

Revista Mexicana de Ingeniería Química Vol. 13, No. 3 (2014) 933-955



PREDICCIÓN DEL CONTENIDO DE HUMEDAD EN LA POLLINAZA PARA ESTIMAR LA PRODUCCIÓN DE BIOENERGÍA A TRAVÉS DE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL

MOISTURE CONTENT PREDICTION IN POULTRY LITTER TO ESTIMATE BIOENERGY PRODUCTION USING AN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

J.O. Rico-Contreras*, A.A. Aguilar-Lasserre, J.M. Méndez-Contreras, G. Cid-Chama, G. Alor-Hernández

División de Estudios de Posgrado e Investigación, Instituto Tecnológico de Orizaba, Oriente 9 No. 852 - Col. E. Zapata C.P. 94300 - Orizaba, Veracruz, México.

Recibido 29 de Marzo, 2014; Aceptado 11 de Julio, 2014

Resumen

En la industria avícola se identifica un área de oportunidad para la generación de bioenergía empleando la pollinaza, la cual se genera en las granjas de pollos de engorde. La pollinaza puede ser utilizada como biocombustible si se implementa la tecnología apropiada y rentable para su aprovechamiento (digestión anaeróbica, co-digestión anaeróbica o combustión directa).

El adecuado control de variables como temperatura externa, días de estancia, densidad por metro cuadrado, extractores, aspersores, sombreamiento, manejo, cobertura, forro, comedero, bebedero, ventiladores y área, mejoran la calidad de la pollinaza y en consecuencia reducen el contenido de humedad. Estas variables se emplearon para el desarrollo de una red neuronal artificial con el objeto de controlar el sistema que afecta el contenido de humedad en la pollinaza.

Los resultados de la predicción de la red neuronal artificial muestran que las variables que más impactan en el contenido de humedad de la pollinaza son manejo, número de extractores y densidad por metro cuadrado, su control contribuye para mejorar las condiciones de producción de las granjas y reducir el porcentaje de contenido de humedad inferior a 25%.

Mediante simulación Montecarlo se realizó un análisis de riesgo que incluye los resultados de la técnica de red neuronal artificial (RNA), mostrando que la mejor alternativa económica para la generación de bioenergía a partir de pollinaza es la combustión directa.

Palabras clave: bioenergía, pollinaza, poder calorífico, digestión anaeróbica, co-digestión anaeróbica, combustión directa, red neuronal artificial.

A hetract

Poultry industry identifies an area of opportunity to generate bioenergy by using poultry litter. It is produced at broiler chicken farms for use it as biomassic fuel for to implement the bioenergetic technology most profitable (anaerobic digestion, anaerobic co-digestion, or direct combustion).

The adequate control variables like external temperature (°C), stay days, density per square meter, extractors, foggers, shading, handling, coverage, lining, feeder, watering, fans, area, improving quality of poultry litter and in consequently is reduced the moisture content. These variables are used for the development of artificial neural network (ANN), to control the system that affects the moisture content in the poultry litter.

The results of model artificial intelligence show that the variables that most impact the moisture content of the poultry litter are handling, number of extractors, and density per square meter, control contributes to improving conditions the production of farm and reduce the percentage moisture content of less than 25%.

By using Montecarlo Simulation, it is performed a risk analysis that includes the results of artificial neural network whose best economic alternative is the bioenergy generation through direct combustion.

Keywords: bioenergy, poultry litter, calorific value, anaerobic digestion, anaerobic co-digestion, direct combustion, artificial neural network.

^{*}Autor para la correspondencia. E-mail: octaviorico@hotmail.com

1 Introducción

La industria avícola constantemente busca nuevas áreas de oportunidad que hagan más rentable su cadena de valor, una alternativa es utilizar y transformar los residuos de la producción de aves de engorde para producir energía útil que permita reducir costos y aumentar la rentabilidad económica de sus procesos energéticos.

En países como Estados Unidos, Brasil, Inglaterra, India, entre otros, realizan aplicaciones industriales de combustión de biomasa en calderas de alta presión logrando beneficios económicos, sociales y ambientales (Saidur *y col.*, 2011), estudios comparativos de producción de energía utilizando combustión directa y digestión anaeróbica ha ayudado a determinar el potencial energético de la biomasa (Karaj *y col.*, 2010).

Se ha experimentado con distintos tipos de biomasa para sustituir fuentes de energía no renovables en plantas industriales (McKendry *y col.*, 2002-1) identificando sus ventajas y desventajas específicas sobre la conversión de energía (McKendry *y col.* 2002-2). La necesidad de desarrollar cadenas de valor bioenergéticas puede lograr un mayor desarrollo tecnológico de manera sustentable en las industrias (Taylor *y col.*, 2008).

La pollinaza (biomasa) son las excretas del ave, mezclada con alimento no digerido, plumas, agua y cascarilla de arroz, que se utilizan para formar una cama durante el ciclo de producción de aves de engorde. La pollinaza se vende a granel para la elaboración de composta orgánica con procedimientos aerobios mecánicos (al aire libre) y para ser mezclada como alimento para rumiantes.

La producción promedio de pollinaza es de 1.56 kilos por ave de engorde, cada 70 días que dura un ciclo. Investigaciones en Estados Unidos indican un rendimiento de 1.2 kilos por ave (Carr *y col.*, 2002), también entre 1.1 y 1.4 kilos por ave (Collins, 2009), y otros entre 1.2-1.7 kilos por ave de engorde (Grimes *y col.*, 2006).

La dificultad para generar bioenergía a partir de pollinaza radica en la falta de conocimiento para determinar cuánta biomasa se genera con la mejor calidad y características idóneas para producir bioenergía.

Se proponen tres alternativas para aprovechar la pollinaza, como composta para producir biofertilizante, la digestión anaeróbica para producir biogás y la combustión directa para pollinaza con un contenido de humedad inferior al 25% para producir

vapor y energía eléctrica (Kelleher y col., 2002). La pollinaza puede combustionarse por sí sola, si el contenido de humedad es inferior al 25% (Abelha y col., 2003).

Las biorefinerías son una alternativa para la transformación de la pollinaza (biomasa) en una variedad de productos de valor agregado incluyendo biocombustibles, energía térmica y eléctrica, químicos y productos finales. Existen estudios en México que indican que existe oportunidad para optimizar los procesos de transformación de residuos industriales, municipales, agrícolas y ganaderos para producir bioenergéticos y bioproductos competitivos (Sacramento-Rivero y col., 2010).

En Reino Unido existen plantas de cogeneración de energía eléctrica a partir de pollinaza seca, Thetford de 38.5 MW consume 420,000 t/año, Eye de 12.7 MW consume 160,000 t/año, Westfield de 9.8 MW consume 110,000 t/año, Glanford de 13.5 MW consume 89,000 t/año y en Minnesota, Estados Unidos se ubica otra planta de 55 MW que consume 700,000 t/año. (E.P.R., 2012).

En India está instalada una planta de 3 MW que consume 38,000 t/año, otra de 3.66 MW que consume 54,000 t/año y una más de 3.76 MW que consume 99,000 t/año. (UNFCCC, 2012). En Armenia, existe una planta de digestión anaeróbica que permite producir biofertilizante y biogás utilizando pollinaza húmeda, para generar 6 GWh por año de energía eléctrica. (UNFCCC, 2012).

La humedad en la pollinaza es un factor determinante para que pueda ser utilizada como un combustible verde en una caldera si el contenido de humedad esta entre un 20% y 25% (Martin y col., 2002). El control automático en el sistema de enfriamiento evaporativo al interior de la granja, asegura una efectiva remoción del agua excedente en la cama del ave, evitando que exceda los 250 gramos de agua por cada kilo de pollinaza (Collet y col., 2012), permitiendo un balance hídrico y alimenticio que mejora la salud y el confort del ave.

Si se utilizan excretas para combustión se recomienda que el residuo este seco o disminuya su contenido de humedad para quemarse en una caldera (Serio *y col.* 2003), el poder calorífico de la pollinaza seca puede ser de 2,942.5 kcal/kg, si la humedad es del 10% (Whitely *y col.*, 2006). Existe una función lineal para determinar el poder calorífico de la pollinaza para distintos niveles en el contenido de humedad, kcal/kg = 3,495.9 - 32.6 * (% de humedad). (Dávalos *y col.*, 2002).

Existen factores políticos, de regulaciones

gubernamentales, medioambientales, económicos, de mercado, de inversión, y de tecnología que influyen para determinar los beneficios y riesgos asociados a la generación de energía (Sondreal y col., 2001), así como la localización de la planta industrial que debe estar cerca de las granjas para reducir el costo de transporte (Quiroga y col., 2010).

Conocer el comportamiento del contenido de humedad de la pollinaza es fundamental para determinar su uso y viabilidad como fuente de energía renovable, para lograrlo se hace uso de herramientas sofisticadas de predicción como las redes neuronales artificiales (RNA) que son modelos matemáticos que permiten determinar el patrón de comportamiento de un sistema real complejo, para predecir variables de respuesta con un alto desempeño.

Las RNA han ayudado a determinar la eficiencia de combustión de pollinaza en una caldera en operación (Zhu y col., 2007), pero no se ha investigado sobre el contenido de humedad de la pollinaza desde que se genera en la granja, es decir, antes de ser utilizada en la caldera.

Controlar las condiciones de medioambiente y las variables de entrada al sistema ayuda a estabilizar el proceso de producción permitiendo regular las características de calidad de la variable de salida (Lee *y col.* 2000) (Chegini *y col.*, 2008). La aplicación de una RNA permite optimizar y predecir el comportamiento del ambiente dentro de un sistema (Chen *y col.*, 2008), y mejora el desempeño de un proceso considerando factores de contenido de humedad y temperatura. (Sablani *y col.*, 2003).

La reducción al mínimo de contenido de humedad de la pollinaza a bajo costo es obviamente deseable y digno de investigación para todas las técnicas de combustión, que vale la pena medir y controlar (Kelleher y col. 2002).

Controlar los parámetros de las variables que afectan al sistema de producción de aves de engorde permite reducir la humedad en la pollinaza al final del ciclo de crecimiento, con el objetivo de maximizar el rendimiento de bioenergía obtenida a partir de la transformación energética de la pollinaza.

Puesto que la representación del sistema avícola no es de tipo lineal, se requiere aplicar técnicas que permitan su interpretación para poder manipularlo y controlarlo, por este motivo el presente trabajo propone utilizar una red neuronal artificial (RNA) para determinar el patrón de comportamiento de las variables que influyen en el nivel de humedad de la pollinaza. Este trabajo es validado a través de un caso de estudio en granjas de Veracruz, México.

Los resultados de la RNA determinan las mejores prácticas avícolas que deben realizarse para controlar el nivel de humedad, que como consecuencia se verá reflejado en el rendimiento de la bioenergía. A partir de los resultados de la RNA se realiza un análisis de factibilidad para determinar la estrategia de negocios más rentable a partir de la tecnología que maximice la generación de bioenergía.

2 Metodología

Actualmente en México, la pollinaza no tiene un aprovechamiento energético para que pueda ser utilizado por las industrias, principalmente por desconocimiento de las tecnologías apropiadas de transformación energética, por tal motivo en este trabajo se propone la siguiente metodología.

La investigación consta de 3 etapas, en la primera etapa denominada "análisis del sistema avícola", en la que se identifican los elementos del sistema avícola y se recopilan datos de las variables de entrada y salida que afectan la calidad de la pollinaza con ayuda del experto, y se realizan análisis de laboratorio del poder calorífico de la pollinaza. En la segunda etapa se desarrolla una "red neuronal artificial para el control de humedad" y se determina su efectividad. La tercera etapa, "análisis de riesgo" se determina la viabilidad de inversión tecnológica basado en los escenarios de bioenergía a través de simulación Montecarlo (ver Fig. 1).

2.1 Análisis del sistema avícola

La empresa avícola se ubica en la zona centro del estado de Veracruz, y tiene una capacidad de producción superior a 5.34 millones de aves de engorde mensualmente, ocupando el cuarto lugar en la producción nacional, en consecuencia genera más de 100,000 t de pollinaza al año como derivado de la crianza del ave en 27 granjas.

Las granjas tienen en su interior casetas cuya cantidad depende de las dimensiones y capacidad de crianza (las casetas son los espacios destinados a las aves para su crecimiento y engorde). Para la preparación de la cama para las aves se utiliza como base la cascarilla de arroz, porque su disponibilidad tiene bajo costo en la zona.

Las condiciones ambientales internas en las casetas son esenciales para proporcionar confort a las aves, se emplean diferentes mecanismos que permiten refrescar el ambiente bajando la temperatura y por

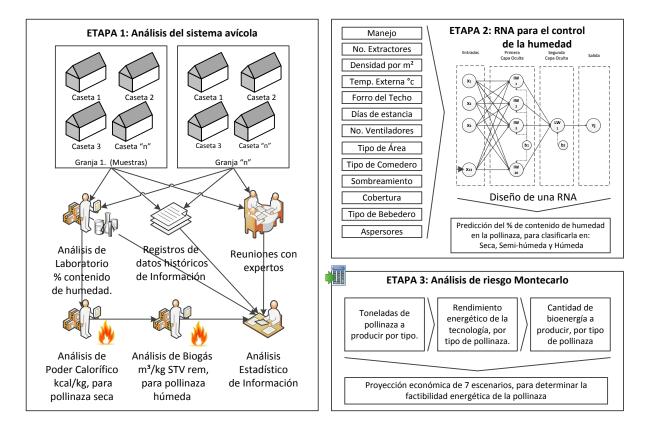


Fig. 1. Metodología de investigación.

consiguiente la sensación térmica. Los mecanismos utilizados para la remoción del agua en la pollinaza son el sistema de enfriamiento evaporativo que consiste en enfriar el aire exterior haciéndolo pasar a través de paredes húmedas utilizando extractores y ventiladores de aire ubicados al fondo de la caseta, este proceso de evaporación en el agua genera una sensación térmica de confort para el ave, y los equipos aspersores y nebulizadores que rocían partículas de agua en el interior de la caseta.

Para el manejo adecuado de la caseta se requiere emplear combinación de varios mecanismos para poder proporcionar el confort adecuado, la elección depende de las políticas de estandarización de equipos, de la experiencia y entrenamiento del encargado de la granja.

El ciclo de producción consta de 4 pasos: iniciación, engorde, finalización y limpieza, y desinfección; dentro de éstos no se incluye la recepción, aunque si se considera parte importante del proceso de producción, pero para fines de la investigación no es necesario agregarlo. El periodo de iniciación está conformado por el encasetado de las

aves que se realiza conforme a la oferta, demanda y la densidad por metro cuadrado, que es la cantidad de aves a introducir por cada metro cuadrado.

El periodo de engorde depende no sólo de las vacunas y del alimento que se les proporciona a las aves, sino también de las condiciones ambientales internas adecuadas. La finalización consiste en la extracción de aves finalizadas y no finalizadas al final del ciclo.

Finalmente en la limpieza y desinfección se extrae la pollinaza para su venta, una vez que la caseta está vacía se lava completamente con ayuda de un detergente elegido cuidadosamente y una lavadora a presión, para desinfectar la caseta se emplea un sanitizante sobre toda la superficie, equipos y aditamentos. Se deja pasar un tiempo de espera hasta que un experto del área de calidad determina que la caseta se encuentra limpia, desinfectada y lista para el próximo ciclo.

La calidad de la pollinaza se clasifica en tres tipos dependiendo de su porcentaje de humedad, la pollinaza seca tiene un contenido de humedad menor a 20%, la pollinaza semi-húmeda contiene ente 20%

y 36% de humedad, la pollinaza húmeda contiene más de 36% de humedad. El precio de venta de la pollinaza depende de su contenido de humedad, mientras más seca es mejor, más cara y de mejor calidad, además del volumen que se requiera y de la temporada.

Para evaluar el poder calorífico de la pollinaza seca se evaluaron 7 muestras de pollinaza con diferentes contenidos de humedad, se utiliza un calorímetro automático isoperbólico modelo Parr 6400, realizado en colaboración del laboratorio de investigación en química del Instituto Tecnológico de Orizaba. Los resultados del análisis elemental y próximo fueron obtenidos utilizando la metodología ASTM (American Section of the International Association for Testing Materials).

Para evaluar el rendimiento de biogás se utilizó un reactor prototipo de tipo ovoide con capacidad de 8000 ml en proceso Batch de tipo termofílico, utilizando pollinaza húmeda sola o en mezcla de hasta 30% con lodos residuales provenientes de la planta procesadora de aves.

Estudios han demostrado que los lodos residuales fisicoquímicos generados durante el tratamiento de aguas residuales en una planta procesadora de aves son un recurso potencial para la producción de biogás a partir de la digestión anaeróbica por su elevada concentración de materia orgánica (Ruiz-Espinoza *y col.* 2012; Méndez-Contreras *y col.* 2009).

La magnitud de los resultados se registró en poder calorífico superior (PCS), inferior (PCI) y medio o más probable (PCM). El poder calorífico superior, es la cantidad total de calor desprendido durante la combustión completa de la pollinaza cuando el vapor de agua originado en la combustión está condensado, de tal forma que el calor desprendido en el cambio de fase se incluye. El poder calorífico inferior, es la cantidad total de calor desprendido durante la combustión completa de la pollinaza sin contar la parte correspondiente al calor latente del vapor de agua durante la combustión, ya que no se produce cambio de fase, sino que se expulsa en forma de vapor. El poder calorífico medio es el valor promedio de ambos resultados.

2.2 Elaboración de la red neuronal artificial para el control de la humedad

Durante el ciclo de producción de pollos de engorde es muy difícil identificar y predecir el comportamiento de los factores que determinan el contenido de humedad en la pollinaza, que en consecuencia afectan su nivel de calidad, clasificándola en seca, semi-húmeda y húmeda.

Se propone el uso de una red neuronal artificial (RNA) para realizar predicciones sobre el contenido de humedad en la pollinaza, a partir de los parámetros de operación de las 13 variables que actúan en el sistema de producción de aves de engorde (ver tabla 1).

Una RNA es una técnica de Inteligencia Artificial (I.A.) que funciona a través de un modelo matemático que predice el patrón de comportamiento de sistemas lineales y no lineales. Las redes neuronales se agrupan en dos categorías en función del patrón de conexiones que presentan, las redes de alimentación hacia delante y las de retroalimentación o recurrentes.

Las redes de alimentación hacia adelante, son aquellas donde no existen ciclos o retroalimentaciones, sus conexiones unidireccionales solo permiten señales hacia un sentido entre las neuronas de cada capa, y pueden ser de tipo Monocapa (de perceptrón simple), Multicapa (de perceptrón multicapa) y de función de base radial, este tipo de estructuras no tiene memoria.

Las redes de retroalimentación o recurrentes, presentan al menos un ciclo cerrado de activación neuronal, se distinguen por la existencia de lazos de retroalimentación entre las neuronas de la misma o diferentes capas y pueden ser de tipo competitivo, de mapa auto organizado de Kohonen (SOM por sus siglas en ingles), de Hopfield y de teoría de resonancia adaptativa (ART por sus siglas en ingles), este tipo de estructuras presentan memoria para realizar la retroalimentación.

Los pasos para programar una red neuronal son: diseño de la arquitectura, entrenamiento, validación y prueba. El diseño de una neurona artificial se representa en la Fig. 2. La red está definida por elementos de entrada, por la multiplicación y suma de los pesos sinápticos y las bias (sesgo), por una función de transferencia y por los elementos de salida.

Este trabajo de investigación utiliza una RNA de alimentación hacia delante con entrenamiento de retropropagación programada en Neural Network de Matlab. El diseño de la RNA es de tipo perceptrón multicapa, y se caracteriza porque las neuronas están organizadas en capas y sus conexiones entre ellas se orientan estrictamente hacia una sola dirección de una capa a otra. El diseño de una red neuronal neurona artificial se representa en la Fig. 3.

Tabla 1. Variab	Tabla 1. Variables de entrada seleccionadas para la red neural artificial									
Variables de entrada	Descripción									
Número de extractores	Cantidad de extractores por caseta.									
Número de ventiladores	Cantidad de ventiladores por caseta.									
Días de estancia	Periodo de tiempo desde que se introduce el ave hasta que se extrae la pollinaza.									
Densidad por metro cuadrado	Cantidad de aves por metro cuadrado.									
Cobertura	Material del techo de las casetas (lámina o asbesto).									
Forro del techo	Material del que se encuentra forrado el techo: falso plafón, formular o esperado.									
Tipo de comedero	Los comederos dentro de las casetas pueden ser ovalados, redondos o de bote, los ovalados y redondos a su vez pueden ser automáticos o manuales.									
Tipo de bebedero	Niple o campana.									
Aspersores/Nebulizadores	Si se cuenta o no con el sistema de rociadores.									
Manejo	Es la persona encargada del manejo de la cama									
Temperatura promedio externa	Temperatura promedio durante el segundo semestre del año 2011 (CONAGUA: comisión nacional de agua en México).									
Sombreamiento	Si hay o no árboles sembrados en un costado de las casetas.									
Área	Se pueden identificar claramente dos áreas en las casetas donde se concentra en mayor medida cierta calidad de pollinaza, en el área 1 pollinaza de baja humedad y en el área 2 de alta humedad									

Entradas

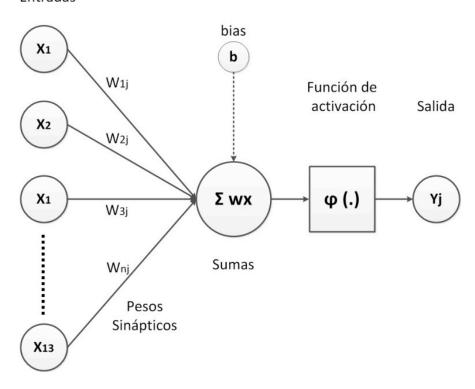


Figura 2. Arquitectura de la neurona artificial.

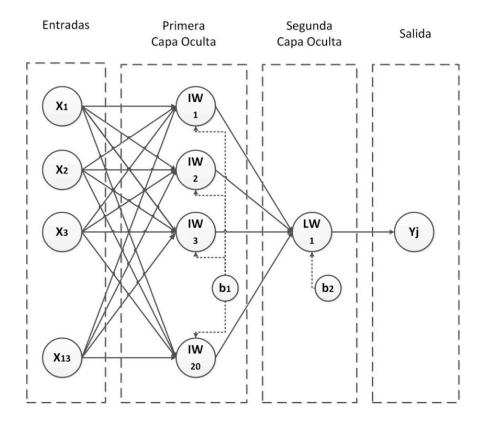


Figura 3. Arquitectura de la red neuronal artificial.

La expresión matemática utilizada en la neurona artificial se indica en la Ec. (1).

$$y_j = f\left(\sum_{i=0}^n w_{ji} x_i + b\right) \tag{1}$$

Donde (x_j) son los valores de entrada, (w_{ji}) son los coeficientes de los pesos de la neurona j, (b) es bias, que es considerado un valor de sesgo que permite ajustar los pesos de la neurona para lograr un error mínimo de salida, (y) son los valores de salida, (y) es la función de transferencia sigmoide. Los pesos de los datos de entrada son seleccionados de manera aleatoria, en un rango normalizado entre [-1,1], para lograrlo se utiliza la función de MAPMINMAX de Matlab para normalizar el valor mínimo y máximo de cada elemento de entrada y salida. La expresión matemática de la función Sigmoide se indica en la Ec. (2).

$$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \tag{2}$$

Existen diferentes algoritmos para el entrenamiento de la red neuronal artificial, estos algoritmos son técnicas matemáticas o heurísticas bien establecidas para obtener los valores de los pesos sinápticos y parámetro de bias (sesgo) diferenciándose entre ellos por la forma en que el factor de corrección es obtenido.

Los algoritmos de entrenamiento para una red neuronal son Levenberg-Marquardt, regularización Bayesiana, BFGS Quasi-Newton donde "BFGS" quiere decir Broyden, Fletcher, Goldfarb, and Shanno, de retropropagación elástica, batch con reglas de aprendizaje de pesos y sesgos, de retropropagación de gradiente conjugado Powell - Belae, Fletcher - Powell, Polak - Rubiere, escalado, de retropropagación de gradiente descendente, con tasa de aprendizaje adaptativa, con momento, de retropropagación secante de un solo paso, incremental de actualización de orden aleatorio, de orden secuencial, y de orden cíclico.

El método de entrenamiento Levenberg-Marquardt generalmente es el más rápido, seguido del método BFGS Quasi-Newton, se recomiendan utilizarlos para redes que tienen un número pequeño o mínimo de salidas (Ghaffari y col., 2006) por su mejor ajuste en problemas no lineales para minimizar la suma del error cuadrático medio, no se recomienda utilizarlo para redes neuronales grandes, con miles de pesos ya que requieren de mayor memoria y tiempo de cálculo para la realización de las operaciones.

Estudios realizados para estimar la temperatura de fondo en pozos geotérmicos utilizando una RNA, indican que el algoritmo de más rápida convergencia para alcanzar una solución óptima es el Levenberg-Marquardt porque requiere de menos iteraciones cuando el diseño de la RNA tiene menos de 20 neuronas y una salida (Díaz-González y col., 2013).

Por esta razón se programa la RNA con el algoritmo Levenberg-Marquardt, utilizando la función de entrenamiento TRAINLM. Se utiliza la función de aprendizaje de adaptación LEARNGDM, la función de desempeño MSE que expresa el error cuadrático

medio y se definen dos capas ocultas, en la primera utiliza 20 neuronas y un bias, en la segunda capa solo una neurona y un bias.

El entrenamiento utiliza resultados de pruebas de laboratorio provenientes de 108 muestras, en combinación con registros históricos para estructurar una sólida base de datos. Mediante entrevistas a personal de diversas áreas y en conjunto con los expertos se identificaron y seleccionaron trece variables de entrada, que afectan la variable de salida "contenido de humedad en la pollinaza".

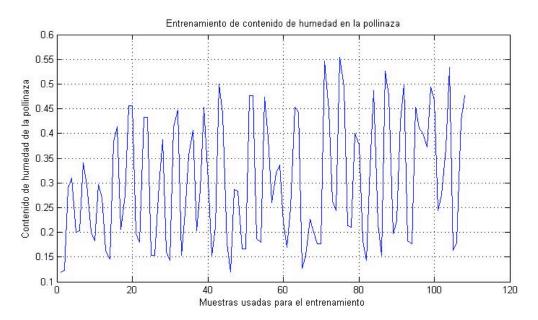


Figura 4. Entrenamiento de la red neuronal artificial con 108 muestras.

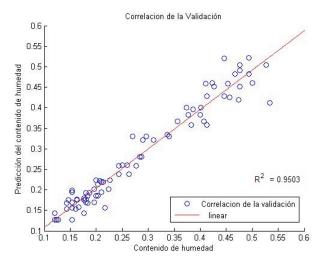


Figura 5. Correlación de la validación de la red neuronal artificial con 86 casos.

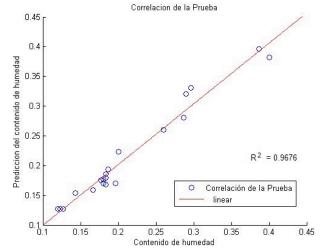


Figura 6. Correlación de la prueba de la red neuronal artificial con 20 casos

	X13	-0.479	0.3013	0.1022	-0.325	0.2074	0.3616	-0.324	-0.148	-0.259	0.4805	-0.635	0.7237	-0.308	-0.009	0.5425	0.3276	-0.614	0.3744	-0.584	0.6681
	X12	-0.471	-0.486	0.2287	-0.305	0.5524	0.6426	0.6585	-0.185	0.5680	-0.584	0.2181	0.3582	-0.606	0.0657	0.7434	-0.437	-0.465	0.6471	-0.007	-0.520
	X11	-0.729	0.4663	-0.758	-0.109	-0.785	0.7969	0.0330	0.6943	-0.220	0.6558	-0.426	0.7363	0.5782	-0.214	0.2392	0.1251	0.6928	-0.544	-0.781	0.5702
	X10	-0.718	0.6599	0.6646	-0.764	0.0401	0.2518	-0.169	0.2530	0.4955	0.1292	0.2299	-0.399	0.4980	-0.154	0.2518	0.6171	-0.403	-0.189	0.0854	-0.084
	6X	0.1855	0.2692	-0.604	-0.005	-0.321	0.1316	0.6559	-0.123	-0.880	0.7326	0.7406	-0.255	-0.351	0.6049	0.0221	0.1157	0.3245	-0.776	0.5865	0.6636
ta 1	8X	0.5983	-0.469	0.0558	-0.101	-0.580	0.1682	0.6468	-0.664	0.7541	0.0860	-0.126	-0.625	-0.370	-0.110	0.0627	-0.268	0.4796	0.7272	0.3685	-0.140
capa oculta	X7	-0.614	0.6371	-0.495	0.5161	-0.274	0.2866	-0.661	0.3971	-0.008	0.7562	-0.366	-0.222	-0.566	0.9802	-0.129	-0.768	0.3805	0.0129	-0.270	0.3798
ticos de la	9X	0.2671	0.3406	-0.400	0.5370	-0.349	-0.792	-0.601	0.5049	0.3985	0.4834	0.2159	0.5857	-0.681	-0.199	-0.478	-0.035	0.6688	-0.417	0.1560	-0.709
Pesos sinápticos de	X5	0.6112	0.5154	0.7771	-0.608	-0.176	-0.013	-0.357	-0.784	0.8943	0.3862	-0.613	-0.633	0.3001	-0.250	-0.810	-0.165	-0.626	0.5695	0.6773	-0.742
Fabla 2. Pe	X4	0.064	-0.322	-0.143	0.460	-0.265	-0.062	-0.195	0.304	0.1277	0.2589	-0.015	-0.182	-0.033	-0.913	-0.170	898.0	0.493	0.436	0.418	0.384
	X3	0.5034	0.0618	-0.400	-0.671	0.2134	-0.796	-0.647	-0.627	-0.093	0.2940	0.6206	-0.002	-0.661	-0.392	0.2709	0.5299	-0.370	-0.004	0.5012	0.1425
	X2	-0.326	0.8760	-0.002	0.3734	-0.826	0.1764	0.1130	0.5210	0.2921	0.6452	0.7012	-0.626	-0.450	0.6135	-0.840	-0.203	-0.351	0.4462	-0.623	0.4383
	X1	-0.167	0.4127	0.6840	0.7574	0.8201	0.6637	0.5407	0.5101	0.1036	-0.138	-0.649	0.2783	0.5334	-0.4753	0.6508	-0.794	-0.212	-0.441	-0.546	0.1962
	Neurona	$\{1,1\}(1)^{2}$	$\{1,1\}(2)^2 =$	$\{1,1\}(3)^2 =$	$\{1,1\}(4)$	$\{1,1\}(5)^2 =$	$\{1,1\}(6)^2 =$	$\{1,1\}(7)^2 =$	$\{1,1\}(8)^2 =$	$\{1,1\}(9)^*=$	$\{1,1\}(10)$ '=	$\{1,1\}(11)$ *=	$\{1,1\}(12)$	$\{1,1\}(13)$	$\{1,1\}(14)$	$\{1,1\}(15)$ '=	$\{1,1\}(16)$ *=	$\{1,1\}(17)$	$\{1,1\}(18)$ '=	$\{1,1\}(19)$	$\{1,1\}(20)$?=
	Capa 1	IW,1	IW,1	IW,1	IW,1	IW,1	IW,1	IW,1	IW,1	IW,1	IW,1	IW,1	IW,1	IW,1	IW,1	IW,1	IW,1	IW,1	IW,1	IW,1	IW,1

El entrenamiento de la red tiene un error cuadrático medio (MSE) de 0.0014 y la raíz del error cuadrático medio (RMSE) es de 0.0368, este comportamiento se aprecia en la Fig. 4.

La validación se realiza con 86 muestras cuyo resultado fue un MSE de 0.000519 y un RMSE de 0.0228, el coeficiente de determinación (R²) de predicción de la validación es de 0.9503, la Fig. 5 muestra su comportamiento.

La prueba se realiza con 20 muestras nuevas para la predicción, logrando un MSE de 0.000100 y un RMSE de 0.01, el coeficiente de determinación (R²) de predicción de la prueba es 0.9676, ver Fig. 6.

La capa oculta 1 utiliza pesos sinápticos normalizados de [-1,1], ver tabla 2 y 3. Los bias de las capas se aprecian en la tablas 4 y 5.

Para determinar la contribución relativa (CR) de las 13 variables de entrada de la RNA se utiliza el Algoritmo de Garson (Garson, 1991), definido en la Ec. (3) que sirve para determinar en qué grado influye cada variable de entrada sobre el comportamiento del contenido de humedad en la pollinaza.

Tabla 3. Pesos sinápticos de la capa oculta 2

	capa ocuita 2	,
Capa 2	Neuronas	A1
LW{2}	{2,1}(1)'=	0.7728
LW{2}	$\{2,1\}(2)'=$	0.0300
LW{2}	$\{2,1\}(3)'=$	0.3588
LW{2}	$\{2,1\}(4)'=$	0.9536
LW{2}	$\{2,1\}(5)'=$	-0.7491
LW{2}	$\{2,1\}(6)'=$	0.5045
LW{2}	$\{2,1\}(7)'=$	0.6541
LW{2}	$\{2,1\}(8)'=$	0.5629
LW{2}	$\{2,1\}(9)'=$	-0.6182
LW{2}	$\{2,1\}(10)'=$	-0.1427
LW{2}	$\{2,1\}(11)'=$	-0.9711
LW{2}	$\{2,1\}(12)'=$	-0.3494
LW{2}	$\{2,1\}(13)'=$	-0.7306
LW{2}	$\{2,1\}(14)'=$	-0.0990
LW{2}	$\{2,1\}(15)'=$	0.1446
LW{2}	$\{2,1\}(16)'=$	0.5841
LW{2}	$\{2,1\}(17)'=$	-0.1605
LW{2}	{2,1}(18)'=	0.0651
LW{2}	{2,1}(19)'=	0.8514
LW{2}	{2,1}(20;:)'=	0.7982

Tabla	4. Bias de la c	apa oculta 1
Bias	Neuronas	b{1}
b{1}	{1,1}(1)'=	1.7628
b{1}	$\{1,1\}(2)'=$	-1.5773
b{1}	$\{1,1\}(3)'=$	-1.3917
b{1}	{1,1}(4)'=	-1.2061
b{1}	$\{1,1\}(5)'=$	-1.0206
b{1}	$\{1,1\}(6)'=$	-0.8350
b{1}	$\{1,1\}(7)'=$	-0.6495
b{1}	$\{1,1\}(8)'=$	-0.4639
b{1}	$\{1,1\}(9)'=$	-0.2783
b{1}	$\{1,1\}(10)'=$	0.0928
b{1}	{1,1}(11)'=	-0.0928
b{1}	{1,1}(12)'=	0.2783
b{1}	{1,1}(13)'=	0.4639
b{1}	{1,1}(14)'=	-0.6495
b{1}	{1,1}(15)'=	0.8350
b{1}	$\{1,1\}(16)$ '=	-1.0206
b{1}	{1,1}(17)'=	-1.2061
b{1}	{1,1}(18)'=	-1.3917
b{1}	{1,1}(19)'=	-1.5773
b{1}	{1,1}(20)'=	1.7628

Tabla 5. Bias de la capa oculta 2										
Bias	Neuronas	b{2}								
b{2}	{2,1}(1)'=	0.08967								

$$CR_{p} = \frac{\sum_{j=1}^{n} |w_{jp}||v_{j}|}{\sum_{k=1}^{n} |w_{jk}|}$$

$$\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} \frac{|w_{jp}||v_{j}|}{\sum_{k=1}^{l} |w_{jk}|}$$
(3)

En donde p es la entrada de la cual desea conocer su contribución relativa, n es el número de las neuronas ocultas, j es la j-ésima neurona oculta, I es el número de entradas de la RNA, w_{jp} es el peso sináptico de la entrada p hacia la neurona j, v_j es el peso sináptico de la neurona j hacia la salida, w_{jk} es el peso sináptico de la entrada k hacia la neurona j.

La Fig. 7 muestra un gráfico de tornado el cual representa la contribución relativa cada variable de entrada y su impacto a la variable de salida que determina el contenido de humedad.

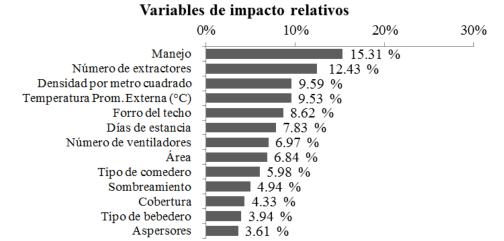


Figura 7. Variables de impacto relativos al contenido de humedad.

Se puede observar que la variable de entrada que más impacta en el sistema avícola es el manejo, que es la experticia que tiene el trabajador en la operación de la granja. Las siguientes variables de impacto son el número de extractores y densidad por metro cuadrado.

2.3 Análisis de riesgo Montecarlo

El método Montecarlo está basado en la generación de números pseudoaleatorios para determinar el valor esperado de una o múltiples variables aleatorias permitiendo modelar la incertidumbre de sistemas complejos.

Su implementación consiste en la simulación numérica del contenido de humedad de la pollinaza a partir de los resultados de la variable de salida de la red neuronal artificial, y lograr clasificarla por su calidad en tres tipos seca, semi-húmeda y húmeda.

Esta clasificación permite estimar la cantidad de toneladas de pollinaza, el poder calorífico liberado y el contenido de humedad por cada tipo de pollinaza a partir de muestras pseudoaleatorias generadas en el modelo de simulación para formar distribuciones de probabilidad que sirven para estimar el valor energético más probable de cada escenario.

Posteriormente intervienen múltiples parámetros y distribuciones estadísticas de otras variables independientes e intervinientes que simulan las condiciones físicas, químicas, de operación y económicas del proceso de transformación de la

pollinaza en energía térmica y eléctrica.

El método Montecarlo permite modelar la incertidumbre del proceso y estimar el valor esperado de las variables que afectan el rendimiento energético y económico de la pollinaza en cada etapa del proceso, logrando identificar y medir el riesgo existente en los escenarios para mejorar la toma de decisiones con el mínimo riesgo.

Existen investigaciones que han aplicado simulación para determinar la inactivación de pectinmetilesterasa (PME) en jugo de naranja a diferentes combinaciones de presión hidrostática y temperatura, concluyendo que el método de Montecarlo permite realizar simulaciones capaces de predecir razonablemente el comportamiento de un proceso, validando la magnitud del riesgo existente y cómo influye en el sistema (Serment-Moreno y col. 2012).

Para poder determinar los escenarios a evaluar se requirió de la participación del experto para incluir todos los aspectos posibles que influyen en el proceso de toma decisiones, la cantidad de pollinaza por tipo a producir está sujeta a su contenido de humedad. Los escenarios a evaluar se definen como sigue:

Escenario 1. Es la situación actual, actualmente se vende la pollinaza a granel en 3 tipos: seca, semi-húmeda (agrícola de primera) y húmeda (agrícola de segunda), su precio de venta depende de la temporada. El ingreso económico anual está definido por la Ec. (4).

$$Ingreso\ Anual(\$) = \{ [((tP_s * \$P_s) + (tP_1 * \$P_1) + (tP_2 * \$P_2))] - (\$GOp) \} * [(1 + \%TMCA)^{n-1} * (1 + \%\inf)^{n-1}]$$
(4)

Escenario 2. Generación de bioenergía a partir de la combustión de pollinaza seca, vender la pollinaza semihúmeda y húmeda. El ingreso económico anual está definido por la Ec. (5).

$$Ingreso\ Anual(\$) = \left\{ \left[\left((tP_s * (PCP * \%E)) * \left(\frac{\$Cm^3}{PCCm^3} \right) \right) \right] - (\$GOp + Dep) \right\} * \left[(1 + \%TMCA)^{n-1} * (1 + \%\inf)^{n-1} \right]$$

$$(5)$$

Escenario 3. Mejorar la calidad de pollinaza húmeda en semi-húmeda, la semi-húmeda en seca, para combustionar la pollinaza seca y vender la pollinaza semi-húmeda y húmeda restante. El ingreso económico anual está definido por la Ec. (6).

$$Ingreso\ Anual(\$) = \left\{ \begin{bmatrix} \left(((tP_s + (tP_1 * \%MP_1)) * (PCP * \%E)) * \left(\frac{\$Cm^3}{PCCm^3} \right) \right) \\ + (((tP_1 * (1 - \%MP_1)) + (tP_2 * \%MP_2)) * \$P_1) \\ + ((tP_2 * (1 - \%MP_2)) * \$P_2) \end{bmatrix} - (\$GOp + Dep) \right\}$$

$$* \left[(1 + \%TMCA)^{n-1} * (1 + \%\inf)^{n-1} \right]$$
(6)

Escenario 4. Generación de biogás a partir de co-digestión anaerobia con pollinaza húmeda (30%) y lodos residuales (70%), y vender la pollinaza seca, semi-húmeda y los biosólidos resultantes de la digestión. El ingreso económico anual está definido por la Ec. (7).

$$Ingreso\ Anual(\$) = \left\{ \left[\left(\left(tP_s * \$P_s \right) + (tP_1 * \$P_1) + \left((Rm^3_{COD} * CAP_{REAC} * 365) * PCB \right) * \left(\frac{\$Cm^3}{PCCm^3} \right) \right] \right\} - (\$GOp + Dep) \right\}$$

$$* \left[(1 + \%TMCA)^{n-1} * (1 + \%\inf)^{n-1} \right]$$
(7)

Escenario 5. Generación de biogás a partir de digestión anaeróbica con la totalidad de pollinaza húmeda y vender la pollinaza semi-húmeda y seca. El ingreso económico anual está definido por la Ec. (8).

Ingreso Anual (\$) =
$$\left\{ \left[\left((tP_s * \$P_s) + (tP_1 * \$P_1) + (tP_2 * PCB * (m^3_{Biogás} * (tP_2/1t))) * (tP_2/2tPCCm^3) \right) \right] - (\$GOp + \$A + Dep) \right\}$$

$$* \left[(1 + \%TMCA)^{n-1} * (1 + \% \inf)^{n-1} \right]$$
(8)

Escenario 6. Mejorar la calidad de la pollinaza semi-húmeda en seca para combustión, mejorar la pollinaza húmeda en semi-húmeda para su venta, vender la mayor proporción de pollinaza húmeda restante y la menor proporción usar co-digestión con lodos residuales. El ingreso económico anual está definido por la Ec. (9).

$$Ingreso\ Anual(\$) = \left\{ \begin{bmatrix} \left(\left(((tP_s + (tP_1 * \%MP_1)) * (PCP * \%E)) * \left(\frac{\$Cm^3}{PCCm^3} \right) \right) \right) \\ + (((tP_1 * (1 - \%MP_1)) + (tP_2 * \%MP_2)) * \$P_1) \\ + \left(\left(\left(Rm^3_{COD} * CAP_{REAC} * 365 \right) * PCB \right) * \left(\frac{\$Cm^3}{PCCm^3} \right) \right) \end{bmatrix} \right] - (\$GOp + Dep) \right\}$$

$$* \left[(1 + \%TMCA)^{n-1} * (1 + \%\inf)^{n-1} \right]$$
 (9)

Escenario 7. Mejorar la calidad de la pollinaza semi-húmeda en seca para combustión, mejorar la pollinaza húmeda en semi-húmeda para su venta, producir biogás con digestión anaeróbica usando pollinaza húmeda. El ingreso

económico anual está definido por la Ec. (10).

$$Ingreso\ Anual(\$) = \left\{ \begin{bmatrix} \left((tP_s * ((tP_1 * \%MP_1) * (PCP * \%E))) * \left(\frac{\$Cm^3}{PCCm^3} \right) \right) \\ + (((tP_1 * (1 - \%MP_1)) + (tP_2 * \%MP_2)) * \$P_1) \\ + \left((tP_2 * PCB * \left(m^3_{\text{Biogá}} * * \left(\frac{tP_2}{1t} \right) \right) \right) * \left(\frac{\$Cm^3}{PCCm^3} \right) \right) \\ * \left[(1 + \%TMCA)^{n-1} * (1 + \%\inf)^{n-1} \right]$$

$$(10)$$

	Tabla 6. Declaración de variables de las ecuaciones
Variable	Descripción
tP_s	Toneladas de pollinaza seca
tP_1	Toneladas de pollinaza semi-húmeda
tP_2	Toneladas de pollinaza húmeda
$\%MP_1$	Porcentaje de mejora de pollinaza seca
$\%MP_2$	Porcentaje de mejora de pollinaza semi-húmeda
$\%MP_3$	Porcentaje de mejora de pollinaza húmeda
P_s	Precio de pollinaza seca
P_1	Precio de pollinaza semi-húmeda
\$ <i>P</i> ₂	Precio de pollinaza húmeda
% TMCA	Tasa media de crecimiento anual
% inf	Inflación anual
PCP	Poder calorífico por tipo de pollinaza
\$ PCP	Precio de poder calorífico de pollinaza
% E	Porcentaje de eficiencia de conversión de bioenergía
PCCm ³	Poder calorífico en 1 m ³ combustóleo
\$ Cm ³	Costo de 1 m ³ combustóleo
$m_{Biog\acute{a}s}^{3}$	Rendimiento de m ³ de biogás de digestión pollinaza húmeda
PCB	poder calorífico de biogás
Rm_{COD}^3	Rendimiento m ³ de biogás de co-digestión de pollinaza húmeda y lodos residuales
CAP_{REAC}	capacidad de digestión del reactor de digestión anaeróbica
365	Días del año
\$ GOp	Gastos de operación
\$ A	Costo de agua
Dep	Costo de depreciación

La bioenergía generada se desea emplear para autoconsumo, como sustituto del combustible fósil. Las variables de las ecuaciones anteriores se declaran en la tabla 6.

Se definieron algunos parámetros en eventos inciertos para la modelación de la incertidumbre con el simulador de riesgo @Risk, en el módulo "Distribution Fitting? se realizaron pruebas de bondad de ajuste con el estadístico de Chi-Cuadrada a partir de conjuntos de datos históricos, y se validaron con la pruebas Anderson-Darling y Kolgomorov-Smirnov.

Las toneladas de pollinaza seca por año sigue una distribución de probabilidad Gamma (6.33, 3514.8), las toneladas de pollinaza semi-húmeda por año una distribución Pearson5 (83.34, 6835323), las toneladas de pollinaza húmeda por una distribución Gamma (14.7, 2176.3).

El precio por tonelada de pollinaza seca para la venta a granel sigue una distribución Logistic (659.24, 21.84), el precio de tonelada semi-húmeda una distribución Loglogistic (-338.07, 826.35, 25.30) y para el precio de tonelada de pollinaza húmeda una

distribución BetaGeneral (5.36, 8.09, 157.82, 417.02).

El precio del litro de combustóleo a sustituir utiliza una Normal (9.26, 1.1), el tipo de cambio del dólar una distribución Normal (12.75, 0.86), para la tasa de inflación utiliza una distribución Normal (0.0356, 0.0034).

El porcentaje de mejora en la calidad de pollinaza semi-húmeda que pasa a ser seca utiliza una distribución Triangular (0.4, 0.5, 0.6) y la pollinaza húmeda que pasa a ser semi-húmeda una distribución Triangular (0.15, 0.2, 0.25).

Los gastos de operación por tonelada de pollinaza seca para combustión utiliza una distribución triangular (76.5, 194.7, 261), gastos de operación por tonelada de pollinaza húmeda para digestión y codigestión utilizan distribución Triangular (22.2, 25.72, 34,4).

El rendimiento de biogás en m³ por kg de STV rem. de lodo residual es distribución Triangular (0.95, 1.1, 1.5), y el porcentaje de eficiencia de remoción del digestor es una distribución Triangular (0.55, 0.57, 0.60), el rendimiento de biogás en m³ por kg de STV rem. de pollinaza húmeda es distribución Triangular (0.4, 0.45, 0.5), el poder calorífico de la pollinaza,

y el rendimiento eléctrico de kWh por tonelada de pollinaza seca es distribución Triangular (620, 700, 780).

La inversión inicial y el equipamiento para reducir la humedad en la granja como son el forro del techo, extractores, ventiladores, comederos y bebederos utilizan distribuciones triangulares para determinar el precio y la cantidad más probable de equipos que tienen que ser instaladas o sustituidas.

3 Resultados

3.1 Determinación del potencial energético de residuos avícolas

Los resultados del análisis próximo que se muestran en la tabla no. 7 indican que la pollinaza seca contiene más de 71% de materia volátil y 18.44% de cenizas (Alvarado-García, 2013). Para usar la combustión directa es importante que tenga un alto contenido de materia volátil y un bajo el contenido de ceniza, también presenta valores altos de carbono y oxigeno lo que indica buenas propiedades de combustión.

Tabla 7. Result	Tabla 7. Resultados de análisis elemental y próximo de la pollinaza seca.											
Humedad	Cenizas	Material volátil	Carbón fijo									
$8.83\% \pm 0.15$	$18.44\% \pm 0.23$	$71.5\% \pm 0.06$	$1.22\% \pm 0.4$									
ASTM D2867-99	ASTM E1755-01	ASTMD2866-83	Por diferencia									
% C	% H	% O										
33.31%	4.49%	34.41%										

	Tabla 8. Muestras de poder calorífico en la pollinaza seca												
	Poder calorífico en kcal/kg de pollinaza seca												
Pollinaza	Muestra 1	Muestra 2	Muestra 3	Muestra 4	Promedio	Desv. Est.							
PCS al	3,274.4	3,280.5	3,295.7	3,275.8	3,281.6	± 31.05							
8% Húm.													
PCI al	2,572.7	2,577.7	2,589.5	2,573.8	2,578.4	± 35.82							
8% Húm.													
	Muestra 5		Muestra 6		Muestra 7								
PCS al	3,271.0	PCS al	3,203.2	PCS al	3,163.1								
10% Húm.		16% Húm.		20% Húm.									
PCI al	2,504.1	PCI al	2,376.0	PCI al	2,287.3								
10% Húm.		16% Húm.		20% Húm.									

Tabla 9. Caracterización de lodos residuales, pollinaza húmeda solubilizada y en mezcla											
Parámetro	Unidad	Lodo residual (100%)	Pollinaza húmeda solubilizada (100%)	Co-digestión 70% L.R. y 30% Pollinaza							
Físicos											
pН		7.0 ± 0.1	6.85 ± 0.1	6.9 ± 0.1							
Sólidos totales	% m/m	3.0 ± 0.11	3.1 ± 0.4	2.92 ± 0.02							
Sólidos volátiles	% m/m	83.5 ± 0.31	74.6 ± 2.14	70.61 ± 0.03							
Químicos											
Azucares	g/l	0.37 ± 0.02	2.37 ± 0.11	1.52 ± 0.04							
Reductores											
DQO Total	g/l	43.72 ± 0.1	31.25 ± 0.82	34.14 ± 0.03							
DQO Soluble	g/l	1.36 ± 0.01	13.57 ± 0.01	12.92 ± 0.0							
Carbohidratos	g/l	0.45 ± 0.07	0.7 ± 0.0	0.57 ± 0.04							
Nitrógeno Total	%	4.45 ± 0.07	10.65 ± 0.04	9.18 ± 0.04							
Proteínas	%	27.8 ± 0.44	66.5 ± 0.22	57.37 ± 0.27							

Tabla 10. Producción de b	oiogás con pol	linaza húmeda y en n	nezcla.
Rendimiento de Biogás (Sin ningún tratamiento)	Lodos Residuales 100%	Pollinaza húmeda solubilizada 100%	Co-Digestión (Mix) 70% L.R. y 30% Pollinaza
m ³ Biomasa (Avícola)	1.00	1.00	0.47
Solidos Totales	2.50%	2.50%	2.50%
kg de Sólidos Totales	25.00	25.00	11.75
Kilos de Agua	975.00	975.00	458.25
Sólidos Volátiles	80.00%	71.50%	71.50%
kg de Sólidos Totales Volátiles/ m ³	20.00	17.88	8.40
% de Eficiencia de Remoción (55%)	55.00%	45.00%	45.00%
kg de Sólidos Totales Volátiles/m³ Rem	11.00	8.04 3.78	
m ³ Rendimiento de Biogás	12.10	3.38	1.59
m ³ Biogas / kg STV rem	1.10	0.42	0.42
kcal/ m ³ Biogás al 75% de Metano CH ₄	6,957	6,957 6,957	

Los resultados del poder calorífico de la pollinaza seca (tabla 8), representan las kilocalorías por cada kilogramo de residuo quemado bajo condiciones estándar de combustión, la pollinaza presenta potencial para ser usado energéticamente.

Posteriormente para evaluar la alternativa de digestión y co-digestion pollinaza con lodos residuales, primero se realizó la caracterización de los sustratos solubilizados en agua de manera individual o conjunta para determinar la caracterización y rendimiento de biogás de la digestión anaeróbica (tabla 9), en colaboración del laboratorio de investigación en química del Instituto Tecnológico de Orizaba para realizar las pruebas, los parámetros fisicoquímicos obtenidos se muestran en la Tabla 9.

Los índices de rendimiento de generación de biogás utilizando pollinaza húmeda y los lodos residuales, utilizando digestión anaeróbica sin tratamiento, muestra los resultados en la tabla 10.

El comportamiento del poder calorífico de las muestras de pollinaza seca se muestra en la Fig. 8, utilizándose para desarrollar el modelo de simulación para evaluar la rentabilidad de los escenarios.

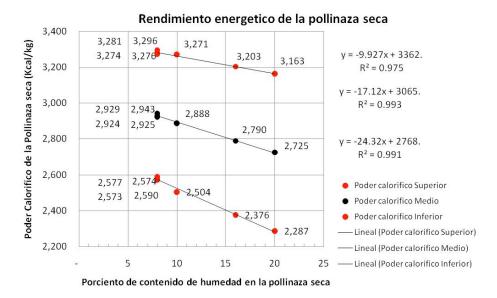


Figura 8. Poder calorífico de la pollinaza seca.

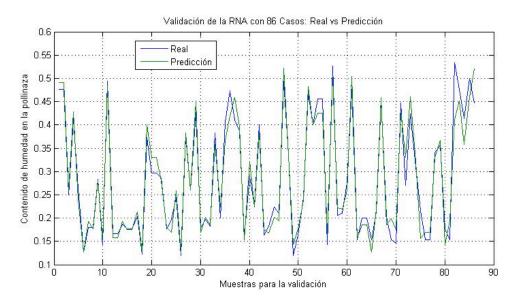


Figura 9. Validación de la predicción de la red neuronal con 86 casos.

3.2 Resultados de la red neuronal artificial para el control de humedad

Los resultados del entrenamiento de la red neuronal artificial muestran que las diferencias entre los valores reales y la predicción de la validación con 86 casos con una R^2 de 95.03% (el coeficiente de determinación R^2 , indica un ajuste perfecto mientras más se acerque a 1), se puede decir que hay una fuerte relación lineal positiva, por lo que se considera que la red esta

entrenada adecuadamente, ver Fig. 9.

Los resultados de la prueba con 20 casos nuevos muestran un coeficiente de determinación (R^2) de 96.76%, logrando que las predicciones sean exitosas, ver Fig. 10.

Una vez entrenada la red neuronal artificial y validada mediante la prueba, ya se pueden simular diferentes parámetros de las variables de entrada, para realizar la predicción de forma automática. Ver tabla 11.

948

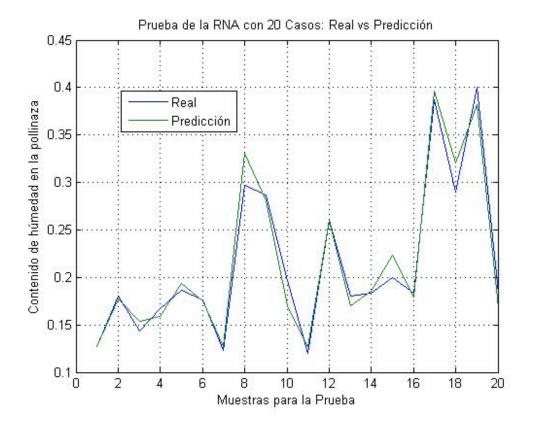


Figura 10. Validación de la prueba de la red neuronal con 20 casos.

A partir de los resultados de la RNA, se determinaron las prácticas avícolas óptimas para obtener pollinaza seca y húmeda. En la tabla 12, se muestra por ejemplo que para obtener pollinaza seca se puede lograr con una densidad baja de aves por metro cuadrado, porque se logra una mayor circulación de aire entre las aves al interior de la caseta, o utilizar un bebedero tipo niple que evita un desperdicio de agua al momento de que las aves beben agua. Para obtener pollinaza húmeda, la cantidad de extractores de aire debe ser menor a 7, ya que es muy probable que exista un contenido de humedad alto al interior de la caseta porque no se realiza una extracción efectiva de vapores de agua por la poca cantidad de extractores instalados.

Mientras mayor sea el número de parámetros que se cumplan, mayor será el resultado en el contenido de humedad en la pollinaza que se desea lograr.

3.3 Resultados del análisis de riesgo con simulación Montecarlo

Debido a que se tiene la interrogante sobre si es más redituable transformar la pollinaza en bioenergía que venderla a granel, se considera apropiado realizar un análisis de riesgo ya que para poder implementar cualquiera de las tecnologías (digestión anaeróbica, co-digestión anaeróbica o combustión directa de pollinaza) se requiere una inversión considerable, es por ello que se decide realizar un análisis de escenarios que no sólo incluya las diferentes opciones de inversión, sino también la incertidumbre de determinadas situaciones. Por tal motivo se emplea el método de simulación Montecarlo.

Para realizar los escenarios se emplean hojas de cálculo en Excel con el complemento @Risk de Palisade para modelar la incertidumbre que afecta a los escenarios del modelo. Para la obtención del valor presente neto de cada escenario se utiliza la Ec. (11).

$$VPN = \sum_{t=1}^{n} \frac{V_t}{(1+i)^t} - (I_0 + IM_0)$$
 (11)

	Tipo de bebedero			_	_										_	-	_	1	1	1	
	Tipo de comedero		П			1	П	П	2	П	8	1	1	8	2	1	8	8	1	1	-
nuevos.	Forro del techo	3	\mathcal{E}	ϵ	-		П	П	2	_	_				2	3	1	_	1	1	-
son 20 casos	Cobertura	2	2	2	П	2	П	П	2	2	2	1	2	2	2	2	П	2	1	2	1
11. Predicciones de la prueba de la red neuronal artificial con 20 casos nuevos.	sombreamiento	2	2	2		2	П	П	2	2	2		2	2	2	2	2	2			2
orueba de la red 1	Densidad por metro cuadrado	13.5	13.5	13.5	13.5	12.5	13.5	13.5	14.5	13.5	17	13.5	17	17	14.5	13.5	17	17	13.5	17	2
ones de la 1	Manejo	3	10	\mathcal{E}	_	8	\mathcal{E}	_	7	7	4	_	8	4	7	\mathcal{E}	8	4	_	8	13
1. Predicci	Días de estancia	49	49	49	49	37	49	49	49	49	37	49	37	37	49	49	37	37	49	37	49 6
Tabla 1	Foggers	2	_	7	7	7	7	7	_	_	7	7	7	7	_	7	_	7	7	7	2
	Temperatura Prom. Externa (°C)	26.17	25.11	26.85	26.45	18.85	26.55	25.17	25.11	25.11	16.35	25.17	18.55	16.35	25.11	26.17	25.39	16.35	25.17	25.39	18.69
	Área					1	1	1	7	7	_	_	_	_		7		7	7	7	-

		Tabla 11 (contin	nuación)	
Numero de extractores	Número de ventiladores	Contenido de Humedad	Predicción de la Prueba con 20 Casos	Residuales del Error
14	0	0.1267	0.1270	0.0038
11	0	0.1800	0.1774	0.0006
11	0	0.1433	0.1536	0.0031
13	0	0.1667	0.1584	0.0001
0	13	0.1866	0.1934	0.0074
13	0	0.1767	0.1753	0.0003
14	0	0.1233	0.1272	0.0016
12	0	0.2967	0.3306	-0.0014
12	0	0.2867	0.2806	-0.0100
0	0	0.1967	0.1699	0.0251
14	0	0.1200	0.1272	-0.0017
0	0	0.2600	0.2601	0.0111
0	0	0.1800	0.1699	0.0084
12	0	0.1833	0.1852	-0.0142
14	0	0.2000	0.2234	-0.0069
0	14	0.1833	0.1792	0.0034
0	0	0.3867	0.3965	-0.0001
14	0	0.2900	0.3209	-0.0127
0	8	0.4000	0.3824	0.0114
4	16	0.1833	0.1679	0.0210

	metros de control para el conten		
Parámetros de la variables de control	Para pollinaza seca	Para pollinaza húmeda	
Área	1 (centro granja)	2 (perímetro interior granja)	
Temp. Prom. Externa (°C)	Mayor a 25	Hasta 24	
Rociadores	No (sin foggers)	SI o NO	
Días de estancia	Hasta 44	Más de 47	
Manejo (personal)	1, 4, 5, 6, 8, 9	10 o 6	
Densidad por metro cuadrado	13.5 - 14.5	Más de 13.8	
Sombreamiento	1 (si hay árboles sembrados al costado de las casetas)	2 (no hay árboles sembrados al costado de las casetas)	
Tipo de Cobertura	Asbesto o Lamina	Asbesto o Lamina	
Tipo de Forro del techo	Espreado o Falso Plafón	Espreado, Falso Plafón o Formular	
Tipo de comedero	Redondo u Ovalado	Redondo	
Tipo de bebedero	Niple o Campana	Niple o Campana	
Número de extractores	Mayor a 11	7 o menos	
Número de ventiladores	0 a 4	0	
Combinaciones	Posibles combinaciones de número de extractores y ventiladores respectivamente 3 y 10, 4 y 7, 4 y 8	Posibles combinaciones de número de extractores y rociadores respectivamente: 11 y 7, 8 y 14	

Resultados financieros de 7 Escenarios				
Escenarios	Inversión Inicial y Mejoras	VP	VPN	
Escenario 1	\$ -	\$ 426,684,133	\$ 426,684,133	
Escenario 2	\$ 77,203,606	\$ 657,840,676	\$ 580,637,069	
Escenario 3	\$ 177,582,779	\$ 813,853,141	\$ 636,270,361	
Escenario 4	\$ 10,000,455	\$ 416,988,704	\$ 406,988,249	
Escenario 5	\$ 126,381,818	\$ 220,006,768	\$ 93,624,950	
Escenario 6	\$ 187,583,234	\$ 804,319,438	\$ 616,736,204	
Escenario 7	\$ 278,688,234	\$ 650,378,733	\$ 371,690,499	
* Pesos Mexicanos			\$ 426,684,133	

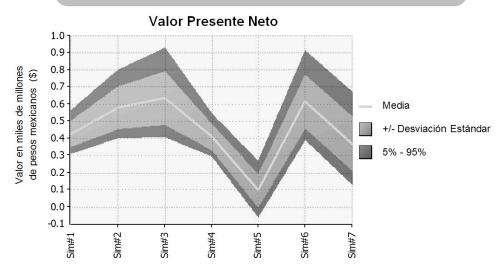


Figura 11. Tendencias de los 7 escenarios simulados.

Los variables declaradas en la Ec. 10 son V_t = Flujos de caja del periodo en el periodo t, estos representa los ingresos anuales, I_0 = Inversión inicial requerida para la implementación de la tecnología bioenergética, IM_0 = Inversiones relacionadas con los equipos que mejoran la calidad de la pollinaza, n = número de periodos de evaluación del proyecto y la i = tasa de interés o descuento.

Los resultados de la simulación financiera y riesgo se muestran en la tabla 13.

La simulación se efectúa con 1000 iteraciones para cada uno de los 7 escenarios, con una tasa de descuento del 9% y un horizonte de planeación de 10 años, su comportamiento se aprecia en la Fig. 11.

Después de analizar los gráficos se puede concluir que la variable que más impacta el valor presente neto es el precio de referencia del combustóleo, seguido de las producciones y mejoras por tipo de pollinaza. Los escenarios donde existe mayor riesgo y ganancias son en los escenarios 3 y 6.

Finalmente se tiene que el escenario que proporciona mayores beneficios a pesar de presentar cierto riesgo es el escenario 3 que es "mejora de la calidad de Pollinaza y combustión de pollinaza" con un valor presente neto (VPN) = \$ 636 millones de pesos mexicanos; por otro lado, el escenario que le sigue a éste es el escenario 6 "Mejora de la calidad de pollinaza, combustión de pollinaza y biogás usando co-digestión" y escenario 2 "Combustión de pollinaza seca actual", en consecuencia, mejorarán las condiciones de vida de las aves, lo que se verá reflejado en el incremento de los ingresos por venta de pollo de engorde en mejores condiciones físicas.

Conclusiones

La avicultura en México no tiene registros de empresas que generen bioenergía a partir de la pollinaza, es por ello la importancia de este estudio. Las conclusiones son las siguientes:

- Una metodología para determinar la factibilidad energética y económica a partir del uso de los desechos avícolas (pollinaza).
- Se propone el uso de redes neuronales artificiales como una técnica para conocer el patrón de comportamiento de las prácticas avícolas que provocan cambios en el nivel de contenido de humedad en la pollinaza. También nos ayuda a realizar predicciones de húmedad en la pollinaza basadas en el entrenamiento de un conjunto de datos robustos.
- El estudio de factibilidad demostró que la tecnología más rentable es la combustión directa de la pollinaza.
- El trabajo aporta una nueva práctica sustentable en México, demostrando que el uso de pollinaza puede ser un residuo viable para producir energía renovable con un tratamiento bioenergético correcto.

El beneficio principal de este trabajo para las empresas avícolas es la generación de bioenergía, reducción de CO₂, gases efecto invernadero, y lograr sustentabilidad mediante el correcto tratamiento de los desechos.

Se concluye que la digestión anaerobia de la pollinaza húmeda no resulta viable por los bajos niveles de rendimiento de biogás en comparación de la combustión directa, por lo tanto se recomienda la tecnología de combustión directa al tener mayor rentabilidad. Es importante investigar el desarrollo de nuevas propuestas tecnológicas, tal como el uso de enzimas que logren aumentar el rendimiento de biogás en la pollinaza.

La empresa del caso de estudio, muestra que a partir de utilizar la pollinaza para combustión directa puede lograr un 33% de ingreso económico más que la alternativa de venta a granel que desarrolla actualmente.

Agradecimientos

Agradecemos al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) el apoyo otorgado para la realización de esta investigación a través de programa de Fortalecimiento a la Infraestructura Científica y Tecnológica 2014 (INFR-2014-01) con número de solicitud 000000000224534.

Referencias

- Alvarado-García, A. (2013). Evaluación de alternativas para el aprovechamiento benéfico de los residuos sólidos agroindustriales pollinaza y residuos agrícolas de cosecha de caña (RAC). Tesis de Maestría en Ciencias en Ingeniería Química, Instituto Tecnológico de Orizaba, México.
- Abelha, P., Gulyurtlu, I., Boavida, D., Seabra Barros, J., Cabrita, I., Leahy, J., Kelleher, B., Leahy, M., Henihan, A.M. (2003). Corrigendum to ?Combustion of poultry litter in a fluidized bed combustor? *Fuel* 82, 687-692 and *Fuel* 83, 17-18, 2439.
- Carr, L.E. (2002). Personal Communication. Instructor and extension specialist, Biological Resources Engineering, University of Maryland, USA.
- Cheginia G.R., Khazaeia J., Ghobadianb B., Goudarzic A.M. (2008). Prediction of process and product parameters in an orange juice spray dryer using artificial neural networks. *Iran Journal of Food Engineering* 84, 534-543.
- Chen, S. H., Jakeman, A. J. Norton, J. P. (2008). Artificial Intelligence techniques: An introduction to their use for modelling environmental systems. *Mathematics and Computers in Simulation* 78, 379-400.
- Collet, S. R. (2012). Nutrition and Wet litter problems in poultry. *Animal Feed Science and Technology* 173, 65-7.
- Collins, E. (2009). Poultry Litter Management and Carcass Disposal. Fact Sheet No. 10 was developed, Biological Systems Engineering Department, Virginia Tech. Worksheet No. 10 was modified by Eldridge Collins, based on material from the Arkansas Farm*A*Syst package.
- Dávalos, J.Z., Roux, M.V., Jiménez, P. (2002). Evaluation of poultry litter as a feasible fuel. *Thermochimica Acta* 394, 261-266.

- Díaz-González, L., Hidalgo-Dávila, C.A., Santoyo, E., y Hermosillo-Valadez, J. (2013). Evaluación de técnicas de entrenamiento de redes neuronales para estudios geotermométricos de sistemas geotérmicos. Revista Mexicana de Ingeniería Química 12, 105-120.
- E.P.R. (2012). *Proyectos Bioenergéticos Desarrollados*. Energy Power Resources.
- Garson, G. D. (1991). Interpreting neural-network connection weights. *AI expert 6*, 46-51.
- Ghaffari, A., Abdollahi, H., Khoshayand, M. R., Bozchalooi, I. S., Dadgar, A., Rafiee-Tehrani, M. (2006). Performance comparison of neural network training algorithms in modeling of bimodal drug delivery. *International Journal of Pharmaceutics* 327, 126-138.
- Grimes, J.L., Carter T.A., Godwin J.L. (2006). Use of a litter material made from cotton waste, gypsum, and old newsprint for rearing broiler chickens. *Poultry Science* 85, 563-568.
- Karaj, Sh., Rehl, T., Leis, H., Müller, J. (2010). Analysis of biomass residues potential for electrical energy generation in Albania. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 14, 493-499
- Kelleher, B.P., Leahya, J.J., Henihana, A.M, O'Dwyera, T.F., Suttonb, D., Leahyc, M.J. (2002). Advances in poultry litter disposal technology - a review. *Bioresource Technology* 83, 27-36.
- Lee, P. G. (2000). Process control and artificial intelligence software for aquaculture. *Aquacultural Engineering* 23, 13-36.
- McKendry, P. (2002-1). Energy production from biomass (part 1): overview of biomass. *Bioresource Technology 83*, 37-46
- McKendry, P. (2002-2). Energy production from biomass (part 2): conversion technologies?. *Bioresource Technology* 83, 47-54.
- Martin, J.H., Lefcort, M.D. (2002). An analysis of the feasibility of using broiler litter as a fuel. *Fuel and Energy Abstracts* 43, 271
- Méndez-Contreras, J.M., Rendón-Sagardi, J.A. Ruiz-Espinoza, J.E., Alvarado-Lassman, A., and Martínez-Delgadillo, S.A. (2009). Behavior

- of the mesophilic and thermophilic anaerobic digestion in the stabilization of municipal wastewater sludge (Part 1). *Revista Mexicana de Ingeniería Química* 8, 283-290.
- Quiroga, G., Castrillón, L., Fernandez-Nava, y., Marañon, E. (2010). Physyco-chemical analysis and calorific values of poultry manure. Waste Management 30, 880-884.
- Ruiz-Espinoza, J.E., Méndez-Contreras. J.M., Alvarado-Lassman, A., and Martínez-Delgadillo, S.A. (2012). Effect of low temperature thermal pre-treatment on the solubilization of organic matter, pathogen inactivation and mesophilic anaerobic digestion of poultry sludge. Journal of Environmental Science and Health, Part A: Toxic/Hazardous Substances and Environmental Engineering 47, 1795-802.
- Sablani, S. S., Rahman, M. S. (2003). Using neural networks to predict thermal conductivity of food as a function of moisture content, temperature and apparent porosity. *Food Research International 36*, 617-623.
- Sacramento-Rivero, J.C., Romero G., Cortés-Rodríguez, E., Pech, E. y Blanco-Rosete, S. (2010) Diagnóstico del desarrollo de biorrefinerías en México. *Revista Mexicana* de Ingeniería Química 9, 261-283
- Saidur, R., Abdelaziza, E.A., Demirbas, A., Hossaina, M.S., Mekhilef S. (2011). A review on biomass as a fuel for boilers. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 15, 2262-2289
- Serment-Moreno, V., Mujica-Paz, H., Torres, J.A. and Welti-Chanes, J. (2012). Montecarlo simulation of orange juice pectinmethylesterase (PME) inactivation by combined processes of high hydrostatic Pressure (HHP) and temperature. *Revista Mexicana de Ingeniería Química 11*, 363-372.
- Serio, M. A. (2003). Pyrolysis processing of animal manure to produce fuel gases. *Fuel and Energy Abstracts* 44, 232-233
- Sondreal, E.A. Benson, S.A. Hurley, J.P. Mann, M.D. Pavlish, J.H. Swanson, M.L. Weber, G.F., Zygarlicke, C.J., (2001). Review of Advances in combustión Technology and biomass cofiring. *Fuel Processing Technology* 71, 7-38.

- Taylor, G. (2008). Bioenergy for heat and electricity in the UK: A research atlas and roadmap. *Energy Policy 36*, 4383-4389
- UNFCCC. (2012). *Clean development mechanism* (*CMD*). United Nations Framework Convention on Climate Change (UNFCCC).
- Whitely, N., Ozao, R., Arriaga, R., C.Yan., Wei-Ping
- P.(2006). Multi-utilization of chicken litter as biomass source. Part 1: Combustion. *Energy & Fuels* 20, 2660-2665
- Zhu S., S. Lee S., Hargrove S.K. y Chen G. (2007). Prediction of combustión efficiency of chicken litter using an artificial neural network approach. *Fuel 86*, 877-886