

**PREDICCIÓN DE LOS DESEMPEÑOS DE GASOLINA DE UNA TORRE DE
FRACCIONAMIENTO EN UNA UNIDAD DE RUPTURA CATALÍTICA
UTILIZANDO ANÁLISIS ESTADÍSTICO MULTIVARIABLE**

**SARAY MONROY MORA
EDISSON ANDRES RUIZ GARCIA**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERIAS FISICOQUIMICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA QUÍMICA
BUCARAMANGA**

2017

**PREDICCIÓN DE LOS DESEMPEÑOS DE GASOLINA DE UNA TORRE DE
FRACCIONAMIENTO EN UNA UNIDAD DE RUPTURA CATALÍTICA
UTILIZANDO ANÁLISIS ESTADÍSTICO MULTIVARIABLE**

**SARAY MONROY MORA
EDISSON ANDRES RUIZ GARCIA**

**Trabajo de grado presentado como requisito para optar por el título de
Ingeniero Químico**

**Director:
GIOVANNI MORALES MEDINA, Ing. Qco., Dr.**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERIAS FISICOQUIMICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA QUÍMICA
BUCARAMANGA**

2017

DEDICATORIA

A mis Papás, a mi hermana y a mi Tía Martha.

Saray Monroy Mora

DEDICATORIA

A Dios sobre todas las cosas por ser mi guía y mi fortaleza para lograr todas las metas que me he propuesto en la vida.

A mi padres Gustavo y Luz Marina, por haberme dado la vida, por su sacrificio y esfuerzo, por su apoyo incondicional, por sus luchas constantes de trabajo para que nunca me faltara nada y lo más importante, por creer en mí. “LOS AMO MIS VIEJOS”

A mi tía Consuelo, por darme apoyo y animo en cada situación difícil.

A mis hermanos y sobrinos por ser mi fuente de motivación cada día, y fuente de superación en cada peldaño.

A mis abuelos, que dios me dio la oportunidad de que me acompañen hasta el día de hoy. A mis primos y toda mi familia por las sonrisas y gratos momentos que hemos compartido.

A mi compañera de vida Alejandra, regalo maravilloso que Dios cruzo en mi camino, gracias por tu paciencia a lo largo de estos años, gracias por tu amor incondicional y desinteresado.

“Te amo”

EDISSÓN ANDRES RUIZ GARCIA

AGRADECIMIENTOS

Gracias a mi Jehová Dios por su sabiduría y fortaleza.

Gracias a mis Papás y mi hermana, ellos me han dado todo lo que han podido.

Gracias a aquella Tía que estuvo pendiente de mi proceso y ha sido un gran apoyo para mí y mis padres.

Gracias a mis otros familiares que de una u otra forma han hecho parte de este proceso.

Gracias a aquellos profesores que con su ejemplo me motivan a ser una gran profesional, pero ante todo una persona íntegra.

Gracias a aquellas entidades que mediante becas o créditos educativos me apoyaron.

Gracias a aquellas personas que conocí en la Sede de Barrancabermeja y a esas otras que conocí en Bucaramanga y con las cuales estudié o compartí momentos, ustedes también han hecho parte de este proceso.

Gracias a la profesora Liliana Martínez.

Gracias a la psicóloga Gloria Paula Uribe, ella fue una excelente jefa en las auxiliaturas que hice.

Gracias al profesor Giovanni y a mi compañero Andrés por la realización de este proyecto.

Gracias a la Universidad Industrial de Santander por ser durante este tiempo mi segundo hogar.

AGRADECIMIENTOS

Expreso mis profundos agradecimientos:

A Dios por su infinito amor y permitirme alcanzar esta meta.

*A mis padres por todo su esfuerzo para que llegara a ser un gran
Ingeniero Químico*

*A mi compañera de tesis Saray por brindarme la oportunidad de
realizar este proyecto con ella, por su paciencia y compromiso.*

*Al profesor Giovanni por su guía, entereza y compañía en el
desarrollo de esta tesis.*

*A mis compañeros que estuvieron durante el recorrido de este
camino, por las risas, enseñanzas, las noches de estudio, la ayuda y
su valiosa amistad.*

*A los profesores y a la escuela de Ingeniería Química de la
Universidad Industrial de Santander por sus infinitas enseñanzas*

EDISSÓN ANDRES RUIZ GARCIA

CONTENIDO

	Pág.
INTRODUCCIÓN	16
1. METODOLÓGIA	21
1.1. RECOLECCIÓN DE INFORMACIÓN	22
1.2. PROCESAMIENTO DE INFORMACIÓN	22
1.4. ANÁLISIS POR COMPONENTES PRINCIPALES	22
1.5. REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE Y VALIDACIÓN DE MODELOS.....	23
2. RESULTADOS.....	24
2.1. DEPURACIÓN DE DATOS Y ANÁLISIS DE INFORMACIÓN	24
2.2. PRETRATAMIENTO DE DATOS Y ANÁLISIS MULTIVARIADO	26
2.3. COMPARACIÓN DE MODELOS FINALES	35
2.4. DISCUSIÓN DE RESULTADOS.....	36
3. CONCLUSIONES	39
4. RECOMENDACIONES.....	40
REFERENCIAS	41
BIBLIOGRAFIA.....	44
ANEXOS.....	46

LISTA DE TABLAS

	Pág.
Tabla 1. Variables eliminadas para cada año.	24
Tabla 2. Variables con mayor coeficiente de correlación de Pearson.....	25
Tabla 3. Estados estacionarios para cada año.	28
Tabla 4. Porcentaje de residuos de cada clase en el análisis k-medias.	31
Tabla 5. Coeficiente de determinación para cada grupo de datos, análisis clúster k-medias.	32
Tabla 6. Resumen de los modelos iniciales y finales con y sin variables del catalizador.....	33
Tabla 7. Resultados del criterio AIC y los test de normalidad para los modelos iniciales y finales con o sin variables del catalizador.	33
Tabla 8. Coeficientes de regresión del modelo final sin variables de catalizador ..	35

LISTA DE FIGURAS

	Pág.
Figura 1. Diagrama general de una unidad de craqueo catalítico. [2].....	17
Figura 2. Metodología desarrollada en el presente trabajo.	21
Figura 3. Gráfica de la variable x16 versus tiempo para el año 2014.	26
Figura 4. Gráfica de la variable x16 versus tiempo para el año 2015.	27
Figura 5. Gráfica de la variable x16 versus tiempo para el año 2016.	28
Figura 6. Grafica de varianza explicada por PC.....	29
Figura 7. Biplot PCA.....	30
Figura 8. Grafica de las dos primeras componentes para k igual a 2, 3, 4 y 5...31	
Figura 9. Análisis de residuos modelo inicial sin variables catalizador.	34
Figura 10. Análisis de residuos modelo final sin variables catalizador.....	34
Figura 11. Análisis de residuos modelo inicial con variables catalizador.	35
Figura 12. Análisis de residuos modelo final con variables catalizador.	35
Figura 13. Tendencia del rendimiento de gasolina contra los factores volumen de carga al reactor y temperatura de reacción.	37

LISTA DE ANEXOS

	Pág.
ANEXO A. VARIABLES SELECCIONADAS DE LA UOP1	46
ANEXO B. DIAGRAMA DE CAJA Y BIGOTES PARA LA VARIABLE X16 EN LOS AÑOS 2014,2015 Y 2016.	49
ANEXO C. COEFICIENTE DE CADA VARIABLE EN LAS DOS PRIMERAS COMPONENTES PRINCIPALES.....	50
ANEXO D. TABLAS ANOVA PARA LA VALIDACIÓN DE VARIABLES SIGNIFICATIVAS DE LOS CUATRO MODELOS DE ESTUDIO.....	52
ANEXO E. GRÁFICOS ESTADÍSTICOS DE PUNTOS ATÍPICOS	54

RESUMEN

TÍTULO: PREDICCIÓN DE LOS DESEMPEÑOS DE GASOLINA DE UNA TORRE DE FRACCIONAMIENTO EN UNA UNIDAD DE RUPTURA CATALÍTICA UTILIZANDO ANÁLISIS ESTADÍSTICO MULTIVARIABLE*.

AUTORES: SARAY MONROY MORA; EDISSON ANDRES RUIZ GARCIA**.

PALABRAS CLAVES: REGRESIÓN LINEAL MULTIPLE; CRAQUEO CATALÍTICO FLUIDIZADO; ANÁLISIS POR COMPONENTES PRINCIPALES; ANÁLISIS CLÚSTER K-MEDIAS.

DESCRIPCIÓN: El craqueo catalítico fluidizado FCC convierte hidrocarburos pesados en productos livianos con mayor valor agregado en presencia de un catalizador principalmente zeolíticos. El propósito fundamental del presente trabajo fue obtener un modelo de regresión lineal múltiple para predecir los desempeños de gasolina de la torre de fraccionamiento de la unidad de craqueo catalítico UOP I.

La metodología desarrollada inició con un análisis exploratorio sobre los datos históricos de las secciones de carga, reactor, regenerador y flujos de entrada a la torre de fraccionamiento, temperatura y presión en la torre de fraccionamiento y los flujos de nafta provenientes de la torre de fraccionamiento, luego se aplicó análisis por componentes principales y análisis clúster k-medias identificando patrones en los datos para finalmente aplicar el método de regresión lineal múltiple. Los resultados de este análisis estadístico, fueron dos modelos de regresión, un modelo que no incluye las variables del catalizador ($R^2 = 0.9027$) y otro modelo que incluye las variables del catalizador ($R^2 = 0.9039$), los dos modelos a un nivel de confianza mayor al 90%. Con estos modelos se concluye que el análisis estadístico permite realizar modelos y determinar las variables más influyentes que puedan predecir rendimientos de productos valiosos como la gasolina.

* Proyecto de grado

** Facultad de Ingenierías Físicoquímicas; Escuela de Ingeniería Química; Director: Giovanni Morales Medina, Ing. Qco., Dr.

ABSTRACT

TITLE: PREDICTION OF GASOLINE YIELD FOR A DISTILATION TOWER OF A FLUIDIZED CATALYTIC CRACKING UNIT USING MULTIVARIABLE ANALYSIS*.

AUTHORS: SARAY MONROY MORA; EDISSON ANDRES RUIZ GARCIA**.

KEY WORDS: MULTIPLE LINEAR REGRESSION; CATALYTIC CRACKING; PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS; ANALYSIS CLUSTER K-MEANS.

DESCRIPTION OR CONTENT: Fluidized catalytic cracking converts heavy hydrocarbons into lightweight products with higher added value in the presence of a catalyst mainly zeolitic. The main purpose of the present work was to obtain a multiple linear regression model to predict gasoline performance of the fractionation tower of the catalytic cracking unit UOP I.

The methodology developed began with an exploratory analysis on the historical data of the sections of load, reactor, regenerator and inflows to the fractionation tower, temperature and pressure in the fractionation tower and the naphtha flows from the fractionation tower, followed by principal component analysis and cluster analysis k-means for finally apply the multiple linear regression method. The results of this statistical analysis were two regression models, one model that does not include the catalyst variables ($R^2 = 0.9027$) and another model that includes the catalyst variables ($R^2 = 0.9039$), the two models at a confidence level greater than 90%. With these models it is concluded that the statistical analysis allows models and the most influential variables to predict yields of valuable products such as gasoline.

* Degree work

** Faculty of Physicochemical Engineering; School of Chemical Engineering; Director: Giovanni Morales Medina, Ing. Qco., Dr.

INTRODUCCIÓN

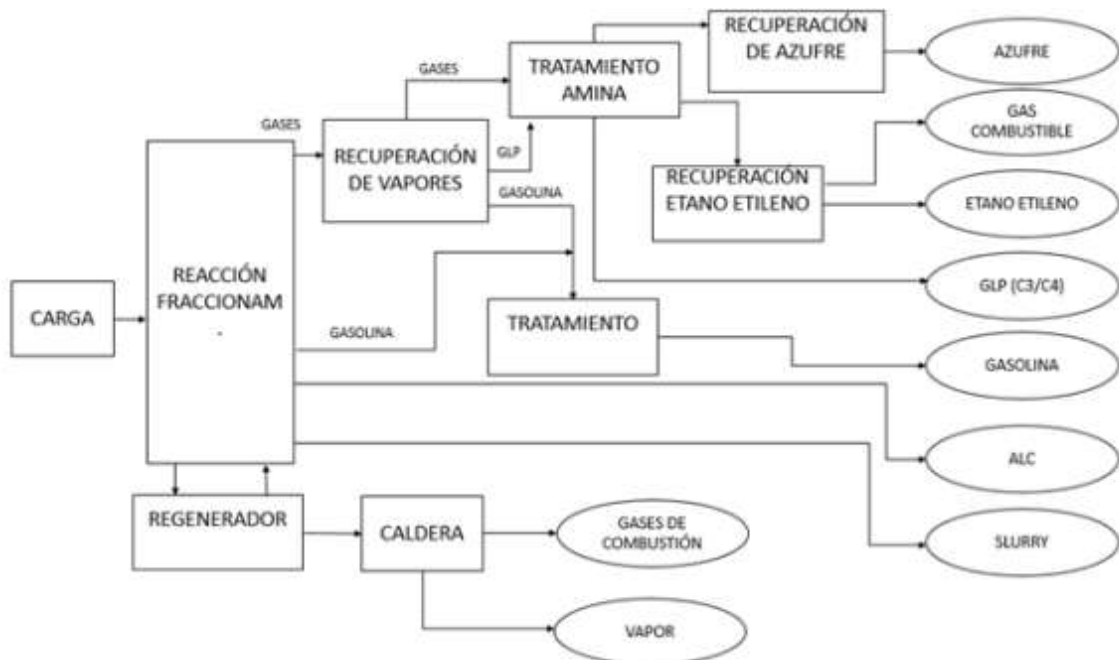
La unidad de craqueo catalítico fluidizado (FCC) se encarga de convertir cortes pesados, como gasóleos, en productos livianos de mayor valor agregado; esta conversión es realizada mediante el uso de catalizadores zeolíticos, temperatura elevada y presión moderada [1]. En el año 2014 la capacidad global de refinación principalmente por FCC fue de 96,514 mbd, 4% más que el año previo, Las regiones que concentran la mayor capacidad de refinación fueron Asia Pacífico, Europa y Norteamérica con el 33,6%, 24,6% y 22% respectivamente, del total de la capacidad mundial. Siendo Estados Unidos el país con la mayor capacidad de refinación a nivel mundial con 17791 mbd, asentada en un total de 139 refinerías en operación [2].

Una unidad FCC característica de la Gerencia Refinería de Barrancabermeja (GRB) se divide en las siguientes secciones:

- Sección de carga: En esta sección se recibe la carga y mediante una serie de intercambiadores de calor aumenta la temperatura de la misma, para luego ser enviada al elevador del reactor (*riser*).
- Sección catalítica y de regeneración: La carga y el catalizador caliente regenerado son mezclados en entrada del *riser*, la carga asciende debido a su evaporación mientras experimenta un rompimiento de sus moléculas. La separación entre el catalizador y los vapores resultantes del craqueo se efectúa en los ciclones a la salida del *riser*. Los vapores de salida son enviados a la torre de fraccionamiento principal, mientras que el catalizador gastado es enviado al regenerador. En el regenerador se elimina el coque adherido a la superficie del catalizador mediante combustión. Con la combustión se aporta el calor necesario para que se efectúen las reacciones endotérmicas ocurridas en el *riser* (integración energética). [3].

- Sección de fraccionamiento: En esta sección se realiza la separación de vapores de salida del *riser*, en productos líquidos como nafta pesada, ALC, APC y slurry; como productos de cima se tiene GLP y nafta liviana. Esta sección está compuesta por una columna de destilación con internos de tipo plato y empaque. [4]
- Sección de compresión: El objetivo principal de esta sección es facilitar el manejo y la distribución del GLP.
- Sección de recuperación de vapores: Esta sección recibe la carga de los vapores de hidrocarburos de la sección de compresión para separarlos en productos de más valor. Se incluyen las siguientes torres: absorbidora primaria y secundaria, despojadora, debutanizadora, depropanizadora y secadora de propano.

Figura 1. Diagrama general de una unidad de craqueo catalítico. [2]



El principal producto de una FCC corresponde a la gasolina; gran parte del margen de ganancia de una refinería se debe a este producto. La gasolina generada en las unidades FCC posee un mayor contenido en hidrocarburos ramificados, por lo cual presenta un mejor desempeño como combustible gracias a su alto número de octanaje [5]. Sin embargo, la predicción del rendimiento de gasolinas es un tópico de complejidad elevada debido a las características de la materia prima y a las redes de reacciones que ocurren, asistidas por el catalizador. Debido a esta complejidad, los métodos de estadística multivariable como el análisis por componentes principales PCA y la regresión lineal múltiple pueden conducir a la proposición de modelos tendientes a la predicción de los rendimientos de gasolinas.

La literatura soporta la aplicación del análisis multivariado para la proposición de modelos en unidades FCC industriales. Cáceres, 2011, mediante tratamiento de datos y estadística descriptiva analizó las cargas de la unidad de la GRB denominada modelo IV, con el objetivo de identificar oportunidades de mejora para los rendimientos de productos valiosos [6]. También, Lizcano, 2013, aplicó programación matemática para la maximización del beneficio económico de una FCC [1]. Por otra parte, Samborskayaa y colaboradores, 2014, desarrollaron un algoritmo de optimización para el proceso de refinado de la gasolina sobre catalizadores zeolíticos [7]. Asimismo, Carretero, 2016, aplicó un tratamiento estadístico a datos históricos de la unidad de craqueo catalítico UPO II validado con análisis de varianza ANOVA, para la definición de variables de importancia para los rendimientos y la calidad de los productos [8].

En sintonía con el aprovechamiento de los datos de proceso, el objetivo del presente proyecto es desarrollar un modelo de regresión para predecir los flujos de gasolina derivados de una torre de fraccionamiento de una unidad de craqueo catalítico de la GRB. Para cumplir con este objetivo se proponen los siguientes objetivos específicos:

- Analizar y depurar una base de datos históricos para un proceso FCC de la GRB.
- Aplicar un análisis por componentes principales para determinar relaciones importantes entre las variables en los datos históricos del proceso.
- Proponer regresiones por el método regresión lineal múltiple que permitan la predicción de los rendimientos de gasolina.

Los principios científicos, ingenieriles que se consultaron para el desarrollo de los objetivos propuestos corresponden a: análisis estadístico univariado, bivariado y multivariado, proceso FCC, reacciones de craqueo y destilación de fracciones de crudo. Para la identificación de datos individuales en una etapa inicial de análisis existen varios recursos gráficos como el diagrama de tallo y hojas y el diagrama de caja y bigotes, los cuales permiten resumir los datos y eliminar valores extremos o datos atípicos en la muestra [9]. El análisis bivariado cuyo interés principal es determinar si existe relación entre dos variables analizando la forma como se distribuye la variable dependiente en función de los valores de la variable independiente; el estudio de esta relación se puede caracterizar mediante la existencia o no de asociación, la fuerza de dicha asociación y la dirección de esta [10][11].

Por otra parte, el análisis multivariante es una agrupación de métodos matemáticos y estadísticos cuyo objetivo principal es analizar e interpretar simultáneamente conjunto de datos de más de dos variables en un proceso de investigación que conservan su grado de interacción y variabilidad [12]. Dentro del análisis multivariante, está el análisis por componentes principales (PCA, por sus siglas en inglés), el cual reduce la dimensión de un conjunto de datos mediante la proposición de componentes principales, obtenidos de combinaciones lineales de las variables originales. La interpretación de los componentes principales permite la identificación de tendencias y agrupaciones no observadas en el espacio de variables iniciales [13,14].

La regresión lineal múltiple RLM también está clasificada como una técnica multivariada; esta es una extensión de la regresión lineal simple que consiste en desarrollar un modelo matemático lineal (coeficientes) que pueda describir la relación existente entre la variable a pronosticar (dependiente) y las variables predictoras (independientes) [15]. Un análisis de regresión múltiple comprende procedimientos de estimación, prueba y diagnóstico, basado en una serie de supuestos como linealidad, independencia, normalidad, homocedasticidad y no-colinealidad [9]; algunos de estos son verificados por medio de tabla de análisis de varianzas (ANOVA) y análisis de tendencia gráfica de los residuales [16]. El coeficiente de determinación múltiple indica el grado de reducción en la variabilidad que tiene la variable dependiente, presenta el inconveniente de aumentar siempre que aumenta el número de variables regresoras independientemente de si la variable adicional es o no estadísticamente significativa, para ello es conveniente utilizar el coeficiente de determinación corregido por el número de grados de libertad.

En la actualidad, existen diferentes paquetes estadísticos como: SPSS, S-PLUS, STATISTICA, STATA, MINITAB, MATLAB y R. En este proyecto se hace uso del software R, el cual es un entorno de programación, análisis estadístico y software gráfico derivado del lenguaje de programación S para la manipulación de datos; R fue creado en 1992 en Nueva Zelanda en el departamento de estadística de la Universidad de Auckland; R integra multitud de paquetes cuya continua incorporación incrementa su capacidad y versatilidad en todas las ramas del conocimiento [17].

1. METODOLOGÍA

El análisis de los datos históricos y la proposición de un modelo de predicción para los desempeños de gasolina de una unidad de craqueo de la GRB, involucra las actividades especificadas en la Figura 2. Para la aplicación de los procedimientos estadísticos se hizo uso del paquete computacional libre denominado R versión 2.12.2 [17].

Figura 2. Metodología desarrollada en el presente trabajo.



1.1. RECOLECCIÓN DE INFORMACIÓN

En esta etapa se efectuó la recolección de las mediciones de variables de operación de la sección de carga, reactor, regenerador, torre de fraccionamiento y productos de la unidad FCC de la GRB. Asimismo, cuatro variables relacionadas con el catalizador (*i.e.* porcentaje de carbono en el catalizador regenerado, contenido de vanadio, níquel y sodio en el catalizador). Los datos históricos corresponden a registros a razón de hora, para el año 2014 y 2015 se creó una matriz de 8761 x 178 mientras que para el año 2016 la matriz fue de 2593 x 178, debido a que se reportan datos hasta el mes de abril.

1.2. PROCESAMIENTO DE INFORMACIÓN

En esta actividad se seleccionaron las variables correspondientes a la sección de carga, reactor, regenerador, los flujos que ingresan a la torre de fraccionamiento, temperatura y presión en la torre de fraccionamiento y los flujos de nafta provenientes de la torre de fraccionamiento. Posteriormente, se eliminaron las variables con datos vacíos o con datos erróneos. Mediante la gráfica de caja y bigotes se eliminaron los datos atípicos según el comportamiento del flujo de carga. Asimismo, las zonas de estado estacionario fueron identificadas visualmente según la tendencia del flujo de carga. Por último, se aplica el pretratamiento de auto-escalado, el cual centra los datos utilizando la media de cada variable y efectúa una normalización mediante la desviación estándar [12].

1.3. ANÁLISIS POR COMPONENTES PRINCIPALES

Definidas las zonas de estado estacionario se procedió a unir los datos de cada año, ordenados por fecha en una sola matriz. Se aplicó análisis por componentes

principales (PCA) con el fin de identificar patrones y determinar los modos operativos del proceso. Posteriormente se aplicó análisis clúster *k-means* para localizar visualmente los diferentes conjuntos (modos operativos) en el espacio de *scores* de PC1 y PC2.

1.4. REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE Y VALIDACIÓN DE MODELOS

Se aplicó el método de regresión lineal múltiple a cada uno de los conjuntos identificados en la actividad anterior. El procedimiento *Backward elimination* con el criterio de información de Akaike (AIC) fue utilizado para obtener el mejor modelo RLM con mejor desempeño; este modelo fue analizado posteriormente, utilizando la tabla de análisis de varianza (ANOVA). Cada regresión fue sometida a un análisis de valores atípicos y datos influyentes utilizando los *Leverage*. Asimismo, cada modelo fue reducido en su dimensionalidad, a partir de los coeficientes obtenidos. Los modelos RLM fueron analizados para verificar los supuestos de la regresión (residuales, test de normalidad de Kolmogorov-Smirnov y test de Shapiro-Wilk).

2. RESULTADOS

2.1. DEPURACIÓN DE DATOS Y ANÁLISIS DE INFORMACIÓN

Los datos históricos del proceso FCC de la GRB utilizados en este proyecto corresponden a datos tomados a razón de hora desde el 01 de enero del año 2014 a las 00:00:00 hasta el 18 de abril del año 2016 a las 00:00:00, con un total de 178 variables divididas en 12 diferentes secciones incluyendo 4 variables del catalizador. Para la organización de este proyecto se designó una nueva denominación a cada variable, así mismo se realizó la selección de 108 variables, ver anexo A. Estas variables pertenecen a la sección de carga de la unidad, sección de reacción, alimentación a la torre de fraccionamiento y variables de catalizador. Seguidamente se eliminaron las variables con un porcentaje de datos de ceros o datos faltantes superior al 50% por año, las variables eliminadas se presentan en la Tabla 1. Para el año 2014, la matriz resultante fue de 8761 x 99, para el año 2015, 8761 x 100 y para el año 2016, 2593 x 99.

Tabla 1. Variables eliminadas para cada año.

AÑO	% DATOS CERO	% DATOS BAD INPUT
2014	x9,x31,x33,x48,x50	x30,x49,x77,x118,x151
2015	x9,x27,x31,x33	x30,x115,x116,x117,x151
2016	x9,x13,x27,x31,x33	x115,x116,x117,x122,x160

Después de la reducción por datos faltantes y atípicos (anexo B) se obtuvo una matriz de 4370x99 para el año 2014, 1084x100 para el año 2015 y 2214x99 para el año 2016; las variables que muestran mayor variabilidad son el flujo de retorno de nafta pesado que ingresa a la torre de fraccionamiento medido en el transmisor (x32), flujo de gasóleo que entra a la carga medido en el transmisor (x1) y el flujo

de aceite demetalizado/flujo de aceite demetalizado hidrogenizado que entra a la carga medido en el transmisor (x3) mientras que las variables: diferencial de presión de la válvula de catalizador medida en el transmisor (x149) y el diferencial de presión del regenerador- reactor medido en el transmisor (x174) muestran poca variabilidad (desviación estándar). Por otro lado, se eligieron las variables que representan el flujo de gasolina x80 y x82 que corresponden a los flujos de nafta provenientes de la torre de fraccionamiento hacia la unidad *Merox* y la *Viscoreductora* medida en los transmisores respectivamente; estos flujos se sumaron para crear una nueva variable denominada suma de flujos. Se aplicó la matriz de correlación entre la variable suma de flujos y las variables restantes, obteniendo como resultado que las variables flujo de carga fresca que ingresa al elevador medida en la válvula (x17), temperatura de la carga fresca (x18) y la temperatura de la cámara del reactor (x121) muestran una correlación por encima de 0.5 en valor absoluto, mientras que las variables del flujo de vapor al cono de fluidización medido en el transmisor (x137), la temperatura de la zona inferior del catalizador despojador (x131), nivel del despojador del reactor medido en el indicador (x147) y la temperatura de la zona inferior del catalizador despojador (x130) presentan una correlación con la variable suma de flujos por debajo de 0.02.

Tabla 2. Variables con mayor coeficiente de correlación de Pearson.

Variable	Nombre de la variable	Coeficiente de correlación de Pearson
X17	Flujo de carga fresca que ingresa al elevador	0.531
X18	Temperatura carga fresca	0.517
X121	Temperatura cámara del reactor	0.509

2.2. PRETRATAMIENTO DE DATOS Y ANÁLISIS MULTIVARIADO

Por medio de la gráfica de dispersión de la variable carga fresca (x16) versus tiempo (ver figura 3, 4 y 5) para la ventana de operación, se pueden definir los diferentes estados pseudo-estacionarios.

Figura 3. Gráfica de la variable x16 versus tiempo para el año 2014.

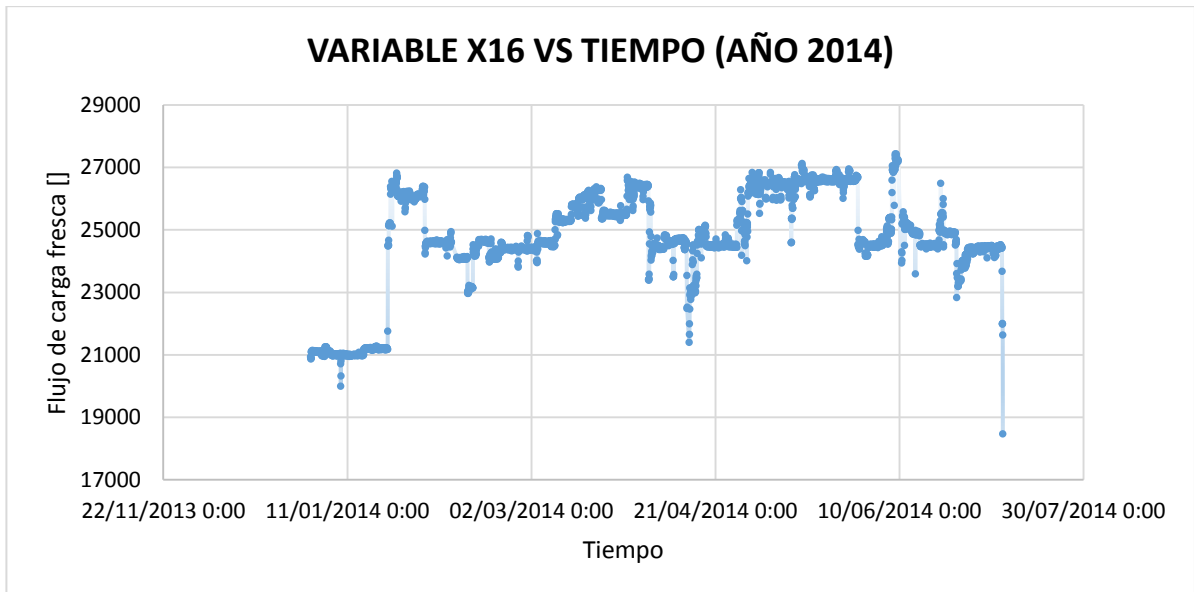


Figura 4. Gráfica de la variable x16 versus tiempo para el año 2015.

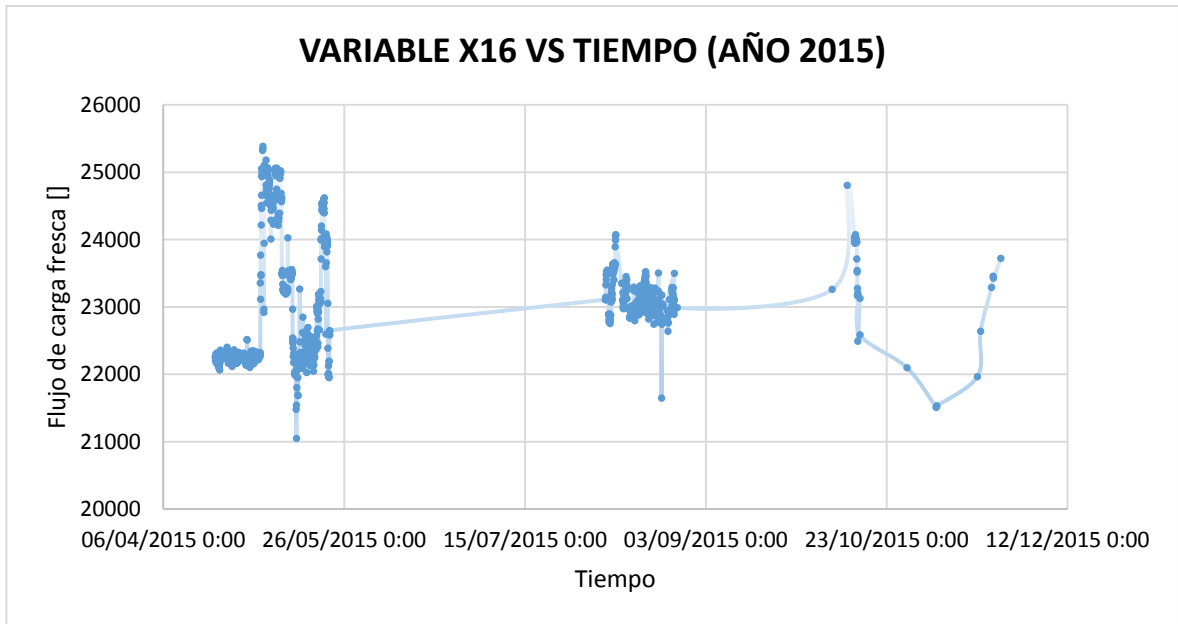
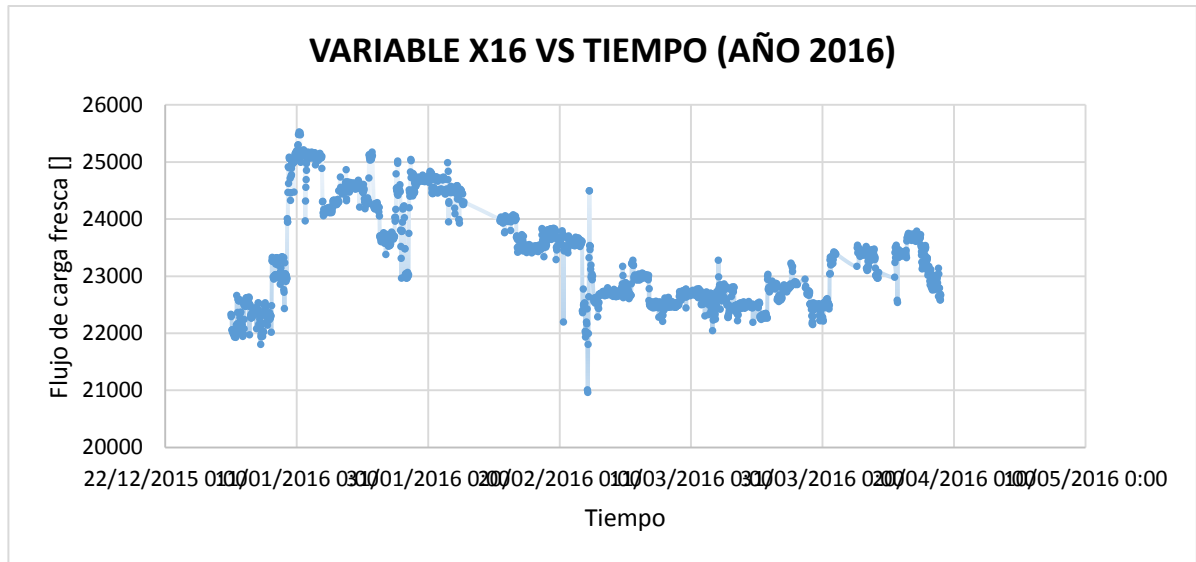


Figura 5. Gráfica de la variable x16 versus tiempo para el año 2016.



Para el año 2014, se determinaron cuatro estados estacionarios, comprendidos entre el mes de enero y el mes de mayo (Figura 3); para el año 2015, se presentan dos estados estacionarios comprendidos entre los meses de abril, mayo y agosto (Figura 4) y para el año 2016, un solo estado estacionario, comprendido entre en el mes febrero y abril (Figura 5). La Tabla 3 resume los estados estacionarios identificados en la ventana de operación de la unidad FCC de la GRB.

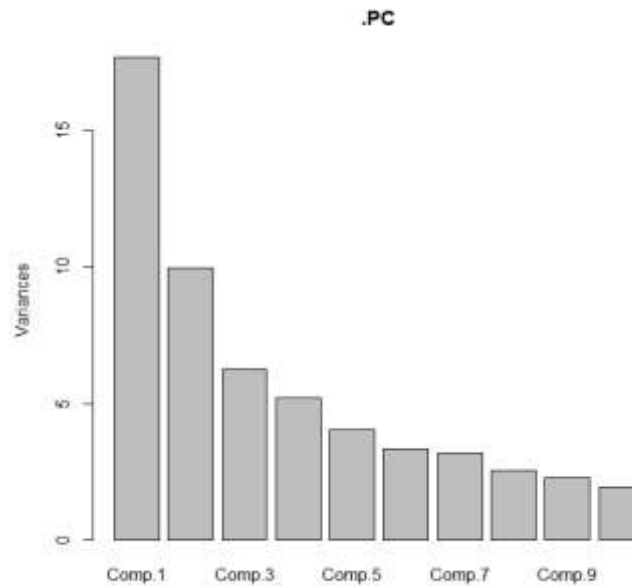
Tabla 3. Estados estacionarios para cada año.

AÑO	LAPSOS	FECHAS
2014	1. (503)	01/01/2014 0:00:00 - 21/01/2014 23:00
	2. (740-1532)	01/02/2014 1:00:00 - 08/03/2014 10:00
	3. (2145-4353)	03/04/2014 11:00:00 - 29/05/2014 16:00
2015	1. (272)	20/04/2015 9:00:00 - 02/05/2015 18:00
	2. (194)	13/08/2015 1:00:00 - 21/08/2015 17:00
2016	1. (772)	25/02/2016 5:00:00 - 01/04/2016 1:00

El análisis por componentes principales PCA fue aplicado a la matriz conformada por los estados pseudo-estacionarios identificados (Tabla 3), obteniendo que los 16 primeros componentes principales tienen una varianza con valor mayor o igual

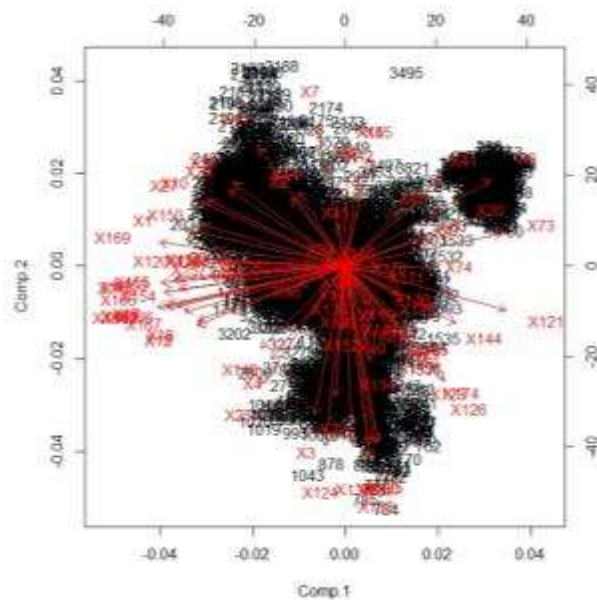
a uno. En la Figura 6 se observa que los dos primeros componentes explican una varianza de ca. 34%.

Figura 6. Grafica de varianza explicada por PC.



Por otro lado, mediante la gráfica Biplot de las dos primeras componentes (véase Figura 7), se descompone la matriz en puntos y vectores singulares aproximando la distribución de los datos en dos probables grupos, la magnitud de cada vector es asociada a la influencia de las variables en el modelo lineal, (anexo C); las tres variables con mayor coeficiente PC1 son x161, x169 y x16 que corresponden al flujo de carga fresca hacia el riser, la temperatura de salida de los ciclones del regenerador y la presión de cima en el regenerador, respectivamente; con esto, el primer componente se encuentra influido por una variable de entrada y dos variables de salida de la sección catalítica (reactor-regenerador). Por otra parte, la segunda componente está constituido por las variables x133, x124 y x131 que corresponden a la temperatura en zona de los ciclones, la temperatura de la cámara plena y la temperatura en la zona inferior del despojador del catalizador.

Figura 7. Biplot PCA.



El análisis clúster *k-means* se realizó para dos, tres, cuatro y cinco clases respectivamente. En la figura 8 se describe gráficamente la distribución conjunta de las variables en cada una de las agrupaciones; el clúster seleccionado para el presente trabajo fue el de 4 agrupaciones. Esta clase se seleccionó debido a que, al realizar cinco clases, el porcentaje de residuos no aumenta significativamente (ver Tabla 6); por lo tanto, con cuatro clases se agrupa homogéneamente el conjunto de datos.

Figura 8. Grafica de las dos primeras componentes para k igual a 2, 3, 4 y 5.

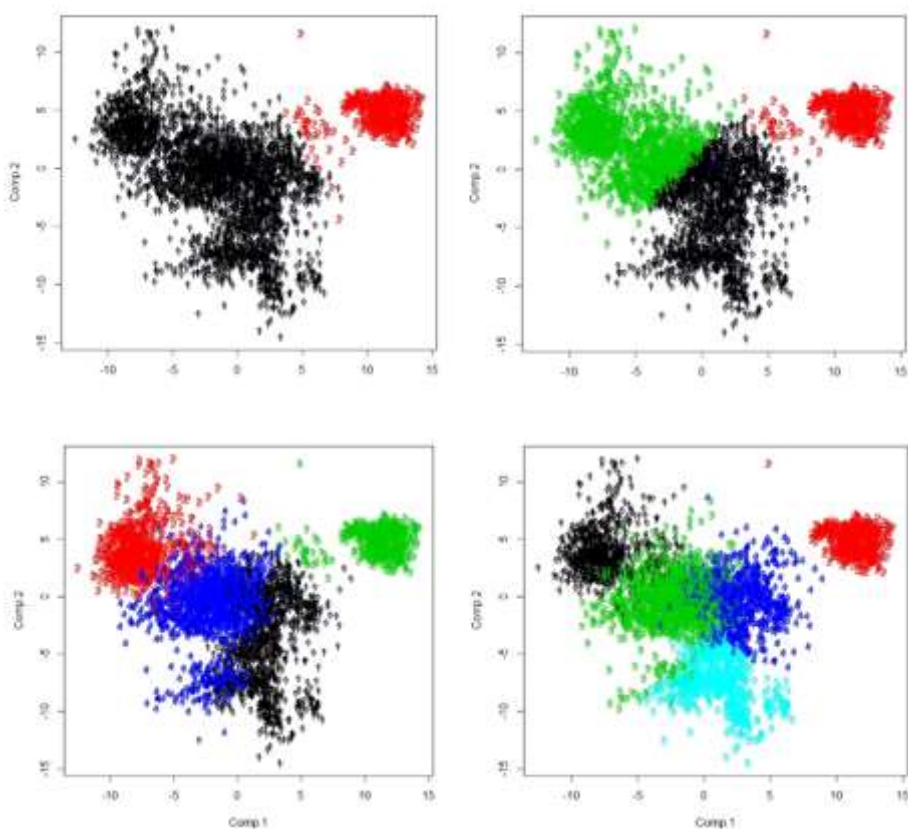


Tabla 4. Porcentaje de residuos de cada clase en el análisis k-medias.

% BetweenSS/TotalSS	
Clases	Todos los años
2	21.04484281
3	35.59546537
4	43.29231681
5	47.42313707

Se aplicó regresión lineal múltiple a cada uno de los grupos, el mayor coeficiente de determinación se encuentra en el grupo 3 (Tabla 5). Debido a esto, esta agrupación es propuesta para el análisis de la influencia de las variables en el proceso FCC. Es importante mencionar que las variables independientes no se incluyen datos relevantes del catalizador (flujo y cantidad de metales); a pesar de

esto, el grupo 3 exhibe un coeficiente de determinación que soporta la aplicación de la regresión asociada para la predicción de nafta, a nivel semicuantitativo.

Tabla 5. Coeficiente de determinación para cada grupo de datos, análisis clúster k-medias.

Grupos	RLM		
	R ²	R ² ajustado	p-valor
1	0.6657	0.6526	<2.2e-16
2	0.7199	0.7063	<2.2e-16
3	0.9372	0.9262	<2.2e-16
4	0.6831	0.6743	<2.2e-16

Las variables de entrada para el grupo 3 fueron complementadas incluyendo variables relacionadas con el catalizador; la RLM ajustada presenta el mismo desempeño que el modelo sin estas variables (véase Tabla 8). Con el fin de reducir el número de entradas en estos dos modelos, se omiten las variables con baja explicación o aporte en la varianza acumulada (ver anexo D). Después de la reducción del número de entradas, el coeficiente de determinación para el modelo que no incluye las variables del catalizador disminuye en un 3.68%, mientras que para el modelo que incluye las variables del catalizador disminuye en un 3.58%; las respectivas reducciones generan regresiones con variables significativas para cada modelo. El número de variables del modelo que no incluye las variables del catalizador disminuye en un 91.36% y para el otro modelo disminuye en un 88.75%; i.e. el primer modelo y el segundo modelo pasan de 81 y 80 entradas a sólo 7 y 9 entradas, respectivamente. Comparando los desempeños mostrados por los dos modelos es posible determinar que las variables relacionadas con el catalizador no aportan significativamente en la predicción del flujo de gasolina generada en la torre de fraccionamiento después del *riser*. Los estadísticos de cada regresión como el criterio AIC, el test de Shapiro-Wilk y el test de Kolmogorov-Smirnov, son presentados en la Tabla 7.

Tabla 6. Resumen de los modelos iniciales y finales con y sin variables del catalizador.

REGRESIONES SIN VARIABLES CATALIZADOR			REGRESIONES CON VARIABLES CATALIZADOR		
	Reg. Inicial	Reg. Final		Reg. Inicial	Reg. Final
Residual standard error	0.2717	0.314	Residual standard error	0.2713	0.3127
Multiple R-squared	0.9372	0.9027	Multiple R-squared	0.9375	0.9039
Adjusted R-squared	0.9262	0.9014	Adjusted R-squared	0.9264	0.9022
Variables	81	7	Variables	80	9

Tabla 7. Resultados del criterio AIC y los test de normalidad para los modelos iniciales y finales con o sin variables del catalizador.

		AIC	Test de Shapiro-Wilk	Test de Kolmogorov-Smirnov
Modelos sin variables catalizador	Inicial	145.4765	0.0004375	0.2131
	Final	286.6765	5.344e-07	0.1993
Modelos con variables catalizador	Inicial	140,6546	0.001171	0.6458
	Final	284.2404	1.459e-05	0.2018

Según el criterio AIC se deberían escoger el modelo inicial con variables del catalizador; asimismo, la reducción del número de entradas disminuye la explicación suministrada por cada regresión. Por otro lado, ninguno de los cuatro modelos cumple el supuesto de normalidad según el Test de Shapiro-Wilk debido a que los p-valores son menores a 0.05, contrario a lo que reporta el Test de Kolmogorov-Smirnov, en el que todos los p-valores son mayores a 0.05. Cabe resaltar que el Test de Shapiro-Wilk es adecuado para muestras pequeñas, mientras que el Test de Kolmogorov-Smirnov para muestras grandes. Con esto el supuesto de normalidad es verificado para las regresiones.

Complementariamente, las figuras 9-12 muestran la dispersión obtenida por los respectivos residuos; según estas figuras, se observa comportamiento similar en los cuatro modelos, se evidencia diferente variabilidad entre los valores ajustados. En la gráfica de normalidad (normal Q-Q) se observan desviaciones importantes en la cola derecha, lo cual sugiere datos influyentes. Estos puntos influyentes son verificados pro medio de la gráfica *Leverage*. (Anexo E). Por lo anterior, nuevas

regresiones fueron aplicadas sin considerar los puntos influyentes, lo cual generó un retroceso en el desempeño de las regresiones (el coeficiente de determinación disminuye).

Figura 9. Análisis de residuos modelo inicial sin variables catalizador.

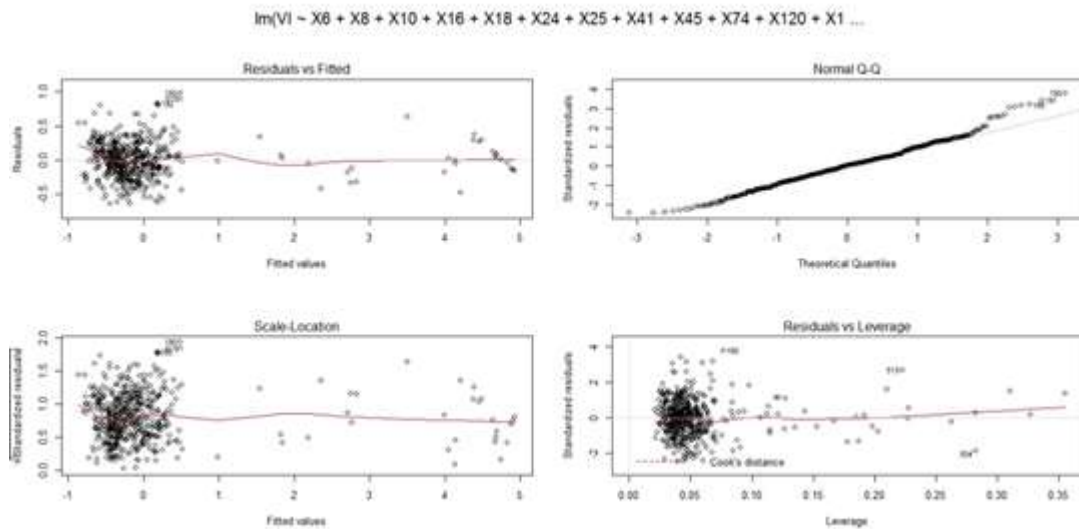


Figura 10. Análisis de residuos modelo final sin variables catalizador.

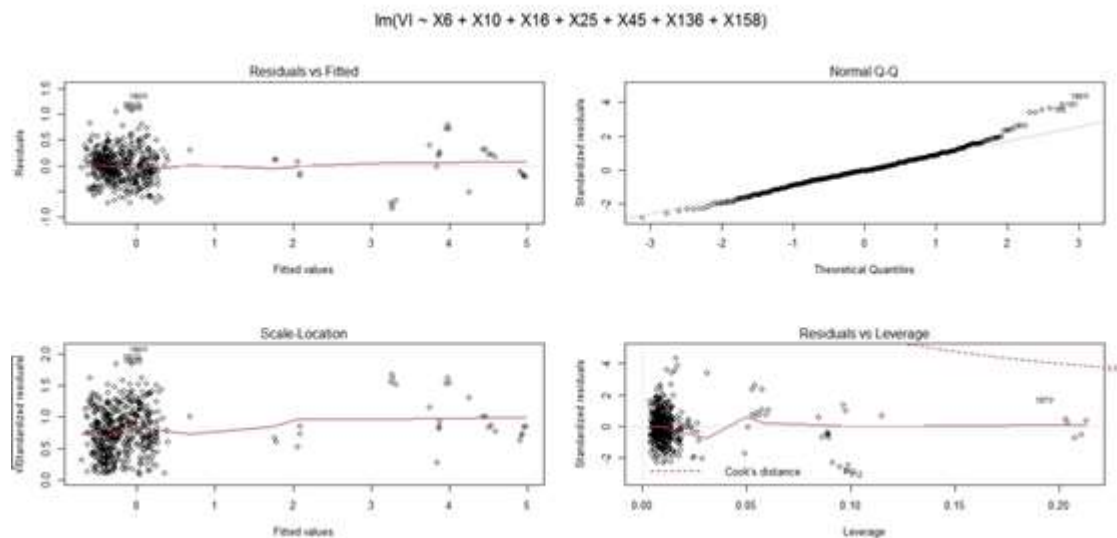


Figura 11. Análisis de residuos modelo inicial con variables catalizador.

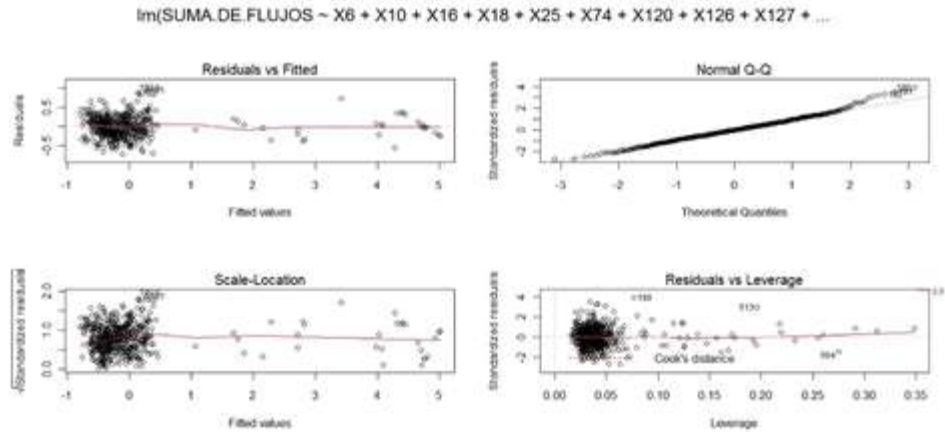
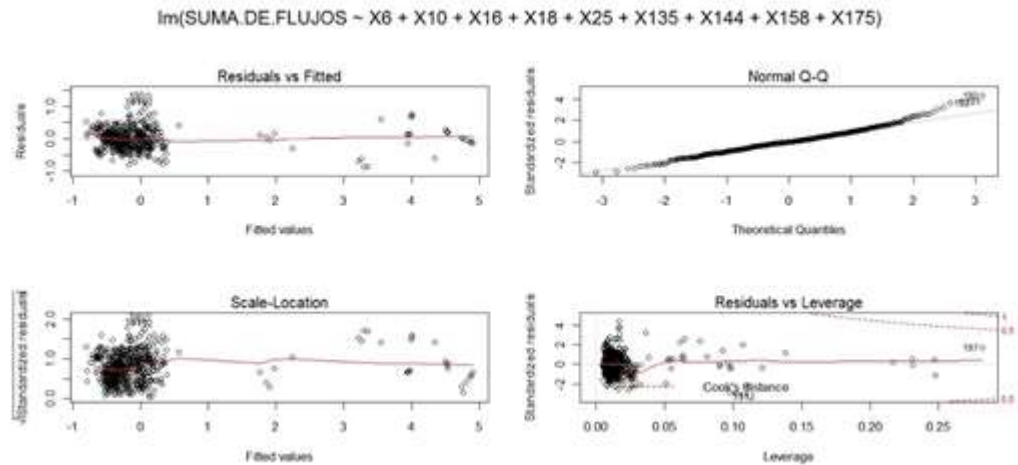


Figura 12. Análisis de residuos modelo final con variables catalizador.



2.3. COMPARACIÓN DE MODELOS FINALES

Tabla 8. Coeficientes de regresión del modelo final sin variables de catalizador

Modelo final sin variables catalizador		
Variabes	Nombre variable	Coefficientes
X136	Flujo de vapor a cámara de reactor (transmisor)	1.362
X10	Flujo de APC que entra a la carga (transmisor)	0.315
X158	Temperatura fase densa del regenerador (indicador)	0.1593

Tabla 9. (Continuación)

X16	Flujo de carga fresca hacia el elevador (transmisor)	0.1592
X25	Temperatura gases cima de la torre de fraccionamiento	-0.1465
X45	Flujo de slurry de salida del intercambiador E-2704B	-0.5445
X6	Flujo de nafta que entra a la carga	-0.6695

Tabla 10. Coeficientes de regresión del modelo final con variables de catalizador

Modelo final con variables catalizador		
Variabes	Nombre variable	Coeficientes
X10	Flujo de APC que entra a la carga (transmisor)	0.2862
X18	Temperatura carga fresca	0.1977
X158	Temperatura fase densa del regenerador (indicador)	0.1572
X16	Flujo de carga fresca hacia el elevador (transmisor)	0.1146
X144	Flujo de vapor al elevador del R-2701	-0.1045
X135	Temperatura zona ciclones R-2701	-0.1799
X25	Temperatura gases cima de la torre de fraccionamiento	-0.1947
X175	Porcentaje de carbono en el catalizador	-0.6583
X6	Flujo de nafta que entra a la carga	-0.6713

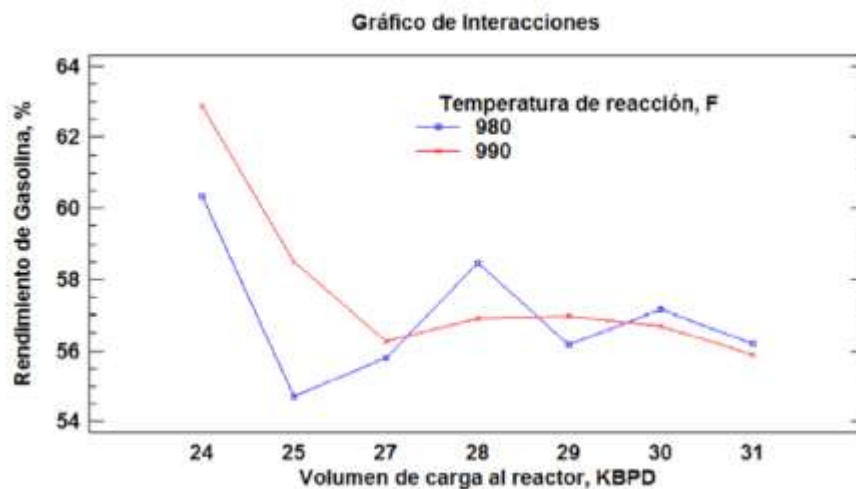
Comparando los dos modelos finales, se observa que tienen en común cinco variables (x10, x158, x16, x25 y x6) mencionadas en la tabla 10 y 11; el modelo con datos para el catalizador, además de incluir dos variables más que el primero, tiene cuatro variables diferentes que corresponden a las variables (x18) temperatura de la carga fresca, (x144) flujo de vapor al elevador del reactor, (x135) temperatura en una zona de los ciclones del reactor y (x175) porcentaje de carbono en el catalizador. A nivel de operación, un modelo con datos de catalizador puede suministrar ventaja cuando se comparan los resultados predichos, con los obtenidos de una unidad en donde el catalizador muestra signos de desactivación.

2.4. DISCUSIÓN DE RESULTADOS

En trabajos anteriores se realizaron análisis estadísticos a diferentes unidades de craqueo de la refinería de Barrancabermeja, el más similar es el proyecto denominado Análisis estadístico y de simulación para maximizar el rendimiento de

productos valiosos en la unidad de craqueo catalítico UOPII de la refinería de Barrancabermeja, realizado por Carretero en 2016. El autor reportó un modelo, cuyos factores preponderantes corresponden a la temperatura de reacción y la carga al reactor de craqueo catalítico; estos explicaban los resultados obtenidos de las variables dependientes, dentro de un intervalo de confianza del 90% [8].

Figura 13. Tendencia del rendimiento de gasolina contra los factores volumen de carga al reactor y temperatura de reacción [8].



Por otro lado, los resultados obtenidos en el presente trabajo sugieren que los dos modelos reducidos reportan una fuerte dependencia respecto al flujo de Nafta que ingresa con la carga (x6) y al flujo de APC de retorno (x10); la primera tiene un efecto inverso con la variable dependiente, por lo que al aumentar el flujo de esta corriente disminuye el desempeño de gasolinas; esto se esperaba ya que una carga más ligera conlleva a la elevación del GLP por craqueo a moléculas con bajo número de carbono [8]. Caso contrario, con respecto a la segunda variable, a medida que aumenta el flujo de APC, aumenta el flujo de gasolina; también se esperaba esta tendencia debido a un mayor número de átomos de carbono en las moléculas que conforman APC [4]. Complementariamente, en el primer modelo además de las variables ya mencionadas, también influyen las variables x136 y

x45, las cuales corresponden al flujo de vapor a cámara del reactor y el flujo de retorno de slurry a la torre fraccionadora, respectivamente; estas variables ayudan a mantener la temperatura en el reactor y en la torre produciendo cambios significativos en la conversión y en la calidad de los productos [18].

Las variables con mayor coeficiente en el segundo modelo reducido son: x175, x6 y x10, estas dos últimas mencionadas en el modelo anterior correspondientes al flujo de nafta y al flujo de APC, la variable x175 indica el porcentaje de carbono en el catalizador regenerado; esta tiene una incidencia negativa ya que al aumentar el porcentaje de carbono (coque) en el catalizador, por consiguiente, disminuye el rendimiento de gasolina [4].

Para finalizar, en la Tabla 11 se puede observar el rango operacional para cada una de las variables incluidas en los dos modelos finales reducidos. Estos modelos finales pueden ser utilizados para estimaciones semicuantitativas dentro del rango operacional descrito.

Tabla 11. Rango operacional de las variables pertenecientes a los modelos finales.

Variables	Nombre	Rango operacional	
		Mínimo	Máximo
X136	Flujo de vapor a cámara de reactor (transmisor)	532.820	1653.034
X10	Flujo de APC que entra a la carga (transmisor)	685.009	3206.522
X158	Temperatura fase densa del regenerador (indicador)	1297.046	1351.722
X16	Flujo de carga fresca hacia el elevador (transmisor)	19999.299	22559.174
X25	Temperatura gases cima de la torre de fraccionamiento	394.656	447.432
X45	Flujo de slurry de salida del intercambiador E-2704B	0.000	100.000
X6	Flujo de nafta que entra a la carga	85.000	100.000
X18	Temperatura carga fresca	326.534	390.433
X144	Flujo de vapor al elevador del R-2701	10476.532	12703.226
X135	Temperatura zona ciclones R-2701	774.338	967.353
X175	Porcentaje de carbono en el catalizador	0.018	0.020

3. CONCLUSIONES

Los resultados del presente proyecto sugieren que el uso de regresión lineal múltiple basados en datos históricos de una unidad de craqueo permite desarrollar modelos para predecir rendimientos de gasolina en la torre fraccionadora, a partir de la temperatura del reactor, la temperatura en la columna de fraccionamiento y la composición de la carga (flujo APC y Nafta).

Dos modelos con coeficientes de determinación mayor al 90% fueron propuestos, basados en agrupaciones obtenidas por medio de análisis PCA y el procedimiento *k-means*.

Según los resultados, el mejor modelo de regresión lineal múltiple para predecir el desempeño de gasolina es aquel que incluye las variables del catalizador. Aunque el desempeño es similar al obtenido sin estas variables, un modelo de regresión que las considera puede ser utilizado para comparar los resultados con el catalizador desactivado.

4. RECOMENDACIONES

Se recomienda incluir información sobre la cinética en el reactor y más características del catalizador utilizado en el proceso. Con esto será posible analizar los grupos que reportaron bajo desempeño en la predicción de la gasolina.

Se recomienda continuar con el análisis multivariado de la operación de craqueo catalítico fluidizado a nivel industrial.

REFERENCIAS

[1] LIZCANO PRADA, Javier Oswaldo. Desarrollo de un algoritmo para la optimización de una unidad de ruptura catalítica en modelo en estado estable. Trabajo de grado Maestría en Ingeniería Química. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander. Facultad de Ingenierías Fisicoquímicas. Escuela de Ingeniería Química, 2013.

[2] COLOMBIA. MINISTERIO DE MINAS Y ENERGÍA. UNIDAD DE PLANEACIÓN MINERO ENERGÉTICA. Cadena del petróleo [en línea]. 2013. [citado 13 de enero de 2016]. Disponible en <http://www.upme.gov.co/Docs/CadenadelPetroleo_sp.pdf>

[3] ECOPETROL S.A. Manual de Descripción del Proceso de la Unidad de ruptura catalítica UOP 1. Barrancabermeja: Ecopetrol S.A. 2007.

[4] MONTGOMERY, Jan. Guía para craqueo catalítico. Guía para craqueo catalítico fluidizado. Baltimore Maryland, Grace Davison 1993.

[5] ALVARADO, José Gregorio; DELGADO, José Gregorio y MEDINA, Héctor Rafael. Rol de la Química Orgánica en los procesos de conversión de hidrocarburos. En: Educación Química, 2015, vol. 26, p. 288-298.

[6] LEON CACERES, Susana. Análisis preliminar de la relación carga-producto en la unidad de cracking modelo IV de la refinería de Barrancabermeja para determinar el comportamiento de la producción en búsqueda de oportunidades para maximizar productos de alto valor. Trabajo de grado ingeniero químico. Bucaramanga: Universidad industrial de Santander. Facultad de ingenierías fisicoquímicas. Escuela de ingeniería química. 2011.

[7] SAMBORSKAYA, Marina Anatolievna et al. Optimal Fractionation of Products of Refining Straight-run Gasoline on Zeolite Catalyst with Account of its Deactivation. En: Procedia Chemistry [en línea], vol. 10, 2014, pp. 332-336. [Citado 10 de Octubre de 2016]. Disponible en Internet: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1876619614001016>>.

[8] CARRETERO BARRETO, Jose Jans. Análisis estadístico y de simulación para maximizar el rendimiento de productos valiosos en la unidad de craqueo catalítico UOP II de la Refinería de Barrancabermeja. Trabajo de grado Magister en Ingeniería Química. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander. Facultad de Ingenierías Físicoquímicas. Escuela de ingeniería química. 2016.

[9] HINES, William y MONTGOMERY, Douglas. Probabilidad y estadística para ingeniería y administración. 2 ed. México: Compañía Editorial Continental S.A, 1993.

[10] FIELD, Andy. Discovering Statistics Using SPSS for windows. 3 ed. Sage publications: London. 2009.

[11] DOMINGUEZ DOMÍNGUEZ, Jorge y DOMINGUEZ, Jorge Axel. Estadística. Para administración y economía. México: Alfaomega, 2015.

[12] CLOSAS, Antonio Humberto et al. Análisis multivariante, conceptos y aplicaciones en Psicología Educativa y Psicometría. En: Enfoques [en línea], 2013, vol. 25, no. 1. pp. 65-92. [Citado 10 de Octubre de 2016]. Disponible en <http://www.scielo.org.ar/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1669-27212013000100005&lng=es&nrm=iso>.

- [13] PEREZ, Cesar. Análisis multivariante de datos. Aplicaciones con IBM SPSS, Sas y Statgraphics. Madrid: Ibergarceta, 2013.
- [14] PLA, Laura. Análisis multivariado: método de componentes principales. Washington DC: Secretaria general de la CEA, 1986.
- [15] GARZA, Jorge; MORALES, Blanca y GONZALEZ, Beatriz. Análisis estadístico multivariante: un enfoque teórico y practico. México: McGraw Hil, 2013.
- [16] MENDENHALL, William y BEAVER, Robert. Introducción a la probabilidad y estadística. 13 ed. México, D.F.: Cengage learning, 2005.
- [17] ELOSUA, Paula. Introducción al entorno R [en línea]. Bilbao: Editorial de la Universidad del País Vasco, 2011. [Citado 10 de Octubre de 2016]. Disponible en: <<https://web-argitalpena.adm.ehu.es/pdf/UWLGPS4979.pdf>>.
- [18] MEYERS, Robert. Handbook of Petroleum Refining Processes, 3a Ed. New York: McGraw-Hill. 2004.

BIBLIOGRAFIA

ANGARITA GOMEZ, María Stefany. Detección y diagnóstico de fallas en un biorreactor Batch utilizando análisis de componentes principales multivariantes. Trabajo de grado Ingeniera Química. Bucaramanga. Universidad Industrial de Santander. Facultad de Ingenierías Fisicoquímicas. Escuela de Ingeniería Química. 2016.

CASTILLO, Rubisela. Desarrollo de modelos de regresión que representen el comportamiento del número de octano y rendimiento del reformado de la unidad de reformación catalítica de nafta (U-20) de la refinería Puerto la Cruz-PDVSA. Trabajo de grado Ingeniero Químico. Barcelona: Universidad de Oriente. Departamento de Ingeniería Química, 2010.

DIAZ SERRANO, JULIETH. Aplicación de la regresión lineal múltiple y las redes neuronales artificiales para la predicción del índice de cetano en el diésel utilizando propiedades macroscópicas y espectros NIR. Trabajo de grado Ingeniera Química. Bucaramanga. Universidad Industrial de Santander. Facultad de Ingenierías Fisicoquímicas. Escuela de Ingeniería Química. 2015.

DRAPER, Norman R.; SMITH, Harry. Applied Regression Analysis. New York: John Wiley & Sons, 2014.

GUISANDE, Castor. Tratamiento de datos. España: Ediciones Díaz de Santos, 2006.

JOHNSON, Dallas E., et al. Métodos multivariados aplicados al análisis de datos. 2000.

KLEINBAUM, David, et al. Applied regression analysis and other multivariable methods. Boston: PWS Publishing Co, 2013.

MENDES, Gisele; ALEME, Helga y BARBEIRA, Paulo JS. Determination of octane numbers in gasoline by distillation curves and partial least squares regression. En: Fuel [en línea], 2012, vol. 97, p. 131-136. [Citado 9 septiembre de 2016]. Disponible en internet: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0016236112001007>>

NIÑO LIZCANO, Juan David. Aplicación de la regresión lineal múltiple y las redes neuronales artificiales en el análisis del proceso de hidrotreatmento de ACPM. Trabajo de grado Ingeniero Química. Bucaramanga. Universidad Industrial de Santander. Facultad de Ingenierías Físicoquímicas. Escuela de Ingeniería Química. 2016.

SALAZAR CACHOPO, Manuel Salvador. Análisis de datos de consumo energético de la unidad de refinación de crudos U-200 del complejo industrial Barrancabermeja: regresión lineal múltiple. Trabajo de grado Ingeniero Química. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander. Facultad de Ingenierías Físicoquímicas. Escuela de Ingeniería Química, 2015.

SALVADOR, Manuel y GARGELLO, Pilar. Análisis exploratorio de datos [en línea]. 2003. [Citado en 9 septiembre de 2016]. Disponible en Internet: <<http://www.5campus.com/leccion/aed>>.

SAMPIERI, Roberto Hernández, et al. Metodología de la investigación. México: Mcgraw-hill, 1998.

VIAN, Ángel. Introducción a la química industrial. Barcelona, España: Editorial Reverté S.A, 1994.

WALPOLE, Ronald. MYERS, Raymond y MYERS, Sharon. Probabilidad y estadística para ingenieros. VI ed. México: Prentice-hall hispanoamericana S.A. 1999. 752 p. ISBN 9701702546.

ANEXOS

ANEXO A. VARIABLES SELECCIONADAS DE LA UOP1.

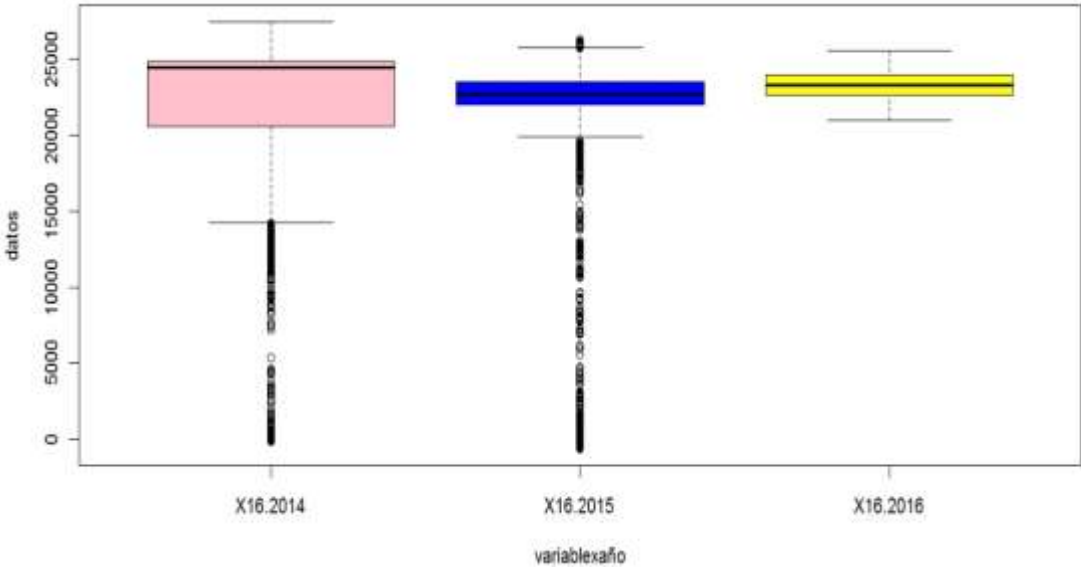
SECCION	NOMBRES ORIGINALES	VARIABLES
C A R G A	GASOLEO	X1
	GASOLEO	X2
	DMODMOH	X3
	DMODMOH	X4
	NAFTA VBKII	X5
	NAFTA VBKII	X6
	MEDIDOR NAFTA VBKII	X7
	SLURRY A R2701	X8
	SLURRY A R2701	X9
	SLURRY R2701 O T2702	X10
	SLURRY R2701 O T2702	X11
	PRECALIENTE	X12
	PRECALIENTE	X13
	PRECALIENTE	X14
	T°ENTRADA D2703	X15
	CARGA FRESCA	X16
	CARGA FRESCA	X17
	CARGA AL R2701	X18
F R A C C I O N A M I E N T O	T°RETORNO DEL FONDO	X20
	GASES CIMA	X24
	T°CIMA	X25
	PI CIMA	X27
	SLOP A T2701	X30
	SLOP A T2701	X31
	RE31 N PESADA	X32
	RE31 N PESADA	X33
	REFLUJO CIMA	X34
	REFLUJO CIMA	X35
S L U R R Y	E2706	X40
	E2706	X41
	E2704A	X42
	E2704A	X43
	E2704B	X44
	E2704B	X45
	E2760	X46
	QUENCH FRIO	X47
	QUENCH FRIO	X48
	RECIRCULACION SLURRY	X49
	RECIRCULACION SLURRY	X50
	ALC	RETORNO A T2701
RETORNO A T2701		X74

N A F T A	NAFTA A MEROX	X80
	NAFTA A VBK	X82
R 2 7 0 1	DIF. CICLONES REACTOR	X114
	DENSIDAD LECHO CATAL.	X115
	DENSIDAD LECHO CATAL. DESPOJADO	X116
	DIFERENCIAL DE PRESION CARGA	X117
	DIF. ELEVADOR INFERIOR	X118
	DIF. ELEVADOR SUPERIOR	X119
	PRESION REACTOR	X120
	PARED REACTOR CAMARA 27153	X121
	CAMARA PLENA REACTOR 27154	X122
	PARED REACTOR CAMARA 27155	X123
	CAMARA PLENA REACTOR 27156	X124
	ZONA VAPORES REACTOR	X125
	VAPORES REACTOR 27158	X126
	VAPORES REACTOR 27159	X127
	PARED REACTOR	X128
	PARED DESPOJADORA CATAL	X129
	ZONA INF DESPOJADO CATAL 27163	X130
	ZONA INF DESPOJADO CATAL 27164	X131
	VAPORES DE R2701-AT2701	X132
	ZONA CICLONES REACTOR 27169	X133
	ZONA CICLONES REACTOR 27170	X134
	ZONA CICLONES REACTOR 27171	X135
	VAPOR CAMARA REACTOR 27134	X136
	VAPOR A CONO FLUIDIZADO	X137
	VAPOR A CAMARA DE REACTOR 27136	X138
	VAPOR A DESPOJO BOQUILLA SUPERIOR	X139
	VAPOR A DESPOJO BOQUILLA INFERIOR	X140
	VAPOR DE FLUIDIZADO A DESPOJO	X141
	VAPOR A BOQUILLAS DE CARGA	X142
	CARGA A LA UNIDAD	X143
	VAPOR AL ELEVADOR	X144
NAFTA DE ARRANCADA	X145	
NIVEL DESPOJADOR REACTOR 27107	X146	
NIVEL DESPOJADOR REACTOR 27107A	X147	
NIVEL REACTOR	X148	
CORREDERAS	DIF. VALVULA CATALIZADOR REGENERADO	X149
	POSICION CORREDERA 27157	X150
	DIF. VALVULA CATALIZADOR GASTADO	X151
	POSICION CORREDERA 27107	X152

R 2 7 0 2	FASE DILUIDA REGENERADOR 27144	X153
	FASE DILUIDA REGENERADOR 27145	X154
	FASE DILUIDA REGENERADOR 27146	X155
	FASE DENSA REGENERADOR 27147	X156
	FASE DENSA REGENERADOR 27148	X157
	FASE DENSA REGENERADOR 27149	X158
	FASE DENSA REGENERADOR 27151	X159
	GASES DEL REGENERADOR	X160
	SALIDA CICLONES REGENERADOR 27136	X161
	SALIDA CICLONES REGENERADOR 27137	X162
	SALIDA CICLONES REGENERADOR 27138	X163
	SALIDA CICLONES REGENERADOR 27139	X164
	SALIDA CICLONES REGENERADOR 27140	X165
	SALIDA CICLONES REGENERADOR 27141	X166
	SALIDA CICLONES REGENERADOR 27142	X167
	SALIDA CICLONES REGENERADOR 27143	X168
	PRESION CIMA REGENERADOR	X169
	NIVEL REGENERADOR 27105	X170
	NIVEL REGENERADOR 27106	X171
	PARED LINEAL CATALIZADOR GASTADO	X172
AIRE SALIDA 2701	X173	
DIFERENCIAL REGENERADOR- REACTOR	X174	
CATALIZADOR	CARBONO EN CATALIZADOR REGENERADO	X175
	CONTENIDO DE NIQUEL CTNI	X176
	CONTENIDO DE VANADIO CTV	X177
	CONTENIDO DE SODIO CTNA	X178

ANEXO B. DIAGRAMA DE CAJA Y BIGOTES PARA LA VARIABLE X16 EN LOS AÑOS 2014,2015 Y 2016.

Figura 14. Diagrama de caja y bigotes para la variable x16.



ANEXO C. COEFICIENTE DE CADA VARIABLE EN LAS DOS PRIMERAS COMPONENTES PRINCIPALES.

PRIMERA COMPONENTE					
X121	0.1703	X5	0.0253	X35	-0.1185
X73	0.1664	X145	0.0253	X34	-0.1224
X8	0.1539	X40	0.0234	X158	-0.1287
X20	0.1231	X42	0.0128	X157	-0.1312
X144	0.1174	X146	0.0097	X156	-0.1356
X126	0.1051	X132	0.0072	X172	-0.1364
X41	0.1010	X6	0.0010	X10	-0.1439
X174	0.0984	X137	-0.0009	X150	-0.1516
X74	0.0966	X152	-0.0042	X27	-0.1522
X47	0.0870	X139	-0.0058	X18	-0.1558
X123	0.0869	X147	-0.0059	X15	-0.1567
X135	0.0727	X141	-0.0068	X12	-0.1568
X129	0.0656	X45	-0.0080	X120	-0.1633
X128	0.0615	X32	-0.0097	X167	-0.1698
X149	0.0597	X138	-0.0132	X1	-0.1703
X43	0.0574	X24	-0.0196	X154	-0.1750
X136	0.0571	X124	-0.0210	X166	-0.1768
X171	0.0525	X7	-0.0296	X155	-0.1792
X170	0.0368	X3	-0.0324	X153	-0.1812
X125	0.0348	X46	-0.0487	X17	-0.1844
X130	0.0314	X44	-0.0498	X162	-0.1896
X148	0.0294	X2	-0.0566	X168	-0.1907
X142	0.0272	X4	-0.0779	X165	-0.1912
X134	0.0271	X140	-0.0887	X16	-0.1940
X133	0.0265	X25	-0.0890	X143	-0.1940
X119	0.0262	X11	-0.0917	X169	-0.1965
X131	0.0256	X159	-0.1005	X161	-0.1981

SEGUNDA COMPONENTE					
X7	0.1980	X158	0.0060	X167	-0.0648
X11	0.1667	X137	0.0034	X148	-0.0702
X5	0.1519	X74	-0.0006	X18	-0.0771
X145	0.1519	X170	-0.0008	X142	-0.0783
X6	0.1283	X157	-0.0036	X144	-0.0808
X42	0.1253	X159	-0.0070	X15	-0.0833
X8	0.1218	X171	-0.0127	X12	-0.0836
X41	0.1187	X147	-0.0168	X152	-0.0881
X35	0.1182	X155	-0.0169	X40	-0.0919
X34	0.1072	X153	-0.0202	X135	-0.0943
X44	0.1051	X16	-0.0232	X129	-0.0966
X2	0.0956	X143	-0.0232	X149	-0.1133
X10	0.0941	X46	-0.0277	X140	-0.1158
X27	0.0914	X141	-0.0326	X4	-0.1316
X43	0.0774	X154	-0.0327	X134	-0.1337

X20	0.0636	X136	-0.0369	X174	-0.1426
X45	0.0603	X165	-0.0374	X123	-0.1438
X150	0.0588	X128	-0.0477	X126	-0.1612
X1	0.0518	X138	-0.0478	X25	-0.1668
X73	0.0461	X17	-0.0537	X32	-0.1833
X47	0.0406	X119	-0.0540	X3	-0.2100
X169	0.0333	X168	-0.0553	X125	-0.2487
X24	0.0201	X166	-0.0568	X130	-0.2499
X146	0.0161	X161	-0.0575	X132	-0.2510
X156	0.0080	X162	-0.0578	X131	-0.2523
X172	0.0064	X121	-0.0620	X124	-0.2542
X120	0.0062	X139	-0.0625	X133	-0.2699

ANEXO D. TABLAS ANOVA PARA LA VALIDACIÓN DE VARIABLES SIGNIFICATIVAS DE LOS CUATRO MODELOS DE ESTUDIO.

Tabla 12. ANOVA modelo inicial sin variables catalizador.

Coefficients:	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	8,96E-09	1,17E-02	0	0,999999	
X6	-5,65E-01	6,05E-02	-9,334	< 2,00E-16	***
X8	-4,67E-02	2,68E-02	-1,739	0,08256	.
X10	1,79E-01	4,07E-02	4,403	1,31E-05	***
X16	1,60E-01	5,55E-02	2,888	0,004039	**
X18	2,32E-01	4,88E-02	4,762	2,51E-06	***
X24	-6,65E-02	3,51E-02	-1,892	0,059084	.
X25	-1,97E-01	3,85E-02	-5,105	4,70E-07	***
X41	4,24E-02	1,99E-02	2,134	0,033329	*
X45	-1,97E-01	1,05E-01	-1,867	0,06251	.
X74	9,49E-02	1,63E-02	5,818	1,06E-08	***
X120	-1,12E-01	3,28E-02	-3,409	0,000705	***
X130	-9,06E-02	3,34E-02	-2,715	0,006859	**
X133	1,20E-01	3,63E-02	3,298	0,001042	**
X135	-2,59E-01	8,88E-02	-2,92	0,003659	**
X136	8,84E-01	1,44E-01	6,153	1,56E-09	***
X137	8,86E-02	1,97E-02	4,5	8,44E-06	***
X138	-2,79E-01	5,93E-02	-4,702	3,33E-06	***
X140	-7,36E-02	2,64E-02	-2,788	0,005508	**
X144	-1,77E-01	3,48E-02	-5,09	5,07E-07	***
X152	1,16E-01	1,96E-02	5,925	5,78E-09	***
X153	1,15E-01	6,10E-02	1,877	0,061131	.
X154	-1,71E-01	5,65E-02	-3,033	0,002546	**
X155	-1,54E-01	5,16E-02	-2,99	0,00293	**
X158	4,62E-01	6,46E-02	7,153	3,01E-12	***
X169	-4,17E-02	2,32E-02	-1,793	0,073624	.
X171	-7,58E-02	2,76E-02	-2,742	0,006331	**
X174	-4,26E-02	1,36E-02	-3,132	0,001838	**

Tabla 13. ANOVA modelo inicial con variables catalizador.

Coefficients:	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	3,52E-08	1,17E-02	0	0,999998	
X6	-6,06E-01	5,64E-02	-11	< 2,00E-16	***
X10	2,43E-01	3,87E-02	6	7,68E-10	***
X16	1,30E-01	5,42E-02	2	0,017137	*
X18	3,10E-01	3,67E-02	8	3,11E-16	***
X25	-2,06E-01	3,70E-02	-6	4,62E-08	***
X74	8,90E-02	1,50E-02	6	5,31E-09	***
X120	-1,25E-01	2,92E-02	-4	2,43E-05	***
X126	3,10E-01	1,36E-01	2	0,023691	*
X127	-7,04E-01	2,21E-01	-3	0,001523	**
X130	-9,28E-02	3,29E-02	-3	0,004936	**
X133	1,21E-01	3,50E-02	3	0,000588	***

X135	-2,28E-01	8,53E-02	-3	0,007927	**
X137	9,20E-02	1,89E-02	5	1,51E-06	***
X138	-2,69E-01	5,60E-02	-5	2,06E-06	***
X140	-1,00E-01	2,48E-02	-4	6,02E-05	***
X144	-1,65E-01	3,18E-02	-5	3,22E-07	***
X152	1,10E-01	1,81E-02	6	2,02E-09	***
X154	-1,00E-01	4,30E-02	-2	0,020275	*
X155	-1,12E-01	4,09E-02	-3	0,006408	**
X158	4,65E-01	6,26E-02	7	4,88E-13	***
X171	-7,89E-02	2,66E-02	-3	0,003166	**
X174	-3,40E-02	1,32E-02	-3	0,01014	*
X175	-1,14E+00	1,87E-01	-6,093	2,19E-09	***

Tabla 14. ANOVA modelo final sin variables catalizador.

Coefficients:	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	1,01E-08	1,36E-02	0	0,999999	
X6	-6,70E-01	4,34E-02	-15	< 2,00E-16	***
X10	3,15E-01	3,51E-02	9	< 2,00E-16	***
X16	1,59E-01	4,29E-02	4	2,24E-04	***
X25	-1,47E-01	3,18E-02	-5	5,02E-06	***
X45	-5,45E-01	5,39E-02	-10	< 2,00E-16	***
X136	1,36E+00	9,46E-02	14	< 2,00E-16	***
X158	1,59E-01	2,43E-02	7	1,25E-10	***

Tabla 15. ANOVA modelo final con variables catalizador.

Coefficients:	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	2,46E-08	1,36E-02	0	0,999999	
X6	-6,71E-01	5,51E-02	-12,191	< 2,00E-16	***
X10	2,86E-01	4,23E-02	6,768	3,53E-11	***
X16	1,15E-01	5,15E-02	2,227	0,026363	*
X18	1,98E-01	2,44E-02	8,089	4,24E-15	***
X25	-1,95E-01	3,04E-02	-6,4	3,47E-10	***
X135	-1,80E-01	9,41E-02	-1,913	0,056302	,
X144	-1,05E-01	2,73E-02	-3,828	0,000145	***
X158	1,57E-01	2,41E-02	6,52	1,67E-10	***
X175	-6,58E-01	7,56E-02	-8,709	< 2,00E-16	***

Figura 16. Diagrama de puntos influyentes modelo inicial con variables catalizador.

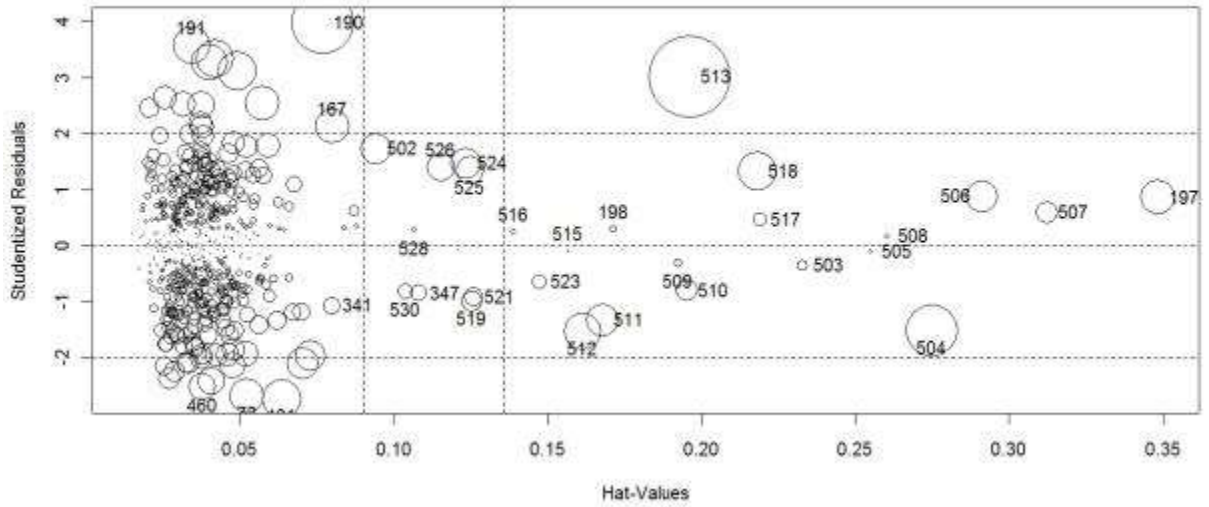


Figura 17. Diagrama de puntos influyentes modelo final con variables catalizador.

