

Prototipo de nariz electrónica para la detección de humo de tabaco en ambientes cerrados mediante redes neuronales

Prototype electronic nose for indoor tobacco smoke detection using neural networks

DOI: 10.46932/sfjdv3n4-052

Received in: April 14th, 2022

Accepted in: June 30th, 2022

Jhacer Kharen Ruiz Garduño

Master in Computer Systems Engineering

Institución: Instituto Tecnológico de Zitácuaro

Dirección: Technological Avenue No, 186, Manzanillos, C.P: 61534, H. Zitacuaro, Michoacan - Mexico

Correo electrónico: jhacer.rg@zitacuaro.tecnm.mx

Samuel Efrén Viñas Álvarez

Master in Computer Systems Engineering

Institución: Instituto Tecnológico de Zitácuaro

Dirección: Technological Avenue No, 186, Manzanillos, C.P: 61534, H. Zitacuaro, Michoacan - Mexico

Correo electrónico: samuel.va@zitacuaro.tecnm.mx

Marco Antonio Macotela Hernández

Student Computer Systems Engineering

Institución: Instituto Tecnológico de Zitácuaro

Dirección: Technological Avenue No, 186, Manzanillos, C.P: 61534, H. Zitacuaro, Michoacan - Mexico

Correo electrónico: macotelamarco@gmail.com

Jesús Alejandro Santana Celis

electromechanical engineering student

Institución: Instituto Tecnológico de Zitácuaro

Dirección: Technological Avenue No, 186, Manzanillos, C.P: 61534, H. Zitacuaro, Michoacan - Mexico

Correo electrónico: evanescence10042@hotmail.com

Lisset Yadira Camacho Garduño

electromechanical engineering student

Institución: Instituto Tecnológico de Zitácuaro

Dirección: Technological Avenue No, 186, Manzanillos, C.P: 61534, H. Zitacuaro, Michoacan - Mexico

Correo electrónico: lis_linda98@hotmail.com

Moisés David Flores Bucio

Student Computer Systems Engineering

Institución: Instituto Tecnológico de Zitácuaro

Dirección: Technological Avenue No, 186, Manzanillos, C.P: 61534, H. Zitacuaro, Michoacan - Mexico

Correo electrónico: moisesflores2912@gmail.com

Adolfo Meléndez Ramírez

PhD Computer Systems Engineering

Institución: Technology of Higher Studies of Ecatepec

Dirección: Mexico, Av. Tecnológico, S/N, C.P: 55210, Ecatepec de Morelos - Mex

Correo electrónico: adolfo_melendez@tese.edu.mx

Juan Manuel Stein Carrillo

Master in Computer Systems Engineering

Institución: Technology of Higher Studies of Ecatepec

Dirección: Mexico, Av. Tecnológico, S/N, C.P: 55210, Ecatepec de Morelos - Mex

Correo electrónico: jmsteinc@tese.edu.mx

RESUMEN

En el presente artículo se desarrolló un sistema de reconocimiento de patrones utilizando las redes neuronales (RNA) de aprendizaje supervisado, para la detección del compuesto de benceno, monóxido de carbono que son componentes propios del humo de cigarro y que fueron detectados a través de nariz electrónica (e-nose). Se utilizó el algoritmo de aprendizaje (backpropagation) de retro-propagación y gradiente escalado conjugado con una red neuronal multicapa de tres capas. La tasa de reconocimiento de la red fue de 100% siendo este resultado aceptable debido a que el margen de error es cercano al 100%.

Palabras clave: redes neuronales, (e-nose), backpropagation, reconocimiento de patrones.

ABSTRACT

In this paper, a pattern recognition system using supervised learning neural networks (ANN) was developed for the detection of benzene compound, carbon monoxide which are components of cigarette smoke and were detected through electronic nose (e-nose). The backpropagation back-propagation and gradient scaling learning algorithm conjugated with a three-layer multilayer neural network was used. The recognition rate of the network was 100%, being this result acceptable because the margin of error is close to 100%.

Keywords: neural networks, (e-nose), backpropagation, pattern recognition.

1 INTRODUCCIÓN

Los primeros sistemas de olfato electrónico experimentalmente aparecieron a finales de los ochenta y desde ahí se han ido perfeccionando con el paso del tiempo, cabe mencionar que los avances logrados no se comparan con el funcionamiento del sistema humano. Los sistemas ASEN (narices electrónicas para aplicaciones específicas) son los sistemas que han ido evolucionando, en este trabajo se diseñó un prototipo de nariz electrónica que pertenece a la nueva generación de prototipos llamada “Freshsense” sistema diseñado para monitoreo. [6]

Primeramente se define el concepto de nariz electrónica (NE): “Es un instrumento que contiene una matriz de sensores químicos, para obtener los datos de entrada y un apropiado sistema de identificación/clasificación de patrones capaz de identificar olores simples o compuestos”. [6]

En este artículo se propone realizar un sistema de reconocimiento de patrones utilizando las redes

artificiales FF (Feed Forward) y RBF (Función de Base Radial) a través de una nariz electrónica cuyo objetivo es detectar con el apoyo de sensores la presencia de gases tóxicos en lugares cerrados y una vez reconocidos en un porcentaje regularo alto permita la aspiración del humo. [7]

2 NARIZ ELECTRÓNICA

En la actualidad existen diversos proyectos tecnológicos electrónicos, que se basan en los cinco sentidos del ser humano, esto es visión, olfato, gusto, tacto y audición. La nariz electrónica es uno de esos proyectos que se ha aplicado en diversas áreas como la agroindustria, la medicina, seguridad y contaminación ambiental [10], uno de los objetivos de la nariz electrónica identificar y clasificar datos que se obtienen del mundo exterior, lo que constituye un elemento rápido y sencillo para la detección de una gama de compuestos volátiles [10] a través de diversos métodos que emplean sensores ensamblados a un sistema de adquisición de datos (DAS) para posteriormente procesar y hacer uso de redes neuronales y hacer un reconocimiento de patrones [11]. Para identificar los patrones es necesario aplicar técnicas que permitan detectar y analizar las señales que perciban los valores analógicos captados por los sensores y de esta forma generar un agrupamiento de resultados que permita a la nariz electrónica identificar los compuestos químicos de una sustancia de manera automática. [10]

3 RED NEURONAL ARTIFICIAL

Una red neuronal artificial se define como un conjunto de unidades de procesamiento llamados neuronas, células o nodos, interconectados entre sí por varios hilos de comunicación llamadas conexiones, con la finalidad de recibir señales de entrada, procesarlas y emitir señales de salida. [9]

Se compone de un conjunto de algoritmos de procesamiento interconectados funcionando en paralelo. En un nivel muy simplificado y abstracto [1]. Los tipos de redes neurales se caracterizan por su topología, número de capas, número de neuronas, la manera en que se conectan las neuronas en cada capa, por su tipo de entrenamiento o regla de aprendizaje y manera en que se adaptan los pesos en la red.[3]

Dentro de la red, las neuronas se encuentran organizadas en capas:

- Capa de entrada: Recibe los inputs del exterior. En esta capa normalmente no se procesan las señales recibidas, sino que éstas son enviadas a la capa siguiente. El número de inputs que debe utilizarse depende del problema específico que estemos considerando. [8]
- Capa(s) oculta(s): Las neuronas de esta(s) capa(s) no tienen contacto con el exterior, transforman la señal recibida y la envían a la capa de salida. [8]
- Capa de salida: esta capa envía la respuesta al exterior. Las neuronas de esta capa realizan una nueva transformación de la señal recibida por la capa(s) oculta(s). [8]

La validación cruzada se emplea para hacer la comprobación de la red la cual consiste en la formación de N redes distintas (donde N es el número de mediciones), mediante el uso de $N-1$ vectores de entrenamiento, mientras que la validación de la red entrenada se lleva a cabo mediante el uso del vector restante, excluido del conjunto de entrenamiento. El procedimiento se repite N veces hasta que los vectores son validados. [2]

4 RED DE ALIMENTACIÓN HACIA ADELANTE (FF)

La red neuronal Feed-forward consiste de $N+1$ capas que usan la función de pesos por medio de producto punto. La primera capa tiene pesos que vienen de la entrada. Cada capa subsiguiente tiene un peso que proviene de la capa anterior. La última capa es la salida de la red. Todos los pesos son inicializados de manera aleatoria. La adaptación de los pesos se hace con algún entrenamiento, el cual actualiza los pesos con la función de aprendizaje especificada. El entrenamiento termina cuando se ha alcanzado la meta definida por el usuario. [6]

5 BACKPROPAGATION

Para entrenar una red multicapa se puede emplear el algoritmo de backpropagation (retropropagación), la red [1] backpropagation trabaja bajo el aprendizaje supervisado y por lo tanto, necesita de un conjunto de instrucciones de entrenamiento que le describa cada salida y su valor de salida esperado. [13]

La propagación hacia atrás a través del Tiempo Algoritmo de Aprendizaje en una red neural puede ser definida como un conjunto de unidades de computación llamadas neuronas que están interconectados por arcos ponderados como un gráfico dirigido. El objetivo de la red de búsqueda, que puede ser visto como un cuadro negro, es calcular en la salida desde la información recibida anteriormente. [17]

El entrenamiento es el proceso iterativo y en cada interacción los pesos de los nodos se modifican usando nuevos datos del conjunto para el entrenamiento. [13]

La propagación del error realizada por el BP está basado en la técnica de aproximación de gradientes descendientes que emplea el algoritmo LMS (LMS Error: Least Mean Squared Error), también denominado regla delta. Este principio basado en la pendiente del gradiente es muy simple y el más usado para el entrenamiento de RNA. [4]

6 COMPONENTES TÓXICOS EN EL HUMO DEL TABACO

La planta de tabaco es originaria de América; el hombre la ha usado para inhalar el humo de sus hojas desde hace aproximadamente 2,000 años. [16]

El humo de la combustión del tabaco se divide en dos fases: fase gaseosa y fase solida o de

partículas. Algunos de los componentes en mayor cantidad que se han identificado en la fase gaseosa son los siguientes: son Monóxido de Carbono (CO), Dióxido de Carbono (CO₂), Metano, Propano, 2-butano, acetona, benceno entre otros. [15]

Es importante mencionar que existen diversas variaciones cuantitativas de los componentes en los diferentes tipos de cigarrillos, debido a características del propio cigarrillo, tipo de filtros, factores de producción, uso de fertilizantes, métodos analíticos, etc. En la tabla 1 se resumen las características de algunos componentes del humo de cigarrillo. [15]

Cuadro 1. Características de los diversos componentes del humo de cigarrillo en la corriente principal y secundaria.

Características	Corriente Principal	Corriente Secundaria
Tamaño de partículas	0.1 – 1.0	0.1 – 1.0
Temperatura	800 – 900 °C	600 °C
pH	6,0 – 6,7	6,0 – 6,7
O ₂	0,16	0,02
CO	10 – 23 mg	25 – 100 mg
NH ₃	50 – 130	200 – 520
HCN	400 – 500	40 – 125
Nitrosaminas	10 – 40 ng	200 – 4000 ng
Acroleína	60 -100	480 -1500
NO _x	100 -600	400 -6000

Una corriente principal se da mediante la maniobra de aspiración que el fumador dirige hacia su propio aparato respiratorio, pasando de la cavidad oral directamente a los pulmones [15]. Una corriente secundaria se produce cuando los fumadores pasivos aspiran en humo producido por el cigarrillo.

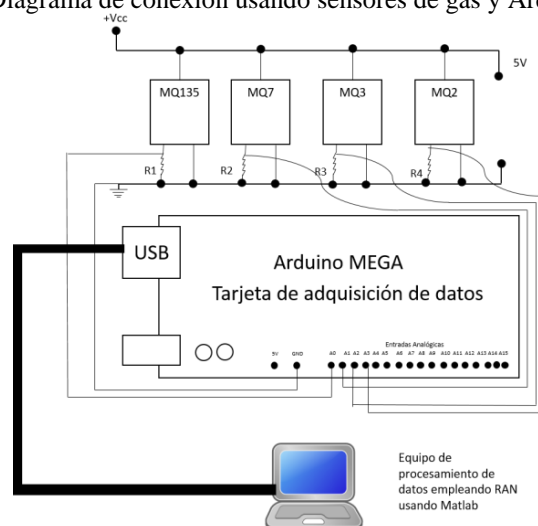
Con un conjunto de sensores para la detección de es factible la identificación de la sustancia de estudio, es por ello que se utilizaron 4, de los cuales las sustancias identifican sustancias tóxicas en el humo de cigarrillo, véase cuadro 2.

Cuadro 2. Sensores de gas y compuestos químicos que detectan

Sensor	Compuesto Químico
MQ-135	CO ₂ ,NH ₃ ,NO _x ,CO, Alcohol,Benceno
MQ-2	H ₂ ,LPG,CH ₄ ,CO y humo
MQ-3	Alcohol, Benceno,CH ₄ ,Hexano
MQ-7	CO

Los sensores mencionados anteriormente se agregaron en un arreglo para la placa base de Arduino Mega formando la configuración de la Nariz Electrónica tal como se muestra en la Figura 1.

Figura 1. Diagrama de conexión usando sensores de gas y Arduino Mega.



“El MQ-2 es un sensor de gas que está compuesto por un microtubo cerámico Al_2O_3 , Dióxido de Estaño (SnO_2) de capa sensible, el electrodo de medición y el calentador se fijan en una corteza hecha por plástico y mallado de acero inoxidable. El calentador ofrece condiciones de trabajo necesarias para el trabajo de los componentes sensibles. El MQ-2 con envoltura tiene 6 pines, 4 de ellos se utilizan para buscar señales y los otros 2 se utilizan para proporcionar la corriente de calentamiento. Este sensor obtiene las concentraciones de los gases H_2 , C_3H_8 , C_4H_{10} ”. [18]

El MQ-3 es un sensor de gas que tiene alta sensibilidad y tiempo de respuesta rápido es sensible al alcohol y poca sensibilidad al benceno, una vida larga y estable su circuito de accionamiento es simple. [19]

“MQ-135 se utiliza en equipos de control de calidad del aire para edificios y oficinas, es adecuado para la detección de NH_3 , NO_x , alcohol, benceno, humo, CO_2 , etc. Este sensor obtiene las concentraciones de los gases CO_2 , NH_3 , N_2 .” [18]

MQ-7 Este sensor es de alta sensibilidad al monóxido de carbono (CO) también es sensible al H_2 .

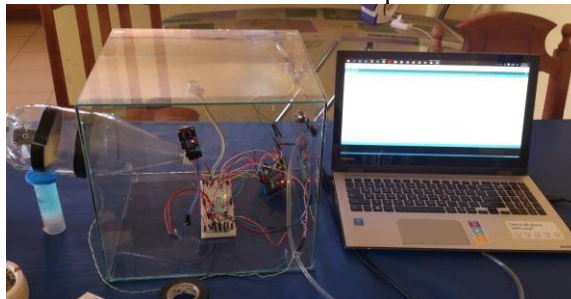
Cada sensor se acopla con una resistencia de 300 ohms o potenciómetro en el pin del electrodo para crear un voltaje de salida. Esta resistencia se ajusta para establecer la sensibilidad del sensor a los diferentes compuestos o gases que se pretenden detectar.

Se ajusta el sensor a la sensibilidad de la sustancia de humo de cigarro esto es ajustando cada sensor el voltaje de salida en la resistencia de ajuste de cada sensor varía entre 0 y 5 volts y se conduce a la tarjeta de adquisición de datos (arduino mega) con el fin de obtener el valor de cada sensor en presencia de uno de los objetos. Los cuatro sensores son procesados en el arduino mega para registrar todas las variaciones y obtener la tabla de datos.

Los valores obtenidos son mapeados de 0 a 1024, esto tiene una representación de 4.9V por unidad, se toman 180 segundos para tener una muestra de 1800 datos de entradas.

En la figura 2 se muestra el arreglo de sensores que se configuraron en el Arduino mega que se utilizaron para sacar las muestras anteriormente mencionadas.

Figura 2. Conexión de sensores con sistema de adquisición de datos Arduino Mega.



7 APLICACIÓN DEL ALGORITMO

Se aplica el algoritmo de retropropagación para clasificar la salida de los datos. Las cuatro entradas se analizan y se evalúan las salidas del siguiente cuadro 3.

Cuadro 3. Salida de los datos.

Z ₁ =(1)	Z ₂ =(0)	Z ₃ =(0)	Z ₁ =(0)	Z ₂ =(1)	Z ₃ =(0)	Z ₁ =(0)	Z ₂ =(0)	Z ₃ =(1)
---------------------	---------------------	---------------------	---------------------	---------------------	---------------------	---------------------	---------------------	---------------------

En donde de cada salida servirá para clasificar si existe una concentración de cigarro nula, baja o alta en caso de que sea detectado como alto se active la ventilación del lugar.

El trabajo se desarrolló en dos partes: concepción de la RNA y migración del diseño a una plataforma electrónica sobre lógica reconfigurable (FPGA). [12]

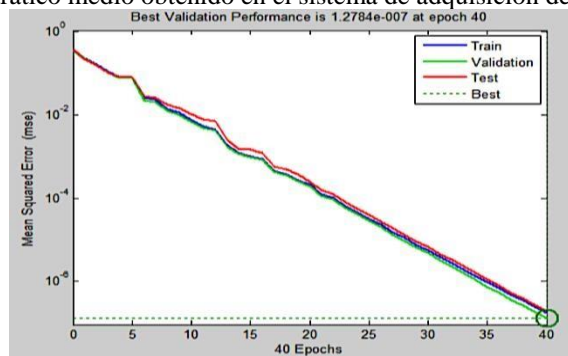
Las pruebas se realizaron en una cámara de concentración cerrada en el que se analizó el humo de emitido por el cigarro. Los cigarrillos que se usaron para estas pruebas fueron Marlboro®.

8 COMENTARIOS FINALES

A continuación se muestra el despliegue gráfico en Matlab donde se visualiza el conjunto de datos que fueron obtenidos en Arduino Mega, se tomaron 5400 datos que representa el 100% de datos. El 70% se emplearon para el entrenamiento, el 15% se usó para la validación y generalización de la red neuronal y el otro 15% de los datos fueron empleados para medir el desempeño de la red neuronal.

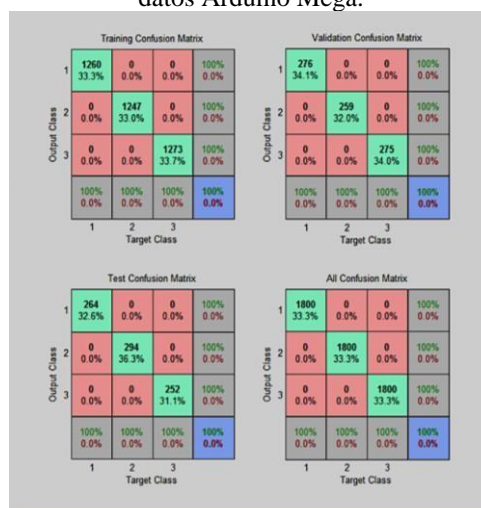
En la figura 3 se muestra el error cuadrático medio del sistema de adquisición de datos de Arduino Mega, el error es de $1.2784e^{-007}$ que fue encontrado en la época 40.

Figura 3. Error cuadrático medio obtenido en el sistema de adquisición de datos Arduino Mega.



Después de analizar los datos también se obtuvo la matriz de confusión que incluye los datos que se emplearon para el entrenamiento, validación y prueba que permite conocer si el sistema está confundiendo los niveles de gas en la cámara empleada, véase figura 4.

Figura 4. Matriz de confusión resultante de la matriz de entrenamiento, validación y prueba para el sistema de adquisición de datos Arduino Mega.



9 CONCLUSIONES

Con la aplicación de las redes neuronales se puede ver que es un método confiable para la detección o predicción de un problema en específico, solo se debe de entrenar correctamente a la red para que haga la clasificación, esto se logra a través del algoritmo de lógica difusa cuya función es la que se ha mencionado.

Se deben realizar múltiples pruebas para determinar la arquitectura adecuada. El entrenamiento es largo y puede consumir varias horas de trabajo.

Con el diseño digital de la red neuronal multicapa para la detección de la presencia de humo de cigarro, se pudo observar que con el uso de dos sensores fue suficiente para la toma de muestra de 1800 datos por capa, los cuales fueron probados bajo diferentes criterios teniendo un acierto de 99.9% de los datos para las muestras dadas, las muestras que quedaron fuera no afectan a la interpretación del resultado.

RECOMENDACIONES

Con los avances encontrados en este trabajo se fomenta el desarrollo de lenguas y otras narices electrónicas ya que su aplicación varía en función de la necesidad de aplicación.

Se propone como trabajos futuros:

- Desarrollo de aplicaciones con Java móvil y lógica difusa para el control de Robots.
- Desarrollar una nariz electrónica que no solo permita la detección de humo de cigarro sino que también pueda detectar sustancias tóxicas nocivas para la salud.
- Desarrollar aplicaciones de clasificación con el uso de la lógica difusa para la clasificación de objetos que puedan ayudar a las personas invidentes.
- Desarrollar robots móviles para la enseñanza y aprendizaje en niveles básicos.

REFERENCIAS

- [1] S. S. M. S. a. a. S. B. Mahdi Ghasemi-Varnamkhashti, «Meat Quality Assessment by Electronic Nose (Machine Olfaction Technology),» sensors, vol. 9, nº 1424-8220, p. 26, 2009.
- [2] J. L. A. P. J. a. J. I. S. Teodoro Aguilera, «Electronic Nose Based on Independent Component Analysis, Combined with Partial Least Squares and Artificial Neural Networks for Wine Prediction,» sensors, vol. I, nº 1424-8220, p. 18, 2012.
- [3] G. y. M. Ignacio Chacón Murguía, «Clasificación de Defectos en Madera utilizando Redes Neuronales Artificiales,» Computación y Sistemas, Vol. 9, nº 1405-5546, p. 13, 2005.
- [4] R. C. A. S. L. J. S. P. M. Angélica Pinninghoff J., «Factores que inciden en el éxito de los estudiantes. Una propuesta desde el uso de las redes neuronales,» researchgate, p. 11, 2014.
- [5] G. M. C. U. A. N. Network, «Clasificación de defectos en madera utilizando Redes Neuronales Artificiales,» Computación y Sistemas, Vol. 9, nº 1405-5546, p. 13, 2009.
- [6] C. T. R. H. y. O. F. R. Galaviz, «Clasificación de Datos de Olor de Café provenientes de una Nariz Electrónica Utilizado Redes Neuronales,» p. 15.
- [7] A. M. Ramírez, «Normalización de datos obtenidos mediante un sistema de adquisición de datos que emplea la plataforma arduino para el reconocimiento de patrones de oler mediante una red neuronal,» Agosto 2015. [En línea]. [Último acceso: 29 Abril 2016].
- [8] D. S. González, 25 Febrero 2008. [En línea]. Available: <http://eprints.ucm.es/6674/1/9902.pdf>. [Último acceso: 29 Abril 2016].
- [9] A. C. V. A. M. H. L. A. L. P. R. N. Hugo Vera Huerta, «Reconocimiento de patrones mediante redes neuronales artificiales,» unmsm.edu, p. 10.
- [10] I. Moreno, R. Caballero, R. Galán, F. Matías y A. Jiménez, «La Nariz Electrónica: Estado del Arte,» Revista Iberoamérica de Automática e Informática Industrial, vol. 6, nº 3, pp. 76-91, 2009.
- [11] C. J. F. Ávila, J. M. Stein Carrillo y A. Meléndez Ramírez, Implementación de una Nariz Electrónica para la Detección de Materia Orgánica en Desechos, Estado: Tecnológico de Estudios Superiores de Ecatepec, 2013.
- [12] U. F. M. A. ., M. J. C. D. C. a. S. P. C. Morales, «Digital Artificial Neuronal Network Implementation on a FPGA for Data Classification,» IEEE, vol. 13, p. 6, 2015.
- [13] P. Ponce Cruz, Inteligencia Artificial Con Aplicaciones a la Ingeniería, México: Alfa Omega, 2010.
- [14] C. N.P., «IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA DE EVALUACION,» Universidad de Valladolid, Valladolid España, 2012.
- [15] R. G. O. Martin Ruiz A, R. C, R. C y A. Hardison, «Efectos Tóxicos del Tabaco,» Revista de Toxicología, vol. 21, nº 2-3, pp. 64-71, 2004.
- [16] H.R.M.A.R.Magaña, «Breves comentarios sobre la historia del tabaco y el tabaquismo,» Instituto nacional de enfermería respiratorias, vol. 19, nº 4, pp. 13-53, 2006.
- [17] ". G.N.I.B.a.M.M.G.1.d.E.d.I.U.C.".A.d.L.V. Isel Grau1, «Backpropagation through Time Algorithm for Training Recurrent Neuronal Networks using Variable Length Instances,» Computación y

Sistemas, vol. 17, n° 1, pp. 15-24, 2013.

[18] J. d. J. R. J. A. Adolfo Melendez Ramirez, «A fuzzy Interence System for the Identification,» IEEE Latin America Transactions , n° 7350026, p. 8, 2015.

[19] A. M. Ramírez, «Normalización de datos obtenidos mediante un sistema de adquisición de datos que emplea la plataforma Arduino para el reconocimiento de patrones de olor mediante una red neuronal,» Universidad Da Vinci, p. 118, 2015.