

Sistema de clasificación de granos de cacao mediante inteligencia artificial y análisis sensorial electrónico

Cocoa bean classification system using artificial intelligence and electronic sensory analysis

Martín Gallo Nieves¹

Alexander Flórez Martínez²

Universidad Nacional Abierta y a Distancia, Colombia

Resumen

La calidad del grano de cacao constituye un factor determinante en la industria alimentaria, al incidir directamente en atributos organolépticos como el sabor, aroma y textura de los productos derivados. Tradicionalmente, la evaluación de esta calidad ha estado sujeta a procesos manuales y subjetivos, dependientes de la experiencia de catadores, lo cual genera variaciones significativas en los resultados y limita la eficiencia en la cadena de valor. Frente a este reto, el presente trabajo propone un sistema inteligente de evaluación de la calidad del grano de cacao basado en algoritmos de inteligencia artificial, con el fin de garantizar mayor objetividad, precisión y escalabilidad en el proceso de clasificación. El sistema se estructura en cuatro fases principales: 1) obtención de muestras de cacao seco y tostado, 2) adquisición de datos mediante sensores que capturan atributos físicos y químicos relevantes, 3) entrenamiento y clasificación de modelos de machine learning en MATLAB).

Palabras clave: cacao, calidad, inteligencia artificial, redes neuronales, nariz electrónica.

Abstract

The quality of cocoa beans is a determining factor in the food industry, as it directly influences organoleptic attributes such as flavor, aroma, and texture of derived products. Traditionally, the evaluation of cocoa quality has relied on manual and subjective processes, dependent on the expertise of tasters, which often leads to significant variations in results and limits efficiency along the value chain. To address this challenge, the present work proposes an intelligent system for evaluating cocoa bean quality based on artificial intelligence algorithms, aiming to ensure greater objectivity, accuracy, and scalability in the classification process. The system is structured into four main phases: (1) collection of dry and roasted

¹ Docente UNAD, <https://orcid.org/0000-0001-6809-7089> / martin.gallo@unad.edu.co

² Docente, UNAD, <https://orcid.org/0000-0003-3670-7692> / alexander.florez@unad.edu.co

cocoa samples, (2) data acquisition through sensors that capture relevant physical and chemical attributes, (3) training and classification of machine learning models in MATLAB).

Keywords: Cocoa, quality, artificial intelligence, neural networks, electronic nose, classification.

1. Introducción

La calidad del cacao es un factor crucial en la industria alimentaria, ya que influye directamente en las propiedades organolépticas, como el sabor, el aroma y la textura, de los productos derivados del cacao. Tradicionalmente, la evaluación de la calidad del cacao ha sido un proceso manual, subjetivo y dependiente de la experiencia de los expertos, lo que puede resultar en variaciones significativas en los resultados. En respuesta a esta necesidad de mayor precisión y consistencia, el uso de algoritmos de inteligencia artificial (IA) se presenta como una solución innovadora y eficiente para automatizar y mejorar este proceso.

El presente proyecto, titulado "Sistema de clasificación de granos de cacao mediante inteligencia artificial y análisis sensorial electrónico", tiene como objetivo desarrollar un sistema basado en IA que permita evaluar los atributos de calidad del cacao mediante la adquisición de datos y la posterior clasificación utilizando técnicas de *machine learning* en MATLAB. El sistema propuesto se divide en varias etapas clave:

1. *Muestra de cacao*: esta etapa consiste en la obtención de muestras de cacao seco y tostado que serán evaluadas para determinar sus atributos de calidad, tales como el contenido de humedad, el color y otros parámetros físico-químicos relevantes.
2. *Sistema de adquisición de datos*: un sistema de sensores capturará las propiedades clave de las muestras, generando un conjunto de datos que será utilizado en las fases de entrenamiento y clasificación del sistema.
3. *Entrenamiento y clasificación con MATLAB y machine learning*: los datos adquiridos serán procesados y utilizados para entrenar modelos de clasificación mediante algoritmos de *machine learning* en MATLAB. Este modelo permitirá predecir la calidad del cacao basándose en las características extraídas de las muestras.

Este enfoque busca no solo mejorar la precisión en la evaluación de la calidad del cacao, sino también reducir el tiempo y los costos asociados al proceso, brindando a la industria una herramienta poderosa para garantizar la consistencia y el control de calidad en la producción de cacao y sus derivados.

2. Metodología

En el proceso poscosecha del cacao, existen tres etapas críticas que definen la organoléptica del grano, estas son: la fermentación, el secado y el tostado, los cuales

desempeñan un papel crucial en el sabor único del chocolate, lo que permite la diferenciación entre productos a granel y especiales (Santander Muñoz *et al.*, 2020).

La evaluación organoléptica del grano de cacao en el proceso de poscosecha se refiere a la evaluación sensorial que se realiza para determinar las características físicas y sensoriales del cacao después de la cosecha y durante las etapas posteriores de procesamiento. Esta evaluación se centra en los aspectos que se pueden percibir a través de los sentidos, como el color, el aroma, el sabor y la textura del grano de cacao.

La evaluación organoléptica es fundamental para determinar la calidad del cacao y guiar las decisiones durante el proceso de poscosecha. La Figura 1, ilustra la organoléptica del cacao.

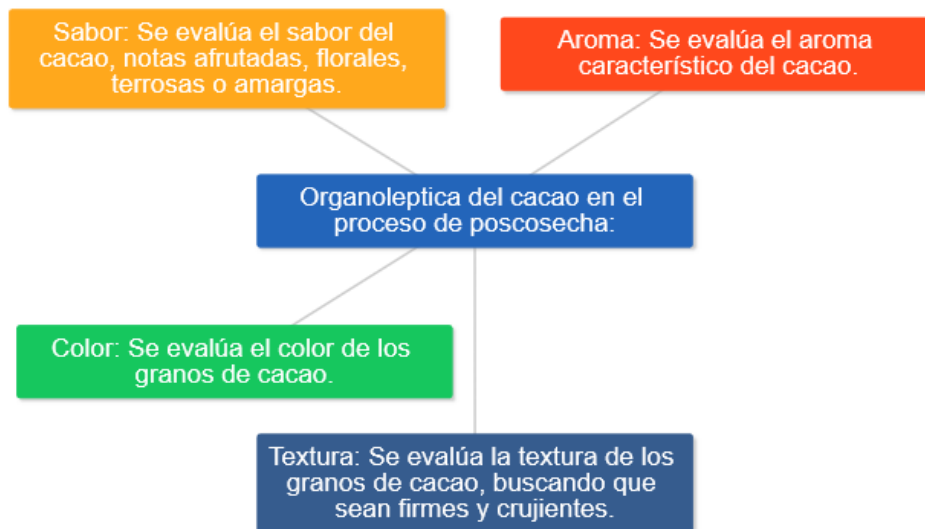


Figura 1. Organoléptica del cacao en el proceso de poscosecha. Fuente: autores.

La transformación de los granos de cacao en barras de chocolate implica fermentación, secado y tostado, lo que reduce el amargor y la astringencia y al mismo tiempo preserva compuestos volátiles como los polifenoles para obtener un sabor completo a chocolate (Walters, 2021).

Optimizar el proceso de tostado (temperatura y tiempo) en un rango de 90 a 110 °C es crucial para producir granos de cacao y chocolate de alta calidad, lo que da como resultado componentes de aroma y sabor deseables (Youssef & Taiseer, 2019).

En la actualidad se está avanzando en la implementación de procesos automatizados que permitan garantizar el control de calidad del grano de cacao en el proceso poscosecha y se están empleando nuevos métodos no destructivos, como la espectroscopia y el análisis cromatográfico, para controlar la calidad y autenticidad del cacao, satisfaciendo las crecientes demandas y reduciendo el fraude (Quelal-Vásconez *et al.*, 2020).

Otro método no invasivo en el análisis de la calidad de alimentos es la implementación de narices electrónicas que pueden determinar con precisión la frescura e identificar contaminantes en diversos alimentos y bebidas, lo que ayuda en el control de calidad. Generalmente las narices electrónicas están conformadas por un arreglo o matriz conformado por sensores de óxido metálico (Berna, 2010).

En este contexto, se está lleva a cabo el proyecto de investigación que se centra en la socialización del diseño de una nariz electrónica destinada al control de calidad del cacao. Este desarrollo tiene como objetivo capitalizar los avances tecnológicos recientes para mejorar tanto la eficiencia como la precisión en la evaluación del cacao durante el crucial proceso de poscosecha.

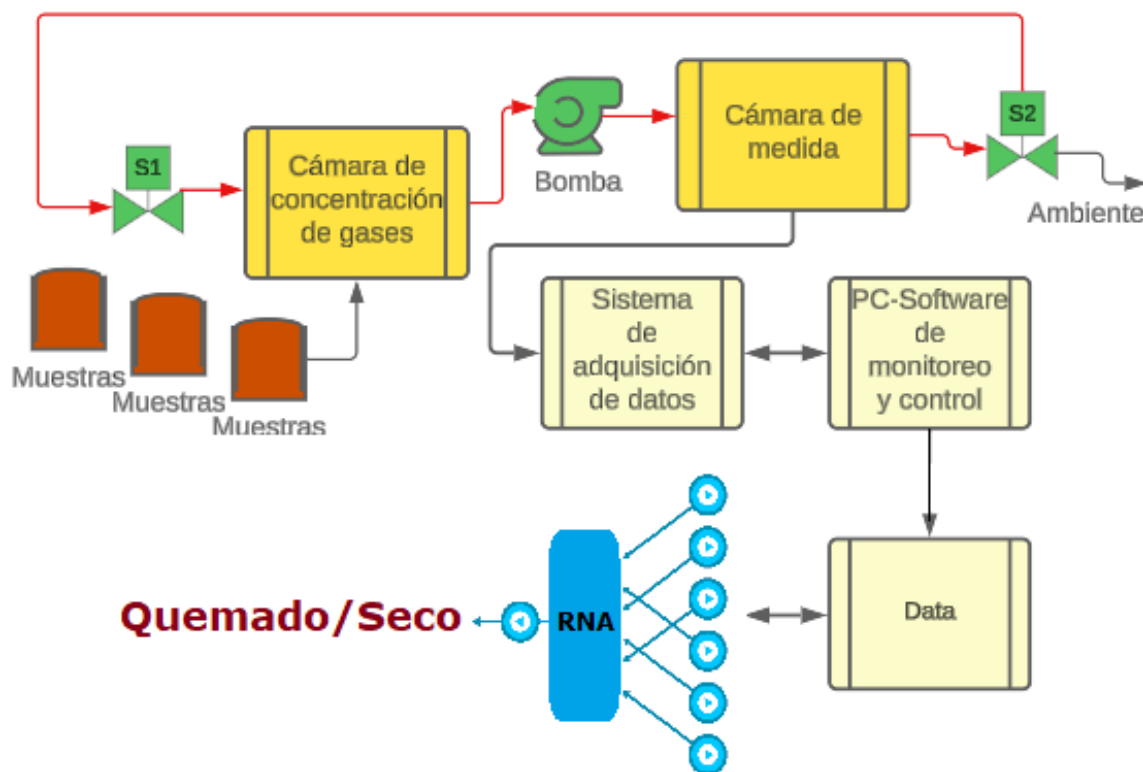


Figura 2. Diagrama de bloques sistema de olfato electrónico. Fuente: autores.

A continuación, se describen los bloques:

Muestras: se almacenan 20 gramos de granos de cacao en viales de vidrio de forma hermética, con el propósito de preparar las muestras y proceder a extraer con el uso de una jeringa de 20 ml el espacio de cabeza, para ser inyectado en la cámara de concentración de gases.

El espacio de cabeza en un vial de vidrio se refiere al espacio vacío que queda entre el contenido del vial y el tapón o la parte superior del vial.

Un vial es un recipiente pequeño, generalmente de forma cilíndrica o cónica, hecho de vidrio transparente o ámbar. Estos recipientes se utilizan para contener las muestras de cacao seco y tostado de forma segura y hermética.

Cámara de concentración de gases: la concentración de gases o de compuestos volátiles es crucial en el funcionamiento de la nariz electrónica, ya que aumenta la sensibilidad de los sensores hacia estos compuestos. Al concentrar los gases, se incrementa la probabilidad de detección de sustancias presentes en cantidades muy pequeñas, mejorando la precisión y la capacidad de detección del dispositivo. La Figura 3, ilustra el compartimiento de la cámara de concentración de gases.

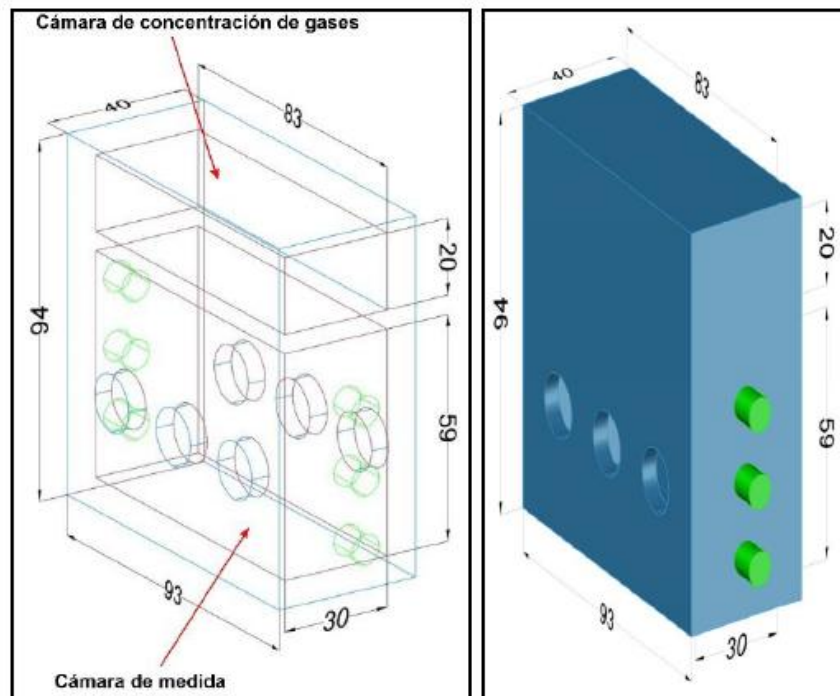


Figura 3. Cámara de concentración de gases y medida del sistema de olfato electrónico (Albarracín, 2021).

Cámara de medida: la función principal es analizar los compuestos volátiles emitidos por las muestras de granos de cacao concentrados previamente por la cámara de

concentración de gases. Una vez que los compuestos volátiles han sido recolectados y concentrados, la cámara de medida los somete a análisis para identificar y cuantificar los diferentes componentes presentes en la muestra. La cámara de medida está conformada por una matriz multisensorial de sensores de gases del fabricante MQ, las referencias que integran la matriz son: MQ-2, MQ-3, MQ-6, MQ-7, MQ-9 y MQ-135.

La Figura 4, ilustra la matriz de multisensores asociados que hacen parte de la cámara de medida.

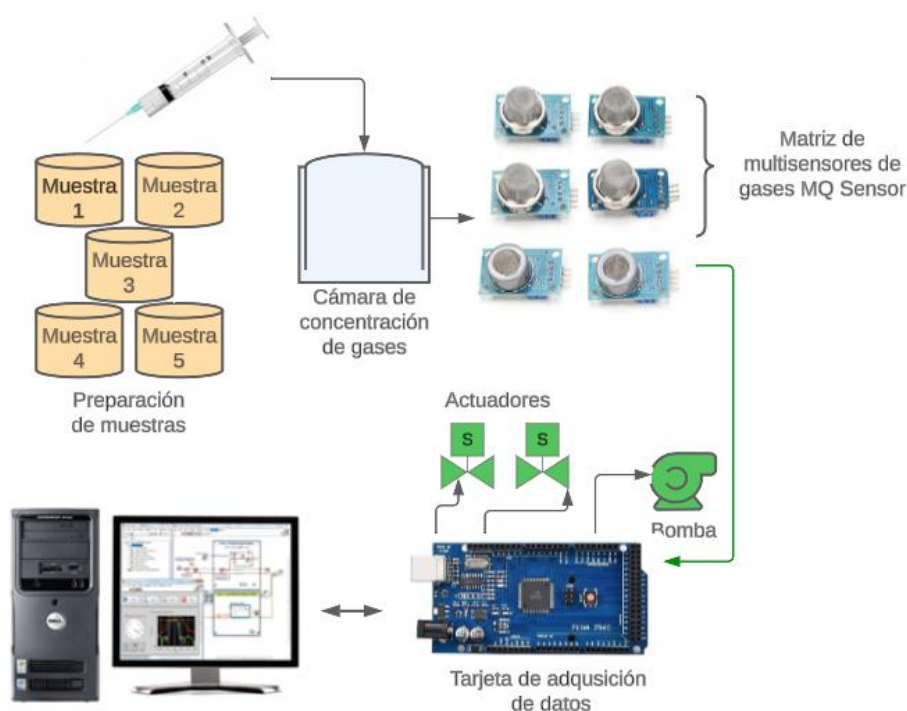


Figura 4. Partes que conforman el sistema de olfato electrónico o nariz electrónica. Fuente: autores.

Sistema de adquisición de datos: la función principal es recopilar y procesar los datos obtenidos por los sensores MQ, durante el análisis de las muestras, las señales son convertidas en información digital para ser procesada y analizada con el uso de software.

Conversión analógico-digital (ADC): el sistema de adquisición implementado en Arduino, internamente convierte las señales analógicas de los sensores en señales digitales comprensibles por el software de procesamiento.

Software: la nariz electrónica es operada mediante el diseño de una interfaz gráfica de usuario, implementada en LabView, posteriormente se realiza el almacenamiento de datos adquiridos antes de ser procesados, permitiendo la posterior revisión y análisis de estos.

Análisis de datos: es el proceso de examinar y procesar la información recopilada por el dispositivo. Este análisis se realiza para preparar la data, se inicia con un preprocesamiento, seguido del procesamiento y clasificación.

Algoritmo IA: para el desarrollo del artículo se aplican técnicas de inteligencia artificial implementando redes neuronales artificiales, lo que influye en la capacidad de adaptarse a diferentes tipos de muestras, ajustar los parámetros de análisis en función de las condiciones ambientales o de operación, y optimizar la precisión y la velocidad del análisis. Las redes neuronales son modelos computacionales inspirados en la estructura y el funcionamiento del cerebro humano.

Huella digital olfativa: la huella olfativa genera un patrón característico de respuestas sensoriales generado por el dispositivo, en respuesta a los diferentes compuestos químicos presentes en una muestra, es fundamental para la identificación y el análisis de las características olfativas y químicas de dicha muestra.

3. Resultados

Algunas investigaciones han utilizado la nariz electrónica con sensores de gas MQ para clasificar olores en diez categorías básicas, como fragante, dulce y picante, mediante una red neuronal artificial como algoritmo de reconocimiento de patrones. Los resultados preliminares muestran que cuatro categorías son detectables con los sensores actuales, mientras que las restantes están en desarrollo. No obstante, el estudio confirma el potencial de la nariz electrónica para modelar el sistema olfativo humano, lo que sugiere prometedoras aplicaciones en áreas como el análisis de la composición del gas y el control de calidad (Macasaet *et al.*, 2021).

Diferentes estudios implementan sistemas E-nose, que utilizan una red neuronal competitiva, logrando una clasificación eficaz de los olores de té y café con una precisión del 96 % para cuatro tipos de té y del 89 % para cinco tipos de café (Omatu & Yano, 2016).

La Figura 5, ilustra la nariz electrónica diseñada en el desarrollo del proyecto de investigación como un sistema inteligente que permite evaluar el atributo de la calidad del grano de cacao basado en redes neuronales.

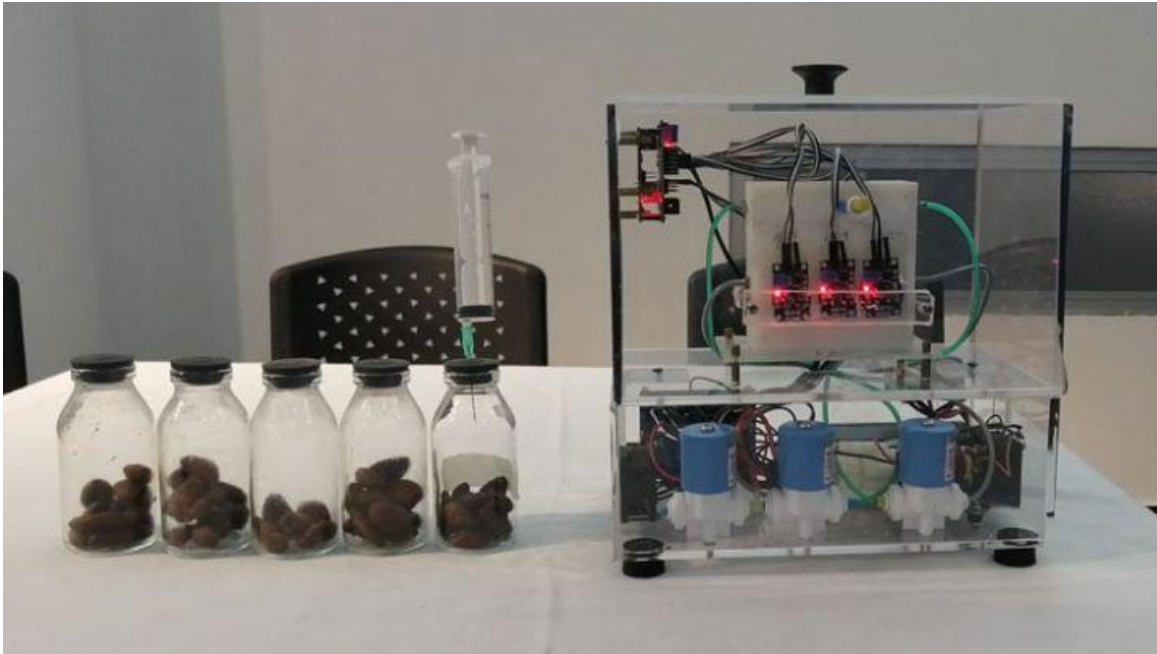


Figura 5. Nariz electrónica para evaluación de atributo de la calidad del grano de cacao. Fuente: autores.

Implementación de las redes neuronales para la evaluación del cacao: en la búsqueda de una evaluación precisa y eficiente de la evaluación de los granos de cacao, ha surgido la implementación de un sistema inteligente basado en redes neuronales. Este sistema conformado por una nariz electrónica y algoritmo de inteligencia artificial (IA), representa una solución de vanguardia, inspirada en el complejo, pero eficaz funcionamiento del sistema nervioso humano, al aprovechar el potencial de las redes neuronales artificiales (RNA), con el propósito de revolucionar la forma de evaluar la calidad de los granos de cacao.

Las RNA están inspiradas en la estructura y funcionamiento de los sistemas nerviosos, donde la neurona juega un papel fundamental. Son estas neuronas las encargadas de aprender comportamientos a partir de información de entrada, permitiéndoles tomar acciones basadas en su entrenamiento.

La Figura 6, ilustra estructura de una red neuronal artificial.

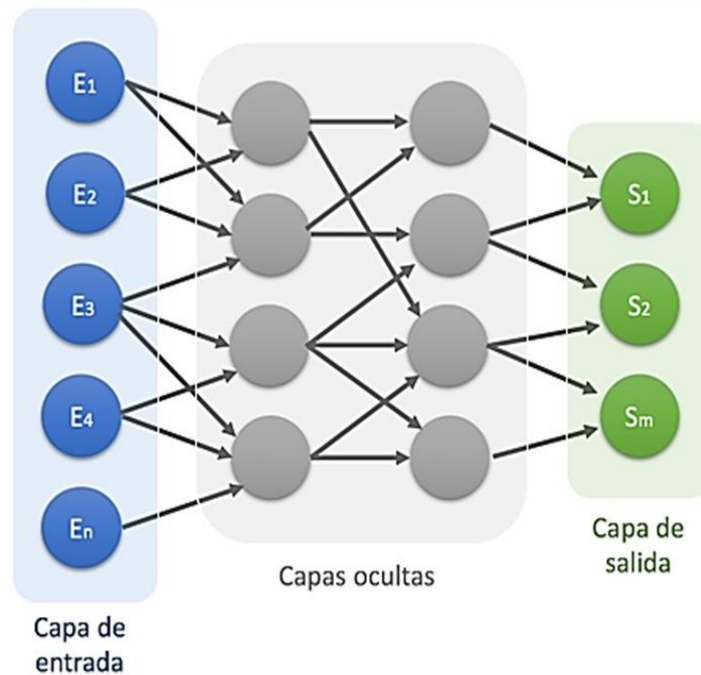


Figura 6. Red neuronal artificial. Fuente: autores.

En general, en los sistemas de redes neuronales, las neuronas tienden a agruparse en estructuras llamadas capas. Estas capas son fundamentales para el procesamiento de información en el sistema. En particular, se pueden distinguir tres tipos principales de capas en una red neuronal:

1. *Capa de entrada:* esta es la capa inicial de la red y es donde se introducen los datos o la información. Cada neurona en esta capa representa una característica o variable de entrada que se utiliza para alimentar el sistema.
2. *Capa oculta:* la capa oculta es donde se lleva a cabo la mayor parte del procesamiento en una red neuronal. Está compuesta por una o más capas intermedias entre la capa de entrada y la capa de salida. Cada neurona en la capa oculta procesa la información recibida de las neuronas de la capa anterior y pasa la información procesada a las neuronas de la siguiente capa.
3. *Capa de salida:* esta es la capa final de la red y es donde se obtienen los resultados o las predicciones. Cada neurona en esta capa representa una posible salida o resultado del sistema.

El diseño y la configuración de estas capas en una red neuronal dependen del tipo de problema que se esté abordando y de la complejidad de los datos. Esta estructura de capas permite a la red aprender y adaptarse a patrones en los datos de entrada, lo que le permite realizar tareas como clasificación, reconocimiento de patrones, predicciones y mucho más de manera efectiva.

En la Figura 6, se pudo observar un esquema básico de la estructura y cómo se organizan estas capas en una red neuronal artificial (RNA).

Configuración de la red neuronal: la red neuronal implementada en el desarrollo del proyecto, es el modelo de backpropagation, que utiliza el método de aprendizaje automático supervisado. Este enfoque ha demostrado ser efectivo en el entrenamiento de redes neuronales para tareas de clasificación y reconocimiento de patrones.

Para entrenar esta red neuronal, se utilizaron datos de muestras representativas de cacao quemado y cacao seco, con el propósito de validar los resultados en la clasificación de la red neuronal, estas muestras fueron recopiladas mediante el uso de seis sensores de gas de la serie MQ (MQ-2, MQ-3, MQ-6, MQ-7, MQ-9 y MQ-135), cada uno diseñado para capturar distintos compuestos volátiles y los indicadores clave relacionados con la evaluación de la calidad de los granos de cacao.

Los datos recopilados por estos sensores fueron procesados mediante la red neuronal, tal como se ilustra en la Figura 7, en la que se lleva a cabo la clasificación del cacao en las categorías de quemado y seco.

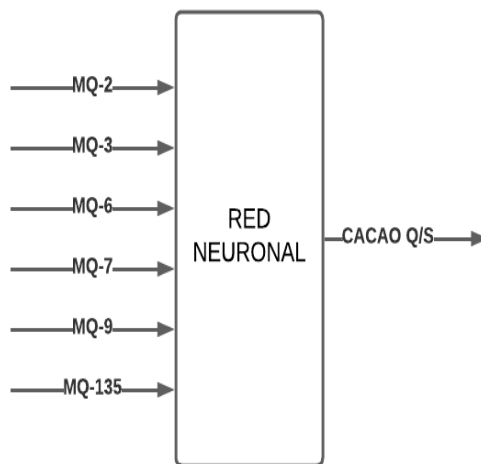


Figura 7. Esquema neuronal para el análisis de datos compuestos volátiles provenientes de muestras de cacao. Fuente: autores.

Las figuras 8 y 9, muestran las señales capturadas por los sensores, ilustrando el comportamiento de los compuestos volátiles en muestras de cacao quemado y del cacao seco. Estas representaciones se fundamentan en el análisis de un conjunto de 800 datos recopilados específicamente para este estudio. Para el proceso de entrenamiento de la red neuronal, se seleccionó un total de 200 datos de este conjunto de muestras.

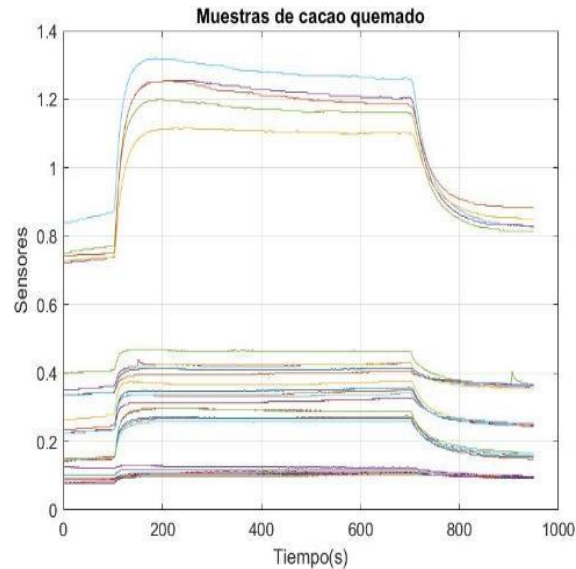


Figura 8. Captura de compuestos volátiles proveniente de muestras del grano de cacao quemado. Fuente: autores.

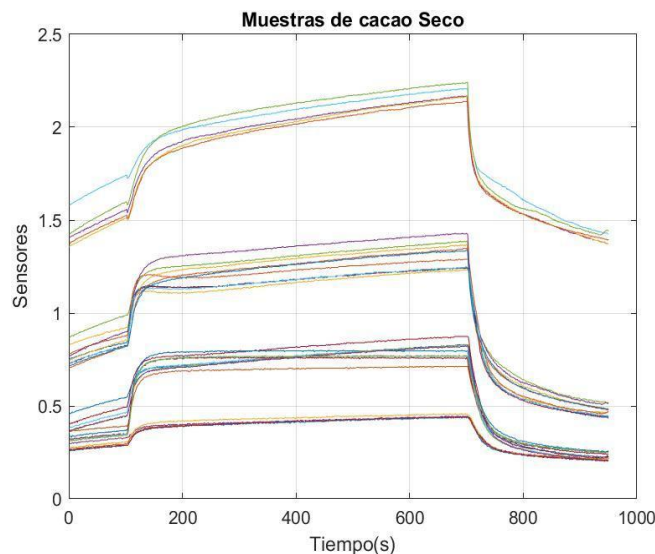


Figura 9. Captura de compuestos volátiles proveniente de muestras del grano de cacao seco. Fuente: autores.

En la creación de la red neuronal, se empleó una arquitectura compuesta por 3 neuronas en la capa oculta, 6 neuronas en la capa de entrada y 1 neurona en la capa de salida.

Esta configuración se logró utilizando el comando NEWFF disponible en MATLAB, que permite la creación de redes neuronales artificiales de manera eficiente.

% Creación de la red backpropagation

```
net = newff([MinMax],[6 3 1],{'tansig' 'tansig' 'purelin'},'trainlm');  
net.trainParam.epochs = 1000;  
net=train(net,Inp',Out'); % entrenar
```

El proceso de entrenamiento de la red se llevó a cabo utilizando el comando TRAIN, el cual implementa el algoritmo de retropropagación con momento. Este método de entrenamiento es conocido por su capacidad para ajustar los pesos de manera eficaz, permitiendo que la red aprenda de manera óptima los patrones y características de los datos de entrada.

Pruebas del clasificador neuronal: la red neuronal entrenada es probada en Simulink, utilizando muestras de cacao como entrada para llevar a cabo la clasificación, en la salida de la red neuronal, se presentará uno de los datos que representa el tipo de cacao analizado, específicamente, un valor de 1 se asociará con el cacao quemado, mientras que un valor de 2 indicará el cacao en estado seco, como se muestran en las figuras 10 y 11, este proceso permitirá identificar de manera efectiva y automatizada las características de cada muestra de cacao, facilitando así su clasificación y procesamiento.

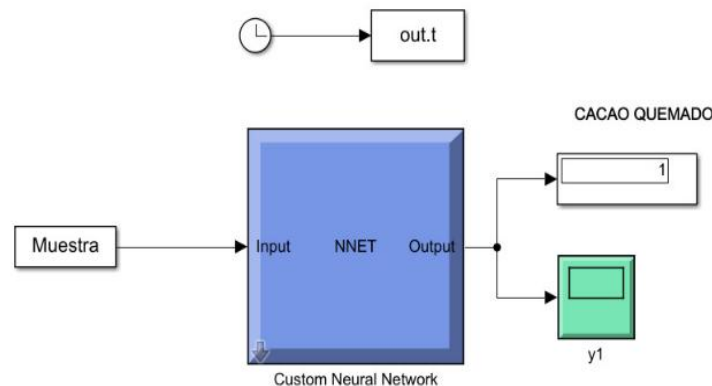


Figura 10. Red neuronal artificial probada con muestras de grano de cacao quemado.
Fuente: autores.

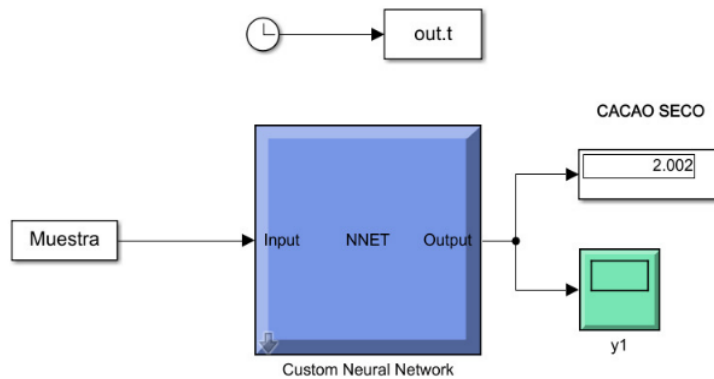


Figura 11. Red neuronal artificial probada con muestras de grano de cacao seco. Fuente: autores.

El sistema fue sometido a pruebas utilizando muestras de cacao. En primer lugar, se introdujeron muestras de cacao seco, seguidas por muestras de cacao quemado. La red neuronal llevó a cabo la identificación del tipo de cacao, produciendo los resultados respectivos de los números 2 y 1. Estos hallazgos se pueden apreciar visualmente en la Figura 12, la cual muestra el proceso de clasificación realizado por el sistema.

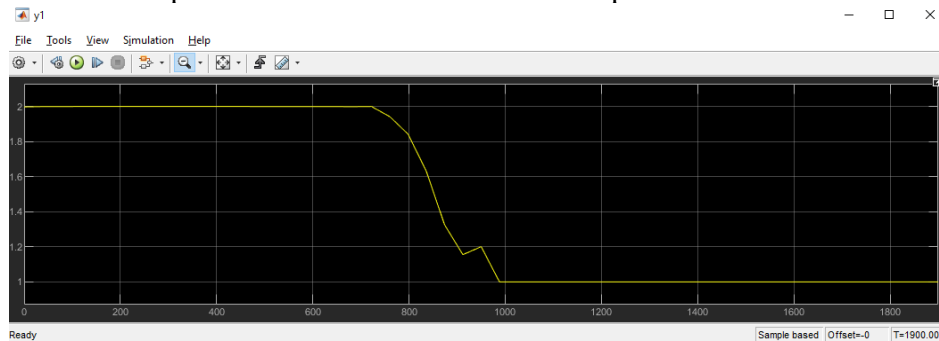


Figura 12. Respuesta de clasificación de la red neuronal artificial backpropagation. Fuente: autores.

En MATLAB se dispone de diferentes tipos de redes neuronales predefinidas que pueden seleccionarse según los requerimientos específicos de cada proyecto. Entre las más utilizadas se encuentran tres arquitecturas principales: Feedforward Neural Networks (*feedforwardnet*), Cascade Forward Networks (*cascadeforwardnet*) y Fit Networks (*fitnet*).

A continuación, se presentan ejemplos de su definición en MATLAB:

```
net = feedforwardnet(10);
```

```
net = cascadeforwardnet(10);
```

```
net = fitnet(10);
```

En el Sistema Inteligente para la Evaluación de la Calidad del Grano de Cacao:

- La *feedforwardnet* puede ser usada para clasificar las muestras de cacao según atributos de calidad predefinidos (alta, media, baja), basándose en las características extraídas de los sensores.
- La *cascadeforwardnet* podría mejorar la capacidad del sistema para detectar relaciones complejas entre múltiples características de las muestras de cacao, como la humedad y los compuestos volátiles, acelerando el entrenamiento y mejorando el rendimiento en escenarios con datos complicados.
- La *fitnet* es útil si el objetivo es modelar una relación continua entre los atributos de las muestras y un índice de calidad, permitiendo predecir un valor numérico específico de la calidad basándose en las características de entrada.

En la siguiente imagen se observa el esquema de simulación desarrollado en Simulink para evaluar el comportamiento del sistema de clasificación de cacao mediante diferentes arquitecturas de redes neuronales. Se integraron tres modelos: Feedforward Neural Network, Cascade-Forward Neural Network y Function Fitting Neural Network, cada uno configurado para procesar las muestras de cacao en sus dos condiciones principales: cacao quemado y cacao seco.

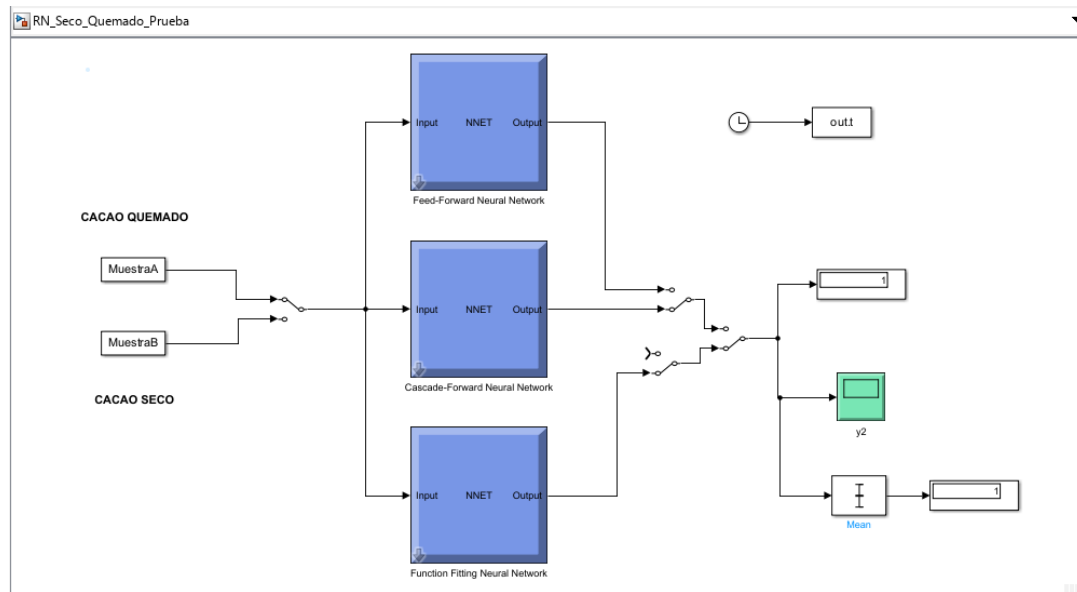


Figura 13. Esquema de prueba de redes neuronales en Simulink aplicado al análisis de calidad del cacao.

Las entradas corresponden a dos muestras representativas (Muestra A y Muestra B), las cuales alimentan de manera simultánea los tres modelos neuronales. El objetivo de esta

configuración es comparar el desempeño de cada arquitectura frente a los mismos datos de entrada, permitiendo analizar su capacidad de generalización y precisión en la clasificación.

En la Tabla se presentan los resultados obtenidos al evaluar las muestras de cacao quemado y seco con las tres arquitecturas de redes neuronales implementadas en MATLAB: feedforwardnet, cascadeforwardnet y fitnet.

Los valores asignados por cada red reflejan la clasificación correspondiente:

- Para las muestras de cacao quemado (A1–A5), todas las redes neuronales identificaron consistentemente la categoría con un valor de 1, lo que confirma la capacidad de los modelos para reconocer este tipo de muestra sin ambigüedad.
- En el caso de las muestras de cacao seco (B1–B5), los resultados muestran valores cercanos a 2, aunque con ligeras variaciones según la arquitectura utilizada:
 - feedforwardnet arrojó un valor constante de 2.228 para todas las muestras.
 - cascadeforwardnet presentó valores en un rango de 2.026 a 2.051, mostrando mayor variabilidad.
 - fitnet entregó un valor estable de 2.127 en todos los casos.

Estos resultados sugieren que las tres arquitecturas son capaces de diferenciar entre cacao seco y quemado. Sin embargo, la red cascadeforwardnet muestra una mayor sensibilidad con ligeras variaciones en la clasificación, mientras que feedforwardnet y fitnet mantienen salidas más estables.

Tabla 1. Salidas de las redes neuronales aplicadas a muestras de cacao seco y quemado

Cacao	RN		
	feedforwardnet	cascadeforwardnet	fitnet
Quemado A1	1	1	1
Quemado A2	1	1	1
Quemado A3	1	1	1
Quemado A4	1	1	1
Quemado A5	1	1	1
Seco B1	2.228	2.031	2.127
Seco B2	2.228	2.051	2.127
Seco B3	2.228	2.051	2.127
Seco B4	2.228	2.031	2.127
Seco B5	2.228	2.026	2.127

4. Conclusiones

La red neuronal es capaz de distinguir patrones específicos en las respuestas sensoriales de las muestras de cacao seco y cacao tostado quemado. Esto sugiere que existen diferencias distintivas en el aroma y la composición química entre ambos tipos de cacao.

La red neuronal puede diferenciar con precisión entre las muestras de cacao seco y cacao tostado quemado, esto proporciona una validación objetiva de la calidad del producto. Puede ayudar a identificar cacaos tostados de manera inadecuada, lo que puede afectar negativamente su sabor y calidad final.

La implementación de una red neuronal entrenada con el modelo de backpropagation ha demostrado ser efectiva en la clasificación de muestras de cacao quemado y cacao seco utilizando datos recopilados de sensores de gas MQ integrados en la nariz electrónica. Esta capacidad de clasificación sugiere un potencial prometedor para aplicaciones prácticas en el campo del control de calidad del cacao.

Los resultados obtenidos pueden proporcionar información útil para mejorar el proceso de tostado del cacao. Si la red neuronal identifica consistentemente muestras de cacao tostado quemado, esto puede indicar la necesidad de ajustar los parámetros de tostado para evitar la sobre-tostación.

Referencias

- Berna, A. (2010). Metal Oxide Sensors for Electronic Noses and Their Application to Food Analysis. *Sensors*, 10(4), 3882-3910. <https://doi.org/10.3390/s100403882>
- Jaimes Albarracín, R. (2021). *Rediseño de una cámara de medida y de concentración de compuestos volátiles de un sistema de olfato electrónico para el control de calidad del cacao*. (Proyecto aplicado). UNAD. <https://repository.unad.edu.co/handle/10596/41986>
- Macasaet, D., Bandala, A., Antoniette Illahi, A., Dadios, E., Lauguico, S., & Alejandrino, J. (2021). Development of an Electronic Nose for Smell Categorization Using Artificial Neural Network. *Journal of Advances in Information Technology*, 12(1), 36-44, <https://doi.org/10.12720/jait.12.1.36-44>
- Omatu S. & Yano, M. (2016). E-nose system by using neural networks. *Neurocomputing*, 172, 394-398, <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.03.101>
- Quelal-Vásconez, M. A., Lerma-García, M. J., Pérez-Esteve, É., Talens, P. & Barat, J. M. (2020). Roadmap of cocoa quality and authenticity control in the industry: A review of conventional and alternative methods. *Compr. Rev. Food Sci. Food Saf.*, 19(2), 448-478, <https://doi.org/10.1111/1541-4337.12522>

- Santander Muñoz, M., Rodríguez Cortina, J., Vaillant, F. E. & Escobar Parra, S. (2020). An overview of the physical and biochemical transformation of cocoa seeds to beans and to chocolate: Flavor formation. *Crit. Rev. Food Sci. Nutr.*, 60(10), 1593-1613, <https://doi.org/10.1080/10408398.2019.1581726>
- Youssef, M. & Taiseer, M. (2019). Effect of Roasting on Physicochemical Properties of Cocoa Beans: An Overview. *Alexandria Journal of Food Science and Technology*, 16(2), 1-7. https://ajfs.journals.ekb.eg/article_71652_6e6d30f204e21951f4786165d327a9d7.pdf
- Walters, D. (2021). *Chocolate Crisis: Climate Change and Other Threats to the Future of Cacao*. University Press of Florida. <https://doi.org/10.2307/j.ctv1bhg24w>