

**IDENTIFICACIÓN DE PATRONES DE EVENTOS CRÍTICOS EN SERIES DE  
TIEMPO PARA LA PLANEACIÓN DE LA RECOLECCIÓN DE RESIDUOS  
SÓLIDOS**

**JOSÉ ALEJANDRO DURÁN CORREA**



**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER  
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO-MECÁNICAS  
ESCUELA DE INGENIERÍA CIVIL  
BUCARAMANGA**

**2017**

**IDENTIFICACIÓN DE PATRONES DE EVENTOS CRÍTICOS EN SERIES DE  
TIEMPO PARA LA PLANEACIÓN DE LA RECOLECCIÓN DE RESIDUOS  
SÓLIDOS**

**JOSÉ ALEJANDRO DURÁN CORREA**

**Trabajo de grado presentado como requisito para optar al título de Ingeniero  
Civil**

**Director:**

**GUILLERMO MEJÍA AGUILAR**

**Doctor en Ingeniería Civil**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER  
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO-MECÁNICAS  
ESCUELA DE INGENIERÍA CIVIL  
BUCARAMANGA**

**2017**

## **AGRADECIMIENTOS**

Gracias a Dios por permitir la elaboración de esta investigación. De antemano agradezco mis padres por el apoyo y el soporte brindado para llegar hasta este punto. A la Universidad Industrial de Santander y sus docentes, en especial al Ph.D. Guillermo Mejía Aguilar, quien con sus conocimientos, experiencia y excelentes valores ha logrado ser un instructor único, en esta etapa de formación profesional.

## CONTENIDO

	<b>Pág.</b>
INTRODUCCIÓN .....	13
1. MARCO TEÓRICO .....	15
1.1 CONTROL ESTADÍSTICO DE PROCESOS (SPC).....	15
1.1.1 Histograma.....	15
1.1.2 Hoja de verificación.....	15
1.1.3 Diagrama de Pareto .....	15
1.1.4 Diagrama de causa y efecto .....	16
1.1.5 Diagrama de concentración de defectos.....	16
1.1.6 Diagrama de dispersión .....	16
1.2 Gráficos de Control .....	16
1.2.1 Gráficas de control para atributos .....	16
1.2.2 Gráficos de control para variables .....	17
1.2.3 Gráficos de control de variables para datos individuales .....	17
1.3 LÍMITES DE CONTROL .....	17
1.4 MODELO DE DESCOMPOSICIÓN PARA UNA SERIE DE TIEMPO.....	18
1.5 MÉTODOS DE PRONÓSTICO .....	19
1.5.1 Modelos autorregresivos AR (p) .....	19
1.5.2 Modelos promedios móviles MA (q) .....	20
1.5.3 Modelos móviles autorregresivo ARMA (p,q).....	20
1.5.4 Modelo ARIMA para datos estacionales .....	20
1.6 ERROR DE PRONÓSTICO .....	21
1.6.1 El error porcentual absoluto medio (MAPE).....	21
1.6.2 El error porcentual medio (MPE).....	21

1.6.3 Cambios repentinos .....	22
2. OBJETIVOS.....	24
2.1 OBJETIVO GENERAL .....	24
2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	24
3. METODOLOGÍA .....	25
3.1 ACTIVIDAD I: LIMPIEZA Y ANÁLISIS PRELIMINAR DE DATOS .....	25
3.2 ACTIVIDAD II: EVALUACIÓN DE LAS HERRAMIENTAS DEL CONTROL ESTADÍSTICO DE PROCESOS.....	25
3.3 ACTIVIDAD III: APLICACIÓN DE LA HERRAMIENTA DEL CONTROL ESTADÍSTICO DE PROCESOS ESCOGIDA.....	27
3.4 ACTIVIDAD IV: ESTABLECIMIENTO DE LOS PATRONES TEMPORALES PARA PRONÓSTICO .....	27
3.5 ACTIVIDAD V: VALIDACIÓN DE RESULTADOS.....	28
4. RESULTADOS GENERALES.....	29
4.1 ANÁLISIS PRELIMINAR DE DATOS.....	29
4.2 APLICACIÓN DE LA GRÁFICA DE CONTROL.....	30
4.3 CREACIÓN DE LAS NUEVAS SERIES DE TIEMPO .....	32
4.4 EVALUACIÓN DEL MÉTODO DE PRONÓSTICO .....	34
5. CONCLUSIONES .....	36
6. APLICACIONES EN LA INGENIERÍA CIVIL.....	37
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	38
BIBLIOGRAFÍA.....	40
ANEXOS.....	42

## LISTA DE FIGURAS

	<b>Pág.</b>
Figura 1. Límites de control superior e inferior para una serie de tiempo .....	18
Figura 2. Cambio repentino en una serie de tiempo .....	23
Figura 3. Serie de tiempo original para el número de hogares. Área marcada de Texas- Oklahoma, B02165, Línea residencial. ....	29
Figura 4. Zonas para un gráfico de Control I .....	30
Figura 5. Serie 1, serie de tiempo sin ajuste .....	30
Figura 6. Patrón estacional de la serie de tiempo original. Área de Texas- Oklahoma, B02165, Línea residencial .....	31
Figura 7. Análisis de frecuencia para la serie de tiempo sin ajuste.....	32
Figura 8. Serie 2, dec - ene - feb - ago - sep - oct .....	33
Figura 9. Serie 3, feb - oct .....	33

## LISTA DE TABLAS

**Pág.**

Tabla 1. Tabla de reporte para el gráfico de control .....	31
--	----

## LISTA DE ANEXOS

	<b>Pág.</b>
ANEXO A. Tablas de valores pronosticados de eventos críticos para la unidad B02165 .....	42
ANEXO B. Gráficas de pronóstico de eventos críticos para la unidad B02165 .....	44
ANEXO C. Tabla de MPE para las 17 unidades del Área marcada de Texas – Oklahoma .....	46
ANEXO D. Tabla de MAPE para las 17 unidades del área marcada de Texas – Oklahoma .....	47

## RESUMEN

**TÍTULO:** IDENTIFICACIÓN DE PATRONES DE EVENTOS CRÍTICOS EN SERIES DE TIEMPO PARA LA PLANEACIÓN DE LA RECOLECCIÓN DE RESIDUOS SÓLIDOS\*

**AUTOR:** JOSÉ ALEJANDRO DURÁN CORREA\*\*

**PALABRAS CLAVE:** Control estadístico de procesos, gráfica de Control I, pronósticos, eventos críticos, planeación de operaciones.

### DESCRIPCIÓN

A partir del estudio de las herramientas que componen el control estadístico de procesos (SPC, por sus siglas in inglés), el presente artículo tiene como objetivo crear una metodología que pueda facilitar la identificación de eventos críticos, máximos y mínimos en series de tiempo relacionadas con la recolección de residuos sólidos. Debido a cambios inusuales observados a través del proceso de recolección de residuos residenciales, se busca mejorar el sistema actual de planeación y control de operaciones de una empresa anónima en los Estados Unidos, encargada de la gestión de residuos sólidos municipales, en 17 unidades en el área de mercado comprendida entre los estados de Texas y Oklahoma. Esta investigación implementó herramientas estadísticas para el tratamiento de series temporales, como el modelo multiplicativo con el cual se obtuvieron índices estacionales gracias a la descomposición de la tendencia. Además, se implementó la gráfica de control I del SPC, para visualizar la ubicación de los datos dentro de las zonas establecidas por límites de probabilidad. Con esta metodología, se pudo crear 51 series temporales que permitieran mejorar los pronósticos de los modelos ARIMA. Finalmente, según los resultados obtenidos, se realizaron comparaciones de los valores pronosticados de las series creadas respecto a los valores pronosticados de la serie de tiempo real, la metodología mejoró los errores MAPE y MPE, en un 78% y 75%, de los casos respectivamente.

---

\* Trabajo de grado

\*\* Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Ingeniería Civil. Director: Guillermo Mejía Aguilar, Doctor en Ingeniería Civil

## ABSTRACT

**TITLE:** IDENTIFICATION OF CRITICAL EVENTS PATTERNS IN TIME SERIES FOR THE PLANNING OF SOLID WASTE COLLECTION\*

**AUTHOR:** JOSÉ ALEJANDRO DURÁN CORREA\*\*

**KEY WORDS:** Statistical Process Control, Control I chart, forecasts, critical events, operations planning.

### DESCRIPTION

From the study of the tools that compose the statistical process control (SPC, by its acronym in English), the present article aims to create a methodology that can facilitate the identification of critical events, maximum and minimum in time series related to the collection of solid waste. Due to unusual changes observed through the process of residential waste collection, it seeks to improve the current system of planning and control operations of an anonymous company in the United States, responsible for municipal solid waste management, in 17 units in the market area between the states of Texas and Oklahoma. This research implemented statistical tools for the treatment of time series, as the multiplicative model with which seasonal indices were obtained thanks to the decomposition of the trend. In addition, the control chart I of the SPC was implemented, to visualize the location of the data within the zones established by probability limits. With this methodology, it was possible to create 51 time series that allowed improving the forecasts of the ARIMA models. Finally, according to the obtained results, comparisons of the predicted values of the series created with respect to the predicted values of the real-time series were made; the methodology improved the MAPE and MPE errors, in 78% and 75% of the cases respectively.

---

\* Degree work

\*\* Faculty of Physical-Mechanical Engineering. School of Civil Engineering. Director: Guillermo Mejía Aguilar, Doctor of Civil Engineering

## INTRODUCCIÓN

En la actualidad el mundo cambia de una manera acelerada y cada vez más compleja, aumentando la necesidad de predecir las condiciones futuras para poder realizar planes y tomar decisiones. La proyección de datos para conocer el comportamiento futuro de alguna variable con algún grado de certeza ayuda a descubrir patrones y tendencias, lo que permite realizar pronósticos.

Los pronósticos presentan la extensión de las experiencias del pasado al futuro incierto. De ahí, la suposición de que las condiciones que generaron los datos anteriores son indistinguibles de las condiciones futuras. Las técnicas para realizar un pronóstico se llevan a cabo en cuatro etapas: recolección de datos, reducción o condensación de datos, construcción del modelo y extrapolación del modelo o pronóstico.

La recolección de datos se llevó a cabo por una empresa anónima que tiene sus operaciones en Estados Unidos a partir de eventos reales mensuales, los cuales están relacionados con la generación de residuos sólidos en el área residencial. Para este estudio se garantizó la confidencialidad de los datos, por lo cual se refiere a la empresa como anónima. Dichos datos, han presentado una inestabilidad creando la necesidad de indagar, analizar e identificar métodos estadísticos para el procesamiento apropiado de la información, con la intención de elaborar un pronóstico acertado a la hora de planear y tomar decisiones en la ejecución de un proyecto, pues la mayoría de las organizaciones viven en constante incertidumbre.

Una de las principales inestabilidades que se ha venido presentando ha sido la estacionalidad en los datos. El estudio de la estacionalidad permite analizar mejor la tendencia de una variable sin dejarse influenciar de eventos repetitivos dentro

del periodo para así poder obtener diagnósticos correctos. El presente artículo analiza la influencia de este factor en las diferentes series de tiempo generadas a partir de los datos, lo cual permite obtener conclusiones que nos ayudan a realizar un pronóstico acertado.

## 1. MARCO TEÓRICO

### 1.1 CONTROL ESTADÍSTICO DE PROCESOS (SPC)

Es un conjunto eficaz de herramientas para resolver problemas, muy útil para conseguir la estabilidad y mejorar la capacidad del mismo proceso mediante la reducción de la variabilidad. El SPC puede aplicarse a cualquier proceso. Sus siete herramientas principales son el histograma, la hoja de verificación, la gráfica de Pareto, el diagrama de causa y efecto, el diagrama de concentración de efectos, el diagrama de dispersión y la gráfica de control [1].

**1.1.1 Histograma.** Es una gráfica utilizada para evaluar 3 propiedades de datos de una muestra continuos [1]:

- -Forma: ¿están distribuidos normalmente, sesgados a la derecha o a la izquierda?
- -Tendencia central: ¿se pueden resumir en un solo valor?
- Dispersión: ¿están conglomerados a cierto valor o contenidos dentro de límites establecidos?

**1.1.2 Hoja de verificación.** Es un formato de tabla usado para recolectar información basada en la observación del comportamiento de un proceso [1].

**1.1.3 Diagrama de Pareto.** Es una gráfica de distribución de frecuencias relativas de datos de atributos ordenados por categoría en forma descendente, de izquierda a derecha y separados por barras, que puede estar acompañada de una gráfica de costos [1].

**1.1.4 Diagrama de causa y efecto.** Es una herramienta de lluvias de ideas usada para analizar las causas potenciales de un efecto, error o problema [1].

**1.1.5 Diagrama de concentración de defectos.** Es un esquema de la unidad o producto, donde se muestran todas sus vistas relevantes, en las que se localizan sus defectos [1].

**1.1.6 Diagrama de dispersión.** Es una gráfica que se usa para explorar la relación potencial entre un par de variables continuas [1].

## **1.2 Gráficos de Control**

Una gráfica de control indica cuando su proceso está fuera de control y le ayuda a identificar la presencia de una variación por causas especiales. Cuando está presente la variación por causas especiales, su proceso no es estable y es necesaria una acción correctiva [2].

**1.2.1 Gráficas de control para atributos.** Las gráficas de control para atributos grafican no conformidades (defectos) o unidades no conformes (defectuosas). Una no conformidad se refiere a una característica de calidad y las unidades no conformes al producto general. Una unidad puede tener muchas no conformidades, pero la unidad misma puede ser conforme o no conforme. Por ejemplo, un rasguño sobre un panel de metal es una no conformidad. Si existen varios rasguños, se puede considerar que todo el panel es no conforme [3].

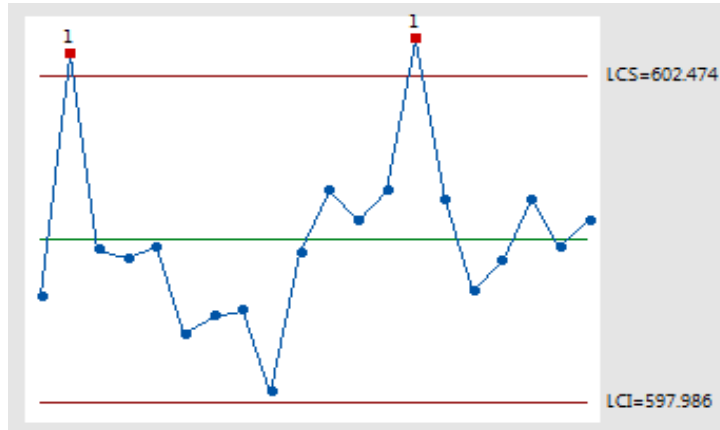
**1.2.2 Gráficos de control para variables.** Las gráficas de control de variables grafican datos de procesos de medición continua, tales como longitud o presión, en una secuencia ordenada por tiempo. En contraste, las gráficas de control de atributos grafican datos de conteo, tales como el número de defectos o unidades defectuosas. Las gráficas de control de variables, las gráficas de variables, como todas las gráficas de control, ayudan a identificar las causas de variación que se deben investigar, de manera que usted pueda ajustar su proceso sin controlarlo exageradamente [4].

**1.2.3 Gráficos de control de variables para datos individuales.** Cada punto en la gráfica representa una medición individual; de esta manera, el tamaño del subgrupo es  $n = 1$ . Las gráficas de observaciones individuales se utilizan cuando las mediciones son costosas, el volumen de producción es bajo o los productos tienen un tiempo largo entre ciclos; por ejemplo, para probar la resistencia al impacto de las piezas (pruebas de destrucción). Las gráficas de control de observaciones individuales incluyen gráficas I y MR [5].

### **1.3 LÍMITES DE CONTROL**

Los límites de control de una gráfica de control representan la variación de un proceso y ayudan a indicar cuando el proceso está fuera de control. En la Figura 1 se pueden observar el Límite de Control Superior (LCS) y el Límite de Control Inferior (LCI). [6].

**Figura 1. Límites de control superior e inferior para una serie de tiempo**



Fuente: Soporte Minitab 18. ¿Qué son los límites de control? (n.d.). Tomado de: <<https://support.minitab.com/es-mx/minitab/18/help-and-how-to/quality-and-process-improvement/control-charts/supporting-topics/basics/what-are-control-limits/>>. [Consulta: 29-07-2017]

Los límites de control son las líneas horizontales ubicadas arriba y debajo de la línea central o media de los datos, que se utilizan para determinar si un proceso está fuera de control. Los límites de control superior e inferior se basan en la variación aleatoria esperada en el proceso. Por opción predeterminada, los límites de control de Minitab<sup>®</sup> se muestran 3 desviaciones estándar arriba y abajo de la línea central [6].

#### **1.4 MODELO DE DESCOMPOSICIÓN PARA UNA SERIE DE TIEMPO**

Para la descomposición de una serie de tiempo se debe considerar la relacionan de los componentes en la serie original. Existen modelos que expresan la variable real  $Y_t$  de una serie de tiempo en términos de sus componentes  $T_t$  (Tendencia),  $C_t$  (Cíclico),  $St$  (Estacional) e  $It$  (Irregular) [7].

Para el desarrollo de este artículo, se utilizó una descomposición multiplicativa, de tal forma que al analizar los datos sin ajuste o sin tendencia, adimensionales, se pueda determinar un intervalo de confianza estandarizado para las muestras.

Calculo del modelo multiplicativo:

$$Y_t = T_t * S_t * I_t \quad (1)$$

## 1.5 MÉTODOS DE PRONÓSTICO

La metodología Box-Jenkins o de Modelos Autorregresivos Integrados de Promedio Móvil, (ARIMA, por sus siglas en inglés), es un método que crea un modelo propio a partir de la información histórica de la serie de tiempo, sin importar el comportamiento que esta posea. Su fundamento está basado en un proceso iterativo para identificar un posible modelo lineal capaz de representar tanto series de tiempo estacionarias como no estacionarias. Esta metodología no supone ningún patrón particular en los datos históricos de la serie a pronosticar, pero su implementación está bastante ligada a los patrones de autocorrelación de los datos [7].

La metodología Box-Jenkins ARIMA surge de la combinación un modelo autorregresivo (AR), un modelo de integración (I) y un modelo de promedio móvil (MA), estos parámetros estarán identificados según su orden como (p, d, q) respectivamente.

### 1.5.1 Modelos autorregresivos AR (p)

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_n Y_{t-n} + e_t \quad (2)$$

Donde:

$Y_t$  = Variable dependiente a pronosticar

$Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-n}$  = Variables rezagadas de la variable dependiente  $Y_t$

$\phi$  = Coeficiente a estimar

$e_t$  = Término de error en el tiempo  $t$

### 1.5.2 Modelos promedios móviles MA (q)

$$Y_t = \mu + e_t + \omega_1 e_{t-1} + \omega_2 e_{t-2} + \dots + \omega_q e_{t-q} \quad (3)$$

Donde:

$Y_t$  = Variable dependiente a pronosticar

$\mu$  = Promedio constante en el proceso

$\omega$  = Coeficiente a estimar

$e_t$  = Término de error en el tiempo  $t$

$e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-q}$  = Errores de pronósticos previos o magnitud de rezago

### 1.5.3 Modelos móviles autorregresivo ARMA (p,q)

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_n Y_{t-n} + e_t - \omega_1 e_{t-1} - \omega_2 e_{t-2} - \dots - \omega_q e_{t-q} \quad (4)$$

### 1.5.4 Modelo ARIMA para datos estacionales

$$ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s$$

Donde:

$p$  = Término autorregresivo regular

*d = Diferencia regular*

*q = Término regular de promedio móvil*

*P = Término autorregresivo estacional*

*D = Diferencia estacional*

*Q = Término estacional de promedio móvil*

*s = Periodo de retraso*

## 1.6 ERROR DE PRONÓSTICO

Para esta investigación se aplicaron dos métodos diferentes para evaluar o medir el error del pronóstico, expresados en términos relativos (porcentaje de error). Estos fueron el MAPE y el MPE.

**1.6.1 El error porcentual absoluto medio (MAPE).** Este método es especialmente útil cuando los valores  $Y_t$  son grandes y conveniente cuando el error relativo al tamaño respectivo del valor de la serie de tiempo es importante para comparar la exactitud de la misma técnica de pronóstico o de otras técnicas en dos series completamente diferentes [7].

Calculo del MAPE:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{|Y_t|} * 100 \quad (5)$$

**1.6.2 El error porcentual medio (MPE).** Esta técnica se usa para determinar si el método para pronosticar está siendo sesgado ya sea con pronósticos consistentemente altos o con pronósticos consistentemente bajos.

El MPE producirá un resultado cercano a cero, si el enfoque del pronóstico no tiene sesgo. Si el resultado es un porcentaje negativo grande, el método de elaboración del pronóstico está sobreestimando consistentemente. Por el contrario, si el resultado es un porcentaje positivo grande, el método de elaboración del pronóstico está subestimando consistentemente [7].

Calculo del MPE:

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} * 100 \quad (6)$$

Donde:

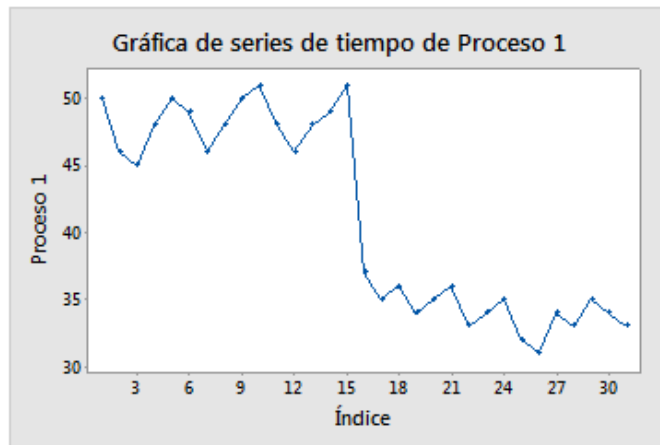
$Y_t$  = Valor real en el período  $t$

$\hat{Y}_t$  = Valor pronosticado de  $Y_t$

$e_t = Y_t - \hat{Y}_t$  = residuo o error de pronóstico

**1.6.3 Cambios repentinos.** A partir del monitoreo de una serie temporal se puede verificar si se presentan observaciones inusuales, como se presentan en la Figura 2, donde, se pueden identificar un cambio repentino o intervención, que indica errores o un cambio real en el proceso, como cambios en la estructura organizacional de una empresa por ejemplo. [8].

**Figura 2. Cambio repentino en una serie de tiempo**



Fuente: Soporte Minitab 18. Interpretar los resultados clave para Gráfica de series de tiempo (n.d.). Tomado de: <<https://support.minitab.com/es-mx/minitab/18/help-and-how-to/graphs/how-to/time-series-plot/interpret-the-results/key-results/>>. [Consulta: 31-07-2017]

## **2. OBJETIVOS**

### **2.1 OBJETIVO GENERAL**

Identificar patrones de eventos críticos en series de tiempo creando una metodología mediante la aplicación de herramientas de Control Estadístico de Procesos (SPC, por sus siglas en inglés), observados en 17 unidades o centros de recolección de residuos sólidos en los estados de Texas y Oklahoma de los Estados Unidos.

### **2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS**

- Evaluar si la Gráfica de Control es la herramienta más adecuada dentro del conjunto de SPC para identificar eventos críticos en una serie de tiempo.
- Establecer los períodos de tiempo, o patrones de tiempo, que permitan identificar los eventos críticos (puntos máximos y mínimos).

### **3. METODOLOGÍA**

Para llevar a cabo el cumplimiento de los objetivos presentados anteriormente, se desarrolló una metodología distribuida en 5 actividades:

#### **3.1 ACTIVIDAD I: LIMPIEZA Y ANÁLISIS PRELIMINAR DE DATOS**

Para estudiar las fluctuaciones de residuos sólidos y generar las series de tiempo que permitieron observar el comportamiento de los datos a través del tiempo, se usó el paquete de computador Excel<sup>®</sup> de Microsoft. Una vez realizada la limpieza se pudieron plantear hipótesis, que posteriormente se analizaron a través de las herramientas del SPC, mediante el uso del programa estadístico informático, MiniTab<sup>®</sup>.

#### **3.2 ACTIVIDAD II: EVALUACIÓN DE LAS HERRAMIENTAS DEL CONTROL ESTADÍSTICO DE PROCESOS**

##### **- Histograma**

Para la metodología aplicada en este estudio esta herramienta permite la identificación de valores extremos que sobrepasen intervalos de confianza establecidos, pero no da certeza de su posición en el horizonte del tiempo.

##### **- Hoja de verificación**

Para este estudio no es posible aplicarla debido a la falta de datos por atributos o de operación en la recolección de MSW, ya sean históricos o actuales.

- **Diagrama de Pareto**

Para este estudio no es posible aplicar la herramienta debido a la falta de datos por atributos.

- **Diagrama de causa y efecto**

Para este estudio no es posible aplicar el diagrama ya que se requiere de un equipo de trabajo que aplique el *brainstorming*, una técnica usada con frecuencia en la dirección empresarial.

- **Diagrama de concentración de defectos**

Este estudio se basa en el análisis de datos en series de tiempo por lo que no aplicaremos el uso de esta herramienta.

- **Diagrama de dispersión**

En este estudio no es útil esta herramienta, debido a que el análisis que se realizó se aplicó sólo a una variable continua.

- **Gráfica de control**

Esta herramienta del control estadístico de procesos es realmente útil debido a que se pueden visualizar gráficamente cuales son los valores extremos de la serie a través del tiempo. Gracias a sus límites de control, se pudieron establecer zonas, donde se pueden identificar puntos que permitieron monitorear la variabilidad de los datos, de esta manera se pudieron formular hipótesis para crear nuevas series de datos consistentes en el tiempo.

### **3.3 ACTIVIDAD III: APLICACIÓN DE LA HERRAMIENTA DEL CONTROL ESTADÍSTICO DE PROCESOS ESCOGIDA.**

Posterior a la descomposición de la serie temporal, se pudieron establecer los índices estacionales para la evaluación de la serie de tiempo. A partir de este procedimiento se tiene la primera premisa de cuáles son los períodos relativamente bajos y cuales son relativamente altos durante los años de recolección. Para corroborar lo dicho anteriormente sobre la serie de tiempo con los índices sin ajustar, se aplica un gráfico de control y se puede visualizar como han quedado distribuidos los datos entre las zonas que conforman la gráfica.

### **3.4 ACTIVIDAD IV: ESTABLECIMIENTO DE LOS PATRONES TEMPORALES PARA PRONÓSTICO**

A partir del comportamiento observado en la gráfica de control, se aíslan los valores críticos en conjunto con los períodos que le preceden o algunos casos que le suceden, de esta manera se crean dos series de tiempo más, para identificar si los períodos recurrentes pueden modelar eventos similares a mediano plazo (meses), es decir, según el horizonte de tiempo, se espera que el método permita generar en la investigación proyecciones con una ventana de tiempo a un año.

### **3.5 ACTIVIDAD V: VALIDACIÓN DE RESULTADOS**

Esta última actividad presenta los resultados generales de la investigación, según la metodología y los objetivos desarrollados, comprendidos en cuatro incisos: a) Análisis preliminar de datos, b) Aplicación de la gráfica de control, c) Creación de las nuevas series de tiempo, d) Evaluación del método de pronóstico.

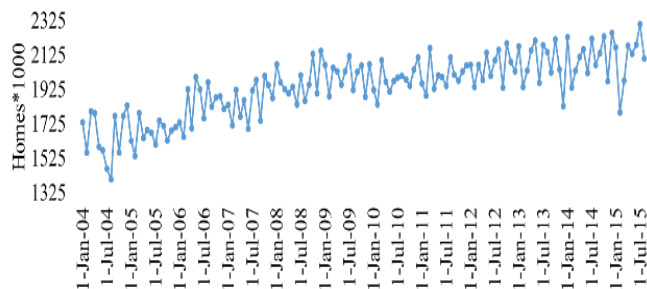
## 4. RESULTADOS GENERALES

A continuación, se presentan los resultados del estudio realizado, siguiendo la metodología planteada.

### 4.1 ANÁLISIS PRELIMINAR DE DATOS

A partir del método de la descomposición con el modelo multiplicativo, se obtiene la serie 1, una nueva serie de tiempo con índices estacionales sin ajuste, con los datos de la línea residencial, de la unidad de recolección B02165, en el área marcada de Texas – Oklahoma.

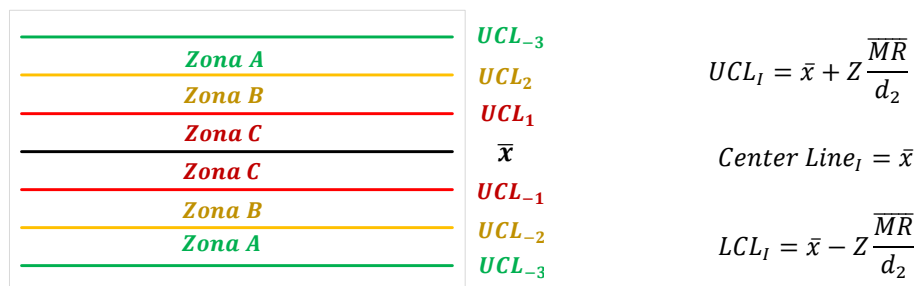
**Figura 3. Serie de tiempo original para el número de hogares. Área marcada de Texas- Oklahoma, B02165, Línea residencial.**



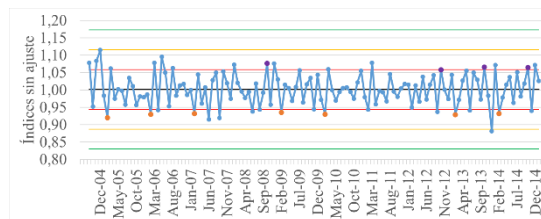
## 4.2 APLICACIÓN DE LA GRÁFICA DE CONTROL

Para establecer las zonas de una gráfica de control I, se emplearon sus ecuaciones y parámetros correspondientes [9]:

**Figura 4. Zonas para un gráfico de Control I**



**Figura 5. Serie 1, serie de tiempo sin ajuste**



Donde:

$UCL_1$  = Límite de control superior

$LCL_1$  = Límite de control inferior

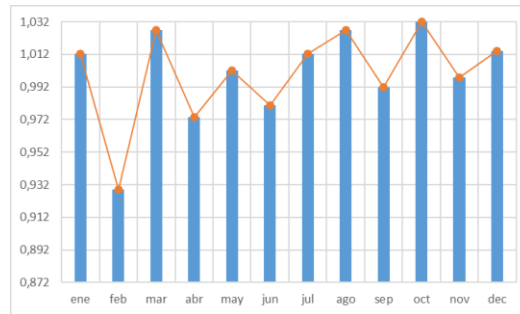
$\bar{x}$  = Media muestral de los datos

$\overline{MR}$  = Promedio de los rangos móviles

$$d_2 = 1.128, \text{ para } n=2$$

$Z = \text{Límites de probabilidad } (Z = [3, 2, 1])$

**Figura 6. Patrón estacional de la serie de tiempo original. Área de Texas-Oklahoma, B02165, Línea residencial**



Al realizar una inspección gráfica en la Figura 5 se puede observar la ubicación temporal de los valores extremos y su correspondencia en algunas de las zonas respecto a la media de los datos o línea central. Para confirmar que la herramienta ha sido empleada correctamente se debe verificar la estabilidad, la normalidad, la cantidad y la aleatoriedad de los datos, un proceso que se puede obtener directamente de las salidas que arroja el asistente de gráficos de control del paquete estadístico Minitab®.

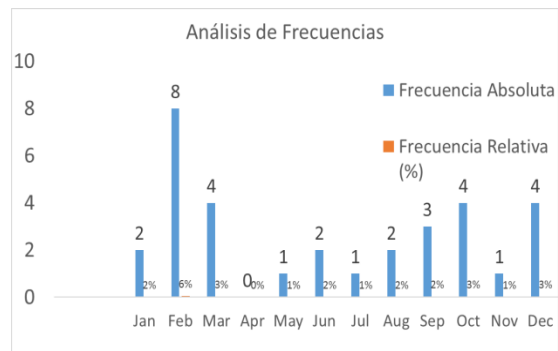
**Tabla 1. Tabla de reporte para el gráfico de control**

VERIFICACIÓN	ESTADO
Estabilidad	Cumple
Normalidad	Cumple
Cantidad de Datos	Cumple
Datos Correlacionados	Cumple

### 4.3 CREACIÓN DE LAS NUEVAS SERIES DE TIEMPO

De la descomposición de la serie de tiempo original se pueden obtener sus índices estacionales, de allí se obtiene el primer indicio para conocer que periodos del año son relativamente bajos y altos.

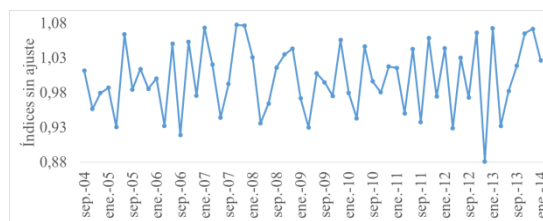
**Figura 7. Análisis de frecuencia para la serie de tiempo sin ajuste**



Además, al realizar un análisis de frecuencia sobre los periodos que sobrepasan la zona C, se observa en la Figura 7, que el mes de febrero es el período más frecuente de los valores mínimos, del mismo modo, se infiere que octubre es uno de los más frecuentes entre los valores máximos. Respecto a los períodos de octubre, su ubicación sobre el horizonte de tiempo se puede formular una hipótesis para establecer un modelo que se proyecte a mediano plazo, para los valores más recientes de la serie de datos.

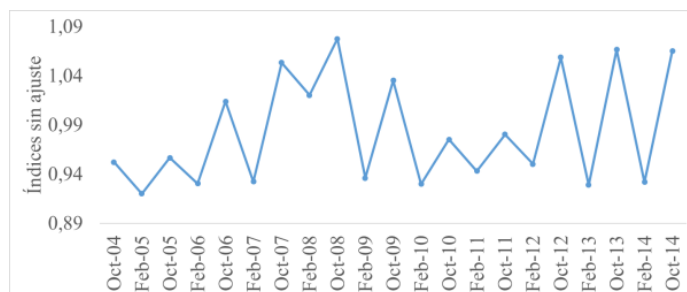
Al identificar los eventos críticos se procede a establecer la serie 2 de la Figura 8, comprendida por 2 trimestres, diciembre (del año inmediatamente anterior), seguida de enero y febrero. El segundo trimestre está conformado por agosto, septiembre y octubre, de tal forma que el resto de los meses del año quedan descartados.

**Figura 8. Serie 2, dec - ene - feb - ago - sep - oct**



Como febrero y octubre se han identificado como los períodos más críticos, se han usado para crear la serie 3 mostrada en la siguiente figura:

**Figura 9. Serie 3, feb - oct**



#### 4.4 EVALUACIÓN DEL MÉTODO DE PRONÓSTICO

Para pronosticar los eventos críticos, febreros y octubres, de cada una de las 3 nuevas series de tiempo, se aplicó el método de pronóstico ARIMA, los índices de precisión utilizados para la validación del método de pronóstico fueron el MAPE y el MPE, ofreciendo una medida relativa del desempeño de cada modelo de pronóstico propuesto. Para la unidad B02165 con una cantidad de datos,  $N= 140$ , se presentan los resultados respectivos: para la serie 1 con el modelo ARIMA  $(1,0,4) (0,1,0)_{12}$ , el MAPE = 2% y el MPE = -1 %; para la serie 2 con el modelo ARIMA  $(1,0,4)(0,1,0)_6$ , el MAPE = 0,5% y el MPE = 0,5%; para la serie 3 con el modelo ARIMA  $(3,0,0)$  el MAPE = 1% y el MPE = -1%. Además, para realizar una comparación de los resultados anteriores y verificar si la metodología propuesta es de utilidad para mejorar el pronóstico de los eventos críticos, la serie de tiempo original se ha modelado, arrojando los siguientes resultados: ARIMA  $(2, 1,5) (0, 1,0)_{12}$ , el MAPE = 3% y el MPE = -3%. Lo cual demuestra que la creación de nuevas series de tiempo si mejoran los pronósticos.

Para verificar si hay una evidencia estadística de la metodología aplicada, se han analizado 17 unidades de recolección de residuos sólidos para el área marcada de Texas – Oklahoma. De estas 17 unidades, en 8 no se presentaron observaciones inusuales, pero en 9 de ellas hubo cambios repentinos, lo cual obligó a establecer períodos de tiempo más cortos y en dependencia una cantidad diferente de datos.

Analizando el MPE para las 8 unidades sin anormalidades, el 100% de estas mejoró para la serie 1, para la serie 2 el 88% y para la serie 3 el 75%. Respecto al MAPE, para la serie 1 el 100% mejoró, para la serie 2 el 75%, y para la serie 3 el 75%.

En el análisis de las 9 unidades que presentaron cambios repentinos en relación con la serie original el MPE para la serie 1 el 67% de las 9 mejoró, para la serie 2 el 67% y para la serie 3 el 56%. Respecto al MAPE, para la serie 1 el 78% mejoró, para la serie 2 el 67%, y para la serie 3 el 78%.

## 5. CONCLUSIONES

El Control Estadístico de Procesos es un método eficiente que facilita el análisis de series de tiempo en la recolección de residuos sólidos.

Dentro de las herramientas del SPC, la gráfica de control es la herramienta más adecuada para la identificación de eventos críticos, ya que permite monitorear e identificar su ubicación en las zonas establecidas por límites de probabilidad. Mediante una inspección gráfica, facilita la detección de puntos máximos y mínimos en las series de tiempo.

Gracias a la descomposición y obtención de los índices sin ajuste de una serie de tiempo, se permitieron identificar patrones temporales, que mejoraron los resultados de los pronósticos de eventos críticos mediante los modelos ARIMA, en general de todas las 51 series de tiempo establecidas el 76% tuvo una mejoría del MPE y el 79% del MAPE.

## **6. APLICACIONES EN LA INGENIERÍA CIVIL**

La gráfica de control I es una herramienta capaz de mejorar la capacidad de la técnica del valor ganado, a través del monitoreo regular del comportamiento de los costos y los tiempos planeados de proyectos constructivos [9].

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[1] D. C. Montgomery, Control Estadístico de la Calidad, tercera edición, Editorial Limusa. Tucson, Arizona: Universidad del Estado de Arizona, 2006, p. 154.

[2] Soporte Minitab 18. ¿Qué es una serie de tiempo? (n.d.). Tomado de: <<https://support.minitab.com/es-mx/minitab/18/help-and-how-to/quality-and-process-improvement/control-charts/supporting-topics/basics/understanding-control-charts/#what-is-a-control-chart>>. [Consulta: 28-07-2017].

[3] Soporte Minitab 18. Gráficas de control de atributos en Minitab (n.d.). Tomado de: <<https://support.minitab.com/es-mx/minitab/18/help-and-how-to/quality-and-process-improvement/control-charts/supporting-topics/understanding-attributes-control-charts/attributes-control-charts-in-minitab/>>. [Consulta: 28-07-2017].

[4] Soporte Minitab 18. Gráficas de control de variables en Minitab (n.d.). Tomado de: <<https://support.minitab.com/es-mx/minitab/18/help-and-how-to/quality-and-process-improvement/control-charts/supporting-topics/understanding-variables-control-charts/variables-control-charts-in-minitab/>>. [Consulta: 28-07-2017].

[5] Soporte Minitab 18. Gráficas de control de variables para datos individuales (n.d.). Tomado de: <<https://support.minitab.com/es-mx/minitab/18/help-and-how-to/quality-and-process-improvement/control-charts/supporting-topics/understanding-variables-control-charts/variables-control-charts-in-minitab/>>. [Consulta: 28-07-2017].

[6] Soporte Minitab 18. ¿Qué son los límites de control? (n.d.). Tomado de: <<https://support.minitab.com/es-mx/minitab/18/help-and-how-to/quality-and-process-improvement/control-charts/supporting-topics/basics/what-are-control-limits/>>. [Consulta: 29-07-2017].

[7] J. E. Hanke & D. W. Wichern, Pronósticos en los negocios (8a ed). México, D.F: Pearson Education, Inc. 2006, pp. 167 -168, pp. 339-443.

[8] Soporte Minitab 18. Interpretar los resultados clave para Gráfica de series de tiempo (n.d.). Tomado de: <<https://support.minitab.com/es-mx/minitab/18/help-and-how-to/graphs/how-to/time-series-plot/interpret-the-results/key-results/>>. [Consulta: 31-07-2017].

[9] R. Aliverdi, L. Moslemi y A. Salehipour, “Monitoring project duration and cost in a construction project by applying statistical quality control charts”, International Journal of Project Management, vol. 31, 2013, pp. 411-423.

## BIBLIOGRAFÍA

ALIVERDI, R. MOSLEMI, L. y SALEHIPOUR, A. Monitoring project duration and cost in a construction project by applying statistical quality control charts, *International Journal of Project Management*, vol. 31, 2013, pp. 411-423.

D. C. Montgomery, *Control Estadístico de la Calidad*, tercera edición, Editorial Limusa. Tucson, Arizona: Universidad del Estado de Arizona, 2006, p. 154.

HANKE, J. E. & WICHERN, D. W. *Pronósticos en los negocios* (8a ed). México, D.F: Pearson Education, Inc. 2006, pp. 167 -168, pp. 339-443.

Soporte Minitab 18. ¿Qué es una serie de tiempo? (n.d.). Tomado de: <<https://support.minitab.com/es-mx/minitab/18/help-and-how-to/quality-and-process-improvement/control-charts/supporting-topics/basics/understanding-control-charts/#what-is-a-control-chart>>. [Consulta: 28-07-2017].

Soporte Minitab 18. ¿Qué son los límites de control? (n.d.). Tomado de: <<https://support.minitab.com/es-mx/minitab/18/help-and-how-to/quality-and-process-improvement/control-charts/supporting-topics/basics/what-are-control-limits/>>. [Consulta: 29-07-2017].

Soporte Minitab 18. Gráficas de control de atributos en Minitab (n.d.). Tomado de: <<https://support.minitab.com/es-mx/minitab/18/help-and-how-to/quality-and-process-improvement/control-charts/supporting-topics/understanding-attributes-control-charts/attributes-control-charts-in-minitab/>>. [Consulta: 28-07-2017].

Soporte Minitab 18. Gráficas de control de variables en Minitab (n.d.). Tomado de: <<https://support.minitab.com/es-mx/minitab/18/help-and-how-to/quality-and-process-improvement/control-charts/supporting-topics/understanding-variables-control-charts/variables-control-charts-in-minitab/>>. [Consulta: 28-07-2017].

Soporte Minitab 18. Gráficas de control de variables para datos individuales (n.d.). Tomado de: <<https://support.minitab.com/es-mx/minitab/18/help-and-how-to/quality-and-process-improvement/control-charts/supporting-topics/understanding-variables-control-charts/variables-control-charts-in-minitab/>>. [Consulta: 28-07-2017].

Soporte Minitab 18. Interpretar los resultados clave para Gráfica de series de tiempo (n.d.). Tomado de: <<https://support.minitab.com/es-mx/minitab/18/help-and-how-to/graphs/how-to/time-series-plot/interpret-the-results/key-results/>>. [Consulta: 31-07-2017].

## ANEXOS

### ANEXO A. Tablas de valores pronosticados de eventos críticos para la unidad B02165

**Tabla 1.** Tabla de pronóstico para valores críticos de la serie 1.

FECHA	Y	$\hat{Y}$	$e_t$	MAPE	MPE
Feb-14	0.93	0.95	-0.02	0.02	-0.02
Oct-14	1.07	1.07	0.00	0.00	0.00
				1%	-1%

**Tabla 2.** Tabla de pronóstico para valores críticos de la serie 2.

FECHA	Y	$\hat{Y}$	$e_t$	MAPE	MPE
Feb-14	0.93	0.92	0.01	0.01	0.01
Oct-14	1.07	1.07	0.00	0.00	0.00
				0.5%	0.5%

**Tabla 3.** Tabla de pronóstico para valores críticos de la serie 3.

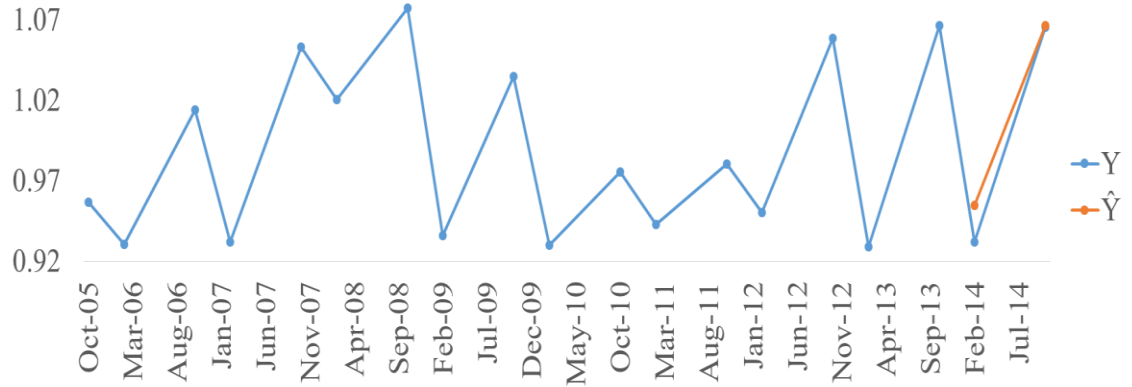
FECHA	Y	$\hat{Y}$	$e_t$	MAPE	MPE
Feb-14	0.93	0.94	-0.01	0.01	-0.01
Oct-14	1.07	1.08	-0.01	0.01	-0.01
				1%	-1%

**Tabla 4.** Tabla de pronóstico para valores críticos de la serie real.

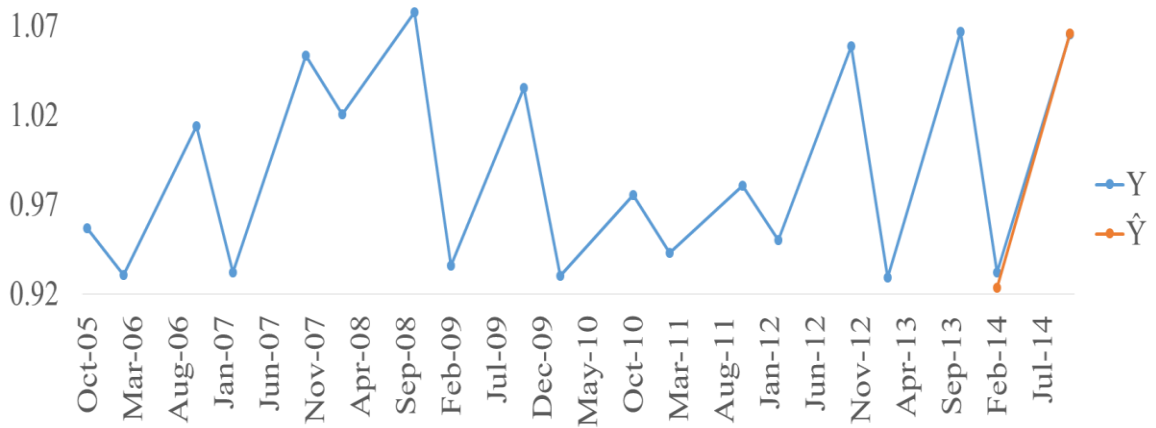
FECHA	Y	$\hat{Y}$	$e_t$	MAPE	MPE
Feb-14	1937.00	2005.34	-68.34	0.04	-0.04
Oct-14	2233.00	2276.32	-43.32	0.02	-0.02
				<b>3%</b>	<b>-3%</b>

**ANEXO B. Gráficas de pronóstico de eventos críticos para la unidad B02165**

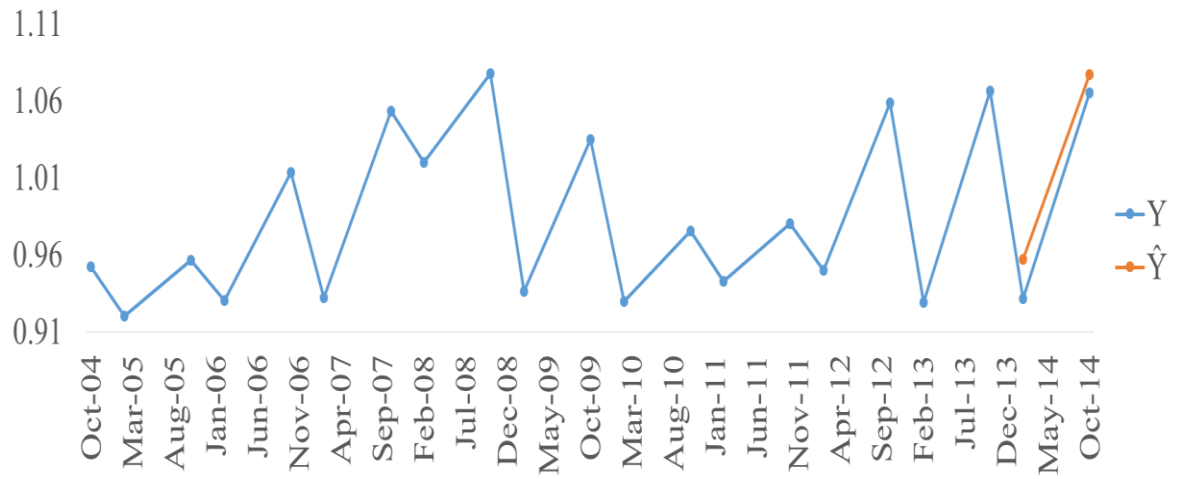
**Figura 1. Pronóstico de eventos críticos Serie 1.**



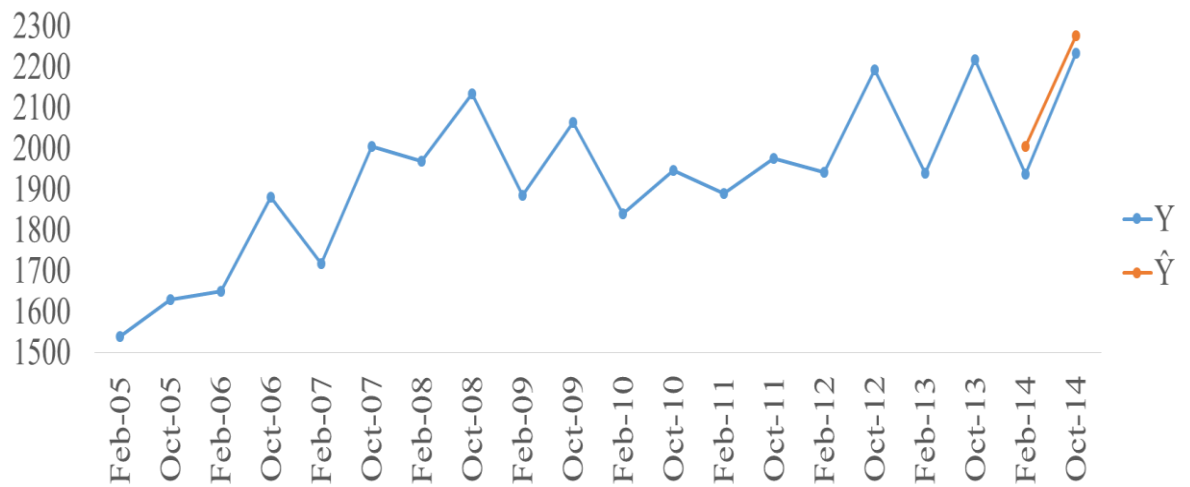
**Figura 2. Pronóstico de eventos críticos Serie 2.**



**Figura 3. Pronóstico de eventos críticos Serie 2.**



**Figura 4. Pronóstico de eventos críticos Serie real.**



**ANEXO C. Tabla de MPE para las 17 unidades del Área marcada de Texas –  
Oklahoma**

**Tabla 1.** MPE para el área marcada de Texas- Oklahoma.

<b>UNIDAD</b>	<b>Serie 1</b>	<b>Serie 2</b>	<b>Serie 3</b>	<b>Serie Real</b>
B00007	0.0%	0.0%	0.0%	4.6%
B00011	-0.3%	0.1%	-1.3%	5.5%
B00394 *	-2.9%	0.7%	0.0%	3.7%
B01000 *	6.5%	5.0%	6.5%	5.7%
B01001 *	12.8%	16.5%	11.7%	17.6%
B01006 *	-0.5%	-1.4%	0.4%	-1.7%
B01013 *	-1.3%	3.0%	-5.3%	1.7%
B01177	-1.3%	-0.8%	0.6%	-8.2%
B01791	2.2%	1.9%	4.7%	3.5%
B01792	-1.8%	-2.0%	-3.6%	2.3%
B02155	1.6%	2.4%	1.3%	1.6%
B02161	-4.6%	-2.5%	-1.3%	6.6%
B02163 *	9.1%	9.8%	5.7%	-4.8%
B02165	-1.0%	0.5%	-1.1%	-2.7%
B02175 *	2.6%	2.9%	1.6%	-3.0%
B02609 *	-1.4%	0.0%	-1.3%	0.8%
B02848 *	1.0%	-6.0%	-0.1%	-3.8%

\* Unidades con cambios repentinos

**ANEXO D. Tabla de MAPE para las 17 unidades del área marcada de Texas –  
Oklahoma**

**Tabla 1.** MAPE para el área marcada de Texas- Oklahoma.

UNIDAD	Serie 1	Serie 2	Serie 3	Serie Real
B00007	0.0%	-0.7%	-0.2%	4.6%
B00011	0.9%	1.7%	1.3%	5.5%
B00394 *	4.3%	8.2%	3.8%	8.7%
B01000 *	6.5%	5.0%	6.5%	5.7%
B01001 *	12.8%	16.5%	11.7%	26.2%
B01006 *	0.5%	4.6%	2.8%	4.0%
B01013 *	1.3%	4.8%	8.0%	1.7%
B01177	4.2%	1.4%	2.9%	8.2%
B01791	2.2%	1.9%	4.7%	3.5%
B01792	1.8%	4.9%	3.6%	2.3%
B02155	3.3%	4.2%	2.0%	3.4%
B02161	4.6%	2.5%	1.3%	9.2%
B02163 *	9.1%	9.8%	5.7%	6.5%
B02165	1.0%	0.5%	1.1%	2.7%
B02175 *	2.6%	2.9%	2.3%	6.5%
B02609 *	1.4%	0.0%	1.3%	3.1%
B02848 *	9.6%	12.8%	6.9%	13.6%

\* Unidades con cambios repentinos