

CAMBIOS ADITIVOS E INNOVATIVOS EN SERIES TEMPORALES

PRESENTADO POR

ELVIN RODRIGO MENDEZ GAMBA

ESTUDIANTE DE ESPECIALIZACION EN ESTADISTICA APLICADA

FUNDACIÓN UNIVERSITARIA LOS LIBERTADORES

PROGRAMA DE ESTADÍSTICA APLICADA

BOGOTA

2016

CAMBIOS ADITIVOS E INNOVATIVOS EN SERIES TEMPORALES

PRESENTADO POR

ELVIN RODRIGO MENDEZ GAMBA

ESTUDIANTE DE ESPECIALIZACIÓN EN ESTADÍSTICA APLICADA

ASESOR

JUAN CAMILO SANTANA CONTRERAS

FUNDACIÓN UNIVERSITARIA LOS LIBERTADORES
PROGRAMA DE ESTADÍSTICA APLICADA
BOGOTA
2016

Nota de Aceptación

Firma del presidente del jurado

Firma del Jurado

Bogotá, D.C 22 de octubre de 2016

Las Directivas de la Universidad de
Los Libertadores, los jurados calificadores y el cuerpo
Docente no son responsables por los
Criterios e ideas expuestas en el presente documento.
Estos corresponden únicamente a los autores

TABLA DE CONTENIDO

RESUMEN	9
CAPITULO 1. INTRODUCCIÓN.....	10
1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	11
1.2 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA.....	12
1.3 JUSTIFICACIÓN	12
1.4 OBJETIVOS	13
CAPITULO 2. MARCO DE REFERENCIA.....	14
2.1 SERIES DE TIEMPO.....	14
2.1.1 Objetivos específicos de las series de tiempo.....	15
2.1.2 Componentes de una serie de tiempo	15
2.1.3 Análisis descriptivo de una serie de tiempo.....	16
2.2 MODELOS ARIMA	17
2.3 PUNTOS ATÍPICOS	19
2.4. MÉTODOS PARA DETECTAR OUTLIERS ADITIVOS E INNOVATIVOS.....	22
2.4.1 Puntuaciones Z	22
2.4.2. Puntuaciones Z Modificadas	23
2.4.3. Test de Grubbs	24
2.4.4. Test de Dixon Q	25
2.4.5. Test López (tsoutliers)	26
CAPITULO 3. MARCO METODOLOGICO	27
Fase I: Selección De Test Por Tipo De Cambio/Outlier	27
Fase II. Construcción De Escenarios	27
Fase III. Incorporación De Cambios	29
Fase IV. Evaluación De Desempeño	31
CAPITULO 4. RESULTADOS	32
4.1 Cambios Aditivos	33
4.2 Cambios Innovativos	37

CAPITULO 5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	42
CAPITULO 6. ANEXOS	44
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	59

INDICE DE TABLAS

Tabla 1. Escenarios de simulación.....	28
Tabla 2. Parámetros utilizados en los escenarios de simulación	29
Tabla 3. Niveles de contaminación en ubicación y magnitud	30
Tabla 4. Abreviación de los Test evaluados para detección de cambios	32
Tabla A.1: Valores críticos para el test de Grubbs bilateral.	44
Tabla A.2: Valores críticos para el test de Grubbs G unilateral.....	44
Tabla A.3: Valores críticos para el test de Dixon Q.	45
Tabla B.1: Potencia de los Test para Cambios Aditivos e Innovativos cuando no se tiene cambio (k = 0)	46
Tabla B.2: Potencia del Test Puntuaciones Z para un Cambio Aditivo.....	47
Tabla B.3: Potencia del Test Puntuaciones Z Modificadas para un Cambio Aditivo	48
Tabla B.4: Potencia del Test Dixon Q para un Cambio Aditivo.....	49
Tabla B.5: Potencia del Test Grubbs para un Cambio Aditivo.....	50
Tabla B.6: Potencia del Test Lopéz para un Cambio Aditivo	51
Tabla B.7: Potencia del Test Puntuaciones Z para un Cambio Innovativo	52
Tabla B.8: Potencia del Test Puntuaciones Z Modificadas para un Cambio Innovativo	53
Tabla B.9: Potencia del Test Dixon Q para un Cambio Innovativo	54
Tabla B.10: Potencia del Test Grubbs para un Cambio Innovativo	55
Tabla B.11: Potencia del Test López para un Cambio Innovativo	56

INDICE DE FIGURAS

Figura 4.1: Comparación de los test para detección de cambios aditivos según el tamaño muestral: (a) n=50, (b) n=75 y (c) n=100. Modelo ARMA(0,1): $\Theta=-0.9$	35
Figura 4.2: Comparación de los tamaños de muestra evaluados según los test para detección de cambios aditivos: (a) Test de Puntuaciones Z, (b) Test de Puntuaciones Z Modificadas (c) Test de Dixon Q. y (d) Test de Grubbs . Modelo ARMA(0,1): $\Theta=-0.9$	36
Figura 4.3: Comparación de los tamaños de muestra evaluados según los test para detección de cambios aditivos: (e) Test de López. Modelo ARMA(0,1): $\Theta=-0.9$	37
Figura 4.4: Comparación de los test para detección de cambios innovativos según el tamaño muestral: (a) n=50, (b) n=75 y (c) n=100. Modelo ARMA(0,1): $\Theta=-0.9$	39
Figura 4.5: Comparación de los tamaños de muestra evaluados según los test para detección de cambios innovativos: (a) Test de Puntuaciones Z, (b) Test de Puntuaciones Z Modificadas (c) Test de Dixon Q. y (d) Test de Grubbs. Modelo ARMA(0,1): $\Theta=-0.9$	40
Figura 4.6: Comparación de los tamaños de muestra evaluados según los test para detección de cambios innovativos: (e) Test de López. Modelo ARMA(0,1): $\Theta=-0.9$	41

CAMBIOS ADITIVOS E INNOVATIVOS EN SERIES TEMPORALES

**Elvin Rodrigo Méndez Gamba

RESUMEN

En el presente trabajo se realizan simulaciones de series de tiempo, las cuales han sido contaminadas bajo dos casos de estudio: cambios aditivos e innovativos. Dichas series se evalúan con distintos tests a fin de comparar el desempeño de estos mediante la respectiva potencia de detección de un cambio.

Para cambios aditivos e innovativos se analiza el comportamiento de los tests: Puntuaciones Z, Puntuaciones Z Modificadas, Dixon Q, Grubbs y López (2014). Las comparaciones entre los gráficos se realizan bajo diferentes escenarios de procesos ARMA, en los cuales se induce alteraciones en la magnitud del cambio (k) y tamaño muestral (n).

Palabras Clave: Series Temporales, cambios Aditivos, cambios Innovativos.

**profesional estudiante especialización Estadística Aplicada

CAPITULO 1. INTRODUCCIÓN

El análisis de la información está en una constante evolución, debido a los avances que ha tenido la estadística no solo para presentar o describir información contenida en tablas a nivel univariado sino para analizar información a nivel multivariado, esto permite tener una imagen amplia de la información y ayudar en la toma de decisiones fundamentadas con pruebas estadísticas que logran mostrar comportamientos en los datos.

Dentro de las técnicas de análisis estadístico que mantienen una constante evolución están las series temporales; las cuales buscan describir y predecir el comportamiento de una variable que está en función del tiempo. Técnicas como modelar una serie de tiempo a través de suavizado exponencial o metodologías planteadas como las de Box- Jenkins que permiten generar series que logren describir completamente la variabilidad de la serie original y poder generar pronósticos con un alto nivel de confianza.

Las series temporales no solo se describen con la información que tiene la variable de análisis, pero también están influenciadas por factores externos que afectan el comportamiento de la serie, y a esto se les llama datos atípicos o extremos que es importante entrar a modelar junto con la serie original para poder describir mejor la serie.

Los eventos atípicos (aditivos, cambio de nivel, de innovación, transitorio, aditivo estacional, tendencia local y parche aditivo) son cambios que se presentan en la serie temporal debido a efectos externos conocidos o desconocidos. Estos cambios provocan en la serie una dificultad para identificar de modo correcto, ya que no pueden ser capturados por los modelos de series de tiempo estándar; además cambian las propiedades estadísticas llevando a la especificación de modelos inadecuados y a conclusiones erróneas en su interpretación (Tsay, 1988), (Junnttila ,2001), (López, 2014). Debido a esto existen métodos para detectar este tipo de cambios como son: Puntuaciones Z,

Puntuaciones Z Modificadas, Dixon Q, Grubbs y López generando el paquete en R llamado tsoutliers para detección de atípicos en series de tiempo, entre otros.

El propósito de este trabajo es comparar el desempeño de estos métodos, generando un referente que evidencie una decisión respecto a cuál es el más apropiado para emplear en determinados evento reales en las que se puedan aplicar.

1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Las series de tiempo son modelos que en el presente se han convertido en un área de interés en muchas disciplinas, muchos investigadores se han dedicado a la implementación de metodologías para modelarlas. Sin embargo estas se ven afectadas por eventos externos que muchas veces no permiten obtener un modelaje confiable.

Rodríguez (2002) y Henry et al. (2001) mencionan que en muchos casos reales frecuentemente la especificación del modelo de la serie se ve afectada por presencia de factores externos que surgen cuando se presenta modificaciones instantáneas e inesperadas debido a eventos específicos, los cuales cambian las propiedades estadísticas de la serie, llevando a la especificación de modelos inadecuados y a conclusiones erróneas en su interpretación.

Para detectar estos eventos existen diferentes metodologías de detección, sin embargo en la bibliografía que se ha revisado no se ha encontrado una evaluación de la efectividad de cada uno de ellos. En ese sentido este trabajo pretende evaluar la eficiencia de algunos métodos de detección de valores atípicos aditivos e innovativos aplicándoselos a series temporales ARMA simuladas con diferentes tamaños y magnitud del cambio atípico y de esta manera darle al investigador un soporte de decisión de selección de una u otra metodología la cual aplicaría en una problemática real.

1.2 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

¿Cuál es la mejor prueba para detección de valores extremos (cambios aditivos e innovativos)?

1.3 JUSTIFICACIÓN

La motivación de este trabajo viene dada debido a que en los avances actuales en el análisis de series temporales presentan una creciente necesidad de saber qué métodos estadísticos permiten capturar todas las características de las series, además, en la literatura de cambios atípicos revisada, no se ha encontrado autor que compara los diferentes métodos mencionados y clasifique cuál de ellos es el mejor para representar los cambios existentes en una serie temporal,, dichos cambios son muy importantes ya que se caracteriza por perturbar la componente determinística de la serie lo que provoca pérdidas de poder en la identificación del modelo y en las pruebas, (Sánchez, 2008).

Sánchez et al. (2005), afirman que la correcta representación y especificación de cambios estructurales en una serie de tiempo orientan a modelos más completos, los cuales representan adecuadamente la evolución de la serie en el tiempo. Así pues, se propone realizar en este trabajo la detección de atípicos aditivos e innovativos, a partir de los siguientes métodos estadísticos: Puntuaciones Z, Puntuaciones Z Modificadas, Dixon Q, Grubb y López (2014). Lo anterior con el fin de establecer cuál es el mejor método en diferentes escenarios y así lograr una correcta especificación de estos de tal modo que se conduzca dicha serie, a un modelo más completo.

1.4 OBJETIVOS

Objetivo General

Implementar simulaciones de series temporales para evaluar el desempeño de prueba de hipótesis de detección de valores atípicos: aditivos e innovativos.

Objetivos Específicos

- Desarrollar algoritmos de las diferentes pruebas mediante el software estadístico R.
- Diseñar un proceso de simulación que permita evaluar la eficiencia de las diferentes pruebas que se van a comparar en este trabajo
- Identificar el conjunto de pruebas (Puntuaciones Z, Puntuaciones Z Modificadas, Dixon Q, Grubbs y López) de mejor desempeño en cada uno de los diferentes escenarios de cambio simulados.

CAPITULO 2. MARCO DE REFERENCIA

En el siguiente capítulo se mostraran los diferentes conceptos utilizados en este proyecto, en primera instancia se definirá que es una serie de tiempo los tipos y cuáles son sus diferentes componentes que existen, en segunda instancia se definirá el análisis de intervención y los diferentes efectos que se hallan sobre la series de tiempo, en tercera instancia se expondrá los diferentes valores atípicos existentes en las series de tiempo y en cuarta instancia se precisará sobre los métodos estadísticos propuestos: Puntuaciones Z, Puntuaciones Z Modificadas, Dixon Q , Grubbs, López.

2.1 SERIES DE TIEMPO

Correa (2000) menciona que una serie de tiempo es una sucesión de observaciones o de lecturas ordenadas, obtenidas al variar el tiempo u otra índole. Cabe destacar que existe una gran diferencia entre los datos manejados en series de tiempo y los empleados para realizar inferencias, en pruebas de hipótesis sobre parámetros, o en análisis de varianza, dicha diferencia radica en el orden cronológico o secuencial inducido por la forma como se obtienen las observaciones que generan la serie, este orden crea una estructura de correlación o de dependencia entre las observaciones no existente en los otros conjuntos de datos. En una serie de tiempo la observación que ocupa cierta posición está relacionada con las observaciones ubicadas en las posiciones anteriores, por esta razón si se altera la posición de una observación se alteran las relaciones entre las observaciones y por ende los pronósticos estimados. Ahora bien, si se considera que la observación z_t es el valor que toma una variable aleatoria en t , puede decirse que este valor depende de los valores que tomó la variable aleatoria en el pasado (Correa, 2000), esto es, z_t depende de z_{t-1} esta dependencia define una estructura de correlación, que debe ser tenida en cuenta en la estimación de los pronósticos.

2.1.1 Objetivos específicos de las series de tiempo

Sanchez (2008) menciona que entre los objetivos específicos de las series de tiempo se encuentran:

- Obtener modelos estadísticos que describan la estructura pasada de las observaciones que generan la serie.
- Suponer que la estructura pasada de la serie de interés se conserva y bajo este supuesto, pronosticar valores futuros de la serie bajo estudio.
- Analizar la significancia de los efectos que causaron las intervenciones en la estructura de la serie.
- Simular valores futuros de la serie, bajo condiciones o restricciones definidas por criterios nuevos, para así supervisar y controlar los cambios que se producen en la serie.

2.1.2 Componentes de una serie de tiempo

Una serie de tiempo puede estar conformada por las siguientes componentes

- *Tendencia*, la cual representa la trayectoria suavizada que define la serie en el rango de variación del índice y se halla observando la forma funcional de la gráfica de la serie (z_t vs t) a lo largo del tiempo, esta tendencia puede ser constante, lineal, cuadrática, o exponencial.
- *Componente estacional*, la cual se presenta cuando la serie tiene patrones estacionales que se repiten con una frecuencia constante, produciendo en su gráfica un efecto periódico. Los patrones estacionales se presentan porque diversos fenómenos, ya sean climáticos, económicos o sociales, afectan las observaciones que generan la serie.
- *Componente aleatoria*, la cual representa los cambios que sufre la serie ocasionados por fenómenos externos no controlables.
- *Componente cíclica*, la cual se presenta en series que son afectadas por fenómenos físicos o económicos que ocurren con una periodicidad variable.

Una *serie con estacionalidad aditiva* se expresa como la suma de la tendencia, de la componente estacional y de la componente aleatoria:

$$Z_t = T_t + S_t + a_t$$

donde, Z_t es la variable aleatoria que representa el valor que toma la serie en el periodo t , T_t es la tendencia en el periodo t , S_t es la componente estacional en el periodo t , y a_t es la componente aleatoria en el periodo t , esta última es llamada *ruido blanco*.

Una *serie con estacionalidad multiplicativa* se puede expresar como:

El producto de la tendencia, de la componente estacional y de la componente aleatoria:

$$Z_t = T_t \cdot S_t \cdot a_t ,$$

Esta forma de descomposición de una serie puede transformarse en aditiva tomando logaritmos en ambos lados de la ecuación.

El producto de la tendencia por la componente estacional, más la componente aleatoria:

$$Z_t = T_t \cdot S_t + a_t$$

2.1.3 Análisis descriptivo de una serie de tiempo

El análisis descriptivo de una serie comprende la estimación de los estadísticos básicos de la serie y el análisis en el gráfico de Z_t vs t de aspectos tales como la presencia de tendencias, la existencia de estacionalidad o de periodicidad en las observaciones (que a su vez se suponen estocásticos), la varianza de las observaciones: constante o variable en

el tiempo, la existencia de observaciones inusuales y de puntos extremos, y los cambios en la estructura de la serie. (Guerrero, 2003)

2.2 MODELOS ARIMA

Los métodos de pronóstico son basados en modelos estadísticos o matemáticos y se caracterizan porque una vez elegido un modelo o una técnica de pronóstico, es posible obtener nuevos pronósticos automáticamente, se clasifican en modelos univariados y causales. Los modelos univariados se basan únicamente en las observaciones pasadas de la serie para predecir valores futuros, algunos de éstos son, los métodos de descomposición, los de suavizado y los modelos ARIMA en el dominio del tiempo o en el dominio de la frecuencia.

Los modelos ARIMA son métodos que modelan las series de tiempo estudiando la estructura de correlación que el tiempo induce en las variables aleatorias que originan la serie. El plan de trabajo en estos modelos es:

- i. Por medio de transformaciones y/o diferencias se estabiliza la varianza, y se eliminan la tendencia y la estacionalidad de la serie, obteniéndose de esta manera una serie estacionaria.
- ii. Para la serie estacionaria obtenida se identifica y se estima un modelo que explica la estructura de correlación de la serie con el tiempo.
- iii. Al modelo estimado se aplican transformaciones inversas que permitan restablecer la variabilidad, la tendencia y la estacionalidad de la serie original, este modelo integrado se usa para pronosticar.

Para explicar la estructura de correlación entre las observaciones de una serie estacionaria se consideran básicamente dos modelos:

$$\text{Modelo Autorregresivo (AR)} \quad Z_t = \sum_{j=1}^p \phi_j Z_{t-j} + a_t \quad (1)$$

$$\text{Modelo de Media móvil (MA)} \quad Z_t = \mu + \sum_{j=0}^q \theta_j a_{t-j} \quad (2)$$

El modelo autorregresivo considera que el valor de la serie estacionaria en el tiempo presente t depende de todos los valores pasados que ha tomado la serie, ponderados por un factor de peso ϕ_j que mide la influencia de ese valor pasado en el valor presente, y de una perturbación aleatoria presente. Cuando solamente los últimos p valores pasados de la serie afectan significativamente el valor presente, el modelo se denomina autorregresivo de orden p , $AR(p)$, y en este caso el límite superior de la sumatoria en la ecuación (1) es p .

El modelo de media móvil considera que el valor de la serie estacionaria oscila o se desplaza alrededor de un valor medio μ . Además supone que el desplazamiento de μ en el tiempo presente t es ocasionado por infinitas perturbaciones ocurridas en el pasado, ponderadas por un factor θ_j , que mide la influencia de dicha perturbación en el presente de la serie. Cuando sólo las últimas q perturbaciones pasadas afectan significativamente el valor presente de la serie, el modelo se denomina *media móvil* de orden q notado $MA(q)$ y en este caso la sumatoria de la ecuación (2) tiene como límite superior q .

Estos dos modelos básicos para series estacionarias se combinan para producir los modelos $ARMA(p,q)$. En general las series de tiempo no son estacionarias pero por medio de transformaciones de varianza y de diferencias pueden ser transformadas en estacionarias. Los modelos ARIMA resultan al integrar a la serie estacionaria $ARMA(p,q)$ estimada, las diferencias y las transformaciones que fueron necesarias para convertir la serie inicial en una serie estacionaria.

En resumen los modelos ARIMA estudian la estructura de correlación entre las observaciones de una serie, y calcula los pronósticos y los respectivos intervalos de predicción basándose en la estructura estimada.

2.3 PUNTOS ATÍPICOS

Martínez (1995) afirma que frecuentemente los datos se ven afectados por la presencia de observaciones atípicas (“outliers”). Este hecho tiene especial transcendencia en el análisis de series temporales, debido a que unas pocas observaciones, originadas por eventos externos aislados, tienen influencia en la selección del modelo para una serie o en la selección de sus parámetros, los pronósticos que se deriven de este modelo posiblemente estén influenciados, ya que ellos son una extrapolación del comportamiento anterior de la serie.

Ante la posibilidad de que una serie esté contaminada con observaciones atípicas, son varios los problemas que deben resolverse:

- i. Detectar la existencia de una observación atípica en un periodo dado.
- ii. Determinar si existen varias observaciones atípicas.
- iii. Estimar el efecto de las observaciones atípicas
- iv. Estimar los parámetros del modelo en presencia de observaciones atípicas.

De acuerdo con Chen y Liu (1990), la importancia de la detección de observaciones atípicas está relacionada con los siguientes aspectos:

- i. Un mejor entendimiento del comportamiento de la serie que incluye la detección y estimación del efecto de los eventos de origen externo.

- ii. Mayor claridad en la identificación de un modelo para una serie y en la estimación de sus parámetros, al eliminarse las interferencias que origina las observaciones atípicas
- iii. Se logra mejorar el modelo para la serie con la inclusión de intervenciones. De esta manera se reducen los sesgos en las estimaciones originadas por una varianza "inflada" por el efecto de las observaciones atípicas.

La detección y estimación del efecto de las observaciones atípicas, así como la estimación de los parámetros de un modelo para una serie contaminada con este tipo de observaciones, es un tema que ha recibido especial atención en la actualidad. La mayoría de los procedimientos desarrollados parten de las clasificaciones de observaciones propuestas por Fox (1972).

Este autor definió tres modelos para caracterizar el comportamiento de una observación atípica. Para describir estos modelos es necesario suponer que la serie sin contaminación es X_t , y la serie observada Z_t , además que la serie X_t sigue un modelo ARMA de la forma:

$$\phi(B)X_t = \theta(B)a_t \quad (8)$$

Donde;

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_n B^n \quad \text{y} \quad \theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_n B^n$$

Son polinomios cuyas raíces están fuera del círculo unitario y a_t es un ruido blanco con distribución $N(0, \sigma^2)$.

2.3.1. CLASIFICACION DE LOS DATOS ATÍPICOS EN SERIES DE TIEMPO

Outlier aditivos (Ao)

Una observación atípica aditiva (OA) la cual es un suceso (efecto externo) que afecta a una serie en un sólo instante temporal. Gráficamente se representa como un pico aislado y se define como:

$$Z_t = X_t + w_{AO} P_{i,t}(t^*) \quad (9)$$

Donde $P_{i,t}(t^*)$ es la función indicadora cuando $t = t^*$ y w_{AO} es la magnitud del atípico aditivo.

Outlier Innovativos (OI)

Una observación atípica es considerada innovativa (OI) cuando su efecto se propaga en conformidad con el modelo del proceso, afectando a todos los valores observados después de su ocurrencia. Es un shock en las innovaciones del modelo. Los OIs tienen algunos importantes rasgos indeseables, especialmente, para series que contienen tendencia y estacionalidad, derivados de su comportamiento explosivo, y está dado por:

$$Z_t = X_t + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} w_{AO} P_{i,t}(t^*) \quad (10)$$

En términos del ruido blanco, las observaciones AO y OI pueden representarse como:

$$Z_t = X_t + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t + w_{AO} P_{i,t}(t^*) \quad \text{y} \quad Z_t = X_t + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} (a_t + w_{OI} P_{i,t}(t^*)) \quad (11)$$

Lo anterior, quiere decir que un OA tiene un efecto instantáneo en el tiempo, mientras que un OI tiene un efecto que se va disipando en el tiempo a partir de t^* , de acuerdo con la magnitud de los coeficientes del polinomio $\theta(B)/\phi(B)$.

En caso de que existan varias observaciones atípicas el modelo se puede escribir como:

$$Z_t = X_t + \sum_{i=1}^k \omega_i v_i(B) P_{i,t}(t^*) \quad (12)$$

donde $v_i(B) = \theta(B)/\phi(B)$ para un OI y $v_i(B) = 1$ para un OA en el tiempo $t = t^*$.

2.4. MÉTODOS PARA DETECTAR OUTLIERS ADITIVOS E INNOVATIVOS

En la literatura sobre detección de valores outliers aditivos e innovativos, no se dividen los test para detectar separadamente cada tipo de estos valores. A continuación se presentan los métodos para detectar dichos valores.

2.4.1 Puntuaciones Z

Las puntuaciones Z son un método muy popular para detectar outliers y está basada en la propiedad de la distribución normal, es decir que si $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, entonces

$$Z = \frac{x - \mu}{\sigma} \sim N(0,1).$$

Las puntuaciones Z están definidas como:

$$Z(i) = \frac{x_i - \bar{x}}{s} \quad (15)$$

Donde:

$$s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (16)$$

Una regla común considera a las observaciones con $|Z|$ mayor que 3 como outliers, aunque los criterios pueden variar en función de la serie de tiempo y el criterio de la toma de decisiones. Sin embargo, este criterio también tiene sus problemas, ya que el máximo valor absoluto de puntuaciones Z es $\frac{(n-1)}{\sqrt{n}}$ (Shiffler, 1998) y puede ser posible que ninguna de los valores extremos de las puntuaciones Z sea mayor que el umbral, especialmente en series de tiempo pequeñas.

2.4.2. Puntuaciones Z Modificadas

El problema con la anterior puntuaciones Z es que \bar{x} y s pueden verse muy afectados por los outliers, una alternativa es reemplazarlos con estimadores robustos. Por lo tanto, \bar{x} puede ser sustituido por la mediana de la muestra, y s por la mediana de las desviaciones absolutas respecto a la mediana (MDA):

$$MDA\{|X_i - \bar{x}|\} \quad (17)$$

Ahora, las Puntuaciones Z Modificadas están definidas como:

$$M_i = \frac{0,6745(x_i - \bar{x})}{MDA} \quad (18)$$

donde la constante 0.6745 es necesaria ya que $E(MDA) = 0.6745$ para n grande. Las observaciones serán etiquetadas como outliers cuando $M_i > D$. Iglewicz et al. (1993) sugieren el uso de $D = 3,5$ basándose en un estudio de simulación que calcula los valores de D que identifican la proporción de tabulado de observaciones normales aleatorias

como posibles valores atípicos. Los datos sospechosos pueden estudiarse más a fondo para explorar posibles explicaciones de estos valores como outliers reales o no.

2.4.3. Test de Grubbs

El test de Grubbs detecta un outlier en un momento suponiendo una población distribuida normalmente. Este outlier es eliminado del conjunto de datos y el test se repite hasta que no se detecten más, sin embargo, múltiples iteraciones cambian las probabilidades de detección. Este test no se debe utilizar para tamaños de muestra menores o iguales a seis, ya que frecuentemente la mayoría de los puntos se etiquetan como outliers.

El estadístico de prueba G está definido como en la siguiente ecuación:

$$G = \frac{\max|x_i - \bar{x}|}{s} ; \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (19)$$

Donde la media \bar{x} y la desviación estándar s son calculadas sobre todos los valores. Siendo esta la versión bilateral del test, el estadístico de prueba G es la mayor desviación absoluta de la media de las observaciones en unidades de su desviación estándar.

El test de Grubbs también puede ser definido de manera unilateral, en este caso el estadístico de prueba G viene dado por la ecuación (20) si el valor mínimo es outlier o, por la ecuación (21) si el valor máximo es outlier.

$$G = \frac{x_i - \bar{x}_1}{s} \quad (20)$$

$$G = \frac{x_n - \bar{x}}{s} \quad (21)$$

Para el test bilateral, la hipótesis nula viene dada por que la observación no es un outlier, y se cumple si sigue la desigualdad dada por la ecuación (22):

$$G < \frac{n-1}{\sqrt{n}} \sqrt{\frac{t_{(\frac{\alpha}{2n}, n-2)}^2}{n-2 + t_{(\frac{\alpha}{2n}, n-2)}^2}} \quad (21)$$

con $t_{(\frac{\alpha}{2n}, n-2)}^2$ denotando el $\frac{\alpha}{2n}$ percentil de la distribución t con $(n-2)$ grados de libertad.

Para el test unilateral, se usa el $\frac{\alpha}{2n}$ percentil.

En la tabla A.1 se aprecia un extracto de los valores críticos para el test bilateral y en la tabla A.2 para el test unilateral. La hipótesis nula no es rechazada a un nivel α si $G < G(1-\alpha; n)$.

2.4.4. Test de Dixon Q

El test de Dixon es útil cuando se desea probar un outlier bajo la suposición de distribución normal.

Este test usa escala de mediciones y puede aplicarse incluso en casos donde se dispone de pocos datos. Las n mediciones son organizadas en orden ascendente, denotando al menor valor por x_1 y el mayor valor por x_n , v Barnett et al. (1994). El estadístico de prueba de Dixon viene dado por las ecuaciones (22) y (23):

$$Q_1 = \frac{|X_2 - X_1|}{|X_n - X_1|} \quad (22)$$

$$Q_n = \frac{|X_n - X_{n-1}|}{|X_n - X_1|} \quad (22)$$

La hipótesis nula de que la medición considerada no es un outlier, no es rechazada si la cantidad $Q \leq Q(1 - \alpha; n)$. Los valores Q para un nivel de significancia elegido fueron dados por Barnett et al. (1994), (ver tabla A.3).

2.4.5. Test López (tsoutliers)

El test de López propuesto en el paquete estadístico de R (tsoutliers) sigue el enfoque de Chen y Liu (1993) para la detección de valores atípicos, introduce un procedimiento para la detección automática de los outliers aditivos, innovativos, cambios de nivel, cambios temporales entre otros (López, 2014).

Dicho test utiliza el modelo ARIMA para estimar los posibles tipos de outliers en cada punto de tiempo. Donde el modelo ARIMA está dado por la siguiente ecuación (23):

$$y_t^* = \sum_{j=1}^m w_j L_j(B) I_t(t_j) + \frac{\theta(B)}{\Phi(B)\alpha(B)} a_t \quad (23)$$

Donde $I_t(t_j)$ es una variable indicadora de señal de un atípico, en el punto de tiempo t_j en donde ocurre el atípico, $\Phi(B)$ es un polinomio autorregresivo con todas las raíces fuera del círculo unitario, $\theta(B)$ es un polinomio de media móvil con todas las raíces fuera del círculo unitario y $\alpha(B)$ es un polinomio autorregresivo con todas las raíces sobre el círculo unitario, w_j es la magnitud del valor atípico (López, 2014).

La presencia de outliers es comprobada mediante el estadístico T de medias aplicado sobre la siguiente ecuación de regresión

$$\Pi(B)y_t^* = \hat{e}_t = \sum_{j=1}^m w_j \Pi(B) L_j(B) I_t(t_j) + a_t \quad (24)$$

En la cual $\Pi(B) = \sum_{i=0}^{\infty} \Pi_i B^i$.

El valor crítico para contrastar que en un punto de tiempo existe un valor atípico, se nombra cval y es de 3.5. Es decir que si en un punto de ocurrencia, en donde el estadístico t sea mayor a 3.5 se detecta que existe evidencia de que ese valor es outlier.

CAPITULO 3. MARCO METODOLOGICO

En este capítulo se seleccionan los test con los cuales se evalúa el desempeño según los tipos de cambio mencionados (atípico: aditivo y innovativo), como también, se escogen los escenarios a los cuales se les aplica el cambio.

Luego se plantea evaluar el desempeño de los test seleccionados por cada tipo de cambio en todos los escenarios, La propuesta metodológica se desarrolla en cuatro fases.

Fase I: Selección De Test Por Tipo De Cambio/Outlier

Los test seleccionados para comparar el desempeño para outliers aditivos e innovativos, se evaluarán con un nivel de significancia del 5% ($\alpha = 5\%$). Los test que se utilizarán son:

Test de Puntuaciones Z

Test de Puntuaciones Z Modificadas

Test de Dixon Q.

Test de Grubbs

Test de López

Fase II. Construcción De Escenarios

La unidad de análisis se construyó desarrollando simulaciones de series temporales utilizando el programa estadístico R. Para esta fase se simulan $N = 1000$ repeticiones de

series temporales con tamaños $n = 50; 75; 100$, de procesos ARMA, con desviación estándar uno utilizando diferentes combinaciones de parámetros, los cuales deben cumplir las condiciones de invertibilidad y estacionariedad (*ver Tabla 1*).

Características	Opciones a evaluar
Procesos ARMA (p,q)	ARMA (1,0) ARMA(0,1) ARMA(1,1) ARMA(1,2) ARMA(2,1) ARMA(2,0) ARMA(0,2) ARMA(2,2)
Desviación estándar	$\sigma = 1$
Tamaño de la serie	$n = 50, 75, 100$
Número de repeticiones	$N = 1000$

Tabla 1. Escenarios de simulación

$ARMA(P,Q)$	Parámetros
ARMA (1,0)	$\Phi=-0.6$ $\Phi=-0.9$
ARMA(0,1)	$\Phi=-0.6$ $\Phi=-0.9$
ARMA(1,1)	$\Phi=0.3 \ \Theta=0.6$ $\Phi=-0.3 \ \Theta=0.6$
ARMA(1,2)	$\Phi=-0.3 \ \Theta_1=0.6 \ \Theta_2=0.3$ $\Phi=-0.6 \ \Theta_1=0.3 \ \Theta_2=0.6$
ARMA(2,1)	$\Phi_1=-0.3 \ \Phi_2=0.6 \ \Theta_1=0.3$ $\Phi_1=-0.6 \ \Phi_2=0.3 \ \Theta_1=0.6$
ARMA(2,0)	$\Phi_1=-0.6 \ \Phi_2=0.3$ $\Phi_1=0.3 \ \Phi_2=0.6$
ARMA(0,2)	$\Theta_1=-0.6 \ \Theta_2=0.3$ $\Theta_1=-0.3 \ \Theta_2=0.6$
ARMA(2,2)	$\Phi_1=-0.3 \ \Phi_2=0.6 \ \Theta_1=-0.3 \ \Theta_2=0.6$ $\Phi_1=0.3 \ \Phi_2=0.6 \ \Theta_1=-0.3 \ \Theta_2=0.6$

Tabla 2. Parámetros utilizados en los escenarios de simulación

Fase III. Incorporación De Cambios

Para esta fase, se utiliza el criterio de ubicación y magnitud del cambio (k) que será medido en unidades de desviación estándar, esto con la intención de observar como varía el comportamiento de los test seleccionados con estas variaciones.

Tipo de contaminación	Valores	
Ubicación	r	0.50n
Magnitud	k	0, 1, 1.5, 2, 2.5, 3, ..., 7.5, 8

Tabla 3. Niveles de contaminación en ubicación y magnitud

Cabe notar que para k=0 no hay contaminación, debido a que no se modifican las series.

- Incorporación de cambios aditivos

El método de contaminación en los outliers aditivos se realiza sobre el punto de ubicación r, adicionándole una constante k, que se define como la magnitud del cambio inducido, medida en unidades de desviación estándar. De tal forma que la serie contaminada aditivamente T(Zrk) es representada mediante la ecuación:

$$T(Zrk) = Zr + k\sigma$$

Donde:

$$r = 0.50n$$

$$n = 50, 75, 100$$

$$k = 0, 1, 1.5, 2, 2.5, 3, \dots, 7.5, 8$$

$$\sigma = 1$$

- Incorporación de cambios innovativos

Para los outliers innovativos, en primera instancia se crea una función escalón dada por la siguiente ecuación:

$$E_{ki} = k\sigma(0.85^i)$$

Para todo $i = 1(1-t); 2(1-t).....n(1-t)$, $\sigma = 1$ y $k\sigma$, sigue siendo la magnitud del cambio inducido, medida en unidades de desviación estándar. En segunda instancia, para incorporar el cambio en el punto r se multiplica la función escalón por la serie generada, como se observa en la ecuación:

$$I(Z_{rki}) = E_{ki}(Z_r)$$

Donde:

$$r = 0.50n$$

$$n = 50, 75, 100$$

$$k = 0, 1, 1.5, 2, 2.5, 3, \dots, 7.5, 8$$

$$\sigma = 1$$

Fase IV. Evaluación De Desempeño

Para evaluar el desempeño de los test se crea el indicador de potencia empírica de señal de detección de un atípico, el cual corresponde a la potencia de emisiones de detección de un atípico en $N = 1000$ repeticiones de series temporales de tamaño $n = 50; 75; 100$.

$$PESA_{rk} = \frac{1}{1000} \sum_{1}^{1000} S_{rk}$$

Donde S_{rk} es una variable indicadora definida:

$$S_{rk} = \begin{cases} 1 & \text{se detecta un atípico en el tiempo } r \text{ de magnitud } k \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

Donde:

$$r = 0.50n$$

$$k = 0, 1, 1.5, 2, 2.5, 3, \dots, 7.5, 8$$

Fase V: Comparación

Obteniendo la estimación del indicador de potencia empírica de señal de detección de un atípico (PEA), para cada uno de los test escogidos, se realizan gráficos de potencia que representan el porcentaje de detección de atípicos de los escenarios propuestos, en función de la magnitud del atípico $k = 1\sigma, 1.5\sigma, 2\sigma, 2.5\sigma, 3\sigma, \dots, 7.5\sigma, 8\sigma$, dichos gráficos se generan con fines comparativos.

CAPITULO 4. RESULTADOS

En este capítulo se presentan los resultados correspondientes al comportamiento de la potencia empírica de clasificación de la señal de un atípico, la presentación de estos se divide en dos secciones, teniendo en cuenta el tipo de cambio: i) Cambio Aditivo. ii) Cambio Innovativo. Para cada uno de los cambios se presenta una gráfica de potencia empírica de señal de detección de un atípico (PESA) estimada para cada uno de los procesos ARMA seleccionados. La tabla a continuación muestra la abreviación de los test para cada cambio utilizado:

Tipos de cambios	Test	Abreviación
Aditivos e innovativos	Test de puntuaciones Z	Test Z
	Test de puntuaciones Z Modificadas	Test ZM
	Test de Dixon Q	Test Q
	Test de Grubbs	Test G
	Test de López	Test L

Tabla 4. Abreviación de los Test evaluados para detección de cambios

4.1. Cambios Aditivos

En la tabla B.2 se observan las potencias obtenidas al evaluar la efectividad del Test de Puntuaciones Z en la detección de un cambio aditivo en series de tiempo simuladas bajo los modelos ARMA estudiados en el presente proyecto, y a distintas magnitudes de cambios k , las cuales aproximadamente desde $k = 6$ generan potencias tendientes a uno, independientemente de los parámetros del modelo ARMA y del tamaño muestral n , lo que sugiere que este test es potente en la detección de un cambio aditivo. Sin embargo, en la tabla B.1 se observan las potencias de dicho test cuando las series temporales no han sido contaminadas, encontrando que aun cuando $k = 0$ se obtienen potencias similares que cuando $k = 1$.

Debido a que el Test de Puntuaciones Z tiene el problema de que la media y la desviación estándar de las observaciones de la serie pueden ser perturbadas por la presencia de los outliers, surge como alternativa la utilización de test que se desarrollan a partir de estimadores robustos como la mediana, uno de ellos es el Test de Puntuaciones Z Modificadas. Las potencias calculadas a fin de evaluar la detección de un cambio aditivo en las series de tiempo simuladas al aplicar dicho test, se aprecian en la tabla B.3, en donde se observa una situación semejante a la del Test Z, es decir, las potencias tienden a uno a medida que las magnitudes de cambio k y los tamaños muestrales n incrementan. Al observar la tabla B.1 se ve como las potencias son mucho más cercanas a cero cuando la serie temporal no ha sufrido cambios, lo que indica que el uso de estimadores robustos resulta conveniente, en casos donde las observaciones se vean perturbadas por eventos externos.

En la figura 4.1 se observan las curvas de potencia empírica de señal de detección de un cambio aditivo obtenidas para el modelo ARMA(0,1) con parámetro $n=0.9$, cuyo comportamiento ilustra lo sucedido con los otros modelos estudiados. La comparación de los test evaluados para detección de un cambio aditivo en tres tamaños muestrales

diferentes, observando cómo éstos afectan dicha potencia cuando $n = 50$, el test que resulta ser más potente es el Test de Dixon Q, pero cuando se tiene $n = 75$ y $n = 100$ el Test de Puntuaciones Z se ubica como el más potente. Por su parte, cuando k oscila aproximadamente entre 1 y 4 el Test de Grubbs va perdiendo potencia a medida que se incrementa n , pero una vez k oscila entre 4;5 y 8 la potencia se incrementa a medida que n aumenta. Para realizar un contraste, en la figura 4.2 y 4.3 se comparan los tamaños de muestra evaluados según los test para detección de cambios aditivos para el mismo modelo ARMA(0,1). Los Test de Puntuaciones Z y de Puntuaciones Z Modificadas, poseen un comportamiento similar, cuando se tiene un tamaño muestral de $n = 50$, Por otra parte, a medida que aumenta el tamaño de la muestra n se observa que los demás Test Z Modificadas, Dixon Q, Grubbs y López, su potencia tiende a ser muy similar, deduciendo que estos Tests tendrá el mismo comportamiento sin importar las variaciones en el tamaño muestral.

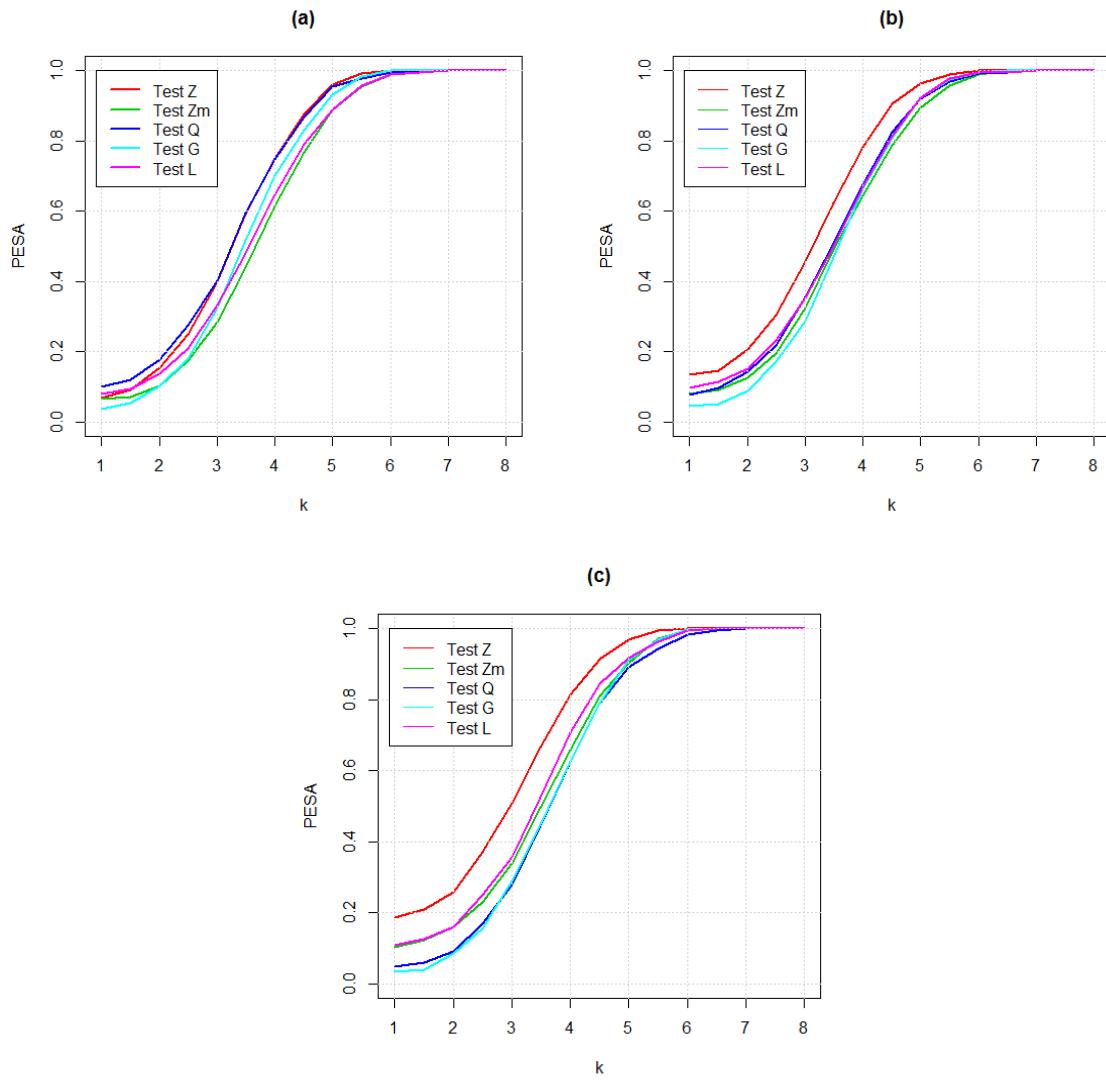


Figura 4.1: Comparación de los test para detección de cambios aditivos según el tamaño muestral: (a) $n=50$, (b) $n=75$ y (c) $n=100$. Modelo ARMA(0,1): $\Theta=-0.9$

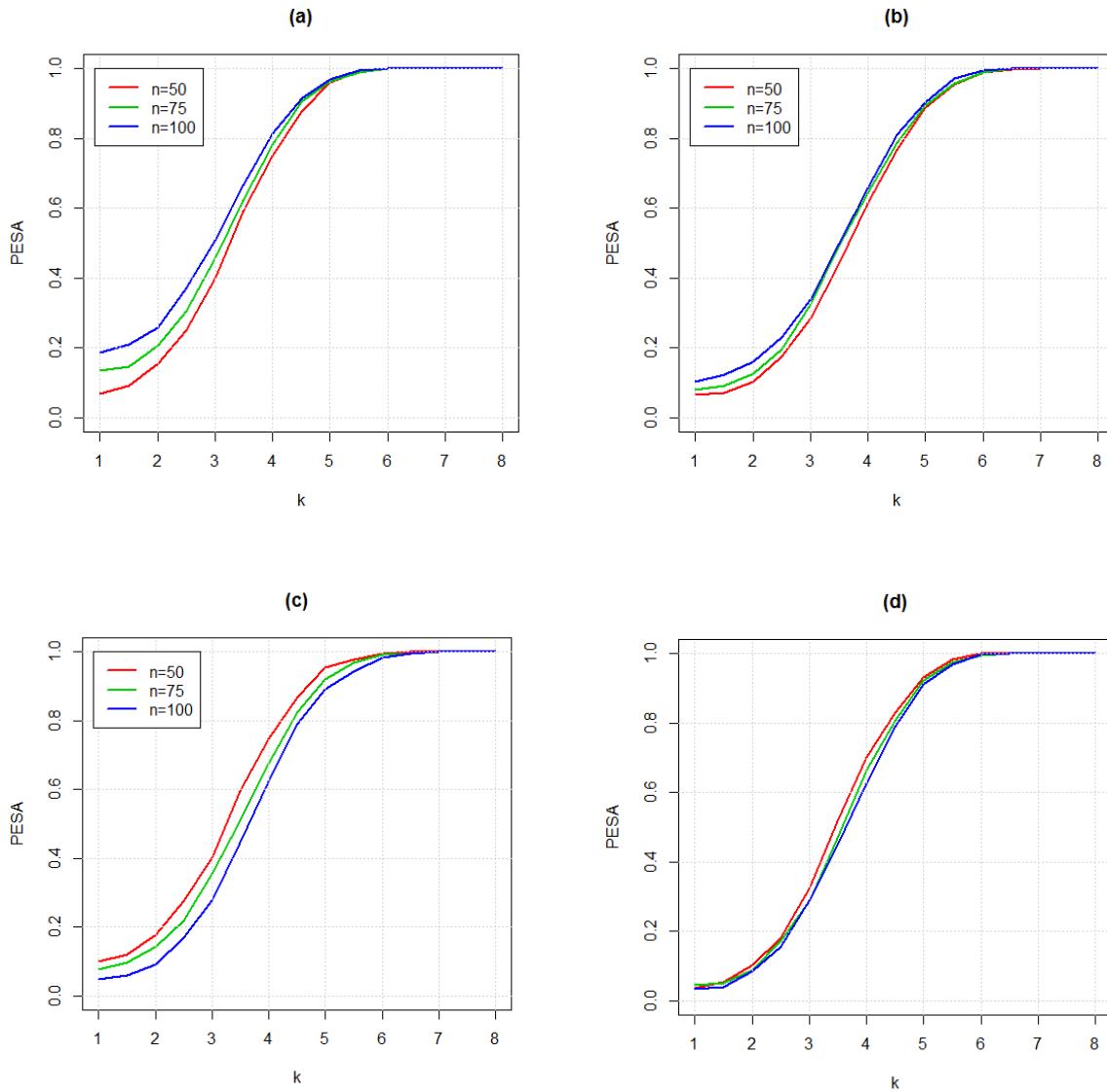


Figura 4.2: Comparación de los tamaños de muestra evaluados según los test para detección de cambios aditivos: (a) Test de Puntuaciones Z, (b) Test de Puntuaciones Z Modificadas (c) Test de Dixon Q. y (d) Test de Grubbs . Modelo ARMA(0,1): $\Theta=-0.9$

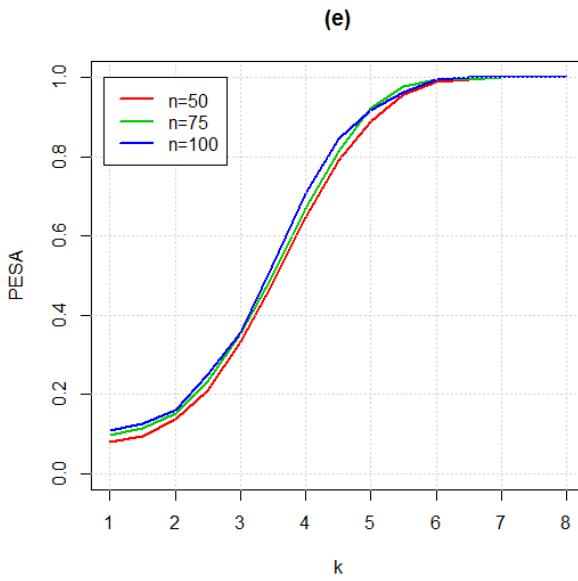


Figura 4.3: Comparación de los tamaños de muestra evaluados según los test para detección de cambios aditivos: (e) Test de López. Modelo ARMA(0,1): $\Theta=-0.9$

4.2 Cambios Innovativos

A continuación se presentan los resultados correspondientes a las potencias para los cambios innovativos que fueron obtenidas a partir de procedimientos de simulación en cada escenario ARMA(p ; q) propuestos en este proyecto, es importante mencionar que el comportamiento en los diferentes procesos fue similar por lo cual la gráfica que se presenta es de un solo escenario en particular.

La figura 4.4(a) muestra que al tener series de tamaño $n = 50$ el test con mejor desempeño para todos los procesos ARMA(p,q) hasta la magnitud de cambio $k = 4$ es el de López seguido del test de Puntuaciones Z , por otro parte se puede apreciar que a medida que crece la magnitud del cambio k se va volviendo más potente el de López, mientras que el menos potente es el test de Dixon Q.

La figura 4.4(b) y 4.4(c) presentan las series de tamaño $n = 75$ y $n = 100$, es de notar que estos dos tamaños siguen un comportamiento diferente, es decir, a partir del cambio de magnitud $k = 1$ en adelante, el test más potente es el de Puntuaciones Z, seguido del test de López, y el menos potente es el test de Dixon Q.

Ahora en la Figura 4.5 y 4.6 Se observa cómo se comporta cada test según el cambio del tamaño de la serie, con lo que se evidencia que los test de López, Puntuaciones Z, Puntuaciones Z Modificadas y Grubbs, a medida que crece el tamaño de las serie se vuelven con un mejor desempeño, mientras que si el tamaño de la serie decrece estos

tienden a disminuir su potencia. Con respecto al test de Dixon Q este tiene un comportamiento muy particular ya que cuando la serie es de tamaño $n = 50$ y $n = 75$ tiene potencias con mejor desempeño, mientras que cuando $n = 100$ el test tiende a tener menor desempeño.

Adicionalmente, cuando se observa la estimación del error tipo I (ver tabla B.1) se evidencia que es bastante alta con respecto a las series que presentan cambios innovativos.

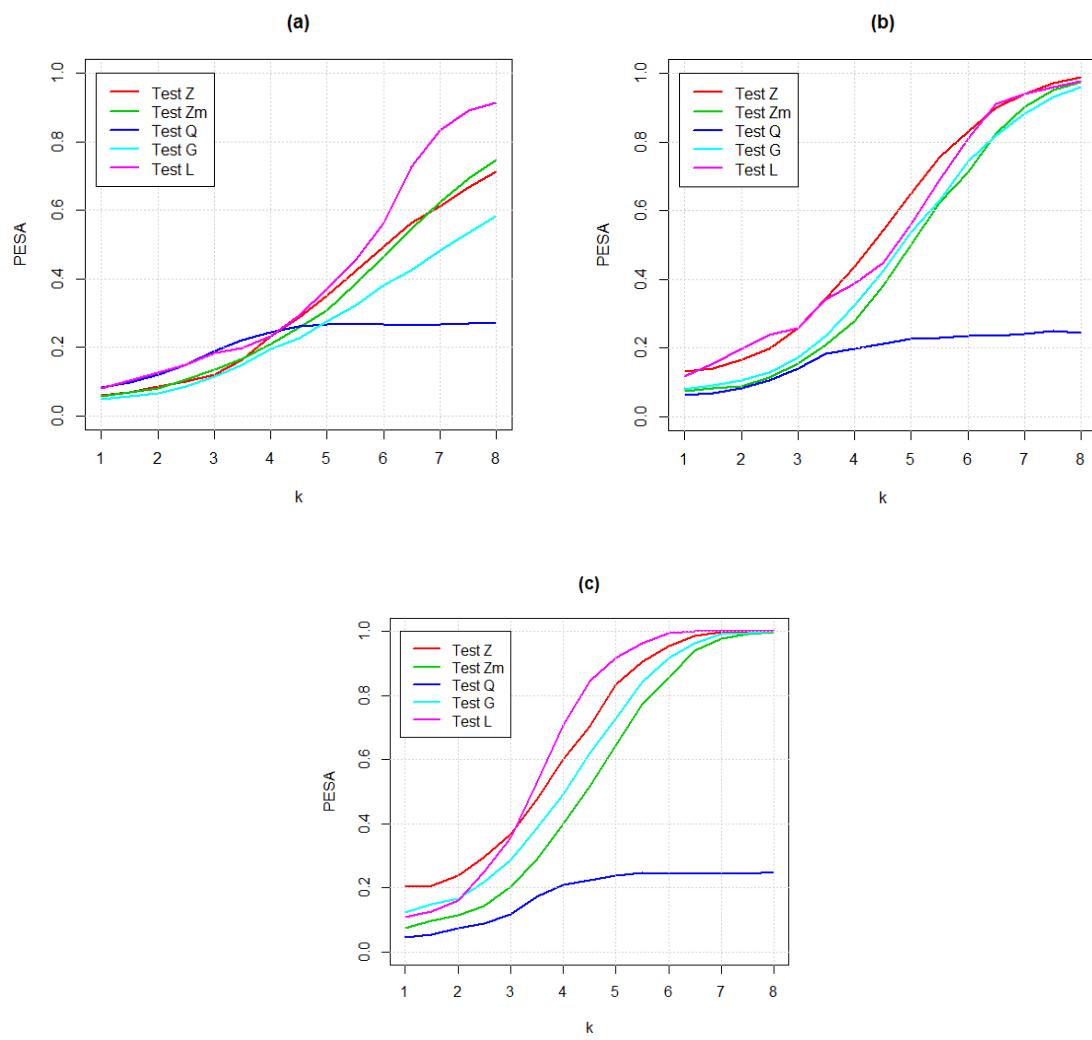


Figura 4.4: Comparación de los test para detección de cambios innovativos según el tamaño muestral: (a) $n=50$, (b) $n=75$ y (c) $n=100$. Modelo ARMA(0,1): $\Theta=-0.9$

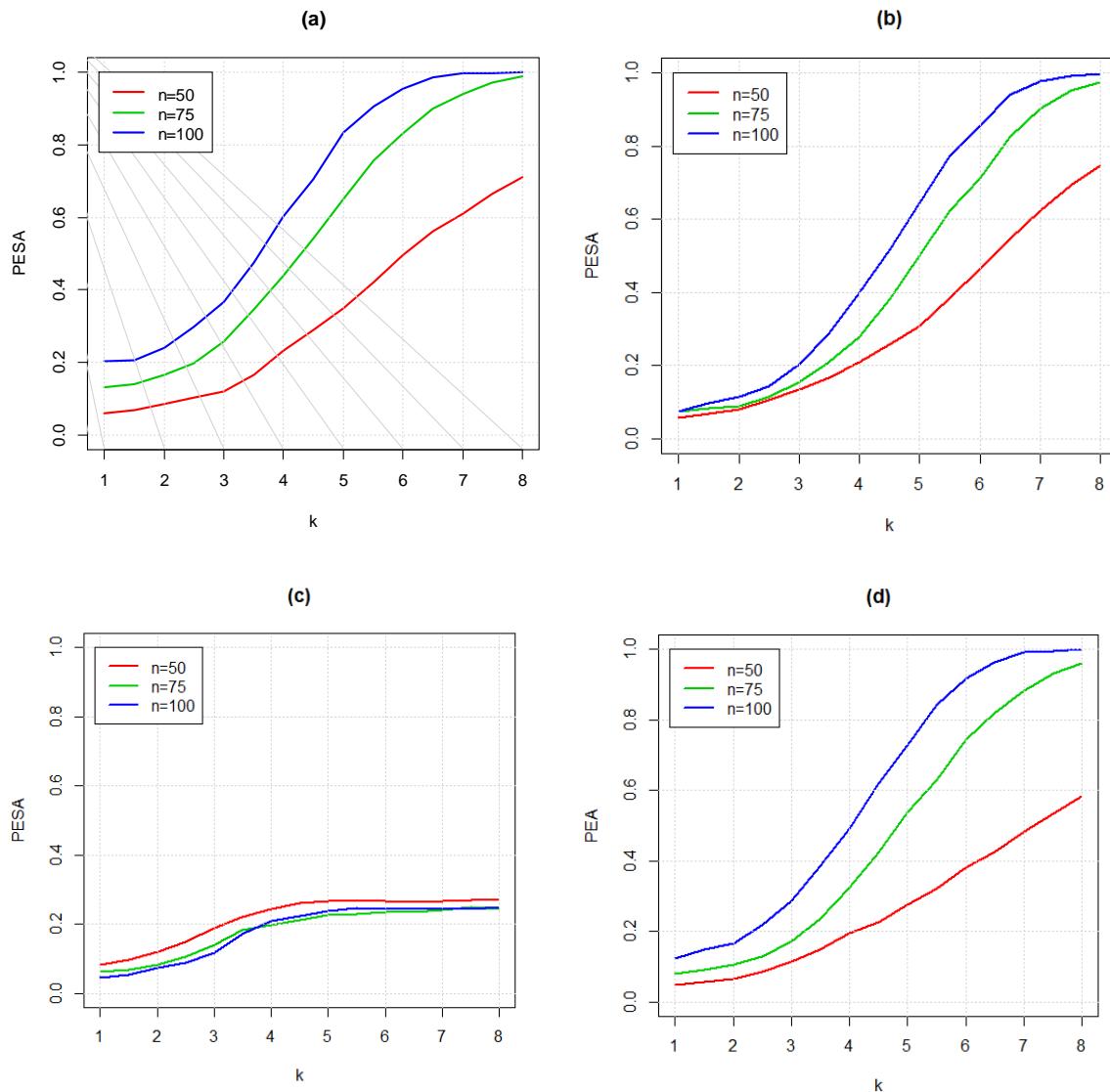


Figura 4.5: Comparación de los tamaños de muestra evaluados según los test para detección de cambios innovativos: (a) Test de Puntuaciones Z, (b) Test de Puntuaciones Z Modificadas (c) Test de Dixon Q. y (d) Test de Grubbs. Modelo ARMA(0,1): $\Theta=-0.9$

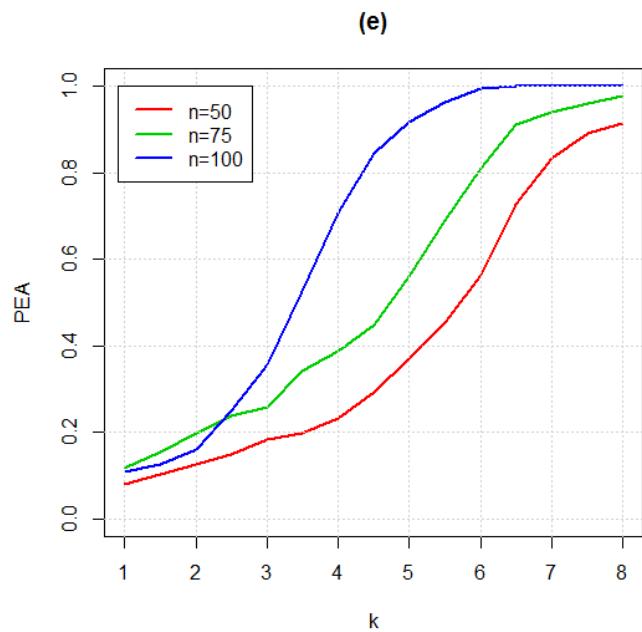


Figura 4.6: Comparación de los tamaños de muestra evaluados según los test para detección de cambios innovativos: (e) Test de López. Modelo ARMA(0,1): $\Theta=-0.9$

CAPITULO 5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

A continuación se dan las conclusiones generadas a partir de los resultados en este trabajo de grado:

- Para la detección de valores atípicos aditivos e innovativos en las series de tiempo, el tamaño de la muestra influye en dicha detección, es decir a medida que crece la muestra las pruebas tienden a ser más potentes en su detección de valores atípicos, esto se evidencia en todas las simulaciones de modelos ARMA sin importar el valor de sus parámetros. Sin embargo en los cambios innovativos dicha detección se manifiesta cuando la magnitud del cambio está por encima de 6.5 desviaciones estándar.
- El test Z Modificada generó curvas de potencia similares en los escenarios de simulación, lo cual indica que la detección de valores atípicos aditivos, con esta prueba tiene comportamientos iguales no importando el tamaño de la muestra. Por otra parte, en los cambios innovativos el tamaño de la muestra si influye, detectando mejor en tamaños de muestras más grandes, siendo este test en este tipo cambio menos potente que el test de Z y evidenciando que el cambio debe ser muy grande para hallarlo.
- El test de Dixon, es potente detectando datos atípicos aditivos en muestras pequeñas. Este mismo test para datos atípicos innovativos no es potente en ninguno de los escenarios (tamaños de muestra y magnitudes de cambio) dado que su máxima potencia de detección no supera el 35%, así las atipicidades tengan una magnitud grande.
- El test de Grubbs, en cambios aditivos tiene un comportamiento similar en la potencia en todos los tamaños de muestra, la máxima potencia la detecta en magnitudes de cambio entre 4.5 y 5 desviaciones estándar. En los cambios innovativos este test se ve afectado por el tamaño de la muestra, es decir a mayor tamaño de muestra, la potencia es mayor, estos cambios se van detectando a partir de magnitudes superiores a 4.5 desviaciones estándar.
- El test de López detecto eficientemente los datos atípicos aditivos, sin embargo se evidencio cambios significativos cuando cambiaron los parámetros del modelo, en la detección de cambios innovativos también se determina por los parámetros del modelo, esta prueba es muy potente para estos tipos de cambios, (ver Tabla B.6 y B.11)

De manera general, se concluye que cuando se incrementa el tamaño muestral n , la potencia empírica de señal de detección de un cambio aditivo e innovativo aumenta exceptuando para el Test de Dixon, es decir que el desempeño de este test no está ligado al tamaño muestral, para estas pruebas es mucho más potente la detección en cambios aditivos. Finalmente se observa que En la potencia de detección de cambios aditivos la prueba más potente es Puntuaciones Z y en innovativos el test de López.

Finalmente, se recomienda evaluar la potencia de estos test para escenarios de series de tiempo que no se distribuyan normal para observar, si en dichos escenarios se ve afectado el comportamiento de dichas pruebas.

CAPITULO 6. ANEXOS

ANEXO A TABLAS DE VALORES CRITICOS

Tabla A.1: Valores críticos para el test de Grubbs bilateral.

n	$G_{0,95}(n)$	$G_{0,99}(n)$	n	$G_{0,95}(n)$	$G_{0,99}(n)$
3	1.154	1.155	16	2.586	2.852
4	1.481	1.496	18	2.652	2.933
5	1.715	1.764	20	2.708	3.001
6	1.887	1.973	30	2.909	3.236
7	2.020	2.139	40	3.036	3.381
8	2.127	2.274	50	3.128	3.483
9	2.215	2.387	60	3.200	3.560
10	2.290	2.482	70	3.258	3.622
12	2.412	2.636	80	3.306	3.673
14	2.507	2.755	90	3.348	3.716
			100	3.384	3.754

Tabla A.2: Valores críticos para el test de Grubbs G unilateral.

n	$G_{0,95}(n)$	$G_{0,99}(n)$	n	$G_{0,95}(n)$	$G_{0,99}(n)$
3	1.153	1.155	16	2.443	2.747
4	1.463	1.493	18	2.504	2.821
5	1.671	1.749	20	2.557	2.884
6	1.822	1.944	30	2.745	3.103
7	1.938	2.097	40	2.868	3.240
8	2.032	2.221	50	2.957	3.337
9	2.110	2.323	60	3.027	3.411
10	2.176	2.410	70	3.084	3.471
12	2.285	2.549	80	3.132	3.521
14	2.372	2.659	90	3.173	3.563
			100	3.210	3.600

Tabla A.3: Valores críticos para el test de Dixon Q.

n	$Q_{0.95}(n)$	$Q_{0.99}(n)$	n	$Q_{0.95}(n)$	$Q_{0.99}(n)$
3	0.941	0.988	18	0.313	0.407
4	0.765	0.889	20	0.300	0.391
5	0.642	0.780	25	0.277	0.362
6	0.560	0.698	30	0.260	0.341
7	0.507	0.637	40	0.237	0.314
8	0.468	0.590	50	0.222	0.296
9	0.437	0.555	60	0.211	0.282
10	0.412	0.527	70	0.202	0.271
12	0.376	0.482	80	0.195	0.263
14	0.349	0.450	90	0.190	0.256
16	0.329	0.426	100	0.185	0.250

ANEXO B TABLAS DE POTENCIAS DE LAS PRUEBAS

Test para cambios aditivos e innovativos							
ARMA (p,q)	Parámetros	n	Puntuaciones Z	Puntuaciones Z Modificadas	Dixon Q	Grubbs	López
ARMA(1,0)	$\phi=-0.6$	50	0.042	0.047	0.071	0.022	0.076
		75	0.102	0.045	0.045	0.028	0.067
		100	0.167	0.045	0.05	0.034	0.008
	$\phi=-0.9$	50	0.023	0.036	0.02	0.012	0.099
		75	0.043	0.04	0.005	0.011	0.060
		100	0.068	0.045	0.003	0.008	0.015
	$\Theta=-0.6$	50	0.061	0.04	0.09	0.034	0.030
		75	0.119	0.055	0.062	0.046	0.028
		100	0.208	0.082	0.039	0.061	0.022
ARMA(0,1)	$\Theta=-0.9$	50	0.064	0.06	0.093	0.034	0.070
		75	0.129	0.068	0.079	0.036	0.049
		100	0.185	0.072	0.048	0.03	0.017
	$\phi=0.3 \Theta=0.6$	50	0.084	0.062	0.093	0.042	0.097
		75	0.166	0.076	0.085	0.052	0.057
		100	0.196	0.089	0.049	0.049	0.095
	$\phi=-0.3 \Theta=0.6$	50	0.064	0.055	0.079	0.038	0.031
		75	0.13	0.061	0.056	0.048	0.049
		100	0.197	0.083	0.046	0.04	0.057
ARMA(1,1)	$\Phi=-0.3 \Theta_1=0.6 \Theta_2=0.3$	50	0.086	0.063	0.084	0.052	0.095
		75	0.158	0.08	0.071	0.058	0.090
		100	0.194	0.07	0.039	0.042	0.069
	$\Phi=0.6 \Theta_1=0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.048	0.041	0.066	0.022	0.018
		75	0.099	0.052	0.044	0.028	0.056
		100	0.15	0.068	0.033	0.035	0.003
	$\Phi_1=-0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=0.3$	50	0.045	0.031	0.047	0.024	0.060
		75	0.065	0.035	0.03	0.021	0.084
		100	0.108	0.039	0.02	0.023	0.037
ARMA(2,1)	$\Phi_1=-0.6 \Phi_2=0.3 \Theta_1=0.6$	50	0.021	0.038	0.007	0.01	0.013
		75	0.037	0.04	0.004	0.008	0.083
		100	0.049	0.034	0.002	0.008	0.010
	$\Phi_1=-0.6 \Phi_2=0.3$	50	0.012	0.032	0.026	0.008	0.075
		75	0.03	0.038	0.016	0.007	0.086
		100	0.062	0.048	0.016	0.005	0.033
	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6$	50	0.035	0.035	0.042	0.025	0.029
		75	0.065	0.046	0.027	0.021	0.057
		100	0.075	0.039	0.017	0.018	0.064
ARMA(0,2)	$\Theta_1=-0.6 \Theta_2=0.3$	50	0.071	0.067	0.114	0.043	0.021
		75	0.129	0.073	0.056	0.037	0.041
		100	0.173	0.082	0.038	0.041	0.099
	$\Theta_1=-0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.057	0.039	0.076	0.031	0.086
		75	0.121	0.052	0.053	0.046	0.068
		100	0.186	0.079	0.054	0.045	0.011
	$\Phi_1=-0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=-0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.013	0.033	0.012	0.006	0.009
		75	0.013	0.033	0.001	0.003	0.021
		100	0.021	0.038	0	0.002	0.069
ARMA(2,2)	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=-0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.031	0.038	0.007	0.017	0.072
		75	0.035	0.033	0.005	0.014	0.060
		100	0.048	0.035	0.002	0.013	0.065

Tabla B.1: Potencia de los Test para Cambios Aditivos e Innovativos cuando no se tiene cambio ($k = 0$)

ARMA (p,q)	Parámetros	n	k														
			1	1.5	2	2.5	3	3.5	4	4.5	5	5.5	6	6.5	7	7.5	8
ARMA(1,0)	$\phi=0.6$	50	0.062	0.079	0.129	0.237	0.369	0.555	0.733	0.870	0.950	0.986	0.996	1.000	1.000	1.000	1.000
		75	0.112	0.144	0.202	0.301	0.467	0.617	0.778	0.880	0.959	0.995	0.998	1.000	1.000	1.000	1.000
		100	0.164	0.187	0.229	0.338	0.505	0.662	0.807	0.914	0.968	0.989	0.997	1.000	1.000	1.000	1.000
	$\phi=0.9$	50	0.045	0.088	0.149	0.239	0.379	0.524	0.680	0.812	0.918	0.976	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000
		75	0.048	0.072	0.140	0.270	0.440	0.605	0.773	0.906	0.970	0.993	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000
		100	0.089	0.126	0.208	0.328	0.489	0.631	0.799	0.915	0.973	0.998	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000
ARMA(0,1)	$\Theta=0.6$	50	0.070	0.093	0.148	0.242	0.387	0.578	0.746	0.858	0.953	0.991	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
		75	0.123	0.133	0.200	0.318	0.454	0.614	0.769	0.893	0.964	0.984	0.997	1.000	1.000	1.000	1.000
		100	0.213	0.234	0.277	0.379	0.516	0.689	0.830	0.937	0.980	0.994	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
	$\Theta=0.9$	50	0.068	0.091	0.154	0.250	0.400	0.592	0.751	0.878	0.961	0.991	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000
		75	0.135	0.145	0.205	0.304	0.457	0.623	0.782	0.906	0.962	0.990	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
		100	0.187	0.210	0.259	0.369	0.507	0.668	0.814	0.914	0.969	0.996	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000
ARMA(1,1)	$\phi=0.3 \Theta=0.6$	50	0.079	0.093	0.133	0.217	0.372	0.551	0.739	0.871	0.953	0.978	0.997	1.000	1.000	1.000	1.000
		75	0.176	0.199	0.238	0.341	0.500	0.673	0.813	0.916	0.969	0.989	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000
		100	0.196	0.215	0.277	0.372	0.521	0.673	0.823	0.927	0.982	0.993	0.998	1.000	1.000	1.000	1.000
	$\phi=0.3 \Theta=0.6$	50	0.067	0.094	0.140	0.232	0.399	0.582	0.753	0.882	0.963	0.995	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
		75	0.136	0.153	0.215	0.327	0.475	0.646	0.801	0.913	0.966	0.993	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
		100	0.210	0.225	0.284	0.379	0.505	0.667	0.795	0.904	0.977	0.994	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000
ARMA(1,2)	$\Phi=0.3 \Theta_1=0.6 \Theta_2=0.3$	50	0.098	0.120	0.151	0.249	0.395	0.567	0.740	0.863	0.954	0.989	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000
		75	0.162	0.179	0.233	0.335	0.495	0.659	0.799	0.911	0.968	0.993	0.998	1.000	1.000	1.000	1.000
		100	0.198	0.210	0.288	0.400	0.540	0.688	0.830	0.923	0.972	0.995	0.997	0.999	1.000	1.000	1.000
	$\Phi=0.6 \Theta_1=0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.042	0.067	0.127	0.231	0.361	0.543	0.713	0.855	0.941	0.981	0.996	1.000	1.000	1.000	1.000
		75	0.080	0.104	0.168	0.276	0.443	0.606	0.774	0.892	0.961	0.995	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
		100	0.125	0.159	0.222	0.326	0.478	0.662	0.825	0.922	0.982	0.997	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000
ARMA(2,1)	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=0.3$	50	0.049	0.074	0.127	0.230	0.368	0.535	0.700	0.843	0.939	0.982	0.997	0.999	1.000	1.000	1.000
		75	0.071	0.089	0.143	0.264	0.422	0.588	0.750	0.897	0.973	0.997	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
		100	0.114	0.145	0.223	0.344	0.504	0.653	0.808	0.925	0.978	0.996	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
	$\Phi_1=0.6 \Phi_2=0.3 \Theta_1=0.6$	50	0.050	0.093	0.169	0.268	0.386	0.519	0.665	0.797	0.905	0.969	0.997	1.000	1.000	1.000	1.000
		75	0.047	0.073	0.142	0.263	0.426	0.615	0.798	0.908	0.986	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
		100	0.057	0.085	0.151	0.265	0.441	0.603	0.774	0.907	0.975	0.995	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
ARMA(2,0)	$\Phi_1=0.6 \Phi_2=0.3$	50	0.021	0.048	0.111	0.220	0.343	0.514	0.704	0.822	0.923	0.987	0.998	1.000	1.000	1.000	1.000
		75	0.040	0.075	0.139	0.272	0.442	0.609	0.754	0.892	0.974	0.996	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
		100	0.074	0.103	0.190	0.318	0.476	0.640	0.798	0.935	0.983	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6$	50	0.057	0.086	0.166	0.282	0.433	0.560	0.699	0.821	0.919	0.981	0.998	1.000	1.000	1.000	1.000
		75	0.071	0.102	0.156	0.260	0.401	0.603	0.785	0.912	0.975	0.997	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
		100	0.090	0.104	0.179	0.316	0.474	0.650	0.806	0.915	0.975	0.998	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
ARMA(0,2)	$\Theta_1=0.6 \Theta_2=0.3$	50	0.079	0.090	0.154	0.246	0.401	0.571	0.731	0.864	0.949	0.993	0.998	1.000	1.000	1.000	1.000
		75	0.126	0.135	0.196	0.300	0.453	0.614	0.773	0.891	0.954	0.992	0.997	1.000	1.000	1.000	1.000
		100	0.177	0.194	0.273	0.381	0.506	0.668	0.828	0.919	0.972	0.996	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000
	$\Theta_1=0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.066	0.086	0.124	0.237	0.376	0.557	0.737	0.864	0.959	0.990	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000
		75	0.132	0.153	0.198	0.291	0.444	0.636	0.789	0.898	0.961	0.991	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000
		100	0.193	0.222	0.279	0.385	0.513	0.677	0.818	0.912	0.969	0.989	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000
ARMA(2,2)	$\Phi_1=-0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=-0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.022	0.045	0.110	0.221	0.388	0.552	0.737	0.875	0.956	0.991	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
		75	0.017	0.042	0.111	0.270	0.437	0.575	0.735	0.887	0.974	0.994	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
		100	0.033	0.072	0.157	0.264	0.442	0.616	0.791	0.914	0.977	0.998	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=-0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.049	0.081	0.159	0.283	0.409	0.546	0.674	0.800	0.907	0.970	0.991	1.000	1.000	1.000	1.000
		75	0.041	0.065	0.140	0.265	0.434	0.615	0.806	0.920	0.987	1.000	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000
		100	0.049	0.081	0.168	0.288	0.445	0.623	0.772	0.914	0.968	0.995	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000

Tabla B.2: Potencia del Test Puntuaciones Z para un Cambio Aditivo

ARMA (p,q)	Parámetros	n	k														
			1	1,5	2	2,5	3	3,5	4	4,5	5	5,5	6	6,5	7	7,5	8
ARMA(1,0)	$\phi=0.6$	50	0.055	0.070	0.122	0.191	0.288	0.428	0.587	0.766	0.868	0.947	0.986	0.996	1.000	1.000	1.000
		75	0.065	0.073	0.115	0.190	0.304	0.464	0.623	0.754	0.885	0.954	0.988	1.000	1.000	1.000	1.000
		100	0.081	0.086	0.113	0.186	0.309	0.470	0.656	0.816	0.907	0.966	0.991	0.998	1.000	1.000	1.000
	$\phi=0.9$	50	0.035	0.051	0.083	0.145	0.248	0.367	0.516	0.660	0.776	0.891	0.958	0.995	1.000	1.000	1.000
		75	0.035	0.046	0.079	0.153	0.253	0.377	0.527	0.701	0.824	0.924	0.982	0.998	1.000	1.000	1.000
		100	0.053	0.065	0.090	0.152	0.287	0.434	0.607	0.742	0.863	0.944	0.987	1.000	1.000	1.000	1.000
ARMA(0,1)	$\Theta=0.6$	50	0.061	0.079	0.118	0.179	0.272	0.423	0.563	0.738	0.864	0.952	0.983	0.997	1.000	1.000	1.000
		75	0.066	0.085	0.109	0.181	0.322	0.490	0.658	0.781	0.882	0.955	0.989	1.000	1.000	1.000	1.000
		100	0.091	0.110	0.131	0.211	0.339	0.507	0.682	0.825	0.923	0.973	0.995	0.998	0.999	1.000	1.000
	$\Theta=0.9$	50	0.065	0.072	0.103	0.176	0.283	0.439	0.614	0.767	0.889	0.954	0.988	0.998	1.000	1.000	1.000
		75	0.080	0.091	0.126	0.196	0.324	0.490	0.645	0.787	0.893	0.958	0.988	0.999	1.000	1.000	1.000
		100	0.103	0.123	0.160	0.228	0.338	0.498	0.659	0.810	0.902	0.973	0.995	1.000	1.000	1.000	1.000
ARMA(1,1)	$\phi=-0.3 \Theta=0.6$	50	0.061	0.072	0.102	0.184	0.300	0.436	0.601	0.767	0.895	0.954	0.987	0.996	0.999	1.000	1.000
		75	0.078	0.095	0.132	0.212	0.336	0.469	0.640	0.795	0.913	0.973	0.993	0.999	1.000	1.000	1.000
		100	0.070	0.083	0.122	0.202	0.319	0.497	0.672	0.813	0.903	0.971	0.994	1.000	1.000	1.000	1.000
	$\phi=-0.3 \Theta=0.6$	50	0.057	0.066	0.102	0.179	0.289	0.424	0.595	0.750	0.872	0.947	0.987	0.998	1.000	1.000	1.000
		75	0.071	0.073	0.112	0.183	0.317	0.477	0.661	0.817	0.913	0.966	0.986	0.997	1.000	1.000	1.000
		100	0.085	0.090	0.131	0.199	0.321	0.486	0.653	0.809	0.914	0.962	0.989	1.000	1.000	1.000	1.000
ARMA(1,2)	$\Phi=0.3 \Theta_1=0.6 \Theta_2=0.3$	50	0.081	0.088	0.134	0.202	0.312	0.474	0.625	0.781	0.898	0.965	0.995	1.000	1.000	1.000	1.000
		75	0.081	0.096	0.127	0.192	0.315	0.473	0.625	0.790	0.910	0.974	0.996	1.000	1.000	1.000	1.000
		100	0.081	0.095	0.138	0.219	0.359	0.519	0.681	0.820	0.916	0.968	0.992	0.998	1.000	1.000	1.000
	$\Phi=0.6 \Theta_1=0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.052	0.062	0.110	0.185	0.305	0.420	0.582	0.732	0.865	0.935	0.979	0.995	1.000	1.000	1.000
		75	0.056	0.071	0.108	0.171	0.273	0.448	0.616	0.749	0.871	0.955	0.987	0.999	1.000	1.000	1.000
		100	0.076	0.084	0.116	0.198	0.331	0.481	0.639	0.794	0.912	0.958	0.988	1.000	1.000	1.000	1.000
ARMA(2,1)	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=0.3$	50	0.035	0.049	0.084	0.134	0.221	0.348	0.513	0.666	0.791	0.909	0.976	0.996	1.000	1.000	1.000
		75	0.045	0.055	0.082	0.143	0.262	0.418	0.587	0.736	0.861	0.932	0.987	0.998	1.000	1.000	1.000
		100	0.057	0.068	0.102	0.184	0.294	0.450	0.609	0.777	0.886	0.953	0.987	0.999	1.000	1.000	1.000
	$\Phi_1=0.6 \Phi_2=0.3 \Theta_1=0.6$	50	0.044	0.058	0.092	0.158	0.254	0.379	0.511	0.636	0.767	0.880	0.959	0.988	0.997	1.000	1.000
		75	0.038	0.048	0.073	0.133	0.232	0.378	0.540	0.709	0.847	0.925	0.986	0.999	1.000	1.000	1.000
		100	0.038	0.043	0.078	0.133	0.245	0.409	0.584	0.728	0.866	0.954	0.993	0.999	1.000	1.000	1.000
ARMA(2,0)	$\Phi_1=0.6 \Phi_2=0.3$	50	0.036	0.052	0.077	0.137	0.216	0.343	0.496	0.664	0.792	0.901	0.969	0.995	0.998	1.000	1.000
		75	0.036	0.049	0.082	0.150	0.241	0.391	0.549	0.693	0.814	0.909	0.975	0.995	1.000	1.000	1.000
		100	0.046	0.060	0.092	0.161	0.266	0.408	0.580	0.734	0.860	0.928	0.981	0.995	1.000	1.000	1.000
	$\Theta_1=0.3 \Phi_2=0.6$	75	0.057	0.068	0.110	0.184	0.276	0.391	0.538	0.685	0.808	0.913	0.975	0.993	1.000	1.000	1.000
		100	0.048	0.054	0.086	0.149	0.255	0.403	0.574	0.721	0.862	0.942	0.987	1.000	1.000	1.000	1.000
		50	0.047	0.057	0.083	0.142	0.245	0.405	0.579	0.737	0.859	0.960	0.988	0.998	1.000	1.000	1.000
ARMA(0,2)	$\Theta_1=0.6 \Theta_2=0.3$	50	0.058	0.068	0.098	0.169	0.289	0.449	0.605	0.746	0.878	0.951	0.986	0.999	1.000	1.000	1.000
		75	0.066	0.076	0.114	0.185	0.319	0.481	0.654	0.791	0.900	0.956	0.988	0.999	1.000	1.000	1.000
		100	0.091	0.096	0.119	0.185	0.290	0.458	0.627	0.782	0.894	0.960	0.982	0.998	0.999	1.000	1.000
	$\Theta_1=-0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.052	0.063	0.107	0.183	0.302	0.439	0.611	0.765	0.873	0.953	0.976	0.995	1.000	1.000	1.000
		75	0.071	0.085	0.122	0.200	0.301	0.452	0.629	0.780	0.891	0.960	0.993	0.999	1.000	1.000	1.000
		100	0.084	0.102	0.139	0.205	0.326	0.486	0.676	0.826	0.919	0.969	0.994	0.998	1.000	1.000	1.000
ARMA(2,2)	$\Phi_1=-0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=-0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.044	0.056	0.089	0.123	0.193	0.308	0.436	0.579	0.734	0.855	0.954	0.993	1.000	1.000	1.000
		75	0.041	0.049	0.067	0.129	0.219	0.380	0.533	0.685	0.800	0.903	0.967	0.996	1.000	1.000	1.000
		100	0.046	0.057	0.088	0.152	0.266	0.429	0.593	0.726	0.843	0.924	0.971	0.994	1.000	1.000	1.000
	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=-0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.046	0.076	0.108	0.163	0.254	0.378	0.505	0.640	0.737	0.860	0.950	0.991	1.000	1.000	1.000
		75	0.027	0.035	0.059	0.121	0.226	0.372	0.534	0.710	0.825	0.932	0.980	0.999	1.000	1.000	1.000
		100	0.032	0.039	0.074	0.136	0.253	0.401	0.588	0.732	0.837	0.936	0.989	0.998	1.000	1.000	1.000

Tabla B.3: Potencia del Test Puntuaciones Z Modificadas para un Cambio Aditivo

ARMA (p,q)	Parámetros	n	k														
			1	1,5	2	2,5	3	3,5	4	4,5	5	5,5	6	6,5	7	7,5	8
ARMA(1,0)	$\phi=0.6$	50	0.087	0.127	0.183	0.292	0.444	0.607	0.784	0.890	0.955	0.987	0.994	0.997	1.000	1.000	1.000
		75	0.071	0.088	0.132	0.204	0.331	0.495	0.665	0.808	0.915	0.964	0.989	0.996	1.000	1.000	1.000
		100	0.056	0.067	0.103	0.167	0.284	0.451	0.641	0.805	0.906	0.957	0.990	0.997	1.000	1.000	1.000
	$\phi=0.9$	50	0.071	0.148	0.246	0.379	0.511	0.663	0.802	0.892	0.967	0.988	0.995	0.998	0.999	1.000	1.000
		75	0.027	0.068	0.145	0.275	0.429	0.599	0.767	0.872	0.960	0.986	0.997	0.999	1.000	1.000	1.000
		100	0.013	0.054	0.125	0.238	0.401	0.583	0.743	0.866	0.943	0.983	0.998	1.000	1.000	1.000	1.000
ARMA(0,1)	$\Theta=0.6$	50	0.091	0.112	0.166	0.287	0.433	0.575	0.736	0.849	0.937	0.982	0.994	0.999	1.000	1.000	1.000
		75	0.053	0.071	0.114	0.200	0.351	0.507	0.677	0.815	0.919	0.966	0.987	0.998	1.000	1.000	1.000
		100	0.050	0.064	0.099	0.177	0.293	0.449	0.640	0.786	0.901	0.963	0.989	0.996	1.000	1.000	1.000
	$\Theta=0.9$	50	0.100	0.119	0.177	0.276	0.403	0.595	0.747	0.868	0.955	0.978	0.994	1.000	1.000	1.000	1.000
		75	0.076	0.097	0.143	0.217	0.356	0.508	0.675	0.824	0.921	0.969	0.992	0.996	1.000	1.000	1.000
		100	0.049	0.060	0.091	0.169	0.277	0.445	0.624	0.789	0.890	0.942	0.983	0.995	1.000	1.000	1.000
ARMA(1,1)	$\phi=0.3 \Theta=0.6$	50	0.097	0.129	0.178	0.262	0.415	0.572	0.740	0.869	0.945	0.985	0.990	0.998	0.999	1.000	1.000
		75	0.059	0.084	0.127	0.228	0.358	0.521	0.695	0.828	0.907	0.962	0.988	0.997	1.000	1.000	1.000
		100	0.053	0.063	0.092	0.152	0.282	0.439	0.614	0.770	0.878	0.948	0.981	0.996	0.999	1.000	1.000
	$\phi=0.3 \Theta=0.6$	50	0.095	0.108	0.152	0.254	0.417	0.579	0.755	0.864	0.930	0.975	0.992	0.999	1.000	1.000	1.000
		75	0.074	0.082	0.114	0.205	0.351	0.498	0.674	0.818	0.913	0.967	0.989	1.000	1.000	1.000	1.000
		100	0.051	0.059	0.091	0.163	0.291	0.457	0.650	0.786	0.900	0.957	0.983	0.994	1.000	1.000	1.000
ARMA(1,2)	$\Phi=0.3 \Theta_1=0.6 \Theta_2=0.3$	50	0.105	0.130	0.182	0.290	0.426	0.575	0.750	0.864	0.947	0.985	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000
		75	0.073	0.080	0.110	0.204	0.334	0.514	0.695	0.824	0.912	0.961	0.989	0.994	1.000	1.000	1.000
		100	0.052	0.069	0.093	0.176	0.297	0.456	0.628	0.772	0.891	0.949	0.983	0.993	1.000	1.000	1.000
	$\Phi=0.6 \Theta_1=0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.091	0.133	0.207	0.315	0.447	0.622	0.761	0.852	0.944	0.980	0.994	1.000	1.000	1.000	1.000
		75	0.047	0.063	0.111	0.228	0.364	0.545	0.691	0.847	0.930	0.976	0.994	0.998	1.000	1.000	1.000
		100	0.035	0.039	0.098	0.179	0.295	0.489	0.642	0.800	0.907	0.965	0.986	0.996	1.000	1.000	1.000
ARMA(2,1)	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=0.3$	50	0.072	0.117	0.195	0.321	0.468	0.636	0.779	0.882	0.957	0.985	0.997	0.998	1.000	1.000	1.000
		75	0.036	0.072	0.135	0.250	0.388	0.548	0.715	0.851	0.931	0.973	0.994	0.998	0.999	1.000	1.000
		100	0.021	0.045	0.095	0.199	0.330	0.495	0.675	0.826	0.928	0.973	0.992	1.000	1.000	1.000	1.000
	$\Phi_1=0.6 \Phi_2=0.3 \Theta_1=0.6$	50	0.067	0.163	0.272	0.400	0.542	0.683	0.818	0.912	0.955	0.982	0.997	1.000	1.000	1.000	1.000
		75	0.020	0.088	0.179	0.310	0.482	0.657	0.812	0.921	0.974	0.994	0.998	1.000	1.000	1.000	1.000
		100	0.013	0.071	0.178	0.315	0.458	0.626	0.790	0.896	0.965	0.995	0.997	1.000	1.000	1.000	1.000
ARMA(2,0)	$\Phi_1=0.6 \Phi_2=0.3$	50	0.056	0.122	0.217	0.325	0.493	0.664	0.814	0.919	0.965	0.988	0.997	0.999	1.000	1.000	1.000
		75	0.036	0.085	0.158	0.264	0.421	0.593	0.767	0.893	0.957	0.984	0.996	0.997	1.000	1.000	1.000
		100	0.019	0.053	0.129	0.227	0.353	0.528	0.697	0.841	0.939	0.983	0.995	0.999	1.000	1.000	1.000
	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6$	50	0.086	0.141	0.224	0.340	0.465	0.611	0.742	0.872	0.951	0.985	0.996	1.000	1.000	1.000	1.000
		75	0.037	0.069	0.149	0.260	0.410	0.572	0.739	0.874	0.949	0.990	0.999	0.999	1.000	1.000	1.000
		100	0.024	0.051	0.117	0.232	0.368	0.528	0.703	0.856	0.945	0.982	0.993	0.998	0.999	1.000	1.000
ARMA(0,2)	$\Theta_1=0.6 \Theta_2=0.3$	50	0.103	0.110	0.171	0.283	0.428	0.597	0.747	0.875	0.956	0.985	0.997	0.999	1.000	1.000	1.000
		75	0.064	0.077	0.114	0.205	0.337	0.508	0.654	0.811	0.914	0.968	0.990	0.998	1.000	1.000	1.000
		100	0.056	0.068	0.114	0.178	0.289	0.449	0.627	0.779	0.897	0.952	0.988	0.996	0.998	1.000	1.000
	$\Theta_1=0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.100	0.117	0.162	0.275	0.419	0.603	0.746	0.865	0.943	0.978	0.995	1.000	1.000	1.000	1.000
		75	0.060	0.075	0.118	0.220	0.370	0.543	0.716	0.840	0.926	0.975	0.993	0.998	1.000	1.000	1.000
		100	0.050	0.059	0.080	0.150	0.284	0.454	0.627	0.792	0.898	0.956	0.982	0.995	0.999	1.000	1.000
ARMA(2,2)	$\Phi_1=-0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=-0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.060	0.144	0.258	0.402	0.550	0.733	0.842	0.927	0.971	0.985	0.996	0.998	0.999	1.000	1.000
		75	0.028	0.095	0.195	0.310	0.450	0.609	0.795	0.903	0.962	0.989	0.998	1.000	1.000	1.000	1.000
		100	0.019	0.077	0.172	0.280	0.426	0.584	0.767	0.896	0.957	0.987	0.996	1.000	1.000	1.000	1.000
	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=-0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.068	0.168	0.270	0.389	0.517	0.634	0.781	0.879	0.954	0.982	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000
		75	0.024	0.094	0.193	0.312	0.483	0.643	0.798	0.905	0.971	0.992	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000
		100	0.012	0.062	0.147	0.274	0.422	0.607	0.765	0.886	0.960	0.988	0.995	0.999	1.000	1.000	1.000

Tabla B.4: Potencia del Test Dixon Q para un Cambio Aditivo

ARMA (p,q)	Parámetros	n	k													
			1	1,5	2	2,5	3	3,5	4	4,5	5	5,5	6	6,5	7	7,5
ARMA(1,0)	$\phi=0.6$	50	0.027	0.047	0.086	0.182	0.313	0.487	0.670	0.831	0.929	0.978	0.996	1.000	1.000	1.000
		75	0.029	0.048	0.097	0.174	0.310	0.483	0.647	0.801	0.908	0.976	0.997	0.999	1.000	1.000
		100	0.040	0.048	0.086	0.144	0.268	0.459	0.637	0.803	0.915	0.967	0.991	0.997	1.000	1.000
	$\phi=0.9$	50	0.025	0.053	0.116	0.195	0.326	0.463	0.619	0.763	0.885	0.965	0.996	0.999	1.000	1.000
		75	0.013	0.021	0.060	0.154	0.293	0.474	0.648	0.811	0.934	0.978	0.996	1.000	1.000	1.000
		100	0.011	0.032	0.082	0.173	0.302	0.476	0.627	0.798	0.921	0.978	0.997	1.000	1.000	1.000
ARMA(0,1)	$\Theta=0.6$	50	0.041	0.056	0.093	0.189	0.308	0.495	0.684	0.825	0.924	0.982	0.999	1.000	1.000	1.000
		75	0.052	0.061	0.084	0.171	0.303	0.475	0.641	0.809	0.911	0.973	0.988	0.999	1.000	1.000
		100	0.067	0.072	0.110	0.177	0.298	0.467	0.653	0.819	0.937	0.980	0.996	1.000	1.000	1.000
	$\Theta=0.9$	50	0.037	0.055	0.104	0.179	0.325	0.516	0.701	0.830	0.932	0.982	0.999	1.000	1.000	1.000
		75	0.044	0.051	0.089	0.172	0.287	0.469	0.663	0.808	0.922	0.975	0.994	1.000	1.000	1.000
		100	0.034	0.039	0.085	0.154	0.291	0.447	0.627	0.791	0.910	0.969	0.997	1.000	1.000	1.000
ARMA(1,1)	$\phi=0.3 \Theta=0.6$	50	0.040	0.049	0.085	0.166	0.297	0.477	0.671	0.831	0.928	0.971	0.995	1.000	1.000	1.000
		75	0.059	0.081	0.115	0.184	0.313	0.517	0.688	0.835	0.937	0.974	0.994	1.000	1.000	1.000
		100	0.051	0.057	0.082	0.169	0.299	0.466	0.643	0.812	0.929	0.982	0.993	0.999	1.000	1.000
	$\phi=0.3 \Theta=0.6$	50	0.044	0.069	0.106	0.189	0.331	0.504	0.676	0.830	0.940	0.987	0.999	1.000	1.000	1.000
		75	0.048	0.055	0.094	0.176	0.316	0.498	0.675	0.819	0.925	0.976	0.995	1.000	1.000	1.000
		100	0.038	0.051	0.085	0.160	0.292	0.443	0.634	0.784	0.909	0.979	0.996	1.000	1.000	1.000
ARMA(1,2)	$\Phi=0.3 \Theta_1=0.6 \Theta_2=0.3$	50	0.053	0.068	0.097	0.180	0.327	0.492	0.672	0.821	0.921	0.978	0.997	0.999	1.000	1.000
		75	0.060	0.065	0.108	0.190	0.323	0.501	0.673	0.816	0.929	0.978	0.994	0.999	1.000	1.000
		100	0.049	0.063	0.090	0.183	0.324	0.489	0.654	0.820	0.920	0.972	0.995	0.998	1.000	1.000
	$\Phi=0.6 \Theta_1=0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.021	0.044	0.091	0.175	0.301	0.468	0.658	0.803	0.908	0.970	0.994	0.999	1.000	1.000
		75	0.021	0.032	0.074	0.158	0.295	0.461	0.632	0.809	0.918	0.974	0.996	1.000	1.000	1.000
		100	0.022	0.036	0.081	0.156	0.280	0.456	0.644	0.821	0.920	0.983	0.998	0.999	1.000	1.000
ARMA(2,1)	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=0.3$	50	0.034	0.056	0.096	0.178	0.308	0.483	0.650	0.804	0.913	0.972	0.991	0.998	0.999	1.000
		75	0.024	0.037	0.059	0.137	0.286	0.452	0.618	0.805	0.925	0.984	1.000	1.000	1.000	1.000
		100	0.026	0.038	0.071	0.163	0.299	0.470	0.646	0.804	0.926	0.977	0.996	1.000	1.000	1.000
	$\Phi_1=0.6 \Phi_2=0.3 \Theta_1=0.6$	50	0.030	0.062	0.138	0.225	0.349	0.464	0.622	0.751	0.866	0.949	0.993	0.999	1.000	1.000
		75	0.012	0.019	0.061	0.146	0.292	0.466	0.660	0.831	0.941	0.994	0.999	1.000	1.000	1.000
		100	0.010	0.021	0.052	0.136	0.257	0.445	0.621	0.794	0.917	0.980	0.996	1.000	1.000	1.000
ARMA(2,0)	$\Phi_1=0.6 \Phi_2=0.3$	50	0.014	0.033	0.081	0.172	0.302	0.456	0.654	0.780	0.897	0.968	0.994	0.999	1.000	1.000
		75	0.009	0.026	0.070	0.157	0.314	0.482	0.652	0.788	0.925	0.983	0.998	1.000	1.000	1.000
		100	0.009	0.023	0.060	0.159	0.297	0.473	0.646	0.805	0.938	0.984	0.998	1.000	1.000	1.000
	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6$	50	0.033	0.072	0.126	0.231	0.365	0.511	0.645	0.775	0.894	0.963	0.995	0.999	1.000	1.000
		75	0.025	0.036	0.079	0.146	0.284	0.446	0.652	0.818	0.936	0.983	0.998	1.000	1.000	1.000
		100	0.022	0.039	0.058	0.147	0.289	0.461	0.640	0.807	0.920	0.977	0.999	1.000	1.000	1.000
ARMA(0,2)	$\Theta_1=0.6 \Theta_2=0.3$	50	0.047	0.053	0.090	0.177	0.319	0.502	0.675	0.826	0.926	0.986	0.997	0.999	1.000	1.000
		75	0.039	0.045	0.076	0.173	0.290	0.474	0.627	0.804	0.906	0.969	0.996	1.000	1.000	1.000
		100	0.045	0.060	0.093	0.181	0.316	0.466	0.644	0.811	0.915	0.977	0.996	0.999	1.000	1.000
	$\Theta_1=0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.035	0.048	0.083	0.164	0.301	0.484	0.676	0.819	0.929	0.983	0.996	1.000	1.000	1.000
		75	0.045	0.055	0.089	0.143	0.278	0.469	0.654	0.818	0.928	0.976	0.995	1.000	1.000	1.000
		100	0.047	0.059	0.094	0.173	0.314	0.472	0.660	0.812	0.908	0.969	0.991	0.999	1.000	1.000
ARMA(2,2)	$\Phi_1=-0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=-0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.016	0.031	0.073	0.177	0.330	0.485	0.665	0.829	0.928	0.983	0.999	1.000	1.000	1.000
		75	0.005	0.016	0.045	0.151	0.311	0.479	0.630	0.790	0.933	0.985	0.999	1.000	1.000	1.000
		100	0.004	0.019	0.066	0.153	0.264	0.449	0.626	0.800	0.919	0.977	0.998	1.000	1.000	1.000
	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=-0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.031	0.057	0.117	0.218	0.358	0.497	0.621	0.750	0.880	0.950	0.985	0.999	1.000	1.000
		75	0.015	0.026	0.058	0.147	0.282	0.467	0.668	0.843	0.951	0.994	0.999	1.000	1.000	1.000
		100	0.012	0.019	0.053	0.154	0.276	0.445	0.629	0.785	0.918	0.974	0.995	0.998	1.000	1.000

Tabla B.5: Potencia del Test Grubbs para un Cambio Aditivo

ARMA (p,q)	Parámetros	n	k														
			1	1.5	2	2.5	3	3.5	4	4.5	5	5.5	6	6.5	7		
ARMA(1,0)	$\phi=0.6$	50	0.077	0.119	0.228	0.365	0.551	0.713	0.835	0.916	0.965	0.985	0.994	1,000	1,000	1,000	
		75	0.074	0.142	0.367	0.571	0.777	0.884	0.947	0.976	0.986	0.988	0.995	0.999	1,000	1,000	
		100	0.105	0.161	0.370	0.575	0.787	0.907	0.975	0.992	0.996	0.997	1,000	1,000	1,000	1,000	
	$\phi=0.9$	50	0.161	0.443	0.675	0.837	0.921	0.968	0.986	0.997	0.999	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	
		75	0.338	0.705	0.921	0.983	0.999	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	
		100	0.366	0.766	0.956	0.990	0.999	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	
ARMA(0,1)	$\Theta=0.6$	50	0.076	0.084	0.125	0.206	0.345	0.482	0.652	0.774	0.891	0.959	0.990	0.995	1,000	1,000	1,000
		75	0.109	0.119	0.166	0.237	0.362	0.521	0.681	0.828	0.930	0.976	0.993	0.997	1,000	1,000	1,000
		100	0.111	0.132	0.168	0.262	0.372	0.526	0.702	0.847	0.922	0.971	0.993	1,000	1,000	1,000	1,000
	$\Theta=0.9$	50	0.081	0.095	0.136	0.208	0.334	0.481	0.646	0.789	0.888	0.956	0.988	0.996	1,000	1,000	1,000
		75	0.097	0.114	0.153	0.231	0.354	0.500	0.669	0.814	0.923	0.976	0.994	0.996	0.999	1,000	1,000
		100	0.109	0.127	0.161	0.249	0.357	0.525	0.707	0.844	0.917	0.963	0.994	0.999	1,000	1,000	1,000
ARMA(1,1)	$\phi=-0.3 \Theta=0.6$	50	0.042	0.087	0.239	0.420	0.622	0.804	0.910	0.966	0.984	0.994	0.996	0.998	0.999	1,000	1,000
		75	0.073	0.209	0.573	0.797	0.929	0.980	0.995	0.996	0.996	0.997	0.996	1,000	1,000	1,000	1,000
		100	0.107	0.260	0.652	0.864	0.959	0.991	0.997	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
	$\phi=-0.3 \Theta=0.6$	50	0.057	0.072	0.180	0.237	0.345	0.490	0.657	0.793	0.883	0.962	0.985	0.996	0.999	0.999	1,000
		75	0.090	0.111	0.215	0.279	0.397	0.546	0.690	0.818	0.907	0.965	0.993	0.998	1,000	1,000	1,000
		100	0.090	0.101	0.225	0.343	0.453	0.603	0.753	0.858	0.931	0.978	0.993	0.998	0.999	1,000	1,000
ARMA(1,2)	$\Phi=-0.3 \Theta_1=0.6 \Theta_2=0.3$	50	0.071	0.088	0.162	0.223	0.332	0.481	0.650	0.782	0.887	0.954	0.981	0.996	1,000	1,000	1,000
		75	0.095	0.121	0.209	0.275	0.409	0.560	0.704	0.835	0.918	0.961	0.989	0.997	1,000	1,000	1,000
		100	0.095	0.107	0.224	0.331	0.479	0.633	0.773	0.864	0.945	0.981	0.991	0.998	1,000	1,000	1,000
	$\Phi=-0.6 \Theta_1=0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.087	0.121	0.542	0.621	0.707	0.802	0.872	0.923	0.963	0.977	0.994	0.996	1,000	1,000	1,000
		75	0.090	0.207	0.796	0.858	0.911	0.940	0.947	0.965	0.978	0.990	0.996	0.998	1,000	1,000	1,000
		100	0.114	0.217	0.890	0.933	0.969	0.988	0.988	0.991	0.994	0.996	0.999	1,000	1,000	1,000	1,000
ARMA(2,1)	$\Phi_1=-0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=0.3$	50	0.071	0.088	0.162	0.223	0.332	0.481	0.650	0.782	0.887	0.954	0.981	0.996	1,000	1,000	1,000
		75	0.095	0.121	0.209	0.275	0.409	0.560	0.704	0.835	0.918	0.961	0.989	0.997	1,000	1,000	1,000
		100	0.095	0.107	0.224	0.331	0.479	0.633	0.773	0.864	0.945	0.981	0.991	0.998	1,000	1,000	1,000
	$\Phi_1=-0.6 \Phi_2=0.3 \Theta_1=0.6$	50	0.089	0.104	0.258	0.326	0.436	0.575	0.708	0.840	0.919	0.968	0.991	0.999	0.999	1,000	1,000
		75	0.083	0.111	0.261	0.379	0.511	0.647	0.761	0.866	0.932	0.982	0.991	1,000	1,000	1,000	1,000
		100	0.098	0.126	0.293	0.435	0.577	0.727	0.826	0.906	0.950	0.982	0.993	0.999	1,000	1,000	1,000
ARMA(2,0)	$\Phi_1=-0.6 \Phi_2=0.3$	50	0.147	0.333	0.572	0.758	0.875	0.941	0.971	0.989	0.997	0.998	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
		75	0.224	0.480	0.798	0.938	0.980	0.994	0.998	0.999	0.998	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
		100	0.220	0.523	0.874	0.960	0.993	0.997	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6$	75	0.006	0.011	0.026	0.030	0.029	0.030	0.032	0.033	0.034	0.035	0.035	0.035	0.035	0.035	0.035
		100	0.055	0.105	0.265	0.282	0.292	0.294	0.296	0.297	0.298	0.300	0.300	0.302	0.302	0.302	0.302
		50	0.148	0.331	0.898	0.942	0.970	0.986	0.992	0.996	0.998	0.999	0.999	1,000	1,000	1,000	1,000
ARMA(0,2)	$\Theta_1=-0.6 \Theta_2=0.3$	50	0.065	0.095	0.202	0.324	0.489	0.653	0.792	0.889	0.958	0.982	0.994	1,000	1,000	1,000	1,000
		75	0.070	0.094	0.307	0.497	0.696	0.841	0.929	0.971	0.985	0.990	0.997	0.999	1,000	1,000	1,000
		100	0.084	0.132	0.329	0.550	0.728	0.885	0.967	0.990	0.993	0.996	0.998	1,000	1,000	1,000	1,000
	$\Theta_1=0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.052	0.074	0.300	0.350	0.472	0.583	0.738	0.844	0.913	0.970	0.989	0.998	1,000	1,000	1,000
		75	0.080	0.103	0.478	0.554	0.631	0.717	0.807	0.887	0.945	0.980	0.996	0.999	0.999	0.999	1,000
		100	0.095	0.130	0.631	0.703	0.789	0.843	0.881	0.933	0.965	0.986	0.997	0.998	1,000	1,000	1,000
ARMA(2,2)	$\Phi_1=-0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=-0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.041	0.083	0.128	0.130	0.132	0.133	0.135	0.135	0.136	0.136	0.136	0.136	0.136	0.136	0.136
		75	0.678	0.908	0.998	0.999	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
		100	0.773	0.967	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=-0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.106	0.257	0.945	0.963	0.976	0.979	0.975	0.978	0.981	0.987	0.993	1,000	1,000	1,000	1,000
		75	0.300	0.608	0.996	0.999	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
		100	0.375	0.720	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000

Tabla B.6: Potencia del Test Lopéz para un Cambio Aditivo

ARMA (p,q)	Parámetros	n	k															
			1	1,5	2	2,5	3	3,5	4	4,5	5	5,5	6	6,5	7	7,5	8	
ARMA(1,0)	$\phi=0.6$	50	0.054	0.066	0.081	0.108	0.150	0.214	0.273	0.324	0.381	0.442	0.504	0.564	0.624	0.677	0.734	
		75	0.183	0.196	0.230	0.267	0.355	0.444	0.558	0.689	0.803	0.892	0.954	0.986	0.998	1.000	1.000	
		100	0.118	0.132	0.167	0.196	0.248	0.315	0.404	0.514	0.625	0.734	0.837	0.918	0.949	0.982	0.995	
	$\phi=0.9$	50	0.018	0.020	0.024	0.030	0.042	0.061	0.096	0.161	0.223	0.290	0.366	0.434	0.498	0.556	0.603	
		75	0.043	0.038	0.043	0.057	0.087	0.138	0.206	0.288	0.404	0.515	0.633	0.723	0.805	0.872	0.926	
		100	0.071	0.077	0.088	0.113	0.148	0.213	0.309	0.434	0.562	0.687	0.795	0.878	0.932	0.969	0.987	
ARMA(0,1)	$\Theta=0.6$	50	0.075	0.070	0.078	0.098	0.103	0.131	0.192	0.242	0.299	0.360	0.406	0.470	0.522	0.582	0.639	
		75	0.124	0.133	0.151	0.175	0.225	0.296	0.375	0.466	0.549	0.639	0.717	0.786	0.853	0.899	0.940	
		100	0.203	0.207	0.228	0.247	0.304	0.375	0.473	0.577	0.665	0.774	0.852	0.906	0.942	0.974	0.989	
	$\Theta=0.9$	50	0.060	0.067	0.084	0.101	0.120	0.164	0.231	0.288	0.349	0.422	0.494	0.562	0.611	0.666	0.712	
		75	0.130	0.139	0.165	0.197	0.258	0.345	0.437	0.542	0.650	0.757	0.832	0.900	0.941	0.972	0.988	
		100	0.202	0.207	0.239	0.296	0.367	0.475	0.601	0.704	0.834	0.906	0.954	0.985	0.997	0.999	1.000	
ARMA(1,1)	$\phi=0.3 \Theta=-0.6$	50	0.072	0.082	0.103	0.118	0.150	0.188	0.244	0.297	0.370	0.432	0.508	0.562	0.630	0.692	0.736	
		75	0.143	0.157	0.171	0.192	0.256	0.319	0.428	0.532	0.618	0.724	0.814	0.882	0.934	0.971	0.987	
		100	0.204	0.213	0.239	0.288	0.343	0.439	0.546	0.687	0.794	0.888	0.939	0.980	0.995	0.997	1.000	
	$\phi=-0.3 \Theta=0.6$	50	0.070	0.080	0.096	0.103	0.136	0.182	0.212	0.257	0.310	0.381	0.444	0.498	0.561	0.612	0.664	
		75	0.165	0.158	0.167	0.188	0.238	0.299	0.382	0.476	0.582	0.684	0.769	0.831	0.890	0.934	0.954	
		100	0.220	0.229	0.241	0.272	0.317	0.411	0.506	0.626	0.749	0.841	0.905	0.945	0.971	0.987	0.997	
ARMA(1,2)	$\Phi=0.3 \Theta_1=0.6 \Theta_2=0.3$	50	0.077	0.079	0.091	0.106	0.137	0.175	0.214	0.268	0.321	0.365	0.452	0.503	0.571	0.622	0.672	
		75	0.154	0.155	0.171	0.171	0.215	0.278	0.340	0.422	0.516	0.622	0.722	0.804	0.877	0.923	0.957	0.980
		100	0.177	0.191	0.220	0.276	0.344	0.437	0.538	0.666	0.766	0.859	0.916	0.959	0.981	0.996	0.998	
	$\Phi=0.6 \Theta_1=0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.024	0.028	0.034	0.040	0.055	0.084	0.126	0.185	0.241	0.305	0.357	0.415	0.479	0.535	0.591	
		75	0.067	0.070	0.085	0.108	0.138	0.187	0.246	0.333	0.427	0.522	0.618	0.706	0.785	0.852	0.904	
		100	0.127	0.125	0.130	0.153	0.204	0.276	0.361	0.471	0.571	0.672	0.757	0.845	0.906	0.948	0.967	
ARMA(2,1)	$\Phi_1=-0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=0.3$	50	0.031	0.036	0.047	0.071	0.097	0.131	0.188	0.252	0.319	0.389	0.458	0.531	0.597	0.666	0.721	
		75	0.082	0.090	0.107	0.145	0.197	0.281	0.384	0.491	0.608	0.717	0.803	0.872	0.926	0.962	0.984	
		100	0.118	0.132	0.169	0.222	0.304	0.416	0.527	0.651	0.770	0.864	0.925	0.971	0.988	0.996	0.999	
	$\Phi_1=-0.6 \Phi_2=0.3 \Theta_1=0.6$	50	0.021	0.022	0.021	0.020	0.033	0.058	0.093	0.138	0.212	0.266	0.342	0.410	0.477	0.533	0.574	
		75	0.042	0.042	0.046	0.057	0.077	0.117	0.183	0.258	0.371	0.515	0.632	0.737	0.832	0.893	0.927	
		100	0.041	0.043	0.057	0.082	0.121	0.184	0.264	0.392	0.534	0.680	0.791	0.881	0.950	0.983	0.993	
ARMA(2,0)	$\Phi_1=-0.6 \Phi_2=0.3$	50	0.021	0.025	0.036	0.070	0.112	0.185	0.232	0.301	0.379	0.439	0.507	0.582	0.651	0.706	0.758	
		75	0.041	0.064	0.099	0.151	0.237	0.317	0.430	0.553	0.665	0.774	0.874	0.936	0.970	0.989	0.998	
		100	0.062	0.079	0.123	0.182	0.260	0.367	0.490	0.657	0.777	0.891	0.960	0.989	1.000	1.000	1.000	
	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6$	50	0.041	0.044	0.046	0.051	0.067	0.097	0.133	0.178	0.235	0.312	0.377	0.440	0.518	0.563	0.626	
		75	0.074	0.081	0.082	0.095	0.120	0.150	0.232	0.332	0.447	0.570	0.681	0.787	0.866	0.918	0.955	
		100	0.102	0.100	0.093	0.111	0.150	0.210	0.311	0.430	0.582	0.710	0.816	0.903	0.953	0.981	0.992	
ARMA(0,2)	$\Theta_1=-0.6 \Theta_2=0.3$	50	0.059	0.069	0.089	0.122	0.157	0.204	0.246	0.301	0.378	0.445	0.504	0.584	0.656	0.714	0.760	
		75	0.121	0.130	0.146	0.179	0.260	0.330	0.404	0.493	0.614	0.731	0.827	0.904	0.958	0.975	0.988	
		100	0.192	0.204	0.229	0.275	0.344	0.441	0.560	0.679	0.800	0.894	0.960	0.983	0.995	1.000	1.000	
	$\Theta_1=-0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.066	0.077	0.084	0.097	0.123	0.156	0.205	0.261	0.322	0.384	0.436	0.477	0.524	0.576	0.631	
		75	0.144	0.150	0.163	0.187	0.228	0.281	0.379	0.460	0.560	0.640	0.723	0.803	0.860	0.906	0.929	
		100	0.196	0.193	0.217	0.252	0.304	0.388	0.477	0.589	0.686	0.799	0.859	0.924	0.965	0.980	0.990	
ARMA(2,2)	$\Phi_1=-0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=-0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.011	0.017	0.030	0.050	0.100	0.157	0.226	0.303	0.371	0.463	0.547	0.604	0.665	0.720	0.788	
		75	0.021	0.034	0.058	0.113	0.186	0.295	0.416	0.519	0.638	0.768	0.863	0.945	0.981	0.996	0.999	
		100	0.038	0.050	0.077	0.147	0.246	0.347	0.487	0.650	0.786	0.917	0.984	0.997	0.999	1.000	1.000	
	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=-0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.030	0.025	0.020	0.023	0.034	0.051	0.092	0.139	0.205	0.271	0.340	0.418	0.482	0.545	0.607	
		75	0.036	0.034	0.036	0.047	0.078	0.120	0.180	0.264	0.392	0.521	0.619	0.729	0.834	0.903	0.937	
		100	0.045	0.043	0.050	0.079	0.127	0.207	0.316	0.425	0.557	0.691	0.805	0.890	0.950	0.976	0.993	

Tabla B.7: Potencia del Test Puntuaciones Z para un Cambio Innovativo

ARMA (p,q)	Parámetros	n	k												
			1	1,5	2	2,5	3	3,5	4	4,5	5	5,5	6	6,5	7
ARMA(1,0)	$\phi=0.6$	50	0.046	0.059	0.066	0.084	0.116	0.143	0.196	0.248	0.314	0.379	0.458	0.534	0.595
		75	0.065	0.077	0.094	0.119	0.157	0.210	0.283	0.386	0.497	0.607	0.733	0.838	0.903
		100	0.072	0.087	0.101	0.129	0.183	0.236	0.363	0.482	0.623	0.739	0.836	0.926	0.971
	$\phi=0.9$	50	0.023	0.021	0.023	0.029	0.034	0.051	0.083	0.124	0.175	0.244	0.305	0.356	0.401
		75	0.030	0.034	0.045	0.049	0.061	0.100	0.151	0.223	0.309	0.401	0.507	0.612	0.684
		100	0.034	0.045	0.051	0.066	0.101	0.140	0.193	0.269	0.355	0.462	0.591	0.687	0.867
ARMA(0,1)	$\Theta=0.6$	50	0.061	0.061	0.068	0.078	0.091	0.133	0.173	0.220	0.267	0.323	0.395	0.460	0.526
		75	0.075	0.077	0.091	0.111	0.131	0.194	0.268	0.333	0.420	0.532	0.619	0.712	0.792
		100	0.090	0.087	0.100	0.124	0.166	0.223	0.304	0.409	0.520	0.651	0.760	0.846	0.902
	$\Theta=0.9$	50	0.058	0.068	0.079	0.106	0.133	0.167	0.208	0.259	0.307	0.384	0.465	0.546	0.623
		75	0.074	0.083	0.087	0.113	0.154	0.208	0.277	0.383	0.501	0.624	0.712	0.826	0.903
		100	0.075	0.096	0.114	0.143	0.204	0.286	0.398	0.517	0.644	0.772	0.857	0.941	0.977
ARMA(1,1)	$\phi=0.3 \Theta=0.6$	50	0.060	0.066	0.085	0.101	0.122	0.149	0.191	0.234	0.300	0.363	0.430	0.506	0.596
		75	0.082	0.078	0.105	0.123	0.169	0.234	0.312	0.404	0.523	0.640	0.741	0.817	0.888
		100	0.087	0.101	0.131	0.159	0.204	0.271	0.370	0.493	0.622	0.758	0.847	0.922	0.962
	$\phi=0.3 \Theta=0.6$	50	0.070	0.082	0.088	0.100	0.116	0.128	0.175	0.211	0.272	0.347	0.413	0.486	0.548
		75	0.074	0.080	0.087	0.107	0.144	0.195	0.269	0.361	0.479	0.585	0.685	0.769	0.831
		100	0.078	0.093	0.108	0.137	0.179	0.245	0.331	0.457	0.562	0.691	0.801	0.878	0.933
ARMA(1,2)	$\Phi=0.3 \Theta_1=0.6 \Theta_2=0.3$	50	0.079	0.091	0.101	0.111	0.139	0.180	0.216	0.276	0.338	0.403	0.456	0.531	0.598
		75	0.068	0.073	0.088	0.111	0.145	0.204	0.280	0.362	0.466	0.585	0.709	0.791	0.869
		100	0.086	0.097	0.110	0.152	0.196	0.269	0.364	0.467	0.595	0.728	0.829	0.908	0.957
	$\Phi=0.6 \Theta_1=0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.049	0.051	0.045	0.059	0.078	0.104	0.142	0.180	0.230	0.279	0.330	0.394	0.441
		75	0.051	0.055	0.062	0.084	0.108	0.135	0.177	0.257	0.332	0.400	0.496	0.590	0.661
		100	0.067	0.065	0.070	0.079	0.103	0.155	0.230	0.312	0.417	0.518	0.627	0.734	0.814
ARMA(2,1)	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=0.3$	50	0.032	0.037	0.051	0.062	0.082	0.104	0.137	0.207	0.271	0.336	0.396	0.474	0.537
		75	0.043	0.047	0.063	0.077	0.114	0.166	0.242	0.330	0.422	0.520	0.621	0.721	0.813
		100	0.059	0.050	0.069	0.097	0.136	0.201	0.318	0.424	0.541	0.666	0.762	0.858	0.925
	$\Phi_1=0.6 \Phi_2=0.3 \Theta_1=0.6$	50	0.023	0.028	0.026	0.038	0.052	0.080	0.117	0.160	0.212	0.263	0.324	0.383	0.450
		75	0.032	0.033	0.046	0.054	0.070	0.098	0.141	0.204	0.288	0.388	0.485	0.583	0.678
		100	0.034	0.038	0.044	0.055	0.080	0.112	0.165	0.227	0.329	0.434	0.540	0.644	0.768
ARMA(2,0)	$\Phi_1=0.6 \Phi_2=0.3$	50	0.033	0.041	0.049	0.068	0.092	0.123	0.159	0.192	0.242	0.316	0.387	0.467	0.537
		75	0.028	0.036	0.049	0.075	0.106	0.158	0.226	0.320	0.421	0.522	0.626	0.748	0.855
		100	0.049	0.060	0.077	0.101	0.147	0.203	0.284	0.386	0.494	0.642	0.780	0.892	0.954
	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6$	50	0.031	0.033	0.033	0.045	0.056	0.082	0.110	0.161	0.218	0.282	0.356	0.416	0.477
		75	0.041	0.045	0.048	0.057	0.082	0.115	0.157	0.222	0.316	0.412	0.518	0.604	0.697
		100	0.039	0.034	0.045	0.056	0.076	0.118	0.186	0.272	0.367	0.511	0.645	0.760	0.850
ARMA(0,2)	$\Theta_1=0.6 \Theta_2=0.3$	50	0.059	0.063	0.083	0.091	0.116	0.159	0.210	0.251	0.317	0.389	0.468	0.544	0.614
		75	0.071	0.080	0.102	0.114	0.154	0.222	0.285	0.390	0.498	0.636	0.740	0.822	0.897
		100	0.065	0.075	0.086	0.119	0.178	0.271	0.364	0.478	0.634	0.771	0.873	0.933	0.963
	$\Theta_1=0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.051	0.050	0.058	0.065	0.088	0.122	0.161	0.209	0.256	0.324	0.380	0.436	0.498
		75	0.063	0.068	0.077	0.097	0.132	0.184	0.252	0.336	0.420	0.513	0.614	0.720	0.794
		100	0.093	0.093	0.108	0.125	0.169	0.220	0.316	0.431	0.557	0.679	0.786	0.860	0.921
ARMA(2,2)	$\Phi_1=-0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=-0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.028	0.036	0.051	0.071	0.093	0.112	0.149	0.206	0.261	0.322	0.399	0.471	0.550
		75	0.033	0.037	0.053	0.071	0.096	0.140	0.212	0.276	0.373	0.481	0.593	0.711	0.807
		100	0.035	0.046	0.071	0.092	0.140	0.199	0.275	0.408	0.504	0.645	0.766	0.874	0.945
	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=-0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.034	0.038	0.039	0.042	0.049	0.061	0.090	0.140	0.194	0.267	0.325	0.389	0.442
		75	0.030	0.033	0.040	0.053	0.071	0.100	0.136	0.199	0.267	0.361	0.446	0.548	0.619
		100	0.034	0.039	0.045	0.058	0.080	0.102	0.161	0.240	0.341	0.453	0.576	0.674	0.778

Tabla B.8: Potencia del Test Puntuaciones Z Modificadas para un Cambio Innovativo

ARMA (p,q)	Parámetros	n	k														
			1	1,5	2	2,5	3	3,5	4	4,5	5	5,5	6	6,5	7	7,5	8
ARMA(1,0)	$\phi=0.6$	50	0.090	0.091	0.110	0.139	0.178	0.216	0.246	0.261	0.274	0.274	0.286	0.284	0.286	0.280	0.281
		75	0.047	0.054	0.080	0.111	0.128	0.165	0.191	0.209	0.211	0.220	0.228	0.234	0.232	0.237	0.231
		100	0.043	0.040	0.055	0.085	0.124	0.166	0.202	0.235	0.251	0.264	0.272	0.272	0.280	0.286	0.289
	$\phi=0.9$	50	0.025	0.027	0.030	0.036	0.049	0.059	0.081	0.102	0.128	0.136	0.142	0.149	0.148	0.148	0.151
		75	0.007	0.010	0.013	0.030	0.038	0.050	0.063	0.089	0.108	0.115	0.118	0.121	0.127	0.122	0.121
		100	0.007	0.008	0.011	0.016	0.019	0.031	0.042	0.054	0.071	0.092	0.104	0.110	0.117	0.115	0.117
ARMA(0,1)	$\Theta=0.6$	50	0.081	0.091	0.101	0.112	0.130	0.146	0.165	0.175	0.179	0.193	0.203	0.218	0.217	0.222	0.224
		75	0.062	0.059	0.068	0.073	0.087	0.103	0.120	0.137	0.154	0.164	0.168	0.177	0.180	0.177	0.183
		100	0.033	0.035	0.045	0.059	0.073	0.092	0.120	0.131	0.148	0.149	0.158	0.166	0.168	0.176	0.173
	$\Theta=0.9$	50	0.082	0.097	0.119	0.149	0.190	0.221	0.244	0.262	0.267	0.268	0.266	0.264	0.268	0.270	0.271
		75	0.063	0.067	0.083	0.106	0.140	0.183	0.198	0.211	0.226	0.228	0.236	0.235	0.242	0.249	0.243
		100	0.046	0.055	0.075	0.087	0.118	0.173	0.208	0.223	0.239	0.247	0.243	0.245	0.246	0.245	0.248
ARMA(1,1)	$\phi=-0.3 \Theta=0.6$	50	0.096	0.096	0.110	0.140	0.168	0.190	0.199	0.217	0.231	0.229	0.233	0.236	0.235	0.239	0.244
		75	0.062	0.073	0.089	0.122	0.144	0.174	0.197	0.219	0.232	0.243	0.243	0.234	0.233	0.236	0.239
		100	0.042	0.054	0.082	0.119	0.146	0.172	0.199	0.221	0.228	0.230	0.232	0.229	0.229	0.219	0.218
	$\phi=-0.3 \Theta=0.6$	50	0.088	0.093	0.112	0.140	0.144	0.167	0.162	0.180	0.186	0.199	0.201	0.213	0.219	0.218	0.224
		75	0.070	0.079	0.100	0.107	0.124	0.145	0.177	0.175	0.183	0.198	0.201	0.207	0.206	0.205	0.205
		100	0.046	0.056	0.058	0.079	0.099	0.125	0.141	0.171	0.183	0.182	0.189	0.192	0.192	0.199	0.201
ARMA(1,2)	$\Phi=0.3 \Theta_1=0.6 \Theta_2=0.3$	50	0.130	0.128	0.130	0.138	0.152	0.175	0.179	0.187	0.192	0.194	0.201	0.199	0.198	0.205	0.208
		75	0.073	0.080	0.089	0.098	0.125	0.149	0.168	0.191	0.199	0.203	0.203	0.202	0.204	0.205	0.203
		100	0.050	0.058	0.073	0.080	0.111	0.136	0.165	0.177	0.186	0.190	0.195	0.200	0.201	0.206	0.208
	$\Phi=0.6 \Theta_1=0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.033	0.031	0.034	0.043	0.055	0.078	0.092	0.107	0.128	0.143	0.159	0.160	0.162	0.164	0.165
		75	0.013	0.018	0.019	0.024	0.035	0.054	0.071	0.084	0.097	0.110	0.128	0.131	0.131	0.136	0.135
		100	0.017	0.018	0.019	0.025	0.040	0.056	0.071	0.089	0.112	0.125	0.135	0.148	0.152	0.148	0.147
ARMA(2,1)	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=0.3$	50	0.046	0.054	0.067	0.097	0.121	0.151	0.177	0.208	0.228	0.242	0.240	0.248	0.249	0.252	0.257
		75	0.037	0.055	0.071	0.095	0.111	0.144	0.167	0.188	0.213	0.222	0.237	0.245	0.256	0.254	0.253
		100	0.023	0.031	0.040	0.060	0.081	0.103	0.139	0.160	0.176	0.191	0.203	0.210	0.211	0.215	0.222
	$\Phi_1=0.6 \Phi_2=0.3 \Theta_1=0.6$	50	0.011	0.016	0.016	0.023	0.029	0.046	0.078	0.092	0.116	0.133	0.142	0.139	0.136	0.134	0.130
		75	0.003	0.003	0.008	0.012	0.021	0.029	0.043	0.058	0.074	0.092	0.091	0.089	0.092	0.093	0.091
		100	0.000	0.000	0.005	0.007	0.016	0.021	0.033	0.042	0.058	0.073	0.081	0.078	0.074	0.069	0.065
ARMA(2,0)	$\Phi_1=0.6 \Phi_2=0.3$	50	0.041	0.061	0.084	0.129	0.164	0.193	0.221	0.235	0.245	0.265	0.260	0.264	0.276	0.279	0.280
		75	0.022	0.027	0.041	0.070	0.104	0.153	0.183	0.209	0.228	0.234	0.241	0.249	0.259	0.266	0.269
		100	0.007	0.019	0.037	0.075	0.100	0.142	0.172	0.203	0.220	0.230	0.239	0.245	0.246	0.256	0.255
	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6$	50	0.059	0.061	0.068	0.084	0.091	0.106	0.129	0.149	0.164	0.174	0.180	0.186	0.189	0.197	0.193
		75	0.033	0.033	0.039	0.042	0.054	0.070	0.088	0.124	0.149	0.170	0.178	0.182	0.189	0.193	0.188
		100	0.019	0.019	0.022	0.033	0.043	0.060	0.083	0.106	0.117	0.144	0.156	0.162	0.161	0.162	0.162
ARMA(0,2)	$\Theta_1=0.6 \Theta_2=0.3$	50	0.098	0.108	0.123	0.145	0.168	0.193	0.211	0.231	0.248	0.254	0.263	0.262	0.267	0.271	0.271
		75	0.060	0.073	0.074	0.101	0.125	0.163	0.193	0.220	0.226	0.238	0.240	0.244	0.252	0.250	0.246
		100	0.056	0.064	0.071	0.092	0.123	0.158	0.189	0.217	0.233	0.246	0.254	0.260	0.269	0.268	0.271
	$\Theta_1=-0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.089	0.092	0.091	0.106	0.111	0.122	0.147	0.156	0.174	0.186	0.198	0.197	0.204	0.202	0.210
		75	0.059	0.061	0.069	0.075	0.091	0.103	0.120	0.141	0.152	0.169	0.173	0.174	0.179	0.185	0.188
		100	0.036	0.038	0.052	0.064	0.070	0.089	0.117	0.137	0.159	0.172	0.177	0.181	0.185	0.188	0.190
ARMA(2,2)	$\Phi_1=-0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=-0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.011	0.023	0.047	0.086	0.132	0.172	0.205	0.226	0.251	0.272	0.287	0.294	0.310	0.322	0.327
		75	0.008	0.014	0.030	0.057	0.100	0.137	0.177	0.197	0.221	0.232	0.251	0.262	0.268	0.270	0.278
		100	0.002	0.005	0.017	0.031	0.060	0.104	0.140	0.171	0.194	0.210	0.224	0.229	0.239	0.251	0.258
	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=-0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.015	0.014	0.020	0.031	0.044	0.065	0.090	0.116	0.133	0.151	0.154	0.156	0.148	0.148	0.148
		75	0.012	0.012	0.018	0.020	0.029	0.045	0.063	0.078	0.095	0.110	0.122	0.126	0.122	0.125	0.122
		100	0.001	0.006	0.010	0.014	0.023	0.036	0.053	0.070	0.093	0.113	0.119	0.124	0.121	0.121	0.119

Tabla B.9: Potencia del Test Dixon Q para un Cambio Innovativo

ARMA (p,q)	Parámetros	n	k															
			1	1,5	2	2,5	3	3,5	4	4,5	5	5,5	6	6,5	7	7,5	8	
ARMA(1,0)	$\phi=0.6$	50	0.025	0.035	0.047	0.070	0.099	0.140	0.192	0.225	0.268	0.332	0.385	0.444	0.490	0.533	0.605	
		75	0.080	0.091	0.110	0.136	0.190	0.246	0.326	0.421	0.531	0.643	0.750	0.837	0.890	0.943	0.980	
		100	0.112	0.120	0.140	0.179	0.258	0.351	0.454	0.594	0.720	0.824	0.916	0.964	0.981	0.994	1.000	
	$\phi=0.9$	50	0.006	0.004	0.007	0.008	0.019	0.031	0.056	0.084	0.133	0.178	0.240	0.293	0.348	0.394	0.438	
		75	0.018	0.019	0.027	0.035	0.051	0.084	0.139	0.218	0.335	0.445	0.544	0.652	0.734	0.811	0.864	
		100	0.035	0.042	0.042	0.063	0.099	0.161	0.240	0.328	0.463	0.582	0.717	0.821	0.905	0.948	0.974	
ARMA(0,1)	$\Theta=0.6$	50	0.043	0.042	0.042	0.059	0.074	0.089	0.118	0.161	0.205	0.244	0.293	0.342	0.381	0.434	0.485	
		75	0.091	0.095	0.098	0.113	0.148	0.196	0.258	0.342	0.419	0.518	0.612	0.679	0.747	0.803	0.860	
		100	0.127	0.132	0.135	0.159	0.213	0.281	0.365	0.468	0.578	0.704	0.801	0.871	0.921	0.957	0.971	
	$\Theta=0.9$	50	0.049	0.056	0.066	0.084	0.113	0.148	0.196	0.225	0.274	0.320	0.382	0.426	0.482	0.534	0.584	
		75	0.080	0.091	0.106	0.128	0.171	0.235	0.324	0.425	0.538	0.629	0.744	0.820	0.881	0.931	0.961	
		100	0.123	0.148	0.166	0.217	0.286	0.385	0.490	0.620	0.726	0.841	0.917	0.964	0.991	0.996	1.000	
ARMA(1,1)	$\phi=0.3 \Theta=0.6$	50	0.056	0.056	0.062	0.080	0.104	0.130	0.172	0.228	0.268	0.321	0.363	0.426	0.476	0.525	0.570	
		75	0.099	0.104	0.127	0.154	0.195	0.257	0.343	0.449	0.538	0.644	0.740	0.817	0.877	0.918	0.948	
		100	0.137	0.150	0.184	0.222	0.280	0.349	0.467	0.572	0.702	0.808	0.888	0.940	0.973	0.992	0.996	
	$\phi=0.3 \Theta=0.6$	50	0.042	0.046	0.054	0.067	0.088	0.108	0.136	0.185	0.235	0.281	0.335	0.396	0.434	0.480	0.536	
		75	0.088	0.097	0.108	0.132	0.175	0.224	0.290	0.387	0.494	0.591	0.674	0.751	0.805	0.862	0.911	
		100	0.126	0.131	0.140	0.180	0.234	0.312	0.405	0.523	0.639	0.753	0.830	0.893	0.941	0.967	0.986	
ARMA(1,2)	$\Phi=0.3 \Theta_1=0.6 \Theta_2=0.3$	50	0.055	0.059	0.072	0.086	0.113	0.137	0.168	0.217	0.272	0.311	0.357	0.408	0.463	0.511	0.558	
		75	0.081	0.088	0.106	0.134	0.171	0.235	0.317	0.402	0.494	0.588	0.683	0.763	0.834	0.889	0.921	
		100	0.139	0.150	0.176	0.216	0.269	0.332	0.433	0.553	0.661	0.769	0.860	0.924	0.958	0.982	0.989	
	$\Phi=0.6 \Theta_1=0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.019	0.021	0.023	0.030	0.043	0.065	0.090	0.126	0.164	0.207	0.255	0.304	0.362	0.417	0.464	
		75	0.048	0.050	0.054	0.071	0.101	0.141	0.176	0.225	0.296	0.306	0.393	0.489	0.584	0.658	0.745	0.818
		100	0.067	0.064	0.068	0.091	0.128	0.173	0.234	0.352	0.471	0.592	0.687	0.770	0.854	0.909	0.955	
ARMA(2,1)	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=0.3$	50	0.013	0.017	0.023	0.036	0.053	0.089	0.127	0.180	0.238	0.291	0.358	0.408	0.466	0.526	0.585	
		75	0.043	0.049	0.056	0.090	0.142	0.213	0.315	0.405	0.501	0.597	0.694	0.779	0.867	0.914	0.952	
		100	0.076	0.087	0.098	0.147	0.228	0.307	0.409	0.549	0.665	0.788	0.875	0.927	0.962	0.986	0.994	
	$\Phi_1=0.6 \Phi_2=0.3 \Theta_1=0.6$	50	0.008	0.011	0.015	0.015	0.020	0.038	0.062	0.099	0.145	0.181	0.233	0.299	0.358	0.414	0.465	
		75	0.012	0.016	0.021	0.031	0.051	0.085	0.130	0.214	0.324	0.435	0.542	0.670	0.746	0.821	0.884	
		100	0.017	0.021	0.025	0.040	0.071	0.126	0.197	0.300	0.430	0.567	0.694	0.806	0.885	0.940	0.972	
ARMA(2,0)	$\Phi_1=0.6 \Phi_2=0.3$	50	0.011	0.018	0.025	0.053	0.074	0.110	0.155	0.208	0.273	0.329	0.396	0.464	0.523	0.574	0.623	
		75	0.017	0.026	0.054	0.095	0.158	0.238	0.326	0.423	0.533	0.638	0.744	0.840	0.914	0.968	0.990	
		100	0.043	0.057	0.087	0.122	0.203	0.303	0.415	0.549	0.667	0.798	0.929	0.978	0.996	1.000		
	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6$	50	0.022	0.021	0.021	0.026	0.033	0.045	0.068	0.108	0.163	0.209	0.270	0.334	0.386	0.434	0.484	
		75	0.041	0.043	0.048	0.060	0.079	0.118	0.167	0.251	0.347	0.477	0.595	0.689	0.758	0.825	0.878	
		100	0.050	0.056	0.062	0.070	0.094	0.151	0.238	0.350	0.499	0.644	0.765	0.856	0.922	0.963	0.983	
ARMA(0,2)	$\Theta_1=0.6 \Theta_2=0.3$	50	0.030	0.040	0.050	0.065	0.082	0.124	0.176	0.230	0.292	0.346	0.406	0.448	0.493	0.558	0.604	
		75	0.084	0.096	0.111	0.142	0.176	0.247	0.347	0.442	0.563	0.667	0.764	0.831	0.891	0.942	0.971	
		100	0.106	0.108	0.137	0.180	0.257	0.353	0.466	0.610	0.721	0.832	0.905	0.959	0.985	0.995	0.998	
	$\Theta_1=0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.042	0.044	0.044	0.052	0.063	0.088	0.121	0.157	0.202	0.240	0.297	0.338	0.397	0.443	0.479	
		75	0.078	0.077	0.094	0.108	0.155	0.212	0.278	0.357	0.457	0.546	0.630	0.713	0.783	0.834	0.899	
		100	0.131	0.141	0.155	0.172	0.218	0.294	0.388	0.500	0.624	0.711	0.806	0.872	0.926	0.965	0.981	
ARMA(2,2)	$\Phi_1=-0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=-0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.003	0.006	0.015	0.028	0.064	0.107	0.156	0.219	0.287	0.349	0.408	0.462	0.527	0.576	0.633	
		75	0.012	0.015	0.033	0.067	0.128	0.201	0.309	0.417	0.527	0.634	0.764	0.859	0.928	0.976	0.991	
		100	0.015	0.027	0.046	0.097	0.177	0.282	0.422	0.577	0.728	0.851	0.944	0.982	0.998	1.000		
	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=-0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.010	0.010	0.013	0.016	0.015	0.024	0.044	0.081	0.124	0.179	0.244	0.301	0.359	0.404	0.461	
		75	0.019	0.018	0.023	0.030	0.052	0.083	0.131	0.203	0.297	0.388	0.511	0.617	0.727	0.812	0.881	
		100	0.033	0.036	0.037	0.048	0.080	0.122	0.191	0.318	0.448	0.602	0.733	0.835	0.908	0.944	0.971	

Tabla B.10: Potencia del Test Grubbs para un Cambio Innovativo

ARMA (p,q)	Parámetros	n	k														
			1	1.5	2	2.5	3	3.5	4	4.5	5	5.5	6	6.5	7		
ARMA(1,0)	$\phi=-0.6$	50	0.079	0.106	0.146	0.202	0.246	0.301	0.371	0.455	0.547	0.649	0.749	0.848	0.908	0.951	0.968
		75	0.093	0.133	0.218	0.296	0.381	0.484	0.574	0.692	0.775	0.859	0.918	0.959	0.975	0.983	0.991
		100	0.135	0.159	0.255	0.357	0.504	0.605	0.711	0.819	0.896	0.952	0.980	0.991	0.996	0.998	0.999
	$\phi=-0.9$	50	0.186	0.337	0.496	0.634	0.740	0.817	0.862	0.901	0.930	0.956	0.972	0.991	0.998	0.999	0.999
		75	0.246	0.456	0.674	0.814	0.910	0.948	0.979	0.986	0.992	0.996	0.998	0.999	1,000	1,000	1,000
		100	0.312	0.578	0.803	0.912	0.971	0.981	0.994	0.998	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
ARMA(0,1)	$\theta=-0.6$	50	0.096	0.091	0.110	0.142	0.181	0.208	0.242	0.288	0.377	0.467	0.591	0.724	0.823	0.869	0.915
		75	0.105	0.122	0.146	0.183	0.242	0.324	0.387	0.467	0.577	0.684	0.797	0.889	0.925	0.964	0.984
		100	0.141	0.165	0.215	0.271	0.327	0.401	0.492	0.612	0.723	0.830	0.915	0.957	0.976	0.985	0.990
	$\theta=-0.9$	50	0.080	0.104	0.125	0.150	0.183	0.197	0.232	0.293	0.371	0.455	0.564	0.727	0.833	0.890	0.913
		75	0.117	0.155	0.199	0.238	0.257	0.342	0.387	0.447	0.560	0.691	0.810	0.912	0.941	0.960	0.976
		100	0.156	0.209	0.264	0.330	0.403	0.444	0.532	0.657	0.763	0.837	0.930	0.966	0.981	0.989	0.995
ARMA(1,1)	$\phi=-0.3 \theta=0.6$	50	0.106	0.141	0.153	0.182	0.201	0.235	0.261	0.338	0.423	0.520	0.653	0.804	0.904	0.936	0.951
		75	0.124	0.178	0.251	0.325	0.414	0.510	0.563	0.621	0.716	0.817	0.909	0.954	0.976	0.987	0.991
		100	0.158	0.220	0.320	0.446	0.566	0.699	0.766	0.840	0.902	0.949	0.981	0.996	0.998	0.998	0.999
	$\phi=-0.3 \theta=0.6$	50	0.082	0.087	0.097	0.119	0.165	0.220	0.314	0.420	0.513	0.623	0.728	0.811	0.872	0.914	0.953
		75	0.095	0.099	0.118	0.132	0.186	0.240	0.320	0.419	0.547	0.665	0.776	0.853	0.923	0.960	0.981
		100	0.088	0.094	0.108	0.148	0.198	0.286	0.389	0.501	0.620	0.741	0.835	0.905	0.949	0.977	0.989
ARMA(1,2)	$\Phi=0.3 \Theta_1=0.6 \Theta_2=0.3$	50	0.076	0.085	0.094	0.125	0.165	0.235	0.317	0.433	0.558	0.673	0.780	0.857	0.909	0.936	0.966
		75	0.095	0.097	0.094	0.132	0.174	0.239	0.350	0.483	0.612	0.713	0.814	0.893	0.954	0.982	0.990
		100	0.100	0.096	0.113	0.154	0.210	0.294	0.414	0.526	0.643	0.747	0.854	0.918	0.963	0.984	0.994
	$\Phi=0.6 \Theta_1=0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.091	0.113	0.200	0.256	0.373	0.507	0.615	0.721	0.806	0.877	0.930	0.964	0.979	0.989	0.992
		75	0.094	0.134	0.233	0.344	0.484	0.618	0.742	0.838	0.900	0.953	0.981	0.992	0.995	1,000	1,000
		100	0.140	0.160	0.272	0.405	0.590	0.712	0.838	0.928	0.976	0.986	0.994	0.996	0.999	1,000	1,000
ARMA(2,1)	$\Phi_1=-0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=0.3$	50	0.090	0.122	0.194	0.286	0.399	0.533	0.664	0.747	0.805	0.873	0.933	0.961	0.981	0.991	0.996
		75	0.114	0.152	0.222	0.338	0.510	0.647	0.754	0.842	0.908	0.954	0.977	0.993	0.998	0.999	1,000
		100	0.106	0.146	0.233	0.353	0.509	0.683	0.808	0.894	0.955	0.981	0.992	0.998	1,000	1,000	1,000
	$\Phi_1=-0.6 \Phi_2=0.3 \Theta_1=0.6$	50	0.088	0.093	0.108	0.156	0.221	0.298	0.386	0.491	0.600	0.696	0.799	0.863	0.922	0.958	0.979
		75	0.090	0.092	0.117	0.171	0.239	0.333	0.460	0.581	0.694	0.809	0.879	0.926	0.963	0.982	0.993
		100	0.115	0.123	0.155	0.217	0.291	0.410	0.559	0.683	0.790	0.878	0.932	0.968	0.986	0.992	0.996
ARMA(2,0)	$\Phi_1=0.6 \Phi_2=0.3$	50	0.136	0.222	0.398	0.551	0.667	0.759	0.825	0.880	0.907	0.937	0.951	0.973	0.988	0.995	1,000
		75	0.147	0.294	0.496	0.677	0.804	0.896	0.947	0.970	0.977	0.984	0.991	0.993	0.998	0.998	0.999
		100	0.213	0.383	0.606	0.792	0.898	0.962	0.983	0.994	0.999	1,000	0.999	0.997	0.998	0.999	1,000
	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6$	50	0.092	0.121	0.184	0.288	0.422	0.561	0.674	0.784	0.861	0.907	0.946	0.973	0.990	0.996	0.997
		75	0.119	0.158	0.232	0.353	0.524	0.666	0.787	0.875	0.944	0.973	0.984	0.988	0.997	1,000	1,000
		100	0.097	0.138	0.229	0.366	0.543	0.702	0.827	0.902	0.955	0.983	0.996	0.999	1,000	1,000	1,000
ARMA(0,2)	$\Theta_1=0.6 \Theta_2=0.3$	50	0.095	0.097	0.129	0.163	0.205	0.248	0.295	0.368	0.449	0.571	0.669	0.809	0.871	0.918	0.949
		75	0.091	0.132	0.172	0.264	0.333	0.425	0.525	0.625	0.740	0.824	0.915	0.954	0.970	0.981	0.991
		100	0.127	0.171	0.255	0.349	0.456	0.587	0.711	0.792	0.875	0.935	0.971	0.992	0.998	0.999	0.999
	$\Theta_1=0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.076	0.088	0.119	0.165	0.245	0.330	0.414	0.505	0.602	0.721	0.812	0.891	0.937	0.969	0.981
		75	0.094	0.118	0.170	0.240	0.328	0.454	0.599	0.710	0.816	0.893	0.927	0.962	0.984	0.994	0.996
		100	0.120	0.149	0.207	0.295	0.419	0.562	0.713	0.843	0.918	0.957	0.980	0.990	0.997	0.998	0.999
ARMA(2,2)	$\Phi_1=-0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.351	0.598	0.761	0.874	0.941	0.968	0.983	0.969	0.968	0.975	0.980	0.992	0.998	0.999	0.999
		75	0.439	0.744	0.896	0.959	0.982	0.995	0.996	0.997	0.993	0.993	0.995	0.998	0.998	0.998	0.998
		100	0.449	0.829	0.953	0.990	0.999	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
	$\Phi_1=0.3 \Phi_2=0.6 \Theta_1=0.3 \Theta_2=0.6$	50	0.104	0.178	0.292	0.463	0.630	0.757	0.848	0.899	0.936	0.970	0.977	0.992	0.997	0.999	0.999
		75	0.142	0.241	0.373	0.567	0.735	0.853	0.948	0.980	0.994	0.996	0.999	1,000	1,000	1,000	1,000
		100	0.126	0.256	0.430	0.616	0.804	0.911	0.969	0.990	0.995	0.999	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000

Tabla B.11: Potencia del Test López para un Cambio Innovativo

ANEXO C ALGORITMOS EN R

```

## Definición de los parámetros ##
#####
n=50                                         #Tamaño de la serie
cont=0.5                                       #Contaminación simulada
mag=5                                           #Magnitud de cambio
p1=-0.3                                         #Parámetro phi1
p2=0                                            #Parámetro phi2
t1=0                                            #Parámetro theta1
t2=0                                            #Parámetro theta2

## Contaminación de la serie con un cambio aditivo ##
#####
scad<-matrix(0,1000,n)                         #Matriz de 1000 filas y n columnas
for(j in 1:1000){                                #Generación de las 1000 series
  armac<-arima.sim(list(ar=c(p1,p2),ma=c(t1,t2)),n, sd=1) #Generación del proceso ARMA
  arma1<-arma/sd(arma)                           #Estandarización del proceso ARMA
  z<-matrix(0,n,1)
  z[n^cont]=mag*sd(arma1)                        #Contaminación de la serie
  scad[j,]<-arma1+c(z)                          #Series contaminadas con un cambio aditivo
}

## contaminación de la serie con un cambio innovativo ##
#####
scin<-matrix(0,1000,n)                         #Matriz de 1000 filas y n columnas
for(j in 1:1000){                                #Generación de las 1000 series
  armac<-arima.sim(list(ar=c(p1,p2),ma=c(t1,t2)),n, sd=1) #Generación del proceso ARMA
  arma2<-arma/sd(arma)                           #Estandarización del proceso ARMA
  z<-matrix(0,n,1)
  z[n^cont]=mag*sd(arma2)                        #Contaminación de la serie
  v<-matrix(0,n-(n^cont),1)
  for(i in 1:n^(1-cont)){
    v[i]<-z[n^cont]^0.85^i
    scin[j,]<-arma2+c(rep(0,n^cont),v)          #Series contaminadas con un cambio innovativo
  }
}

## Test López Aditivos ##
#####
for(g in 1:1000){
  fit1=auto.arima(sc1[g,],allowdrift=F,ic="bic")      #Aplicación de test
  pars1= coefs2poly(fit1)
  resid1 = residuals(fit1)
  n1 = length(resid1)
  sigma1= 1.483 * quantile(abs(resid1 - quantile(resid1, probs = 0.5)), probs = 0.5)
  picoefs1 = c(1, ARMAToMA(ar = -pars1$macrofs, ma = -pars1$arcoefs, lag.max = n-1))
  padded.resid1 <- c(resid1, rep(0, n-1))
  xy1 <- as.vector(na.omit(filter(x = padded.resid1, filter = rev(picoefs1), method = "conv", sides = 1)))
  xx1 <- (rev(cumsum(picoefs1^2)))
  tauA01 <- xy1 / (sigma1 * sqrt(xx1))
  det5[g]<-ifelse(sum(ifelse(abs(tauA01)>3.5,1,0))>=1,1,0) #Región de rechazo
}

e=sum(det5==1)/1000                               #Potencia de detección de cambio

## Test López Innovativos ##
#####
for(g in 1:1000){
  fit1=auto.arima(sc1[g,],allowdrift=F,ic="bic")      #Aplicación de test
  pars1= coefs2poly(fit1)
  resid1 = residuals(fit1)
  n1 = length(resid1)
  sigma1= 1.483 * quantile(abs(resid1 - quantile(resid1, probs = 0.5)), probs = 0.5)

  tauA01 <- resid1 / sigma1
  det6[g]<-ifelse(sum(ifelse(abs(tauA01)>3.5,1,0))>=1,1,0) #Región de rechazo
}

f=sum(det6==1)/1000                               #Potencia de detección de cambio

```

```

## Test de Puntuaciones Z ##
#####
det1<-0
for(a in 1:1000){
PZ<-(scad[a,]-mean(scad[a,]))/sd(scad[a,])
det1[a]<-ifelse(sum(abs(PZ)>3)>0,1,0)
}
a=sum(det1==1)/1000
#Aplicación del test
#Región de rechazo
#Potencia de detección de cambio

## Test de Puntuaciones Z Modificadas ##
#####
det2<-0
for(b in 1:1000){
MDA<-median(abs(scad[b,]-mean(scad[b,])))
M1<-(0.6745*(scad[b,]-mean(scad[b,])))/(MDA)
det2[b]<-ifelse(sum(abs(M1)>3.5)>0,1,0)
}
b=sum(det2==1)/1000
#Aplicación del test
#Región de rechazo
#Potencia de detección de cambio

## Test de Dixon Q ##
#####
det3<-0
SQ<-matrix(0,1000,n)
for(c in 1:1000){
SQ[,c]<-sort(scad[,c])
Q1<-abs(SQ[,n]-SQ[,n-1])/abs(SQ[,n]-SQ[,1])
det3<-ifelse(Q1>0.185,1,0)
}
c=sum(det3==1)/1000
#Aplicación del test
#Región de rechazo
#Potencia de detección de cambio

## Test de Grubbs ##
#####
alpha=0.05
t<-qt(alpha/(2*n),n-2)
G=((n-1)/(sqrt(n)))^(sqrt((t^2)/(n-2+(t^2))))
det4<-0
for(d in 1:1000){
GR<-max((abs(scad[d,]-mean(scad[d,])))/sd(scad[d,]))
det4[d]<-ifelse(sum(abs(GR)>G)>0,1,0)
}
d=sum(det4==1)/1000
#Aplicación del test
#Región de rechazo
#Potencia de detección de cambio

```

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BARNETT, V. & LEWIS, T. ET AL. (1994), *Outliers in Statistical Data*, tercera edn, John Wiley & Sons, Inc., Nueva York, Estados Unidos.
- CHEN, C., LIU, L., (1990). *Joint estimation of model parameters and outliers effects in time series*, Working Papers Series, Scientific Computing Associates, Illinois.
- CORREA, M. (2000). *Series de tiempo. Conceptos básicos*. Primera edición. Universidad Nacional de Colombia. Medellín, Antioquia, Colombia.
- FOX, A. (1972). *Outliers in time series*, Journal of the Royal Statistic Society, Ser. B. 34, pp. 350-363.
- GUERRERO, V. (2003). Análisis de series influenciadas por intervenciones. *Análisis estadístico de series de tiempo económica* (pp. 265-311). Thomson Editores. Segunda edición. México.
- HENDRY, D., y CLEMENTS, M. (2001). *Economic forecasting: Some lessons from recent research*. Technical report. U.K. Economic and Social Research Council.
- IGLEWICZ, B. & HOAGLIN, D. ET AL. (1993), 'How to detect and handle outliers', American Society for Quality Control. Basic References in Quality Control: Statistical Techniques 16.
- JUNTLITA, J. (2001). *Structural breaks, arima model and finnish inflation forecasts*. *International Journal of Forecasting*. 17, pp. 203-230.
- LÓPEZ, J., & López, M. J. (2014). Package 'tsoutliers'.

MARTÍNEZ, J. (1995). *Observaciones atípicas en el análisis de series temporales*. Universidad Nacional de Colombia, Estadística. Bogotá, Colombia.

PEREZ, D. (2007). *Análisis de outliers: un caso de estudio*, Tesis Doctoral, Universidad de Valencia.

RODRIGUEZ, G. (2002). *Modelos estructurales en el contexto de las series temporales económicas*, Documento de trabajo, Universidad de la Laguna y la Universidad de las Palmas de Gran Canaria.

SANCHEZ, P., VELÁSQUEZ, J. y CASTAÑO, E. (2005). *Modelado de cambios en series de tiempo no lineales utilizando redes neuronales*. Master's thesis.

SANCHEZ. P. (2008). *Cambios estructurales en series de tiempo: una revisión del estado del arte*. Revista de Ingenierías Universidad de Medellín, 6, pp. 115-140.

Shiffler, R. (1988), 'Maximum Z Scores and outliers', *The American Statistician* 42(1), 79–80.

TSAY, R. (1988). *Outliers, level shifts, and variance changes in time series*, *Journal of Forecasting*, 7, pp. 1-20.