



APLICACIONES INDUSTRIALES

Modelado por técnicas de regresión de los parámetros energéticos de desempeño para gasificadores tipo downdraft

Modeling by regression techniques of energetic performance parameters for downdraft gasifiers

José Andrés Pico Gordón¹, Jorge André Soria Amancha¹, Eduardo Roberto Gutierrez Gualotuña¹, José Arzola Ruiz².

¹Universidad de las Fuerzas Armadas – ESPE, Quito, Ecuador

²Universidad Tecnológica de La Habana, Cujae, Cuba

Email: japico@espe.edu.ec

Recibido: junio del 2018 Aprobado: diciembre 2018

Licencia de uso y distribución Creative Commons Reconocimiento-No Comercial 4.0 Internacional



RESUMEN / ABSTRACT

En el trabajo se presentan resultados investigativos obtenidos por los autores en el modelado de indicadores de desempeño de la operación de instalaciones de gasificación de la biomasa con ayuda de las técnicas de regresión no lineal, a partir de la clasificación de la información derivada del análisis sistémico de la operación de estas instalaciones. Se realiza unos estudios bibliográficos de los trabajos de investigaciones previos, vinculados al modelado matemático de estas instalaciones por las diferentes técnicas reflejada en la literatura especializada. Se realiza un plan experimental 3^N con tres réplicas, a partir del cual se elaboran, cuatro modelos de regresión no lineales correspondientes a las biomásas eichhornia crassipes, oryza sativa y leña, utilizadas en los experimentos a respectivos indicadores de desempeño de las biomásas, con satisfactorios resultados de su evaluación a partir de los coeficientes de regresión y errores estándar. Se describen la instalación experimental y el sistema de adquisición de datos desarrollados.

Palabras clave: Operación de instalaciones energéticas; energía renovable; instalaciones de gasificación tipo downdraft; modelado matemático.

This article presents research results obtained by the authors in the modeling of the performance indicators of the operation of biomass gasification facilities with helped by non-linear regression techniques, based on the classification of the information derived from the systemic analysis of the operation of these facilities. Some bibliographical studies of the previous research works are carried out, linked to the mathematical modeling of these facilities by the different techniques reflected in the specialized literature. A 3^N experimental plan is made with three replicas, from which four non-linear regression models, corresponding to the respective performance indicators, are elaborated using models linearization techniques, with satisfactory results from their evaluation based on the regression coefficients and standard errors foreichhornia crassipes, oryza sativa and wood, used as biomass. The experimental installation and the acquired data acquisition system are described.

Keywords: Operation of energetic installations; renewable energy; downdraft gasification installations; mathematical modeling.

INTRODUCCIÓN

El desarrollo de la sociedad humana se ha relacionado con la capacidad de producir y aprovechar la energía. Los primeros humanos, usaron la energía para sostener las necesidades más básicas, y tan pronto se desarrolló la tecnología para producción de energía, el nivel de vida aumentó. El consumo de energía para satisfacer las demanda de origen social, el transporte, la agricultura y la industria se requiere la generación de cantidades crecientes de energía, lo que depende del uso eficiente de todas las fuentes disponibles, incluida la gasificación de la biomasa [1].

La gasificación es la conversión de un caudal sólido en un combustible gaseoso y/o líquido que puede ser quemado para liberar energía o ser utilizado para la producción de sustancias químicas valiosas y constituye uno de los recursos que permite sustituir una parte importante de los combustibles fósiles; requiere de un agente gasificante (aire, oxígeno o vapor) para reordenar la estructura molecular de la biomasa y convertirla en un combustible útil con una relación mayor hidrógeno--carbón (H/C) [2]. El gas de salida depende de la cantidad del carbono que se produce durante la pirolisis y del agente gasificante utilizado en el proceso. La calidad del gas producido en la instalación depende no solo de las características del flujo de gas, del agente gasificante utilizado, del tipo de biomasa experimental y del diseño del reactor, sino también de los parámetros de operación [3].

La relación de equivalencia tiene un fuerte efecto en el proceso de gasificación. Numerosos autores [4, 5]. Refieren esta relación como factor preponderante en el aumento de temperatura en el proceso de gasificación y su relación inversamente proporcional al contenido de CO y H₂. Por lo tanto, los estudios de esta relación se reducen a la concentración de CO y H₂ [6]. En el estudio bibliográfico realizado sobre el modelado en instalaciones tipo downdraft, relacionados de alguna manera con la operación del proceso se destacan:

Modelos de equilibrio termodinámico, utilizado para predecir la composición del gas de síntesis suponiendo una mezcla de reactivos en un tiempo infinito, los que clasifican en modelos estequiométricos y no estequiométricos, los primeros se basan en constantes de equilibrio [7], para una identificación final de los componentes del gas a través de las diferentes reacciones existentes; los segundos minimizan la energía libre de Gibbs [8] y no toman en cuenta la presencia de las diferentes reacciones. Los modelos cinéticos. se enfocan en realizar un análisis del gas de síntesis producto del proceso y predecir su rendimiento en función de su composición en un volumen de control en un tiempo dado [9], con este modelo se predicen los perfiles tanto de composición del gas de síntesis como los de temperatura dentro del reactor en condiciones de operación dadas. Modelos basados en la dinámica de fluidos computacional (CFD), los que permiten realizar una simulación rápida y eficaz del flujo de fluidos y los procesos de transferencia de calor y masa dentro del reactor, con lo que se puede calcular las fuerzas que actúan en el fluido y ayuda a comprender el impacto del gas en el rendimiento de la instalación de gasificación y se basan en la solución de ecuaciones simultáneas obtenidas de los balances de energía, masa y momento en cualquier zona del reactor downdraft, para predecir y formular perfiles de temperatura. Se han utilizado para caracterizar el comportamiento de varios tipos de gasificadores.

Modelos basados en redes neuronales artificiales a partir de datos experimentales: Con el uso de esta herramienta se han desarrollado algunos trabajos en el campo de la gasificación de la biomasa y el carbón. Es así que en el año 2010 María Puig et al. [10], desarrolla un trabajo referente a la revisión y análisis de los modelos de gasificación de biomasa, los autores analizan varios modelos del proceso de gasificación, los que se basan en el modelo de equilibrio termodinámico, cinético y de redes neuronales para predecir el comportamiento del reactor enfocado a la producción del gas y sus componentes, hacen una descripción del proceso de creación de la red neuronal multicapa (MFNN) que sirve como un estimador de proceso no medido en parámetros difíciles de modelar, los autores se refieren a este diseño como función de aproximación universal, con la capacidad de aproximar cualquier función, sin conocer la estructura de la función que ha de ser aproximada [11-12].

El estudio del estado del arte muestra muy pocas publicaciones dedicadas al modelado por medio de técnicas de regresión a partir de un diseño experimental adecuado a la tarea que se quiere resolver, entre ellos se encuentra Vladimir Kirsanovs et al (2017) [13-14]. En este trabajo el autor realiza una investigación experimental del proceso de gasificación en una planta real de 400 kW con el fin de caracterizar indicadores de eficiencia de la operación. Se hallan cuatro modelos para definir el calórico del gas de síntesis, la capacidad del gasificador y la eficiencia en frío y en caliente del gas. No obstante, carece de un análisis sistémico previo que permita definir el conjunto de relaciones que se requiere modelar con el fin de operar racionalmente el proceso. El objetivo del presente trabajo consiste en la elaboración de modelos de los indicadores de desempeño requeridos para la operación de instalaciones de gasificación tipo downdraft a partir de los datos de un plan experimental correspondientes al análisis sistémico para la operación de este tipo de instalaciones utilizando el análisis de regresión no lineal.

MATERIALES Y MÉTODOS

Instalación experimental:

Está constituida por un gasificador tipo downdraft con una capacidad de 10 kW conectado a un motor de combustión interna de 0.8 kW de potencia nominal.

Como resultado del análisis sistémico realizado en correspondencia con la metodología de análisis y síntesis de sistema de ingeniería expuesta en [15], se obtuvo la siguiente composición de variables para la tarea de operación de la instalación de gasificación downdraft.

Variables de coordinación:

Generación deseable de flujo horario de gas que se requiere de la instalación, con el fin de satisfacer las necesidades del consumidor determinada por el nivel superior.

Disponibilidad máxima de los diferentes tipos de biomasa para ser consumidos en él.

Indicadores de eficiencia:

Eficiencia de la instalación E_f , Temperatura de la zona de pirolisis T_{zp} , poder calórico del gas PCG , caudal másico de gas generado MG .

Variabes de decisión:

Humedad Hu

Cantidad de biomasa C_{bio}

Caudal de aire de combustión Cau .

Modelo matemático conceptual para la operación del proceso: Se determina por la el modelo de optimización dados por las ecuaciones (1, 2,3, 4,5).

$$\text{Minimizar: } \max \left[\frac{|E_f - E_f^d|}{E_f^d}, \frac{|u - u^d|}{u^d} \right] \quad (1)$$

$$u = MB (Cau, Hu, Cbio) \cdot PCG (Cbio_j, Cau, Hu) \quad (2)$$

$$Cbio_j \leq Cbio_j^{sup}; j = 1, \dots, jt \quad (3)$$

$$Tzp(C_j, Apv, Hu, PC) \geq Tzp^{inf} \quad (4)$$

$$PCG \geq PCG^{inf} \quad (5)$$

Deben, por tanto, ser identificadas las ecuaciones que permitan cuantificar las relaciones (6,7,8,9)

$$E_f = E_f (Hu, Cbio, Cau) \quad (6)$$

$$Tzp = Tzp (Hu, Cbio, Cau) \quad (7)$$

$$MG = MG (Hu, Cbio, Cau) \quad (8)$$

$$PCG = PCG (Hu, Cbio, Cau) \quad (9)$$

Una vez identificadas las relaciones, el modelo (1) – (5) pasa a ser un modelo de programación estocástica, dado el origen experimental de las relaciones componentes, relativamente sencillo. El plan experimental con vistas a la identificación de los modelos, se concibió con una estructura 3^N (alto, medio y bajo, por variables) con tres réplicas, con el fin de tomar en consideración el carácter necesariamente no lineal de las relaciones requeridas y que queden reflejados los factores casuales, incluyendo los errores de medición, para modelar los indicadores de desempeño como función de las variables de operación, con ayuda de modelos de regresión no lineales. Para la recopilación automatizada de la información experimental, se diseñó e implementó en la instalación una tarjeta de adquisición de datos myRIO y la interface hombre-máquina con un programa desarrollado en LabView.

Para estas variables se seleccionaron los niveles 12, 16, 20 %; 1, 3, 5 Kg; 0.1666, 0.2098, 0.2531 g/s; respectivamente. El intervalo de Hu se determina por el valor mínimo alcanzable mediante secado al sol, único admisible para las comunidades agrícolas y el mayor se selecciona por el mayor admisible para la ignición adecuada de la instalación. El valor mayor del intervalo de $Cbio$ se selecciona por la capacidad de la instalación experimental y el mínimo por el requerido para que se produzca la generación de gas, obtenido como resultado de experimentos auxiliares realizados. El intervalo de valores de Cau se determina por los valores mínimos requeridos para que se produzca una combustión incompleta con la generación de gas con el máximo poder calórico posible, para el intervalo de valores de Cau adoptado. La materia prima seleccionada obedece a la necesidad de experimentar con materiales de bajo, medio y alto poder calórico.

La instrumentación utilizada consta de una alarma digital de detección de CO marca Kidde con una intervalo de medición de 30-999 PPM con error ± 30 % de la magnitud medida en condiciones normales; un medidor de humedad MD914, con un intervalo de medición de 2 a 60%, una resolución de 0.5%, un sensor de nivel de combustible controlado mediante una paleta para censar el nivel de biomasa, 8 termopares tipo chromel – alumel con cable de compensación tipo K, con intervalo de medición de 0 a 1250°C de temperatura, con un error máximo de $\pm 2.2\%$ °C, ubicados de la siguiente forma: cuatro para las zonas de reducción, pirolisis, combustión y secado, una en la descarga de cenizas, y tres para censar las temperaturas del gas a la entrada del ciclón, a la entrada del intercambiador de calor y a la salida del intercambiador de calor.

Se instalaron, además, dos manómetros de agua tipo U con intervalo de medición de 200 mm de H₂O, con error de medición de ± 1 mm de H₂O uno de ellos toma la diferencia de presión existente en el reactor y el otro en la placa orificio para medición de caudal másico de aire de ingreso en las diferentes aperturas de válvula. La disposición de toda la instrumentación se ilustra en la figura 1.

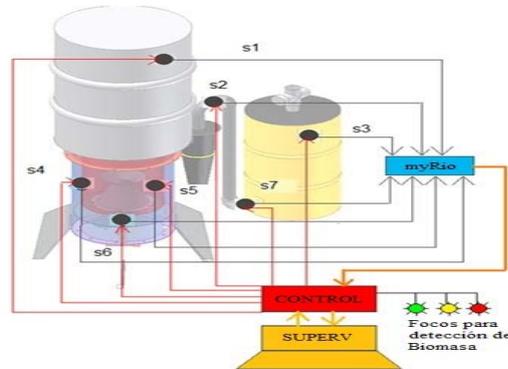


Fig. 1. Puntos de control del gasificador tipo downdraft.

Para elaborar las ecuaciones de regresión que se ajusten adecuadamente a los resultados experimentales se utilizan las técnicas de linealización de modelos en el esquema que se propone en el libro *Sistemas de Ingeniería* [16]. En particular, se linealiza el modelo monomial dado por la ecuación (10).

$$y = cx_1^{\alpha_1} x_2^{\alpha_2} \dots x_n^{\alpha_n} \quad (10)$$

Con ayuda de la búsqueda de las potencias de mejor ajuste del modelo dado por la ecuación (11):

$$\log y = \log c + \alpha_1 \log x_1 + \alpha_2 \log x_2 + \dots + \alpha_n \log x \quad (11)$$

Se generan términos posibles de interacción $x^{a_i} x^{a_k} \dots$, con 1, 2, 3 o 4 potencias, permaneciendo en el modelo solo aquellos que resultan significativas, lográndose finalmente modelos signomiales con relación significativa de las variables de la salida con los términos utilizados.

RESULTADOS

Siguiendo la metodología de selección de modelos expuesta anteriormente se hallaron los siguientes modelos, ayudados por la metodología de elaboración de modelos expuestas en materiales y métodos. Como resultado fueron encontrados los siguientes modelos para la estimación de los indicadores de desempeño para las biomásas estudiadas en el artículo.

Biomasa *eichhorniacrassipes* (Lechugin)

Para la estimación de la eficiencia (Ef) se halló el modelo dado por la ecuación (12):

$$Ef = -61.742 + 72.60Cau^{(0.204)}Hu^{(-0.212)} - 107.17Cbio^{(0.084)} + 2.18Hu + 236.99Hu^{(-0.212)}Cbio^{(0.084)} \quad (12)$$

$$R^2 = 61.38\%$$

$$Error \ Est\acute{a}ndar = 1.98$$

Como se puede observar en la figura 2, el R^2 indica que el modelo matemático de la eficiencia (Ef) es de 61.38% de variabilidad, La R^2 ajustada que es más adecuada para comparar modelos con diferentes números de variables independientes como son el caudal de aire de combustión (Cau), cantidad de biomasa ($Cbio$) y Humedad (Hu), es de 59.36%. El error estándar de la estimación muestra que la desviación estándar de los residuos es del valor de 1.98.

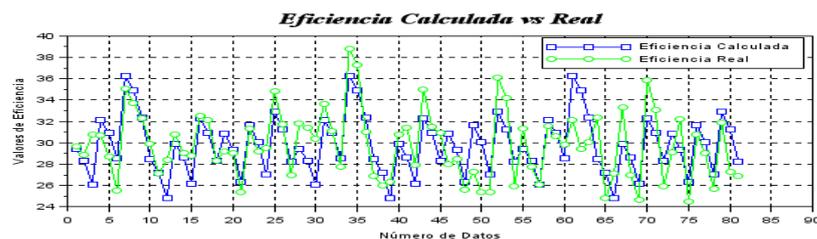


Fig.2. Resultados de los datos de la biomasa Lechugin para Ef .

Para la estimación del caudal másico de gas generado (MG) se halló el modelo dado por la ecuación (13):

$$MG = 0.004 + 403.04Cau^{(3.807)}Hu^{(0.155)} \quad (13)$$

$$R^2 = 92.01\%$$

$$Error \text{ Estándar} = 0.18$$

Como se puede observar en la figura 3, el R^2 indica que el modelo matemático del caudal másico del gas generado (MG) es de 92.01% de variabilidad. La R^2 ajustada que es más adecuada para comparar modelos con diferentes números de variables independientes como son el caudal de aire de combustión (Cau), cantidad de biomasa ($Cbio$) y Humedad (Hu), es de 91.91%. El error estándar de la estimación muestra que la desviación estándar de los residuos es del valor de 0.18.

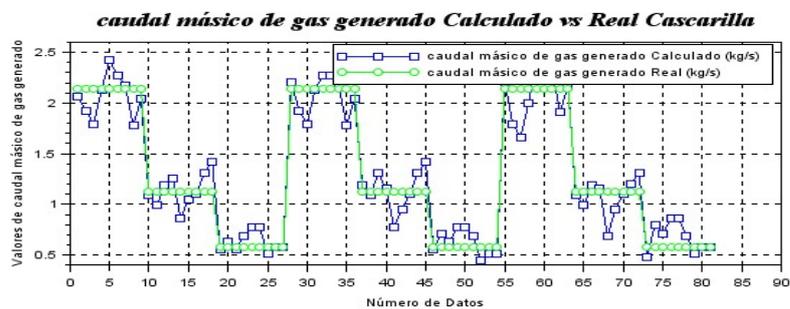


Fig. 3. Resultados de los datos de la biomasa Lechugin para MG .

Para la estimación de la temperatura de la zona de pirólisis (Tzp) se halló el modelo dado por la ecuación (14):

$$Tzp = 5445.95 - 4739.92Cau^{(-0.085)} + 8107.4Cau^{(-0.085)}Hu^{(-0.193)} + 3.83Cbio - 9055.84Hu^{(-0.193)} \quad (14)$$

$$R^2 = 83.40\%$$

$$Error \text{ Estándar} = 4.34$$

Como se puede observar en la figura 4, el R^2 indica que el modelo matemático de la temperatura de la zona de pirólisis (Tzp) es de 83.40% de variabilidad, La R^2 ajustada que es más adecuada para comparar modelos con diferentes números de variables independientes como son el caudal de aire de combustión (Cau), cantidad de biomasa ($Cbio$) y Humedad (Hu), es de 82.53%. El error estándar de la estimación muestra que la desviación estándar de los residuos es del valor de 4.34.

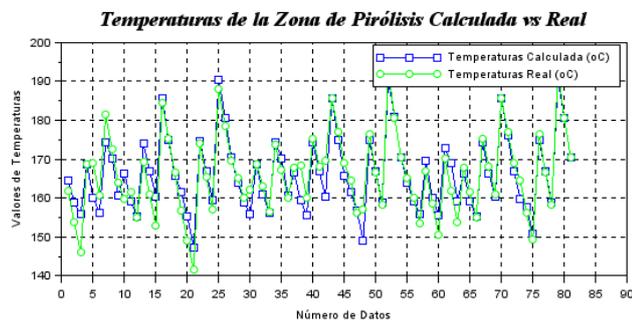


Fig. 4. Resultados de los datos de la biomasa Lechugin para Tzp .

Para la estimación del poder calórico del gas (PCG): se halló el modelo dado por la ecuación (15):

$$PCG = -38.73 + 60.34Cau^{(0.349)}Hu^{(-0.209)} - 65.36Cbio^{(0.087)} + 1.33Hu + 144.64Hu^{(-0.209)}Cbio^{(0.087)} \quad (15)$$

$$R^2 = 86.20\%$$

$$Error \text{ Estándar} = 0.71$$

Como se puede observar en la figura 5, el R^2 indica que el modelo matemático del poder calórico del gas (PCG) es de 86.20% de variabilidad, La R^2 ajustada que es más adecuada para comparar modelos con diferentes números de variables independientes como son el caudal de aire de combustión (Cau), cantidad de biomasa ($Cbio$) y Humedad (Hu), es de 85.48%. El error estándar de la estimación muestra que la desviación estándar de los residuos es del valor de 0.71.

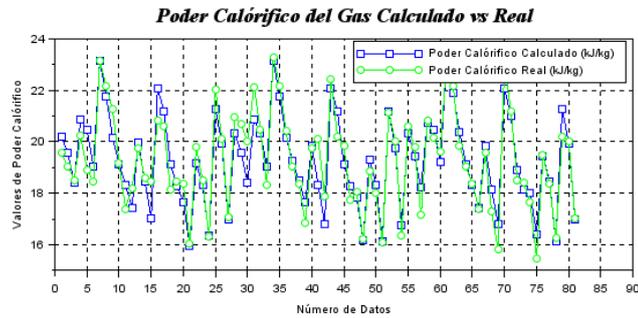


Fig.5. Resultados de los datos de la biomasa Lechugin para PCG.

Biomasa Cascarilla

Para la estimación de la eficiencia (Ef) se halló el modelo dado por la ecuación (16):

$$Ef = 1586.75 - 4345.9Cau^{(-0.0032)}Hu^{(-0.0804)} + 2083.15Cau^{(-0.0032)}Hu^{(-0.0804)}Cbio^{(0.0298)} - 1595.84Cbio^{(0.0298)} + 2319.84Hu^{(-0.0804)} \quad (16)$$

$$R^2 = 60.05\%$$

$$Error \ Est\acute{a}ndar = 2.03$$

Como se puede observar en la figura 6, el R^2 indica que el modelo matemático del poder calórico del gas (Ef) es de 60.05% de variabilidad, La R^2 ajustada que es más adecuada para comparar modelos con diferentes números de variables independientes como son el caudal de aire de combustión (Cau), cantidad de biomasa ($Cbio$) y Humedad (Hu), es de 57.95%. El error estándar de la estimación muestra que la desviación estándar de los residuos es del valor de 2.03.

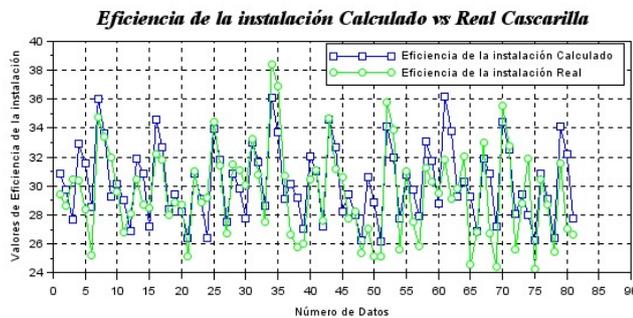


Fig. 6. Resultados de los datos de la biomasa Cascarilla para Ef.

Para la estimación del caudal másico de gas generado (MG) se halló el modelo dado por la ecuación (17):

$$MG = 5.06733 - 1454.41Cau^{(3.5929)}Cbio^{(0.0075)} + 1366.2Cau^{(3.5929)}Hu^{(0.0962)}Cbio^{(0.0075)} - 3.87865Hu^{(0.0962)}Cbio^{(0.0075)} \quad (17)$$

$$R^2 = 93.02\%$$

$$Error \ Est\acute{a}ndar = 0.18$$

Como se puede observar en la figura 7, el R^2 indica que el modelo matemático del caudal másico de gas generado (MG) es de 93.02% de variabilidad. La R^2 ajustada que es más adecuada para comparar modelos con diferentes números de variables independientes como son el caudal de aire de combustión (Cau), cantidad de biomasa ($Cbio$) y Humedad (Hu), es de 92.75%. El error estándar de la estimación muestra que la desviación estándar de los residuos es del valor de 0.18.

José Andrés Pico Gordón, y otros

caudal másico de gas generado Calculado vs Real Cascarilla

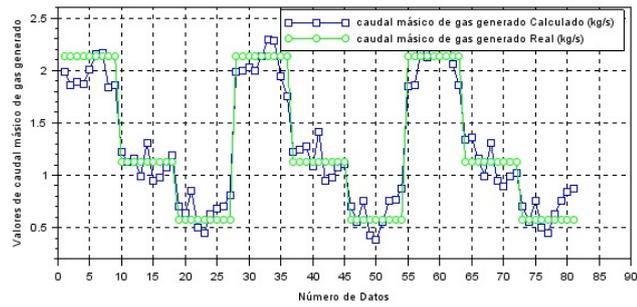


Fig. 7. Resultados de los datos de la biomasa Cascarilla para MG.
[1]

Para la estimación de la temperatura de la zona de pirolisis (T_{zp}) se halló el modelo dado por la ecuación (18):

$$T_{zp} = 538202 - 543003Cau^{(0.0035)} + 2431.73Cau^{(0.0035)}Cbio^{(0.0610)} + 458863Cau^{(0.0035)}Hu^{(-0.2840)} - 1955.51Cau^{(0.0035)}Hu^{(-0.2840)}Cbio^{(0.0610)} - 454772Hu^{(-0.2840)} \quad (18)$$

$$R^2 = 84.43\%$$

$$Error \ Est\acute{a}ndar = 4.24$$

Como se puede observar en la figura 8, el R^2 indica que el modelo matemático de la temperatura de la zona de pirolisis (T_{zp}) es de 84.43% de variabilidad, La R^2 ajustada que es más adecuada para comparar modelos con diferentes números de variables independientes como son el caudal de aire de combustión (Cau), cantidad de biomasa ($Cbio$) y Humedad (Hu), es de 83.39%. El error estándar de la estimación muestra que la desviación estándar de los residuos es del valor de 4.24.

Temperatura de la zona de pirolisis Calculado vs Real Cascarilla

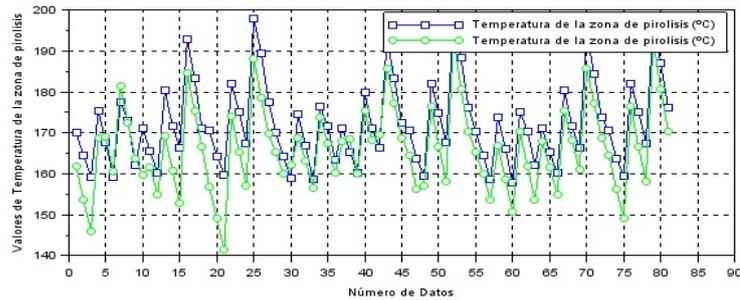


Fig. 8. Resultados de los datos de la biomasa Cascarilla para T_{zp} .

Para la estimación del poder calórico del gas (PCG) se halló el modelo dado por la ecuación (19):

$$PCG = -41.4635 + 134.56Cau - 187.88Cau^{(0.3192)}Hu^{(-0.2156)}Cbio^{(0.0864)} - 57.25Cbio^{(0.0864)} + 0.85Hu + 249.28Hu^{(-0.2156)}Cbio^{(0.0864)} \quad (19)$$

$$R^2 = 84.69\%$$

$$Error \ Est\acute{a}ndar = 0.77$$

Como se puede observar en la figura 9, el R^2 indica que el modelo matemático del poder calórico del gas (PCG) es de 84.69% de variabilidad, La R^2 ajustada que es más adecuada para comparar modelos con diferentes números de variables independientes como son el caudal de aire de combustión (Cau), cantidad de biomasa ($Cbio$) y Humedad (Hu), es de 83.66%. El error estándar de la estimación muestra que la desviación estándar de los residuos es del valor de 0.77.

Poder Calórico del Gas Calculado vs Real Cascarilla

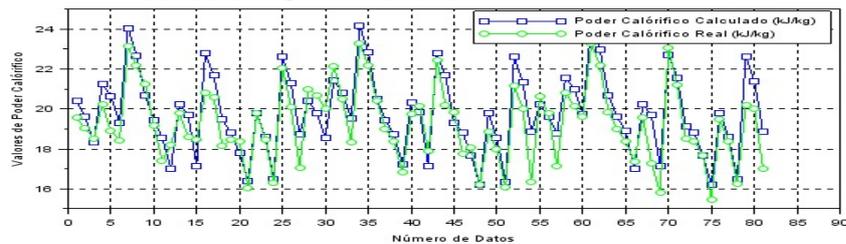


Fig.9. Resultados de los datos de la biomasa Cascarilla para PCG .

Biomasa Leña

Para la estimación de la eficiencia (Ef) se halló el modelo dado por la ecuación (20):

$$Ef = 215.41 + 75.13Cau^{(0.20233)}Hu^{(-0.2205)} - 202.16Cbio^{(0.0828)} - 441.21Hu^{(-0.2205)} + 412.01Hu^{(-0.2205)}Cbio^{(0.0828)} \quad (20)$$

$$R^2 = 60.87\%$$

$$Error \ Est\acute{a}ndar = 1.99$$

Como se puede observar en la figura 10, el R^2 indica que el modelo matemático del poder calórico del gas (Ef) es de 60.87% de variabilidad. La R^2 ajustada que es más adecuada para comparar modelos con diferentes números de variables independientes como son el caudal de aire de combustión (Cau), cantidad de biomasa ($Cbio$) y Humedad (Hu), es de 58.81%. El error estándar de la estimación muestra que la desviación estándar de los residuos es del valor de 1.99.

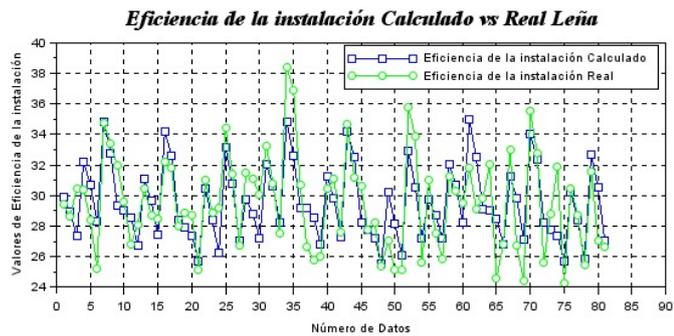


Fig. 10. Resultados de los datos de la biomasa Leña para Ef .

Para la estimación del caudal másico de gas generado (MG) se halló el modelo dado por la ecuación (21):

$$MG = 1.83 - 12.73Cau + 706.94Cau^{(3.79096)} \quad (21)$$

$$R^2 = 89.94\%$$

$$Error \ Est\acute{a}ndar = 0.21$$

Como se puede observar en la figura 11, el R^2 indica que el modelo matemático del caudal másico de gas generado (MG) es de 89.94% de variabilidad, La R^2 ajustada que es más adecuada para comparar modelos con diferentes números de variables independientes como son el caudal de aire de combustión (Cau), cantidad de biomasa ($Cbio$) y Humedad (Hu), es de 89.68%. El error estándar de la estimación muestra que la desviación estándar de los residuos es del valor de 0.21.

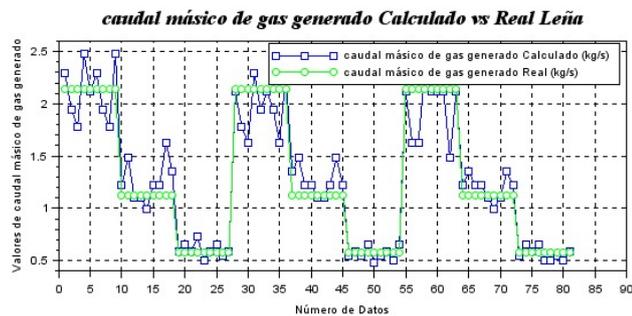


Fig.11. Resultados de los datos de la biomasa Leña para MG .

Para la estimación de la temperatura de la zona de pirolisis (Tzp) se halló el modelo dado por la ecuación (22):

$$Tzp = 2.88 - 6652.6Cau^{(-0.0629)}Cbio^{(0.0509)} + 11218.5Cau^{(-0.0629)}Hu^{(-0.1897)}Cbio^{(0.0509)} + 7334.31Cbio^{(0.0509)} - 12109.6Hu^{(-0.1897)}Cbio^{(0.0509)} \quad (22)$$

$$R^2 = 80.29\%$$

$$Error \ Est\acute{a}ndar = 4.74$$

Como se puede observar en la figura 12, el R^2 indica que el modelo matemático de la temperatura de la zona de pirolisis (T_{zp}) es de 80.29% de variabilidad, La R^2 ajustada que es más adecuada para comparar modelos con diferentes números de variables independientes como son el caudal de aire de combustión (Cau), cantidad de biomasa ($Cbio$) y Humedad (Hu), es de 79.24%. El error estándar de la estimación muestra que la desviación estándar de los residuos es del valor de 4.74.

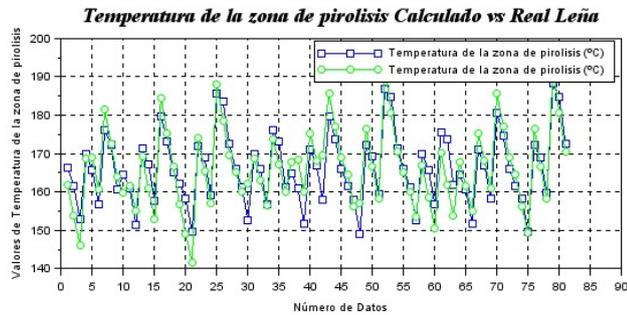


Fig. 12. Resultados de los datos de la biomasa Leña para T_{zp} .

Para la estimación del poder calórico del gas (PCG) se halló el modelo dado por la ecuación (23):

$$PCG = -103.42 + 71.41Cau^{(0.331601)}Hu^{(-0.22377)}Cbio^{(0.0840432)} + 45.18Cbio^{(0.0840432)} + 0.84Hu + 212.10Hu^{(-0.22377)} - 139.06Hu^{(-0.22377)}Cbio^{(0.0840432)} \quad (23)$$

$R^2 = 84.80\%$
 Error Estándar = 0.76

Como se puede observar en la figura 13, el R^2 indica que el modelo matemático del poder calórico del gas (PCG) es de 84.80% de variabilidad, La R^2 ajustada que es más adecuada para comparar modelos con diferentes números de variables independientes como son el caudal de aire de combustión (Cau), cantidad de biomasa ($Cbio$) y Humedad (Hu), es de 83.78%. El error estándar de la estimación muestra que la desviación estándar de los residuos es del valor de 0.76.

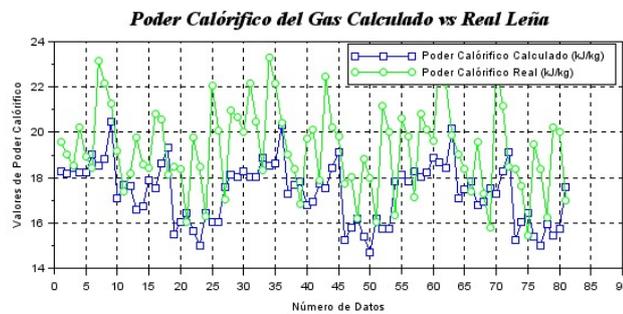


Fig.13. Resultados de los datos de la biomasa Leña para PCG.

CONCLUSIONES

El trabajo realizado permite extraer las siguientes conclusiones principales:

En el caso concreto de la operación de las instalaciones de gasificación tipo downdraft se requieren identificar la eficiencia de la instalación (Ef), temperatura de la zona de pirolisis (T_{zp}), poder calórico del syngas (PCG), caudal másico del gas (MG) como función de la humedad (Hu), cantidad de biomasa ($Cbio$) y caudal de aire de combustión (Cau). Las variables de salida se corresponden con los indicadores de eficiencia y las funciones restringidas y las independientes por las variables de decisión y el dato de entrada Hu , derivados todos del análisis externo realizado.

En ausencia de modelos que satisfagan las necesidades del análisis sistémico se requiere realizar planes experimentales con suficiente número de ensayos para lograr la identificación suficientemente precisa mediante los métodos de procesamiento de efectividad comprobados, entre los que se encuentran los modelos de regresión no lineal de los parámetros energéticos de desempeño de un gasificador tipo downdraft.

La aplicación de los modelos de regresión no lineal de los parámetros energéticos al caso concreto del desempeño de gasificadores tipo downdraft para las biomasa *lechugin*, *cascarilla de arroz* y *leñase* obtienen modelos individuales por cada indicador de desempeño de la operación como son la eficiencia de la instalación (E_f), temperatura de la zona de pirolisis (T_{zp}), poder calórico del syngas (PCG), caudal másico (MG).

Dada la poca cantidad de información primaria que se puede obtener de los experimentos planificados en una instalación experimental, los modelos obtenidos se deben considerar como iniciales para implementar los procedimientos de operación, los definitivos se deben de obtener como resultado de la operación permanente del proceso, mediante su renovación paulatina en un proceso de adaptación permanente.

REFERENCIAS

- [1] Roesch, H. "Downdraft Gasification of Various Biomass Feedstocks for Energy Production". Tutor: Anjaneyulu Krothapalli. Thesis of master's in science. Florida State University, Florida, 2011. [Consultado 4 septiembre de 2017]. Disponible en: <http://diginole.lib.fsu.edu/islandora/object/fsu%3A183091>
- [2] Shabbars, Janajreh, I. "Thermodynamic equilibrium analysis of coal gasification using Gibbs energy minimization method". *Energy Conversion and Management*. 2013, Vol. 65, p.755–763. [Fecha de consulta 18 septiembre 2017]. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0196890412001501>
- [3] Nguyen T, Ngo S, Lim Y, Lee J, Lee U, Song B. "Three stage steady state model for biomass gasification in a dual circulating fluidized bed". *Energy Conversion and Management*. 2012, Vol.54 (1), p.100–112.[Fecha de consulta 25 septiembre 2017]. Disponible en:<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0196890411002755>
- [4] Nilsson S, Barea A, Cano D, Ollero P. "Gasification of biomass and waste in a staged fluidized bed gasifier: modeling and comparison with one stage units". *Fuel*. 2012, Vol. 97, p.730–740. [Fecha de consulta 1 noviembre 2017]. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0016236112001676>
- [5] Bhattacharya A, Bhattacharya A, Datta A. "Modeling of hydrogen production process from biomass using oxygen blown gasification". *International Journal of Hydrogen Energy*. 2012 N2, Vol. 37, p.18782–18790.[Fecha de consulta 6 noviembre 2017]. Disponible en:<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360319912021982>
- [6] Pirc A, Sekavčnik M, Mori M. "Universal model of a biomass gasifier for different syngas compositions". *Journal of Mechanical Engineering*. 2012, Vol. 58(5), p. 291–299.[Fecha de consulta 13 noviembre 2017]. Disponible en: <http://www.svjme.eu/article/universal-model-of-a-biomass-gasifier-for-different-syngas-compositions/>
- [7] Janajreh I, Alshrah M. "Numerical and experimental investigation of downdraft gasification of woodchips". *Energy Conversion and Management*. 2013, Vol. 65, p.783–792. [Fecha de consulta 20 noviembre 2017]. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0196890412001471>
- [8] Arnavat M, Hernández J, Bruno J, Coronas A. "Artificial neural network models for biomass gasification in fluidized bed gasifiers". *Biomass and Bioenergy*. 2013. Vol. 49, p.279–289. [Fecha de consulta 27 noviembre 2017]. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0961953412005107>
- [9] Sreejith C, Muraleedharan C, Arun P. "Performance prediction of fluidised bed gasification of biomass using experimental data-based simulation models". *Biomass Conversion and Biorefinery*. 2013, Vol. 3(4), p.283-304. [Fecha de consulta 4 diciembre 2017]. Disponible en:<https://link.springer.com/article/10.1007/s13399-013-0083-5>
- [10] Shabbar S, Janajreh I. "Thermodynamic equilibrium analysis of coal gasification using Gibbs energy minimization method". *Energy Conversion and Management*. 2013, Vol. 65, p.755–763.[Fecha de consulta 18 septiembre 2017]. Disponible en:<https://www.sciencedirect.com/science/article>
- [11] Guo B, Li D, Cheng C, Lu Z, Shen Y. "Simulation of biomass gasification with a hybrid neural network model". *Bioresource Technology*. 2001. Vol. 76(2), p.77–83.[Fecha de consulta 11 diciembre 2017]. Disponible en:<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960852400001061>
- [12] Diblassi, C. "Dynamic behaviour of stratified downdraft gasifiers". *Chemical Engineering Science* 2000, Vol. 55(15), 2931–2944.[Fecha de consulta 18 diciembre 2017]. Disponible en:<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S000925099900562X>
- [13] Kirsanovs K, Blumberga D, Veidenbergs I, Rochas C, Vigants E, Vigants G. "Experimental investigation of downdraft gasifier at various conditions". *Energy Procedia*. 2017, Vol. 128, p.332–338. [Fecha de consulta 8 enero 2018]. Disponible en:<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1876610217338419>
- [14] Baruah, D. "Renewable and Sustainable Energy Reviews". *Journal ELSEVIER*. 2014, Vol. 39, 806–815. [Fecha de consulta 15 enero 2018]. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/journal/renewable-and-sustainable-energy-reviews>
- [15] Puig-Arnavat, M., Bruno, J. C., Coronas, A. "Review and analysis of biomass gasification models", *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2010, Vol. 14(9), p.2841–2851.[Fecha de consulta 22 enero 2018]. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032110002108>
- [16] Arzola-Ruiz, J. "Análisis y Síntesis de Sistemas de Ingeniería". 104 p, 2009.[Consultado 15 septiembre de 2017]. Disponible en <http://www.bibliomaster.com/>. ISBN 978-959-261-299-0.