

**MODELO MATEMÁTICO PREDICTIVO DEL RENDIMIENTO DE BIOOIL EN EL  
PROCESO DE PIRÓLISIS EN LECHO FLUIDIZADO Y LECHO FIJO DE  
BIOMASA RESIDUAL AGRÍCOLA**

**ADRIANA ALEXANDRA APARICIO ARIZA**

**URIEL DAVID CABANA OLIVEROS**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER  
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISCOQUÍMICAS**

**ESCUELA DE INGENIERÍA QUÍMICA**

**BUCARAMANGA**

**2013**

**MODELO MATEMÁTICO PREDICTIVO DEL RENDIMIENTO DE BIOOIL EN EL  
PROCESO DE PIRÓLISIS EN LECHO FLUIDIZADO Y LECHO FIJO DE  
BIOMASA RESIDUAL AGRÍCOLA**

**ADRIANA ALEXANDRA APARICIO ARIZA**

**URIEL DAVID CABANA OLIVEROS**

Trabajo de grado presentado como requisito parcial para optar al título de  
Ingeniero Químico

Director

María Paola Maradei García, PhD.

Codirector

Humberto Escalante Hernández, PhD.

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

**2013**

## AGRADECIMIENTOS

A la profesora María Paola Maradei García, directora de este proyecto, por ser nuestra guía constante en el desarrollo de este estudio, todas las enseñanzas brindadas, por su amabilidad, el gran apoyo y todas las cosas buenas que nos entregó.

Al profesor Humberto Escalante Hernández codirector de este estudio, por su gran colaboración en cada momento durante el avance de nuestro propósito.

Al Ingeniero Reynel Rodríguez de la Vega por su firme cooperación para con nosotros, por la amistad brindada de su parte y todas las excéntricas y valiosas enseñanzas a lo largo de este proceso.

Al profesor Javier Burgos por la asesoría brindada y por el apoyo moral en la etapa inicial de nuestro proceso.

Al cuerpo docente de la escuela de Ingeniería Química por la formación brindada.

A nuestras colegas Karolth Espinosa y Daniela Peña por ser nuestras compañeras de lucha en el progreso de este trabajo y por cada momento de risas, ansias, emoción y alegría.

A todas nuestras amistades, Johana, Martha, Leidy, Pocho, William, Linney, Natalia, Nanda, Nicole, Karen, Liliana, Alba, Camilo, Jorge, Omar, Yenny, Edna, Liseth, Silvie, Julieth, Coti, Angie, Claudia, Tatiana, Adriana, Luis, Caro, Jessica, Sindy, Juliana, Laura, Eliana, Rosa, Erika, Maher, Leonardo, Pedro, Patricia y a todas las demás personas que nos acompañaron en la vida universitaria.

A nuestra gran alma mater la Universidad Industrial de Santander y a nuestra gloriosa escuela de Ingeniería Química por servir de escenario de nuestro crecimiento personal e intelectual de manera íntegra.

*Dedicado,*

*Al espíritu santo de Dios por los dones que he recibido de su parte*

*A mi madre, Rosa, por ser esa mujer trabajadora que me ha enseñado el valor de la honestidad y porque sin su apoyo, amor y comprensión este camino habría sido más duro*

*A mi padre, Velás, porque gracias a sus consejos y a su apoyo, hoy estoy alcanzando esta meta*

*Ambos son mi motor, mi mayor motivo de superación*

*A Saíd, por ser mi polo a tierra, por brindarme ese abrazo cuando más lo necesito y porque a pesar de las dificultades nuestras vidas siguen unidas*

*A mi único hermano, Julián, por llenar mi vida de risas mientras yo “saco la cara por la familia”*

*A doña Carmen, por consentirme y brindarme cariño como si fuera su propia hija*

*A todos mis amigos, por dejarme entrar en sus vidas y comunicarme mi buena energía, gracias por reírse de mis malos chistes y por los regaños que muchas veces merecí. Espero haber dejado huella en sus vidas*

*Adriana Alexandra Aparicio Ariza*

*Dedicado,*

*A Dios por todas sus bendiciones*

*A mi padre Jesús Cabana y a mi madre Mirella Oliveros por ser las personas más importante en mi vida y ser mi ejemplo a seguir de lucha, constancia y sacrificio; por apoyarme y guiarme en cada paso y por todo su amor.*

*A mis hermanos Katia Milena, Jesús Alberto, Geiner Jesús y mi primo José Eduardo por cada enseñanza dada por ellos, los buenos momentos, la camaradería y complicidad que solo puede brindar un hermano.*

*A mi hermana Julieth y su esposo Jesús Alberto, por siempre abrirme las puertas de su hogar y tomarme como uno más de sus hijos y por el apoyo brindado en todos los sentidos durante este proceso.*

*A toda mi familia materna y paterna y en especial a mis sobrinitos Jesús Daniel, Jesús David, Julián Camilo y Valery Juliana que son la continuación de mi raza.*

*A mis amigos Xilena María y Ángel Rances y todas mis amistades de mi pueblo Agustín Codazzi, que han sido un apoyo constante en el camino de mi vida*

*A todos y cada uno de los compañeros con quien goce el privilegio de compartir estudios en esta alma mater, gracias por cada momento y experiencia vivida.*

*Uriel David Cabana Oliveros*

## TABLA DE CONTENIDO

	Pág
1 INTRODUCCIÓN .....	15
2 METODOLOGÍA.....	22
2.1 Etapa I: Definición del problema de investigación y técnica multivariante conveniente .....	22
2.1.1 Problemática y modelo en términos conceptuales .....	22
2.1.2 Consulta bibliográfica .....	22
2.1.3 Identificación de las variables de evaluación .....	23
2.1.4 Selección de la técnica multivariante conveniente .....	23
2.2 Etapa II: Construcción y procesamiento de la base de datos .....	23
2.2.1 Construcción de la base de datos .....	23
2.2.2 Detección, eliminación de datos <i>outlier</i> y tamizado.....	24
2.3 Etapa III: Estimación del modelo multivariante y valoración del ajuste del modelo.....	25
2.3.1 Correlación de los datos.....	25
2.3.2 Validación del modelo .....	25
2.3.3 Evaluación del modelo .....	26
2.3.4 Interpretación del valor teórico .....	26
2.4 Etapa IV: Evaluación tecnológica de la biomasa .....	26
3 RESULTADOS .....	27
3.1 Selección de las variables .....	27
3.1.1 Variable de salida.....	27
3.1.2 Propiedades fisicoquímicas de la biomasa .....	27

3.1.3	Pretratamientos de la biomasa.....	28
3.1.4	Condiciones de operación.....	29
3.2	Construcción y procesamiento de la base de datos .....	30
3.2.1	Análisis de datos .....	30
3.2.2	Preparado final de los datos.....	31
3.3	Determinación y validación del modelo.....	32
3.3.1	Definición de las variables.....	32
3.4	Pirólisis en lecho fluidizado.....	33
3.4.1	Diagrama de paridad.....	34
3.4.2	Diagramas de tendencia .....	35
3.5	Pirólisis en lecho fijo .....	36
3.5.1	Modelo de pirólisis en lecho fijo.....	36
3.5.2	Diagrama de paridad.....	37
3.5.3	Diagramas de tendencia .....	38
3.6	Evaluación de la biomasa .....	40
4	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES .....	41
5	BIBLIOGRAFÍA .....	42

## LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Clasificación de la pirólisis según su tipo en función de las condiciones de operación. ....	19
Tabla 2. Distribución de los conjuntos de entrenamiento y prueba.....	32
Tabla 3. Definición dimensional de los descriptores para los modelos de pirólisis. ....	32
Tabla 4. MANOVA regresión múltiple – Modelo pirólisis lecho fluidizado. ....	33
Tabla 5. MANOVA regresión múltiple – Modelo pirólisis lecho fijo.....	37
Tabla 6. Base de datos global pirólisis en lecho fluidizado completa.....	51
Tabla 7. Base de datos pirólisis en lecho fluidizado tamizada. ....	55
Tabla 8. Base de datos global pirólisis en lecho fijo completa .....	57
Tabla 9. Base de datos pirólisis en lecho fijo tamizada.....	60
Tabla 10. Equivalencia de los coeficientes para el modelo de pirólisis en lecho fluidizado.....	62
Tabla 11. Equivalencias de los coeficientes para el modelo de pirólisis en lecho fijo. ....	63
Tabla 12. Evaluación del modelo de lecho fluidizado con información de las biomásas representativas del Dpto. de Santander. ....	68
Tabla 13. Evaluación del modelo de lecho fijo con información de las biomásas representativas del Dpto. de Santander.....	69
Tabla 14. Transformación de las variables .....	73
Tabla 15. Vectores de media empleados por cada modelo son los siguientes:.....	73
Tabla 16. Matriz de covarianza pirolisis en lecho fluidizado .....	74
Tabla 17. Matriz de covarianza pirolisis en lecho fijo .....	74

## LISTA DE FIGURAS

	Pág.
Figura 1. Transformación termoquímica de la biomasa [BALAT, 2009].	18
Figura 2. Metodología desarrollada a lo largo del proyecto.	22
Figura 3. Diagrama de paridad del modelo ajustado del proceso de pirólisis en lecho fluidizado.	34
Figura 4. Comportamiento simulado de la variación del rendimiento de biooil con respecto a) al diámetro de partícula ( $d_p$ ) y la temperatura y b) el flujo de gas ( $G_v$ ) y el diámetro de partícula ( $d_p$ ) para el modelo pirólisis en lecho fluidizado.	36
Figura 5. Diagrama de paridad para pirólisis en lecho fijo.	38
Figura 6. Comportamiento modelo simulado de la variación del rendimiento de biooil con respecto a la velocidad de calentamiento ( $V_c$ ) y la temperatura.	39
Figura 7. Diagrama estadístico Q-Q. Modelo pirólisis lecho fluidizado.	64
Figura 8. Diagrama estadístico de los residuales contra los valores simulados pirólisis en lecho fluidizado.	65
Figura 9. Diagrama estadístico Q-Q. Modelo pirólisis lecho fijo.	65
Figura 10. Diagrama estadístico de los residuales contra los valores simulados.	66
Figura 11. Espacios de predicción	70
Figura 12. Diagrama de flujo del algoritmo de evaluación	72

## LISTA DE ANEXOS

	Pág.
ANEXO A: HERRAMIENTAS MATEMÁTICAS.....	48
ANEXO B: BASES DE DATOS.....	51
ANEXO C: EQUIVALENCIAS DE LOS COEFICIENTES .....	62
ANEXO D: DIAGRAMAS ESTADISTICOS .....	64
ANEXO E: EVALUACIÓN TECNOLÓGICA DE LA BIOMASA .....	68
ANEXO F: ALGORITMO DE EVALUACIÓN.....	70
ANEXO G: CÓDIGOS.....	75

## RESUMEN

**TITULO:** MODELO MATEMÁTICO PREDICTIVO DEL RENDIMIENTO DE BIOOIL EN EL PROCESO DE PIRÓLISIS EN LECHO FLUIDIZADO Y LECHO FIJO DE BIOMASA RESIDUAL AGRÍCOLA \*

**AUTOR:** Adriana Alexandra Aparicio Ariza y Uriel David Cabana Oliveros\*\*

**PALABRAS CLAVES:** Pirólisis, Lecho fluidizado, Lecho fijo, Biomasa Residual Agrícola, Rendimiento de Biooil, Stepwise, Modelo matemático.

**CONTENIDO:** La pirólisis de biomasa es un proceso de conversión termoquímico en ausencia total de un medio oxidante, del cual se obtiene principalmente un aceite líquido que se conoce como biooil. La composición de la biomasa y las condiciones del proceso influyen en el rendimiento del producto líquido y restringen el uso de algunos de estos recursos por este tratamiento. En el presente trabajo se llevó a cabo un análisis de datos multivariante usando datos experimentales publicados, los cuales contenían información de la caracterización de la biomasa, las condiciones del proceso de pirólisis y las propiedades del biooil obtenido; a partir de esta base de datos se construyeron dos modelos que predicen el rendimiento del biooil que se obtiene a partir de la pirólisis rápida e intermedia de la biomasa residual agrícola: uno para un reactor de lecho fluidizado y uno para un reactor de lecho fijo. Se empleó un algoritmo *Stepwise* (paso a paso) para la selección y clasificación de los descriptores de los modelos de regresión no lineal. Además se realizó un Análisis de Componente Principal (PCA) para estudiar la influencia de las características de la biomasa en el biocombustible producido. Los resultados del análisis de la regresión muestran una concordancia con los datos reportados en la literatura y una buena capacidad de generalización (un  $R^2$  ajustado  $\sim 0,78$  para lecho fluidizado y un  $R^2$  ajustado  $\sim 0,84$  para lecho fijo).

---

\* Trabajo de grado

\*\* Facultad de Ingenierías Físicoquímicas. Escuela de Ingeniería Química. Director PhD María Paola Maradei García. Codirector PhD Humberto Escalante Hernández

## ABSTRACT

**TITLE:** MATHEMATICAL MODEL FOR PREDICTING BIOOIL YIELD IN PYROLYSIS PROCESS IN FLUIDIZED BED AND FIXED BED OF AGRICULTURAL BIOMASS WASTES\*

**AUTHORS:** Adriana Alexandra Aparicio Ariza y Uriel David Cabana Oliveros\*\*

**KEY WORDS:** Pyrolysis, Fluidized bed, Fixed bed, Agricultural waste of biomass, Biooil Yield, Stepwise, Mathematical model.

**DESCRIPTION:** Pyrolysis of biomass is a thermochemical conversion process in absence of oxygen which it decomposes to generate mainly liquid oil called "Biooil". Fuel composition and process conditions influence in the biooil yields and restrict the use of certain resource by this treatment. A multivariate data analysis was carried out using the published experimental data which contains information on biomass characterization, pyrolysis process conditions and obtained biooil properties. Two models were built from this database, to determinate the biooil yield obtained by intermediate and fast pyrolysis of agricultural residues: one for fluidized bed reactor and another for fixed bed reactor. A stepwise algorithm for the model selection and descriptors ranking of nonlinear regression model in a given model set was utilized. Also, Principal Component Analysis (PCA) was performed to study the influence of the characteristics of biomass on the biofuel produced. The result of regression analysis showed a high agreement with literature data used and good generalization ability ( $R^2$  adjusted  $\sim 0,78$  for fluidized bed and  $R^2$  adjusted  $\sim 0,84$  for fixed bed).

---

\*Thesis

\*\* Faculty of Engineering physic-chemical. School of Chemical Engineering. Director PhD María Paola Maradei Garcia. Co-director PhD Humberto Escalante Hernández

## 1 INTRODUCCIÓN

En las últimas décadas, la academia ha prestado gran atención a la problemática ambiental que resulta de la utilización de combustibles fósiles, los cuales no son renovables y su uso industrial genera contaminantes tales como gases SO<sub>x</sub>, CO<sub>x</sub> y NO<sub>x</sub>, que afectan tanto los ecosistemas como la salud humana. La mayoría de las emisiones de CO<sub>2</sub> provienen de la transformación de combustibles fósiles en energía, lo que se considera como un aporte directo en el efecto invernadero.

De acuerdo al Panel Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático (IPCC), existe un amplio consenso internacional de promover alternativas que preserven los sistemas de soporte de vida de la tierra [ICSU, 2002]. Por ejemplo la disminución del consumo de combustibles fósiles y el aumento en el uso de fuentes alternas de energía como la nuclear, la hidroeléctrica o las llamadas 'fuentes renovables de energía'; como la eólica, la solar, la geotérmica y la biomasa.

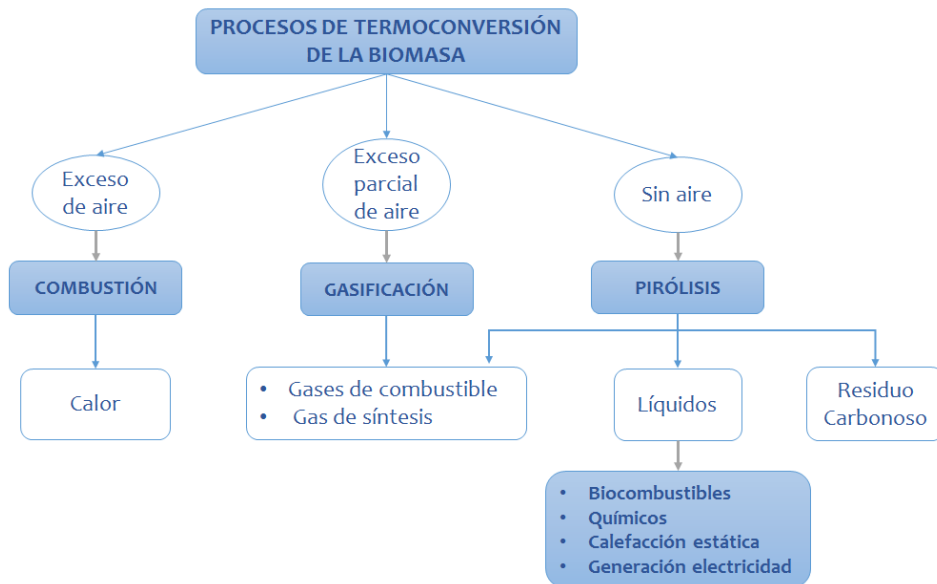
La biomasa es toda aquella materia orgánica proveniente de seres vivos como la madera, los residuos de animales, los restos de comida procesada, los residuos agrícolas, entre otros. A partir de la biomasa residual agrícola (residuos orgánicos) se puede obtener biocombustibles de segunda generación que no compiten con las necesidades básicas de alimentación y permite el aprovechamiento de los residuos. Este tipo de biomasa se convierte en protagonista a la hora de obtener biocombustibles mediante la implementación de tecnologías que permitan un mayor abastecimiento energético y que minimice el impacto ambiental. Dichas tecnologías se pueden clasificar en dos tipos: termoquímicas y bioquímicas.

Las tecnologías térmicas difieren de las tecnologías biológicas principalmente por las condiciones de operación a las cuales se lleva a cabo. De manera general, los procesos biológicos son usualmente muy selectivos y emplean microorganismos catalizadores, a condiciones sensibles de operación, para obtener un alto rendimiento en sus productos. Por otro lado, los procesos térmicos se pueden

trabajar en amplios rangos de operación, poseen cortos tiempos de reacción y a menudo ofrecen varios productos (mezclas complejas de distintos compuestos) [Bridgwater, 2011].

El departamento de Santander posee una gran variedad de productos agrícolas tales como el cacao, la caña panelera, el tabaco, la palma de aceite, la mandarina, la guayaba, la piña, el aguacate, el café y la mora [EVA, 2010]. Su utilización en diferentes campos de la industria alimenticia genera una cantidad significativa de residuos sólidos orgánicos, lo que se traduce en un gran potencial energético para la región y evidencia la necesidad de su aprovechamiento mediante los procesos de transformación química mencionados anteriormente.

Las principales tecnologías térmicas para el aprovechamiento de estos residuos orgánicos son la pirólisis, la gasificación y la combustión, las cuales se pueden clasificar de acuerdo a la cantidad de aire permitido en sus procesos, como se muestra en la Figura 1.



**Figura 1.** Transformación termoquímica de la biomasa [BALAT, 2009].

La pirólisis es una técnica que consiste en el sometimiento de la biomasa a altas temperaturas en ausencia de un medio oxidante, obteniéndose productos sólidos (biochar), líquidos (biooil) y gaseosos, que presentan propiedades similares a los combustibles empleados tradicionalmente y se espera a corto plazo una contribución considerable de este proceso en términos de versatilidad, eficiencia y aceptabilidad ambiental. Esta tecnología se puede dividir en tres clases: pirólisis rápida, intermedia y lenta; de acuerdo a la velocidad de calentamiento con la que se realiza el proceso, como se muestra en la Tabla 1. En esta tabla, las dos primeras proporcionan combustibles líquidos, que son los de mayor importancia en el tratamiento termoquímico de la biomasa.

**Tabla 1.** Clasificación de la pirólisis según su tipo en función de las condiciones de operación.

<b>Tipo de pirólisis</b>	<b>Velocidad de calentamiento (°C/min)</b>	<b>Rangos de Temperatura (°C)</b>	<b>Producto principal</b>
Lenta	0 – 20	300-500	Carbón vegetal
Intermedia	20 – 90	400-600	Líquido – Carbón
Rápida	> 90	450-700	Líquido – Gas

Las configuraciones de los reactores de pirólisis son muy variadas, pero se pueden clasificar en tres tipos: de fluidización mecánica, de fluidización neumática y de calentamiento por contacto directo. A nivel industrial, se destacan los reactores de lecho fijo y lecho fluidizado (es decir, los de fluidización neumática) dado el grado de madurez investigativo enfocado en ello. Cada uno de estos reactores posee condiciones de operación propias que, junto con las características fisicoquímicas de la biomasa, confieren propiedades particulares al biooil. Sería entonces de gran utilidad contar con una metodología matemática que permita la toma de decisiones en cuanto a qué tecnología es la más apropiada para una biomasa residual en particular.

Actualmente se conocen diversas herramientas que predicen ciertos indicadores claves para facilitar la toma de decisiones. Por ejemplo, la simulación de procesos industriales resulta una alternativa interesante ya que permite inferir situaciones propias de un equipo y/o de una planta completa de producción; El software Aspen Hysys® es un ejemplo de este tipo de herramientas, sin embargo no todos los procesos pueden ser simulados y esto es un gran inconveniente.

Los modelos cinéticos y fenomenológicos también contribuyen a la toma de decisiones; algunos autores han tratado de predecir el comportamiento térmico y cinético de la biomasa a partir de su composición mediante la ley de aditividad [Couhert, *et. al.* 2009]. Por ejemplo Rao & Sharma [1997] propusieron un método cinético en el cual predicen la velocidad de pirólisis para cualquier tipo de biomasa en condiciones no isotérmicas, mediante una ecuación de velocidad de orden  $n$ , a partir de la sumatoria de las velocidades de los componentes principales de la misma (Celulosa, hemicelulosa y lignina). Este método arroja buenos resultados comparado con los datos experimentales, permitiendo extender la aplicación del mismo a diferentes tipos de biomasa y a velocidades de calentamiento arbitrarias.

Una de las herramientas que garantizan mayor precisión en la toma de decisiones son las pruebas experimentales, pero requieren una gran inversión de tiempo y dinero. Sin embargo, los estudios estadísticos proporcionan un acercamiento a la realidad correlacionando datos experimentales y constituyéndose como una herramienta favorable en la toma de decisiones. A este grupo pertenecen los modelos de regresión multivariable que permite tener en cuenta la influencia de más de un descriptor sobre una variable de salida. Para la formulación de un modelo de este tipo se requiere inicialmente la construcción de una base de datos experimentales, éstos pasarán por una serie de filtros que permitan la homogeneidad de los mismos disminuyendo el margen de error del modelo.

Este trabajo de investigación se enfoca en la construcción de un modelo de regresión multivariable capaz de predecir el rendimiento de biooil en el proceso de

pirólisis tanto en lecho fijo como en lecho fluidizado, a partir de las propiedades fisicoquímicas de la biomasa residual agrícola y de las condiciones de operación. El modelo fue construido a partir de datos experimentales tomados de literatura y evaluado con información de las biomásas residuales representativas del departamento de Santander. Cabe resaltar que este tipo de análisis estadístico no se ha realizado con anterioridad y esta investigación propone un aporte significativo tanto a la academia como a la industria de los biocombustibles, en aras de optimizar el proceso de toma de decisiones para el aprovechamiento de los residuos agrícolas de la región.

## 2 METODOLOGÍA

La determinación de las correlaciones matemáticas que describen el comportamiento de la pirólisis de biomasa agrícola residual en lecho fluidizado y fijo engloba una serie de etapas que va desde la definición del problema en términos conceptuales hasta la obtención de resultados lógicos con los modelos determinados. Este procedimiento se describe en esta sección.



**Figura 2.** Metodología desarrollada a lo largo del proyecto.

### 2.1 Etapa I: Definición del problema de investigación y técnica multivariante conveniente

#### 2.1.1 Problemática y modelo en términos conceptuales

Se realizó una investigación del proceso de pirólisis de biomasa a través de un modelo conceptual que contiene de manera general, unos descriptores (condiciones de operación del proceso y propiedades fisicoquímicas de la biomasa) y una variable de respuesta (cuantificación del biocombustible producido).

#### 2.1.2 Consulta bibliográfica

En el transcurso de este estudio se realizó la consulta de material bibliográfico (libros, artículos y demás publicaciones) relacionados con el proceso de pirólisis

de biomasa agrícola residual. Además se investigó sobre las herramientas matemáticas para el análisis exploratorio de datos (EDA).

### 2.1.3 Identificación de las variables de evaluación

A partir de la consulta bibliográfica se identificaron las variables más relevantes (descriptores y respuestas) para las unidades de reacción de lecho fluidizado y lecho fijo en el proceso de pirólisis.

### 2.1.4 Selección de la técnica multivariante conveniente

Una vez seleccionados los descriptores y las variables de respuesta según su cantidad y relación de dependencia, se escogieron la(s) técnica(s) multivariante(s) apropiadas para el desarrollo de este estudio. Estas variables guardan una relación de dependencia como una variable métrica función de un conjunto multivariante de carácter métrico. Esta relación de dependencia puede ser estudiada por métodos de regresión de mínimos cuadrados parciales y de regresión múltiple. Para este estudio la técnica seleccionada fue la metodología de los mínimos cuadrados ordinarios (OLS).

## **2.2 Etapa II: Construcción y procesamiento de la base de datos**

### 2.2.1 Construcción de la base de datos

Se realizó la construcción de una base de datos en Microsoft Excel® como soporte a la herramienta de evaluación estadística. La base de datos contiene toda la información suficiente para el desarrollo de un modelo general de cada una de las tecnologías de estudio.

Una vez lista la base de datos, se garantizó que su contenido guardara ciertos parámetros importantes para el buen desarrollo de un modelo, como la consistencia dimensional de cada una de las observaciones descritas, normalidad de los datos, independencia en términos de error.

Además se realizó el complemento de las observaciones faltantes en algunas variables, debido a que en algunos casos no eran reportados por los artículos de referencia. Para esto la base de datos fue sometida a un estricto análisis de depuración de tal manera que se cumpliera cada una de estas condiciones. Por ejemplo para la obtención de los valores faltantes se aplicaron varias herramientas tales como: la correlación de Sheng [Adisak & Suntorn, 2011] para la caracterización energética de la biomasa; la correlación de Dulong [Abnisa *et al.*,2011] para la cuantificación calórica del biooil; la base de datos Phyllis2 [ECN Biomass & Energy Efficiency.,2012] para la caracterización fisicoquímica de la biomasa y el algoritmo de la maximización de la esperanza (EM), que consiste en una estrategia para estimar los parámetros de una función de verosimilitud, para la imputación de datos faltantes. Se utilizó el software estadístico R i386 2.15.2® bajo la interfaz de usuario de R-Studio para el procesamiento de los datos.

### 2.2.2 Detección, eliminación de datos *outlier* y tamizado

Un dato *outlier* es aquel que presenta una diferencia significativa respecto a los demás datos de su conjunto e implica una tendencia inconsistente evidenciada por el comportamiento de los otros datos [Janert Philipp K., 2011.]. Para la determinación y eliminación de los datos *outlier* se aplicó Local Outlier Factor (LOF); herramienta contenida en el software estadístico R i386 2.15.2® con el paquete DMwR y la acción *lofactor*. Posteriormente, se realizó un filtro de datos con el fin de garantizar su homogeneidad con base a su media y un límite superior e inferior correspondiente al doble de la desviación estándar en cada variable. Finalmente se pasó al desarrollo del modelo.

## 2.3 Etapa III: Estimación del modelo multivariante y valoración del ajuste del modelo

### 2.3.1 Correlación de los datos

Se utilizaron métodos matemáticos (metodología OLS) adoptados por medio de herramientas computacionales (Software R i386 2.15.2®) con la acción *lm* ( $Y \sim X_1+X_2+\dots+X_n$ ) donde 'Y' representa la respuesta y 'X' las entradas.

Para la obtención de un modelo que ajuste de manera apropiada las variables de interés, se realizó la separación de la base de datos en un conjunto de entrenamiento (construcción del modelo) y conjunto de prueba (validación del modelo) con equivalencias 70% y 30%, respectivamente. Se realizaron pruebas de diferentes tipos de modelos de manera manual tales como lineales, polinomiales, combinaciones de variables, no lineales, entre otros, con el fin de obtener una maximización del ajuste y de la significancia. En esta etapa del trabajo, los resultados no fueron exitosos, ya que los modelos obtenidos fallaban unas veces en la capacidad de predicción y otras veces en la significancia estadística.

Finalmente, se optó por utilizar una metodología paso a paso que permitiera, de forma automática, encontrar las variables (o las combinaciones de estas) que influyen considerablemente en el proceso. Esto se efectuó aplicando la regresión *stepwise*, con la acción *step* (*modelo*) sobre la base de datos permitiendo encontrar la combinación de variables adecuada para el modelado. Al final se realizó el análisis del componente principal eliminando las variables menos significativas.

### 2.3.2 Validación del modelo

Para la aceptación del modelo resultante se hizo necesario un diagnóstico final que garantice el grado de generalidad del modelo a través de métodos de validación disponibles. La validación es el proceso de contrastar las predicciones propuestas con los datos experimentales, esto se logra verificando que los puntos

de los datos de entrenamiento y de prueba estén dentro del umbral de 20% de error en el diagrama de paridad, aplicado con la acción *fitted (modelo)*. A manera de ejemplo, el Anexo G ilustra el código de obtención del modelo para pirólisis en lecho fluidizado y lecho fijo.

### 2.3.3 Evaluación del modelo

Se buscó evidenciar que el modelo cumple con los criterios estadísticos básicos como índice de determinación, significancia y error; que permitan concluir que es capaz de correlacionar el conjunto de regresores con una variable de salida. Esto es posible con la acción *summary (modelo)* en R i386 2.15.2®.

### 2.3.4 Interpretación del valor teórico

Consiste en identificar el comportamiento descrito por las correlaciones obtenidas sobre las variables independientes respecto a la variable dependiente. Esto se logra con unas curvas de tendencia de dichas variables, a manera de comparar estas tendencias con las relaciones multivariantes evidenciadas en los datos muestrales y demás referencias, a fin de establecer un patrón de comportamiento guiado por las correlaciones.

## 2.4 Etapa IV: Evaluación tecnológica de la biomasa

A través de los modelos matemáticos obtenidos se determinó el comportamiento de la pirólisis en sus diferentes unidades de operación, para cada una de las biomásas residuales agrícolas identificadas como representativas en el departamento de Santander.

### 3 RESULTADOS

La determinación de los modelos para el proceso de pirólisis engloba una serie de aspectos, como la selección correcta de las variables, la manipulación adecuada de los datos, la formulación de las correlaciones, los indicadores estadísticos, los diagramas de paridad y la tendencia del comportamiento del modelo. La definición de cada uno de los descriptores y el modelo final es enunciada y analizada para cada tecnología en este capítulo.

#### 3.1 Selección de las variables

A continuación se realiza un breve análisis de las condiciones de operación y las propiedades fisicoquímicas de la biomasa que influyen de manera significativa en la pirólisis, con el fin de justificar la selección de los descriptores y la variable de salida seleccionadas en este estudio.

##### 3.1.1 Variable de salida

La pirólisis rápida e intermedia ofrece una ruta atractiva para convertir biomasa en líquido de fácil almacenado, transporte y manejo para la obtención de calor, potencia eléctrica e insumos químicos, siendo estos de mayor interés respecto a los demás productos del mismo proceso [Jale Yanik *et al.*, 2007]. Su rendimiento representa un indicador clave para cuantificar la transformación de la biomasa en bio-oil; es por esta razón que el *rendimiento de producto líquido* se considera la variable de respuesta de interés de este estudio.

##### 3.1.2 Propiedades fisicoquímicas de la biomasa

La biomasa está constituida por tres componentes fundamentales: *la lignina, la celulosa y la hemicelulosa* que poseen diferente estabilidad térmica, razón por la cual, al degradarse con la temperatura de pirólisis, causan la formación de biocombustibles y pueden influenciar las cantidades y composiciones de los mismos [Couhert *et.al.*, 2009]. Particularmente, la lignina es el polímero que posee

mayor estabilidad térmica; diversos estudios muestran que los altos contenidos de lignina favorece la alta proporción de producto sólido. De igual forma, la biomasa con mayor contenido de celulosa o hemicelulosa favorece los altos rendimientos de líquido en los biocombustibles producidos [Gani & Naruse, 2006]. Por lo tanto es importante tener en cuenta la influencia de estos tres componentes fundamentales en el rendimiento de biooil.

### 3.1.3 Pretratamientos de la biomasa

Para realizar un buen proceso de pirólisis es necesario acondicionar la biomasa disminuyendo la *humedad* y reduciendo el *tamaño de partícula*. La biomasa usualmente posee entre el 50 y el 60%p de agua, el cual se requiere disminuir ya que el proceso de pirólisis maneja valores por debajo del 30%p [Pattiya Adisak, 2010]. Otros estudios sugieren un pre-tratamiento de secado para alcanzar por lo menos un 10%p de agua con el fin de mejorar la termoconversión [Bridgwater *et al.*, 1999]. Esta reducción permite que el calor empleado en el proceso se aproveche principalmente en las reacciones de pirólisis y no en la evaporación de la humedad contenida en la biomasa. A partir de lo anterior, se establece que los valores del orden del 10%p de agua son aceptables para el tratamiento de la biomasa por pirólisis.

La reducción del tamaño de partícula es un pre-tratamiento realizado para la tecnología de pirólisis debido a las restricciones operacionales que conducen a un mejor proceso, por ejemplo la mejora en la transferencia de calor [Akhtar & Saidina, 2012]. Un estudio en el que se analizó la pirólisis rápida de biomasa leñosa [Shen *et al.*, 2009] mostró que al disminuir el tamaño de partícula de la biomasa, incrementa el rendimiento del producto líquido, por lo cual resulta conveniente trabajar con tamaños de partícula reducidos (aproximadamente entre 0,15 y 2mm) favoreciendo así todas las condiciones operacionales.

### 3.1.4 Condiciones de operación

La *temperatura* muestra una tendencia parabólica con respecto al rendimiento de líquido para la pirólisis. Un proceso de pirólisis rápida en lecho fluidizado aplicado a dos tipos de residuos agrícola (tallos de pimienta y vástago de ajo) [Park *et al.*, 2012] y una investigación donde tratan residuos de cáscara de coco, cascarilla de arroz y bagazo de caña de azúcar por medio de una unidad de lecho fijo, [Tsai *et al.*, 2006] señalan que, a medida que aumenta la temperatura de reacción se incrementa el rendimiento de producto líquido, hasta alcanzar un valor máximo, a partir del cual comienza a descender. Es por eso que Bridgwater & Peacocke [2000], recomiendan operar a temperaturas alrededor de 500°C, cuidadosamente controladas. Sin embargo, se define un rango de operación entre 400°C y 700°C aproximadamente, y su influencia varía de acuerdo a otros parámetros operativos relevantes.

La *velocidad de calentamiento* es un parámetro importante en la pirólisis de lecho fijo ya que define los tipos de productos que se descomponen, como se presenta en la Tabla 1, las tasas de calentamiento altas e intermedias son una condición a favor de los altos rendimientos de líquido. Una pirólisis de residuos de oliva muestra que al aumentar la velocidad de calentamiento, se genera un crecimiento en los rendimientos de líquido [Uzun *et al.*, 2007]. De igual manera un estudio que analiza el comportamiento de la tasa de calentamiento de la cascarilla de arroz mostró que el rendimiento de producto líquido es influenciado por dicha velocidad [Tsai *et al.*, 2006]. Por lo tanto las velocidades de calentamiento intermedias y altas resultan convenientes si el producto de interés es líquido.

El uso de gases inertes es una práctica común para purgar rápidamente los vapores calientes de la pirólisis en lecho fijo. La mayoría de los estudios emplean un flujo de gas de N<sub>2</sub> debido a que es más económico. En teoría, al pasar el N<sub>2</sub> a través del proceso se reduce el tiempo de residencia de los vapores y maximiza el rendimiento del líquido. Sin embargo, de la literatura se asume que el *flujo de gas de barrido* se puede considerar un parámetro secundario en la producción de

biooil en pirólisis rápida e intermedia, dado que la variación del rendimiento de líquido con respecto a este parámetro no es significativa. No obstante, *La velocidad del gas* en lecho fluidizado a pesar de que contribuye de manera similar en el rendimiento de producto líquido, tiene mayor importancia en el proceso, razón por la cual se tiene en cuenta en este estudio [Akhtar & Saidina, 2011].

### **3.2 Construcción y procesamiento de la base de datos**

De manera general la información de cada uno de los descriptores y la variable de salida para la pirólisis en lecho fluidizado y lecho fijo, se encuentran consignados en artículos consultados durante este estudio, con los cuales se construyó una base de datos global, para cada tipo de unidad de operación. Aunque estas bases de datos inicialmente contaban con un aproximado de 100 observaciones, fue necesario su tratamiento para garantizar la calidad de la información.

Los datos iniciales para las unidades de lecho fluidizado y lecho fijo se presentan en las bases de datos globales indicadas en las Tablas 5 y 7, respectivamente, en el Anexo B. En estos datos las equivalencias de las propiedades fisicoquímicas (lignina, celulosa y hemicelulosa) se encuentran normalizadas.

#### **3.2.1 Análisis de datos**

El proceso de análisis de datos es parte fundamental para la obtención de un modelo predictivo. Este proceso busca la homogeneidad en los datos del conjunto en estudio contribuyendo a la simplificación en su manejo y la adquisición de buenos resultados. Las bases de datos iniciales poseían 116 observaciones para lecho fluidizado (de la Tabla 6, Anexo B) y 98 datos para lecho fijo (de la Tabla 8, Anexo B).

Inicialmente, los datos fueron sometidos a un análisis de datos *outlier* que busca seleccionar los datos anómalos de cada una para su posterior eliminación (ver ítem 2.2.2). Para la base de datos de lecho fluidizado se eliminan las observaciones con los Id correspondientes a 69, 106, 109, 41, 65, 38 y 15,

quedando una base de datos con 109 observaciones (Tabla 6, Anexo B). Para la base de datos de lecho fijo se eliminan las observaciones con los Id equivalentes a 22, 35, 73, 4, 72 y 23, quedando con 92 observaciones (Tabla 8, Anexo B).

Con el fin de maximizar la homogeneidad, suavizar la frecuencia de fluctuaciones y disminuir tendencias no adecuadas de los datos, el conjunto de observaciones resultantes pasa por el filtro descrito en el apartado 2.2.2 (límites superior e inferior al doble de la desviación estándar respecto a la media) eliminando los datos que no cumple dichas condiciones resultando que, para la base de datos de pirólisis en lecho fluidizado, se eliminan 37 observaciones reduciéndose así a 72 datos (ver Tabla 7, Anexo B), mientras que para la base de datos de pirólisis en lecho fijo se eliminan 28 datos quedando con 70 observaciones (ver Tabla 9, Anexo B).

### 3.2.2 Preparado final de los datos

El conjunto de datos final se utiliza para realizar una base de datos que contenga información de todos los descriptores y combinaciones de estos mismos para cada unidad de operación, de tal manera que el Software R i386 2.15.2® determine cuáles de estas combinaciones es la adecuada para correlacionar los descriptores con la variable de salida. Éste conjunto de datos antes de ser sometido al proceso de correlación se divide en dos subconjuntos: Uno de entrenamiento con el cual se busca correlacionar (70% de las observaciones) y uno de prueba (30% de las observaciones) que sirve para validar la correlación adquirida con el conjunto de entrenamiento.

El subconjunto de datos para la validación de cada modelo es seleccionado de manera aleatoria por el Software R i386 2.15.2®. La Tabla 2 indica el Id (código de identificación) para los datos de entrenamiento y prueba utilizados en cada modelo matemático construido; estos datos se presentan explícitamente en las Tabla 7 y 9 del Anexo B.

**Tabla 2.** Distribución de los conjuntos de entrenamiento y prueba.

LECHO FLUIDIZADO		LECHO FIJO	
Entrenamiento	Prueba	Entrenamiento	Prueba
1, 3, 4, 6, 7, 8, 10, 12, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 21, 22, 24, 25, 29, 30, 31, 32, 34, 35, 36, 37, 38, 39, 40, 42, 45, 46, 47, 48, 49, 50, 54, 55, 57, 58, 59, 60, 61, 63, 64, 65, 66, 68, 69, 70, 71, 72	2, 5, 9, 11, 13, 20, 23, 26, 27, 28, 33, 41, 43, 44, 51, 52, 53, 56, 62, 67	1, 3, 4, 6, 9, 10, 11, 13, 14, 15, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 32, 33, 34, 35, 37, 38, 39, 41, 42, 43, 44, 45, 46, 48, 49, 51, 52, 53, 54, 55, 57, 58, 59, 60, 63, 66, 67, 68	2, 5, 7, 8, 12, 16, 23, 24, 31, 36, 40, 47, 50, 56, 61, 62, 64, 65, 69, 70

### 3.3 Determinación y validación del modelo

#### 3.3.1 Definición de las variables

En la Tabla 3 se ilustran las variables descriptoras de los modelos para la pirólisis en lecho fijo y lecho fluidizado determinados en este estudio, además se consigna la simbología, las dimensiones y el rango de las mismas, con los cuales fueron contruidos dichos modelos.

**Tabla 3.** Definición dimensional de los descriptores para los modelos de pirólisis.

Descriptor	Abreviatura	Unidad	Lecho Fluidizado			Lecho Fijo		
			Min	Max	Media	Min	Max	Media
Lignina	(Lig)	Fracción Peso	0,1	0,445	0,2608	0,1325	0,3883	0,2815
Celulosa	(Cel)	Fracción Peso	0,3225	0,6259	0,4735	0,2667	0,56	0,4117
Hemicelulosa	(Hem)	Fracción Peso	0,1167	0,3998	0,2661	0,1405	0,4096	0,3069
Humedad	(Hum)	Fracción Peso	0,013	0,155	0,07435	0,018	0,096	0,0567
Temperatura	(T)	°C	400	562	474,4	350	700	522
Diámetro de Partícula	(Dp)	mm	0,25	2	0,7698	No Aplica		
Velocidad de Calentamiento	(Vc)	°C/min	No Aplica			20	100	43,81
Velocidad de Gas	(Gv)	m/s	0,01	0,4412	0,1732	No Aplica		

Los rangos para cada una de las variables especificados en la Tabla 3, son determinados por el valor máximo y mínimo de los datos utilizados para correlacionar y sus unidades son las respectivamente indicadas para cada descriptor.

### 3.4 Pirólisis en lecho fluidizado

$$\begin{aligned}
 Y_{oil} = & (2,31 * 10^3)Cel + (6,89 * 10^3)Hem + (2,11 * 10^3)Hum \\
 & - (2,37 * 10^3)(Lig * Cel) - (6,51 * 10^3)(Lig * Hem) \\
 & - (7,22 * 10^3)(Lig * Hum) - (9,62 * 10^3)(Cel * Hem) \\
 & - (1,24 * 10^3)(Hem * Hum) - (2,80 * 10^3)Cel^2 \\
 & - (7,62 * 10^3)Hem^2 + (1,15) * T - (86,0)(D_p * G_v) + (0,158)(G_v \\
 & * T) - (1,26 * 10^{-3})T^2
 \end{aligned}$$

La expresión anterior muestra el modelo para pirólisis en lecho fluidizado obtenido por el ajuste multivariante realizado en este estudio. La Tabla 10 incluida en el Anexo C muestra el grado de significancia de cada uno de los parámetros del modelo.

El estudio estadístico global del modelo para pirólisis en lecho fluidizado se presenta por el análisis MANOVA presentado en la Tabla 4. Se observa un valor de  $R^2$  ajustado del 78% aproximadamente, y un valor-p por debajo de 0,05, lo que permite rechazar la hipótesis nula a un nivel de confianza del 95%.

**Tabla 4.** MANOVA regresión múltiple – Modelo pirólisis lecho fluidizado.

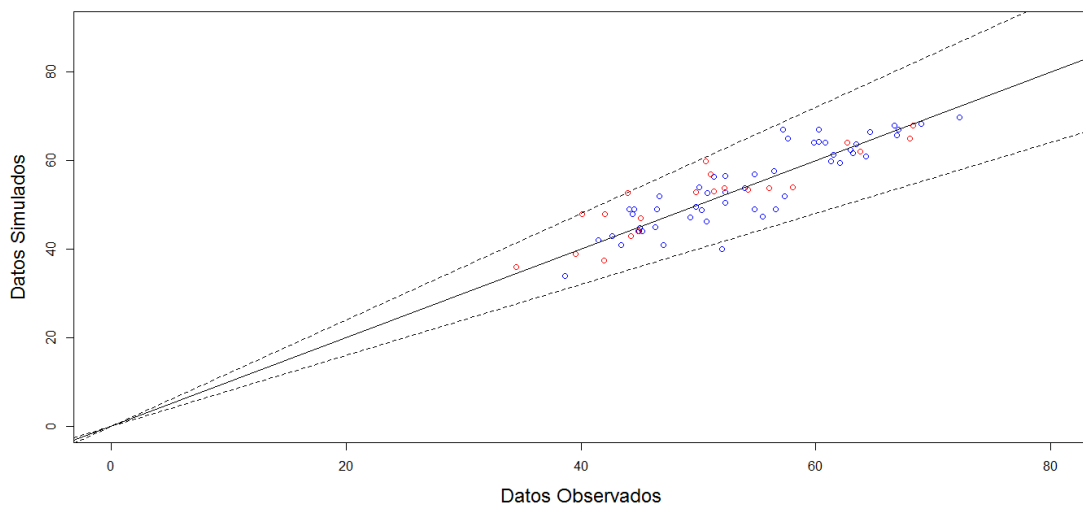
Estadístico	Valor
$R^2$ Múltiple	0,7916711
$R^2$ Ajustado	0,7858842
F-Estadístico	470,7 en 14 & 37 G.L.*
P-Valor	2,20E-16
Error Residual Estándar	4,836 en 37 G.L.*

\*G.L. = Grados de Libertad

El MANOVA permite asegurar que el modelo propuesto en este estudio logra correlacionar los datos experimentales tomados de diferentes artículos de la literatura, trabajando en pirólisis a lecho fluidizado a tan solo un 78%. Sin embargo, el modelo propuesto es significativo estadísticamente a un nivel de confianza del 95%, donde todas las variables implicadas presentan un valor-p inferior a 0,05 (Ver Tabla 10, Anexo C).

### 3.4.1 Diagrama de paridad

En la Figura 3 se observa el diagrama de paridad para el modelo de pirólisis en lecho fluidizado, el cual enlaza el valor predicho o simulado por el modelo con cada observación consignada en la base de datos. En este diagrama se presenta una dispersión de puntos que incluye 51 datos de entrenamiento con los cuales se realizó el ajuste (puntos azules) y 21 datos de prueba con los que se validó el modelo ajustado (puntos rojos).



**Figura 3.** Diagrama de paridad del modelo ajustado del proceso de pirólisis en lecho fluidizado.

El diagrama de paridad permite afirmar que el modelo aquí propuesto logra predecir el rendimiento de biooil obtenido por un proceso de pirólisis en lecho fluidizado con un error del 20%, determinado a partir de la desviación estándar y delimitado por las líneas punteadas alrededor de la línea negra principal.

Las Figuras 7 y 8 del Anexo D muestran el diagrama estadístico Q-Q y la distribución de los residuales respecto a los valores simulados para el modelo de pirólisis en lecho fluidizado, respectivamente. El diagrama Q-Q muestra la relación entre los residuales y los valores experimentales usados para el ajuste del modelo; se puede observar que tanto los residuales (variando entre -2 y 2) como la correlación ajustada entre éstos y los valores experimentales, muestran que la distribución normal de los datos es correcta. Por otro lado, la Figura 8 muestra una distribución organizada de los residuales respecto a los valores simulados para el modelo de pirólisis en lecho fluidizado, lo que indica que el ajuste es adecuado y que no existen datos anómalos.

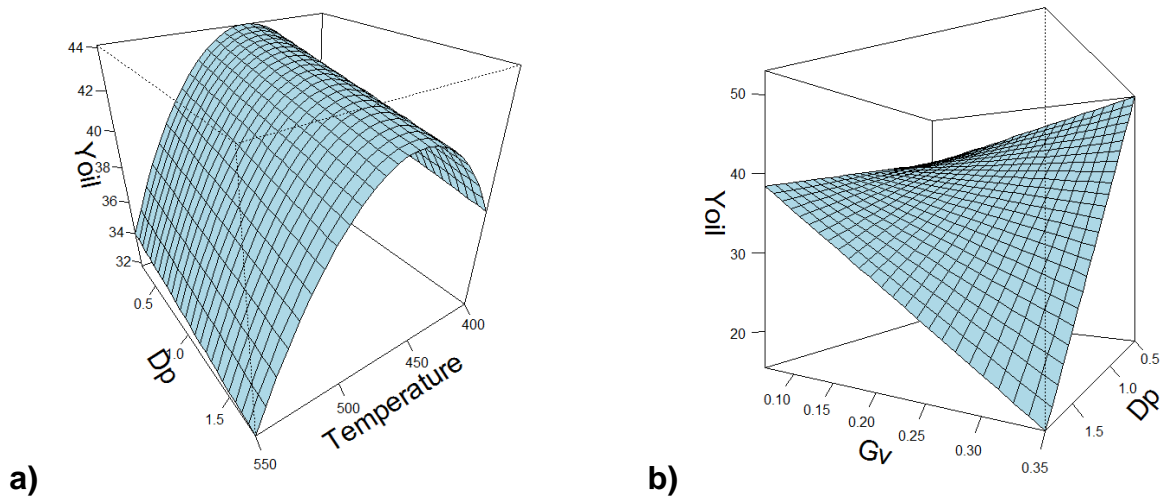
#### 3.4.2 Diagramas de tendencia

Con el fin de determinar la coherencia del modelo para la predicción del comportamiento del rendimiento de biooil en el proceso de pirólisis se realizaron simulaciones usando datos de la literatura.

La Figuras 4 muestra el comportamiento de las condiciones de operación para el modelo de pirólisis en lecho fluidizado aplicado a la cáscara de cuesco de palma. Los valores de composición química son dados por Seon-Jin *et al.* (2010).

La Figura 4a muestra una tendencia al crecimiento del rendimiento a medida que aumenta la temperatura desde un valor de 400°C hasta un valor aproximado de 480°C, donde llega a su valor máximo y desde allí disminuye. De igual forma se observa que, a medida que aumenta el diámetro de partícula disminuye el rendimiento de producto líquido. Por otro lado, la Figura 4b muestra la influencia de la velocidad del gas y el tamaño de partícula sobre el rendimiento de producto líquido; dicho rendimiento se comporta directamente proporcional a la velocidad del gas cuando los diámetros de partícula son pequeños e inversamente proporcionales a la velocidad del gas cuando los diámetros de partícula son mayores.

Los resultados simulados, presentados en la Figura 4, se compararon con el resultados obtenidos por Seon-Jin *et al.*, (2010) encontrándose concordancia en las tendencias en el rendimiento de biooil con respecto al diámetro de partícula, temperatura y flujo de gas. Esto nos permite asegurar que el modelo propuesto en este estudio, logra representar correctamente el proceso de pirólisis en lecho fluidizado de residuos agro-industriales.



**Figura 4.** Comportamiento simulado de la variación del rendimiento de biooil con respecto a) al diámetro de partícula ( $d_p$ ) y la temperatura y b) el flujo de gas ( $G_v$ ) y el diámetro de partícula ( $d_p$ ) para el modelo pirólisis en lecho fluidizado.

### 3.5 Pirólisis en lecho fijo

#### 3.5.1 Modelo de pirólisis en lecho fijo

$$\begin{aligned}
 Y_{oil} = & (-6,65 * 10^2) + (3,42 * 10^5)Cel + (3,02 * 10^5)Hem + (9,57 * 10^3)Hum \\
 & - (3,41 * 10^5)(Lig * Cel) - (2,99 * 10^5)(Lig * Hem) \\
 & - (1,35 * 10^4)(Lig * Hum) - (6,42 * 10^5)(Cel * Hem) \\
 & - (1,8 * 10^4)(Hem * Hum) - (3,43 * 10^5)Cel^2 - (3,02 * 10^5)Hem^2 \\
 & + (0,245 * T) + (0,507)V_c - (2,26 * 10^{-4})T^2
 \end{aligned}$$

La ecuación anterior representa el modelo ajustado para pirólisis en lecho fijo, determinado en este estudio. La Tabla 11 del Anexo C muestra el grado de significancia de cada uno de los parámetros del modelo.

El resultado de los indicadores estadísticos del modelo anterior se representa en la Tabla 5, donde el análisis MANOVA muestra un  $R^2$  ajustado de 84% aproximadamente, y un valor-p del modelo inferior a 0,05 permitiendo rechazar la hipótesis nula.

**Tabla 5.** MANOVA regresión múltiple – Modelo pirólisis lecho fijo.

<b>Estadístico</b>	<b>Valor</b>
$R^2$ Múltiple	0,8819
$R^2$ Ajustado	0,8392
F-Estadístico	20,68
P-Valor	7,13E-13
Error Residual Estándar	3,681 en 36 G.L.

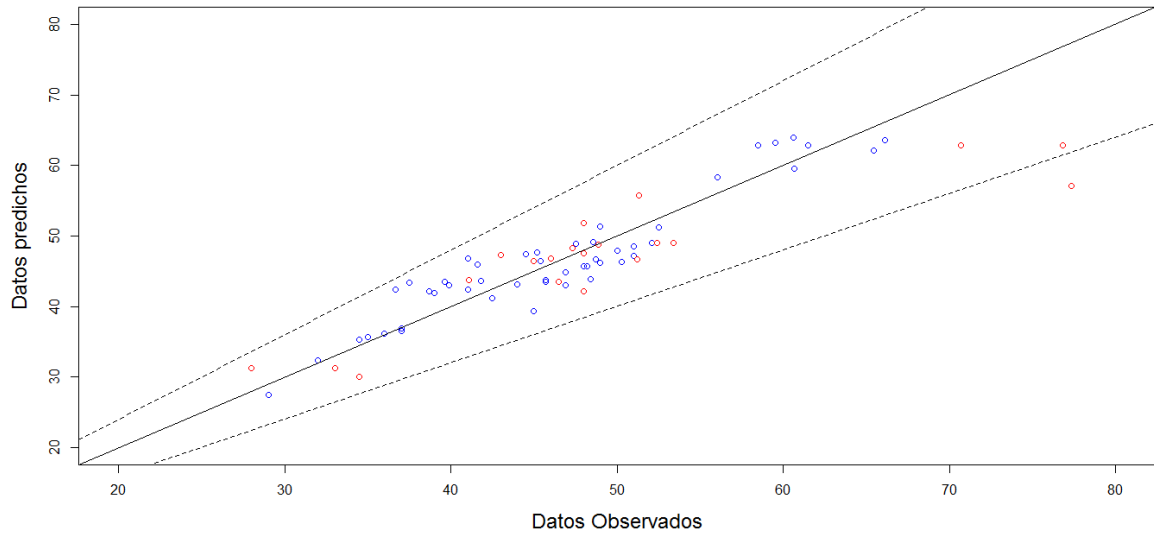
\*G.L. = Grados de Libertad

De acuerdo con la Tabla 5, el ajuste realizado permitió una correlación de datos con el modelo propuesto de un 84%, aumentando respecto al obtenido en pirólisis en lecho fluidizado. Sin embargo, aunque la correlación alcanzada es de 84%, el modelo propuesto es significativo estadísticamente a un nivel de confianza del 95%, donde todas las variables implicadas presentan un valor-p inferior a 0,05 (Ver Tabla 11, Anexo C).

### 3.5.2 Diagrama de paridad

La Figura 5 muestra el diagrama de paridad para el modelo de pirólisis en lecho fijo relacionando los datos observados con los valores simulados. En este diagrama se muestra la distribución de los 50 puntos con que se ajustó el modelo (puntos azules) y los 20 puntos de validación (puntos rojos). Se puede observar que el rango de predicción del modelo propuesto en este estudio es de un 80%

obtenido con base en la desviación estándar de  $\pm 20\%$  calculada y representado en la Figura 5 por líneas discontinuas a lado y lado de la línea negra principal.



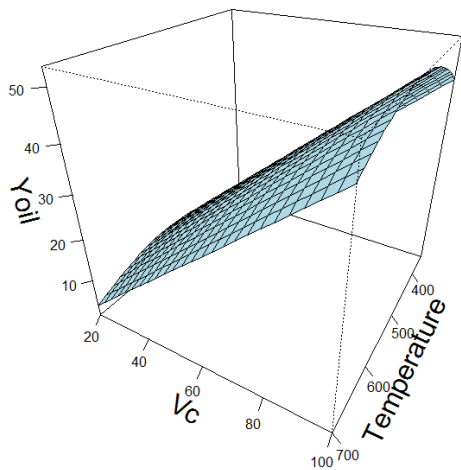
**Figura 5.** Diagrama de paridad para pirólisis en lecho fijo.

Las Figuras 9 y 10 del Anexo D muestran el diagrama estadístico Q-Q y la distribución de los residuales respecto a los valores simulados para el modelo de pirólisis en lecho fijo, respectivamente. De igual manera que para el modelo propuesto para el proceso de pirólisis en lecho fluidizado, se observa un distribución normal correcta entre los residuales con los valores experimentales (ver Figura 9) y con los valores simulados (ver Figura 10) indicando igualmente que no existen datos anómalos.

### 3.5.3 Diagramas de tendencia

La Figura 6 muestra el comportamiento de los parámetros de la pirólisis en lecho fijo explicada por el modelo enunciado en este estudio para el bagazo de caña cuya caracterización corresponde a la reportada por Álvarez [2012]. Como se puede observar en la Figura 6, la velocidad de calentamiento influye de manera directa en el rendimiento de biooil, es decir, a medida que aumenta la velocidad de calentamiento aumenta también la transformación de la biomasa en producto

líquido. También se puede observar que la temperatura conserva un comportamiento parabólico y del gráfico se infiere que si se combinan temperaturas entre 500°C y 550°C con velocidades de calentamiento de aproximadamente 100°C/min, el proceso alcanzará un máximo de operación con respecto al rendimiento del biooil.



**Figura 6.** Comportamiento modelo simulado de la variación del rendimiento de biooil con respecto a la velocidad de calentamiento ( $V_c$ ) y la temperatura

La comparación entre los rendimientos de biooil simulados usando las características de la biomasa reportadas por Álvarez [2012] con los obtenidos por este autor, encuentra concordancia entre ellos en cuanto a la tendencia del rendimiento de biooil durante su producción a diferentes condiciones de operación. Esto nos permite asegurar que el modelo propuesto en este estudio, logra representar correctamente el proceso de pirólisis en lecho fijo de residuos agro-industriales.

### 3.6 Evaluación de la biomasa

Las biomásas agrícolas residuales representativas del departamento de Santander fueron sometidas a evaluación usando los modelos propuestos para la pirólisis en lecho fluidizado y lecho fijo, con el fin de predecir el rendimiento de producto líquido.

Los valores de las composiciones químicas (contenidos de celulosa, hemicelulosa y lignina) fueron tomados de trabajos anteriores [Escalante *et al.*, 2010], [Gómez & Parra, 2013], [Mejía & Rondón, 2013]. Las simulaciones de los rendimientos de biooil fueron realizadas usando las condiciones de operación: temperatura=500°C, diámetro de partícula=0,64mm, velocidad del gas de arrastre=0,109m/s (exclusivas de lecho fluidizado) y velocidad de calentamiento=40°C/min (exclusiva de lecho fijo). En total 20 biomásas fueron simuladas y se encuentran consignadas explícitamente en las Tablas 12 y 13 (Anexo E).

Los resultados muestran como es la variación del rendimiento de producto líquido respecto a las propiedades fisicoquímicas de la biomasa, debido a que las condiciones de operación y la humedad permanecen constantes en todos los valores simulados. Los resultados muestran un rendimiento promedio de biooil de 65%p ( $\pm 13\%p$ ) durante la pirólisis de las biomásas agroindustriales estudiadas, variando entre aproximadamente 40 y 90%p.

Los resultados obtenidos muestran valores medios y coherentes con lo observado en la literatura para la mayoría de las biomásas; por ejemplo, al evaluar el modelo correspondiente a lecho fluidizado para los tallos de yuca se obtiene un rendimiento de 55,07%p ( $\pm 11,01\%$ ) muy cercano al 63,67% que reporta [Adisak Pattiya, 2010] a condiciones de operación similares. De igual forma con el modelo de lecho fijo se obtiene para la cáscara de yuca un rendimiento de biooil de 40,13%p ( $\pm 8,02\%$ ), muy parecido al valor el reportado por Ong Lu Ki *et al.* [2013] que fue de 46,9% a las mismas condiciones de temperatura y velocidad de calentamiento.

#### 4 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Se determinaron dos correlaciones matemáticas para la predicción del rendimiento de biooil producido a partir del proceso de pirólisis en lecho fluidizado y lecho fijo de biomasa agrícolas residuales, incluyendo variables específicas de la composición físico-química de la biomasa (celulosa, hemicelulosa y lignina) y condiciones de operación del proceso (temperatura, diámetro de partícula, velocidad del gas de arrastre (exclusivas de lecho fluidizado) y rampa de calentamiento (exclusiva del lecho fijo)).

Los modelos propuestos en este trabajo son estadísticamente significativos a un nivel de confianza del 95% logrando predecir rendimientos de biooil con un 20% de desviación estándar. Igualmente, los modelos aquí generados interpretan correctamente la influencia de las variables: temperatura, diámetro de partícula, velocidad de gas de arrastre (para lecho fluidizado) y rampa de calentamiento (para lecho fijo) sobre el rendimiento de biooil.

Este estudio ha tenido en cuenta solamente aspectos técnicos para la toma de decisión. Algunas biomasa muestran un alto potencial en el rendimiento de biooil, pero necesitan obligatoriamente de un pretratamiento por secado bastante costoso energéticamente, debido a su alto grado de humedad inicial. Un estudio más específico desde un plano energético y económico asociado al aquí presentado, permitiría confirmar o no la pertinencia de la valorización de estos residuos por pirólisis.

## 5 BIBLIOGRAFÍA

- Abdullah N., Gerhauser H., Sulaiman F. Fast pyrolysis of empty fruit bunches. *Fuel*, volume 89, issue 8, august 2010. Pages 2166-2169.
- Abnisa F., Wan Daud W.M.A., Sahu J.N. Optimization and characterization studies on bio-oil production from palm shell by pyrolysis using response surface methodology. *Biomass and Bioenergy*, volume 35, issue 8, august 2011, pages 3604-3616.
- Açikalin K., Karaca F., Bolat E. Pyrolysis of pistachio shell: effects of pyrolysis conditions and analysis of products. *Fuel*, volume 95, May 2012. Pages 169-177.
- Adisak P., Suntorn S. Production of bio-oil via fast pyrolysis of agricultural residues from cassava plantations in a fluidised-bed reactor with a hot vapour filtration unit. *Journal of analytical and applied pyrolysis*, volume 95, May 2012, pages 227-235.
- Akhtar J., Saidina A. N. A review on operating parameters for optimum liquid oil yield in biomass pyrolysis. *Renewable and sustainable energy reviews*, volume 16, issue 7, September 2012, pages 5101-5109.
- Álvarez P. Optimización del proceso de producción de bio-oil a partir de bagazo de caña de azúcar por pirólisis intermedia. Universidad Industrial de Santander. Escuela de Ingeniería Química, 2012.
- Asadullah M., Rahman M.A., Ali M.M., Rahman M.S., Motin M.A., Sultan M.B., Alam M.R. Production of bio-oil from fixed bed pyrolysis of bagasse. *Fuel*, volume 86, issue 16, November 2007, pages 2514-2520.
- Asri G., Ichiro N. Effect of cellulose and lignin content on pyrolysis and combustion characteristics for several types of biomass. *Renewable energy*, volume 32, issue 4, April 2007, pages 649-661.

Balat M., Balat M, Kirtay E., Balat H. Main routes for the thermo-conversion of biomass into fuels and chemicals. Part 1: pyrolysis systems". *Energy conversion and management*, volume 50, issue 12, December 2009, pages 3147-3157.

Beis S.H., Onay Ö., Koçkar Ö.M., Fixed-bed pyrolysis of safflower seed: influence of pyrolysis parameters on product yields and compositions. *Renewable Energy*, volume 26, issue 1, May 2002, pages 21-32.

Bridgwater A.V, Peacocke G.V.C. Fast pyrolysis processes for biomass. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, volume 4, issue 1, march 2000, pages 1-73.

Bridgwater A.V. Review of fast pyrolysis of biomass and product upgrading. *Biomass and bioenergy*, volume 38, march 2012, pages 68-94.

Bridgwater A.V., Meier D., Radlein D. An overview of fast pyrolysis of biomass. *Organic Geochemistry*, volume 30, issue 12, December 1999, pages 1479-1493.

Castillo E. Potencial del proceso de pirólisis como alternativa para la valorización de los residuos de cosecha en el sector azucarero colombiano. 2008.

Couhert C., Commandre J.M., Salvador S. Is it possible to predict gas yields of any biomass after rapid pyrolysis at high temperature from its composition in cellulose, hemicellulose and lignin?. *Fuel*, volume 88, issue 3, March 2009, pages 408-417.

Escalante Hernández H, Orduz J, Zapata H.J, Cardona M.C, Duarte M. Atlas del Potencial Energético de la Biomasa Residual en Colombia. Ministeria de Minas y Energía. Universidad Industrial de Santander. 2010

Filzmoser P. Linear and nonlinear methods for regression and classification and applications in R. Department of Statistics and Probability Theory. Vienna University of Technology, 2008.

Gerçel H. F. Bio-oil production from *Onopordum Acanthium* L. by slow pyrolysis. *Journal of Analytical and Applied Pyrolysis*, volume 92, issue 1, September 2011, pages 233-238.

Gómez Rueda D., Parra Cepeda J. Caracterización fisicoquímica de residuos agrícolas en Santander: “Cacao, cítricos, fique y tomate”. Universidad Industrial de Santander. Escuela de Ingeniería Química, 2013.

Gozde D, Cagdas O, Suat U, Ralph S, Jale Y. The slow and fast pyrolysis of cherry seed. *Bioresource Technology*, volume 102, issue 2, January 2011, pages 1869-1878.

Hyeon S. H., Park H.J., Dong J.I., Park S. H., Kim S., Dong J. S, Suh Y-W, S-S Kim, Park Y-K. Fast pyrolysis of rice husk under different reaction conditions. *Journal of Industrial and Engineering Chemistry*, volume 16, issue 1, 25 January 2010, pages 27-31.

Hair J. F., Anderson R. E. Jr, Tatham R. L., Black W. C. Análisis multivariante de datos. Quinta edición. Prentice Hall Iberia. Madrid, 1999. ISBN: 84-8322-035-0

Kim S-J, Jung S-H, Kim J-S. Fast pyrolysis of palm kernel shells: influence of operation parameters on the bio-oil yield and the yield of phenol and phenolic compounds”. *Bioresource Technology*, volume 101, issue 23, December 2010, pages 9294-9300.

Kuna H. Avances en procedimientos de la explotación de información con algoritmos basados en la densidad para la identificación de outliers en bases de datos. Departamento de Informática. Facultad de Ciencias exactas Química y Naturales. Universidad Nacional de Misiones, 2008.

Lira C. S., Berruti F. M., Palmisano P, Berruti F, Briens C, Pécora A. A.B. Fast pyrolysis of amazon tucumã (*astrocaryum aculeatum*) seeds in a bubbling fluidized bed reactor. *Journal of Analytical and Applied Pyrolysis*, volume 99, January 2013, pages 23-31.

Matlab® Data Analysis © Copyright 2005–2013 by The Mathworks, Inc.

Mejía González J., Rondón Roa J. Caracterización Físicoquímica de biomasa agrícola representativa en Santander: "Papa, yuca, mora, papaya, cebolla junca". Universidad Industrial de Santander. Escuela de Ingeniería Química, 2013.

Mullen C A., Boateng A. A., Goldberg N. M., Lima I M., Laird D. A., Hicks K B. Bio-oil and bio-char production from corn cobs and stover by fast pyrolysis. *Biomass and Bioenergy*, volume 34, issue 1, January 2010, pages 67-74.

Onay O, Koçkar O. M. Fixed-bed pyrolysis of rapeseed (*brassica napus* L.)". *Biomass and Bioenergy*, volume 26, issue 3, march 2004, pages 289-299.

Onay O. Influence of pyrolysis temperature and heating rate on the production of bio-oil and char from safflower seed by pyrolysis, using a well-swept fixed-bed reactor. *Fuel Processing Technology*, volume 88, issue 5, may 2007, pages 523-531.

Park Y-K, Yoo M. L, Won L. H, Hoon park S, Jung S-C, Park P-S, Kim S-C. Effects of operation conditions on pyrolysis characteristics of agricultural residues. *Renewable Energy*, volume 42, June 2012, pages 125-130.

Peña D. Análisis de datos multivariantes. Universidad Carlos III. Madrid, 2002.

Phyllis2. Database for biomass and waste. ECN Biomass & Energy Efficiency. Energy research Centre of the Netherlands. Disponible en: [www.ecn.nl/phyllis2](http://www.ecn.nl/phyllis2). Acceso 17 de marzo de 2013.

Rao T. R, Sharma A. Pyrolysis rates of biomass materials. *Energy*, volume 23, issue 11, November 1998, pages 973-978.

Şen N, Kar Y. Pyrolysis of black cumin seed cake in a fixed-bed reactor. *Biomass and Bioenergy*, volume 35, issue 10, 15 October 2011, pages 4297- 4304.

Senior Mojica A, Fernandez Acosta A, Serpa Uribe H, Lobo Gualdrón E, Uribe Torres L. M. Evaluaciones Agropecuarias. Ministerio de agricultura y Desarrollo Rural. República de Colombia, Santander, 2010.

Su-Hwa Jung, Kang B-S, Kim J-S. Production of bio-oil from rice straw and bamboo sawdust under various reaction conditions in a fast pyrolysis plant equipped with a fluidized bed and a char separation system. *Journal of Analytical and Applied Pyrolysis*, volume 82, issue 2, July 2008, pages 240-247.

Sung Won Kim, Koo B.S, Ryu J. W, Lee J. S, Kim C J, Lee D. H, Kim G. R, Choi S. Bio-oil from the pyrolysis of palm and jatropha wastes in a fluidized bed. *Fuel Processing Technology*, volume 108, april 2013, pages 118-124.

Tarazona S. Optimización del proceso de pirólisis intermedia de raquis de palma. Universidad Industrial de Santander. Escuela de Ingeniería Química, 2013.

Teetor P. 25 recipes for getting started with R. Estados Unidos. O'reilly media, Inc., 2011.

Terrádez Gurrea M. Análisis de componentes principales. Universidad Abierta de Cataluña. Disponible en: [http://www.uoc.edu/in3/emath/docs/componentes\\_principales.pdf](http://www.uoc.edu/in3/emath/docs/componentes_principales.pdf)

Thanh-An N, Kim J, Kim S-S. Fast pyrolysis of palm kernel cake using a fluidized bed reactor: design of experiment and characteristics of bio-oil. *Journal of Industrial and Engineering Chemistry*, volume 19, issue 1, 25 January 2013, pages 137-143.

Tsai W.T., Lee M.K., Chang Y.M. Fast pyrolysis of rice straw, sugarcane bagasse and coconut shell in an induction-heating reactor. *Journal of Analytical and Applied Pyrolysis*, volume 76, issues 1–2, June 2006, pages 230-237.

Venables B, Smith D, Gentleman Robert, Ihaka R, Mächler M, González A, González S. Notas sobre R: un entorno de programación para análisis de datos y gráficos. Traducción al español. Instituto de Estadística de Andalucía, 2000.

Villardón J. Análisis de componentes principales definición vectorial. Departamento de Estadística. Disponible en: <http://biplot.usal.es/doctorado/3ciclo/bienio-04-06/acp/acp.pdf>. Acceso 17 de Julio de 2013.

Yanik J, Kornmayer C, Saglam M, Yüksel M. Fast pyrolysis of agricultural wastes: characterization of pyrolysis products. Fuel Processing Technology, volume 88, issue 10, October 2007, pages 942-947.

Yorgun S., Şensöz S., Koçkar Ö.M. Characterization of the pyrolysis oil produced in the slow pyrolysis of sunflower-extracted bagasse. Biomass and bioenergy, volume 20, issue 2, February 2001, pages 141-148.

## ANEXO A: HERRAMIENTAS MATEMÁTICAS

### Identificación de datos *outlier*

Los datos o la información sobre las variables involucradas en un proceso son una herramienta útil a la hora de determinar modelos que describan su comportamiento; es por esto que se debe garantizar la calidad de dicha información, localizando los datos que pueden causar ruido. Los métodos basados en la densidad son ampliamente aplicados en estos casos. El algoritmo *local outlier factor* (LOF) localiza puntos anómalos y da como resultado un valor de un objeto  $p$  que indica el grado en que  $p$  es un anómalo, esto es descrito por:

$$LOF_{MinPts}(p) = \frac{\sum_{OCN_{MinPts}(p)} \frac{lrd_{MinPts}(0)}{lrd_{MinPts}(p)}}{|N_{MinPts}(p)|}$$

Donde LOF es la media de los coeficientes de densidad local de accesibilidad de  $p$ ,  $lrd$  es el inverso de la distancia media entre  $p$  y los objetos en su vecindad y el parámetro  $MinPts$ , representa el valor que define la vecindad a establecer alrededor de una fila y contra cuyos componentes se van a ejecutar las mediciones para determinar el valor anómalo [H. Kuna *et al.*, 2008].

### Metodología mínimos cuadrados ordinarios (OLS)

La metodología de mínimos cuadrados ordinarios (OLS) es considerada como una de las más populares para el cálculo de regresión lineal múltiple. La regresión obtenida tiene forma de una sumatoria de cada una de las variables descriptoras en estudio multiplicadas por sus respectivos coeficientes calculados [Filzmoser Peter, 2008]. Esto se expresa de la forma  $y = \beta X + \varepsilon$ , con  $n$  valores observados, donde cada valor se representa como:

$$y = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T, \quad \varepsilon = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)^T, \quad \beta = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)^T$$

La matriz de diseño  $X = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & x_{13} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & x_{23} \\ 1 & x_{i1} & x_{i2} & x_{ip} \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & x_{np} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1, x_1 \\ 1, x_2 \\ 1, x_i \\ 1, x_n \end{pmatrix}$

Este método busca seleccionar los coeficientes que minimizan la suma del cuadrado de los residuales RSS:

$$RSS(\beta) = \sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2 = \sum_{i=1}^n \left( y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p x_{ij} \beta_j \right)^2$$

Este planteamiento no hace consideraciones respecto a la validez del modelo, solo se limita a determinar el mejor ajuste de los datos. La solución a la minimización y los  $y$  valores estimados vienen dados por:

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y$$

$$\hat{y} = X \hat{\beta} = X (X^T X)^{-1} X^T y$$

### **El análisis de componentes principales (PCA)**

Es una técnica de carácter estadístico que permite reducir la dimensión de un conjunto de variables por medio de la implementación de nuevos factores o componentes principales que son básicamente combinaciones lineales de las variables originales e independientes entre sí [Terrádez Manuel]. El análisis del componente principal tiene un origen en el ajuste de los ortogonales por mínimos cuadrados incluidos en las teorías de Pearson [Villardón José]. La técnica del análisis del componente principal posee una doble utilidad consistida en:

- Representa de manera idónea, en un espacio de menor dimensión, observaciones de un espacio general p-dimensional y permite la identificación de variables no observadas que generar variabilidad en los datos.

- Transforma las variables iniciales, generalmente correlacionadas en nuevas variables no correlacionadas, simplificando la interpretación de datos [Peña D., 2002].

## **La regresión stepwise (regresión paso a paso)**

Es un método que incluye modelos de regresión en los cuales las variables predictivas se seleccionan mediante un procedimiento automático que realiza un software estadístico, agregando o eliminando sucesivamente variables basadas únicamente en el t-valor de los coeficientes estimados. Este tipo de regresión es útil para tamizar un gran número de posibles variables de entrada independientes, para construir un modelo que prediga una variable de salida. El algoritmo de este método, en términos sencillos, es el siguiente:

Inicialmente se cuenta con un conjunto de posibles variables independientes de las cuales se desea extraer el mejor subconjunto para usar en el modelo de predicción. El método Stepwise permite comenzar sin variables en el modelo y continuar hacia adelante (proceso forward: Adicionando una variable al tiempo) o comenzar con todas las posibles variables en el modelo y proceder hacia atrás (proceso backward: eliminando una variable a la vez). En cada paso el programa realiza el siguiente cálculo:

-Para cada variable actual en el modelo, se calcula el t-valor para el coeficiente estimado y su cuadrado, se reporta como el estadístico F “a eliminar”. Para cada variable que no se encuentra en el modelo, el programa calcula el t-valor que su coeficiente podría tener si fuera la siguiente variable agregada, su cuadrado y reporta esto como su estadístico F “a entrar”.

-En el siguiente paso el programa automáticamente ingresa variables con el mayor estadístico F “a entrar” y remueve la variable con el menor estadístico F “a eliminar”, de acuerdo con ciertos parámetros de control que se han especificado. Por lo tanto la relación clave para recordar es  $F = t\text{-cuadrado}$ .

## ANEXO B: BASES DE DATOS

A continuación se presentan las bases de datos construidas y procesadas a lo largo de este estudio. En las Tablas 7 y 9 los datos resaltados (Azul celeste) son los datos utilizados para validar mientras los demás son los utilizados para correlacionar.

**Tabla 6.** Base de datos global pirólisis en lecho fluidizado completa.

Id	Biomasa	Lig	Cel	Hem	Hum	Dp (mm)	T (°C)	Gv (m/s)	Yoil (%)	Referencia
1	Corncob (I)	0,475	0,475	0,051	0,063	1	500	0,28	47	Yanik, et.al. 2007
2	Straw	0,2	0,567	0,233	0,072	1	500	0,28	41	
3	Oreganum stalks	0,202	0,626	0,172	0,09	1	500	0,28	45	
4	Jatropha seedshell cake	0,489	0,452	0,059	0,027	0,7	478	0,165	47,8	Sung Kim, 2012 Won et.al.
5	Jatropha seedshell cake	0,489	0,452	0,059	0,027	0,7	478	0,075	37	
6	Jatropha seedshell cake	0,489	0,452	0,059	0,027	0,7	478	0,12	42,5	
7	Jatropha seedshell cake	0,489	0,452	0,059	0,027	0,7	478	0,21	44	
8	Jatropha seedshell cake	0,489	0,452	0,059	0,027	0,7	390	0,165	42,8	
9	Jatropha seedshell cake	0,489	0,452	0,059	0,027	0,7	430	0,165	45,2	
10	Jatropha seedshell cake	0,489	0,452	0,059	0,027	0,7	460	0,165	47,5	
11	Jatropha seedshell cake	0,489	0,452	0,059	0,027	0,7	490	0,165	45,3	
12	Jatropha seedshell cake	0,489	0,452	0,059	0,027	0,7	510	0,165	44,1	
13	Palm kernel shell (I)	0,25	0,375	0,375	0,059	0,7	478	0,165	52	
14	Empty palm fruit bunches (I)	0,182	0,597	0,221	0,074	0,7	478	0,165	54	
15	Palm kernel shell (II)	0,445	0,322	0,233	0,094	0,64	435	0,121	41	Seon-Jin Kim, et. al. 2010
16	Palm kernel shell (II)	0,445	0,322	0,233	0,094	0,64	453	0,118	43	
17	Palm kernel shell (II)	0,445	0,322	0,233	0,094	0,64	475	0,114	44	
18	Palm kernel shell (II)	0,445	0,322	0,233	0,094	0,64	490	0,111	49	
19	Palm kernel shell (II)	0,445	0,322	0,233	0,094	0,64	512	0,109	37,5	
20	Palm kernel shell (II)	0,445	0,322	0,233	0,094	0,64	533	0,105	34	
21	Palm kernel shell (II)	0,445	0,322	0,233	0,094	0,93	491	0,111	42	
22	Palm kernel shell (II)	0,445	0,322	0,233	0,094	0,64	492	0,111	24	

<b>Id</b>	<b>Biomasa</b>	<b>Lig</b>	<b>Cel</b>	<b>Hem</b>	<b>Hum</b>	<b>Dp (mm)</b>	<b>T (°C)</b>	<b>Gv (m/s)</b>	<b>Yoil (%)</b>	<b>Referencia</b>
23	Empty palm fruit bunches (II)	0,182	0,597	0,221	0,074	0,3	400	0,067	49	Abdullah, et.al. 2010
24	Empty palm fruit bunches (II)	0,182	0,597	0,221	0,074	0,3	450	0,067	53	
25	Empty palm fruit bunches (II)	0,182	0,597	0,221	0,074	0,3	500	0,067	49,5	
26	Empty palm fruit bunches (II)	0,182	0,597	0,221	0,074	0,3	550	0,067	48	
27	Empty palm fruit bunches (II)	0,182	0,597	0,221	0,074	0,3	600	0,067	46	
28	Empty palm fruit bunches (II)	0,182	0,597	0,221	0,074	0,3	450	0,093	52,9	
29	Empty palm fruit bunches (II)	0,182	0,597	0,221	0,074	0,3	450	0,08	53,8	
30	Empty palm fruit bunches (II)	0,182	0,597	0,221	0,074	0,3	450	0,067	56,5	
31	Empty palm fruit bunches (II)	0,182	0,597	0,221	0,074	0,3	450	0,06	52,7	
32	Empty palm fruit bunches (II)	0,182	0,597	0,221	0,074	0,3	450	0,053	48,9	
33	Empty palm fruit bunches (II)	0,182	0,597	0,221	0,074	0,3	450	0,047	46,2	
34	Rice straw(II)	0,27	0,438	0,293	0,068	5	414	0,143	43	Su-Hwa Jung, et.al. 2008
35	Rice straw(II)	0,27	0,438	0,293	0,068	5	445	0,132	66	
36	Rice straw(II)	0,27	0,438	0,293	0,068	5	491	0,121	67,5	
37	Rice straw(II)	0,27	0,438	0,293	0,068	5	542	0,1	52	
38	Rice straw(II)	0,27	0,438	0,293	0,068	5	487	0,121	64	
39	Rice straw(II)	0,27	0,438	0,293	0,068	10	490	0,121	60,5	
40	Rice straw(II)	0,27	0,438	0,293	0,068	5	471	0,127	51	
41	Bamboo sawdust	0,273	0,442	0,286	0,073	0,6	350	0,166	56	
42	Bamboo sawdust	0,273	0,442	0,286	0,073	0,6	405	0,144	72	
43	Bamboo sawdust	0,273	0,442	0,286	0,073	0,6	449	0,133	68	
44	Bamboo sawdust	0,273	0,442	0,286	0,073	0,6	510	0,116	61	
45	Bamboo sawdust	0,273	0,442	0,286	0,073	0,6	417	0,144	62	
46	Bamboo sawdust	0,273	0,442	0,286	0,073	0,85	410	0,144	67	
47	Bamboo sawdust	0,273	0,442	0,286	0,073	0,85	414	0,144	64	
48	Rice Husk (II)	0,377	0,465	0,157	0,093	1,69	400	0,017	48	Hyeon Su Heo, et.al. 2010
49	Rice Husk (II)	0,377	0,465	0,157	0,093	1,69	450	0,017	49	
50	Rice Husk (II)	0,377	0,465	0,157	0,093	1,69	500	0,017	43	
51	Rice Husk (II)	0,377	0,465	0,157	0,093	1,69	550	0,017	36	
52	Rice Husk (II)	0,377	0,465	0,157	0,093	1,69	450	0,01	44	
53	Rice Husk (II)	0,377	0,465	0,157	0,093	1,69	450	0,013	47	
54	Cherry seed	0,324	0,357	0,319	0,055	2	400	0,275	48	Gozde Duman, et.al. 2011
55	Cherry seed	0,324	0,357	0,319	0,055	2	500	0,275	57	
56	Cherry seed	0,324	0,357	0,319	0,055	2	600	0,275	47	
57	Cherry seeds shells	0,384	0,283	0,333	0,061	2	400	0,275	59	
58	Cherry seeds shells	0,384	0,283	0,333	0,061	2	500	0,275	60	
59	Cherry seeds shells	0,384	0,283	0,333	0,061	2	600	0,275	53	

<b>Id</b>	<b>Biomasa</b>	<b>Lig</b>	<b>Cel</b>	<b>Hem</b>	<b>Hum</b>	<b>Dp (mm)</b>	<b>T (°C)</b>	<b>Gv (m/s)</b>	<b>Yoil (%)</b>	<b>Referencia</b>
60	Tucuma sedes	0,255	0,497	0,248	0,092	2	400	0,031	40	Claudio S. Lira, et.al, 2012
61	Tucuma sedes	0,255	0,497	0,248	0,092	2	450	0,031	49	
62	Tucuma sedes	0,255	0,497	0,248	0,092	2	500	0,031	57	
63	Tucuma sedes	0,255	0,497	0,248	0,092	2	550	0,031	52	
64	Tucuma sedes	0,255	0,497	0,248	0,092	2	600	0,031	51	
65	Radiata pine	0,258	0,421	0,32	0,076	1,5	474	0,067	67,1	Bo-Sung Kang, et.al. 2005
66	Radiata pine	0,258	0,421	0,32	0,076	1,5	502	0,067	47,4	
67	Radiata pine	0,258	0,421	0,32	0,076	1	502	0,067	53,9	
68	Radiata pine	0,258	0,421	0,32	0,076	1,5	562	0,067	44,8	
69	Radiata pine	0,258	0,421	0,32	0,076	1,5	661	0,067	24,2	
70	Cassava stalk	0,218	0,383	0,4	0,155	0,43	437	0,38	64,2	Adisak Pattiya, 2010
71	Cassava stalk	0,218	0,383	0,4	0,155	0,43	475	0,4	63,7	
72	Cassava stalk	0,218	0,383	0,4	0,155	0,43	502	0,411	61,8	
73	Cassava stalk	0,218	0,383	0,4	0,155	0,43	526	0,577	61,7	
74	Cassava rhizome	0,277	0,348	0,375	0,083	0,43	443	0,349	66,4	
75	Cassava rhizome	0,277	0,348	0,375	0,083	0,43	477	0,405	68,4	
76	Cassava rhizome	0,277	0,348	0,375	0,083	0,43	510	0,417	68	
77	Cassava rhizome	0,277	0,348	0,375	0,083	0,43	537	0,441	65,8	
78	Rice Husk (IV)	0,232	0,415	0,353	0,079	0,63	400	0,2	59,8	In-Yong Eom, et.al. 2012
79	Rice Husk (IV)	0,232	0,415	0,353	0,079	0,63	450	0,2	57,6	
80	Rice Husk (IV)	0,232	0,415	0,353	0,079	0,63	500	0,2	53,7	
81	Rice Husk (IV)	0,232	0,415	0,353	0,079	0,63	550	0,2	47,1	
82	Rice Husk (IV)	0,232	0,415	0,353	0,079	0,63	600	0,2	40,3	
83	Coffee grounds	0,271	0,612	0,117	0,013	0,25	400	0,374	49	Jin Pil Bok, et.al. 2012
84	Coffee grounds	0,271	0,612	0,117	0,013	0,25	450	0,374	59,5	
85	Coffee grounds	0,271	0,612	0,117	0,013	0,25	500	0,374	62,5	
86	Coffee grounds	0,271	0,612	0,117	0,013	0,25	550	0,374	65	
87	Coffee grounds	0,271	0,612	0,117	0,013	0,25	600	0,374	63,5	
88	Mallee	0,22	0,433	0,346	0,015	0,25	400	0,374	64	
89	Mallee	0,22	0,433	0,346	0,015	0,25	450	0,374	67	
90	Mallee	0,22	0,433	0,346	0,015	0,25	500	0,374	65	
91	Mallee	0,22	0,433	0,346	0,015	0,25	550	0,374	64	

<b>Id</b>	<b>Biomasa</b>	<b>Lig</b>	<b>Cel</b>	<b>Hem</b>	<b>Hum</b>	<b>Dp (mm)</b>	<b>T (°C)</b>	<b>Gv (m/s)</b>	<b>Yoil (%)</b>	<b>Referencia</b>
92	Bald cypress	0,208	0,464	0,328	0,209	0,5	480	0,051	57	Hang seok et al., 2010
93	Bald cypress	0,208	0,464	0,328	0,209	1,5	480	0,051	54	
94	Bald cypress	0,208	0,464	0,328	0,209	2,5	480	0,051	52	
95	Bald cypress	0,208	0,464	0,328	0,209	1,5	480	0,051	55	
96	Bald cypress	0,208	0,464	0,328	0,209	1,5	480	0,051	57	
97	Bald cypress	0,208	0,464	0,328	0,209	1,5	480	0,051	56	
98	Bald cypress	0,208	0,464	0,328	0,209	1,5	480	0,061	54	
99	Bald cypress	0,208	0,464	0,328	0,209	1,5	480	0,071	53	
100	Bald cypress	0,208	0,464	0,328	0,209	1,5	480	0,082	51	
101	Empty palm fruit bunches (III)	0,181	0,598	0,221	0,08	0,38	400	0,093	52,8	
102	Empty palm fruit bunches (III)	0,181	0,598	0,221	0,08	0,38	450	0,08	53,8	
103	Empty palm fruit bunches (III)	0,181	0,598	0,221	0,08	0,38	500	0,066	56,5	
104	Empty palm fruit bunches (III)	0,181	0,598	0,221	0,08	0,38	550	0,06	52,7	
105	Empty palm fruit bunches (III)	0,181	0,598	0,221	0,08	0,38	600	0,053	48,9	
106	Rice straw(III)	0,186	0,505	0,31	0,089	0,5	350	0,233	52	In-Yong Eom, et.al. 2012
107	Rice straw(III)	0,186	0,505	0,31	0,089	0,5	420	0,233	50,5	
108	Rice straw(III)	0,186	0,505	0,31	0,089	0,5	500	0,233	32,5	
109	Rice straw(IV)	0,216	0,403	0,382	0,065	0,5	350	0,233	56	
110	Rice straw(IV)	0,216	0,403	0,382	0,065	0,5	420	0,233	44	
111	Rice straw(IV)	0,216	0,403	0,382	0,065	0,5	500	0,233	31	
112	wheat Straw	0,096	0,518	0,386	0,046	0,63	525	0,211	38,9	C.E. Greenhalf, et.al, 2013
113	Switch grass	0,136	0,508	0,356	0,046	0,63	510	0,211	61,3	
114	Miscanthus	0,161	0,582	0,257	0,046	0,63	505	0,211	53,5	
115	Willow SRC	0,24	0,591	0,169	0,057	0,63	500	0,211	59,9	
116	Beech Wood	0,245	0,435	0,32	0,042	0,63	512	0,211	69,7	

**Tabla 7.** Base de datos pirólisis en lecho fluidizado tamizada.

<b>Id</b>	<b>Biomasa</b>	<b>Lig</b>	<b>Cel</b>	<b>Hem</b>	<b>Hum</b>	<b>Dp (mm)</b>	<b>T (°C)</b>	<b>Gv (m/s)</b>	<b>Yoil (%)</b>
1	Palm kernel shell (II)	0,445	0,322	0,233	0,094	0,64	435	0,121	41
2	Palm kernel shell (II)	0,445	0,322	0,233	0,094	0,64	453	0,118	43
3	Palm kernel shell (II)	0,445	0,322	0,233	0,094	0,64	475	0,114	44
4	Palm kernel shell (II)	0,445	0,322	0,233	0,094	0,64	490	0,111	49
5	Palm kernel shell (II)	0,445	0,322	0,233	0,094	0,64	512	0,109	37,5
6	Palm kernel shell (II)	0,445	0,322	0,233	0,094	0,64	533	0,105	34
7	Palm kernel shell (II)	0,445	0,322	0,233	0,094	0,93	491	0,111	42
8	Empty palm fruit bunches (II)	0,182	0,597	0,221	0,074	0,3	400	0,067	49
9	Empty palm fruit bunches (II)	0,182	0,597	0,221	0,074	0,3	450	0,067	53
10	Empty palm fruit bunches (II)	0,182	0,597	0,221	0,074	0,3	500	0,067	49
11	Empty palm fruit bunches (II)	0,182	0,597	0,221	0,074	0,3	550	0,067	48
12	Empty palm fruit bunches (II)	0,182	0,597	0,221	0,074	0,3	450	0,093	52,88
13	Empty palm fruit bunches (II)	0,182	0,597	0,221	0,074	0,3	450	0,08	53,82
14	Empty palm fruit bunches (II)	0,182	0,597	0,221	0,074	0,3	450	0,067	56,45
15	Empty palm fruit bunches (II)	0,182	0,597	0,221	0,074	0,3	450	0,06	52,73
16	Empty palm fruit bunches (II)	0,182	0,597	0,221	0,074	0,3	450	0,053	48,92
17	Empty palm fruit bunches (II)	0,182	0,597	0,221	0,074	0,3	450	0,047	46,22
18	Bamboo sawdust	0,273	0,442	0,286	0,073	0,6	449	0,133	68
19	Bamboo sawdust	0,273	0,442	0,286	0,073	0,6	510	0,116	61
20	Bamboo sawdust	0,273	0,442	0,286	0,073	0,6	417	0,144	62
21	Bamboo sawdust	0,273	0,442	0,286	0,073	0,85	410	0,144	67
22	Bamboo sawdust	0,273	0,442	0,286	0,073	0,85	414	0,144	64
23	Rice Husk (II)	0,377	0,465	0,157	0,093	1,69	400	0,017	48
24	Rice Husk (II)	0,377	0,465	0,157	0,093	1,69	450	0,017	49
25	Rice Husk (II)	0,377	0,465	0,157	0,093	1,69	500	0,017	43
26	Rice Husk (II)	0,377	0,465	0,157	0,093	1,69	550	0,017	36
27	Rice Husk (II)	0,377	0,465	0,157	0,093	1,69	450	0,01	44
28	Rice Husk (II)	0,377	0,465	0,157	0,093	1,69	450	0,013	47
29	Tucuma sedes	0,255	0,497	0,248	0,092	2	400	0,031	40
30	Tucuma sedes	0,255	0,497	0,248	0,092	2	500	0,031	57
31	Tucuma sedes	0,255	0,497	0,248	0,092	2	550	0,031	52
32	Radiata pine	0,258	0,421	0,32	0,076	1,5	474	0,067	67,1
33	Radiata pine	0,258	0,421	0,32	0,076	1,5	502	0,067	47,4
34	Radiata pine	0,258	0,421	0,32	0,076	1	502	0,067	53,9
35	Radiata pine	0,258	0,421	0,32	0,076	1,5	562	0,067	44,8

<b>Id</b>	<b>Biomasa</b>	<b>Lig</b>	<b>Cel</b>	<b>Hem</b>	<b>Hum</b>	<b>Dp (mm)</b>	<b>T (°C)</b>	<b>Gv (m/s)</b>	<b>Yoil (%)</b>
36	Cassava stalk	0,218	0,383	0,4	0,155	0,43	437	0,38	64,2
37	Cassava stalk	0,218	0,383	0,4	0,155	0,43	475	0,4	63,67
38	Cassava stalk	0,218	0,383	0,4	0,155	0,43	502	0,411	61,76
39	Cassava rhizome	0,277	0,348	0,375	0,083	0,43	443	0,349	66,43
40	Cassava rhizome	0,277	0,348	0,375	0,083	0,43	477	0,405	68,35
41	Cassava rhizome	0,277	0,348	0,375	0,083	0,43	510	0,417	67,95
42	Cassava rhizome	0,277	0,348	0,375	0,083	0,43	537	0,441	65,8
43	Rice Husk (IV)	0,232	0,415	0,353	0,079	0,63	400	0,2	59,77
44	Rice Husk (IV)	0,232	0,415	0,353	0,079	0,63	500	0,2	53,74
45	Rice Husk (IV)	0,232	0,415	0,353	0,079	0,63	550	0,2	47,12
46	Coffee grounds	0,271	0,612	0,117	0,013	0,25	400	0,374	49
47	Coffee grounds	0,271	0,612	0,117	0,013	0,25	500	0,374	62,5
48	Coffee grounds	0,271	0,612	0,117	0,013	0,25	550	0,374	65
49	Mallee	0,22	0,433	0,346	0,015	0,25	400	0,374	64
50	Mallee	0,22	0,433	0,346	0,015	0,25	450	0,374	67
51	Mallee	0,22	0,433	0,346	0,015	0,25	500	0,374	65
52	Mallee	0,22	0,433	0,346	0,015	0,25	550	0,374	64
53	Empty palm fruit bunch. (III)	0,181	0,598	0,221	0,08	0,38	400	0,093	52,84
54	Empty palm fruit bunch. (III)	0,181	0,598	0,221	0,08	0,38	450	0,08	53,83
55	Empty palm fruit bunch. (III)	0,181	0,598	0,221	0,08	0,38	500	0,066	56,47
56	Empty palm fruit bunch. (III)	0,181	0,598	0,221	0,08	0,38	550	0,06	52,72
57	Straw	0,2	0,567	0,233	0,072	1	500	0,28	41
58	Oreganum stalks	0,202	0,626	0,172	0,09	1	500	0,28	45
59	Palm kernel shell (I)	0,25	0,375	0,375	0,059	0,7	478	0,165	51,96
60	Empty palm fruit bunches (I)	0,182	0,597	0,221	0,074	0,7	478	0,165	53,97
61	Cherry seed	0,324	0,357	0,319	0,055	2	400	0,275	48
62	Cherry seed	0,324	0,357	0,319	0,055	2	500	0,275	57
63	Rice straw(III)	0,186	0,505	0,31	0,089	0,5	420	0,233	50,5
64	Rice straw(IV)	0,216	0,403	0,382	0,065	0,5	420	0,233	44
65	wheat Straw	0,096	0,518	0,386	0,046	0,63	525	0,211	38,85
66	Switch grass	0,136	0,508	0,356	0,046	0,63	510	0,211	61,27
67	Miscanthus	0,161	0,582	0,257	0,046	0,63	505	0,211	53,51
68	Willow SRC	0,24	0,591	0,169	0,057	0,63	500	0,211	59,92
69	Beech Wood	0,245	0,435	0,32	0,042	0,63	512	0,211	69,7
70	Rice Husk (IV)	0,232	0,415	0,353	0,079	0,63	450	0,2	57,58
71	Coffee grounds	0,271	0,612	0,117	0,013	0,25	450	0,374	59,5
72	Tucuma sedes	0,255	0,497	0,248	0,092	2	450	0,031	49

**Tabla 8.** Base de datos global pirólisis en lecho fijo completa

Id	Biomasa	Lig	Cel	Hem	Hum	T (°C)	Vc (°C/min)	Y oil (%)	Referencia
1	Olive Residue	0,247	0,38	0,373	0,088	400	300	48	(Uzun, et.al. 2007)
2	Olive Residue	0,247	0,38	0,373	0,088	500	300	59	
3	Olive Residue	0,247	0,38	0,373	0,088	550	300	56	
4	Olive Residue	0,247	0,38	0,373	0,088	700	300	48	
5	Safflower seed	0,387	0,364	0,249	0,057	400	100	37,5	Ozlem Onay, 2007
6	Safflower seed	0,387	0,364	0,249	0,057	500	100	48	
7	Safflower seed	0,387	0,364	0,249	0,057	550	100	50	
8	Safflower seed	0,387	0,364	0,249	0,057	600	100	51	
9	Safflower seed	0,387	0,364	0,249	0,057	700	100	48	
10	Rapeseed	0,367	0,267	0,367	0,049	400	30	56,06	(Onay & Kockar, 2004)
11	Rapeseed	0,367	0,267	0,367	0,049	550	30	76,83	
12	Rapeseed	0,367	0,267	0,367	0,049	700	30	77,33	
13	Rapeseed	0,367	0,267	0,367	0,049	550	30	58,51	
14	Rapeseed	0,367	0,267	0,367	0,049	550	30	61,5	
15	Rapeseed	0,367	0,267	0,367	0,049	550	30	70,68	
16	Rapeseed	0,367	0,267	0,367	0,049	550	30	70,68	
17	Rapeseed	0,367	0,267	0,367	0,049	550	30	69,47	
18	Rapeseed	0,367	0,267	0,367	0,049	550	30	67,71	
19	Linseed	0,103	0,141	0,756	0,067	400	300	36,5	(Acikgoz, et.al, 2004)
20	Linseed	0,103	0,141	0,756	0,067	500	300	57,5	
21	Linseed	0,103	0,141	0,756	0,067	550	300	60	
22	Linseed	0,103	0,141	0,756	0,067	600	300	62	
23	Linseed	0,103	0,141	0,756	0,067	700	300	63	
24	Rape seed	0,367	0,267	0,367	0,049	400	300	43,5	(Onay & Kockar, 2004)
25	Rape seed	0,367	0,267	0,367	0,049	500	300	70	
26	Rape seed	0,367	0,267	0,367	0,049	550	300	80,5	
27	Rape seed	0,367	0,267	0,367	0,049	700	300	62,5	
28	sesame stalk	0,352	0,48	0,168	0,087	400	300	41	(Ates, et.al, 2004)
29	sesame stalk	0,352	0,48	0,168	0,087	500	300	50	
30	sesame stalk	0,352	0,48	0,168	0,087	550	300	54	
31	sesame stalk	0,352	0,48	0,168	0,087	700	300	43	
32	soybean cake	0,355	0,032	0,613	0,084	400	300	56	(Uzun, et.al. 2006)
33	soybean cake	0,355	0,032	0,613	0,084	500	300	59	
34	soybean cake	0,355	0,032	0,613	0,084	550	300	61	
35	soybean cake	0,355	0,032	0,613	0,084	700	300	57	

<b>Id</b>	<b>Biomasa</b>	<b>Lig</b>	<b>Cel</b>	<b>Hem</b>	<b>Hum</b>	<b>T (°C)</b>	<b>Vc (°C/min)</b>	<b>Y oil (%)</b>	<b>Referencia</b>
36	black cumin seed cake	0,36	0,5	0,14	0,052	350	35	45	(Sen & Kar, 2011)
37	black cumin seed cake	0,36	0,5	0,14	0,052	400	35	44	
38	black cumin seed cake	0,36	0,5	0,14	0,052	450	35	48	
39	black cumin seed cake	0,36	0,5	0,14	0,052	500	35	43	
40	black cumin seed cake	0,36	0,5	0,14	0,052	600	35	41	
41	black cumin seed cake	0,36	0,5	0,14	0,052	700	35	39	
42	Safflower seed	0,387	0,364	0,249	0,057	400	80	32	(Beis, et.al., 2002)
43	Safflower seed	0,387	0,364	0,249	0,057	500	80	37	
44	Safflower seed	0,387	0,364	0,249	0,057	550	80	37	
45	Safflower seed	0,387	0,364	0,249	0,057	600	80	36	
46	Safflower seed	0,387	0,364	0,249	0,057	700	80	28	
47	Bagasse	0,133	0,458	0,41	0,04	350	50	51,32	(Asadullah, et.al. 2007)
48	Bagasse	0,133	0,458	0,41	0,04	400	50	60,66	
49	Bagasse	0,133	0,458	0,41	0,04	450	50	65,47	
50	Bagasse	0,133	0,458	0,41	0,04	500	50	66,13	
51	Bagasse	0,133	0,458	0,41	0,04	550	50	60,63	
52	Bagasse	0,133	0,458	0,41	0,04	600	50	59,52	
53	sunflower-extracted bagasse	0,195	0,56	0,245	0,05	400	40	44,5	(Yorgun, et.al. 2001)
54	sunflower-extracted bagasse	0,195	0,56	0,245	0,05	550	40	48	
55	sunflower-extracted bagasse	0,195	0,56	0,245	0,05	700	40	49	
56	Raquis de palma	0,239	0,371	0,39	0,089	500	33	39,63	(Tarazona, 2013)
57	Raquis de palma	0,239	0,371	0,39	0,089	480	33	39,88	
58	Raquis de palma	0,239	0,371	0,39	0,089	460	33	36,64	
59	Raquis de palma	0,239	0,371	0,39	0,089	520	33	41,06	
60	Raquis de palma	0,239	0,371	0,39	0,089	540	33	48,39	
61	Raquis de palma	0,239	0,371	0,39	0,089	527	33	45,68	
62	Raquis de palma	0,239	0,371	0,39	0,089	578	33	45,72	
63	Raquis de palma	0,239	0,371	0,39	0,089	577	33	46,5	
64	Raquis de palma	0,239	0,371	0,39	0,089	603	33	46,91	
65	Cáscara de pistacho	0,38	0,38	0,24	0,037	425	40	51	(Açıkalin, et.al. 2012)
66	Cáscara de pistacho	0,38	0,38	0,24	0,037	500	40	52,5	
67	Cáscara de pistacho	0,38	0,38	0,24	0,037	575	40	49	
68	Cáscara de pistacho	0,38	0,38	0,24	0,037	650	40	47,5	

<b>Id</b>	<b>Biomasa</b>	<b>Lig</b>	<b>Cel</b>	<b>Hem</b>	<b>Hum</b>	<b>T (°C)</b>	<b>Vc (°C/min)</b>	<b>Y oil (%)</b>	<b>Referencia</b>
69	pistacia khinjuk seed	0,178	0,405	0,417	0,065	400	300	46	(Açıklalın, et.al. 2012)
70	pistacia khinjuk seed	0,178	0,405	0,417	0,065	500	300	56	
71	pistacia khinjuk seed	0,178	0,405	0,417	0,065	550	300	57	
72	pistacia khinjuk seed	0,178	0,405	0,417	0,065	600	300	58	
73	pistacia khinjuk seed	0,178	0,405	0,417	0,065	700	300	54	
74	Onopordum acanthiumL.	0,388	0,453	0,159	0,079	350	40	29	(Hasan Ferdi Gercel, 2002)
75	Onopordum acanthiumL.	0,388	0,453	0,159	0,079	400	40	33	
76	Onopordum acanthiumL.	0,388	0,453	0,159	0,079	500	40	34,5	
77	Onopordum acanthiumL.	0,388	0,453	0,159	0,079	550	40	35	
78	Onopordum acanthiumL.	0,388	0,453	0,159	0,079	700	40	34,5	
79	cassava peel	0,218	0,383	0,4	0,018	400	20	38,7	(Ong Lu Ki, et.al, 2013)
80	cassava peel	0,218	0,383	0,4	0,018	425	20	41,8	
81	cassava peel	0,218	0,383	0,4	0,018	450	20	46,9	
82	cassava peel	0,218	0,383	0,4	0,018	475	20	48,2	
83	cassava peel	0,218	0,383	0,4	0,018	500	20	50,3	
84	cassava peel	0,218	0,383	0,4	0,018	525	20	51,2	
85	cassava peel	0,218	0,383	0,4	0,018	550	20	48,7	
86	cassava peel	0,218	0,383	0,4	0,018	575	20	45,4	
87	cassava peel	0,218	0,383	0,4	0,018	600	20	41,6	
88	Cotton seed	0,267	0,544	0,189	0,046	400	70	41	(Ersan Pütün, et.al, 2010)
89	Cotton seed	0,267	0,544	0,189	0,046	500	70	45	
90	Cotton seed	0,267	0,544	0,189	0,046	550	70	46	
91	Cotton seed	0,267	0,544	0,189	0,046	700	70	42,5	
92	Bagazo de caña	0,156	0,448	0,397	0,096	500	30	48,9	(Alvarez, 2012)
93	Bagazo de caña	0,156	0,448	0,397	0,096	480	30	47,3	
94	Bagazo de caña	0,156	0,448	0,397	0,096	520	30	52,1	
95	Bagazo de caña	0,156	0,448	0,397	0,096	460	30	45,2	
96	Bagazo de caña	0,156	0,448	0,397	0,096	540	30	48,6	
97	Bagazo de caña	0,156	0,448	0,397	0,096	560	30	53,4	
98	Bagazo de caña	0,156	0,448	0,397	0,096	562	30	52,4	

**Tabla 9.** Base de datos pirólisis en lecho fijo tamizada.

<b>Id</b>	<b>Biomasa</b>	<b>Lig</b>	<b>Cel</b>	<b>Hem</b>	<b>Hum</b>	<b>T (°C)</b>	<b>Vc (°C/min)</b>	<b>Y oil (%)</b>
1	Safflower seed	0,387	0,364	0,249	0,057	400	100	37,5
2	Safflower seed	0,387	0,364	0,249	0,057	500	100	48
3	Safflower seed	0,387	0,364	0,249	0,057	550	100	50
4	Safflower seed	0,387	0,364	0,249	0,057	600	100	51
5	Safflower seed	0,387	0,364	0,249	0,057	700	100	48
6	Rapeseed	0,367	0,267	0,367	0,049	400	30	56,06
7	Rapeseed	0,367	0,267	0,367	0,049	550	30	76,83
8	Rapeseed	0,367	0,267	0,367	0,049	700	30	77,33
9	Rapeseed	0,367	0,267	0,367	0,049	550	30	58,51
10	Rapeseed	0,367	0,267	0,367	0,049	550	30	61,5
11	Rapeseed	0,367	0,267	0,367	0,049	550	30	70,68
12	Rapeseed	0,367	0,267	0,367	0,049	550	30	70,68
13	black cumin seed cake	0,36	0,5	0,14	0,052	350	35	45
14	black cumin seed cake	0,36	0,5	0,14	0,052	400	35	44
15	black cumin seed cake	0,36	0,5	0,14	0,052	450	35	48
16	black cumin seed cake	0,36	0,5	0,14	0,052	500	35	43
17	black cumin seed cake	0,36	0,5	0,14	0,052	600	35	41
18	black cumin seed cake	0,36	0,5	0,14	0,052	700	35	39
19	Safflower seed	0,387	0,364	0,249	0,057	400	80	32
20	Safflower seed	0,387	0,364	0,249	0,057	500	80	37
21	Safflower seed	0,387	0,364	0,249	0,057	550	80	37
22	Safflower seed	0,387	0,364	0,249	0,057	600	80	36
23	Safflower seed	0,387	0,364	0,249	0,057	700	80	28
24	Bagasse	0,133	0,458	0,41	0,04	350	50	51,32
25	Bagasse	0,133	0,458	0,41	0,04	400	50	60,66
26	Bagasse	0,133	0,458	0,41	0,04	450	50	65,47
27	Bagasse	0,133	0,458	0,41	0,04	500	50	66,13
28	Bagasse	0,133	0,458	0,41	0,04	550	50	60,63
29	Bagasse	0,133	0,458	0,41	0,04	600	50	59,52
30	sunflower-extracted bagasse	0,195	0,56	0,245	0,05	400	40	44,5
31	sunflower-extracted bagasse	0,195	0,56	0,245	0,05	550	40	48
32	sunflower-extracted bagasse	0,195	0,56	0,245	0,05	700	40	49

<b>Id</b>	<b>Biomasa</b>	<b>Lig</b>	<b>Cel</b>	<b>Hem</b>	<b>Hum</b>	<b>T (°C)</b>	<b>Vc (°C/min)</b>	<b>Y oil (%)</b>
33	Raquis de palma	0,239	0,371	0,39	0,089	500	33	39,63
34	Raquis de palma	0,239	0,371	0,39	0,089	480	33	39,88
35	Raquis de palma	0,239	0,371	0,39	0,089	460	33	36,64
36	Raquis de palma	0,239	0,371	0,39	0,089	520	33	41,06
37	Raquis de palma	0,239	0,371	0,39	0,089	540	33	48,39
38	Raquis de palma	0,239	0,371	0,39	0,089	527	33	45,68
39	Raquis de palma	0,239	0,371	0,39	0,089	578	33	45,72
40	Raquis de palma	0,239	0,371	0,39	0,089	577	33	46,5
41	Raquis de palma	0,239	0,371	0,39	0,089	603	33	46,91
42	Cáscara de pistacho	0,38	0,38	0,24	0,037	425	40	51
43	Cáscara de pistacho	0,38	0,38	0,24	0,037	500	40	52,5
44	Cáscara de pistacho	0,38	0,38	0,24	0,037	575	40	49
45	Cáscara de pistacho	0,38	0,38	0,24	0,037	650	40	47,5
46	Onopordum acanthiumL.	0,388	0,453	0,159	0,079	350	40	29
47	Onopordum acanthiumL.	0,388	0,453	0,159	0,079	400	40	33
48	Onopordum acanthiumL.	0,388	0,453	0,159	0,079	500	40	34,5
49	Onopordum acanthiumL.	0,388	0,453	0,159	0,079	550	40	35
50	Onopordum acanthiumL.	0,388	0,453	0,159	0,079	700	40	34,5
51	cassava peel	0,218	0,383	0,4	0,018	400	20	38,7
52	cassava peel	0,218	0,383	0,4	0,018	425	20	41,8
53	cassava peel	0,218	0,383	0,4	0,018	450	20	46,9
54	cassava peel	0,218	0,383	0,4	0,018	475	20	48,2
55	cassava peel	0,218	0,383	0,4	0,018	500	20	50,3
56	cassava peel	0,218	0,383	0,4	0,018	525	20	51,2
57	cassava peel	0,218	0,383	0,4	0,018	550	20	48,7
58	cassava peel	0,218	0,383	0,4	0,018	575	20	45,4
59	cassava peel	0,218	0,383	0,4	0,018	600	20	41,6
60	Cotton seed	0,267	0,544	0,189	0,046	400	70	41
61	Cotton seed	0,267	0,544	0,189	0,046	500	70	45
62	Cotton seed	0,267	0,544	0,189	0,046	550	70	46
63	Cotton seed	0,267	0,544	0,189	0,046	700	70	42,5
64	Bagazo de caña	0,156	0,448	0,397	0,096	500	30	48,88
65	Bagazo de caña	0,156	0,448	0,397	0,096	480	30	47,31
66	Bagazo de caña	0,156	0,448	0,397	0,096	520	30	52,11
67	Bagazo de caña	0,156	0,448	0,397	0,096	460	30	45,2
68	Bagazo de caña	0,156	0,448	0,397	0,096	540	30	48,55
69	Bagazo de caña	0,156	0,448	0,397	0,096	560	30	53,38
70	Bagazo de caña	0,156	0,448	0,397	0,096	562	30	52,39

### ANEXO C: EQUIVALENCIAS DE LOS COEFICIENTES

La Tabla 10 indica el valor de cada uno de los coeficientes que acompaña a los regresores del modelo de pirólisis en lecho fluidizado y de igual manera muestra indicadores estadísticos de cada coeficiente.

**Tabla 10.** Equivalencia de los coeficientes para el modelo de pirólisis en lecho fluidizado.

Coeficiente	Valor Estimado	t-valor	Pr(> t )	Categoría
$\alpha_1$	2,311444E+03	3,185	0,002933	**
$\alpha_2$	6, 89994E+03	4,404	8,74E-05	***
$\alpha_3$	2,110581E+03	5,539	2,64E-06	***
$\alpha_4$	-2,374291E+03	-3,206	0,002772	**
$\alpha_5$	-6,51879E+03	-4,418	8,36E-05	***
$\alpha_6$	-7,228282E+03	-6,259	2,80E-07	***
$\alpha_7$	-9,627048E+03	-5,755	1,35E-06	***
$\alpha_8$	-1,24558E+03	-2,822	0,007629	**
$\alpha_9$	-2,802964E+03	-3,775	0,000562	***
$\alpha_{10}$	-7,625405E+03	-4,781	2,77E-05	***
$\alpha_{11}$	1,157056E+00	3,503	0,001221	**
$\alpha_{12}$	-8,609726E+01	-6,45	1,55E-07	***
$\alpha_{13}$	1,586439E-01	5,824	1,09E-06	***
$\alpha_{14}$	-1,266049E-03	-3,643	0,000822	***

Códigos de significancia: 0 "\*\*\*\*" 0,001 "\*\*\*" 0,01 "\*\*"

La Tabla 11 ilustra la equivalencia de cada coeficiente de la expresión del pirólisis en lecho fijo y muestra un alto grado de significancia de estos mismos.

**Tabla 11.** Equivalencias de los coeficientes para el modelo de pirólisis en lecho fijo.

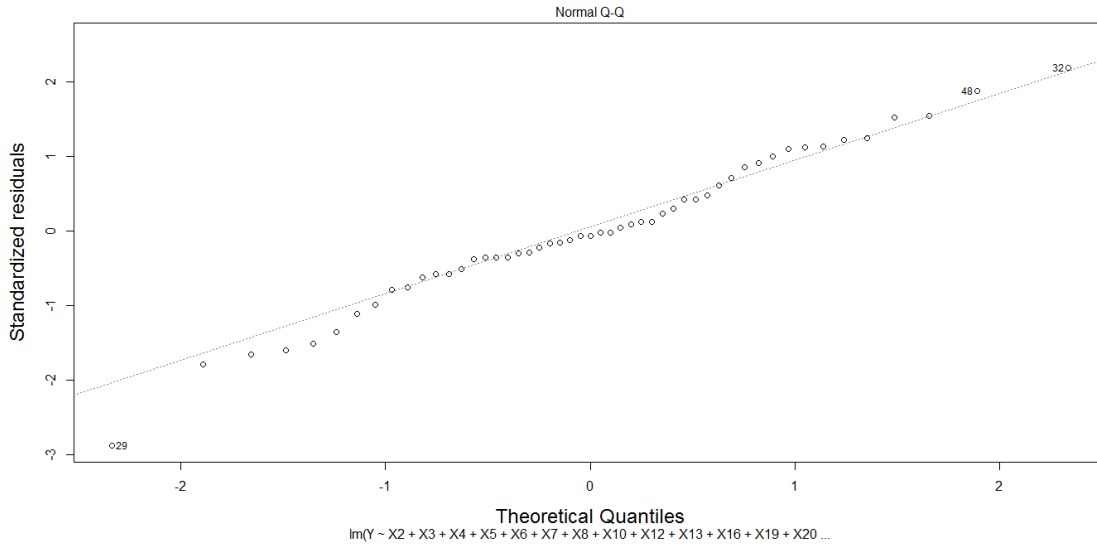
Coeficiente	Valor Estimado	t-valor	Pr(> t )	Categoría
$\beta_0$	-6.650861E+02	-2,137	0,039497	*
$\beta_1$	3.427179e+05	4,565	5,63E-05	***
$\beta_2$	3.022150e+05	3,518	0,001196	**
$\beta_3$	9.571736e+03	3,343	0,001943	**
$\beta_4$	-3.410931e+05	-4,592	5,19E-05	***
$\beta_5$	-2.997711e+05	-3,529	0,001160	**
$\beta_6$	-1.357620e+04	-3,549	0,001099	**
$\beta_7$	-6.426028e+05	-4,104	0,000222	***
$\beta_8$	-1.800414e+04	-3,337	0,001975	**
$\beta_9$	-3.431104e+05	-4,567	5,59E-05	***
$\beta_{10}$	-3.020147e+05	-3,519	0,001194	**
$\beta_{11}$	2.451912e-01	3,101	0,003732	**
$\beta_{12}$	5.507005e-01	3,913	0,000388	***
$\beta_{13}$	-2.265888e-04	-2,977	0,005180	**

Códigos de significancia: 0 "\*\*\*\*" 0,001 "\*\*\*" 0,01 "\*\*"

## ANEXO D: DIAGRAMAS ESTADISTICOS

### Diagrama Q-Q

La Figura 7 ilustra el diagrama estadístico Q-Q, que describe la distribución normal de los datos utilizados para el ajuste del modelo de lecho fluidizado.

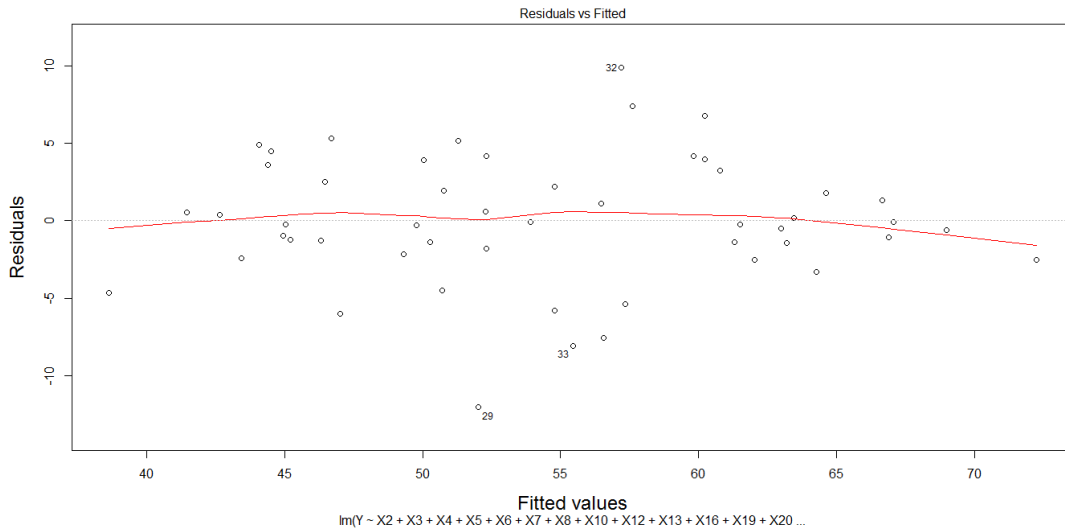


**Figura 7.** Diagrama estadístico Q-Q. Modelo pirólisis lecho fluidizado.

La normalidad descrita en el diagrama anterior consiste en que tan cerca se encuentran los puntos de la línea que atraviesa el diagrama. Como se puede apreciar los datos siguen una trayectoria muy cercana a la línea recta por lo cual se considera que su distribución es normal.

### Diagrama valores simulados vs residuales

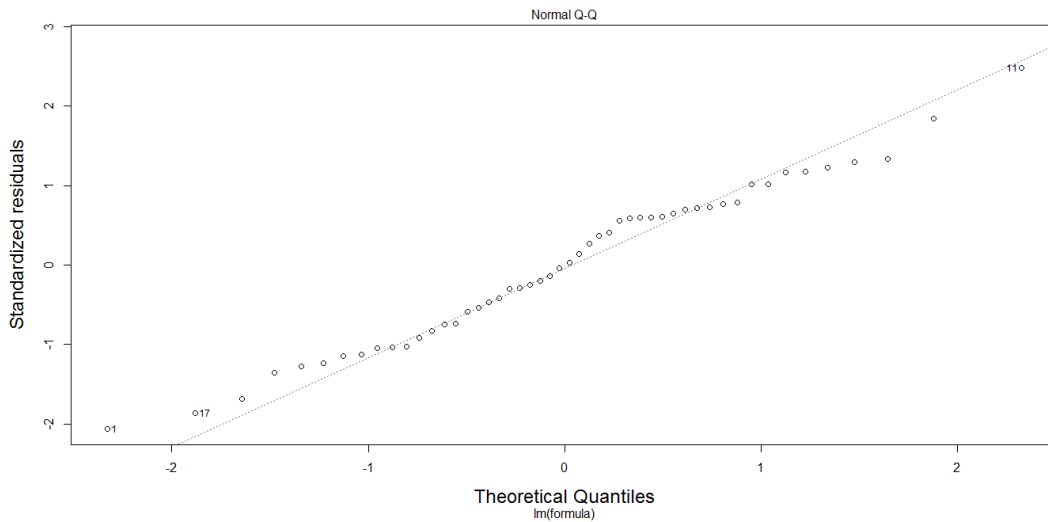
La Figura 8 muestra como es la distribución de los residuales respecto a los valores simulados para el modelo de pirólisis en lecho fluidizado. En esta Figura se observa que los puntos de este diagrama se encuentran distribuidos al azar y no siguen un patrón especial.



**Figura 8.** Diagrama estadístico de los residuales contra los valores simulados pirólisis en lecho fluidizado.

### Diagrama Q-Q

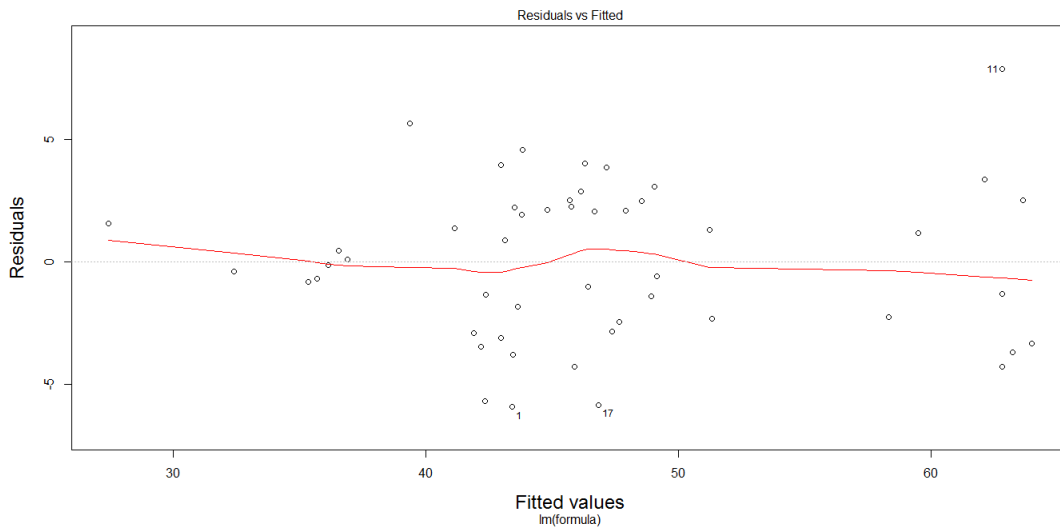
La Figura 9 muestra la distribución normal de los datos utilizados para el ajuste matemático del modelo para pirólisis en lecho fijo, en ella se puede observar que los datos están con una distribución normal, debido que los punto del diagrama buscan la tendencia de una línea recta.



**Figura 9.** Diagrama estadístico Q-Q. Modelo pirólisis lecho fijo.

## Diagrama valores simulados vs residuales

La Figura 10 muestra como es la distribución de los residuales respecto a los valores simulados para el modelo de pirólisis en lecho fijo, aquí se muestra una repartición de los puntos tal que se puede declarar que no siguen una tendencia parabólica o cónica en su orientación.



**Figura 10.** Diagrama estadístico de los residuales contra los valores simulados.

De manera general los modelos determinados en este estudio cumplen ciertos parámetros fundamentales a la hora de afirmar su veracidad, como por ejemplo la normalidad en la distribución de los datos utilizados para el ajuste (condición fundamental para la aplicación de los métodos estadísticos) y la distribución adecuada de residuales respecto a los valores simulados, que proporcionan una mayor información acerca del cumplimiento de las hipótesis del modelo.

Los diagramas de distribución de los residuales respecto a los valores simulados y los de distribución normal, tanto para el modelo de lecho fluidizado como para el de lecho fijo dan como diagnóstico una buena regresión, en disparidad con las figuras que no pronostican una buena regresión, las cuales representan una tendencia parabólica para los gráficos de valores simulados vs los residuales, lo cual nos dice que el modelo está incompleto, esto puede solucionarse con la

inclusión de un término cuadrático que pueda explicar la variabilidad en Y. Otro problema adicional se presenta cuando los puntos de este diagrama presentan una forma cónica, lo que indica una varianza no constante en Y. Para los diagramas de distribución normal se busca la mayor similitud a una línea recta en la orientación de sus puntos, cuya condición se cumple para estos casos [Teetor Paul, 2011]

## ANEXO E: EVALUACIÓN TECNOLÓGICA DE LA BIOMASA

En este apartado se realiza una evaluación de los modelos obtenidos en este estudio, para cada una de las biomásas representativas del departamento de Santander. Se seleccionaron las biomásas que se encuentran específicamente dentro de los límites de cada una de las variables involucradas y en el caso de la humedad se fijó un valor, lo que implica establecer un secado previo al proceso de termoconversión.

### Pirólisis en lecho fluidizado

**Tabla 12.** Evaluación del modelo de lecho fluidizado con información de las biomásas representativas del Dpto. de Santander.

Temperatura (°C)	Tamaño partícula (mm)	Velocidad gas (m/s)
500	0,64	0,109

ID	Cultivo	residuo	Lignina	Celulosa	Hemicelulosa	Humedad	Y oil
1	Café	Pulpa	0,330	0,367	0,304	0,07	71,79±14,34
2	Café	Cisco	0,360	0,396	0,244	0,07	74,45±14,89
3	Café	Tallos	0,353	0,405	0,242	0,07	73,82±14,76
4	Caña Azúcar	Cogollo	0,344	0,409	0,247	0,07	73,24±14,64
5	Caña Azúcar	Bagazo	0,319	0,478	0,204	0,07	67,25±13,45
6	Caña Panela	Bagazo	0,323	0,461	0,216	0,07	69,11±13,82
7	Palma	Raquis	0,291	0,523	0,186	0,07	61,43±12,28
8	Cacao	Descarte	0,387	0,386	0,227	0,07	75,21±15,04
9	Limón	Poda	0,268	0,445	0,287	0,07	64,81±12,96
10	Limón	Cáscara	0,356	0,392	0,252	0,07	74,45±14,89
11	Mandarina	Poda	0,297	0,363	0,340	0,07	65,66±13,13
12	Mandarina	Cáscara	0,265	0,468	0,267	0,07	64,33±12,86
13	Naranja	Poda	0,309	0,367	0,324	0,07	68,35±13,67
14	Naranja	Cáscara Int	0,260	0,477	0,263	0,07	63,38±12,67
15	Tomate	Rastrojo	0,264	0,509	0,227	0,07	62,12±12,42
16	Tomate	Descarte	0,246	0,475	0,280	0,07	61,27±12,25
17	Papa	Cáscara	0,158	0,477	0,365	0,07	38,64 ± 7,72
18	Yuca	Cáscara	0,360	0,400	0,240	0,07	74,21±14,84
19	Yuca	Tallos	0,241	0,397	0,363	0,07	55,07±11,01
20	Mora	Hojas Tallos	0,301	0,406	0,293	0,07	69,08±13,81

## Pirólisis en lecho fijo

**Tabla 13.** Evaluación del modelo de lecho fijo con información de las biomásas representativas del Dpto. de Santander.

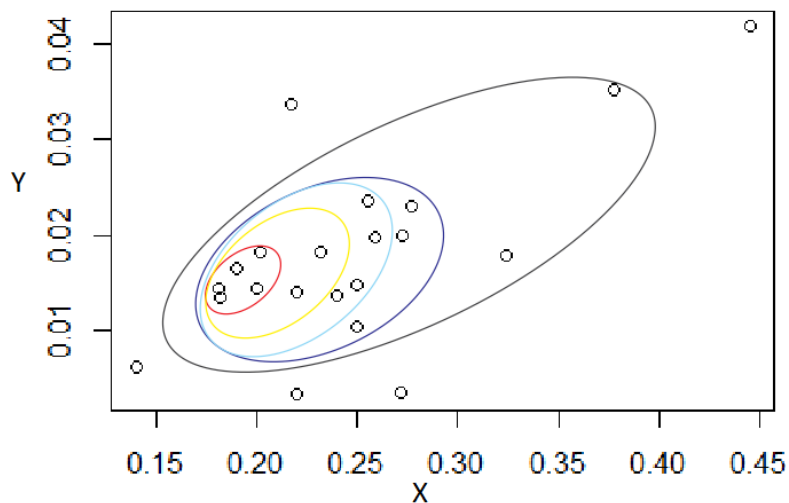
Temperatura (°C)	Velocidad de calentamiento (°C/min)
500	40

ID	Cultivo	Residuo	Lignina	Celulosa	Hemicelulosa	Humedad	Y oil
1	Café	Pulpa	0,330	0,367	0,304	0,07	51,31±10,26
2	Café	Cisco	0,360	0,396	0,244	0,07	53,54±10,71
3	Café	Tallos	0,353	0,405	0,242	0,07	57,66±11,53
4	Caña_Azucar	Cogollo	0,344	0,409	0,247	0,07	61,49±12,3
5	Caña_Azucar	Bagazo	0,319	0,478	0,204	0,07	73,5±14,7
6	Caña_Panela	Bagazo	0,323	0,461	0,216	0,07	72,64±14,53
7	Palma	Raquis	0,291	0,523	0,186	0,07	77,38±15,48
8	Cacao	Descarte	0,387	0,386	0,227	0,07	41,18±8,24
9	Limon	Poda	0,268	0,445	0,287	0,07	83,03±16,61
10	Limon	Cáscara	0,356	0,392	0,252	0,07	53,98±10,8
11	Mandarina	Poda	0,297	0,363	0,340	0,07	51,44±10,29
12	Mandarina	Cáscara	0,265	0,468	0,267	0,07	86,8±17,36
13	Naranja	Poda	0,308	0,367	0,324	0,07	53,33±10,67
14	Naranja	Cáscara_Int	0,260	0,477	0,263	0,07	88,31±17,66
15	Tomate	Rastrojo	0,264	0,509	0,227	0,07	87,15±17,43
16	Tomate	Descarte	0,246	0,475	0,280	0,07	89,31±17,86
17	Papa	Cáscara	0,158	0,477	0,365	0,07	86,35±17,27
18	Yuca	Cáscara	0,360	0,400	0,240	0,07	52,64±10,53
19	Yuca	Tallos	0,241	0,397	0,363	0,07	63,62±12,72
20	Mora	Hojas/Tallos	0,301	0,406	0,293	0,07	69,8±13,96

## ANEXO F: ALGORITMO DE EVALUACIÓN

Un modelo multivariante es determinado a partir de los datos de las variables de entrada y las variables de salida seleccionadas. Una vez determinado, validado y aceptado, el modelo es aplicado a otros datos para hacer predicciones nuevas. Sin embargo, existen casos en que estos nuevos datos no entran dentro del rango de confianza en el que fue construido el modelo, lo que se debe a que este modelo es construido por unos datos que cubren unos rangos determinados, los cuales forman un espacio de predicción, espacio en el cual el modelo es confiable y da buenas predicciones, para estos caso se proponen un algoritmo de evaluación que permite definir si la combinación de las variables para estas nuevas predicciones resultan convenientes.

A manera de ejemplo podemos hacer un análisis de la figura X donde los puntos negros representan las observaciones con las cuales se construye un modelo, se muestra que estos puntos se encuentran dispersos y se crean áreas donde la densidad de puntos es mayor, donde es posible constatar que las zonas donde se observa la mayor densidad de puntos se presentan la mayor confiabilidad para la predicción y las zonas menos densas podrían presentar mayor desviación con respecto al valor teórico esperado.



**Figura 11.** Espacios de predicción

En el espacio bidimensional y tridimensional se facilita más encontrar los rangos o el espacio de predicción en la cual es modelo arroja predicciones acertadas. Para un espacio en  $R^n$ , que es el caso de la mayoría de los modelos multivariantes, existen herramientas que permiten la determinación de este espacio. Una función de densidad de distribución normal multivariante, definida por parámetros determinados a partir de los datos con los cuales se determinó el modelo y con la ayuda de un criterio de decisión empleado en un algoritmo de evaluación del modelo permiten determinar si cierta combinación de datos entra dentro del rango de predicción.

Función de densidad:

$$f_x(x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu)^T \Sigma^{-1}(x - \mu)\right)$$

Donde

$\mu = [\mu_1, \dots, \mu_n] \rightarrow$  Vector de media

$\Sigma \rightarrow$  matriz de covarianza  $\rightarrow$  Matriz real definida por  $n \times n$

$n \rightarrow$  Valor determinado por la cantidad de descriptores

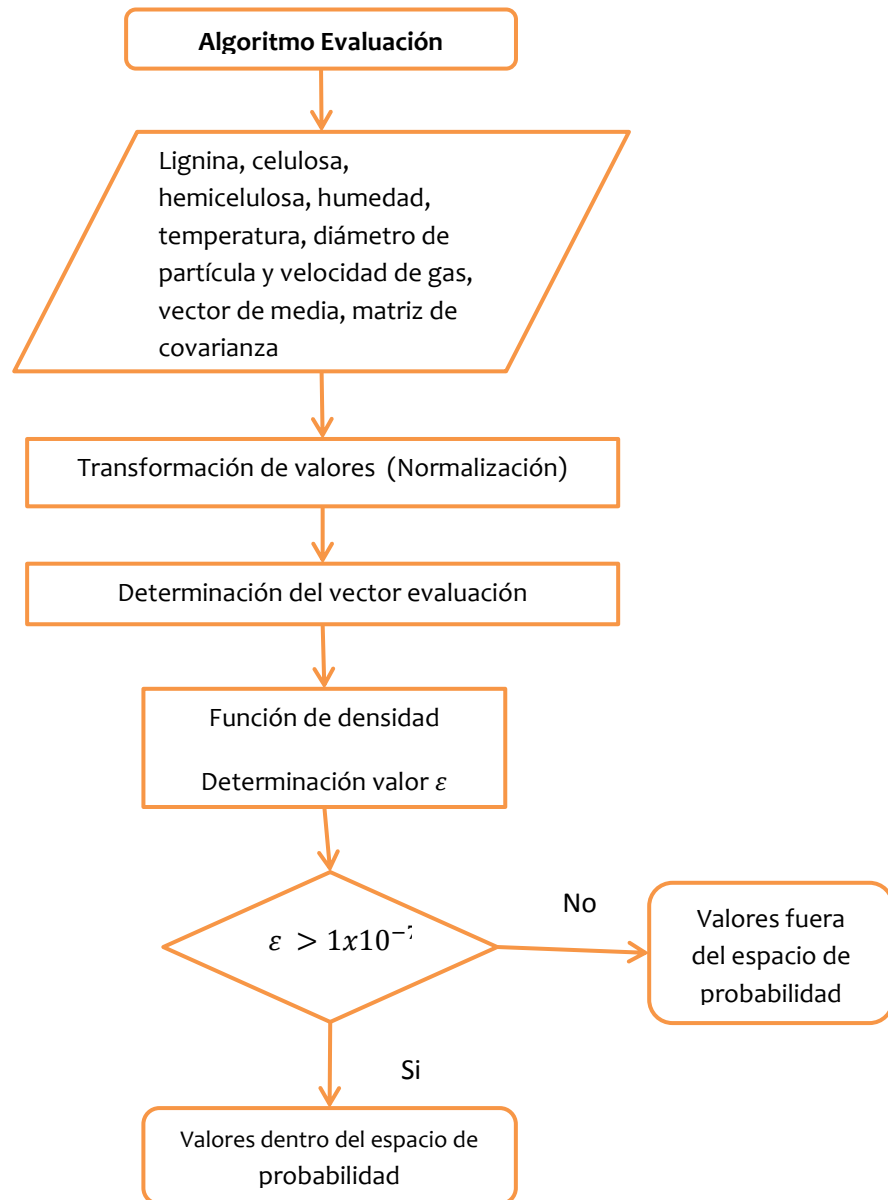
$x \rightarrow$  vector definido por la observación a evaluar

$f_x(x_1, x_2, \dots, x_n) = \varepsilon \rightarrow$  Índice de densidad  $\rightarrow$  criterio de evaluación (valor real)

Con el fin de determinar la función de densidad de un modelo se debe garantizar la distribución normal de cada variable de este mismo, en el caso de no presentarse dicha normalidad se puede proceder a aplicar diferentes métodos para normalizar los datos, transformándolos aplicándole logaritmo, dividiéndolos por la media, etc. Una vez los datos se encuentren normalizados, se determina el vector de media y la matriz de covarianza que permite determinar la respectiva función de densidad; la cual a la hora de ser evaluada, se debe tener en cuenta que el vector de evaluación  $x$  debe estar con valores consistentes a la

transformación aplicada para normalizar, en el caso que no se haya aplicado transformación simplemente se toma el valor correspondiente a la observación.

A continuación se presenta el diagrama de flujo del algoritmo de evaluación de un modelo multivariante.



**Figura 12.** Diagrama de flujo del algoritmo de evaluación

Los datos de algunas de las variables utilizadas para la construcción de los modelos de pirólisis en lecho fluidizado y lecho fijo fueron transformados para garantizar la normalidad en de estos conjuntos. Las transformaciones aplicadas fueron las siguientes:

**Tabla 14.** Transformación de las variables

Lecho Fluidizado							
Variable	Lignina	Celulosa	Hemicelulosa	Humedad	Diámetro partícula	Temperatura	Velocidad del gas
Transformación	Lig	$SD/(Cel-\mu)$	$SD/(Hem-\mu)$	$SD/(Hum-\mu)$	$SD/(Dp-\mu)$	$(T-\mu)/SD$	$SD/(Gv-\mu)$
Equivalencia	Lig	$\frac{0,10173}{Cel - 0,475}$	$\frac{0,08107}{Hem - 0,267}$	$\frac{0,03127}{Hum - 0,0752}$	$\frac{0,5579}{Dp - 0,759}$	$\frac{(T - 471,3)}{43,69}$	$\frac{0,1327}{Gv - 0,1833}$

Lecho Fijo						
Variable	Lignina	Celulosa	Hemicelulosa	Humedad	Temperatura	Velocidad de calentamiento
Transformación	$SD/(Lig-\mu)$	Cel	Hem	$SD/(Hum-\mu)$	$SD/(T-\mu)$	$SD/(Vc-\mu)$
Equivalencias	$\frac{0,0936}{Lig - 0,2825}$	Cel	Hem	$\frac{0,024}{Hum - 0,0537}$	$\frac{88,749}{T - 511,7}$	$\frac{21,872}{Vc - 42,92}$

*SD: Desviación estándar;  $\mu$ : Media*

**Tabla 15.** Vectores de media empleados por cada modelo son los siguientes:

<b>Vector de media lecho fluidizado</b>
(0,2583,-0,4359,-0,3316,-2,1249,-1,4127,-0,001032,-0,1193)
<b>Vector de media lecho fijo</b>
(-0,4366,0,4127,0,3069,-1,707,-0,3868,-1,274)

**Tabla 16.** Matriz de covarianza pirolisis en lecho fluidizado

0,00608862	-0,08507	-0,01762516	0,3290185	-0,00097616	0,00790747	-0,04459753
-0,08507	8,17956515	-3,06554365	-5,8999594	-0,66884746	0,0008855	0,37889047
-0,01762516	-3,06554365	4,66070496	4,5664966	0,53276553	-0,23940747	0,74354815
0,32901854	-5,89995941	4,5664966	221,025947	4,55695048	4,95791935	9,56337368
-0,00097616	-0,66884746	0,53276553	4,5569505	8,488132	-0,52837312	-0,03469104
0,00790747	0,0008855	-0,23940747	4,9579194	-0,52837312	1,00017688	0,37761567
-0,04459753	0,37889047	0,74354815	9,5633737	-0,03469104	0,37761567	8,00502805

**Tabla 17.** Matriz de covarianza pirolisis en lecho fijo

3,29296774	-0,04700922	-0,04831494	-1,1010654	-0,26088798	-1,25957678
-0,04700922	0,00570072	-0,00323587	-0,2138233	0,00091743	0,00932801
-0,04831494	-0,00323587	0,01011338	0,2207384	0,02292515	0,10576915
-1,10106535	-0,21382333	0,22073838	34,2385866	-0,81675809	5,43665553
-0,26088798	0,00091743	0,02292515	-0,8167581	12,3543631	-0,00635532
-1,25957678	0,009328	0,10576915	5,4366555	-0,00635532	8,37258991

Al aplicar el algoritmo de evaluación se presenta que algunas de las biomásas más representativas del departamento de Santander contiene un conjunto de parámetros de evaluación que resulta no conveniente, debido a que se encuentran fuera del área de confiabilidad del modelo, resultando predicciones no tan confiables, como lo es para el caso del cogollo de caña de azúcar, cascara interna de naranja; descarte de tomate y cascara de papa para lecho fluidizado y raquis de palma, poda de limón, cascara de mandarina y cascara de papa en lecho fijo, ya que estos al ser aplicados en el algoritmo de evaluación bajo las condones descritas en el anexo anterior resultan un valor inferior al permitido en el criterio del algoritmo.

## ANEXO G: CÓDIGOS

### Código modelo pirólisis en lecho fluidizado

```
##PIROLISIS LECHO FLUIDIZADO
## MÉTODO STEPWISE
## Borrar workspace
rm(list=ls( ))
#DB Fluidized
##Cargar Base de datos
##Modelo Con Datos Combinaciones Descriptores
Data <- read.csv("D:/DOCUMENTOS/Análisis de Datos/Análisis Datos
Pirólisis/Data/Processed Data/PyrDBFluidizedFinal.csv")
PyrData<- Data[,3:38]
## Detección de valores anómalos
library(DMwR)
outlier.scores <- lofactor(Data[3:20], k=5)
plot(density(outlier.scores))
outliers <- order(outlier.scores, decreasing=T)[1:7]
print(outliers)
## Estadísticas Básicas
summary(Data[,3:38])
## Desviaciones estándar
print(apply(Data[,3:38],2,sd))
## Matriz de correlación
require(Hmisc)
#Selección del conjunto Train-test
set.seed(496)
train <- sample(1:72, size=51)
trainDBFluidized<-PyrData[train,]
testDBFluidized<-PyrData[-train,]
##Metodo stepwise
modelo1 <- lm(Y ~ .,PyrData) ; summary(modelo1)
step.modelo1 <- step(modelo1)
```

```

##Modelo

modelo<-lm(Y~X2+X3+X4+X5+X6+X7+X8+X10+X12+X13+X16+X19+X20+X22-1,
data=trainDBFluidized)

##Resumen estadístico

summary(modelo)

#Diagrama De Paridad Modelo

YTrain <- fitted(modelo)

plot(YTrain,trainDBFluidized$Y,          col="blue",          xlim=c(0,80),
ylim=c(0,90),xlab="Datos Observados",          ylab="Datos Simulados",
cex.lab="1.5",main="Diagrama de Paridad Modelo Pirólisis Lecho Fluidizado",
cex.main="2.5" )

abline(0,1); abline(0,1.20 , lty=2); abline(0,0.80 , lty=2)

#Validación del modelo

#ingresar puntos de test - forma corta

Ytest<-predict(modelo, testDBFluidized)

points(Ytest, testDBFluidized$Y, col= "red")

text(x=Ytest, y=testDBFluidized$Y, labels=testDBFluidized$Id, pos=3,
cex=0.8)

###Graficas Estadisticas Modelo

plot(modelo,cex.lab="1.5")

```

## Código modelo pirólisis en lecho fijo

```

##PIROLISIS LECHO FIJO

## MÉTODO STEPWISE

# Borrar workspace

rm(list=ls( ))

## Carga de base de datos filtrados de acuerdo a la media y la desviación
estandar

Data <- read.csv('E:/Dropbox/PROYECTO DE GRADO_ Archivos
importantes/Pirolisis/PIROLISIS_LECHO FIJO/ARCHIVOS DE ANALISIS DE
DATOS/DATA/Datos procesados/FixedPyrXY_for Step.csv')

PyrData <- Data[,3:47]

## Modelo

model.lm <- lm(Y ~ ., PyrData)

summary(model.lm)

```

```

## Stepwise algorithms
model.lmstep<-step(model.lm)
anova(model.lm, model.lmstep)
## Modelo final
## Selección del conjunto Train-test
set.seed(111)
train <- sample(1:70, size=50)
PyrData.Train <- PyrData[train,]; PyrData.Test <- PyrData[-train,]
formula<-Y~X2+X3+X4+X5+X6+X7+X8+X10+X12+X13+X16+X17+X26
model.lm.1 <- lm(formula, PyrData.Train)
summary(model.lm.1)
## Diagrama de paridad
YPred.Train<-fitted(model.lm.1);
YPred.Test<-predict(model.lm.1, PyrData.Test )
plot(PyrData.Train$Y,      YPred.Train,      col="blue",      xlim=c(20,80),
ylim=c(20,80),      xlab = "Datos Observados",      ylab = "Datos
predichos",cex.lab='1.5', main="Diagrama de Paridad Modelo Pirólisis
Lecho Fijo", cex.main='2.5')
points(PyrData.Test$Y, YPred.Test, col="red", xlim=c(0,80), ylim=c(0,90)
)
abline(0,1); abline(0,1.20 , lty=2); abline(0,0.80 , lty=2)
plot(model.lm.1, cex.lab='1.5', cex.main='2.5')
Test.Modelo <- read.csv('C:/Users/URIEL/Dropbox/PROYECTO DE GRADO_
Archivos importantes/Pirolisis/PIROLISIS_LECHO FIJO/ARCHIVOS DE ANALISIS
DE DATOS/DATA/Datos procesados/prueba_pedro_Alvarez.csv')
YEnsayo<-predict(model.lm.1, Test.Modelo); print(summary(YEnsayo))

```

## Código algoritmo de evaluación

```

#Algoritmo de evaluacion modelos de pirolisis en lecho fluidizado y lecho
fijo ##Cargar Base de datos fluidized
##Datos entrenamiento normalizados modelo pirolisis lecho fluidizado
DataFluid <- read.csv("D:/DOCUMENTOS/Análisis de Datos/Análisis Datos
Pirolisis/Data/Processed Data/PyrFluidizedAlgEval.csv")
#summary(DataFluid)
##Funcion de densidad pirolisis en lecho fluidizado

```

```

P=function(X) {
##Vector de media modelo pirolsis lecho fluidizado
Media.Fluid<-c(0.2583,-0.4359,-0.3316,-2.1249,-1.4127,-0.001032,-0.1193)
##Matriz de covarianza modelo pirolsis lecho fluidizado
Sigma.Fluidized<-cov(DataFluid)
##Inversa matriz de covarianza modelo pirolsis lecho fluidizado
InvSigma.Fluidized<-solve(Sigma.Fluidized)
##Determinante matriz de covarianza modelo pirolsis lecho fluidizado
DetSigma.Fluididized<-det(Sigma.Fluidized)
FD.Fluidized <- 1/(((2*pi)^(7/2))*(DetSigma.Fluididized^0.5))*exp(-
0.5*sum((X-Media.Fluid) %*% InvSigma.Fluidized * t(X-Media.Fluid)))
  FD.Fluidized
}
#####
##Cargar Base de datos fixed
##Datos entrenamiento normalizados modelo pirolsis lecho fijo
DataFixed <- read.csv("D:/DOCUMENTOS/Analisis de Datos/Analsis Datos
Pirolsis/Data/Processed Data/PyrFixedAlgEval.csv")
summary(DataFixed)

##Funcion de densidad pirolsis en lecho fijo
Q=function(X){ ##Vector de media modelo pirolsisi lecho fijo
  Media.Fixed<-c(-0.4366,0.4127,0.3069,-1.707,-0.3868,-1.274)
  ##Matriz de covarianza modelo pirolsis lecho fijo
  Sigma.Fixed<-cov(DataFixed)
  ##Inversa matriz de covarianza modelo pirolsis lecho fijo
  InvSigma.Fixed<-solve(Sigma.Fixed)
  ##Determinante matriz de covarianza modelo pirolsis lecho fijo
  DetSigma.Fixed<-det(Sigma.Fixed)
  FD.Fixed <- 1/(((2*pi)^(6/2))*(DetSigma.Fixed^0.5))*exp(-0.5*sum((X-
Media.Fixed) %*% InvSigma.Fixed * t(X-Media.Fixed)))
  FD.Fixed
}

```