

**ANÁLISIS DEL DESEMPEÑO DEL PROCESO DE DESMETALIZACIÓN DE  
FONDOS DE VACÍO UTILIZANDO ESTADÍSTICA MULTIVARIADA**

**ANGELICA SANDRIT MORALES ROJAS  
JENNY ANDREA PINZÓN ARIAS**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER  
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICOQUÍMICAS  
ESCUELA DE INGENIERÍA QUÍMICA  
BUCARAMANGA**

**2017**

**ANÁLISIS DEL DESEMPEÑO DEL PROCESO DE DESMETALIZACIÓN DE  
FONDOS DE VACÍO UTILIZANDO ESTADÍSTICA MULTIVARIADA**

**ANGELICA SANDRIT MORALES ROJAS  
JENNY ANDREA PINZÓN ARIAS**

**Trabajo de Grado para optar por el título de Ingeniera Química**

**DIRECTOR:  
GIOVANNI MORALES MEDINA  
Dr. En Ingeniería Química**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER  
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICOQUÍMICAS  
ESCUELA DE INGENIERÍA QUÍMICA  
BUCARAMANGA**

**2017**

## DEDICATORIA

**“Nadie logra el éxito sin la ayuda de los demás. El sabio y el confiado reconocen esta ayuda con gratitud”** Alfred North Whitehead

De todo corazón dedico este proyecto a todas y cada una de las personas que han estado presentes a lo largo de mi vida y de mi formación académica.

En primer lugar, a mis padres por apoyarme en cada instante de mi vida, por brindarme amor cariño y comprensión, por enseñarme que todo esfuerzo tiene su justa recompensa y que sin importar la situación siempre podré contar con ellos. Ustedes son el motor de mi vida, por ustedes cada tropiezo, lágrima o interminables noches valió y valdrá la pena, sencillamente porque son mi más valioso regalo

A mis hermanas Karol y Gabriela, las quiero muchísimo y en mi vida haré todo lo posible por apoyarlas a cumplir sus sueños y metas.

A mi amiga de toda la vida, Leidy, gracias por cada momento que hemos pasado juntas, gracias por ser un apoyo incondicional sin importar las circunstancias y espero de todo corazón que esto nunca cambie.

Gracias también a Daniel y Diego, se convirtieron como en nuestros hermanitos grandes, gracias por tantas películas y cumpleaños e incluso navidades. Francis llegó al final de esta familia y también gracias por tanto apoyo y comprensión. Leidy, Francis, Daniel y Diego son esa familia que me acompañó durante este camino. Los quiero mucho.

Jenny, mi compañera y amiga de la Universidad, gracias por ser parte de esta etapa de mi vida, gracias por soportarme y llevarme la corriente en mis momentos de locura y de estrés, a la final siempre pudimos encontrar las respuestas y las soluciones a todo si trabajamos en equipo.

Angie, Paola, Sergio, Tania, Álvaro, Kelly, Miller, y todos aquellos amigos que encontré en este camino, gracias infinitas por todos los momentos que pasamos juntos, entre todos nos apoyábamos y nos reíamos de lo que nos ocurría cada día y lo mejor es que siempre nos animábamos a ver el lado bueno de cada situación.

Dios, sin ti nada de esto hubiese sido posible, gracias por brindarme una vida llena de personas tan especiales, gracias por las oportunidades que me has brindado y gracias por permanecer siempre a mi lado.

**Angélica Sandrit Morales Rojas**

## DEDICATORIA

En primer lugar deseo dedicarle este trabajo al creador de todas las cosas, a Dios por su infinita misericordia y darme la fuerza y el coraje de hacer este sueño realidad, por no dejarme desmayar en los obstáculos que se presentaban en esta etapa, enseñándome a encarar las adversidades sin perder nunca la dignidad ni desfallecer en el intento.

A mi madre Delia Arias y mi padre José pinzón por ser mi apoyo, por cada consejo que me regalaron, pero sobre todo por su comprensión, amor y ayuda en los momentos difíciles. No hay un día en el que no le agradezca a Dios el haberlos puesto como mis padre, la fortuna más grande es tenerlos conmigo y el tesoro más valioso son todos y cada uno de los valores que me inculcaron.

A mi hermana Deisy pinzón (Mi sira), gracias por ser mi guía, mi mejor ejemplo a seguir, mi cómplice y mi felicidad, también por acompañarme siempre en todo momento y ser esa persona que siempre estaba al pendiente brindándome su ayuda cuando lo necesitaba.

A mi hermano Christian Pinzón (Mi negro) por preocuparte por mí cuando las cosas me salían mal regalándome siempre tu apoyo y palabras de ánimo.

A mi director de tesis el profe Giovanni morales medina, por su dedicación y esfuerzo, supo cómo guiarnos en este trabajo; deseo expresar mi gratitud hacia usted deseándole todas las más grandes bendiciones.

A mi gran compañera y amiga de tesis Angélica Morales, por su paciencia, complicidad, sacrificio y las ganas que le metió a este proyecto, a ella le digo gracias y LO LOGRAMOS!.

A todas mis amigas y amigos que siempre estuvieron apoyándome, brindándome cariño y sinceridad en cada palabra que me regalaban cada vez que sentía decaer porque fueron factores fundamentales que me brindaban el equilibrio para seguir en esta carrera.

Si algo aprendí en esta etapa universitaria es que existen personas valiosas, compañeros de armas y amistades que cosechas y otras que ya no están, a cada una de esas personas GRACIAS por todos los momentos vividos y enseñanzas regaladas.

***Jenny Andrea Pinzón Arias***

## **AGRADECIMIENTOS**

Nuestros más sinceros agradecimientos:

A Dios en primer lugar por habernos guiado y acompañado en este camino lleno de experiencias enriquecedoras para nuestras vidas; por habernos brindado fortaleza en los momentos de debilidad, paciencia en los momentos difíciles y alegrías en los días tristes.

Al Ingeniero y profesor Giovanni Morales, por su gran paciencia y apoyo constante en cada momento.

A nuestras familias por su apoyo incondicional todos los días de nuestras vidas

A nuestros amigos, amigas, compañeros y confidentes, porque siempre estuvieron a nuestro lado.

Gracias a todos y cada uno de ustedes

## CONTENIDO

	<b>Pág.</b>
INTRODUCCIÓN .....	18
1. DESCRIPCIÓN METODOLÓGICA.....	22
1.1 FASE 1. DEPURACIÓN DE DATOS HISTÓRICOS DE LA PLANTA DEMEX	23
1.2 FASE 2: ANÁLISIS ESTADÍSTICO Y APLICACIÓN DE RLM A LAS ZONAS PSEUDO-ESTACIONARIAS.....	23
1.2.1 Identificación de datos atípicos .....	23
1.2.2 Identificación y validación de zonas pseudo-estacionarias .....	23
1.2.3 Regresión lineal múltiple .....	23
1.3 FASE 3: APLICACIÓN DEL MÉTODO K-MEAN PARA OBTENER NUEVAS AGRUPACIONES .....	24
1.4 FASE 4: APLICACIÓN DE PCA Y PLS A CADA ESCENARIO OPERATIVO OBTENIDO .....	24
2. ANÁLISIS DE RESULTADOS.....	25
2.1 SELECCIÓN Y ANÁLISIS DE DATOS .....	25
2.2 REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE.....	28
2.2.1 Regresión lineal múltiple de las zonas pseudo-estacionarias .....	28
2.2.2 Regresión lineal múltiple de las zonas pseudo-estacionarias con backward elimination.....	29
2.2.3 Aplicación del método k-means y PLS.....	30
2.3 ANÁLISIS DE LA INFLUENCIA DE LAS VARIABLES DE PROCESO.....	32
3. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES .....	34

CITAS BIBLIOGRÁFICAS.....35  
BIBLIOGRAFÍA.....38  
ANEXOS.....42

## LISTA DE TABLAS

	<b>Pág.</b>
Tabla 1. Variables reportadas en la planta DEMEX .....	25
Tabla 2. Estadísticos para la calibración y validación RLM para cada zona pseudo-estacionaria.....	28
Tabla 3. Resultados finales regresiones RLM con backward elimination. ....	29
Tabla 4. Resultados de PLS seleccionando igual peso para todas las variables. .	30
Tabla 5. Resultados de PLS asignando peso cero a las entradas de menor influencia en el modelo .....	31
Tabla 6. Resultados de PLS dando peso cero a la variable que menor influencia presenta en cada escenario operativo .....	31
Tabla 7. Coeficientes de las variables más influyentes en cada zona pseudo-estacionaria.....	32
Tabla 8. Anova de la zona 1 pseudo-estacionaria .....	44
Tabla 9. Anova de la zona 2 pseudo-estacionaria .....	45
Tabla 10. Anova de la zona 3 pseudo-estacionaria .....	47
Tabla 11. Estadísticos RLM de la Matriz completa de efectos dobles y simples aplicando backward .....	49
Tabla 12. Estadísticos RLM de la Matriz de efectos dobles y simples de la zona 1 aplicando backward .....	52
Tabla 13. Estadísticos RLM de la Matriz de efectos dobles y simples de la zona 2 aplicando backward .....	55
Tabla 14. Estadísticos RLM de la Matriz de efectos dobles y simples de la zona 3 aplicando backward .....	58

## LISTA DE FIGURAS

	<b>Pág.</b>
Figura 1. Diagrama de entrada-salidas unidad DEMEX. ....	19
Figura 2. Metodología .....	22
Figura 3. Zonas pseudo-estacionarias.....	26
Figura 4. Validación zonas Pseudo-estacionarias .....	27
Figura 5. Diagrama de dispersión para el año 2014 .....	42
Figura 6. Diagrama de dispersión para el año 2015 .....	42
Figura 7. Diagrama de dispersión para el año 2016 .....	43

## LISTA DE ANEXOS

	<b>Pág.</b>
ANEXO A. Diagramas de dispersión anuales de la carga de DMO .....	29
ANEXO B. Tablas Anova de las zonas pseudo-estacionarias .....	31

## RESUMEN

**TÍTULO:** ANÁLISIS DEL DESEMPEÑO DEL PROCESO DE DESMETALIZACIÓN DE FONDOS DE VACÍO UTILIZANDO ESTADÍSTICA MULTIVARIADA\*.

**AUTORES:** ANGELICA SANDRIT MORALES ROJAS, JENNY ANDREA PINZÓN ARIAS\*\*.

**PALABRAS CLAVES:** DEMEX, DMO, ANÁLISIS UNIVARIADO Y MULTIVARIADO, REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE, BACKWARD, PLS, PCA.

### DESCRIPCIÓN:

La aplicación de algoritmos estadísticos multivariados es una herramienta útil para realizar un análisis del desempeño del proceso de desmetalización de fondos de vacío debido a que permite establecer los diferentes escenarios operativos y las variables que mayor influencia presentan sobre el proceso. En el presente trabajo se realiza un análisis de datos históricos en la planta Demex suministrados por ECOPEPETROL S.A, en donde la metodología utilizada se basa en la aplicación de modelos de RLM aplicando Backward, agrupamiento con método de K-Mean, regresión PLS y relación de los componentes principales por el método PCA, para ello se hace uso de los softwares "R" el cual es de licencia gratuita y de "The Unscrambler X 10.3" de licencia privada suministrada por la Universidad Industrial de Santander.

En este proyecto se decide tomar el rendimiento de aceite desmetalizado como la variable dependiente, y las variables restantes son las regresoras. Los resultados de este análisis reportaron que la aplicación de RLM con Backward muestra los mejores escenarios operativos para la predicción del rendimiento de DMO ya que los coeficientes de determinación R<sup>2</sup> fueron los más altos reportados con valores entre el 80% y el 88% explicando así la variabilidad del rendimiento. Así mismo se concluye que las variables más influyentes fueron las temperaturas de extracción en las Torres Desasfaltadoras y en los sedimentadores.

---

\* Tesis de grado

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

## ABSTRACT

**TITLE:** ANALYSIS OF THE PERFORMANCE OF THE VACUUM FUNDS DEMETALLIZATION PROCESS USING MULTIVARIATE STATISTICS.\*

**AUTHOR:** ANGELICA SANDRIT MORALES ROJAS, JENNY ANDREA PINZÓN ARIAS.\*\*

**KEYWORD:** DEMEX, ORGANIC MATTER DIGESTIBILITY (OMD), UNIVARIATE AND MULTIVARIATE ANALYSIS, MULTIPLE LINEAR REGRESSIONS (MLR), BACKWARD, PARTIAL LEAST SQUARES (PLS), PORTLAND CEMENT ASSOCIATION (PCA).

### DESCRIPTION:

The application of multivariate statistical algorithms is a useful tool to perform an analysis of the performance of the demetallization of funds vacuum process because it allows setting the different operational scenarios and variables that have greater influence on the process. In the present work, there is an analysis of historical data in the Demex plant supplied by ECOPETROL S.A., where the methodology used is based on the application of MLR models applying Backward, K-Mean method clustering, PLS regression and relation of the main components by the PCA method, for this is made use of the software "R" which is of license-free and "The Unscrambler X 10.3 " of private license provided by the Industrial University of Santander.

In this project, it is decided to take the demetallized oil yield as the dependent variable, and the remaining variables are the regressors. The results of this analysis reported that the application of MLR with Backward shows the best operational scenarios for the prediction of OMD performance since the R2 determination coefficients were the highest reported with values between 80% and 88% explaining the variability of performance. It is likewise concluded that the most influential variables were the extraction temperature in the deasphalting towers and sedimentation tanks.

---

\* Degree work.

\*\*Physics-chemistry Engineering Faculty. Chemical Engineering School. Director: Giovanni Morales Medina, Chemical Engineer, Ph.D.

## INTRODUCCIÓN

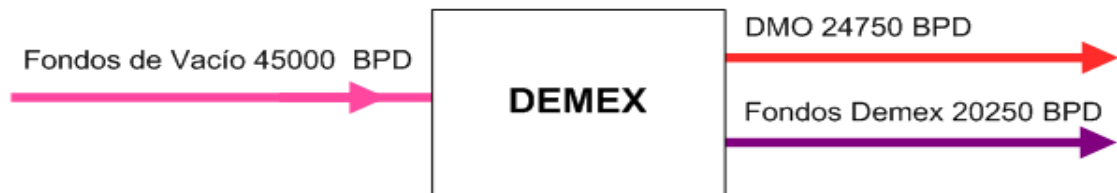
En la gerencia refinería de Barrancabermeja (GRB) se efectúa el proceso de desmetalización de fracciones pesadas en una unidad denominada DEMEX; la separación de metales se efectúa utilizando una mezcla de propano (C3) y butanos (C4), con lo cual se obtiene un extracto llamado DMO (aceite desmetalizado). Debido a su bajo contenido de nitrógeno, azufre y metales (especialmente níquel y vanadio), el DMO es utilizado como carga para las unidades de ruptura catalítica, con lo cual incrementa la producción de gasolinas y el margen económico de la refinación. Actualmente la unidad DEMEX se encuentra operando por debajo de su rendimiento debido, probablemente, a una definición sub-óptima de las variables operativas o de la composición del solvente utilizado, evitando mayores ganancias económicas para el negocio.

El rendimiento máximo del proceso Demex es resumido en el gráfico de entrada-salidas mostrado en la Figura 1. En el proceso, el solvente es mezclado con el flujo de fondos de vacío para extraer selectivamente sus componentes livianos de las fracciones pesadas de las resinas y los asfáltenos. El extracto de salida está compuesto por el solvente con componentes livianos –principalmente parafinas de alto peso– y una baja porción de resinas y asfáltenos; este extracto es purificado para recuperar una cantidad elevada de solvente y obtener el DMO. De otro lado, el flujo de fondo corresponde a una fracción extra pesada con nitrógeno, azufre y metales, que según sus características puede ser aprovechado en un proceso de viscorreducción o en la generación de asfaltos.

Los reportes encontrados en la literatura abierta, relacionados con el proceso de desmetalización y desasfaltado de fracciones pesadas, muestran que los desarrollos han sido dirigidos principalmente a la formulación de nuevos solventes

y en el mejoramiento de la técnica de la sección de recuperación del solvente [1]. Asimismo, las predicciones de los desempeños del proceso se han efectuado por medio de datos basados en pruebas a nivel piloto [2]. Lo anterior expone la necesidad de realizar diversos análisis de los rendimientos de la operación del proceso en planta industrial, con el solvente respectivo, por medio de los datos históricos a nivel de producción. Al respecto, Bermúdez *et al.*, 2009, basados en la ecuación de estado de Peng-Robinson y el análisis estadístico multivariado reportan predicciones de los rendimientos del proceso de desasfaltado de fondos de vacío. También, González *et al.*, 2010, aplicaron modelos estadísticos para el análisis y mejora operacional de una planta piloto de desmetalizado de fondos de vacío, reportando un aumento en el porcentaje de recuperación de DMO de ca. 5,3% [3].

**Figura 1. Diagrama de entrada-salidas unidad DEMEX.**



El análisis de datos históricos de proceso puede ser efectuado por medio de las herramientas matemáticas de la estadística multivariada [4][5]. Entre las herramientas de la estadística se encuentran el análisis por componentes principales (PCA), el método de agrupamiento *k-mean* y las regresiones por mínimos cuadrados; este último se ramifica en diversos procedimientos como regresión lineal múltiple (RLM) y mínimos cuadrados parciales (PLS). Referente al análisis PCA, es un método que sirve para reducir el número de variables, consiste en encontrar un conjunto de nuevas variables que se crean como una combinación lineal de las originales, este método permite establecer la máxima variabilidad de las variables explicativas obteniendo así el primer componente principal con la primera mayor varianza, el segundo componente con la segunda mayor varianza y

así sucesivamente. De esta manera, es posible tener un número de componentes menor al número de variables originales. Este método surgió con el fin de eliminar problemas de multicolinealidad.

Complementariamente, Mediante el análisis de agrupamientos *k-mean*, se realizan agrupaciones basadas en las distancias existentes entre las diferentes muestras en un conjunto de variables. Este método es una clasificación de k agrupaciones y permite procesar un número limitado de casos proponiendo previamente el número de agrupaciones que se desee obtener [6]. El análisis de agrupaciones puede ser visualizado en el espacio de los componentes principales, por medio de la gráfica de los *scores*. Es importante destacar que agrupamientos obtenidos a partir de datos históricos pueden ser asociados a diferentes esquemas operativos de las unidades de proceso industrial.

Por otra parte, la regresión RLM, es una técnica estadística que permite predecir el comportamiento de una variable dependiente la cual se puede relacionar con k variables regresoras. Se justifica aplicar este modelo cuando interviene más de una variable regresora [7].

Las regresiones lineales múltiples aplicadas proporcionan un modelo predictor para una variable dependiente—para el proceso DEMEX correspondería al rendimiento de DMO— partiendo de diversas variables independientes. La tabla Anova aplicada a la RLM muestra estadísticos útiles para determinar el desempeño de las regresiones y descartar variables con poca influencia en los modelos [8][9][10]. Asimismo, la selección de los mejores modelos de RLM puede ser guiada aplicando la técnica *backward elimination*, considerando el descarte de regresiones por medio de un estadístico como el coeficiente de determinación ( $R^2$ ) o el criterio de información de Akaike [11].

Otro procedimiento corresponde a la regresión PLS, con este método se encuentra la relación entre la matriz de datos X con la matriz respuesta Y. Este método intenta encontrar factores que cumplan tanto maximizar varianza como lograr correlación [12].

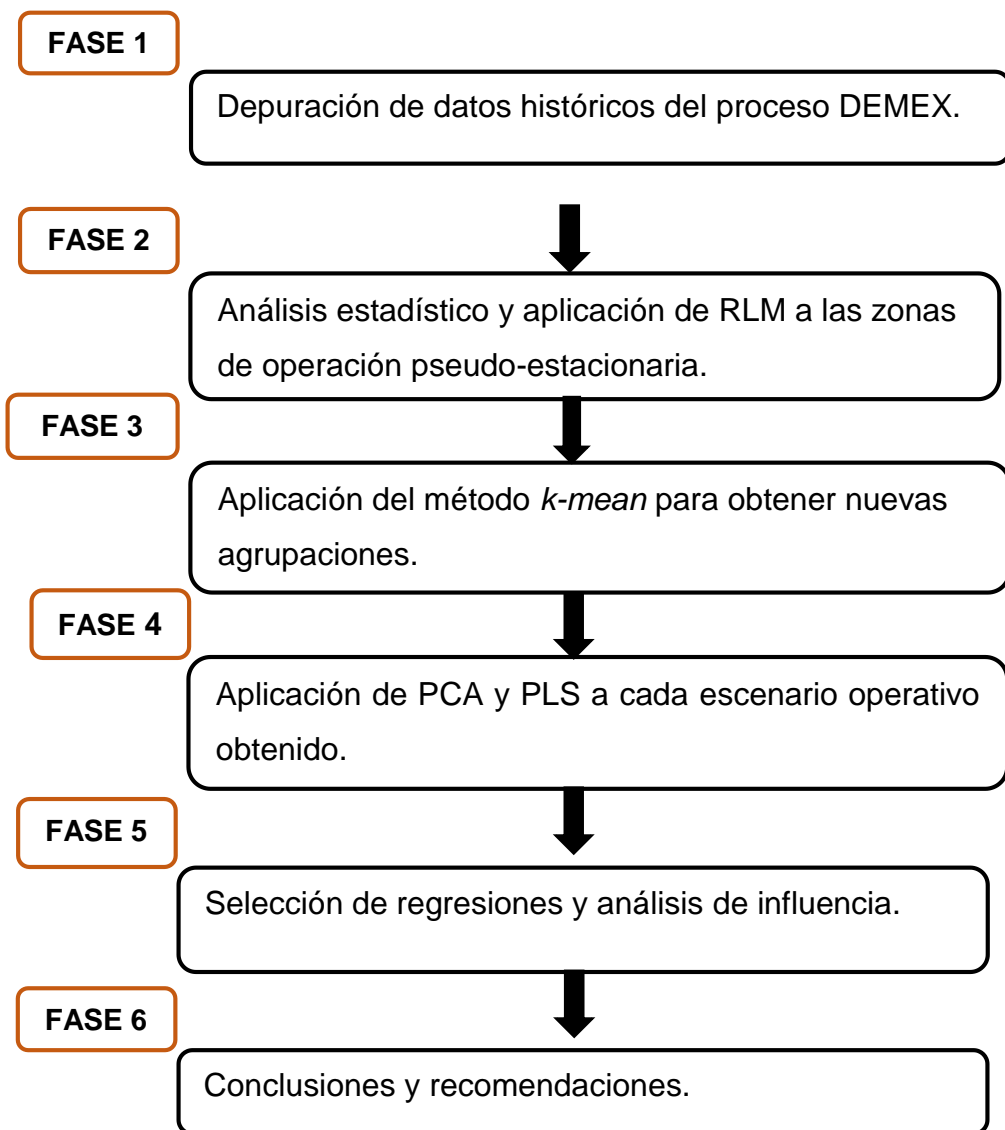
Con base en los fundamentos expuestos anteriormente, el documento en lectura expone los principales resultados sobre el análisis realizado a los datos históricos del proceso DEMEX de la GRB para los años 2014, 2015 y 2016.

Los procedimientos seguidos y los resultados obtenidos son plasmados en los capítulos posteriores.

## 1. DESCRIPCIÓN METODOLÓGICA

Para la realización de este proyecto, se llevaron a cabo los pasos presentados en la Figura 2.

**Figura 2. Metodología**



## 1.1 FASE 1. DEPURACIÓN DE DATOS HISTÓRICOS DE LA PLANTA DEMEX

Se obtiene y depura (eliminación de datos erróneos) un grupo de datos históricos de la planta de fondos de vacío DEMEX suministrada por la GRB, desde el año 2014 al 2016 con intervalos de una hora cada muestra.

## 1.2 FASE 2: ANÁLISIS ESTADÍSTICO Y APLICACIÓN DE RLM A LAS ZONAS PSEUDO-ESTACIONARIAS

**1.2.1 Identificación de datos atípicos** Las muestras con datos atípicos fueron eliminadas con base en el rango intercuartil enmarcado en el diagrama *boxplot* según codificación en el software de uso libre R.

**1.2.2 Identificación y validación de zonas pseudo-estacionarias** Las zonas pseudo-estacionarias fueron identificadas en forma visual mediante diagramas de dispersión respecto a la carga a la planta. Cada zona identificada fue validada por medio de la tabla Anova *one way* de tres factores utilizando el software Origin Pro 8.

**1.2.3 Regresión lineal múltiple** Las variables para cada zona pseudo-estacionaria son auto-escaladas según, [13]

Ecuación 1

$$x_i^* = \frac{x_i - \bar{x}}{\delta}$$

Donde,  $x_i^*$  es la variable autoescalada,  $x_i$  es la variable original,  $\bar{x}$  representa la media de cada variable y  $\delta$  es la desviación estándar. Para la aplicación de la regresión RLM, el 70% de los datos fueron seleccionados aleatoriamente para el proceso de

calibración y los datos restantes para la etapa de validación. Cada modelo fue analizado mediante su respectiva tabla Anova estableciendo un intervalo de confianza del 95% para las pruebas del estadístico  $p$ . El programa STATGRAPHICS fue utilizado para la aplicación del método *backward elimination*.

### **1.3 FASE 3: APLICACIÓN DEL MÉTODO K-MEAN PARA OBTENER NUEVAS AGRUPACIONES**

El método de agrupamiento *k-mean* considerando la distancia euclidiana fue aplicado para definir estados estacionarios basados en análisis multivariado según el código del software The Unscrambler, licenciado para la UIS. A cada una de las agrupaciones obtenidas se les aplicó regresión RLM.

### **1.4 FASE 4: APLICACIÓN DE PCA Y PLS A CADA ESCENARIO OPERATIVO OBTENIDO**

El análisis PCA y la regresión PLS fueron aplicados a cada escenario operativo identificado por medio del programa The Unscrambler. Con PCA se propusieron las variables de mayor influencia para el proceso de desmetalización de fondos de vacío. Asimismo, a cada escenario operativo se le aplica PLS considerando diferentes pesos para las variables. Con el fin de mejorar los modelos obtenidos anteriormente, la regresión PLS fue aplicada a datos depurados sin atípicos de cada escenario operativo, con base en la gráfica de residuos estandarizados con un intervalo de confianza del 95% y los valores del estadístico de Hotteling [15].

## 2. ANÁLISIS DE RESULTADOS

### 2.1 SELECCIÓN Y ANÁLISIS DE DATOS

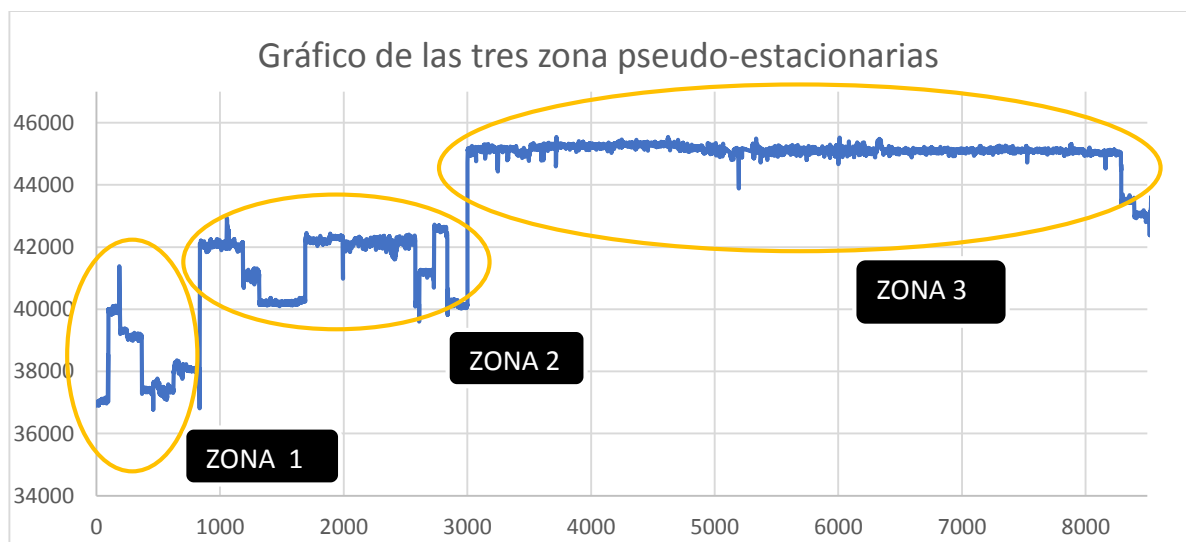
Los datos históricos de la planta DEMEX suministrados por la base de datos de Ecopetrol, están registradas en la Tabla 1. Una vez eliminadas las muestras que presentan error en la lectura y los datos atípicos respecto a la carga de DMO, se obtiene una matriz de 19 variables x 23161 muestras. Por otra parte, la Figura 3 presenta el diagrama de dispersión para la carga; asimismo, sobre la figura se identifican las zonas cuyas medias presentan valores similares, con esto se obtienen tres zonas pseudo-estacionarias; cada una de estas zonas representa un escenario operativo.

**Tabla 1. Variables reportadas en la planta DEMEX**

Variable	Etiqueta	Descripción
x1	Temperatura de la carga D-2501A	Temperatura de extracción en el sedimentador CARGA D-2501A
x2	Temperatura de la carga D-2501B	Temperatura de extracción en el sedimentador CARGA D-2501B
x3	T-2520A entrada carga	Temperatura de extracción de la torre desasfaltadora T-2520A
x4	T-2520B entrada carga	Temperatura de extracción de la torre desasfaltadora T-2520B
x5	Rectificación A	Diferencia de temperatura entre la cima y los fondos de los sedimentadores primarios y secundarios.
x6	Rectificación B	Diferencia de temperatura entre la cima y los fondos de los sedimentadores primarios y secundarios.

Variable	Etiqueta	Descripción
x7	Rectificación T2520A	Diferencia de temperatura entre la cima y fondos de la Torre de extracción T2520A
x8	Rectificación T2520B	Diferencia de temperatura entre la cima y fondos de la Torre de extracción T2520B
x9	API carga	Grados API
x10	CCR carga	Carga de carbón con Radson
x11	Vanadio Carga	Carga de Vanadio
x12	Carga total	Carga de la planta en barriles por día
x13	Penetración	Penetración en la carga
x14	Propano	Solvente propano
x15	Isobutano	Solvente Isobutano
x16	Normal butano	Solvente Normal-butano
X17	Relación Solvente-carga	Relación de flujo solvente a carga
X18	Carbón	Carga de carbón
X19	Rendimiento	Rendimiento de DMO

**Figura 3. Zonas pseudo-estacionarias.**

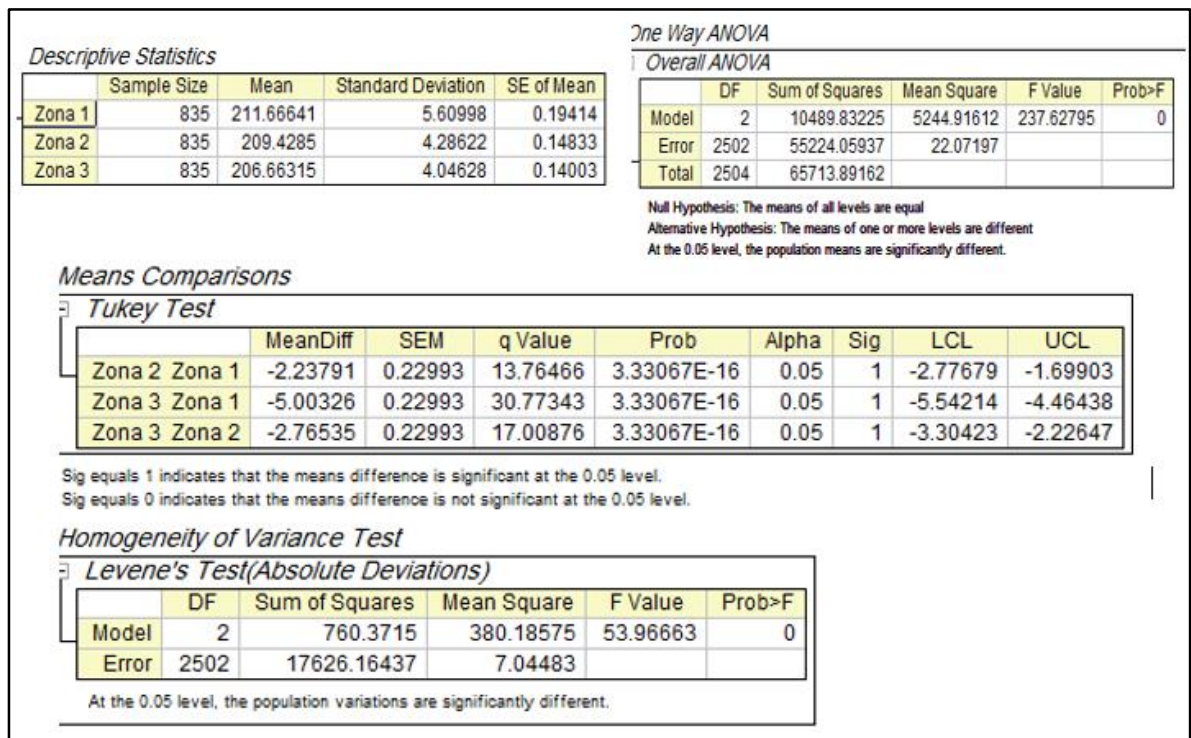


Los resultados de la tabla Anova *one way* para la validación de los escenarios operativos es presentada en Figura 4, la validación utilizó la temperatura de extracción del sedimentador D2501A. Mediante el test de Tuckey se comparan las

medias de cada zona y con la prueba de Levene la desviación estándar de estas. Según la Figura 4, el valor del estadístico F indica que las medias de los escenarios operativos son diferentes con significancia estadística del 95%; asimismo, el test de Tukey y el test de Levene reportaron diferencias significativas para las medias y las varianzas de los escenarios operativos (Figura 4).

Con las anteriores pruebas se puede concluir que no existe relación alguna entre los escenarios operativos establecidos.

**Figura 4. Validación zonas Pseudo-estacionarias**



## 2.2 REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE

**2.2.1 Regresión lineal múltiple de las zonas pseudo-estacionarias** Se realiza una RLM a cada zona pseudo-estacionaria identificada y validada anteriormente, con el fin de predecir el rendimiento de DMO. La Tabla 2 presenta el resumen de los estadísticos  $R^2$  y RMSE para las etapas de calibración y validación, para cada zona pseudo-estacionaria; en el Anexo B, Tablas 8, 9 y 10 se encuentran las Anovas respectivas.

**Tabla 2. Estadísticos para la calibración y validación RLM para cada zona pseudo-estacionaria.**

	Zona 1	Zona 2	Zona 3
<b><math>R^2</math> de calibración</b>	0.697	0.827	0.686
<b><math>R^2</math> de validación</b>	0.736	0.922	0.863
<b>RMSE de calibración</b>	0.521	0.421	0.561
<b>RMSE de validación</b>	0.737	0.429	0.564
<b>Número de variables en el modelo</b>	11	14	14

Según la Tabla 2, la zona 2 presenta la regresión RLM con mejor desempeño; por otro lado, las zonas 1 y 3 reportan el menor desempeño en los modelos de regresión RLM (menores  $R^2$  y RMSE). La regresión en la zona 2 (Ecuación 2) está conformada por 14 entradas, de las cuales las que mayor influencia corresponden a CCR carga, Isobutano y Vanadio, mientras que las de menor influencia son relación solvente-carga y Temperatura de rectificación T2520A. Revisando la tendencia para estas últimas es posible apreciar que el rango de variación para las mismas resultan bajos en comparación con sus valores; con esto, la planta DEMEX presenta la mayor estabilidad cuando opera según el estado pseudo-estacionario dado por la zona 2.

## Ecuación 2. Modelo de la zona 2

$$Y = 2.63x_1 + 14.07x_2 + 12.2x_3 + 1.81x_7 + 10.9x_8 + 9.61x_9 + 34.33x_{10} + 23.06x_{11} + 18.35x_{12} + 18.56x_{14} + 30.72x_{15} + 7.04x_{16} + 1.30x_{17} + 0.8x_{18} + 0.00099$$

**2.2.2 Regresión lineal múltiple de las zonas pseudo-estacionarias con backward elimination.** Para mejorar los desempeños de las regresiones, el número de variables en los modelos incluyeron entradas con interacciones de dos factores; con esto, el número de entradas totales iniciales para cada modelo corresponde a 171. Los modelos con mejor desempeño fueron obtenidos por medio de la técnica *backward elimination* con el criterio del  $R^2$ ; los resultados de la regresión lineal múltiple obtenidas con *backward elimination* se presentan en la Tabla 3.

**Tabla 3. Resultados finales regresiones RLM con backward elimination.**

	Matriz completa	Zona 1	Zona 2	Zona 3
$R^2$	80,769	82,166	88,730	82,564
Número de variables en el mejor modelo	124	77	80	121

Según los resultados de la Tabla 3, la zona que presenta la regresión con mejor desempeño corresponde al escenario operativo definido por la zona 2. En general se aprecia que la inclusión de los efectos dobles mejora el desempeño de las regresiones RLM en los modelos para el proceso DEMEX, mostrando que el modelo reproduce el desempeño obtenido para el DMO en forma cualitativa; sin embargo, el número de entradas requeridas para este modelo restringe su aplicación. Las entradas que poseen mayor influencia en el modelo de la zona 2 corresponden a Temperatura de la Carga D-2501B \* Vanadio Carga ( $x_2 \cdot x_{11}$ ), Temperatura de la Carga D-2501A \* Carga Total ( $x_1 \cdot x_{12}$ ) y Temperatura de la Carga D-2501A \* Relación solvente carga ( $x_1 \cdot x_{17}$ ); mientras que aquellas entradas con menor aporte al modelo son Vanadio carga \* Carbón ( $x_{11} \cdot x_{18}$ ), T-2520A entrada carga \* Relación

solvente carga y API carga\*Carbón (x19\*x18). En el anexo B Tabla 11, 12, 13 y 14 se presentan los estadísticos del modelo de cada región con la influencia de cada variable.

**2.2.3 Aplicación del método k-means y PLS** La regresión PLS es utilizada para mejorar el desempeño de las predicciones en cada *cluster*. En la primera aproximación, la regresión PLS es aplicada considerando pesos iguales para todas las variables; la Tabla 4 presenta los desempeños obtenidos en cada regresión. Según esta tabla la regresión PLS definida exhibe desempeños bajos para la predicción de los rendimientos de DMO. Por otra parte, en la Tabla 5 se presentan los resultados de la regresión PLS asignando peso nulo a aquellas entradas de menor aporte según las puntuaciones obtenidas del PCA. Según esta tabla, la estrategia aplicada para PLS reporta desempeños bajos para los modelos supuestos.

**Tabla 4. Resultados de PLS seleccionando igual peso para todas las variables.**

	<b>Matriz completa</b>	<b>Cluster 0</b>	<b>Cluster 1</b>	<b>Cluster 2</b>	<b>Cluster 3</b>
<b>R<sup>2</sup> de calibración</b>	0,52	0,726	0,422	0,354	0,368
<b>R<sup>2</sup> de validación</b>	0,519	0,724	0,418	0,346	0,361
<b>RMSE de calibración</b>	0,692	0,523	0,760	0,804	0,794
<b>RMSE de validación</b>	0,693	0,525	0,763	0,808	0,799

**Tabla 5. Resultados de PLS asignando peso cero a las entradas de menor influencia en el modelo**

	<b>Matriz completa</b>	<b>Cluster 0</b>	<b>Cluster 1</b>	<b>Cluster 2</b>	<b>Cluster 3</b>
<b>R<sup>2</sup> de calibración</b>	0,375	0,632	0,223	0,236	0,175
<b>R<sup>2</sup> de validación</b>	0,374	0,629	0,220	0,231	0,172
<b>RMSE de calibración</b>	0,79	0,606	0,881	0,873	0,908
<b>RMSE de validación</b>	0,791	0,608	0,883	0,877	0,91

Con la filosofía anterior, diferentes regresiones PLS fueron ajustadas asignando diversos pesos; sin embargo, ninguna estrategia reportó mejoría en los desempeños.

**Tabla 6. Resultados de PLS dando peso cero a la variable que menor influencia presenta en cada escenario operativo**

	<b>Matriz comple. sin X-18</b>	<b>Cluster 0 sin X-10</b>	<b>Cluster 1 sin X-18</b>	<b>Cluster 2 sin X-16</b>	<b>Cluster 3 sin X-10</b>
<b>R<sup>2</sup> de calibración</b>	0,514	0,726	0,411	0,334	0,352
<b>R<sup>2</sup> de validación</b>	0,513	0,723	0,408	0,337	0,345
<b>RMSE de calibración</b>	0,697	0,524	0,767	0,815	0,805
<b>RMSE de validación</b>	0,698	0,526	0,769	0,819	0,809

### 2.3 ANÁLISIS DE LA INFLUENCIA DE LAS VARIABLES DE PROCESO.

Los mejores coeficientes de determinación se obtuvieron de la regresión lineal múltiple de los tres primeros escenarios operativos. Dada la extensión de cada modelo, los coeficientes correspondientes a las regresiones son presentadas en el Anexo B Tablas 13, 14 y 15. La Tabla 7 presenta los coeficientes de las variables con mayor influencia en cada zona.

**Tabla 7. Coeficientes de las variables más influyentes en cada zona pseudo-estacionaria**

Zona 1		Zona 2		Zona 3	
Variables más influyentes	Coeficiente	Variables más influyentes	Coeficiente	Variables más influyentes	Coeficiente
x2*x13	-283.82	x2*x11	50.53	x1*x3	-78.97
x2*x3	268.42	x1*x12	-50.08	x2^2	73.12
x2*x10	-228.13	x1*x17	-40.17	x1^2	63.64

La zona 1 predice el 82% de la variabilidad del rendimiento de DMO, este escenario operativo fue estructurado para recibir máximo 39999 barriles por día (BPD) de carga de fondos de vacío. Una alta penetración (x13) significa una penetración mayor a los 40 mm (milímetros) en la carga. Penetraciones por debajo de 30 mm significan trabajar la planta con bajo rendimiento de 45-48% de DMO, con lo cual es recomendable trabajar con altos niveles de penetración.

La zona 2 cuenta con un coeficiente de determinación del 88.7%, siendo este el escenario con mayor capacidad de predicción de variabilidad de rendimiento. Este modelo tiene la capacidad de predecir rendimientos para escenario operativos con cargas entre <40000 y 42999> BPD. Para la variable relación solvente carga (x17) se tiene que un aumento en esta relación implica un aumento en el rendimiento de DMO, Una relación alta de solvente a carga es preferida debido a la mejor

selectividad, pero incrementa los costos de operación. Esto hace que estas relaciones sean limitadas a rangos muy estrechos.

Por última la zona 3 presenta un nivel de predicción del 82,6%, dicho escenario operativo fue formulado para cargas entre 43000BPD a 45000BPD siendo este el máximo valor de carga operado por la planta DEMEX. En este se observa que las variables con mayor influencia son las temperaturas de extracción de los sedimentadores y desasfaltadores (x1, x2 y x3). Estas temperaturas de extracción de los sedimentadores se encuentran como las variables más influyentes en los tres escenarios operativos analizados. Dichas variables tienen que ser variadas para controlar el rendimiento y calidad del DMO en la unidad. El incremento en la temperatura reducirá el rendimiento y mejorará la calidad del DMO mientras se incrementa el rendimiento y se disminuye la viscosidad de asfalto. Con el aumento en la temperatura de extracción, el DMO extraído será más liviano, menos viscoso y el contenido de níquel, vanadio, sodio, asfaltenos, carbón, azufre y nitrógeno será más bajo. Al disminuir el contenido de estos componentes, se presenta una disminución en el rendimiento.

### 3. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Las regresiones con mejor capacidad de predicción para los escenarios operativos identificados para la unidad DEMEX fueron obtenidas por medio de la aplicación de RLM. Las regresiones desarrolladas pueden ser aplicadas desde el punto de vista cualitativo, sin embargo, esta capacidad predictiva es opacada por la cantidad de entradas necesarias para cada modelo.

El control de las temperaturas de extracción en las Torres Desasfaltadoras y en los sedimentadores primarios es de suma importancia porque fijan la calidad y rendimiento del DMO saliente por la cima de los sedimentadores primarios y torres en cualquiera de los tres escenarios operativos, ya que fueron estas las variables ( $x_1$ ,  $x_2$  y  $x_3$ ) con mayor influencia en los tres modelos obtenidos. Eventualmente, una temperatura más alta reducirá la cantidad de DMO, pero mejorará su calidad.

Se recomienda utilizar otros métodos de análisis multivariado como Supporting vector machine (SVM) con el objetivo de obtener regresiones en los escenarios operativos con mayor capacidad de predicción de variabilidad del rendimiento del aceite desmetalizado (DMO).

## CITAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Jung Moo Lee a, S. S. (2014). Separation of solvent and deasphalted oil for solvent deasphalting process. *Fuel Processing Technology* 119, 204-210; Fahai, C., Dan, J., Wudong, L., Ping'an, D., Guizhong, Y., & Weiyong, Y. (2010). Process analysis of the extract unit of vacuum residue through mixed. *Chemical Engineering and Processing* 49, 91–96.
- [2] León Bermúdez, A. Y., Grosso Vargas, J. L., DIR., Parra Ramírez, M. J. (2009). Estimación de rendimiento del desasfaltado de fondos de vacío basado en la ecuación de estado de Peng- Robinson y la técnica de quimiometría. Bucaramanga: CONVENIO UIS - ICP 002 DE 2006 TESIS (MAGISTER EN INGENIERIA QUIMICA) - UIS. ESCUELA DE INGENIERIA QUIMICA, 2009
- [3] Gonzales, S; *et al.* Modified design for vacuum residue processing. *CT&F Ciencia, Tecnología y Futuro*, vol. 4, núm. 2, diciembre, 2010, pp. 57-69 ECOPETROL S.A. Bucaramanga, Colombia [en línea]: <<http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=46518585005>> [citado 27 de abril de 2017]
- [4] PASADAKIS, N.; SOURLIGAS, S.; FOTEINOPOULOS, Ch. Prediction of the distillation profile and cold properties of diesel fuels using mid-IR spectroscopy and neural networks. *Fuel*, 2006, 85, 1131-1137. Disponible en: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0016236105003790>> [citado 29 abril del 2017]
- [5] VALIM DE FREITAS, Leandro, *et al.* Contributions of Multivariate Statistics in Oil and Gas Industry. Chapter from the book *Multivariate Analysis in Management*,

Engineering and the Sciences, 2012. Intech. Disponible en: <https://www.intechopen.com/books/multivariate-analysis-in-management-engineering-and-the-sciences/contributions-of-multivariate-statistics-in-oil-and-gas-industry>

[6] FUENTE, Santiago. Análisis conglomerado. Facultad Ciencias económicas y empresariales. Universidad Autónoma de Madrid. Madrid 2011. pp.2-7 UAM [en línea].

<<http://www.fuenterrebollo.com/Economicas/ECONOMETRIA/SEGMENTACION/CONGLOMERADOS/conglomerados.pdf> > [citado 27 abril del 2017]

[7] ASTORGA GÓMEZ, Juan M. Aplicación de modelos de regresión lineal para determinar las armónicas de tensión y corriente Ingeniería Energética, vol. XXXV, núm. 3, septiembre-diciembre, 2014, pp. 234-241 Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría La Habana, Cuba

[8] MONGOMERY, Douglas C. y RUNGER, George C. Probabilidad y estadística aplicada a la ingeniería, México, Mc Graw-Hill, 1996

[9] NUÑEZ A. Eduardo; STEYERBERGC, Ewoult; NUÑEZ, Julio. Estrategias para la elaboración de modelos estadísticos de regresión. Publicado 29 de abril de 2011. 2011 Sociedad Española de Cardiología. Publicado por Elsevier España,S.L. All rights reserved.

[10] ORTEGA, J y Fernández, C. Métodos estadísticos en biología del comportamiento: Aplicación de la estadística circular. Editorial Complutense, 1994. 232p. ISBN: 847-49-1512-0

- [11] VEGA, Gema. Curso de estadística avanzada [en línea] <<https://previa.uclm.es/actividades0708/cursos/estadistica/pdf/descargas/AnalisisMultivariante.pdf>> [citado 27 abril del 2017]
- [12] GAVIRIA PEÑA, Carlos. Regresión por Mínimos Cuadrados Parciales PLS Aplicada a Datos Variedad Valuados. Medellín Colombia 2016, 156 h. Trabajo de grado (Magister en ciencias estadísticas). Universidad Nacional de Colombia. Facultad de ciencias exactas. Escuela de Estadística.
- [13] RODRIGUEZ MARTÍN, Rosa del Carmen. Aportaciones al conocimiento del estado medioambiental de hidrosistemas de interés internacional situados en la Castilla-La Mancha. La Mancha, 1999, 584 h. Tesis doctoral (Doctora en ciencias químicas). Universidad de Castilla-La Mancha. Facultad de Ciencias químicas. Departamento de química analítica y tecnología de alimentos

## BIBLIOGRAFÍA

ASTORGA GÓMEZ, Juan M. Aplicación de modelos de regresión lineal para determinar las armónicas de tensión y corriente Ingeniería Energética, vol. XXXV, núm. 3, septiembre-diciembre, 2014, pp. 234-241 Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría La Habana, Cuba

DEVORE, Jay. Statistics for Engineering and Sciences. Cengage Learning Editores S.A. de C.V.; 7 Edition 2008. 744 p. ISBN: 970-68-6831-3

ESBENSEN, Kim; et al. Multivariate data Analysis: an Introduction to Multivariate Data Analysis and Experimental Design. 5th edition Aalborg University, 2010. 597p. ISBN: 829-93-3303-2

ECOPETROL S.A. Refinación [en línea]  
<<http://www.ecopetrol.com.co/wps/portal/es/ecopetrol-web/nuestra-empresa/quienes-somos/lo-que-hacemos/refinacion>>

FUENTE, Santiago. Análisis conglomerado. Facultad Ciencias económicas y empresariales. Universidad Autónoma de Madrid. Madrid 2011. pp.2-7 UAM [en línea].  
<<http://www.fuenterrebollo.com/Economicas/ECONOMETRIA/SEGMENTACION/CONGLOMERADOS/conglomerados.pdf>>

GAVIRIA PEÑA, Carlos. Regresión por Mínimos Cuadrados Parciales PLS Aplicada a Datos Variedad Valuados: Regresión PLS. Medellín, 2016, 156 h. Trabajo de grado (Magister en Ciencias-Estadísticas). Universidad Nacional de Colombia. Facultad de ciencias, Escuela de estadística. Disponible en el catálogo en línea de

la Biblioteca de la Universidad Nacional de Colombia:  
<<http://www.bdigital.unal.edu.co/53233/1/8105560.2016.pdf> >

GONZÁLES, S. *et as.* Modified design for vacuum residue processing. CT&F Ciencia, Tecnología y Futuro, vol. 4, núm. 2, diciembre, 2010, pp. 57-69  
ECOPETROL S.A. Bucaramanga, Colombia [en línea]:  
<<http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=46518585005> > [citado 27 de abril de 2017]

JUNG MOO Lee a, S. S. (2014). Separation of solvent and deasphalted oil for solvent deasphalting process. Fuel Processing Technology 119, 204-210; Fahai, C., Dan, J., Wudong, L., Ping'an, D., Guizhong, Y., & Weiyong, Y. (2010). Process analysis of the extract unit of vacuum residue through mixed. Chemical Engineering and Processing

LEÓN BERMÚDEZ, A. Y., Grosso Vargas, J. L., DIR., Parra Ramírez, M. J. (2009). Estimación de rendimiento del desasfaltado de fondos de vacío basado en la ecuación de estado de Peng- Robinson y la técnica de quimiometría. Bucaramanga: CONVENIO UIS - ICP 002 DE 2006 TESIS (MAGISTER EN INGENIERIA QUIMICA) UIS. ESCUELA DE INGENIERIA QUIMICA, 2009

LLOPIS PÉREZ, J. (2012). Tema 17: Análisis de componentes principales. [online] LA ESTADÍSTICA: UNA ORQUESTA HECHA INSTRUMENTO. [en línea] <https://estadisticaorquestainstrumento.wordpress.com/2012/12/29/tema-17-analisis-de-componentes-principales/>

MILLER, C; HEEREN, Vern y HORNSBY John. Matemática: razonamiento y aplicaciones. Décima edición. Naucalpan de Juárez, México: Pearson/Addison Wesley, 2006. 759 p.

MONGOMERY, Douglas C. y RUNGER, George C. Probabilidad y estadística aplicada a la ingeniería, México, Mc Graw-Hill, 1996

NUÑEZ A. Eduardo; STEYERBERGC, Ewoult; NUÑEZ, Julio. Estrategias para la elaboración de modelos estadísticos de regresión. Publicado 29 de abril de 2011. 2011 Sociedad Española de Cardiología. Publicado por Elsevier España,S.L. All rights reserved.

PASADAKIS, N.; SOURLIGAS, S.; FOTEINOPOULOS, Ch. Prediction of the distillation profile and cold properties of diesel fuels using mid-IR spectroscopy and neural networks. Fuel, 2006, 85, 1131-1137. Disponible en: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0016236105003790>> [citado 27 abril del 2017]

ORTEGA, J y Fernández, C. Métodos estadísticos en biología del comportamiento: Aplicación de la estadística circular. Editorial Complutense, 1994. 232p. ISBN: 847-49-1512-0

RODRIGUEZ MARTÍN, Rosa del Carmen. Aportaciones al conocimiento del estado medioambiental de hidrosistemas de interés internacional situados en la Castilla-La Mancha. La Mancha, 1999, 584 h. Tesis doctoral (Doctora en ciencias químicas). Universidad de Castilla-La Mancha. Facultad de Ciencias químicas. Departamento de química analítica y tecnología de alimentos

ROQUE SERRANNO GALLEGO. Introducción al análisis de datos experimentales: tratamiento de datos en bioensayos: primera edición. España: Universidad de Jaume, 2003. 96, 121 p. (84-8021-429-5)

VALIM DE FREITAS, Leandro, *et al.* Contributions of Multivariate Statistics in Oil and Gas Industry. Chapter from the book Multivariate Analysis in Management,

Engineering and the Sciences, 2012. Intech. Disponible en: <<https://www.intechopen.com/books/multivariate-analysis-in-management-engineering-and-the-sciences/contributions-of-multivariate-statistics-in-oil-and-gas-industry>>

VEGA, Gema. Curso de estadística avanzada [en línea] <<https://previa.uclm.es/actividades0708/cursos/estadistica/pdf/descargas/AnalisisMultivariante.pdf>> [citado 27 abril del 2017]

WILLIAM NAVIDI. Estadística para ingenieros y científicos: Primera edición. Ciudad de México: Mc Graw Hill, 2006. 481 p. (Biblioteca Universidad Industrial de Santander)

XIMÉNEZ, Carmen; MARTÍN, Rafael. Fundamentos de las técnicas multivariantes. Universidad Nacional de educación a distancia, Madrid, 2013. ISBN: 978-84-362-6798-3

## ANEXOS

### ANEXO A. Diagramas de dispersión anuales de la carga de DMO

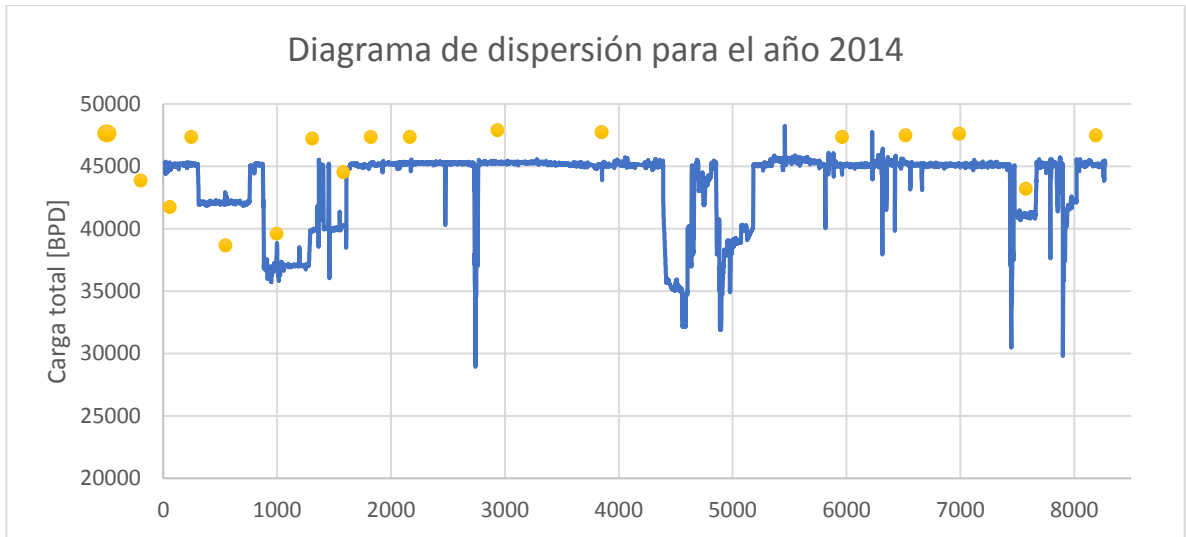


Figura 5. Diagrama de dispersión para el año 2014

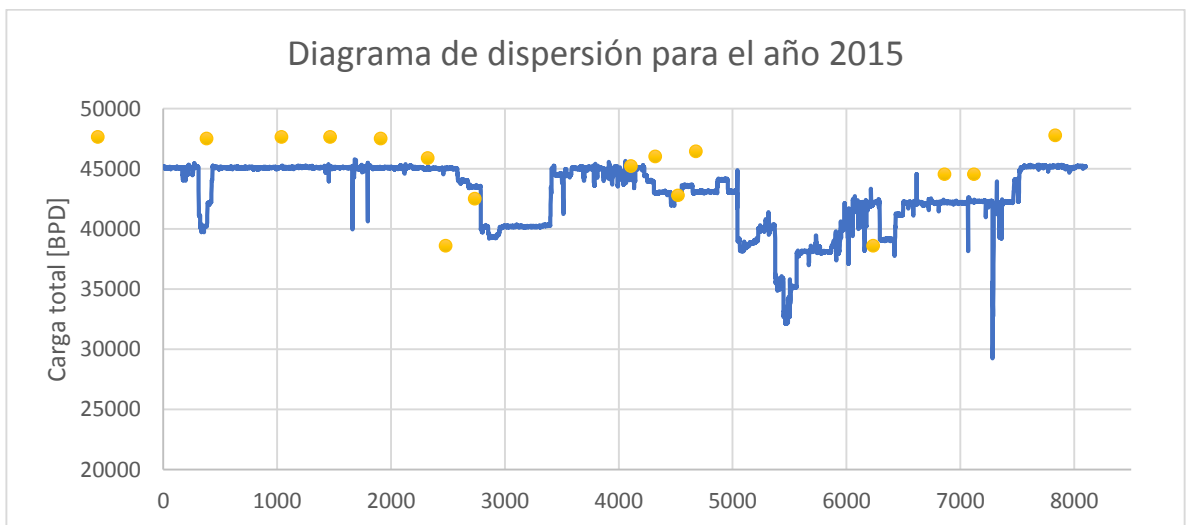
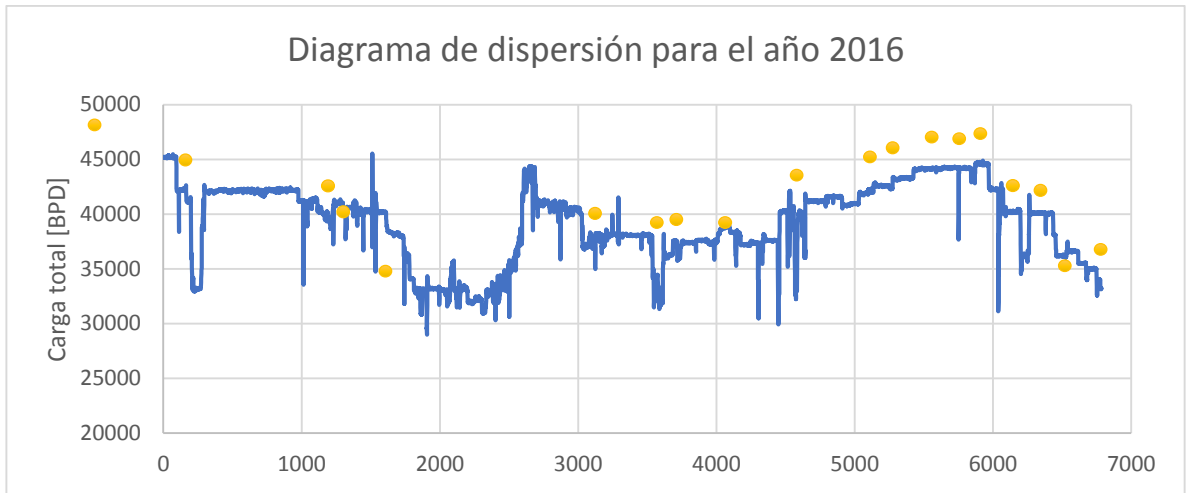


Figura 6. Diagrama de dispersión para el año 2015



**Figura 7. Diagrama de dispersión para el año 2016**

**ANEXO B. Tablas Anova de las zonas pseudo-estacionarias**

**Tabla 8. Anova de la zona 1 pseudo-estacionaria**

<b>Zona 1</b>							
<b>Anova Table</b>							
<b>Multiple Correlation: 0.8351549 (cal) 0.7608835 (val)</b>							
	<b>SS</b>	<b>df</b>	<b>MS</b>	<b>F ratio</b>	<b>p value</b>	<b>B-coefficients</b>	<b>STDerr</b>
Summary							
Model	358.7013	11	32.60921	120.1012	0		
Error	155.5778	573	0.2715145				
Adjusted Total	514.2791	584	0.8806149				
<b>Variables</b>							
Intercept	0.0631	1.0	0.0631	0.2325	0.6298	0.0104	0.0216
CARGA D-2501A	5.8359	1.0	5.8359	21.4937	0.0000	-1.1711	0.2526
CARGA D-2501B	6.7903	1.0	6.7903	25.0090	0.0000	1.2769	0.2553
T-2520B ENTRADA CARGA	2.0995	1.0	2.0995	7.7326	0.0056	0.1444	0.0519
RECTIFICACION B	3.8454	1.0	3.8454	14.1629	0.0002	-0.2249	0.0597
RECTIFICACION T2520A	1.8724	1.0	1.8724	6.8961	0.0089	0.1911	0.0728
RECTIFICACION T2520B	16.8464	1.0	16.8464	62.0460	0.0000	-0.4147	0.0526
API CARGA	60.3210	1.0	60.3210	222.1651	0.0000	0.4510	0.0303

Zona 1							
Anova Table							
Multiple Correlation: 0.8351549 (cal) 0.7608835 (val)							
	SS	df	MS	F ratio	p value	B-coefficients	STDerr
CARGA TOTAL	1.2849	1.0	1.2849	4.7323	0.0300	0.0954	0.0439
PROPANO	9.4432	1.0	9.4432	34.7799	0.0000	1.6936	0.2872
ISOBUTANO	19.8400	1.0	19.8400	73.0717	0.0000	2.3044	0.2696
NORMAL BUTANO	13.1568	1.0	13.1568	48.4572	0.0000	0.9145	0.1314

Tabla 9. Anova de la zona 2 pseudo-estacionaria

Zona 2							
Anova Table							
Multiple Correlation: 0.9095104 (cal) 0.8984702 (val)							
R-Square: 0.8272091 (cal) 0.9224901 (val)							
	SS	df	MS	F ratio	p value	B-coefficients	STDerr
Summary							
Model	1277.088	14	91.22054	513.2716	0		
Error	266.7633	1501	0.1777237				
Adjusted Total	1543.851	1515	1.019043				
<b>Variables</b>							
Intercept	0.001	1.0	0.001	0.006	0.940	-0.001	0.011
CARGA D-2501 <sup>a</sup>	2.635	1.0	2.635	14.824	0.000	0.295	0.077
CARGA D-2501B	14.071	1.0	14.071	79.176	0.000	-0.698	0.078

<b>Zona 2</b>							
<b>Anova Table</b>							
<b>Multiple Correlation: 0.9095104 (cal) 0.8984702 (val)</b>							
<b>R-Square: 0.8272091 (cal) 0.9224901 (val)</b>							
	<b>SS</b>	<b>df</b>	<b>MS</b>	<b>F ratio</b>	<b>p value</b>	<b>B-coefficients</b>	<b>STDerr</b>
T-2520B ENTRADA CARGA	12.203	1.0	12.203	68.661	0.000	-0.174	0.021
RECTIFICACION T2520A	1.810	1.0	1.810	10.186	0.001	-0.046	0.014
RECTIFICACION T2520B	10.902	1.0	10.902	61.344	0.000	0.170	0.022
API CARGA	9.611	1.0	9.611	54.078	0.000	0.104	0.014
CCR CARGA	34.328	1.0	34.328	193.154	0.000	-0.207	0.015
VANADIO CARGA	23.057	1.0	23.057	129.738	0.000	-0.204	0.018
CARGA TOTAL	18.351	1.0	18.351	103.253	0.000	-0.205	0.020
PROPANO	18.559	1.0	18.559	104.427	0.000	0.239	0.023
ISOBUTANO	30.716	1.0	30.716	172.829	0.000	-0.806	0.061
NORMAL BUTANO	7.040	1.0	7.040	39.611	0.000	0.412	0.065
Relacion Solvente-carga	1.298	1.0	1.298	7.305	0.007	0.055	0.020
Carbon	0.801	1.0	0.801	4.506	0.034	0.030	0.014

**Tabla 10. Anova de la zona 3 pseudo-estacionaria**

<b>Zona 3</b>							
<b>Anova Table</b>							
<b>Multiple Correlation: 0,8280581 (cal) 0,8266293 (val)</b>							
<b>R-Square: 0,6856802 (cal) 0,8634237 (val)</b>							
	<b>SS</b>	<b>df</b>	<b>MS</b>	<b>F ratio</b>	<b>p value</b>	<b>B-coefficients</b>	<b>STDerr</b>
Summary							
Model	3328.261	14	237.7329	755.4145	0		
Error	1525.691	4848	0.3147053				
Adjusted Total	4853.952	4862	0.9983447				
Variables							
Intercept	0.044	1.0	0.044	0.141	0.707	0.003	0.008
T-2520A ENTRADA CARGA	9.057	1.0	9.057	28.778	0.000	-0.295	0.055
T-2520B ENTRADA CARGA	4.045	1.0	4.045	12.855	0.000	0.203	0.057
RECTIFICACION B	94.843	1.0	94.843	301.372	0.000	-0.199	0.011
RECTIFICACION T2520A	16.841	1.0	16.841	53.515	0.000	-0.111	0.015
RECTIFICACION T2520B	19.383	1.0	19.383	61.589	0.000	-0.118	0.015
API CARGA	6.774	1.0	6.774	21.524	0.000	-0.051	0.011
VANADIO CARGA	3.206	1.0	3.206	10.188	0.001	-0.035	0.011
CARGA TOTAL	206.541	1.0	206.541	656.298	0.000	0.334	0.013

<b>Zona 3</b>							
<b>Anova Table</b>							
<b>Multiple Correlation: 0,8280581 (cal) 0,8266293 (val)</b>							
<b>R-Square: 0,6856802 (cal) 0,8634237 (val)</b>							
	<b>SS</b>	<b>df</b>	<b>MS</b>	<b>F ratio</b>	<b>p value</b>	<b>B-coefficients</b>	<b>STDerr</b>
Penetracion	463.353	1.0	463.353	1472.337	0.000	0.376	0.010
PROPANO	252.527	1.0	252.527	802.421	0.000	-0.606	0.021
ISOBUTANO	155.726	1.0	155.726	494.831	0.000	-0.801	0.036
NORMAL BUTANO	43.768	1.0	43.768	139.076	0.000	-0.443	0.038
Relacion Solvente-carga	10.493	1.0	10.493	33.342	0.000	0.069	0.012
Carbon	54.142	1.0	54.142	172.039	0.000	0.119	0.009

**Tabla 11. Estadísticos RLM de la Matriz completa de efectos dobles y simples aplicando backward**

Variable	Coefficiente	Error Estándar	Valor-P	Influencia de cada variable
x1*x3	-97.26	15.35	0	8.01%
x1*x4	87.79	15.31	0	7.23%
x2*x3	-77.57	15.19	0	6.39%
x2^2	71.20	15.44	0	5.86%
x1*x2	59.97	14.52	0	4.94%
x1*x7	58.11	10.72	0	4.78%
x2*x6	-52.82	10.70	0	4.35%
x12*x18	30.91	1.52	0	2.54%
x1*x8	-30.30	9.64	0.0017	2.49%
x2	-29.23	8.82	0.0009	2.41%
x2*x7	28.17	9.79	0.004	2.32%
x12*x13	24.26	1.50	0	2.00%
x1^2	-21.20	8.29	0.0105	1.75%
x2*x14	-20.47	5.31	0.0001	1.68%
x3*x16	-17.05	1.73	0	1.40%
X5^2	16.35	1.43	0	1.35%
x1	-16.13	4.31	0.0002	1.33%
x11*x12	-15.29	0.52	0	1.26%
x1*x15	15.21	5.26	0.0038	1.25%
x3*x8	14.61	1.19	0	1.20%
x13*x15	14.36	1.22	0	1.18%
X11^2	-13.25	0.59	0	1.09%
x5	12.57	2.37	0	1.04%
x7*x12	-11.58	2.57	0	0.95%
X6^2	-11.27	1.05	0	0.93%
x5*x18	-10.77	0.91	0	0.89%
X13^2	-10.69	0.48	0	0.88%
x4*x7	-10.66	1.00	0	0.88%
x6*x13	10.56	2.42	0	0.87%
x1*x9	-10.32	3.29	0.0017	0.85%
x2*x11	9.85	0.75	0	0.81%
x4*x18	-9.65	2.24	0	0.79%
x1*x18	9.54	4.56	0.0366	0.79%

Variable	Coeficiente	Error Estándar	Valor-P	Influencia de cada variable
x2*x9	9.45	0.73	0	0.78%
x11*x15	-9.10	0.89	0	0.75%
x1*x13	8.42	4.03	0.0366	0.69%
x2*x8	8.41	3.35	0.0121	0.69%
X3^2	8.19	1.41	0	0.67%
x2*x12	-7.92	4.02	0.0487	0.65%
X2*X4	-7.55	1.59	0	0.62%
x4*x12	7.19	0.51	0	0.59%
x5*x7	6.95	1.02	0	0.57%
x6	-6.73	0.97	0	0.55%
x10*x18	6.68	0.58	0	0.55%
x12*x16	-6.40	0.32	0	0.53%
x2*x5	-6.31	1.27	0	0.52%
x11*x13	-5.91	0.55	0	0.49%
x4*x13	5.72	1.28	0	0.47%
X8^2	5.56	0.56	0	0.46%
x3*x18	5.46	1.13	0	0.45%
x9*x10	5.38	0.98	0	0.44%
x5*x12	-5.05	1.30	0.0001	0.42%
x2*x10	5.01	0.57	0	0.41%
x5*x15	4.86	1.13	0	0.40%
x5*x10	-4.83	1.19	0.0001	0.40%
x9*x11	-4.36	0.29	0	0.36%
x6*x17	4.30	1.11	0.0001	0.35%
x5*x11	-4.24	1.41	0.0027	0.35%
x9*x17	-4.21	0.41	0	0.35%
x4*x17	4.19	1.19	0.0004	0.34%
x4*x6	3.70	0.38	0	0.30%
x11	3.70	0.31	0	0.30%
x10	3.65	1.12	0.0011	0.30%
x7*x8	3.65	0.48	0	0.30%
x13*x16	-3.57	0.59	0	0.29%
x1*x16	3.50	0.79	0	0.29%
x7	-3.46	0.96	0.0003	0.29%
x6*x11	3.44	1.00	0.0006	0.28%

Variable	Coeficiente	Error Estándar	Valor-P	Influencia de cada variable
x10*x11	-3.34	0.44	0	0.27%
x7*x9	-3.29	0.60	0	0.27%
x7*x10	-3.24	0.50	0	0.27%
x9*x16	-3.18	0.37	0	0.26%
x6*x16	-2.97	0.54	0	0.24%
x8*x15	-2.84	0.41	0	0.23%
x7*x17	2.81	0.90	0.0018	0.23%
x5*x17	-2.69	0.72	0.0002	0.22%
x10*x15	-2.64	0.45	0	0.22%
x2*x13	-2.62	0.77	0.0006	0.22%
x1*x17	-2.62	0.53	0	0.22%
x4*x11	2.58	0.28	0	0.21%
x9	-2.48	0.40	0	0.20%
x5*x6	-2.44	0.93	0.0089	0.20%
x7*x15	-2.38	0.89	0.0074	0.20%
x9*x15	-2.38	0.28	0	0.20%
x3*x14	2.31	1.17	0.0475	0.19%
x12*x15	2.07	0.12	0	0.17%
x9*x14	2.05	0.15	0	0.17%
X4^2	-1.98	0.36	0	0.16%
x8*x10	-1.93	0.24	0	0.16%
x7*x16	1.83	0.50	0.0002	0.15%
x8*x17	-1.80	0.18	0	0.15%
x5*x13	1.79	0.52	0.0006	0.15%
x12	1.61	0.29	0	0.13%
x8	-1.58	0.51	0.0018	0.13%
x6*x8	1.58	0.60	0.0086	0.13%
x3*x15	1.52	0.40	0.0002	0.13%
x6*x14	-1.51	0.19	0	0.12%
x6*x18	-1.41	0.35	0.0001	0.12%
x4*x10	-1.37	0.17	0	0.11%
x2*x18	-1.34	0.17	0	0.11%
x6*x15	1.30	0.30	0	0.11%
x11*x14	1.29	0.23	0	0.11%
x4*x14	-1.19	0.39	0.0023	0.10%

Variable	Coeficiente	Error Estándar	Valor-P	Influencia de cada variable
x7*x14	1.16	0.42	0.006	0.10%
x8*x13	1.02	0.21	0	0.08%
x8*x18	-1.01	0.18	0	0.08%
x9*x12	0.96	0.23	0	0.08%
x3*x11	0.91	0.20	0	0.07%
x3*x6	0.90	0.25	0.0003	0.07%
X7^2	0.83	0.22	0.0002	0.07%
x3*x17	0.73	0.23	0.0015	0.06%
x4*x5	-0.70	0.34	0.0369	0.06%
x9*x18	0.69	0.14	0	0.06%
x7*x18	-0.69	0.20	0.0005	0.06%
x12*x17	-0.55	0.08	0	0.05%
x8*x12	0.51	0.15	0.0005	0.04%
x8*x16	0.40	0.10	0.0001	0.03%
x13*x14	0.35	0.14	0.0133	0.03%
X9^2	0.28	0.10	0.0069	0.02%
x10*x12	0.25	0.05	0	0.02%
x10*x13	0.24	0.07	0.0003	0.02%
x11*x17	-0.23	0.06	0.0001	0.02%
x11*x16	-0.16	0.04	0	0.01%
X10^2	-0.14	0.03	0	0.01%

**Tabla 12. Estadísticos RLM de la Matriz de efectos dobles y simples de la zona 1 aplicando backward**

Variable	Coeficiente	Error Estándar	Valor-P	Influencia de cada variable
x2*x13	-283.82	28.21	0	5.66%
x2*x3	268.42	21.82	0	5.35%
x2*x10	-228.13	34.83	0	4.55%
x2*x6	-217.37	30.23	0	4.33%
x2*x14	-209.42	23.32	0	4.17%
x2^2	-186.52	21.44	0	3.72%
x6*x10	178.37	19.12	0	3.56%

Variable	Coeficiente	Error Estándar	Valor-P	Influencia de cada variable
x1*x7	161.96	28.25	0	3.23%
x1*x11	149.38	33.99	0	2.98%
x1^2	-145.29	21.18	0	2.90%
x5*x10	139.63	22.26	0	2.78%
x1*x5	134.41	34.96	0.0001	2.68%
x3*x18	-118.82	23.50	0	2.37%
X3^2	118.72	23.89	0	2.37%
x6*x9	115.79	14.74	0	2.31%
x2*x12	-112.79	25.92	0	2.25%
x1*x18	109.86	12.58	0	2.19%
x9*x16	-105.66	16.40	0	2.11%
x2*x9	84.79	18.60	0	1.69%
x7*x15	82.79	8.60	0	1.65%
x5*x11	82.72	16.23	0	1.65%
x6*x17	-78.09	11.39	0	1.56%
x3*x10	70.96	13.48	0	1.41%
x1*x10	-70.13	19.35	0.0003	1.40%
x4*x9	-69.72	14.63	0	1.39%
x11*x15	65.52	11.26	0	1.31%
x5*x12	-65.34	12.04	0	1.30%
x2*x16	-63.58	22.86	0.0054	1.27%
x6*x13	62.01	14.31	0	1.24%
x3*x16	-61.56	19.37	0.0015	1.23%
x1*x17	61.28	22.47	0.0064	1.22%
x1*x13	56.88	24.60	0.0208	1.13%
x5*x17	-52.52	7.65	0	1.05%
x8*x13	51.43	6.22	0	1.03%
x7*x9	48.10	4.64	0	0.96%
x4	-45.99	9.55	0	0.92%
x4*x7	45.57	8.92	0	0.91%
x4*x16	-44.91	15.70	0.0042	0.90%

Variable	Coeficiente	Error Estándar	Valor-P	Influencia de cada variable
x5*x14	-44.15	4.64	0	0.88%
x13*x15	43.82	8.08	0	0.87%
x8*x11	-42.74	9.09	0	0.85%
x10*x11	42.44	6.74	0	0.85%
x12*x16	41.58	6.99	0	0.83%
X13^2	41.54	6.35	0	0.83%
x9*x12	39.66	6.58	0	0.79%
x11	38.39	7.28	0	0.77%
x8*x18	-36.37	4.91	0	0.72%
x7*x17	-30.27	5.82	0	0.60%
x5*x18	29.20	7.91	0.0002	0.58%
x1*x16	29.02	10.61	0.0062	0.58%
x7	28.26	6.73	0	0.56%
x11*x13	-24.33	3.16	0	0.48%
x11*x18	-21.40	2.98	0	0.43%
X6^2	20.97	4.24	0	0.42%
x9*x14	-20.14	3.57	0	0.40%
x4*x11	17.53	1.80	0	0.35%
x11*x17	-17.20	2.02	0	0.34%
x4*x8	-14.71	2.98	0	0.29%
x8*x9	-14.39	3.86	0.0002	0.29%
x7*x10	12.74	3.18	0.0001	0.25%
x7*x16	12.29	1.56	0	0.24%
x8*x14	-12.02	2.15	0	0.24%
x6*x15	-10.53	1.50	0	0.21%
x3*x12	-10.47	1.35	0	0.21%
x10*x15	-9.36	3.25	0.0039	0.19%
x8	9.17	1.02	0	0.18%
x4*x13	-8.89	4.22	0.0353	0.18%
x6*x16	-8.80	2.66	0.001	0.18%
x7*x13	7.28	1.48	0	0.15%

Variable	Coeficiente	Error Estándar	Valor-P	Influencia de cada variable
x10*x14	-7.15	2.81	0.011	0.14%
x3	-6.70	1.28	0	0.13%
X7^2	-4.94	0.78	0	0.10%
x3*x11	3.41	0.76	0	0.07%
x10*x12	2.14	0.75	0.0045	0.04%
x4*x10	2.11	0.80	0.0086	0.04%
x11*x14	1.76	0.79	0.026	0.04%
x3*x15	1.30	0.51	0.0103	0.03%

**Tabla 13. Estadísticos RLM de la Matriz de efectos dobles y simples de la zona 2 aplicando backward**

Variable	Coeficiente	Error Estándar	Valor-P	Influencia de cada variable
x2*x11	50.53	8.16	0	5.53%
x1*x12	-50.08	8.07	0	5.48%
x1*x17	-40.17	4.14	0	4.39%
x2*x16	36.40	4.12	0	3.98%
x1	33.69	5.39	0	3.68%
x6*x7	33.65	4.78	0	3.68%
x5*x14	-33.10	4.61	0	3.62%
x12*x13	-30.95	3.57	0	3.39%
x2*x9	-27.17	3.90	0	2.97%
x9*x10	25.84	2.79	0	2.83%
x1*x18	-25.47	5.45	0	2.79%
x6*x9	24.73	3.42	0	2.71%
x1*x9	22.36	4.77	0	2.45%
x2*x8	-21.34	4.63	0	2.33%
x1*x10	20.12	3.78	0	2.20%
X5^2	19.89	3.82	0	2.18%
x9*x13	-19.44	2.21	0	2.13%

Variable	Coeficiente	Error Estándar	Valor-P	Influencia de cada variable
X6^2	-18.55	3.45	0	2.03%
x4*x7	17.37	3.36	0	1.90%
X2*X4	-16.02	3.54	0	1.75%
x13*x15	15.85	4.77	0.0009	1.73%
x5*x8	-14.51	4.30	0.0007	1.59%
x6*x10	14.00	3.06	0	1.53%
X3^2	13.23	4.38	0.0025	1.45%
x7*x12	-12.89	2.54	0	1.41%
x1*x16	-12.43	2.67	0	1.36%
x4*x15	12.24	3.14	0.0001	1.34%
x2*x5	12.03	4.01	0.0027	1.32%
x3*x8	-11.74	3.99	0.0033	1.28%
x3*x9	-10.20	2.94	0.0005	1.12%
x3*x18	-10.17	2.01	0	1.11%
x5*x12	9.93	4.06	0.0145	1.09%
x5*x17	9.53	2.08	0	1.04%
x10*x11	9.36	2.50	0.0002	1.02%
x7*x16	9.21	2.20	0	1.01%
x4*x6	-9.20	1.48	0	1.01%
x1*x11	8.55	2.63	0.0011	0.94%
x6*x11	-8.28	2.67	0.002	0.91%
x9*x16	-7.87	1.00	0	0.86%
x7*x14	-7.23	1.92	0.0002	0.79%
x2*x13	6.96	2.71	0.0101	0.76%
x11*x12	-6.23	3.16	0.0491	0.68%
x1*x7	6.20	1.49	0	0.68%
x4*x18	-6.09	1.81	0.0007	0.67%
x6*x12	5.72	1.43	0.0001	0.63%
x8*x15	-5.65	1.60	0.0004	0.62%
x3*x7	5.53	2.44	0.0234	0.61%
x7*x15	5.01	1.64	0.0022	0.55%

Variable	Coeficiente	Error Estándar	Valor-P	Influencia de cada variable
x4*x13	4.98	1.16	0	0.54%
x8*x14	-4.78	1.09	0	0.52%
x11*x15	4.73	1.71	0.0056	0.52%
x8*x13	-4.56	1.56	0.0036	0.50%
x6*x8	-4.51	1.60	0.0048	0.49%
x1*x13	-4.50	1.86	0.0155	0.49%
x8*x12	-4.44	1.26	0.0004	0.49%
x10*x13	4.20	0.54	0	0.46%
x13*x16	-4.05	1.58	0.0106	0.44%
x8*x17	3.82	1.07	0.0004	0.42%
x13*x18	3.65	1.66	0.0282	0.40%
x12*x15	-3.53	0.78	0	0.39%
x7*x11	-3.23	0.79	0	0.35%
x11*x14	-3.12	1.22	0.0106	0.34%
x9*x14	2.84	0.57	0	0.31%
x7*x8	-2.82	1.36	0.0389	0.31%
X9^2	2.62	0.48	0	0.29%
x5*x16	2.58	0.97	0.0076	0.28%
X13^2	2.45	0.88	0.0053	0.27%
x7*x18	2.43	0.52	0	0.27%
x3*x5	-2.29	0.60	0.0001	0.25%
x9*x17	-1.92	0.74	0.0089	0.21%
x10*x16	1.83	0.39	0	0.20%
x3	-1.56	0.46	0.0007	0.17%
X7^2	-1.50	0.51	0.0033	0.16%
x13*x14	-1.47	0.55	0.0074	0.16%
x13*x17	-1.47	0.64	0.0216	0.16%
x12*x14	-1.13	0.29	0.0001	0.12%
X10^2	1.07	0.36	0.0032	0.12%
x11*x18	0.89	0.32	0.006	0.10%
x3*x17	0.87	0.40	0.0283	0.10%

Variable	Coeficiente	Error Estándar	Valor-P	Influencia de cada variable
x9*x18	0.80	0.38	0.0358	0.09%

**Tabla 14. Estadísticos RLM de la Matriz de efectos dobles y simples de la zona 3 aplicando backward**

Variable	Coeficiente	Error Estándar	Valor-P	Influencia de cada variable
x1*x3	-78.9789	24.9	0.0015	6.79%
x2^2	73.126	28.0534	0.0091	6.28%
x1^2	63.6397	16.3233	0.0001	5.47%
x1*x2	-63.3165	16.8445	0.0002	5.44%
x1*x6	-50.1374	12.9641	0.0001	4.31%
x1*x4	48.2182	31.781	0.1292	4.14%
x2*x5	40.3806	13.553	0.0029	3.47%
x3	-38.8891	10.6879	0.0003	3.34%
x2*x3	-37.052	34.4042	0.2815	3.18%
x10*x17	-36.6231	3.83072	0	3.15%
x3*x6	-29.3973	8.88724	0.0009	2.53%
x5*x14	-26.8835	3.33895	0	2.31%
x4*x9	-26.583	4.61858	0	2.28%
x7*x12	-26.3661	3.09486	0	2.27%
x2*x18	24.8026	10.5471	0.0187	2.13%
x10*x18	23.4114	3.02347	0	2.01%
x9*x10	-21.0135	3.39129	0	1.81%
X2*X4	-18.1692	10.1017	0.0721	1.56%
x5*x6	-17.8099	2.197	0	1.53%
x7*x13	16.5426	1.93976	0	1.42%
x4	16.4628	4.20738	0.0001	1.41%
x2*x17	16.4341	3.83209	0	1.41%
x9*x13	16.1152	2.00573	0	1.38%
x1*x5	15.8246	9.19598	0.0853	1.36%

Variable	Coeficiente	Error Estándar	Valor-P	Influencia de cada variable
x4*x5	15.8053	8.93204	0.0768	1.36%
x8	15.695	1.889	0	1.35%
x12*x13	15.6393	4.02678	0.0001	1.34%
x6*x7	15.5159	2.10275	0	1.33%
x3*x18	15.4251	7.16459	0.0313	1.33%
x6*x11	14.6009	2.05035	0	1.25%
x6	13.8862	2.44004	0	1.19%
x2*x6	-13.338	1.99522	0	1.15%
x7*x15	13.0578	1.75269	0	1.12%
x12*x18	13.0468	3.2834	0.0001	1.12%
x3*x10	12.9257	4.62504	0.0052	1.11%
x2*x10	12.5393	1.37096	0	1.08%
X4^2	11.6353	2.51008	0	1.00%
x6*x10	-11.1795	2.11613	0	0.96%
x5*x18	-11.1232	1.77548	0	0.96%
x5	11.0571	3.71377	0.0029	0.95%
X6^2	-10.8919	1.76079	0	0.94%
x3*x12	-10.4981	2.1172	0	0.90%
X3^2	-10.0311	6.92815	0.1477	0.86%
x1*x12	9.62684	1.96475	0	0.83%
x3*x9	-9.40167	1.97635	0	0.81%
x5*x17	-9.38045	3.2326	0.0037	0.81%
x5*x7	9.24338	1.58097	0	0.79%
x1*x9	-8.66433	4.32306	0.045	0.74%
x4*x12	-8.10118	2.09456	0.0001	0.70%
x3*x8	-7.92277	1.93355	0	0.68%
X8^2	7.86157	1.98005	0.0001	0.68%
x2*x16	-7.68603	3.52785	0.0294	0.66%
x1*x17	7.68448	3.42462	0.0248	0.66%
x11*x15	-7.66111	2.14311	0.0004	0.66%
x8*x13	7.2735	0.649205	0	0.63%

Variable	Coeficiente	Error Estándar	Valor-P	Influencia de cada variable
x7*x14	7.16326	1.5852	0	0.62%
x11*x12	-7.03012	2.41612	0.0036	0.60%
x5*x11	6.74568	3.17077	0.0334	0.58%
x2*x7	6.63719	2.88154	0.0213	0.57%
x13*x15	-6.49034	1.90114	0.0006	0.56%
X5^2	6.15379	2.60872	0.0183	0.53%
x9*x17	-6.01983	0.757259	0	0.52%
x7*x17	5.90704	2.93551	0.0442	0.51%
x6*x18	-5.81551	1.07265	0	0.50%
x5*x10	-5.75342	2.86132	0.0444	0.49%
x6*x13	5.55755	1.23418	0	0.48%
x8*x15	-5.51528	2.58928	0.0332	0.47%
x4*x6	5.43699	1.84861	0.0033	0.47%
x2*x14	5.32042	2.24634	0.0179	0.46%
X13^2	-5.23114	0.860385	0	0.45%
x8*x11	-5.18837	3.08713	0.0928	0.45%
x2*x8	5.15419	4.30949	0.2317	0.44%
x9	-5.06785	0.917828	0	0.44%
x12*x16	-5.05799	0.93264	0	0.43%
x5*x8	-4.89069	1.84804	0.0081	0.42%
x5*x12	-4.88959	2.88678	0.0903	0.42%
x7*x16	4.7988	1.33443	0.0003	0.41%
x5*x9	-4.76191	2.07223	0.0216	0.41%
X11^2	-4.5679	2.90329	0.1156	0.39%
x5*x13	4.46109	1.51667	0.0033	0.38%
x5*x15	4.25793	2.20291	0.0533	0.37%
x8*x9	4.21574	2.46226	0.0869	0.36%
x6*x14	-4.04364	1.15939	0.0005	0.35%
x13*x16	3.97113	1.19842	0.0009	0.34%
x6*x17	3.7975	1.06877	0.0004	0.33%
x9*x15	-3.76521	0.620345	0	0.32%

Variable	Coefficiente	Error Estándar	Valor-P	Influencia de cada variable
x6*x8	3.54444	1.36097	0.0092	0.30%
x4*x13	-3.51756	2.27776	0.1225	0.30%
x12	3.31583	0.516716	0	0.28%
x9*x11	-3.14135	0.634818	0	0.27%
x6*x9	-3.08423	2.21353	0.1635	0.27%
x9*x16	3.03871	0.719254	0	0.26%
x9*x12	3.03725	0.335114	0	0.26%
x6*x12	-2.97219	1.05281	0.0048	0.26%
x7*x10	-2.88691	1.65313	0.0808	0.25%
x10*x15	-2.88479	0.772032	0.0002	0.25%
x7*x9	-2.84761	1.26559	0.0244	0.24%
x1*x13	2.76356	0.906197	0.0023	0.24%
x8*x14	2.03747	0.27412	0	0.18%
x6*x16	1.98715	0.777912	0.0106	0.17%
x10*x14	-1.95401	0.267003	0	0.17%
x11	1.82762	1.73619	0.2925	0.16%
x7*x11	-1.80957	0.759579	0.0172	0.16%
x2*x13	1.76277	1.82651	0.3345	0.15%
x12*x14	-1.17245	0.174297	0	0.10%
x4*x16	1.15956	0.824671	0.1597	0.10%
x9*x14	1.15812	0.242266	0	0.10%
x8*x18	1.11623	0.289241	0.0001	0.10%
x13	-1.04705	0.365651	0.0042	0.09%
x8*x16	0.758753	0.132495	0	0.07%
x12*x15	0.566406	0.288144	0.0493	0.05%
x13*x17	0.550336	0.504288	0.2751	0.05%
x10*x13	-0.480117	0.124846	0.0001	0.04%
x11*x17	-0.432929	0.0814362	0	0.04%
x8*x17	0.341221	0.281052	0.2247	0.03%
X10^2	-0.314347	0.0413619	0	0.03%
x12*x17	-0.248479	0.0920622	0.007	0.02%

<b>Variable</b>	<b>Coeficiente</b>	<b>Error Estándar</b>	<b>Valor-P</b>	<b>Influencia de cada variable</b>
x11*x18	-0.17123	0.119218	0.1509	0.01%
x11*x16	-0.124679	0.0445163	0.0051	0.01%
X12^2	-0.07421	0.0697649	0.2875	0.01%