRASOS	NEURONAS OCULTAS	MSE Validación Entrenamiento										Promedio
1	3	0,00027643	0,00023818	0,00037475	0,00026704	0,00031694	0,00030519	0,00032781	0,00020554	0,00033297	0,00032521	0,0002970060
	4	0,00029771	0,00038065	0,00017088	0,00028427	0,00026931	0,00028554	0,00021196	0,00024120	0,00020235	0,00032525	0,0002669120
	5	0,00021752	0,00048149	0,00026458	0,00039249	0,00036556	0,00042390	0,00022653	0,00027653	0,00033186	0,00023731	0,0003217770
	6	0,00033961	0,00027556	0,00026970	0,00020708	0,00037611	0,00041954	0,00021081	0,00025853	0,00025202	0,00032569	0,0002934650
	7	0,00025813	0,00029915	0,00022231	0,00026748	0,00033182	0,00022081	0,00024482	0,00021151	0,00035114	0,00025335	0,0002660520
	8	0,00026878	0,00038443	0,00024021	0,00044033	0,00029480	0,00032999	0,00020048	0,00027917	0,00023313	0,00023849	0,0002909810
	9	0,00035805	0,00031099	0,00036186	0,00022248	0,00034999	0,00037700	0,00034981	0,00032895	0,00039681	0,00034358	0,0003399520
	10	0,00016542	0,00027027	0,00033710	0,00022736	0,00037592	0,00025585	0,00021617	0,00019290	0,00022921	0,00028111	0,0002551310
2	3	0,00036235	0,00030099	0,00026322	0,00030067	0,00030659	0,00023303	0,00028995	0,00032458	0,00020787	0,00033247	0,0002921720
	4	0,00019892	0,00015093	0,00034785	0,00025492	0,00017992	0,00024013	0,00020045	0,00030420	0,00034077	0,00026478	0,0002482870
	5	0,00022827	0,00037246	0,00034524	0,00020343	0,00028490	0,00020357	0,00021690	0,00011947	0,00034100	0,00017555	0,0002490790
	6	0,00031716	0,00025955	0,00030276	0,00031629	0,00032817	0,00040933	0,00018487	0,00036142	0,00021982	0,00022626	0,0002925630
	7	0,00035958	0,00021566	0,00017874	0,00020549	0,00031504	0,00029459	0,00027917	0,00022046	0,00018947	0,00029634	0,0002554540
	8	0,00043816	0,00023982	0,00027289	0,00026238	0,00025391	0,00031895	0,00022232	0,00020435	0,00029309	0,00036802	0,0002873890
	9	0,00020890	0,00045174	0,00022802	0,00032428	0,00025784	0,00030673	0,00027238	0,00021714	0,00031200	0,00027002	0,0002849050
	10	0,00034711	0,00026988	0,00022014	0,00028727	0,00018975	0,00031652	0,00025990	0,00026439	0,00027672	0,00027002	0,0002701700
3	3	0,00024934	0,00026059	0,00035605	0,00011814	0,00025317	0,00020319	0,00037892	0,00021152	0,00019438	0,00021223	0,0002437530
	4	0,00026936	0,00023652	0,00020604	0,00040600	0,00031225	0,00019053	0,00022964	0,00033020	0,00035938	0,00021569	0,0002755610
	5	0,00025054	0,00029245	0,00020325	0,00027204	0,00032983	0,00024438	0,00041295	0,00027835	0,00021673	0,00024169	0,0002742210
	6	0,00038896	0,00021316	0,00036133	0,00027273	0,00029599	0,00032831	0,00027898	0,00033579	0,00027419	0,00028800	0,0002947440
	7	0,00033524	0,00028329	0,00034803	0,00024971	0,00027077	0,00020309	0,00021722	0,00023861	0,00023641	0,00028129	0,0002663660
	8	0,00027283	0,00027283	0,00019326	0,00024905	0,00023094	0,00032960	0,00026549	0,00026832	0,00017644	0,00017779	0,0002436550
	9	0,00031951	0,00032570	0,00052560	0,00029876	0,00034867	0,00046649	0,00036229	0,00025232	0,00015581	0,00035983	0,0003414980
	10	0,00030197	0,00030611	0,00028523	0,00029482	0,00036166	0,00030008	0,00026489	0,00047137	0,00024022	0,00019872	0,0003025070
4	3	0,00026871	0,00031806	0,00028827	0,00020425	0,00030473	0,00027407	0,00033292	0,00033517	0,00032946	0,00025672	0,0002912360
	4	0,00029712	0,00035005	0,00034326	0,00021640	0,00028856	0,00030026	0,00018325	0,00028956	0,00022904	0,00034335	0,0002840850
	5	0,00023890	0,00032522	0,00022134	0,00026325	0,00017575	0,00019130	0,00035939	0,00032042	0,00038152	0,00023199	0,0002709080
	6	0,00029921	0,00037344	0,00017752	0,00024749	0,00026185	0,00029420	0,00025177	0,00033193	0,00021753	0,00022248	0,0002677420
	7	0,00040214	0,00030387	0,00021623	0,00025084	0,00022766	0,00031266	0,00034362	0,00026159	0,00043508	0,00021747	0,0002971160
	8	0,00028311	0,00022078	0,00027197	0,00032648	0,00014824	0,00021715	0,00033865	0,00030097	0,00032280	0,00035349	0,0002783640
	9	0,00027717	0,00027007	0,00025029	0,00025666	0,00023428	0,00024112	0,00019722	0,00038622	0,00024374	0,00035497	0,0002711740
	10	0,00026321	0,00029242	0,00024856	0,00022855	0,00034297	0,00023756	0,00031442	0,00023150	0,00025234	0,00037760	0,0002789130
5	3	0,00030420	0,00027805	0,00019861	0,00034450	0,00032032	0,00021710	0,00025799	0,00031715	0,00028525	0,00030241	0,0002825580
	4	0,00030840	0,00026191	0,00023164	0,00028220	0,00014429	0,00022839	0,00017823	0,00032583	0,00021485	0,00031948	0,0002495220
	5	0,00020352	0,00017839	0,00038404	0,00028071	0,00028567	0,00031561	0,00027335	0,00027402	0,00027886	0,00032316	0,0002797330
	6	0,00024504	0,00030134	0,00024441	0,00023418	0,00026880	0,00035769	0,00031995	0,00037810	0,00037582	0,00028765	0,0003012980
	7	0,00024806	0,00024612	0,00033548	0,00017547	0,00017349	0,00029327	0,00033969	0,00033454	0,00021950	0,00026982	0,0002635440
	8	0,00026512	0,00025408	0,00028650	0,00029386	0,00035982	0,00031510	0,00025556	0,00026367	0,00039280	0,00026604	0,0002952550
	9	0,00032616	0,00019657	0,00019807	0,00029468	0,00026771	0,00023411	0,00028923	0,00040626	0,00032464	0,00031045	0,0002847880
	10	0,00018851	0,00024916	0,00025993	0,00024551	0,00023725	0,00025902	0,00035207	0,00031340	0,00024701	0,00037335	0,0002725210

### Anexo 49. Resultados entrenamiento RNA para IGBVL

IGBVL	INTERVALO_I											
DATOS	1399											
Training	90	1259										
Testing	10	140										
RETASOS	NEURONAS OCULTAS	MSE Validación Entrenamiento										Promedio
1	3	0,000090687	0,000100780	0,000118550	0,000110290	0,000103230	0,000090406	0,000100290	0,000077323	0,000101420	0,000103010	0,0000995986
	4	0,000063157	0,000081726	0,000127770	0,000094713	0,000092068	0,000115980	0,000123410	0,000108410	0,000099344	0,000098597	0,0001005175
	5	0,000089797	0,000088970	0,000131550	0,000089933	0,000124860	0,000107100	0,000105430	0,000078434	0,000089768	0,000088779	0,0000994621
	6	0,000126790	0,000129750	0,000098307	0,000120490	0,000103870	0,000076035	0,000108490	0,000087731	0,000078990	0,000109190	0,0001039643
	7	0,000115970	0,000090685	0,000103050	0,000088187	0,000076619	0,000082683	0,000087834	0,000084382	0,000073143	0,000118110	0,0000920663
	8	0,000107180	0,000134110	0,000123510	0,000091705	0,000152010	0,000110390	0,000108880	0,000101450	0,000128580	0,000148270	0,0001206085
	9	0,000103330	0,000091239	0,000122900	0,000093470	0,000083027	0,000111430	0,000119230	0,000115140	0,000072618	0,000060334	0,0000972718
	10	0,000095896	0,000093301	0,000104730	0,000091980	0,000084548	0,000092011	0,000090985	0,000097595	0,000095913	0,000142820	0,0000989779
2	3	0,000079918	0,000087810	0,000081781	0,000092154	0,000089320	0,000076845	0,000141330	0,000130970	0,000116330	0,000118920	0,0001015378
	4	0,000113950	0,000161720	0,000144500	0,000132130	0,000097497	0,000105350	0,000110550	0,000090860	0,000101340	0,000102540	0,0001160437
	5	0,000111900	0,000086670	0,000097951	0,000107960	0,000115910	0,000112050	0,000093492	0,000105290	0,000091218	0,000161010	0,0001083451
	6	0,000120510	0,000141360	0,000106220	0,000103330	0,000103040	0,000092005	0,000109330	0,000085876	0,000088105	0,000098198	0,0001047974
	7	0,000116530	0,000085247	0,000098416	0,000079345	0,000098874	0,000105960	0,000124760	0,000102410	0,000108370	0,000108970	0,0001028882
	8	0,000132560	0,000096496	0,000100460	0,000101290	0,000101790	0,000091423	0,000080601	0,000111920	0,000108140	0,000108290	0,0001032970
	9	0,000116880	0,000083262	0,000117310	0,000120490	0,000115220	0,000083770	0,000099449	0,000084037	0,000130990	0,000083198	0,0001034606
	10	0,000062560	0,000104000	0,000098372	0,000100820	0,000096893	0,000097403	0,000120460	0,000102320	0,000094045	0,000107580	0,0000984453
3	3	0,000117560	0,000099813	0,000140770	0,000093374	0,000141030	0,000113190	0,000083333	0,000092950	0,000070821	0,000096251	0,0001049092
	4	0,000152170	0,000083112	0,000124250	0,000095879	0,000122950	0,000122800	0,000083534	0,000113470	0,000103740	0,000097868	0,0001099773
	5	0,000103890	0,000087662	0,000100380	0,000097363	0,000097566	0,000075280	0,000148130	0,000117130	0,000111960	0,000082315	0,0001021676
	6	0,000103870	0,000120520	0,000113570	0,000143190	0,000136620	0,000118460	0,000117830	0,000103010	0,000142790	0,000144260	0,0001244120
	7	0,000098927	0,000134410	0,000143710	0,000085534	0,000075541	0,000095644	0,000118070	0,000086267	0,000083715	0,000095837	0,0001017655
	8	0,000125700	0,000139510	0,000083828	0,000088312	0,000109410	0,000101430	0,000106620	0,000089433	0,000137570	0,000097386	0,0001079199
	9	0,000120640	0,000128250	0,000124750	0,000077135	0,000082823	0,000093077	0,000103740	0,000136350	0,000125430	0,000127820	0,0001120015
	10	0,000086793	0,000122130	0,000124200	0,000082040	0,000119920	0,000159860	0,000121140	0,000103670	0,000108600	0,000115530	0,0001143883
4	3	0,000105300	0,000116650	0,000125560	0,000078081	0,000111960	0,000099920	0,000115300	0,000105710	0,000096681	0,000121380	0,0001076542
	4	0,000080659	0,000092904	0,000115340	0,000118950	0,000130080	0,000109840	0,000133370	0,000090442	0,000067532	0,000086901	0,0001026018
	5	0,000109960	0,000119760	0,000098582	0,000124390	0,000123090	0,000106560	0,000106490	0,000090064	0,000128330	0,000112800	0,0001120026
	6	0,000102940	0,000130020	0,000116820	0,000151530	0,000110100	0,000118040	0,000104470	0,000117420	0,000105330	0,000105360	0,0001162030
	7	0,000095845	0,000108990	0,000121450	0,000104790	0,000102950	0,000084755	0,000130440	0,000082515	0,000123220	0,000119720	0,0001074675
	8	0,000117980	0,000129900	0,000133850	0,000106900	0,000088851	0,000118430	0,000107250	0,000097688	0,000109380	0,000090792	0,0001101021
	9	0,000120010	0,000073678	0,000127740	0,000110650	0,000102710	0,000109670	0,000080618	0,000084548	0,000088333	0,000085775	0,0000983732
	10	0,000183140	0,000085270	0,000103570	0,000121810	0,000098151	0,000104750	0,000112080	0,000104810	0,000095399	0,000108880	0,0001117860
5	3	0,000107970	0,000084622	0,000115460	0,000118650	0,000116700	0,000124030	0,000099634	0,000096399	0,000095722	0,000098020	0,0001057207
	4	0,000097941	0,000100030	0,000102910	0,000106110	0,000115470	0,000103630	0,000095420	0,000089918	0,000080384	0,000112330	0,0001004143
	5	0,000091265	0,000134350	0,000109300	0,000129370	0,000118230	0,000102250	0,000085727	0,000106080	0,000116740	0,000109050	0,0001102362
	6	0,000095988	0,000094269	0,000103650	0,000137270	0,000087378	0,000098156	0,000092385	0,000106090	0,000111570	0,000101240	0,0001027996
	7	0,000095097	0,000103790	0,000065892	0,000148870	0,000130800	0,000113680	0,000091462	0,000095605	0,000101240	0,000061012	0,0001007448
	8	0,000111730	0,000117690	0,000120010	0,000085314	0,000136570	0,000088746	0,000136530	0,000103820	0,000119550	0,000088175	0,0001108135
	9	0,000104870	0,000107390	0,000146570	0,000113810	0,000091945	0,000097425	0,000108580	0,000118270	0,000132100	0,000118800	0,0001139760
	10	0,000109360	0,000135140	0,000111240	0,000123820	0,000124530	0,000080568	0,000103800	0,000094371	0,000097384	0,000102050	0,0001082263

IGBVL	INTERVALO_II												
DATOS	394												
Training	90	355											
Testing	10	39											
RETRASOS	NEURONAS OCULTAS	MSE_Validación_Entrenamiento										Promedio	
1	3	0,00119450	0,00067919	0,00078498	0,00075356	0,00055908	0,00081617	0,00042081	0,00036966	0,00069697	0,00065801	0,000693293	
	4	0,00080425	0,00107340	0,00069536	0,00060225	0,00045538	0,00057799	0,00066977	0,00080381	0,00078915	0,00065318	0,000712454	
	5	0,00031055	0,00049635	0,00097601	0,00036620	0,00051318	0,00048766	0,00078999	0,00074985	0,00073316	0,00089491	0,000631786	
	6	0,00067302	0,00062279	0,00084048	0,00114090	0,00048326	0,00085543	0,00079947	0,00030508	0,00060766	0,00093033	0,000725842	
	7	0,00071495	0,00078420	0,00072086	0,00031268	0,00110830	0,00044454	0,00055464	0,00053615	0,00044170	0,00069900	0,000631702	
	8	0,00048778	0,00063007	0,00064925	0,00127940	0,00079119	0,00085129	0,00068379	0,00027276	0,00058320	0,00056255	0,000679128	
	9	0,00113750	0,00068581	0,00069659	0,00057834	0,00029060	0,00066407	0,00054812	0,00112820	0,00119390	0,00072835	0,000765148	
	10	0,00056255	0,00175840	0,00084543	0,00040826	0,00060424	0,00032185	0,00062397	0,00085843	0,00077293	0,00040614	0,00071622	
	2	3	0,00089464	0,00101010	0,00090900	0,00063216	0,00062590	0,00081413	0,000855260	0,00094311	0,00131840	0,00068163	0,0008684330
		4	0,00051742	0,00045787	0,00046163	0,00087610	0,00054765	0,00054765	0,00092698	0,00073829	0,00058930	0,00044368	0,0006106570
5		0,00074054	0,00080004	0,00060554	0,00063942	0,00081939	0,00061628	0,00074203	0,00129150	0,00051474	0,00033408	0,0007103560	
6		0,00086090	0,00088075	0,00057948	0,00045337	0,00083190	0,00086276	0,00072953	0,00070256	0,00089081	0,00089081	0,0007682870	
7		0,00035124	0,00063933	0,00091655	0,00076280	0,00042955	0,00106740	0,00050810	0,00072702	0,00101700	0,00037430	0,0006793290	
8		0,00115150	0,00079786	0,00062178	0,00057025	0,00091894	0,00115480	0,00052750	0,00087100	0,00064110	0,00083578	0,0008090510	
9		0,00029893	0,00035455	0,00064118	0,00037473	0,00081802	0,00068478	0,00055659	0,00075098	0,00081901	0,00058009	0,0005878860	
10		0,00068669	0,00078362	0,00039845	0,00084310	0,00100940	0,00053684	0,00081140	0,00658480	0,00101580	0,00080347	0,0013473570	
3		3	0,00094096	0,00082271	0,00061607	0,00078667	0,00092657	0,00091318	0,00113190	0,00094451	0,00067169	0,00051261	0,0008266870
		4	0,00072403	0,00049750	0,00070452	0,00086002	0,00061819	0,00086464	0,00146700	0,00078021	0,00059477	0,00080891	0,0007919790
	5	0,00061706	0,00056719	0,00085654	0,00072851	0,00067969	0,00153350	0,00138540	0,00074705	0,00096552	0,00055492	0,0008635380	
	6	0,00060465	0,00066222	0,00036113	0,00099355	0,00089127	0,00094081	0,00058922	0,00099474	0,00075337	0,00074333	0,0007534290	
	7	0,00042578	0,00095190	0,00040331	0,00068771	0,00102810	0,00068550	0,00068539	0,00045444	0,00073352	0,00053687	0,0006592520	
	8	0,00039959	0,00030857	0,00069684	0,00089608	0,00061106	0,00039900	0,00044523	0,00125720	0,00082072	0,00037003	0,0006204320	
	9	0,00031386	0,00043399	0,00045823	0,00114240	0,00032802	0,00061599	0,00099176	0,00117420	0,00055073	0,00064028	0,0006649460	
	10	0,00068706	0,00126740	0,00076525	0,00060966	0,00060742	0,00100270	0,00128890	0,00099958	0,00053978	0,00049937	0,0008267120	
	4	3	0,00027671	0,00050323	0,00114710	0,00090015	0,00051539	0,00100860	0,00064020	0,00037552	0,00067736	0,00097056	0,0007014820
		4	0,00058258	0,00079235	0,00073213	0,00065710	0,00070313	0,00132330	0,00084241	0,00058321	0,00044221	0,00038686	0,0007045280
5		0,00128810	0,00046522	0,00048278	0,00057774	0,00051417	0,00074726	0,00055363	0,00040547	0,00053966	0,00100800	0,0006582030	
6		0,00050460	0,00069027	0,00101140	0,00082684	0,00085290	0,00040694	0,00052170	0,00041330	0,00091137	0,00061743	0,0006756750	
7		0,00060319	0,00039955	0,00044275	0,00055514	0,00070460	0,00044292	0,00054712	0,00052888	0,00081940	0,00111310	0,0006156650	
8		0,00171030	0,00062730	0,00096357	0,00072308	0,00138470	0,00103590	0,00111240	0,00059880	0,00094480	0,00051202	0,0009612870	
9		0,00071711	0,00033786	0,00067717	0,00120960	0,00049943	0,00025345	0,00107380	0,00052874	0,00065611	0,00043421	0,0006387480	
10		0,00044225	0,00041835	0,00056058	0,00042383	0,00065306	0,00136580	0,00081125	0,00062821	0,00082899	0,00043181	0,0006564130	
5		3	0,00071562	0,00081863	0,00070765	0,00071128	0,00048701	0,00094619	0,00081052	0,00058006	0,00062618	0,00060887	0,0007012010
		4	0,00035277	0,00053673	0,00061851	0,00071638	0,00113470	0,00081467	0,00078471	0,00050900	0,00085742	0,00078978	0,0007114670
	5	0,00098395	0,00056893	0,00044859	0,00061577	0,00110490	0,00049532	0,00089797	0,00083860	0,00099704	0,00070095	0,0007652020	
	6	0,00049556	0,00076869	0,00077774	0,00082874	0,00094460	0,00029201	0,00085409	0,00138880	0,00089463	0,00028927	0,0007534130	
	7	0,00076654	0,00110910	0,00061141	0,00099432	0,00083189	0,00047875	0,00066546	0,00058511	0,00145870	0,00095310	0,0008454380	
	8	0,00047772	0,00073987	0,00099015	0,00077652	0,00068822	0,00081166	0,00119620	0,00106670	0,00084460	0,00104430	0,0008635940	
	9	0,00057257	0,00119090	0,00096490	0,00035163	0,00075309	0,00064479	0,00145410	0,00086612	0,00111240	0,00054588	0,0008456380	
	10	0,00048615	0,00097596	0,00101800	0,00051120	0,00055402	0,00060183	0,00070480	0,00043933	0,00082080	0,00078475	0,0006896840	

IGBVL	INTERVALO_III											
DATOS	476											
Training	90	428										
Testing	10	48										
RETRASOS	NEURONAS OCULTAS	MSE_Validación_Entrenamiento										Promedio
1	3	0,00027038	0,00024150	0,00019362	0,00031385	0,00026347	0,00020050	0,00022310	0,00013954	0,00029893	0,00020965	0,0002354540
	4	0,00023790	0,00038850	0,00019038	0,00022569	0,00022991	0,00020947	0,00030669	0,00020894	0,00032532	0,00019141	0,0002514210
	5	0,00020517	0,00017905	0,00033133	0,00028262	0,00025873	0,00028967	0,00020475	0,00019942	0,00022397	0,00022394	0,0002398650
	6	0,00026835	0,00024127	0,00020381	0,00028274	0,00032148	0,00020171	0,00023623	0,00020063	0,00024902	0,00023918	0,0002444420
	7	0,00029608	0,00027785	0,00024809	0,00022187	0,00028191	0,00022108	0,00021216	0,00027089	0,00019672	0,00024006	0,0002466710
	8	0,00020409	0,00020860	0,00012441	0,00018328	0,00026420	0,00018498	0,00019942	0,00030032	0,00034162	0,00018582	0,0002196740
	9	0,00018250	0,00026527	0,00028787	0,00017721	0,00018196	0,00027532	0,00024187	0,00018302	0,00030469	0,00018156	0,0002281270
	10	0,00026917	0,00023681	0,00022307	0,00023916	0,00025268	0,00032004	0,00028207	0,00020913	0,00019419	0,00023229	0,0002458610
2	3	0,00016810	0,00019673	0,00015239	0,00018224	0,00022924	0,00035655	0,00022711	0,00038898	0,00016086	0,00022538	0,0002287580
	4	0,00024753	0,00014034	0,00029842	0,00036332	0,00020216	0,00017309	0,00016335	0,00026206	0,00015699	0,00022703	0,0002234290
	5	0,00017408	0,00027592	0,00022052	0,00023255	0,00030311	0,00021204	0,00033942	0,00034833	0,00031039	0,00018809	0,0002604450
	6	0,00031401	0,00017397	0,00018692	0,00028956	0,00020236	0,00021324	0,00026671	0,00031757	0,00026442	0,00023999	0,0002468750
	7	0,00025607	0,00026258	0,00024297	0,00025274	0,00156970	0,00027146	0,00024053	0,00027024	0,00029620	0,00016081	0,0003823300
	8	0,00045303	0,00033151	0,00027811	0,00024610	0,00030144	0,00026028	0,00016980	0,00042287	0,00024921	0,00024341	0,0002955760
	9	0,00023544	0,00017580	0,00026553	0,00047787	0,00017239	0,00024593	0,00020965	0,00028141	0,00020315	0,00027126	0,0002538430
	10	0,00030824	0,00017642	0,00011189	0,00037339	0,00032782	0,00023615	0,00031684	0,00018034	0,00027420	0,00022800	0,0002533290
3	3	0,00019364	0,00027370	0,00025730	0,00022454	0,00030667	0,00017030	0,00021303	0,00020833	0,00017585	0,00028863	0,0002311990
	4	0,00026586	0,00023888	0,00013567	0,00026194	0,00025747	0,00024126	0,00021913	0,00026421	0,00022575	0,00025548	0,0002365650
	5	0,00024587	0,00015864	0,00024774	0,00019074	0,00022280	0,00021263	0,00028984	0,00026195	0,00033730	0,00022099	0,0002388500
	6	0,00021457	0,00023991	0,00024827	0,00020134	0,00017994	0,00021538	0,00019681	0,00025479	0,00016091	0,00015877	0,0002070690
	7	0,00033887	0,00028306	0,00027067	0,00027195	0,00018623	0,00026649	0,00024056	0,00018855	0,00021093	0,00016476	0,0002422070
	8	0,00013774	0,00013651	0,00029214	0,00019933	0,00024561	0,00031876	0,00026223	0,00023348	0,00015631	0,00018480	0,0002166910
	9	0,00020220	0,00023619	0,00014247	0,00023879	0,00023677	0,00026203	0,00021666	0,00021666	0,00023730	0,00026521	0,0002254280
	10	0,00033917	0,00024156	0,00031425	0,00025007	0,00022140	0,00021076	0,00029285	0,00029478	0,00027059	0,00014973	0,0002585160
4	3	0,00017806	0,00017590	0,00031936	0,00020514	0,00020705	0,00024755	0,00030642	0,00026136	0,00027063	0,00018266	0,0002354130
	4	0,00025029	0,00021123	0,00024954	0,00026310	0,00020408	0,00029762	0,00020931	0,00022903	0,00024541	0,00026224	0,0002421850
	5	0,00025222	0,00020843	0,00014581	0,00019138	0,00030525	0,00014685	0,00019347	0,00014592	0,00019632	0,00024123	0,0002026880
	6	0,00024481	0,00028158	0,00024336	0,00013933	0,00016251	0,00017117	0,00024292	0,00022089	0,00017550	0,00023786	0,0002119930
	7	0,00030629	0,00015297	0,00021005	0,00026810	0,00027662	0,00020950	0,00014951	0,00013189	0,00021347	0,00019084	0,0002109240
	8	0,00021137	0,00028292	0,00021324	0,00027165	0,00019559	0,00019269	0,00031157	0,00019656	0,00027300	0,00025928	0,0002407870
	9	0,00021391	0,00015988	0,00017897	0,00019295	0,00015003	0,00027094	0,00022377	0,00018114	0,00028800	0,00028801	0,0002147600
	10	0,00027614	0,00027935	0,00026457	0,00014730	0,00026141	0,00025206	0,00032473	0,00027097	0,00021087	0,00022716	0,0002514560
5	3	0,00018658	0,00024086	0,00022099	0,00026490	0,00022572	0,00027689	0,00023069	0,00022438	0,00017700	0,00012356	0,0002171570
	4	0,00019325	0,00022914	0,00013637	0,00018080	0,00024987	0,00018996	0,00011402	0,00027905	0,00017125	0,00018540	0,0001929110
	5	0,00028799	0,00026703	0,00024337	0,00034158	0,00025708	0,00023481	0,00030925	0,00023102	0,00032498	0,00026066	0,0002757770
	6	0,00023007	0,00031203	0,00028200	0,00018675	0,00015710	0,00019819	0,00014843	0,00023766	0,00026571	0,00019118	0,0002209120
	7	0,00015092	0,00027088	0,00022004	0,00030902	0,00017895	0,00026173	0,00022300	0,00033188	0,00028230	0,00012640	0,0002355120
	8	0,00027400	0,00019604	0,00020035	0,00035037	0,00029631	0,00024873	0,00016261	0,00020590	0,00024070	0,00020820	0,0002383210
	9	0,00023132	0,00017490	0,00014464	0,00023381	0,00016652	0,00022238	0,00021652	0,00025476	0,00019159	0,00020126	0,0002037700
	10	0,00014482	0,00022228	0,00040141	0,00016025	0,00022211	0,00026978	0,00028987	0,00027649	0,00023298	0,00018979	0,0002409780

IGBVL	INTERVALO_IV											
DATOS	720											
Training	90	648										
Testing	10	72										
RETRASOS	NEURONAS OCULTAS	MSE_Valdificación_Entrenamiento										Promedio
1	3	0,00015596	0,00011487	0,00020592	0,00021380	0,00023634	0,00027226	0,00021389	0,00036416	0,00019181	0,00026976	0,000223877
	4	0,00026855	0,00036718	0,00035149	0,00021315	0,00018100	0,00034965	0,00016132	0,00022744	0,00017620	0,00023387	0,000252985
	5	0,00012229	0,00028599	0,00022036	0,00008938	0,00020314	0,00013334	0,00030839	0,00031929	0,00010943	0,00023569	0,000202730
	6	0,00035616	0,00033104	0,00013297	0,00017397	0,00015863	0,00013059	0,00013538	0,00015786	0,00211210	0,00018125	0,000386995
	7	0,00016649	0,00017606	0,00013713	0,00020965	0,00011240	0,00020016	0,00023552	0,00040191	0,00018853	0,00015009	0,000197794
	8	0,00019027	0,00021972	0,00016693	0,00014271	0,00017542	0,00023539	0,00021526	0,00024512	0,00012915	0,00016314	0,000188311
	9	0,00019861	0,00031997	0,00013724	0,00015308	0,00017187	0,00024893	0,00023833	0,00017059	0,00019791	0,00034109	0,000217762
	10	0,00021924	0,00018848	0,00011226	0,00024507	0,00014332	0,00013125	0,00015427	0,00025277	0,00016220	0,00012992	0,000173878
2	3	0,00019454	0,00019407	0,00020901	0,00015209	0,00020747	0,00018020	0,00016082	0,00043535	0,00043078	0,00023719	0,000240152
	4	0,00021724	0,00023246	0,00019281	0,00016026	0,00044716	0,00021022	0,00023237	0,00035792	0,00014541	0,00028939	0,000248524
	5	0,00011086	0,00010899	0,00031929	0,00019288	0,00015760	0,00032450	0,00018891	0,00014851	0,00024831	0,00011120	0,000191105
	6	0,00036781	0,00023960	0,00016846	0,00017263	0,00012204	0,00020007	0,00020429	0,00024980	0,00018161	0,00017389	0,000208020
	7	0,00012099	0,00019203	0,00016130	0,00044578	0,00033118	0,00022575	0,00031757	0,00031757	0,00021021	0,00027592	0,000259830
	8	0,00053947	0,00017053	0,00020348	0,00029454	0,00038789	0,00013025	0,00015290	0,00021300	0,00026534	0,00018105	0,000253845
	9	0,00028865	0,00025361	0,00029957	0,00022762	0,00298440	0,00025260	0,00014290	0,00013836	0,00027703	0,00046117	0,000532591
	10	0,00021007	0,00018906	0,00020837	0,00039561	0,00011152	0,00043054	0,00024127	0,00032942	0,00015297	0,00315410	0,000542293
3	3	0,00022678	0,00013432	0,00019637	0,00043103	0,00015611	0,00020691	0,00016382	0,00018514	0,00038824	0,00012438	0,000221310
	4	0,00036022	0,00041066	0,00014854	0,00009780	0,00022573	0,00013148	0,00027733	0,00022270	0,00024762	0,00018645	0,000230853
	5	0,00016908	0,00019347	0,00012575	0,00027292	0,00040795	0,00021981	0,00029724	0,00018003	0,00023184	0,00027405	0,000237214
	6	0,00024799	0,00038769	0,00031187	0,00017626	0,00025421	0,00018542	0,00039416	0,00048079	0,00014783	0,00019669	0,000278291
	7	0,00032997	0,00043231	0,00025024	0,00025770	0,00024049	0,00024268	0,00021361	0,00014990	0,00019503	0,00020193	0,000251386
	8	0,00015645	0,00024141	0,00045475	0,00019347	0,00044194	0,00011544	0,00012949	0,00023034	0,00016482	0,00036226	0,000249037
	9	0,00024712	0,00033529	0,00016958	0,00019696	0,00016011	0,00034057	0,00030986	0,00025469	0,00036655	0,00012523	0,000250596
	10	0,00037750	0,00016910	0,00014051	0,00021810	0,00015015	0,00023817	0,00038437	0,00018316	0,00028030	0,00040734	0,000254870
4	3	0,00020812	0,00020220	0,00022463	0,00014581	0,00012339	0,00025137	0,00023908	0,00021645	0,00024988	0,00014998	0,000201091
	4	0,00046417	0,00017259	0,00018953	0,00028058	0,00026033	0,00034681	0,00015603	0,00015123	0,00032165	0,00024268	0,000258560
	5	0,00024894	0,00028940	0,00023549	0,00021840	0,00022058	0,00029466	0,00023560	0,00015769	0,00016020	0,00021436	0,000227532
	6	0,00021527	0,00020885	0,00017387	0,00047861	0,00034848	0,00034823	0,00022776	0,00025845	0,00012896	0,00012133	0,000250981
	7	0,00026332	0,00018351	0,00019027	0,00020561	0,00021240	0,00026600	0,00011678	0,00019973	0,00047270	0,00013035	0,000224067
	8	0,00022391	0,00022201	0,00018865	0,00032996	0,00039933	0,00025749	0,00024302	0,00014554	0,00026627	0,00019896	0,000247514
	9	0,00013331	0,00027816	0,00029457	0,00019420	0,00019337	0,00024213	0,00022735	0,00024427	0,00030999	0,00041569	0,000253304
	10	0,00027126	0,00046756	0,00022519	0,00025609	0,00020765	0,00019107	0,00022530	0,00021843	0,00017864	0,00033552	0,000257671
5	3	0,00019581	0,00029115	0,00021601	0,00021378	0,00013739	0,00016496	0,00022034	0,00022140	0,00025364	0,00013895	0,000205343
	4	0,00014477	0,00019202	0,00016961	0,00035713	0,00017505	0,00011469	0,00022032	0,00029076	0,00016332	0,00051841	0,000234608
	5	0,00019449	0,00018736	0,00017315	0,00038054	0,00017204	0,00029916	0,00026747	0,00023546	0,00011982	0,00029516	0,000232465
	6	0,00017019	0,00035580	0,00013278	0,00014871	0,00029075	0,00034482	0,00018886	0,00016086	0,00029644	0,00052115	0,000261036
	7	0,00016843	0,00028062	0,00014878	0,00012902	0,00017527	0,00020971	0,00031847	0,00039758	0,00024542	0,00032622	0,000239952
	8	0,00025835	0,00033462	0,00047022	0,00025767	0,00016519	0,00025286	0,00029156	0,00014050	0,00034378	0,00032058	0,000283533
	9	0,00035603	0,00014779	0,00014827	0,00013635	0,00020961	0,00013559	0,00043139	0,00027262	0,00020810	0,00018474	0,000223049
	10	0,00013652	0,00012623	0,00032531	0,00011388	0,00027153	0,00022361	0,00014486	0,00023453	0,00018808	0,00032349	0,000208804

### Anexo 50. Resultados entrenamiento RNA para IPC.

IPC	INTERVALO_I											
DATOS	1903											
Training	90	1713										
Testing	10	190										
RETRASOS	NEURONAS OCULTAS		MSE_Valdidación_Entrenamiento									Promedio
1	3	0,00019890	0,00015753	0,00014667	0,00015707	0,00016916	0,00018923	0,00017230	0,00018203	0,00019938	0,00018406	0,000175633
	4	0,00020530	0,00016193	0,00020560	0,00019380	0,00015885	0,00018180	0,00020425	0,00018510	0,00017401	0,00021362	0,000188426
	5	0,00019517	0,00023030	0,00021296	0,00019872	0,00024230	0,00018319	0,00017130	0,00016766	0,00021146	0,00017597	0,000198903
	6	0,00020672	0,00022248	0,00022483	0,00017117	0,00023158	0,00020304	0,00019777	0,00017564	0,00014849	0,00023676	0,000201848
	7	0,00018130	0,00015969	0,00023397	0,00019683	0,00019143	0,00019012	0,00015476	0,00021434	0,00015522	0,00022595	0,000190361
	8	0,00020501	0,00018341	0,00022010	0,00017008	0,00018679	0,00018984	0,00020607	0,00018383	0,00020776	0,00017737	0,000193026
	9	0,00016380	0,00018383	0,00019561	0,00020065	0,00021142	0,00017727	0,00023182	0,00017811	0,00022581	0,00018267	0,000195099
	10	0,00020804	0,00018595	0,00016528	0,00012799	0,00022312	0,00020504	0,00022593	0,00020816	0,00020390	0,00019482	0,000194823
2	3	0,00016218	0,00016827	0,00020915	0,00020063	0,00020598	0,00021024	0,00024411	0,00018366	0,00019080	0,00017780	0,000195282
	4	0,00022566	0,00019555	0,00021247	0,00018659	0,00022214	0,00017420	0,00017959	0,00016444	0,00016914	0,00021497	0,000194475
	5	0,00026715	0,00021070	0,00020362	0,00019459	0,00018568	0,00020803	0,00019036	0,00020708	0,00019372	0,00013583	0,000199676
	6	0,00016176	0,00016047	0,00021621	0,00021638	0,00019971	0,00018899	0,00018369	0,00022685	0,00026138	0,00015695	0,000197239
	7	0,00023438	0,00025185	0,00023200	0,00020177	0,00020553	0,00018564	0,00019797	0,00017510	0,00021005	0,00021406	0,000210835
	8	0,00019249	0,00017483	0,00020561	0,00020034	0,00022044	0,00023014	0,00018982	0,00017692	0,00022661	0,00021713	0,000203433
	9	0,00016461	0,00014115	0,00018843	0,00015132	0,00017517	0,00019479	0,00022562	0,00017264	0,00019980	0,00015164	<b>0,000176517</b>
	10	0,00022233	0,00022447	0,00023016	0,00017515	0,00021031	0,00017646	0,00019057	0,00025773	0,00020031	0,00022187	0,000210936
3	3	0,00018880	0,00018998	0,00020285	0,00023720	0,00023895	0,00016258	0,00015673	0,00020289	0,00018981	0,00019930	0,000196909
	4	0,00018887	0,00022450	0,00021642	0,00017900	0,00026473	0,00020959	0,00022630	0,00020838	0,00020204	0,00020551	0,000212534
	5	0,00018803	0,00021550	0,00021854	0,00020336	0,00018877	0,00019571	0,00019199	0,00019245	0,00023479	0,00020147	0,000203061
	6	0,00017631	0,00016424	0,00016188	0,00019426	0,00016855	0,00019741	0,00019452	0,00018183	0,00018605	0,00018035	0,00018054
	7	0,00018644	0,00018379	0,00019007	0,00022952	0,00020977	0,00020749	0,00020109	0,00023109	0,00020865	0,00017481	0,000202272
	8	0,00022152	0,00018211	0,00016827	0,00016800	0,00016879	0,00016538	0,00023353	0,00019678	0,00021318	0,00017336	0,000189092
	9	0,00019540	0,00020732	0,00021310	0,00021350	0,00020461	0,00018648	0,00022642	0,00021657	0,00014946	0,00019868	0,000201154
	10	0,00021588	0,00020865	0,00021218	0,00016198	0,00017069	0,00019251	0,00019462	0,00020838	0,00020629	0,00023610	0,000200728
4	3	0,00023595	0,00018207	0,00015403	0,00018132	0,00019539	0,00019727	0,00014578	0,00015850	0,00023040	0,00022152	0,000190223
	4	0,00018665	0,00018042	0,00016513	0,00016492	0,00020915	0,00017312	0,00017534	0,00019790	0,00018529	0,00019378	0,00018317
	5	0,00020866	0,00021686	0,00016991	0,00017694	0,00016811	0,00016358	0,00021557	0,00022015	0,00025188	0,00015966	0,000195132
	6	0,00019535	0,00017346	0,00016042	0,00014835	0,00017011	0,00021801	0,00024056	0,00020345	0,00022365	0,00021063	0,000194399
	7	0,00017747	0,00017870	0,00019360	0,00014450	0,00016652	0,00021202	0,00017786	0,00018320	0,00021947	0,00018463	0,000183797
	8	0,00019610	0,00019684	0,00020265	0,00024332	0,00019880	0,00016741	0,00018901	0,00022025	0,00019385	0,00016087	0,00019691
	9	0,00022054	0,00018470	0,00019797	0,00020782	0,00019815	0,00020443	0,00026216	0,00020015	0,00017288	0,00022685	0,000207565
	10	0,00020397	0,00017312	0,00019226	0,00027430	0,00019038	0,00018466	0,00016193	0,00019828	0,00019864	0,00020009	0,000197763
5	3	0,00022795	0,00019552	0,00021594	0,00017931	0,00025759	0,00017248	0,00021235	0,00019066	0,00017849	0,00022651	0,00020568
	4	0,00018756	0,00021187	0,00022216	0,00023324	0,00020553	0,00017967	0,00023223	0,00018509	0,00020705	0,00016774	0,000203214
	5	0,00016245	0,00020093	0,00023105	0,00017900	0,00019810	0,00019068	0,00019323	0,00021221	0,00019318	0,00020794	0,000196877
	6	0,00018536	0,00019944	0,00018099	0,00015432	0,00022062	0,00015510	0,00023464	0,00020426	0,00020991	0,00021623	0,000196087
	7	0,00014775	0,00019910	0,00020632	0,00022773	0,00022164	0,00017004	0,00021810	0,00024445	0,00025204	0,00019001	0,000207718
	8	0,00020212	0,00018423	0,00022170	0,00023825	0,00023683	0,00022514	0,00017602	0,00018272	0,00018024	0,00018891	0,000203616
	9	0,00019957	0,00023439	0,00023136	0,00016531	0,00020309	0,00020703	0,00019611	0,00018407	0,00020553	0,00019697	0,000202343
	10	0,00020006	0,00018141	0,00019243	0,00018428	0,00018318	0,00021412	0,00016383	0,00016791	0,00022338	0,00019625	0,000190685

IPC	INTERVALO_II											
DATOS	412											
Training	90	371										
Testing	10	41										
RETRASOS	NEURONAS OCULTAS	MSE_Valdidación_Entrenamiento										Promedio
1	3	0,00046694	0,00047840	0,00070283	0,00053572	0,00028987	0,00038203	0,00043606	0,00020767	0,00038910	0,00062336	0,000451198
	4	0,00043589	0,00044136	0,00023761	0,00029751	0,00051096	0,00040722	0,00072606	0,00057817	0,00034165	0,00027350	0,000424993
	5	0,00058047	0,00069074	0,00043467	0,00034375	0,00043618	0,00040639	0,00040233	0,00029892	0,00031053	0,00037360	0,000427758
	6	0,00022897	0,00059015	0,00041462	0,00054141	0,00052717	0,00034588	0,00047877	0,00031936	0,00024314	0,00080953	0,0004499
	7	0,00040372	0,00031901	0,00085529	0,00039357	0,00049526	0,00050103	0,00045955	0,00069695	0,00045568	0,00058089	0,000516095
	8	0,00080165	0,00069010	0,00040885	0,00074410	0,00035906	0,00046110	0,00031360	0,00025600	0,00060686	0,00029223	0,000493355
	9	0,00037845	0,00048113	0,00040282	0,00049604	0,00042531	0,00080684	0,00047434	0,00094902	0,00048198	0,00041653	0,000531246
	10	0,00048870	0,00030895	0,00045662	0,00037868	0,00047967	0,00038106	0,00061818	0,00054647	0,00060002	0,00020903	0,000446738
2	3	0,00040982	0,00040697	0,00031497	0,00053339	0,00054431	0,00045550	0,00033748	0,00030284	0,00029584	0,00060173	0,000420285
	4	0,00039592	0,00028993	0,00046979	0,00028535	0,00046067	0,00045892	0,00025346	0,00051074	0,00042936	0,00050732	0,000406146
	5	0,00018785	0,00048046	0,00030732	0,00074661	0,00048975	0,00026620	0,00037191	0,00048155	0,00040374	0,00037670	0,000411209
	6	0,00023204	0,00023648	0,00051424	0,00026987	0,00061848	0,00060392	0,00026215	0,00030121	0,00049099	0,00051095	0,000404033
	7	0,00067265	0,00046641	0,00063957	0,00047180	0,00047132	0,00036041	0,00054613	0,00069811	0,00048794	0,00034957	0,000516391
	8	0,00036857	0,00046685	0,00020641	0,00047026	0,00036962	0,00033839	0,00030170	0,00035071	0,00052082	0,00029856	0,000369189
	9	0,00054139	0,00034849	0,00025511	0,00043815	0,00021394	0,00039283	0,00066212	0,00070854	0,00027464	0,00042015	0,000434097
	10	0,00043626	0,00033777	0,00082349	0,00033145	0,00061394	0,00025065	0,00026389	0,00060723	0,00046938	0,00021822	0,000435228
3	3	0,00032813	0,00045039	0,00044007	0,00035628	0,00029251	0,00058773	0,00051177	0,00084576	0,00044183	0,00044816	0,000470263
	4	0,00041865	0,00035328	0,00030552	0,00037688	0,00051185	0,00035611	0,00038112	0,00036901	0,00043329	0,00051236	0,000401807
	5	0,00033677	0,00029766	0,00055828	0,00058352	0,00036065	0,00037338	0,00052380	0,00023994	0,00066073	0,00033672	0,000427145
	6	0,00037720	0,00056629	0,00057660	0,00043735	0,00030314	0,00026922	0,00048887	0,00049447	0,00058352	0,00027990	0,000437656
	7	0,00061698	0,00037165	0,00038222	0,00051004	0,00067205	0,00032521	0,00062195	0,00045988	0,00031956	0,00035469	0,000463423
	8	0,00033410	0,00020558	0,00029867	0,00031119	0,00038160	0,00032587	0,00068614	0,00027148	0,00041212	0,00065401	0,000388076
	9	0,00042314	0,00032742	0,00058641	0,00035250	0,00025518	0,00041788	0,00032852	0,00038651	0,00063155	0,00035042	0,000405953
	10	0,00034835	0,00037586	0,00034850	0,00053856	0,00037695	0,00028265	0,00058480	0,00046947	0,00033545	0,00031180	0,000397239
4	3	0,00031144	0,00040153	0,00060391	0,00023282	0,00033021	0,00035361	0,00040952	0,00036900	0,00054651	0,00039173	0,000395028
	4	0,00023262	0,00037610	0,00036304	0,00034531	0,00039395	0,00029069	0,00034542	0,00045502	0,00033326	0,00041941	0,000355482
	5	0,00067742	0,00023416	0,00053514	0,00046051	0,00032596	0,00041758	0,00041932	0,00058317	0,00046491	0,00062170	0,000473987
	6	0,00035559	0,00072888	0,00049759	0,00036326	0,00027343	0,00042342	0,00057624	0,00047495	0,00067085	0,00051846	0,000488267
	7	0,00031040	0,00076624	0,00048210	0,00069398	0,00040370	0,00041969	0,00050262	0,00042298	0,00066544	0,00039957	0,000506672
	8	0,00034424	0,00044005	0,00055242	0,00055943	0,00045321	0,00051933	0,00046185	0,00033499	0,00048056	0,00046342	0,00046095
	9	0,00040845	0,00029878	0,00037519	0,00025894	0,00052276	0,00039086	0,00022509	0,00042387	0,00080388	0,00016813	0,000387595
	10	0,00046143	0,00032464	0,00074021	0,00046535	0,00047911	0,00028536	0,00047302	0,00021024	0,00049976	0,00056461	0,000450373
5	3	0,00021769	0,00052657	0,00033503	0,00044461	0,00050812	0,00048155	0,00048229	0,00059203	0,00066757	0,00032500	0,000458046
	4	0,00044267	0,00058925	0,00047227	0,00065360	0,00039982	0,00045218	0,00033119	0,00055624	0,00040931	0,00053311	0,000483964
	5	0,00050497	0,00061526	0,00037010	0,00051081	0,00032965	0,00041255	0,00041377	0,00035458	0,00029622	0,00051464	0,000432255
	6	0,00040327	0,00030227	0,00050634	0,00079213	0,00051141	0,00024436	0,00074728	0,00030913	0,00071100	0,00072975	0,000525694
	7	0,00030658	0,00033172	0,00038092	0,00025296	0,00030867	0,00037934	0,00037761	0,00037396	0,00088054	0,00034939	0,000394169
	8	0,00058398	0,00024574	0,00043060	0,00034051	0,00040671	0,00051855	0,00041197	0,00049832	0,00066607	0,00047716	0,000457961
	9	0,00031334	0,00045064	0,00057720	0,00089261	0,00029324	0,00056581	0,00043909	0,00038585	0,00051414	0,00059382	0,000502574
	10	0,00043453	0,00033652	0,00019675	0,00086546	0,00042941	0,00040283	0,00029114	0,00044173	0,00038709	0,00021460	0,000400006

IPC	INTERVALO_III											
DATOS	1201											
Training	90	1081										
Testing	10	120										
RETRASOS	NEURONAS OCULTAS	MSE_Validación_Entrenamiento										Promedio
1	3	0,000155570	0,000094279	0,000129010	0,000094864	0,000090655	0,000115510	0,000122780	0,000149940	0,000123100	0,000117230	0,000119294
	4	0,000129890	0,000083350	0,000151930	0,000125880	0,000132620	0,000107250	0,000120890	0,000095911	0,000132470	0,000089451	0,000116964
	5	0,000090594	0,000103620	0,000132050	0,000109920	0,000133950	0,000102290	0,000102250	0,000149240	0,000068086	0,000106740	0,000109874
	6	0,000085997	0,000118150	0,000121060	0,000098880	0,000121200	0,000096262	0,000092133	0,000119130	0,000122160	0,000094158	0,000106913
	7	0,000079979	0,000107100	0,000128980	0,000147050	0,000091175	0,000085976	0,000128550	0,000098244	0,000141170	0,000112160	0,000112038
	8	0,000098656	0,000109920	0,000102970	0,000098405	0,000135710	0,000142430	0,000129910	0,000106360	0,000161900	0,000109860	0,000119612
	9	0,000109590	0,000112250	0,000119290	0,000115240	0,000099076	0,000127020	0,000143340	0,000105510	0,000097700	0,000119890	0,000114891
10	0,000136040	0,000096002	0,000110140	0,000107130	0,000134880	0,000125930	0,000099592	0,000128170	0,000144200	0,000131530	0,000121361	
2	3	0,000141390	0,000087422	0,000125950	0,000101220	0,000140680	0,000120070	0,000129490	0,000151630	0,000110380	0,000118440	0,000122667
	4	0,000116160	0,000151300	0,000106640	0,000094827	0,000161250	0,000125890	0,000071416	0,000071925	0,000111340	0,000147890	0,000115864
	5	0,000103020	0,000095013	0,000120710	0,000098877	0,000150460	0,000119280	0,000111170	0,000156200	0,000095921	0,000147660	0,000119831
	6	0,000137310	0,000132620	0,000111726	0,000127410	0,000088656	0,000089529	0,000115650	0,000095072	0,000093632	0,000114530	0,000110614
	7	0,000115160	0,000128400	0,000139440	0,000129210	0,000133150	0,000171790	0,000124500	0,000117680	0,000113600	0,000108230	0,000128116
	8	0,000142390	0,000160820	0,000151120	0,000107300	0,000136890	0,000112570	0,000116080	0,000112900	0,000134730	0,000147160	0,000132196
	9	0,000124970	0,000103440	0,000120050	0,000109000	0,000117010	0,000104200	0,000104220	0,000124770	0,000108100	0,000129470	0,000114523
10	0,000128790	0,000106980	0,000168830	0,000108500	0,000125620	0,000120530	0,000149600	0,000119590	0,000099482	0,000096737	0,000122466	
3	3	0,000115420	0,000118580	0,000155100	0,000136400	0,000110320	0,000100610	0,000107430	0,000115950	0,000109460	0,000100130	0,00011694
	4	0,000094749	0,000117800	0,000152600	0,000119730	0,000119980	0,000089188	0,000123350	0,000119300	0,000116620	0,000101250	0,000115457
	5	0,000134090	0,000187010	0,000082948	0,000106240	0,000135110	0,000100790	0,000124200	0,000131870	0,000115370	0,000175890	0,000129352
	6	0,000132240	0,000165320	0,000141980	0,000089848	0,000121840	0,000150170	0,000104840	0,000102240	0,000102050	0,000103310	0,000121384
	7	0,000128250	0,000156080	0,000128370	0,000108850	0,000145490	0,000121730	0,000164810	0,000129500	0,000124670	0,000122850	0,00013306
	8	0,000134180	0,000147980	0,000118640	0,000138180	0,000139230	0,000125000	0,000118230	0,000087953	0,000096191	0,000083435	0,000118902
	9	0,000084607	0,000094120	0,000119850	0,000139880	0,000109290	0,000138020	0,000125000	0,000130860	0,000160420	0,000086904	0,000118895
10	0,000117870	0,000119300	0,000075807	0,000105500	0,000140650	0,000125800	0,000092548	0,000102310	0,000089182	0,000096063	0,000106503	
4	3	0,000133040	0,000118830	0,000125310	0,000121120	0,000122720	0,000091085	0,000119910	0,000114050	0,000091904	0,000118300	0,000115627
	4	0,000081754	0,000097206	0,000126760	0,000099882	0,000125690	0,000146790	0,000134490	0,000138990	0,000158170	0,000117090	0,000122682
	5	0,000116520	0,000136260	0,000129550	0,000138150	0,000143280	0,000169680	0,000141460	0,000105540	0,000098522	0,000116460	0,000129542
	6	0,000116590	0,000119680	0,000137790	0,000139420	0,000118050	0,000100770	0,000098099	0,000188260	0,000141110	0,000084046	0,000124382
	7	0,000121180	0,000111680	0,000117520	0,000118510	0,000127470	0,000088331	0,000097540	0,000105100	0,000094474	0,000132120	0,000111393
	8	0,000129940	0,000097929	0,000143060	0,000123300	0,000104160	0,000088801	0,000121810	0,000110810	0,000112160	0,000135890	0,000116786
	9	0,000090706	0,000099819	0,000114210	0,000116780	0,000111290	0,000115000	0,000123140	0,000131510	0,000097676	0,000118940	0,0001119071
10	0,000122160	0,000105410	0,000105430	0,000138630	0,000155640	0,000140690	0,000155980	0,000110250	0,000102180	0,000118710	0,000125508	
5	3	0,000109930	0,000118820	0,000090551	0,000127550	0,000078080	0,000126470	0,000123030	0,000110200	0,000105470	0,000147140	0,000113724
	4	0,000127880	0,000104580	0,000119790	0,000098089	0,000123790	0,000112390	0,000112290	0,000105990	0,000124160	0,000151950	0,000118091
	5	0,000093571	0,000123860	0,000093248	0,000135060	0,000099373	0,000125400	0,000140550	0,000090510	0,000124540	0,000074914	0,000110103
	6	0,000117270	0,000182540	0,000101220	0,000137380	0,000108860	0,000099644	0,000106030	0,000155910	0,000128620	0,000099529	0,000121237
	7	0,000082813	0,000104060	0,000117280	0,000151470	0,000113770	0,000133420	0,000119820	0,000138930	0,000095286	0,000105530	0,000116238
	8	0,000109750	0,000153060	0,000128140	0,000116510	0,000092343	0,000101570	0,000115980	0,000091286	0,000107810	0,000110190	0,000112664
	9	0,000101610	0,000121870	0,000099437	0,000110990	0,000088891	0,000104970	0,000130650	0,000105730	0,000096641	0,000115100	0,000107589
10	0,000158110	0,000128600	0,000171220	0,000129540	0,000117080	0,000094323	0,000151360	0,000112750	0,000105220	0,000113280	0,000128148	

### Anexo 51. Resultados entrenamiento RNA para IGPA

IGPA	INTERVALO_I												
DATOS	1956												
Training	90	1760											
Testing	10	196											
RETRASOS	NEURONAS OCULTAS	MSE_Valdificación_Entrenamiento										Promedio	
1	3	0,000028912	0,000023083	0,000030534	0,000026220	0,000025956	0,000030863	0,000025575	0,000033998	0,000025934	0,000028483	0,0000279558	
	4	0,000028454	0,000031144	0,000025732	0,000027704	0,000032581	0,000027808	0,000030350	0,000024976	0,000025524	0,000030538	0,0000284811	
	5	0,000024964	0,000030138	0,000030478	0,000025485	0,000025036	0,000027502	0,000028808	0,000025022	0,000026018	0,000028079	0,0000271530	
	6	0,000031810	0,000032946	0,000031422	0,000030067	0,000027465	0,000019419	0,000021864	0,000022670	0,000021968	0,000028254	0,0000267885	
	7	0,000029196	0,000038869	0,000026448	0,000022629	0,000026010	0,000032204	0,000030590	0,000025836	0,000027847	0,000029907	0,0000289536	
	8	0,000029010	0,000027310	0,000025355	0,000023677	0,000027875	0,000022969	0,000030354	0,000031731	0,000026907	0,000027532	0,0000272720	
	9	0,000029239	0,000029127	0,000023909	0,000028879	0,000031211	0,000022938	0,000029457	0,000023418	0,000025145	0,000027335	0,0000270658	
	10	0,000027721	0,000027505	0,000030058	0,000030643	0,000020043	0,000026305	0,000020750	0,000026738	0,000021913	0,000024303	0,0000255979	
	2	3	0,000031261	0,000027113	0,000030850	0,000028720	0,000029841	0,000029467	0,000031219	0,000030828	0,000028938	0,000030922	0,000029916
		4	0,000036114	0,000032097	0,000033466	0,000029167	0,000032027	0,000028415	0,000024386	0,000027879	0,000028052	0,000024487	0,000029609
5		0,000028431	0,000028075	0,000025753	0,000029518	0,000028713	0,000029871	0,000031028	0,000026927	0,000033362	0,000030210	0,000029189	
6		0,000027930	0,000031741	0,000030884	0,000024181	0,000034549	0,000030916	0,000029204	0,000032450	0,000028124	0,000034489	0,000030447	
7		0,000031426	0,000032951	0,000031956	0,000034072	0,000035745	0,000030415	0,000030942	0,000030849	0,000028955	0,000033133	0,000032044	
8		0,000027838	0,000022798	0,000027515	0,000033533	0,000026472	0,000029623	0,000034555	0,000032492	0,000026856	0,000028914	0,000029060	
9		0,000029189	0,000029031	0,000023335	0,000029721	0,000028973	0,000036843	0,000033732	0,000031039	0,000029919	0,000029519	0,000030130	
10		0,000033303	0,000029970	0,000025310	0,000033259	0,000033446	0,000027635	0,000031243	0,000024052	0,000036315	0,000026489	0,000030102	
3		3	0,000027620	0,000033451	0,000027249	0,000031914	0,000029407	0,000034070	0,000028146	0,000026585	0,000030664	0,000031617	0,000030072
		4	0,000029208	0,000033084	0,000024621	0,000032946	0,000031532	0,000025744	0,000026921	0,000027918	0,000031660	0,000026524	0,000029016
	5	0,000034142	0,000030964	0,000029651	0,000025679	0,000027763	0,000033682	0,000030566	0,000031097	0,000030155	0,000032462	0,000030616	
	6	0,000023098	0,000035464	0,000029910	0,000025140	0,000037269	0,000025067	0,000030509	0,000031378	0,000030914	0,000029742	0,000029849	
	7	0,000028055	0,000027179	0,000030285	0,000035111	0,000026082	0,000030052	0,000028869	0,000032198	0,000036980	0,000026550	0,000030136	
	8	0,000028681	0,000035699	0,000034109	0,000031310	0,000029130	0,000035342	0,000033596	0,000028266	0,000026904	0,000034198	0,000031724	
	9	0,000031475	0,000029009	0,000026168	0,000032528	0,000032776	0,000032610	0,000030262	0,000037059	0,000030602	0,000027260	0,000030975	
	10	0,000030167	0,000034208	0,000031845	0,000032676	0,000034575	0,000031634	0,000029400	0,000031704	0,000024989	0,000024531	0,000030573	
	4	3	0,000027251	0,000027095	0,000023963	0,000034411	0,000026218	0,000034092	0,000032067	0,000028448	0,000028033	0,000029041	0,0000290619
		4	0,000030013	0,000025757	0,000025714	0,000028493	0,000026874	0,000033403	0,000030045	0,000025039	0,000026113	0,000028253	0,0000279704
5		0,000034561	0,000030685	0,000036893	0,000025806	0,000025656	0,000029582	0,000035564	0,000029655	0,000029360	0,000023978	0,0000301740	
6		0,000029312	0,000024977	0,000037753	0,000024579	0,000028028	0,000029598	0,000030090	0,000028250	0,000025068	0,000029256	0,0000286911	
7		0,000029212	0,000028362	0,000028290	0,000027102	0,000028408	0,000025587	0,000027812	0,000028337	0,000025034	0,000032390	0,0000280534	
8		0,000030823	0,000029671	0,000024258	0,000030026	0,000033885	0,000028440	0,000027720	0,000027980	0,000025159	0,000035457	0,0000293419	
9		0,000024366	0,000027134	0,000028831	0,000030226	0,000030785	0,000025895	0,000026296	0,000025761	0,000028318	0,000027634	0,0000275246	
10		0,000028055	0,000030676	0,000031244	0,000026265	0,000026589	0,000032760	0,000034808	0,000024691	0,000029424	0,000020273	0,0000284785	
5		3	0,000029857	0,000027866	0,000035026	0,000025976	0,000031202	0,000031157	0,000029096	0,000031921	0,000025216	0,000026508	0,000029383
		4	0,000027372	0,000033203	0,000037177	0,000032525	0,000032442	0,000030420	0,000025466	0,000027856	0,000026226	0,000031223	0,000030391
	5	0,000028907	0,000029254	0,000027585	0,000030506	0,000030811	0,000031581	0,000027628	0,000025338	0,000029675	0,000032283	0,000029357	
	6	0,000027088	0,000032045	0,000030942	0,000032618	0,000026587	0,000032437	0,000032811	0,000029123	0,000029407	0,000031846	0,000030490	
	7	0,000027442	0,000028967	0,000032621	0,000031436	0,000029464	0,000031023	0,000028555	0,000027309	0,000029512	0,000027159	0,000029349	
	8	0,000028624	0,000028514	0,000030716	0,000030378	0,000027307	0,000030883	0,000033233	0,000032871	0,000032785	0,000030778	0,000030609	
	9	0,000025654	0,000030445	0,000030933	0,000029040	0,000031774	0,000027715	0,000030196	0,000031340	0,000030752	0,000032013	0,000029986	
	10	0,000036176	0,000026372	0,000035737	0,000029554	0,000037402	0,000025941	0,000030442	0,000027714	0,000030710	0,000035539	0,000031559	

IGPA	INTERVALO_II											
DATOS	307											
Training	90	276										
Testing	10	31										
RETRASOS	NEURONAS OCULTAS	MSE_Valdidación_Entrenamiento										Promedio
1	3	0,00023412	0,00026120	0,00024412	0,00016955	0,00013914	0,00011405	0,00018524	0,00021580	0,00022538	0,00017134	0,000195994
	4	0,00011305	0,00014118	0,00013139	0,00026767	0,00022555	0,00017962	0,00028229	0,00007992	0,00026953	0,00014360	0,00018338
	5	0,00021953	0,00021290	0,00028197	0,00015589	0,00018794	0,00023102	0,00018591	0,00029288	0,00035262	0,00017318	0,000229384
	6	0,00030768	0,00016493	0,00014365	0,00014049	0,00027787	0,00011381	0,00021058	0,00022962	0,00015250	0,00017558	0,000191671
	7	0,00010291	0,00015613	0,00014781	0,00040304	0,00024105	0,00016052	0,00019085	0,00015823	0,00019735	0,00051587	0,000227376
	8	0,00024492	0,00012902	0,00020549	0,00017153	0,00030112	0,00036729	0,00042412	0,00014832	0,00020796	0,00021954	0,000241931
	9	0,00013453	0,00015762	0,00015447	0,00011768	0,00038247	0,00039726	0,00013917	0,00024222	0,00011471	0,00010672	0,000194685
10	0,00017653	0,00023495	0,00029503	0,00016408	0,00019587	0,00048760	0,00012893	0,00007794	0,00016347	0,00017755	0,000210195	
2	3	0,00018297	0,00015496	0,00018537	0,00017185	0,00023673	0,00013984	0,00023078	0,00028315	0,00033456	0,00020628	0,000212649
	4	0,00019446	0,00022722	0,00037495	0,00024218	0,00010641	0,00024619	0,00039591	0,00021951	0,00019134	0,00017197	0,000237014
	5	0,00018534	0,00015347	0,00023480	0,00013876	0,00013484	0,00035136	0,00032048	0,00035338	0,00011292	0,00019108	0,000217643
	6	0,00015783	0,00014054	0,00016338	0,00014305	0,00017786	0,00019765	0,00021985	0,00023661	0,00019595	0,00038128	0,000201400
	7	0,00014690	0,00011827	0,00014145	0,00021469	0,00010095	0,00024765	0,00022495	0,00016849	0,00015063	0,00015880	0,000167278
	8	0,00012341	0,00049157	0,00017445	0,00016242	0,00021135	0,00011870	0,00030377	0,00023824	0,00011958	0,00049142	0,000243491
	9	0,00016305	0,00046444	0,00018459	0,00028805	0,00022182	0,00026842	0,00017827	0,00018699	0,00014838	0,00016862	0,000227263
10	0,00016702	0,00016472	0,00015116	0,00086837	0,00022460	0,00032639	0,00011753	0,00020683	0,00048399	0,00022660	0,000293721	
3	3	0,00019634	0,00038139	0,00013194	0,00038100	0,00026275	0,00021065	0,00017875	0,00020173	0,00024609	0,00024011	0,000243075
	4	0,00016699	0,00023570	0,00040719	0,00014606	0,00017028	0,00022354	0,00012618	0,00009957	0,00012477	0,00018398	0,000188426
	5	0,00016188	0,00024744	0,00019897	0,00016138	0,00013853	0,00045644	0,00018540	0,00021033	0,00022378	0,00040129	0,000238544
	6	0,00012561	0,00015529	0,00010664	0,00017969	0,00041818	0,00014624	0,00018389	0,00016904	0,00007149	0,00031552	0,000187159
	7	0,00028296	0,00023038	0,00016517	0,00016219	0,00045751	0,00021460	0,00036161	0,00018757	0,00018078	0,00034820	0,000259097
	8	0,00008501	0,00043397	0,00018441	0,00014682	0,00017108	0,00035234	0,00026885	0,00022520	0,00025399	0,00011695	0,000223862
	9	0,00045937	0,00028486	0,00028307	0,00012063	0,00027980	0,00011159	0,00044714	0,00058058	0,00019227	0,00017984	0,000293915
10	0,00019461	0,00016988	0,00014015	0,00026024	0,00055726	0,00020331	0,00021477	0,00028064	0,00022382	0,00022342	0,000246810	
4	3	0,00018297	0,00018883	0,00012146	0,00023312	0,00051404	0,00025451	0,00026237	0,00012355	0,00044218	0,00018672	0,000250975
	4	0,00015917	0,00011697	0,00030898	0,00016793	0,00013072	0,00036582	0,00021976	0,00019959	0,00018198	0,00033534	0,000218626
	5	0,00019560	0,00015864	0,00018392	0,00017199	0,00013337	0,00010227	0,00023924	0,00013103	0,00035948	0,00027058	0,000194612
	6	0,00019596	0,00011118	0,00026055	0,00040722	0,00035736	0,00016172	0,00017452	0,00020362	0,00012250	0,00017737	0,000217200
	7	0,00018825	0,00018562	0,00012175	0,00015079	0,00017103	0,00021193	0,00018287	0,00020956	0,00021739	0,00010545	0,000174464
	8	0,00014858	0,00014313	0,00043313	0,00004091	0,00028760	0,00008319	0,00016176	0,00020449	0,00017681	0,00026233	0,000194192
	9	0,00020093	0,00021198	0,00022048	0,00040336	0,00016629	0,00009832	0,00029370	0,00034658	0,00017177	0,00014895	0,000226236
10	0,00023683	0,00017948	0,00017986	0,00021891	0,00014410	0,00012620	0,00033504	0,00010898	0,00020406	0,00020534	0,000193880	
5	3	0,00026573	0,00017826	0,00037536	0,00021961	0,00014162	0,00015375	0,00014184	0,00016109	0,00017460	0,00012867	0,000194053
	4	0,00029028	0,00016573	0,00048043	0,00042911	0,00024785	0,00038765	0,00011803	0,00014867	0,00019880	0,00014928	0,000261583
	5	0,00034378	0,00011748	0,00033616	0,00031433	0,00024906	0,00025916	0,00034020	0,00012479	0,00014940	0,00012278	0,000235714
	6	0,00016890	0,00059737	0,00022175	0,00031357	0,00014542	0,00036647	0,00021690	0,00020130	0,00014625	0,00030744	0,000268537
	7	0,00015881	0,00011205	0,00012263	0,00007804	0,00022247	0,00020428	0,00019777	0,00037950	0,00012196	0,00014278	0,000174029
	8	0,00014886	0,00028044	0,00012031	0,00019293	0,00010208	0,00012308	0,00033746	0,00016294	0,00015401	0,00024263	0,000186474
	9	0,00017015	0,00031936	0,00017157	0,00022951	0,00022311	0,00016225	0,00021726	0,00009371	0,00015407	0,00021409	0,000195508
10	0,00012338	0,00018423	0,00012271	0,00015043	0,00021967	0,00019313	0,00018925	0,00014051	0,00023963	0,00021224	0,000177518	

IGPA	INTERVALO_III											
DATOS	498											
Training	90	448										
Testing	10	50										
RETRASOS	NEURONAS OCULTAS	MSE_Valdidación Entrenamiento										Promedio
1	3	0,000060626	0,000067775	0,000066624	0,000061418	0,000049539	0,000063013	0,000056064	0,000047121	0,000046445	0,000052152	0,000057077
	4	0,000044003	0,000063697	0,000058183	0,000055126	0,000059526	0,000057231	0,000068432	0,000063167	0,000050246	0,000037116	0,000055672
	5	0,000036698	0,000055542	0,000042864	0,000049014	0,000052444	0,000063869	0,000067934	0,000041451	0,000051134	0,000067471	0,000052842
	6	0,000045811	0,000058001	0,000068682	0,000046709	0,000080926	0,000056679	0,000053697	0,000077815	0,000039263	0,000051056	0,000057863
	7	0,000072705	0,000058199	0,000063389	0,000044566	0,000070090	0,000056802	0,000065182	0,000065004	0,000053725	0,000069147	0,000061880
	8	0,000032866	0,000060536	0,000035737	0,000041729	0,000065076	0,000053274	0,000048211	0,000044716	0,000062852	0,000065466	0,000051046
	9	0,000047663	0,000067233	0,000054538	0,000050733	0,000037610	0,000057500	0,000069485	0,000054757	0,000058738	0,000048651	0,000054698
	10	0,000037853	0,000051053	0,000053854	0,000040613	0,000060229	0,000048838	0,000042169	0,000051896	0,000040940	0,000049496	0,000047694
2	3	0,000072240	0,000066557	0,000066765	0,000064823	0,000073174	0,000049264	0,000037777	0,000076301	0,000066670	0,000050825	0,000062440
	4	0,000079951	0,000059477	0,000052068	0,000064335	0,000050047	0,000051955	0,000060093	0,000053097	0,000063204	0,000049450	0,000058368
	5	0,000061307	0,000030934	0,000065362	0,000065197	0,000051159	0,000049083	0,000061483	0,000053884	0,000052929	0,000041358	0,000053270
	6	0,000053355	0,000034970	0,000100310	0,000060309	0,000049209	0,000056673	0,000038952	0,000052528	0,000071211	0,000068331	0,000058585
	7	0,000035289	0,000044218	0,000054664	0,000044673	0,000053495	0,000051305	0,000041860	0,000047005	0,000062180	0,000057966	0,000049266
	8	0,000045918	0,000091141	0,000059577	0,000040993	0,000058063	0,000076644	0,000048355	0,000060356	0,000046717	0,000047192	0,000057496
	9	0,000053747	0,000067909	0,000082709	0,000040655	0,000083110	0,000061116	0,000079706	0,000053688	0,000047427	0,000046983	0,000061705
	10	0,000053440	0,000043726	0,000076855	0,000055669	0,000055253	0,000068626	0,000059201	0,000058059	0,000055325	0,000056445	0,000058260
3	3	0,000046986	0,000091129	0,000074497	0,000055092	0,000041423	0,000052823	0,000068018	0,000066476	0,000055680	0,000069022	0,000062115
	4	0,000047956	0,000058653	0,000058233	0,000032300	0,000054240	0,000057702	0,000063197	0,000046690	0,000071598	0,000069568	0,000056014
	5	0,000048085	0,000034002	0,000072083	0,000049633	0,000058355	0,000068993	0,000055068	0,000067253	0,000058678	0,000061921	0,000057407
	6	0,000059174	0,000047455	0,000065284	0,000057554	0,000052710	0,000063759	0,000053562	0,000050234	0,000062430	0,000060782	0,000057294
	7	0,000053102	0,000057054	0,000056527	0,000054191	0,000062281	0,000049078	0,000046528	0,000071121	0,000074557	0,000065597	0,000059004
	8	0,000048136	0,000078976	0,000063402	0,000061033	0,000050850	0,000065387	0,000054123	0,000038743	0,000071501	0,000044335	0,000057649
	9	0,000040316	0,000045549	0,000053906	0,000066862	0,000053242	0,000071154	0,000043185	0,000052919	0,000058509	0,000033648	0,000051929
	10	0,000050880	0,000055142	0,000054521	0,000052430	0,000043361	0,000079040	0,000062189	0,000046553	0,000032759	0,000049290	0,000052617
4	3	0,000060593	0,000074450	0,000050949	0,000057429	0,000062059	0,000042630	0,000048766	0,000054955	0,000054883	0,000057613	0,000056432
	4	0,000065656	0,000053017	0,000081029	0,000058959	0,000051847	0,000052675	0,000076195	0,000048371	0,000055570	0,000050161	0,000059348
	5	0,000044742	0,000056041	0,000044699	0,000050463	0,000051091	0,000044830	0,000053124	0,000044279	0,000043464	0,000048296	0,000048102
	6	0,000051458	0,000049455	0,000049733	0,000050623	0,000051745	0,000041992	0,000046451	0,000044717	0,000047449	0,000052111	0,000048573
	7	0,000059166	0,000047573	0,000056826	0,000052844	0,000046383	0,000054151	0,000044573	0,000077070	0,000072928	0,000044649	0,000055616
	8	0,000050099	0,000078567	0,000060510	0,000049078	0,000067170	0,000059198	0,000045874	0,000058626	0,000047631	0,000060152	0,000057695
	9	0,000042937	0,000043955	0,000044345	0,000063967	0,000046744	0,000040906	0,000053997	0,000069675	0,000043079	0,000064617	0,000051422
	10	0,000049471	0,000069952	0,000051271	0,000067950	0,000081331	0,000047735	0,000074154	0,000071822	0,000066231	0,000050825	0,000063074
5	3	0,000057842	0,000041196	0,000050759	0,000079811	0,000065097	0,000056892	0,000066092	0,000037737	0,000067311	0,000073379	0,000059612
	4	0,000055158	0,000037198	0,000047722	0,000065017	0,000067922	0,000066381	0,000052266	0,000068650	0,000055295	0,000068300	0,000058391
	5	0,000037653	0,000068975	0,000060822	0,000042033	0,000049999	0,000050657	0,000058073	0,000048758	0,000042845	0,000061210	0,000052103
	6	0,000047451	0,000057593	0,000039906	0,000049546	0,000065384	0,000057162	0,000050447	0,000049975	0,000043350	0,000040566	0,000050138
	7	0,000074035	0,000062510	0,000071679	0,000057531	0,000043864	0,000079324	0,000041001	0,000046944	0,000047144	0,000047724	0,000057176
	8	0,000046730	0,000065134	0,000054532	0,000039367	0,000051669	0,000078595	0,000050551	0,000038961	0,000079545	0,000038757	0,000054384
	9	0,000047253	0,000046264	0,000047177	0,000041250	0,000072757	0,000051370	0,000049289	0,000042252	0,000054685	0,000062999	0,000051530
	10	0,000053874	0,000051163	0,000053142	0,000060265	0,000050713	0,000062589	0,000059898	0,000075802	0,000030944	0,000058947	0,000055734

IGPA	INTERVALO_IV																			
DATOS	724																			
Training	90	652																		
Testing	10	72																		
RETRASOS	NEURONAS OCULTAS	MSE_Valdación_Entrenamiento																		Promedio
1	3	0,000080949	0,000113930	0,000066533	0,000090645	0,000052398	0,000058462	0,000032454	0,000094771	0,000134580	0,000104140	0,000082886								
	4	0,000046427	0,000117850	0,000046915	0,000054132	0,000052145	0,000058067	0,000050749	0,000100840	0,000064245	0,000036829	0,000062820								
	5	0,000049935	0,000036484	0,000054129	0,000063145	0,000070721	0,000070079	0,000045555	0,000054053	0,000088332	0,000107540	0,000063997								
	6	0,000055302	0,000064781	0,000052798	0,000056709	0,000063362	0,000068056	0,000048014	0,000059073	0,000107190	0,000057361	0,000063265								
	7	0,000038623	0,000048431	0,000068037	0,000075269	0,000067500	0,000049808	0,000052666	0,000086398	0,000050429	0,000053954	0,000059112								
	8	0,000074537	0,000077676	0,000096941	0,000077782	0,000055969	0,000098243	0,000082132	0,000076775	0,000130680	0,000066409	0,000083714								
	9	0,000069346	0,000060438	0,000086857	0,000056425	0,000074671	0,000068378	0,000053859	0,000043053	0,000066758	0,000059563	0,000063935								
	10	0,000064483	0,000091162	0,000099978	0,000066074	0,000102810	0,000075255	0,000086645	0,000100040	0,000069419	0,000053925	0,000080979								
	2	3	0,000075752	0,000068656	0,000061357	0,000093343	0,000071397	0,000046677	0,000079622	0,000056556	0,000131480	0,000054507	0,000073935							
		4	0,000092211	0,000114290	0,000075266	0,000061834	0,000052186	0,000089257	0,000055116	0,000114500	0,000034657	0,000071932	0,000076125							
5		0,000082995	0,000078822	0,000067173	0,000109160	0,000070818	0,000064839	0,000045874	0,000072339	0,000050432	0,000071340	0,000071379								
6		0,000062503	0,000073379	0,000101830	0,000067696	0,000076346	0,000058583	0,000051894	0,000171940	0,000081210	0,000076738	0,000082212								
7		0,000053586	0,000088309	0,000062249	0,000076307	0,000060356	0,000087066	0,000075333	0,000050363	0,000049659	0,000054245	0,000056747								
8		0,000054153	0,000051782	0,000096849	0,000050114	0,000058136	0,000095152	0,000104130	0,000075502	0,000036064	0,000069949	0,000069183								
9		0,000144180	0,000089152	0,000073323	0,000065491	0,000080151	0,000064100	0,000098298	0,000269760	0,000049533	0,000317910	0,000125190								
10		0,000095119	0,000055789	0,000070438	0,000052337	0,000086409	0,000050698	0,000106180	0,000071555	0,000071066	0,000035680	0,000069527								
3		3	0,000086290	0,000098611	0,000110370	0,000085017	0,000061978	0,000032433	0,000103020	0,000051043	0,000060691	0,000081391	0,000077084							
		4	0,000081903	0,000060208	0,000063962	0,000058137	0,000053619	0,000062368	0,000057344	0,000083822	0,000049536	0,000057131	0,000062803							
	5	0,000037797	0,000075318	0,000064183	0,000065872	0,000083401	0,000052872	0,000055370	0,000062480	0,000118540	0,000066755	0,000068259								
	6	0,000086571	0,000115530	0,000040669	0,000056044	0,000046553	0,000047797	0,000079539	0,000096157	0,000092223	0,000056825	0,000071791								
	7	0,000045833	0,000046361	0,000044182	0,000058705	0,000115860	0,000072013	0,000062092	0,000069306	0,000060907	0,000078612	0,000065387								
	8	0,000082674	0,000097086	0,000043973	0,000049474	0,000073083	0,000103260	0,000042789	0,000040945	0,000052775	0,000062769	0,000064883								
	9	0,000042907	0,000081496	0,000075923	0,000059806	0,000065452	0,000086932	0,000072882	0,000077714	0,000050596	0,000045604	0,000065931								
	10	0,000079071	0,000109820	0,000079813	0,000094709	0,000098323	0,000061487	0,000127490	0,000070661	0,000058959	0,000047623	0,000082796								
	4	3	0,000077010	0,000077819	0,000042113	0,000061527	0,000078254	0,000047791	0,000096252	0,000061401	0,000058805	0,000048094	0,000064907							
		4	0,000054348	0,000042027	0,000066844	0,000044184	0,000075058	0,000100380	0,000074601	0,000048164	0,000065691	0,000087370	0,000065867							
5		0,000065010	0,000101530	0,000045259	0,000099332	0,000059612	0,000096374	0,000077777	0,000102990	0,000055560	0,000069319	0,000077276								
6		0,000064663	0,000052124	0,000061366	0,000065217	0,000088481	0,000065027	0,000058115	0,000061541	0,000055842	0,000050378	0,000062275								
7		0,000100720	0,000130060	0,000068927	0,000117280	0,000064524	0,000044672	0,000110680	0,000080039	0,000065680	0,000059822	0,000084240								
8		0,000066346	0,000056036	0,000059649	0,000047653	0,000100340	0,000053742	0,000132250	0,000075333	0,000050070	0,000078239	0,000071966								
9		0,000062027	0,000126160	0,000120750	0,000054958	0,000106580	0,000076633	0,000126430	0,000069522	0,000111950	0,000106410	0,000096142								
10		0,000068645	0,000045503	0,000103400	0,000074195	0,000069637	0,000060585	0,000059927	0,000067073	0,000052747	0,000117410	0,000071912								
5		3	0,000079226	0,000076498	0,000052837	0,000097124	0,000121450	0,000048108	0,000112770	0,000067661	0,000086640	0,000068904	0,000081122							
		4	0,000103840	0,000056846	0,000128070	0,000071139	0,000097776	0,000044728	0,000101360	0,000093992	0,000141110	0,000062230	0,000090109							
	5	0,000103030	0,000131270	0,000054042	0,000098441	0,000065603	0,000088157	0,000082352	0,000052143	0,000056191	0,000070411	0,000080164								
	6	0,000058828	0,000075333	0,000106410	0,000036017	0,000078214	0,000083402	0,000047724	0,000068474	0,000052549	0,000077470	0,000068442								
	7	0,000092602	0,000074959	0,000059985	0,000044043	0,000102700	0,000069722	0,000092111	0,000086489	0,000049519	0,000092711	0,000076484								
	8	0,000068928	0,000065683	0,000079238	0,000046702	0,000081824	0,000078093	0,000046369	0,000118940	0,000094691	0,000081447	0,000076192								
	9	0,000049808	0,000055218	0,000079562	0,000054082	0,000077781	0,000076635	0,000080134	0,000077640	0,000058897	0,000056007	0,000066576								
	10	0,000056238	0,000076299	0,000089367	0,000061409	0,000110790	0,000057687	0,000082677	0,000068464	0,000069661	0,000109290	0,000078188								
	7	3	0,000058233	0,000063953	0,000055827	0,000101420	0,000066148	0,000044376	0,000062543	0,000047444	0,000052510	0,000101860	0,000065431							
		4	0,000040363	0,000059171	0,000083744	0,000069382	0,000093158	0,000069420	0,000062551	0,000072037	0,000067563	0,000089665	0,000070705							
5		0,000081795	0,000050022	0,000087129	0,000130010	0,000053869	0,000094663	0,000068928	0,000083123	0,000049864	0,000054127	0,000075353								
6		0,000099882	0,000052343	0,000077961	0,000055301	0,000086168	0,000045448	0,000049752	0,000044019	0,000069199	0,000095375	0,000067545								
7		0,000129440	0,000068506	0,000078705	0,000047204	0,000082594	0,000070940	0,000048280	0,000079779	0,000078603	0,000098273	0,000078232								
8		0,000075647	0,000069944	0,000066406	0,000075230	0,000077076	0,000143020	0,000078875	0,000137810	0,000075577	0,000103880	0,000090347								
9		0,000134590	0,000060337	0,000031330	0,000054865	0,000057333	0,000125220	0,000098499	0,000080169	0,000082164	0,000070773	0,000079528								
10		0,000066699	0,000067066	0,000077955	0,000067337	0,000045718	0,000050929	0,000070841	0,000071504	0,000057661	0,000047480	0,000062319								

