

DOI: https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v6i3.2253

Sistema de control automático para la detección de fuga de gas natural

Pedro Miguel Portillo Mendoza

educa_pp@hotmail.com

<https://orcid.org/0000-0003-2655-7969>

Universidad Tecnológica del Perú
Lima – Perú

Graciela Yvonne Olivares Rodríguez

gracielaor20@hotmail.com

<https://orcid.org/0000-0002-2204-347X>

Paula Tipacti Rodríguez

inntencion@gmail.com

<https://orcid.org/0000-0001-5499-2277>

RESUMEN

El objeto de estudio de esta investigación fue evaluar y proponer un sistema de control capaz de detectar eficientemente las fugas de gas de uso doméstico y comercial. Es así que se analizaron diferentes técnicas de control mediante la revisión de literatura científica y la observación experimental. La propuesta de control resultante fue mediante un algoritmo de control neuro difuso, el cual clasifica los gases detectando la señal de entrada al sistema, mediante sensores MQ, y empleando plataforma de creación de electrónica de código abierto Arduino Mega, así como el programa Neuro Fuzzy Designer de MatLab. La red neuro- difusa ayuda a obtener mejores ecuaciones, “bias” y “pesos” de la red neuronal, en consecuencia, la clasificación y detección del gas está en constante evaluación para interpretar mejor los datos obtenidos por los sensores. Como resultados se obtuvo una detección aceptable del gas natural y contar con un sistema que permanece en constante evaluación de la variable de entrada, es decir, los datos obtenidos por los sensores, lo cual permite optimizar la detección.

Palabras clave: *detección de gas; sensores MQ; control neuro difuso; gas natural*

Correspondencia: educa_pp@hotmail.com

Artículo recibido: 20 abril 2022. Aceptado para publicación: 05 mayo 2022.

Conflictos de Interés: Ninguna que declarar

Todo el contenido de **Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar**, publicados en este sitio están disponibles bajo

Licencia [Creative Commons](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) 

Como citar Portillo Mendoza, P. M., Olivares Rodríguez, G. I., & Tipacti Rodríguez, P. (2022). Sistema de control automático para la detección de fuga de gas natural. *Científica Multidisciplinar*, 6(3), 680-703. DOI: https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v6i3.2253

Automatic control system for natural gas leak detection

ABSTRACT

The object of study of this research was to evaluate and propose a control system capable of efficiently detecting gas leaks for domestic and commercial use. Thus, different control techniques were analyzed through the review of scientific literature and experimental observation. The resulting control proposal was through a fuzzy neuro control algorithm, which classifies gases by detecting the input signal to the system, through MQ sensors, and using the Arduino Mega open source electronics creation platform, as well as the Neuro Fuzzy program. MatLab designer. The neuro-fuzzy network helps to obtain better equations, "biases" and "weights" of the neural network, consequently, the classification and detection of the gas is in constant evaluation to better interpret the data obtained by the sensors. As a result, an acceptable detection of natural gas was obtained, as well as having a system that remains in constant evaluation of the input variable, that is, the data obtained by the sensors, which allows optimization of the detection.

Keywords: *gas detection; MQ sensors; fuzzy neuro control; natural gas*

1. INTRODUCCIÓN

Las fugas de gas natural son eventos que se producen en el entorno de una vivienda o comercio en el cual hacen uso de este tipo de combustible. Cuando se produce la fuga, sus efectos pueden ser potencialmente dañinos para el organismo como intoxicaciones, logrando generar incluso la muerte. Y en muchas ocasiones generan incendios y/o explosiones cuando se acumulan cantidades considerables y son activadas por alguna chispa incluso producida al encender un interruptor o conectar un enchufe. Es así que se hace necesario la implementación de un sistema de control conocido también como nariz electrónica que sea capaz de detectar de manera eficiente y temprana la fuga de gas.

Diversos autores han realizado investigaciones relacionadas a resolver esta situación y han propuesto soluciones al respecto. En la literatura científica se ha encontrado que existen sistemas detectores de fugas de gas, sin embargo, se observa que entregan resultados imprecisos debido a la complejidad de su programación. Teniendo en cuenta que, un sistema con red neuronal está limitada por variables de entrenamiento, resulta más conveniente emplear un sistema con programación neuro difusa al entregar mejores resultados debido a que estabiliza los sistemas no lineales. En ese sentido, cabe preguntarnos ¿qué sistema de control neuro difuso permite la detección eficiente de fugas de gas natural? Esta investigación busca proponer un sistema de control neuro difuso para la detección óptima de fugas de gas natural en viviendas y comercios. Asimismo, determinar la solución óptima para el diseño de la red neuronal que sea capaz de discriminar los tipos de gases, seleccionar los dispositivos de control necesarios que puedan enlazarse con la red neuronal, así como evidenciar la eficiencia del sistema propuesto.

Para la detección de gases, investigadores han propuesto el uso de controladores como redes neuronales, mediante plataforma ARM y Arduino (De et al., 2016), inteligencia artificial en narices electrónicas capaces de clasificar y procesar la información en tiempo real con servicios web (Fernández-Muñoz et al., 2017), (Xu et al., 2018), lógica de control neuro difusa utilizando algoritmo de aprendizaje híbrido (Mohamed Iqbal et al., 2017), microcontroladores Arduino y pantalla LCD programado con Lenguaje C (Hema et al., 2019), (Fatkiyah et al., 2019), (Fonseca et al., 2018). Mientras otros plantean el uso de del controlador NodeMCU ESP8266 y la tecnología de comunicación Wi-Fi (Binti Sarnin et al., 2019).

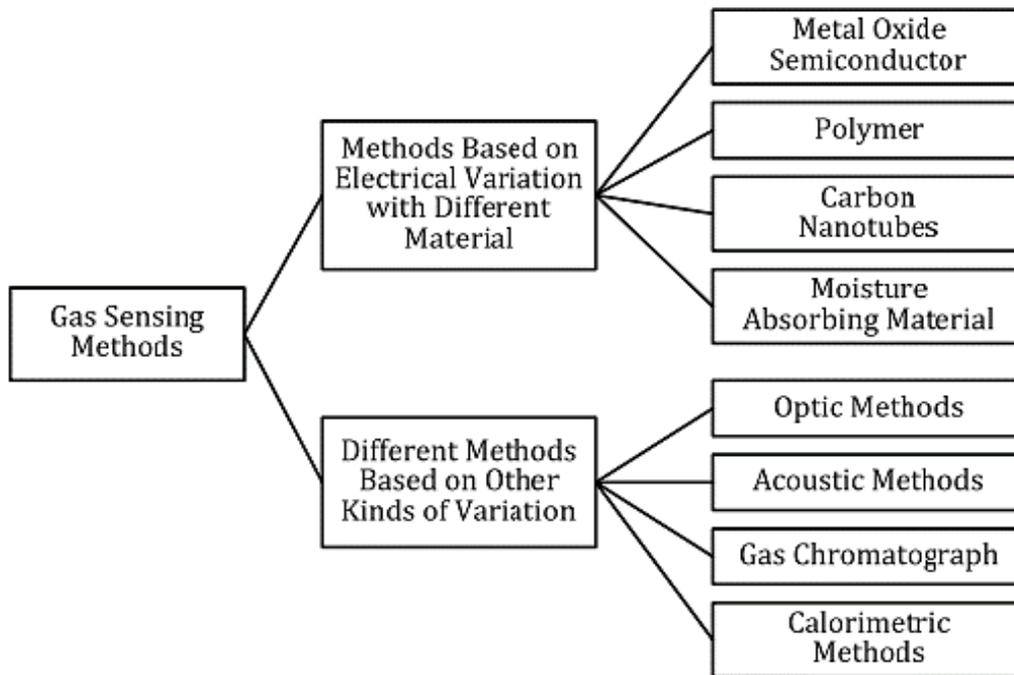
Otros plantean el uso de procesamiento de señales con transductores piezo cerámico que se adhieren a la superficie de tuberías que transportan gas frente a fugas que evidencian presión negativa NPW usando método de inversión de tiempo (Zhang et al., 2018). Sin embargo, (Panganiban, 2019) propone un robot automatizado para la detección de gases peligrosos mediante el empleo de redes inalámbricas y sensores con comunicación GSM – SMS, pues este tipo de comunicación garantiza la integridad de la transmisión. (Tseng et al., 2006). De manera similar, (Sajjan & Sharma, 2019) propone una red de comunicación empleando conector IoT, sensor de la serie MQ conectado a una MCU de nodo equipada con un conector WLAN ESP8266 para enviar el sensor a una nube de Thing Speak. Por lo contrario, (Hannon et al., 2016) emplea una matriz de sensores, apoyado en el Análisis de Componentes Principales PCA, matriz de sensores de 32 elementos e integración a un teléfono inteligente; de manera similar (Strle et al., 2017) plantea una nariz electrónica de 16 canales basada en 16 micro capacitores diferenciales que dan respuestas de moléculas diferentes como propano, metanol entre otros. Encontrándose además propuestas de detección de fugas basado en el análisis de componentes principales del núcleo (kernel PCA) y el clasificador de la máquina de vectores de soporte (SVM) para reconocer el nivel de fuga. (Li et al., 2016).

Respecto al tipo de sensor empleado para la detección, algunos investigadores emplean sensores de gas de óxido de estaño SnO₂ (De et al., 2016), sensores MQ (Sajjan & Sharma, 2019) tales como (Panganiban, 2019), (Binti Sarnin et al., 2019); MQ-6 (Fatkiyah et al., 2019); MQ-4, MQ-7, MQ137 (Hema et al., 2019); transductores piezo cerámicos (Zhang et al., 2018); sensores quimio resistivos (Hannon et al., 2016) y sensores de llama KY-026, resaltando como elemento común el sensor MQ, por su eficiencia y bajo costo. De lo revisado, se observa que el control neutro difuso es el más óptimo al contar con características de lógica difusa y entrenamiento de neuronas.

1.1 Sistema de detección fuga de gas

Viene a ser un conjunto de dispositivo electrónicos organizados en torno a un controlador que le da autonomía y que puede operar mediante una red. Existen varios métodos de detección, tal como se aprecia en la *Figura 1*.

Figura 1. Métodos para la detección de fugas de gas (Liu et al., 2012)



Los sensores que consisten en semiconductores de óxido metálico empleados como sensores químicos (Martin Guaregua et al., 2020), detectan gases objetivos mediante reacciones redox entre los gases y la superficie del óxido, sin embargo, su demanda de alta temperatura de operación requiere más costos y configuraciones complicadas en comparación con otros que trabajan a temperatura ambiente. En contraparte, los sensores que se basan en polímeros operan a temperatura ambiente, con bajo consumo de energía, pero presentan inestabilidad a largo plazo; los nanotubos de carbón tienen mayor sensibilidad a cantidades muy pequeñas de gases; mientras que los materiales absorbentes a la humedad son de bajo costo. Los métodos ópticos presentan mayor sensibilidad, selectividad y estabilidad, ofrecen mayor tiempo de vida y respuesta rápida que los métodos no ópticos. Por su parte, la velocidad del sonido, atenuación e impedancia acústica son los principales parámetros en métodos acústicos. (Liu et al., 2012). Otro método de detección de gases es el de la cromatografía de gas, el cual muestra alta sensibilidad y selectividad, pero costoso, siendo los métodos calorimétricos permiten detectar hidrocarburos o aquellos que presentan una diferencia significativa en la conductividad térmica respecto del aire.

1.2 Redes neuronales artificiales

Una Red Neuronal Artificial (RNA) extrae y analiza las variables de funcionamiento en tiempo real para diferentes aplicaciones de procesamiento de datos. Requiere de una etapa de entrenamiento de mayor carga computacional, lo cual viene a ser ventajas de este sistema. El proceso de operación en una red neuronal es relativamente rápido para reconocer muestras desconocidas en la etapa de entrenamiento; haciendo que la cantidad y complejidad del sistema se convierta en una alternativa ideal para el análisis de datos recolectado por los sensores. (De et al., 2016).

1.3 Control lógico difuso

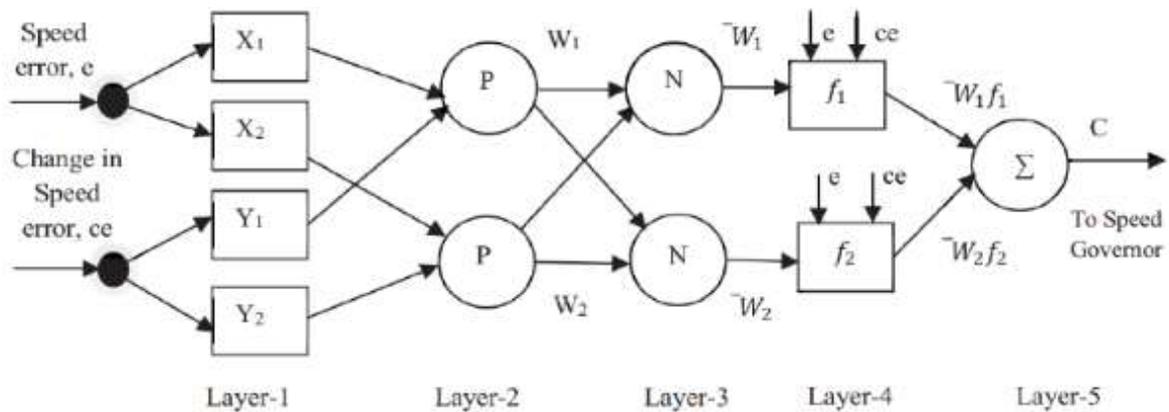
Consiste en un proceso capaz de cuantificar las variables de entrada de forma fuzzy y brinda un grado de pertenencia con la formulación del nombramiento de reglas, las cuales se pueden mostrar de la siguiente manera: Si a es negro y b es blanco entonces; c es plomo. Donde a y b son variables de entrada, c es una variable de salida; negro es una función de pertenencia definida en a , blanco es una función de membresía definida en b , y plomo es una función de membresía definida en c . Por lógica difusa, partimos del hecho de que conceptos como grande, pequeño, grande, dulce, caro, amargo, barato, delgado, etc. son vistos de manera diferente. (Guzmán & Castaño, 2006).

1.4 Control neuro – difuso

La arquitectura neuronal difusa tiene cinco capas, donde los nodos cuadrados (capas 1 y 4) son nodos adaptativos y los nodos circulares (capas 2, 3 y 5) son nodos fijos. Los nodos de la capa 1 tienen parámetros editables (parámetros de premisa) que pertenecen a las funciones de membresía de entrada y calculan el grado de funciones de membresía para las variables de entrada, los nodos de la Capa 2 se denotan como P y multiplican su entrada para calcular la fuerza de activación de la regla, el nodo de la Capa 3 tiene la símbolo N normal para el arrastre, calculado por la Capa 2 de los nodos, la Tracción Normalizada y el polinomio de primer orden (f_i) de los parámetros del sistema. Los resultados (a_i , b_i y r_i) se multiplican para obtener la salida de los nodos de la capa 4. En la Capa 5, las salidas de la Capa 4 agregan variables para el valor deseado en la salida común, como se muestra en la *Figura 2*. (Mohamed Iqbal et al., 2017).

Figura 2.

Arquitectura de un Modelo Neuro-Difuso (Mohamed Iqbal et al., 2017)



1.5 Gas natural

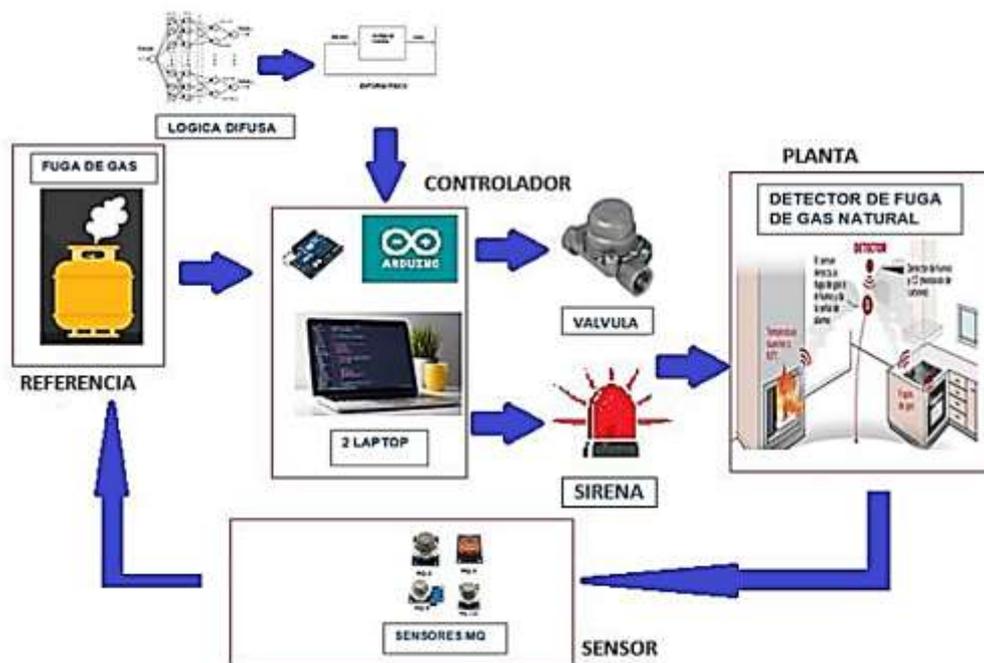
Es una corriente de gas que se compone de hidrocarburos y no hidrocarburos. Los hidrocarburos son parafínicos compuestos por metano, etano, propano y otros hidrocarburos más pesados en estado gaseoso bajo condiciones atmosféricas. Los no hidrocarburos están representados por algunos gases inertes como nitrógeno y dióxido de carbono, así como pequeñas cantidades de otros compuestos como sulfuro de hidrógeno, helio, oxígeno y vapor de agua. El metano es un componente en mayor proporción contenido en el gas natural, es una mezcla relativamente simple en comparación con el petróleo. (Prinzhofer & Battani, 2003).

2. MATERIALES Y MÉTODOS

Esta investigación aplicada, de diseño experimental, busca identificar el control neuro difuso eficiente para la detección óptima de fugas de gas en viviendas y comercios. Para lo cual, se emplean sensores MQ, por medio de un hardware Arduino MEGA. Luego, se elabora la programación del algoritmo de control capaz de detectar la presencia de gas natural, activando una señal de alarma. El proceso metodológico se aprecia en la *Figura 3*.

Figura 3.

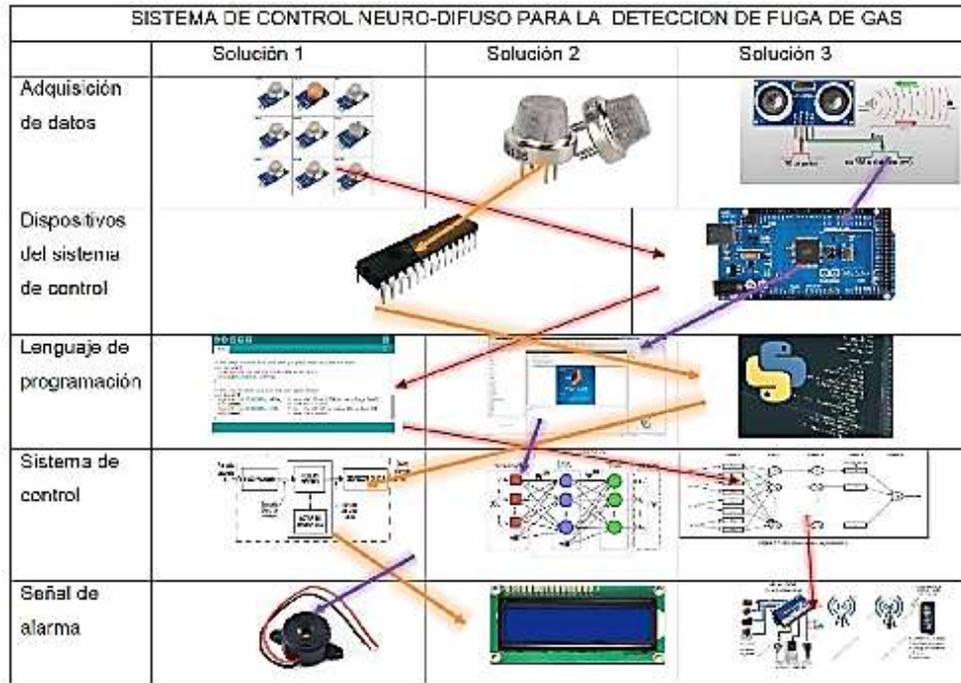
Diagrama de funcionamiento del sistema



En primer lugar, se debe identificar los valores de entrada y salida del sistema. Luego, mediante un proceso de selección se definen los dispositivos capaces de detectar señales analógicas o digitales y con ello, se procede al entrenamiento de la red neuronal para obtener valores que determinen la concentración y presencia del gas natural. El Arduino Mega interviene como interfaz de comunicación entre señales analógicas ya cuantificadas en una PC. Obtenido los valores de entrenamiento, se diseña el algoritmo de control para detectar la presencia de gas, empleando para ello, Matlab y la programación neuro difusa que se implementara en el Arduino, de tal manera que pueda identificar automáticamente la presencia de gas natural. La detección implica que se activará una sirena de forma automática. Para la selección del control neuro difuso se empleó una matriz morfológica donde se evalúan posibles soluciones como se aprecia en la *Figura 4*.

Figura 4.

Evaluación de soluciones para el sistema de fugas de gas.



Para la evaluación de dichas soluciones se ha elaborado la Tabla 1, donde se compara las opciones mediante puntajes, para determinar la solución más óptima.

Tabla 1: Matriz de evaluaciones, puntajes del 1 al 5.

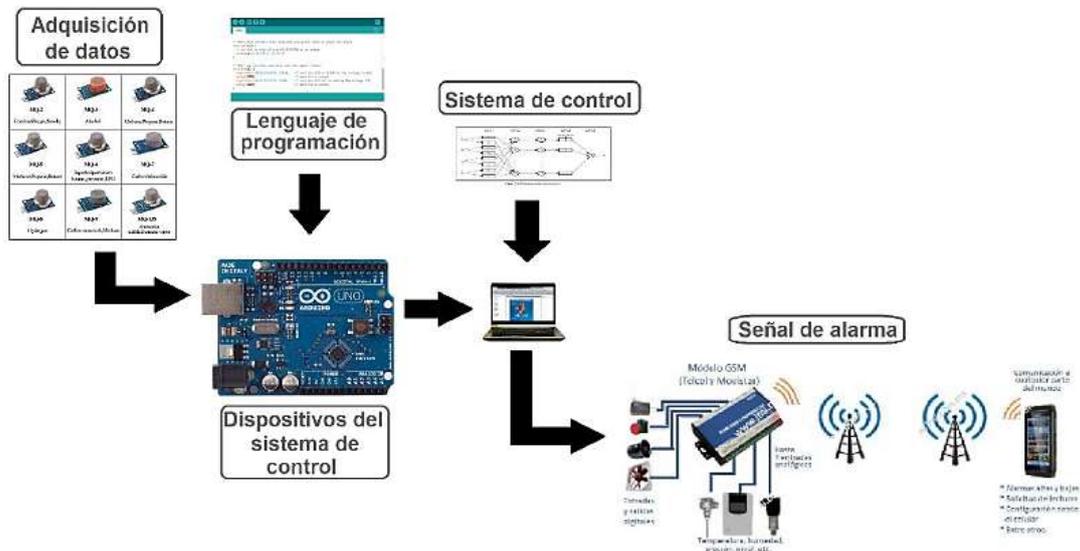
Criterios	Solución 1	Solución 2	Solución 3
Funcionamiento óptimo	5	4	5
Consumo de energía	5	4	5
Seguridad del sistema	5	3	5
Factibilidad de la implementación	5	4	5
Adaptabilidad al usuario	5	4	4
Eficiencia del control	5	4	4
Costo del sistema	5	5	5
Total	35	28	33

2.1 Solución óptima

De acuerdo a la evaluación, se determina que la matriz 1 es la más apropiada, resaltando el funcionamiento, factibilidad de programación en Arduino, el entrenamiento, así como el costo de a implementación, por lo cual la solución óptima tendrá la ruta de diseño tal como se aprecia en la Figura 5.

Figura 5.

Solución óptima



Habiendo analizado las características de operación de los sensores en base a su rendimiento, alimentación eléctrica, temperatura de trabajo y tipos de gases que son capaces de detectar, se determina el empleo de sensores MQ2, MQ3, MQ5, MQ 135, como se observa en la *Figura 6*, así como un sensor de temperatura DTH22. Se evalúa la curva característica de cada sensor para hallar una ecuación que permita determinar las partículas por millón ppm de gas natural que puede detectar.

Figura 6.

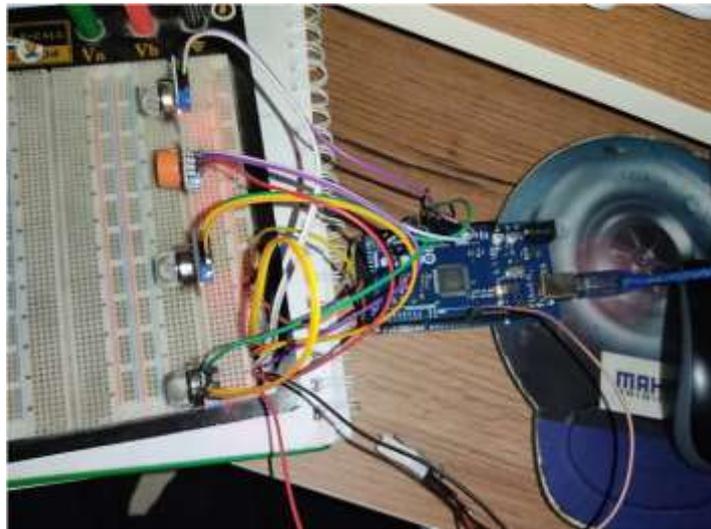
Comparación de sensores de serie MQ

Modelo	Sustancias detectadas	Calentador
MQ-2	Metano, butano, GLP, humo	5V
MQ-3	Alcohol, Etanol, humo	5V
MQ-303A	Alcohol, etanol, humo	0.5V
MQ-4	Metano, gas natural comprimido (GNP)	5V
MQ-5	Gas natural, GLP	5V
MQ-6	Butano, GLP	5V
MQ-306A	Butano, GLP	0.5V
MQ-7	Monóxido de carbono	Alternado 5V y 1.4V
MQ-307A	Monóxido de carbono	Alternado 0.2 y 0.5V
MQ-8	Hidrógeno	5V
MQ-9	Monóxido de carbono, gases inflamables	Alternado 5V y 1.5V
MQ-309A	Monóxido de carbono, gases inflamables	Alternado 0.2 y 0.5V
MQ-131	Ozono	6V
MQ-135	Benceno, alcohol, humo, calidad del aire	5V

Obtenidos los datos de cada sensor, estos se conectan al Arduino MEGA, tal como se aprecian en la *Figura 7*, aprovechando su capacidad de obtener información analógica y permitiendo valores de medición, siendo entre 0 al 1023, ubicando el cero como 0 voltios y a 1023 como 5 voltios. Así, en el programa IDE de Arduino se elabora una sentencia que permita arrojar los valores deseados.

Figura 7.

Conexión de los sensores MQ-2, MQ-3, MQ-5, MQ-135 con el Arduino MEGA.



Mediante el puerto COM3 se conecta el Arduino con la PC, este puerto de comunicación transmite datos de los dispositivos del hardware conectado a la PC y al procesador. Esto permite interactuar de forma remota en tiempo real como se muestra en la *Figura 8*.

Figura 8.

Programación de los valores analógicos del sensor en Arduino.

```
MQ2Serial Arduino 5.3.33
Serial File Program Upload Debug
MQ2Serial
for (int x = 0; x < 320; x++) // convierte a voltaje
{
  valor_sensor_mq1 = valor_sensor_mq1 = analogRead(A0);
  //delay(10);
  valor_sensor_mq3 = valor_sensor_mq3 = analogRead(A1);
  //delay(10);
  valor_sensor_mq5 = valor_sensor_mq5 = analogRead(A4);
  //delay(10);
  valor_sensor_mq135 = valor_sensor_mq135 = analogRead(A5);
  //delay(10);
}
valor_sensor_mq1 = valor_sensor_mq1/100.0;
valor_sensor_mq3 = valor_sensor_mq3/100.0;
valor_sensor_mq5 = valor_sensor_mq5/100.0;
valor_sensor_mq135 = valor_sensor_mq135/100.0;
```

Después de obtener los valores para cada sensor y la programación se genera una ecuación que permite la conversión a valores de voltajes; del mismo modo, los valores resistivos pueden ser obtenidos para su posterior análisis, como se muestra en la *Figura 9*.

Figura 9.

Resultados obtenidos de los sensores en el IDE de Arduino.

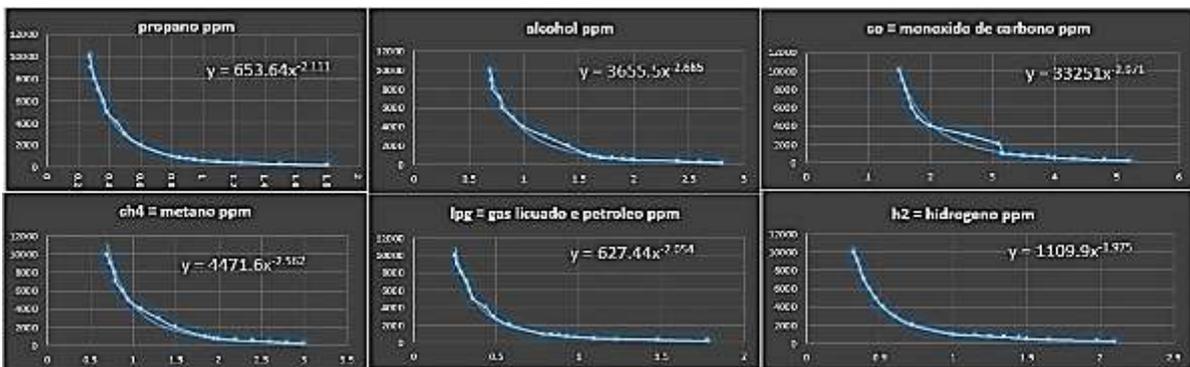
```

voltaje del sensor mq2 = 0.94v      voltaje del sensor mq3 = 1.13v
rs_aire_mq2 = 4.30                 rs_aire_mq3 = 3.43
R0_mq2 = 0.44                      R0_mq3 = 0.06
Rs/R0_mq2 = 3.71                   Rs/R0_mq3 = 15.60
    
```

En seguida, se compara la característica de cada sensor con los valores de referencia obtenidos para lograr los parámetros matemáticos de cada sensor, como se muestra en la *Figura 10*, cuando el sensor está dando valores en aire limpio sin presencia de ningún gas.

Figura 10.

Parámetros matemáticos con relación a la ppm del Sensor MQ-2.



Desarrollo de la Red neuro – difusa

Teniendo los parámetros matemáticos, se crea una ecuación que muestra la concentración de gas en ppm. Luego, estos valores se ingresan en una hoja de cálculo de Excel, que crea una matriz entre ppm y voltajes, como se muestra en la Tabla 2 y 3, para generar un programa de entrenamiento neuro difusivo y así poder reconocer o identificar una fuga de gas natural. Con los datos necesarios para entrenar en MATLAB, primero se debe crear una matriz global de entradas y salidas en Workspace. Esto identifica el voltaje como el valor de entrada y el resultado como los datos de salida deseados.

Tabla 2 .

Parámetros del sensor MQ-2

Aire			Propano			Alcohol			Co = Monóxido De Carbono			Ch4 = Metano		
rs/ro	ppm	voltaje	rs/ro	ppm	voltaje	rs/ro	ppm	voltaje	rs/ro	ppm	voltaje	rs/ro	ppm	voltaje
9.6	200	0.353306953	1.8	200	1.442585113	2.8	200	1.033912324	5.2	200	0.615460364	3	200	0.978473581
9.6	300	0.353306953	1.5	300	1.636661211	2.6	300	1.096010522	4.8	300	0.659978881	2.8	300	1.033912324
9.6	400	0.353306953	1.25	400	1.843317972	2.4	400	1.166044776	4.3	400	0.725584095	2.6	400	1.096010522
9.6	500	0.353306953	1.1	500	1.994415636	2	500	1.336898396	4	500	0.771604938	2.4	500	1.166044776
9.6	600	0.353306953	1	600	2.109704641	1.9	600	1.387732445	3.9	600	0.788270534	2.2	600	1.245640259
9.6	700	0.353306953	0.95	700	2.172496198	1.8	700	1.442585113	3.7	700	0.823858955	2	700	1.336898396
9.6	800	0.353306953	0.9	800	2.23914017	1.7	800	1.501952538	3.5	800	0.86281277	1.95	800	1.361841209
9.6	900	0.353306953	0.85	900	2.31000231	1.65	900	1.533507131	3.3	900	0.905633037	1.9	900	1.387732445
9.6	1000	0.353306953	0.8	1000	2.385496183	1.6	1000	1.56641604	3.15	1000	0.940645283	1.85	1000	1.414627246
9.6	2000	0.353306953	0.6	2000	2.744237102	1.4	2000	1.713502399	3.1	2000	0.952925481	1.5	2000	1.636661211
9.6	3000	0.353306953	0.5	3000	2.96735905	1.2	3000	1.89107413	2.6	3000	1.096010522	1.3	3000	1.797914419
9.6	4000	0.353306953	0.45	4000	3.093102382	1	4000	2.109704641	2	4000	1.336898396	1.1	4000	1.994415636
9.6	5000	0.353306953	0.38	5000	3.28817572	0.9	5000	2.23914017	1.8	5000	1.442585113	0.95	5000	2.172496198
9.6	6000	0.353306953	0.36	6000	3.34851326	0.8	6000	2.385496183	1.7	6000	1.501952538	0.88	6000	2.266956837
9.6	7000	0.353306953	0.33	7000	3.44328903	0.78	7000	2.417093687	1.65	7000	1.533507131	0.8	7000	2.385496183
9.6	8000	0.353306953	0.3	8000	3.543586109	0.71	8000	2.534597252	1.6	8000	1.56641604	0.78	8000	2.417093687
9.6	9000	0.353306953	0.28	9000	3.613761203	0.7	9000	2.552322614	1.55	9000	1.600768369	0.74	9000	2.482868209
9.6	10000	0.353306953	0.27	10000	3.649901453	0.69	10000	2.57029764	1.5	10000	1.636661211	0.7	10000	2.552322614

Nota: valores obtenidos en relación a las pruebas experimentales en el programa IDE de Arduino del sensor MQ-2

Tabla 3

Parámetros del sensor MQ-3

Aire			Benzina			Alcohol			Co = Monóxido De Carbono			Ch4 = Metano		
rs/ro	ppm	voltaje	rs/ro	ppm	voltaje	rs/ro	ppm	voltaje	rs/ro	ppm	voltaje	rs/ro	ppm	voltaje
60	0.1	0.3900156	4	0.1	2.79642058	2.3	0.1	3.44091941	50	0.1	0.46082949	50	0.1	0.46082949
60	0.2	0.3900156	3.3	0.2	3.03011939	1.7	0.2	3.74559892	47	0.2	0.48737694	49	0.2	0.46935136
60	0.3	0.3900156	2.9	0.3	3.18207853	1.3	0.3	3.9805748	44	0.3	0.51717005	48.5	0.3	0.47373158
60	0.4	0.3900156	2.7	0.4	3.26392062	1	0.4	4.17710944	42	0.4	0.53914169	48	0.4	0.47819434
60	0.5	0.3900156	2.4	0.5	3.39489408	0.88	0.5	4.26126679	40	0.5	0.56306306	47.5	0.5	0.48274197
60	0.6	0.3900156	2.2	0.6	3.48820985	0.78	0.6	4.33403256	39	0.6	0.57583784	47	0.6	0.48737694
60	0.7	0.3900156	2	0.7	3.58680057	0.7	0.7	4.39405923	38	0.7	0.58920575	46.5	0.7	0.49210177
60	0.8	0.3900156	1.9	0.8	3.63821582	0.65	0.8	4.43242764	37	0.8	0.60320907	46	0.8	0.4969191
60	0.9	0.3900156	1.8	0.9	3.69112653	0.6	0.9	4.47147201	36	0.9	0.61789422	45.5	0.9	0.50183169
60	1	0.3900156	1.8	1	3.69112653	0.55	1	4.51121036	35	1	0.63331222	45	1	0.50684237
60	2	0.3900156	1.4	2	3.91910958	0.35	2	4.67748725	28	2	0.76734193	44	2	0.51717005
60	3	0.3900156	1.2	3	4.04399871	0.26	3	4.7563783	25	3	0.84388186	43	3	0.52792736
60	4	0.3900156	1	4	4.17710944	0.2	4	4.81046758	23	4	0.90399566	42	4	0.53914169
60	5	0.3900156	0.95	5	4.21176768	0.18	5	4.82877175	21	5	0.97333074	41	5	0.55084279
60	6	0.3900156	0.9	6	4.24700586	0.16	6	4.84721576	20	6	1.01214575	40	6	0.56306306
60	7	0.3900156	0.85	7	4.28283867	0.15	7	4.8564907	19	7	1.05418511	39	7	0.57583784
60	8	0.3900156	0.8	8	4.31928127	0.14	8	4.8658012	18	8	1.09986802	39	8	0.57583784
60	9	0.3900156	0.79	9	4.32664434	0.125	9	4.87983409	17	9	1.14968958	39	9	0.57583784
60	10	0.3900156	0.78	10	4.33403256	0.12	10	4.88452972	16	10	1.20423892	39	10	0.57583784

Nota: Valores obtenidos en relación a las pruebas experimentales en el programa IDE de Arduino del sensor MQ-3

De las tablas tomamos los valores, los cuales tiene una relación a la ppm de cada sensor, de esta forma se compara la ppm de los 4 sensores para crear una matriz general de 248x5. En la última columna de esta matriz se ubican los valores designados, tal como se aprecia en la

Tabla 4. Resultado de interés para las variables de salida de la lógica neuro difusa.

Aire	10
Propano	9
Alcohol	8
CH4 o metano	7
GLP	6
H2	5
CO	4
N-Hexano	3
Bencina	2
NH4	1

Posteriormente, se procesa la matriz en MatLab, tal como se muestra en la *Figura 11*.

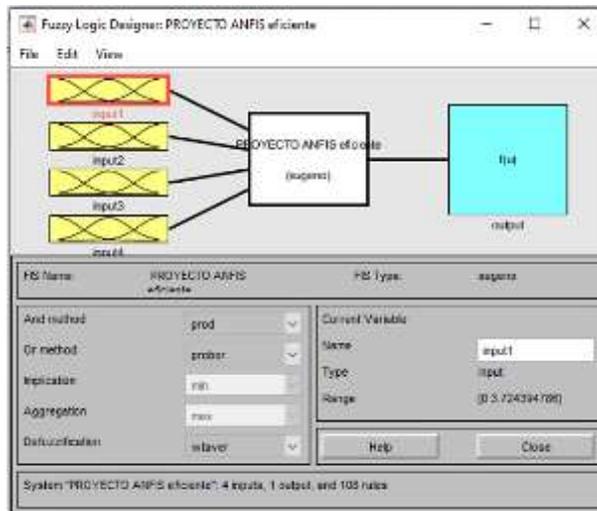
Figura 11. Elaboración de la matriz 248x5 en MATLAB.

	A	B	C	D	E
	A				
	VarName1	VarName2	VarName3	VarName4	VarName5
	Number	Number	Number	Number	Number
1	0.353306953	0.641848524	0.623441397	0.641848524	10
2	1.442585113	0	0.959324635	0	9
3	1.636661211	0	1.000800641	0	9
4	1.843317972	0	1.070205479	0	9
5	1.994415636	0	1.122082585	0	9
6	2.109704641	0	1.135847342	0	9
7	2.172496198	0	1.149954002	0	9
8	2.23914017	0	1.179245283	0	9
9	2.31000231	0	1.210067764	0	9
10	2.385496183	0	1.242544732	0	9
11	2.744237102	0	1.276813075	0	9
12	2.96735905	0	1.31302521	0	9
13	3.093102382	0	1.331912627	0	9
14	3.28817572	0	1.351351351	0	9
15	3.34851326	0	1.359286646	0	9
16	3.44328903	0	1.367315686	0	9
17	3.543586109	0	1.375440141	0	9
18	3.613761203	0	1.383661722	0	9
19	3.649901453	0	1.391982183	0	9
20	1.033912324	4.884529717	1.022913257	0	8
21	1.096010522	4.884529717	1.122082585	0	8
22	1.166044776	4.884529717	1.179245283	0	8
23	1.336898396	4.884529717	1.226091221	0	8

Considerando los valores obtenidos en Matlab, se genera la lógica difusa tipo Takagi – Sugeno, como se aprecia en la *Figura 12*, donde cada variable de entrada tiene funciones de pertenencia, representadas en la *Figura 13*. Se aplica el fuzzy a la variable de entrada y conjuntamente con las reglas difusas como indican en la *Figura 14* se generan sentencias que posteriormente hacen un fuzzy inverso (desfuzzificación) que darán como resultado la detección de la presencia de gas natural.

Figura 12.

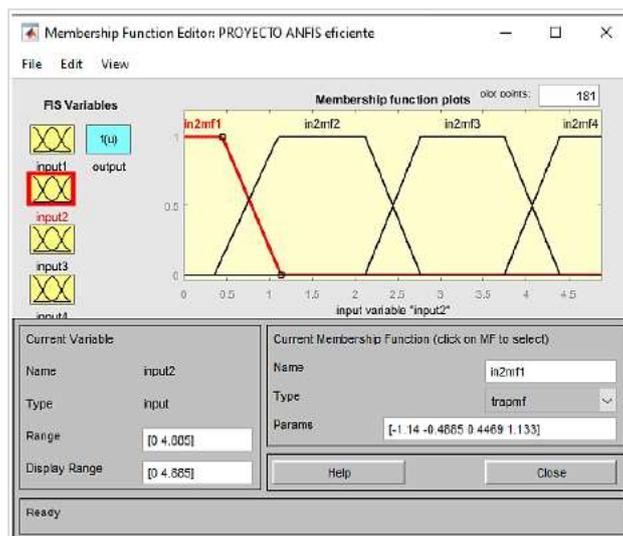
Diseño de la Lógica difusa Takagi-Sugeno.



La función de membresía más empleada es de tipo trapezoide y triangular, por ser más sencillos y sobre todo su fácil captación de respuestas en una lógica difusa de funciones discontinuas.

Figura 13.

Conjuntos difusos de modelo Takagi-Sugeno.

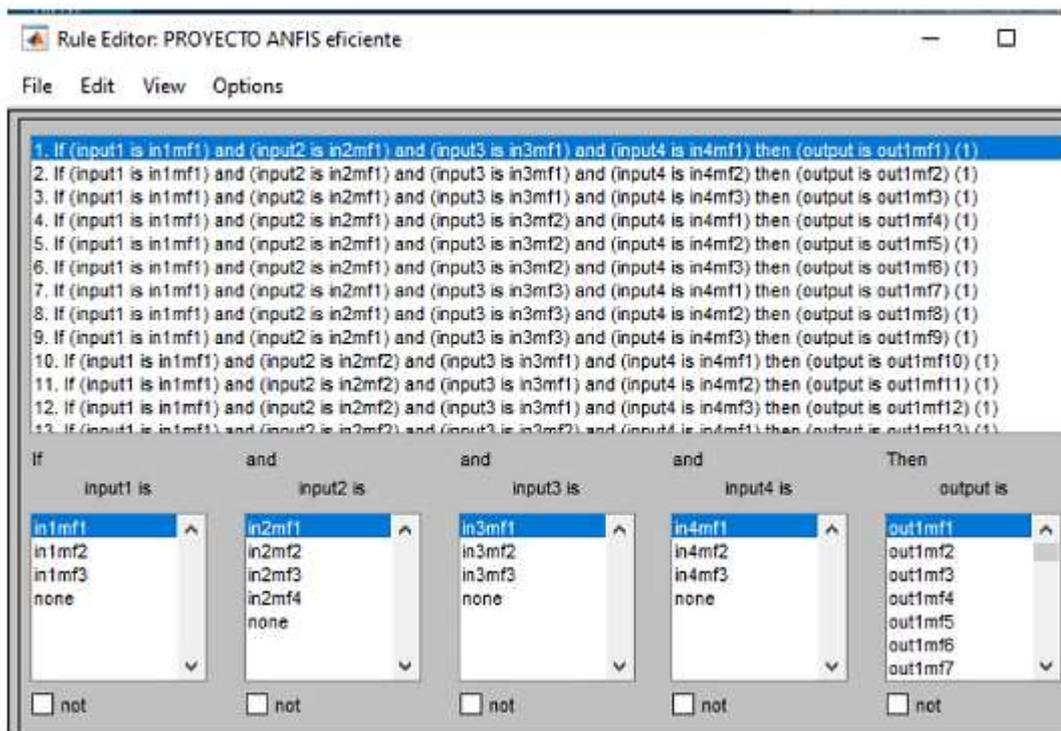


Parámetros fuzzificados de la lógica difusa

Importante destacar que las reglas de inferencias ofrecen una conclusión inédita a partir de proposiciones que entrega la función de membresía, lo cual nos lleva a un resultado eficaz al momento de ingresar las variables de entrada en el algoritmo del control.

Figura 14.

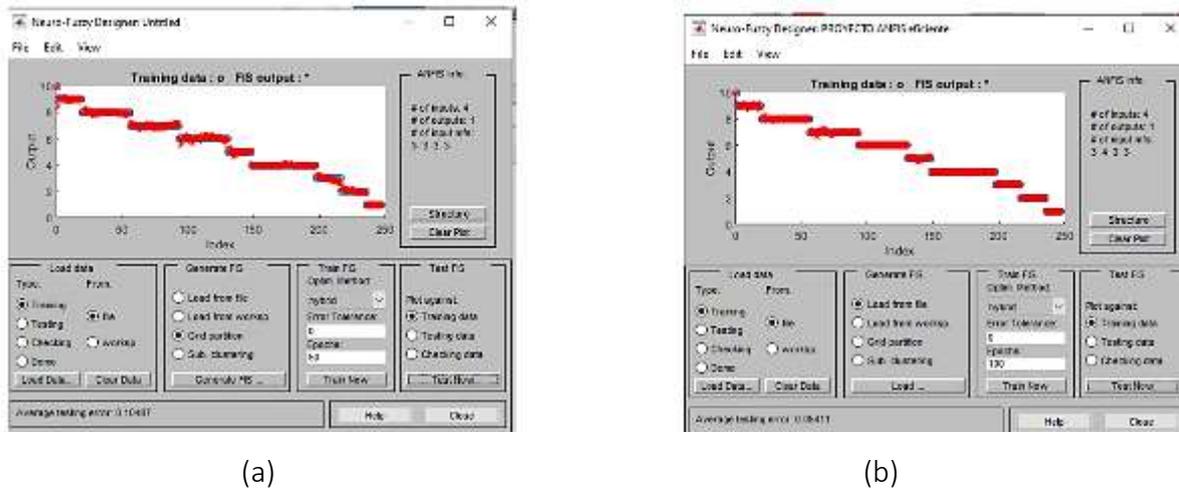
Regla de inferencias de los 4 sensores MQ mostrado en MATLAB para determinar la presencia del gas en el ambiente.



Para la detección óptima de fuga de gas natural se realiza por medio de Arduino MEGA, sensor de temperatura DTH22, sensor MQ-2, sensor MQ-3, sensor MQ-5, sensor MQ-135, hardware Arduino (lenguaje C), un controlador red neuro difuso y una PC. El testeo de datos del entrenamiento es conveniente repetirlo varias veces para corroborar su eficacia. En caso que el resultado no se aproxime al valor deseado, se modifican los valores de entrada de la función de membresía hasta encontrar el valor deseado como se muestra en la *Figura 15*. Es así que (a), muestra un entrenamiento con función de membresía triangular [3 3 3 3] y un error de 0.10487 mostrando que las líneas rojas no son consideradas en el dato de entrenamiento. En cambio, (b) muestra un entrenamiento con función de membresía trapezoidal [3 4 3 3] con un error de 0.05411, siendo las líneas rojas el test más aproximado al dato de entrenamiento.

Figura 15.

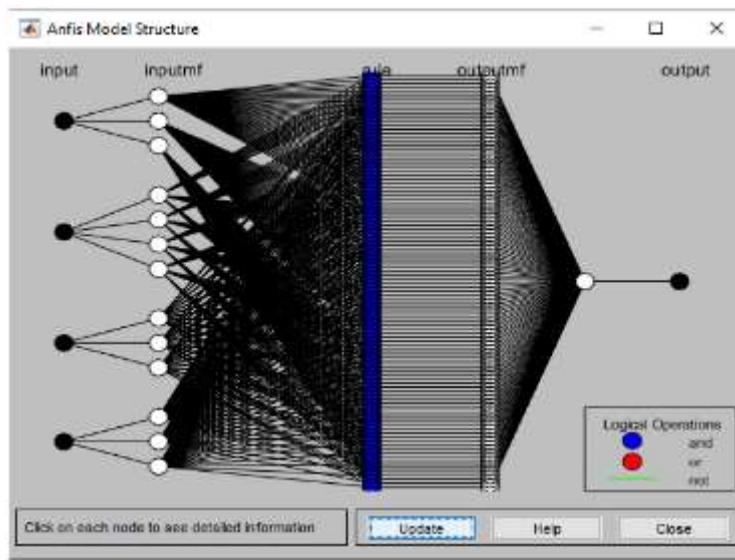
Elaboración y testeo de la red neuro difuso



La eficacia del sistema neuro difuso está relacionado a su función de membresía de entrada, el cual crea una red neuronal basándose en el comportamiento de los valores de entrada de los sensores, generando reglas de inferencia que interactúa con cada entrada evaluándolo uno por uno para posteriormente entregar como respuesta una función de membresía de salida como muestra la *Figura 16*.

Figura 16.

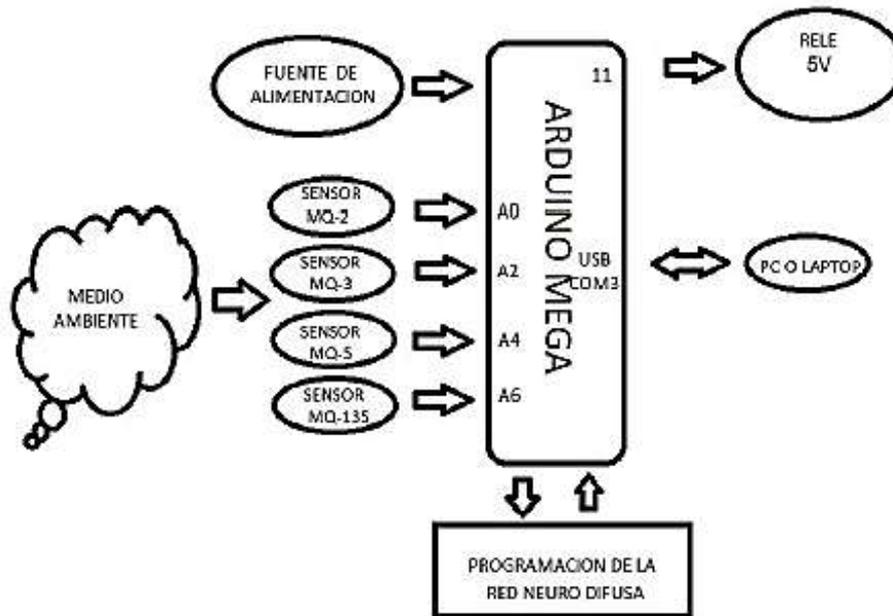
Estructura del modelo Neuro – difuso de neuro-fuzzy designer



El diseño electrónico como se muestra en la *Figura 17*, donde los sensores MQ tiene una alimentación de 5 voltios, que entrega el mismo Arduino, dando una activación a un relé, que hará encender una sirena y alertando la presencia del gas natural de las viviendas.

Figura 17.

Diseño del sistema de control neuro-difuso.

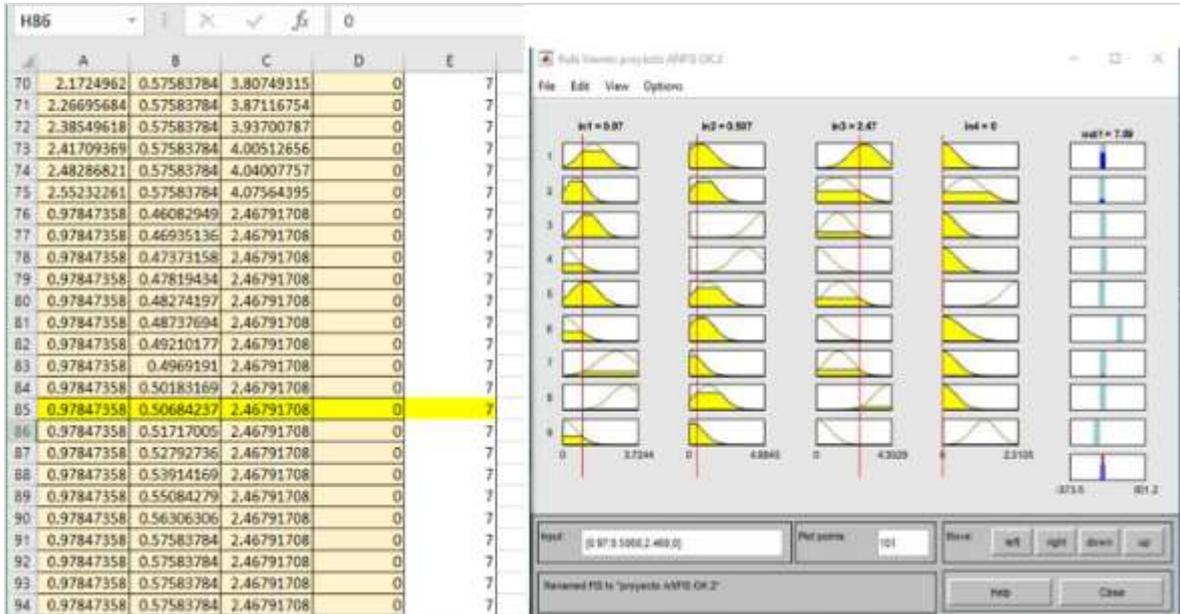


3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El nivel de eficiencia del diseño propuesto es de 99% frente a la discriminación de los gases mediante la simulación en el MATLAB mostrado en la *Figura 18*, obteniendo resultados por medio del algoritmo neuro difuso, donde indica los valores de cada gas a través de las reglas de inferencia, cumpliendo con el requisito de poder detectar y clasificar el tipo de gas que se encuentra en el medio ambiente. Siendo para este caso el número 7 el valor asignado al CH₄ o metano de más contenido en el gas natural, por tanto, el componente químico de mayor interés para su detección ante una posible fuga de gas.

Figura 18.

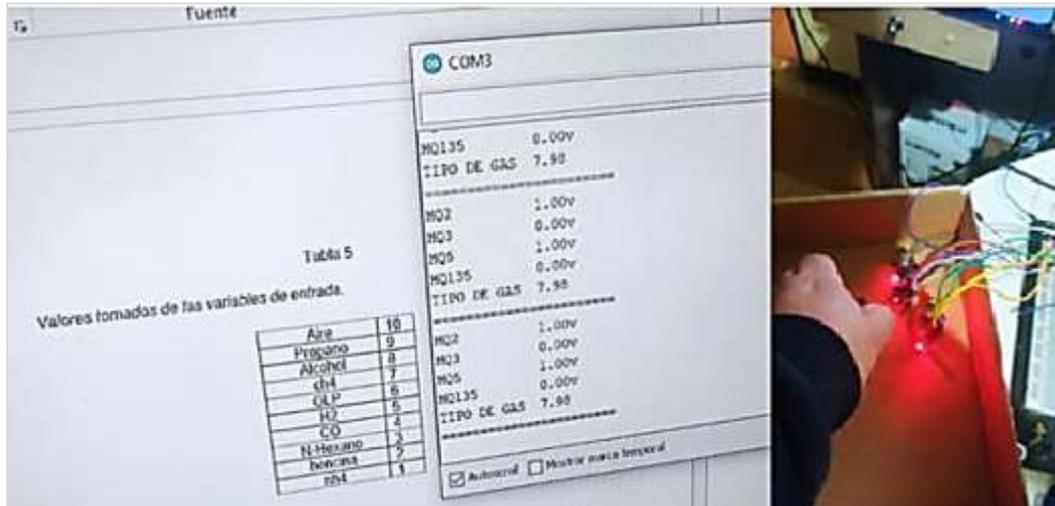
Resultados obtenidos de la Lógica difusa mediante MATLAB para el reconocimiento del gas y la detección de una fuga de gas natural.



Desde el punto de vista de su composición, el gas natural es un hidrocarburo formado principalmente por metano, aunque también suele contener una proporción variable de nitrógeno, etano, CO₂, H₂O, butano, propano, mercaptanos y trazas de hidrocarburos más pesados. A manera de prueba y por motivos de seguridad, se realiza la observación empleando el gas de un encendedor que generalmente es metano, butano o propano. En la prueba se evidencia que los sensores captan la señal, es decir la presencia del gas y entregan en el software un valor de 7.98 como se aprecia en la *Figura 19*, indicando que pertenece a un componente del gas natural, lo cual demuestra que el sensado es óptimo para detectar las fugas de gas, así como como para discriminar gases que no corresponden al gas natural, como el caso de humo de cigarrillos, monóxido de carbono y otros, evitando falsas alarmas.

Figura 19.

Resultados obtenidos mediante una Lógica difusa para el reconocimiento del gas y la detección de una fuga de gas natural.



4. CONSIDERACIONES FINALES

Cabe resaltar que un único sensor no es eficiente para discriminar un gas en particular lo cual genera falsas alarmas. Por ello, es conveniente implementar 4 sensores que estén monitoreando constantemente la composición del medio ambiente. Se ha empleado los sensores MQ por su sencillez de implementar en cualquier microcontrolador. En este caso, se utilizó los sensores MQ2, MQ3, MQ5 y MQ135, ya que son los que se acerca más a los compuestos químicos del gas de cocina. La solución del diseño de la red neuronal es la optimización de la red ANFIS que es apropiado para detectar y discriminar los tipos de gases de manera eficiente en casos de fuga de gas en viviendas. Se seleccionó el controlador Arduino MEGA, por su rápida velocidad de comunicación y procesamiento con la red neuronal y nos facilita una mejor clasificación los valores de entrada obtenidos por los sensores MQ. El control neuro - difuso se hace más robusto y eficiente ante una fuga de gas añadiendo un sensor de temperatura, ya que cuando el gas va ocupando un ambiente, la temperatura de dicho ambiente tiende a variar. Finalmente, se recomienda enlazar el sistema de manera remota a una estación como una PC o celular para un monitoreo a distancia mediante las señales de alerta.

5. LISTA DE REFERENCIAS

- Binti Sarnin, S. S., Ametefe, D. S., Naim, N. F., Wan Mohamad, W. N., Ishak, N., Ab Wahab, N., & Ya'acob, N. (2019). Liquefied petroleum gas monitoring and leakage detection system using nodemcu ESP8266 and wi-fi technology. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 17(1), 166–174. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v17.i1.pp166-174>
- De, J., Rubio, J., Alberto, J., Aguilar, H., Jacob, F., Camacho, Á., Manuel, J., Carrillo, S., & Meléndez Ramírez, A. (2016). Sistema Sensor para el Monitoreo Ambiental Basado en Redes Neuronales / Sensor system based in neural networks for the environmental monitoring. *Ingeniería, Investigación y Tecnología*, XVII(2), 11. <https://doi.org/10.1016/j.riit.2016.06.006>
- Fatkiyah, E., Persada, D., & Andayati, D. (2019). Early Detection of Leaks on Gas Cylinders Using Arduino Based MQ-6 Sensors. *Journal of Physics: Conference Series*, 1413(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1413/1/012030>
- Fernández-Muñoz, J. Á., Herrero-Agustín, J. L., Lozano-Rogado, J., Santos-Blanco, J. P., & Suárez-Marcelo, J. I. (2017). Un sistema de clasificación de olores en línea para narices electrónicas. *Dyna (Spain)*, 92(3), 354–360. <https://doi.org/10.6036/8075>
- Fonseca, V., Yared, L., Márquez, S., & Antonio, J. (2018). FUGAX, Sensor Medidor de fugas de gas de uso doméstico. *Jovenes En La Ciencia*, 4(1), 3063–3066. [https://www.jovenesenlaciencia.ugto.mx/index.php/jovenesenlaciencia/issue/view/Verano de la Investigación Científica 2018](https://www.jovenesenlaciencia.ugto.mx/index.php/jovenesenlaciencia/issue/view/Verano%20de%20la%20Investigaci3n%20Cient3fica%202018)
- Guzmán, D., & Castaño, V. M. (2006). La Lógica difusa en ingeniería: Principios, aplicaciones y futuro. *Ciencia y Tecnología*, 24(2), 22.
- Hannon, A., Lu, Y., Li, J., & Meyyappan, M. (2016). A sensor array for the detection and discrimination of methane and other environmental pollutant gases. *Sensors (Switzerland)*, 16(8). <https://doi.org/10.3390/s16081163>
- Hema, L. K., Velmurugan, S., Pa, S., & Indumathi, R. (2019). Smart manhole toxic gas identification and alerting system. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, 8(3), 507–510. <https://doi.org/10.35940/ijrte.A2150.098319>
- Li, Z., Zhang, H., Tan, D., Chen, X., & Lei, H. (2016). A novel acoustic emission detection module for leakage recognition in a gas pipeline valve. <http://www.elsevier.com/open-access/userlicense/1.0/>

- Liu, X., Cheng, S., Liu, H., Hu, S., Zhang, D., & Ning, H. (2012). A survey on gas sensing technology. In *Sensors (Switzerland)* (Vol. 12, Issue 7, pp. 9635–9665). <https://doi.org/10.3390/s120709635>
- Martin Guaregua, N., Viniegra, M., Vargas, R., & Garza, J. (2020). Óxidos Nanoestructurados De Metales De Transición Con Aplicaciones En Catálisis. *Mundo Nano. Revista Interdisciplinaria En Nanociencias y Nanotecnología*, 14(26), 1e-16e. <https://doi.org/10.22201/ceiich.24485691e.2021.26.69632>
- Mohamed Iqbal, M. M., Joseph Xavier, R., & Kanakaraj, J. (2017). A neuro-fuzzy controller for grid-connected heavy-duty gas turbine power plants. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, 25(3), 2375–2387. <https://doi.org/10.3906/elk-1511-242>
- Panganiban, E. B. (2019). Automated hazardous gas detecting robot using wireless sensor networks with GSM-SMS alert and fire control system for households. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 8(3), 804–809. <https://doi.org/10.30534/ijatcse/2019/72832019>
- Prinzhofer, A., & Battani, A. (2003). Gas Isotopes Tracing: an Important Tool for Hydrocarbons Exploration. In *Oil & Gas Science and Technology-Rev. IFP* (Vol. 58, Issue 2).
- Sajjan, V., & Sharma, P. (2019). Research on an iot based air pollution monitoring system. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, 8(9 Special issue 2), 553–558. <https://doi.org/10.35940/ijitee.I1116.0789S219>
- Strle, D., Štefane, B., Trifkovič, M., Van Miden, M., Kvasić, I., Zupanič, E., & Mušević, I. (2017). Chemical selectivity and sensitivity of a 16-channel electronic nose for trace vapour detection. *Sensors (Switzerland)*, 17(12). <https://doi.org/10.3390/s17122845>
- Tseng, C. L., Jiang, J. A., Lee, R. G., Lu, F. M., Ouyang, C. S., Chen, Y. S., & Chang, C. H. (2006). Feasibility study on application of GSM-SMS technology to field data acquisition. *Computers and Electronics in Agriculture*, 53(1), 45–59. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2006.03.005>
- Xu, K., Fu, C., Gao, Z., Wei, F., Ying, Y., Xu, C., & Fu, G. (2018). Nanomaterial-based gas sensors: A review. In *Instrumentation Science and Technology* (Vol. 46, Issue 2, pp. 115–145). Taylor and Francis Inc.

<https://doi.org/10.1080/10739149.2017.1340896>

Zhang, G., Zhu, J., Song, Y., Peng, C., & Song, G. (2018). A Time Reversal Based Pipeline Leakage Localization Method with the Adjustable Resolution. *IEEE Access*, 6, 26993–27000. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2829984>