

UNIVERSIDAD RICARDO PALMA

FACULTAD DE INGENIERÍA

ESCUELA ACADÉMICO PROFESIONAL DE INGENIERÍA
ELECTRÓNICA



**Diseño de una nariz electrónica como discriminador de
olores utilizando Algoritmos Genéticos y Redes
Neuronales Artificiales**

TESIS PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERO ELECTRÓNICO

Autores

Flores Vega, Christian Humberto

Li Ku, Antonio Eugenio

LIMA – PERÚ

2011

TABLA DE CONTENIDOS

AGRADECIMIENTOS	5
RESUMEN	7
CAPÍTULO 1 INTRODUCCION	9
1.1.- INTRODUCCIÓN	9
1.2.- NARIZ ELECTRÓNICA. DISCRIMINADOR	9
1.3.- EL OLFATO HUMANO.....	10
1.4.- SIMILITUD ENTRE OLFATO HUMANO Y NARIZ ELECTRÓNICA (OLFATO ELECTRÓNICO)	12
1.5.- HISTORIA DE LA NARIZ ELECTRÓNICA.....	13
1.6.- NARICES ELECTRÓNICAS Y LA INDUSTRIA	14
1.7.- OBJETIVOS.....	16
<i>Objetivo General.....</i>	<i>16</i>
<i>Objetivo Específico.</i>	<i>16</i>
CAPÍTULO 2 SENSORES SEMICONDUCTORES RESISTIVOS	17
2.1.- INFORMACIÓN TÉCNICA SOBRE LA FAMILIA FIGARO TGS [2.1]	17
2.1.1.- <i>Principio de Operación</i>	<i>17</i>
2.1.2.- <i>Características del Sensor.....</i>	<i>19</i>
2.2.- CLASIFICACIÓN DE LOS SENSORES FIGARO UTILIZADOS	23
2.2.1.- <i>Serie 8 [2.2].</i>	<i>23</i>
2.2.2.- <i>Serie 2000 [2.4]</i>	<i>24</i>
CAPÍTULO 3 CONSTRUCCIÓN DE LA NARIZ ELECTRÓNICA.....	26
3.1.- SELECCIÓN DE LOS SENSORES Y PUNTO DE OPERACIÓN	26
3.1.1.- <i>Sensores Utilizados.....</i>	<i>26</i>
3.1.2.- <i>Circuito Estándar de Medida</i>	<i>27</i>
3.1.3.- <i>Caracterización de los Sensores</i>	<i>28</i>
3.2.- CONSTRUCCIÓN DE CIRCUITOS IMPRESOS.....	37
3.3.- EQUIPOS Y ELEMENTOS QUE CONFORMAN LA NARIZ ELECTRÓNICA.....	39
3.4.- ETAPAS QUE CONFORMA LA NARIZ ELECTRÓNICA	42
3.5.- SECUENCIA DE PASOS PREVIOS Y POSTERIORES A UN MUESTREO	43
CAPÍTULO 4 IMPLEMENTACIÓN DE TECNICAS COMPUTACIONALES DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL.....	47
4.1.- INTRODUCCIÓN	47
4.2.- RED NEURONAL ART	47
4.3.- RED FUZZY ART.....	48

4.3.1.- Algoritmo de la Red Fuzzy ART	49
4.4.- RED FUZZY ARTMAP	52
4.4.1.- Introducción	52
4.4.2.- Algoritmo de la Red Fuzzy ARTMAP	52
4.4.3.- Ventajas de la Red Fuzzy ARTMAP	55
4.4.4.- Implementación de la Red Fuzzy ARTMAP	56
4.5.- VALIDACIÓN CRUZADA	57
4.6.- PRE PROCESAMIENTO DE DATOS:	58
4.6.1.- Introducción	58
4.6.2.- Extracción de Parámetros	59
4.6.3.- Normalización de Datos	62
4.6.4.- Selección de Variables	62
CAPÍTULO 5 MEDICIONES Y RESULTADOS.....	70
5.1.- INTRODUCCIÓN	70
5.2.- MEDICIONES OBTENIDAS	70
5.2.1.- Procedimiento en la Toma de Medidas	71
5.2.2.- Software Utilizado	74
5.3.- RESULTADOS OBTENIDOS.....	74
5.3.1.- Resultados con la Red Fuzzy ARTMAP.....	74
5.3.2.- Selección de variables con AG	76
5.4.- IMPLEMENTACIÓN EN UN ENTORNO GRÁFICO CON MATLAB.....	82
CAPÍTULO 6 CONCLUSIONES.....	85
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	88

Dedicatoria “A nuestros padres.”

AGRADECIMIENTOS

Primeramente, quiero agradecer a mi familia y en especial a mis padres, ya que todo lo que soy se lo debo a ellos. Particularmente a mi mamá Flor, quien termino de educarme y apoyarme en los momentos más difíciles de mi vida, de mi carrera y sobretodo en esta tesis. Por sus consejos, su empuje a que salga adelante, su cariño y muchísimas cosas más, gracias a ti mamá por todo.

Además fue ella quien solvento económicamente la parte que me correspondía en este trabajo de tesis, sin ella este trabajo no hubiera sido posible.

A mi papá Humberto que ya no esta con nosotros, porque crecieron alas en su alma y se hecho a volar, muchas gracias a ti viejo por que fuiste tú quien me inculcó desde mis primeros años de vida a la investigación y a ser cada día mejor, te agradezco mucho por todos tus consejos, enseñanzas, aunque se que no puedes estar con todos nosotros, sé que desde algún lugar del cielo nos bendices.

A mi hermana Lourdes con quien además tengo una muy buena amistad, quien siempre alentó este trabajo de tesis y contribuyó con su granito de arena a la realización del mismo. A mí enamorada Carla quien siempre me alentó a la realización de este trabajo.

A todos mis amigos de la universidad por todos estos 5 años de estudios y esfuerzos, a quienes no nombro porque la lista seria interminable.

CHRISTIAN HUMBERTO FLORES VEGA

Quiero agradecer primeramente a Dios, porque Él permitió que yo pudiera terminar con esta etapa de mi vida; seguidamente a mis padres: Juan Li y Siu Muy Ku quienes confiaron en mí desde el comienzo y me dieron su apoyo incondicional; a mis hermanas Silvia Li y Jazmín Li y mis amigos muy allegados desde la infancia la familia Sandoval Sauco, a todos ellos por alentarme durante todo el desarrollo de esta tesis.

También quiero agradecer a mis amigos de la universidad de mi promoción 2006-I, quienes durante 5 años compartí las mejores experiencias, gracias por su apoyo.

A mis amigos de copas, fiestas, teatro, cine y turismo: Fabiola Mercado, Luz Asencios, Jaqueline Osorio, Melissa Samaniego, Maria Aguirre, Katherine Picon, Marisol Álvarez, Maria Gamero, Moisés García, Edwin Ayala, Luis Polar, Francisco Texeira y Martín Rodríguez, quienes a todos ellos que siempre en toda reunión o viaje me daban su apoyo incondicional y aliento.

También a mis amigos de International Tool & Supply: Elizabeth Banda, Erika Salvador, Maria Chong, Neli Rivas, Jorge Solórzano, Oscar Vilela, Miguel Quispe, David Curay, Fortunato Herrera, Hernán Parra, Luis Cristóbal y especialmente al Ing. Humberto Chong, quien me dio todas las facilidades para el desarrollo de esta tesis, muchas gracias.

Y finalmente a los señores: PhD. Jean-Pierre Trotignon, Magister Natalie Camson y Magister Bérangère Perret, quienes me ofrecieron el gran impulso de terminar la tesis este año, muchas gracias.

ANTONIO EUGENIO LI KU

La realización de esta tesis no hubiera sido posible sin la ayuda incondicional y desinteresada de varias personas, a quines nosotros agradecemos infinitamente mediante las siguientes líneas:

A nuestro Asesor de tesis el MSc. Ing. Pedro Huamaní, catedrático de la Universidad

Ricardo Palma – Perú, mentor y artífice para la realización de este trabajo, que con su paciencia y templanza nos apoyo de forma incondicional, sin su apoyo tanto moral como académico no hubiera sido posible la realización de esta tesis.

Al Dr. Francisco Ramírez, Universidad de Sao Paulo - Brasil, quien nos dio la idea e inspiración para poder realizar esta tesis. En agosto del 2005, mediante su exposición de semiconductores, nos dio las primeras ideas de como crear una nariz electrónica. Muchas gracias Dr. Ramírez por su apoyo y sus consejos.

Al Ing. Jack Zavaleta, catedrático de la Universidad Nacional de Ingeniería - Perú, que con sus acertados comentarios, recomendaciones y bibliografía nos ayudó muchísimo en este trabajo, muchas gracias por haber estado dispuesto a resolver siempre nuestras inquietudes.

Al Ing. Javier Cárdenas, catedrático de la Universidad Nacional de Ingeniería - Perú, que sin sus consejos en la instrumentación en todas las etapas hubiera sido difícil la realización de este proyecto, muchas gracias.

Al PhD. Stephen Grossberg, quien nos brindo muchísima información sobre la red Fuzzy ART MAP a través de Internet y al PhD. Jesús Brezmes quien nos brindó sus recomendaciones y sugerencias para este proyecto.

Al Laboratorio de Control de la Facultad de Ingeniería Electrónica de la Universidad Ricardo Palma, por prestarnos las instalaciones y equipos necesarios para poder llevar acabo todo este proyecto, además por facilitarnos todas las instancias durante el tiempo de su realización, gracias a todo el personal del Laboratorio de Control.

Finalmente al Ing. Jorge Ubillus, Director de la Escuela Académico Profesional de Ingeniería Electrónica – URP, muchas gracias por el interés que tuvo en nuestro proyecto y las facilidades ofrecidas que permitieron una culminación exitosa del mismo.

CHRISTIAN FLORES & ANTONIO LI

RESUMEN

En este trabajo de tesis se muestra el diseño de una nariz electrónica con 6 sensores semiconductores (Figaro), donde dicha matriz de sensores se hace indispensable debido a que la discriminación de olores no se determina por la particularidad de un sensor sino de su interpretación en conjunto. El diseño de la nariz electrónica consta de (1) una etapa de acondicionamiento de flujo de aire, (2) una cámara de muestra, (3) una cámara de medida y (4) una etapa de captura y procesamiento de datos.

El sistema está caracterizado para trabajar en condiciones de $20^{\circ} \pm 2^{\circ} \text{C}$, $65 \pm 5\% \text{ R.H.}$, sin estas condiciones no se puede efectuar una medición. Parte de su construcción está hecha con

accesorios de acero inoxidable para reducir toda posible interferencia. Asimismo, la matriz de sensores está diseñada de una manera, para poder reemplazar rápidamente un sensor por motivo de mantenimiento, o colocar otros tipos de sensores para una investigación futura que requiera otros parámetros.

El procesamiento de datos de la nariz electrónica fue realizado mediante el uso de Redes

Fuzzy ARTMAP y Algoritmos Genéticos. Donde, se desarrolló una operación de entrenamiento de la Red Neuronal, para discriminar y/o clasificar olores de alcohol, vino, jugo de naranja y cerveza.

El número total de variables utilizadas fue 60, de los 6 sensores utilizados (10 parámetros extraídos por cada sensor). Tal conjunto de variables fue utilizado para dos tipos de clasificación; la primera clasificación, empleando sólo las Redes Fuzzy ARTMAP que dieron como resultado una clasificación del 100% con un valor de $W_{ija} = 474,4247$ (parámetro que mide el grado de dificultad computacional); y, en una segunda clasificación, utilizando selección de variables (con Algoritmos Genéticos) y Redes Fuzzy ARTMAP obteniendo una clasificación al 100%, pero con un valor de W_{ija} igual a 5,7 y utilizando una sola variable de un solo sensor. Entonces se concluye que con esta selección de variables se reducen costos y tiempo computacional, debido que con un solo sensor podemos discriminar los 04 olores mencionados anteriormente.

Capítulo 1

INTRODUCCION

1.1.- Introducción

Las narices electrónicas tienen un gran motivo de investigación porque actualmente se desea utilizar el olor como un medio de monitoreo, control de calidad e identificación de productos en las diversas áreas. Por ejemplo, se podría construir una nariz electrónica especializada en determinar la calidad de las frutas o verduras a exportar, crear una nariz electrónica especializada en reconocer hidrocarburos y ser utilizado como un instrumento para reconocer combustibles en las plantas de petróleo y gas, crear una nariz electrónica para poder detectar la calidad de los vinos para poderlos catar, o crear una nariz electrónica para verificar si la compra de un determinado café corresponde a una determinada marca. De esta manera las posibilidades y aplicaciones de las narices electrónicas para la industria son infinitas. Tomando este panorama como ejemplo, la nariz electrónica planteada para este trabajo de tesis está orientada a discriminar diferentes olores; es decir, que es capaz de reconocer olores de diferentes mezclas orgánicas en estado líquido como son: el jugo de naranja, el vino, el alcohol y la cerveza, mediante un algoritmo computacional basado en una operación de entrenamiento previo.

1.2.- Nariz Electrónica. Discriminador

- Definición:

Se puede llamar a una nariz electrónica a aquello que contiene una matriz de sensores químicos, y en donde las señales en conjunto, obtenidas de los sensores, son interpretadas mediante algoritmos computacionales para poder reconocer aromas diferentes.

Las narices electrónicas basadas en algoritmos de inteligencia artificial tienen la propiedad de asemejarse al comportamiento de aprendizaje de la nariz humana; es decir, la nariz humana con el tiempo va reconociendo diferentes olores y almacena todas esas experiencias aprendidas para no confundir un aroma de otro, de la misma forma una nariz electrónica comienza aprender a reconocer olores para luego distinguirlos y almacena esas experiencias aprendidas.

- Ventajas:

Los actuales sistemas de detección de gas, más conocidos como “detectores de gas”, tienen muchas limitaciones, debido a que su diseño sólo se basa en la interpretación de una señal predominante de un sensor, donde su sensibilidad está orientada a un tipo de gas o gases en particular, identificando sólo algunos tipos de gases. Por ejemplo, si un detector de gas que detecta sólo la presencia de butano emitirá una alarma y el sonido se intensificará de acuerdo a la intensidad de la presencia del gas, mostrando cuanto es la saturación de dicho gas, pero no podremos saber si este gas proviene de gasolina, petróleo, gas natural o de otra mezcla orgánica. Además, sólo se encuentra diseñado para detectar butano y no otros gases. Para esta situación, las narices electrónicas superan esta limitación, porque su procesamiento está basado en un proceso similar a la nariz humana, en donde su interpretación de las señales es un conjunto de datos, lo cual permite reconocer mezclas orgánicas. Por ejemplo, que pueda reconocer el olor de jugo de durazno o del vino y con la posibilidad de aprender a discriminar nuevos olores.

Frente a la instrumentación tradicional, donde la cromatografía de gases caracteriza la muestra para luego identificar y cuantificar cada componente por separado, las narices electrónicas identifican la muestra en conjunto, sin importarle los componentes individuales que conforman el olor de la muestra. Mediante este concepto las narices electrónicas permiten aplicar técnicas de pre procesamiento de datos y reconocimientos de patrones para la detección, identificación o cuantificación de un aroma.

Las narices electrónicas están mayormente desarrolladas en el área agroalimentario, y por lo cual sus ventajas en dicha área son:

- Análisis no destructivo del producto.
- Obtención de resultados en tiempo real (en cuestión de minutos).
- Portabilidad, robustez y bajo precio del equipo.
- Adaptación a diferentes cantidades y variedades de fruta.
- Facilidad de uso del equipo por parte de personal no cualificado.

1.3.- El Olfato Humano

De una forma resumida, el sistema de olfato humano tiene alrededor de 6 millones de células receptoras, de los cuales solamente hay 1000 (aproximadamente) tipos diferentes de encimas químico receptoras.

A través del aire aspirado por la nariz o la boca, las moléculas olorosas llegan a la cavidad nasal, y a través de los conductos nasales llegan a una zona en la parte superior interna de la nariz: el

epitelio olfativo. La superficie de dicho epitelio olfativo (unos 5 cm² en los humanos), está cubierta por una fina capa mucosa, fundamentalmente compuesta de agua (y cuya misión principal es hacer de filtro mecánico y químico de grandes partículas).

El epitelio olfativo contiene tres tipos de células, de las cuales, las más importantes son las neuronas olfativas (unos 6 millones en los humanos) que, a su vez, tienen unas prolongaciones en forma de cilios (de hasta 200 mm de largo) hacia la mucosa olfativa y cuyos axones se prolongan hacia el bulbo olfativo, situado al otro lado de la lámina cribiforme del etmoides. Una característica singular de estas neuronas olfativas es su capacidad de regeneración, proceso que sucede cada pocas semanas (entre 4 y 8).

Los cilios (entre 8 y 20 por cada neurona olfativa) contienen los receptores olfativos, donde se produce la recepción de las moléculas olorosas y comienza el proceso real de transducción química. Los sitios receptores son proteínas de la membrana celular en la zona ciliar, que a su vez tienen contacto tanto con el exterior como con el interior.

Esta información es enviada de forma simultánea y con características diferentes por los diferentes receptores olfativos, formando un patrón de señales eléctricas que el cerebro interpreta y reconoce como un aroma característico. Es importante resaltar la función que realiza el cerebro al recibir estas señales. Se cree que gracias al procesado de los impulsos eléctricos entrantes, el cerebro es capaz de discernir entre unos diez mil aromas diferentes, a pesar de tener solamente entre 300 y 1000 tipos de receptores diferentes. Asimismo, se produce un incremento de la sensibilidad de hasta en tres órdenes de magnitud. A continuación, en la Figura 1.1 se muestra la anatomía del olfato.

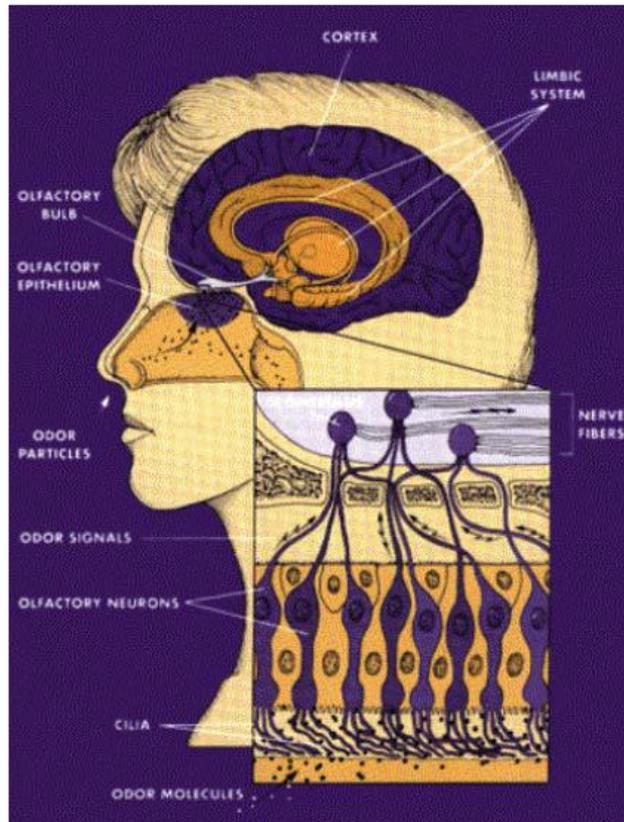


Figura 1.1: Anatomía del olfato y detalle de las células del epitelio olfativo [1.1].

1.4.- Similitud entre Olfato Humano y Nariz Electrónica (Olfato Electrónico)

En la Figura 1.2 siguiente, se muestra la similitud que tiene el olfato humano y la nariz electrónica. En dicho gráfico es posible observar, que la matriz de sensores representa a los receptores olfativos, el bulbo olfativo representa a una operación de pre-procesado, y el cerebro representa a la operación de reconocimiento de patrones, el cual es desarrollado en base a algoritmos de inteligencia artificial. Es decir, los algoritmos de inteligencia artificial serán capaces de imitar el comportamiento del cerebro, aprendiendo y almacenando experiencias para finalmente actuar identificando un olor en particular.

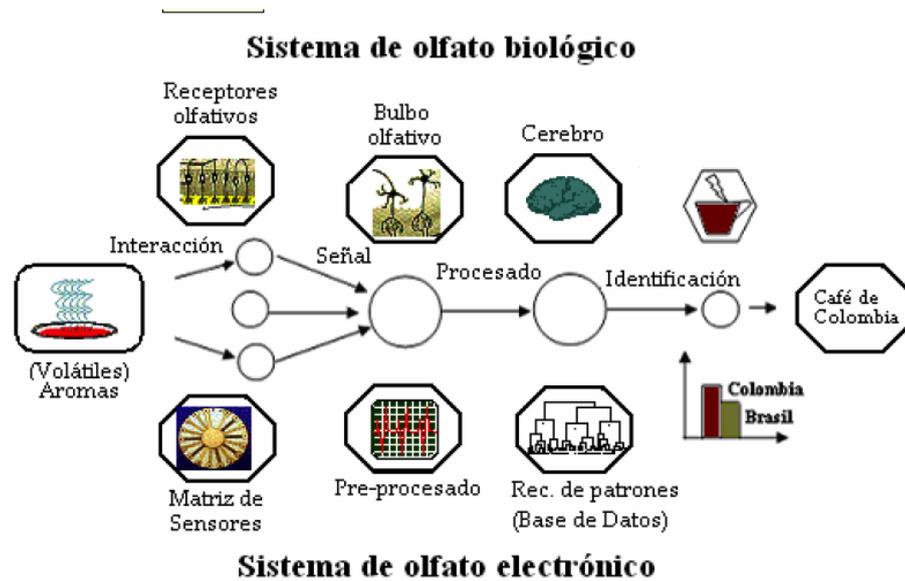


Figura 1.2: Comparación entre la estructura de los sistemas de Olfato Biológico y los de Olfato Electrónico [1.2].

1.5.- Historia de la Nariz Electrónica.

Los indicios de los conceptos sobre nariz electrónica se remontan alrededor de los años sesenta propuesta por W.F. Wilkens en la publicación “An electronic analog for the olfactory” [1.3]; pero, las primeras narices electrónicas con un algoritmo inteligente hicieron su aparición a partir de la segunda mitad de los años ochenta. Por ejemplo, Persaud y Dold [1.4] fueron los primeros en demostrar que mediante el uso de una matriz de sensores se podría discriminar distintos olores.

A continuación se muestra una lista reducida de algunos avances actuales que se han logrado con narices electrónicas:

Carnes:

- Procesado de Pollo - W.Pfannhauser,1999 [1.5]
- Fermentación de embutidos - D.Demeyer, 2000 [1.6]

Frutas:

- Tiempo de recolección de manzanas - S.Saevels, 2001 [1.7]
- Grado de maduración de la fruta - J. Brezmes, 2001 [1.8]

Vegetales:

- Calidad de Tomates - F.Sinesio, 2000 [1.9]

- Infección de bacterias en Patatas - B.P.D Costello,2000,[1.10]

Cereales:

- Infección de garrapatas - C.Ridgway,1999,[1.11]
- Clasificación de Aromas - T.Borjesson, 1996,[1.12]

Vinos:

- Identificación de Vinos - A.Guadarrama, 2001,[1.13]
- Clasificación de Vinagre - Z.Xiaobo,2003,[1.14]

Café:

- Discriminación de aromas - C.Grestsch,1998,[1.15]
- Discriminación de Mezclas - J.W.Gardner, 1992,[1.16]

Cervecería:

- Determinación del tiempo de cosecha - R.C.McKellar, 2003,[1.17]
- Detección de aromas - J.B.Tomlinson,1995,[1.18]

1.6.- Narices Electrónicas y la Industria

En esta sección se describe porque las narices electrónicas no han podido aplicarse a la industria de forma directa, a continuación se explicarán cuales son sus inconvenientes actuales:

- Retardo entre las medidas.

Uno de los problemas más grandes que tienen las narices electrónicas respecto al tiempo, es que hay un periodo considerable entre el procesamiento de dos muestras consecutivas. Esto se debe a que el proceso de limpieza y recuperación son muy prolongados, dado a que se hace necesario un acondicionamiento de la nariz electrónica para una nueva muestra. Es decir, que no deben existir residuos de otros olores provenientes de la muestra anterior, asimismo no contar con olores externos que se filtren en la muestra a analizar.

- Curvas de desgaste del sensor (también llamadas derivas).

Las principales causas que logran que el sensor se desgaste son: las variaciones de humedad o temperatura en la superficie de los sensores, variación en la presión ambiental, envejecimiento y

otros efectos químicos y físicos que influyen en la respuesta del sensor. Lo ideal sería que los sensores registren, todo el tiempo, los mismos valores eléctricos para el mismo tipo de olor analizado.

- Captura y retención del olor de la muestra.

Para tener una correcta medida depende mucho la concentración del olor capturado de la muestra que se va a sensor. Es decir, si no hay suficiente concentración de mezcla volátil de la muestra en los sensores, los sensores no responderán con la adecuada sensibilidad, es por eso que la implementación de un sistema de captura y retención del olor requiere un acondicionamiento especial.

- La variedad y cantidad de sensores.

El problema se centra en cuantos tipos de sensores se van a utilizar, ya que a mayor número de sensores se disminuye los errores de interferencia, pero en consecuencia generan un problema. Uno de los problemas se debe al costo, y el otro al incremento de la complejidad computacional, es decir el tiempo de procesamiento del algoritmo computacional comienza a aumentar drásticamente, en el caso de que se utilice algoritmos de redes neuronales artificiales, donde cada sensor adicional generará una dimensión más en la red neuronal, generando mayor tiempo de procesamiento y entrenamiento.

Para la disminución del uso de sensores se puede optar por utilizar métodos químicos y/o métodos físicos, también es posible utilizar filtros, carbón activado, gas sintético, entre otros. Estos métodos ayudan enormemente a disminuir las interferencias presentes a la hora del procesamiento.

- La calibración

Dentro de la calibración, el tiempo que se necesita calentar el Heater (para sensores resistivos) es muy prolongado, debido a que tienen que alcanzar una temperatura situada entre 200 °C y 400 °C. Finalmente, se puede afirmar que el principal problema de las narices electrónicas es el tiempo que se necesita para acondicionarlo, esto se torna como una gran desventaja que motiva a no tener aplicaciones masivas del tipo industrial. Actualmente, sólo es materia de investigación en diferentes universidades del mundo.

1.7.- Objetivos

Objetivo General.

El objetivo general es construir un sistema de captura de olor, que posteriormente proporcionará tal información a un algoritmo computacional capaz de interpretar y discriminar olores.

Objetivo Específico.

- Diseñar un sistema de captura de olor que no permita inclusión de olores externos (medio ambiente), que puedan alterar la muestra a sensar.
- Diseñar un modelo flexible de matriz de sensores para que pueda aplicarse en otros rangos de olores para investigaciones futuras.
- Desarrollar un algoritmo computacional en un software de computación científica, que pueda seleccionar y discriminar olores.

Capítulo 2

SENSORES SEMICONDUCTORES RESISTIVOS

2.1.- Información técnica sobre la Familia Figaro TGS [2.1]

Los Sensores de Figaro TGS son un tipo de semiconductor de óxido de metal, los cuales son de bajo costo, duradero, y de una buena sensibilidad para gases. Además, para su funcionamiento utilizan un circuito eléctrico.

2.1.1.- Principio de Operación

El material de detección en sensores TGS es el óxido de metal, lo más típico es SnO_2 . Cuando un cristal del óxido de metal tal como SnO_2 se calienta a una cierta temperatura con aire, el oxígeno se fija por adsorción en la superficie cristal con una carga negativa. Entonces los electrones que están en la superficie cristalina son transferidos para absorber el oxígeno, resultando cargas positivas. De esta manera, se forma una superficie potencial que sirve como barrera potencial contra el flujo de los electrones, tal como lo muestra la Figura 2.1.

En el interior del sensor, la corriente eléctrica atraviesa las partes de la juntura de los microcristales de SnO_2 . Luego, en los límites del Grain, el oxígeno fijado por adsorción forma una barrera potencial que evita que los portadores se muevan libremente. La resistencia eléctrica del sensor se atribuye a esta barrera potencial. En presencia de un gas de desoxidación, la densidad superficial del oxígeno negativamente cargado disminuye, así que la altura de la barrera en el límite del Grain se reduce (ver Figuras 2.2 y 2.3). La altura reducida de la barrera disminuye y también la resistencia del sensor.

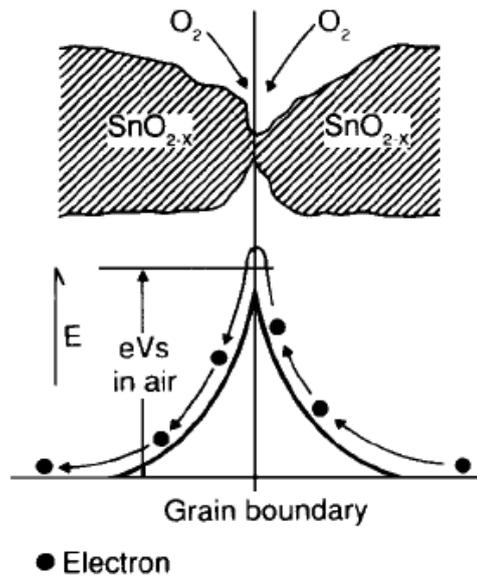


Figura 2.1: Modelo de la barrera potencial del Inter-Grain (en ausencia de gases).

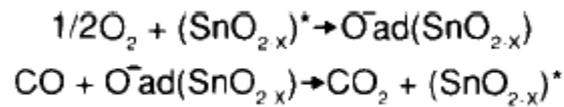


Figura 2.2: Reacción entre el CO y el oxígeno adsorbido en SnO₂.

La relación entre la resistencia del sensor y la concentración del gas desoxidado se puede expresar por la ecuación siguiente, sobre cierta gama de la concentración del gas:

$$R_s = A[C]^{-\alpha} \quad (1)$$

Donde:

R_s es la resistencia eléctrica del sensor.

A y α son constantes características de cada gas.

$[C]$ es la concentración del gas.

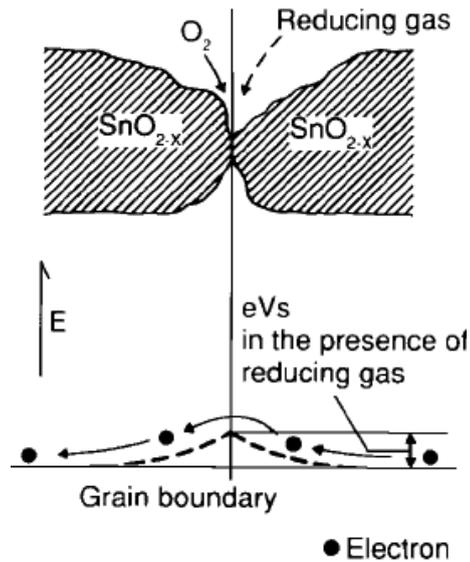


Figura 2.3: Modelo de la barrera potencial del Inter-Grain (en presencia de gases).

2.1.2.- Características del Sensor

2.1.2.1.- Dependencia en la presión del oxígeno

La Figura 2.4 muestra la relación entre la presión del oxígeno en el ambiente (P_{O_2}) y la resistencia de un sensor típico TGS en aire limpio. Observar que la presión reducida del oxígeno disminuirá la resistencia del sensor.

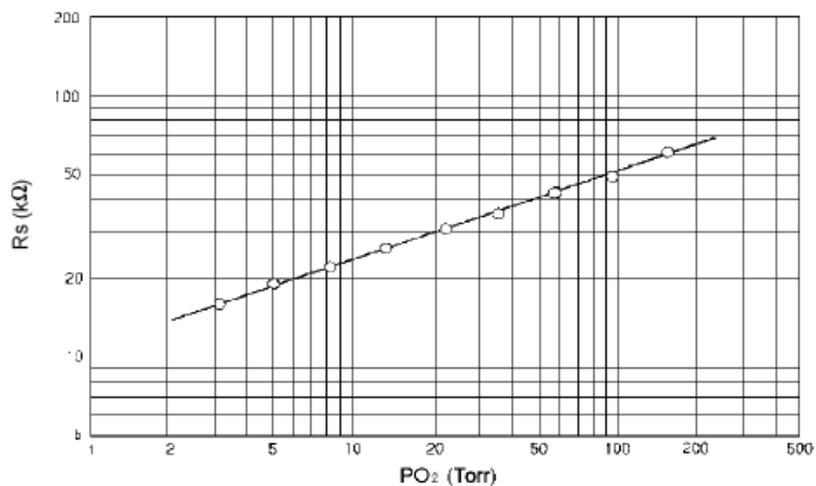


Figura 2.4: Dependencia típica en P_{O_2} .

2.1.2.2.- Sensibilidad

Según la expresión matemática (1), se puede mostrar la relación lineal de la resistencia del sensor y la concentración del gas en una escala logarítmica dentro de un rango de concentración del gas

(desde varios ppm (partículas por millón) a miles ppm). La Figura 2.5 demuestra un ejemplo típico de la relación entre la resistencia del sensor y la concentración del gas. El sensor demostrará sensibilidad a una variedad de gases de desoxidación, con sensibilidad relativa a ciertos gases optimizados mediante una formulación para detectar los materiales y una temperatura de funcionamiento.

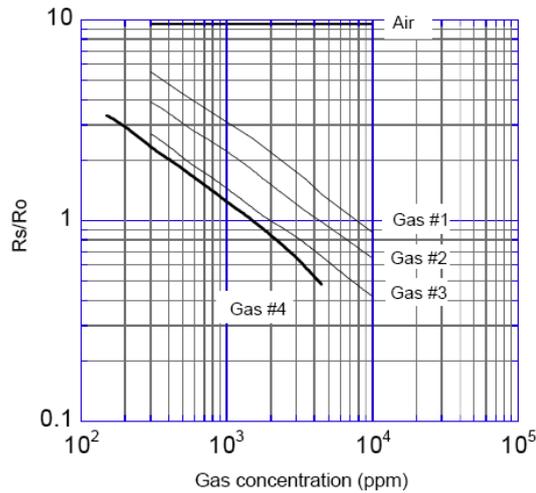


Figura 2.5: Típica sensibilidad característica.

2.1.2.3.- Respuesta del Sensor

La Figura 2.6 demuestra el comportamiento típico cuando el sensor se expone y luego se le quita el gas de desoxidación. La resistencia del sensor caerá muy rápidamente cuando está expuesta al gas, y cuando se retira el gas su resistencia se recupera a su valor original después de un corto plazo. La velocidad de la respuesta y la reversibilidad variará según el modelo del sensor y el gas implicado.

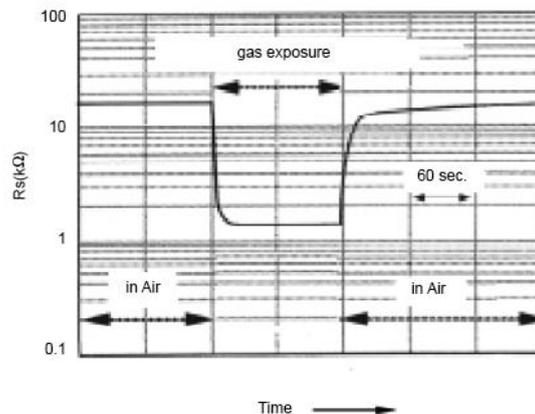


Figura 2.6: Típica respuesta del sensor.

2.1.2.4.- Acción Inicial

Según las indicaciones de la Figura 2.7, todos los sensores exhiben un comportamiento transitorio designado la “acción inicial” cuando están almacenados sin energizar, y luego se energizan en aire. La R_s cae rápidamente para los primeros segundos después de ser energizado, sin importar la presencia de gases, y después alcanza un nivel estable según el ambiente. El tiempo de la acción inicial depende de las condiciones atmosféricas durante el tiempo de almacenamiento, y también varía por el modelo del sensor.

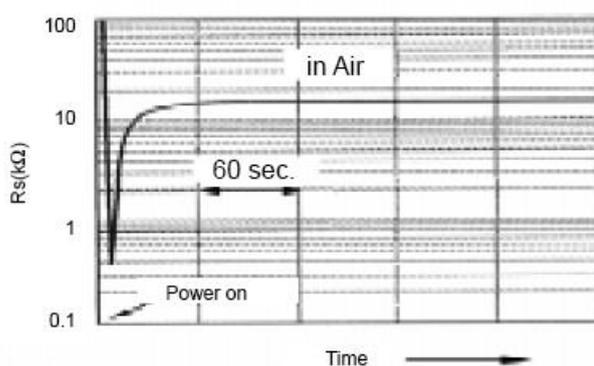


Figura 2.7: Típica acción inicial.

2.1.2.5.- Dependencia de la temperatura y humedad

El principio de la detección de los sensores TGS se basa en la adsorción química y la desorción de gases en la superficie del sensor. Consecuentemente, la temperatura del ambiente afectará las características de la sensibilidad, cambiando el índice de la reacción química. Además, la humedad causa una disminución en R_s como el vapor de agua es adsorbido en la superficie del sensor. La Figura 2.8 muestra un ejemplo típico de estas dependencias.

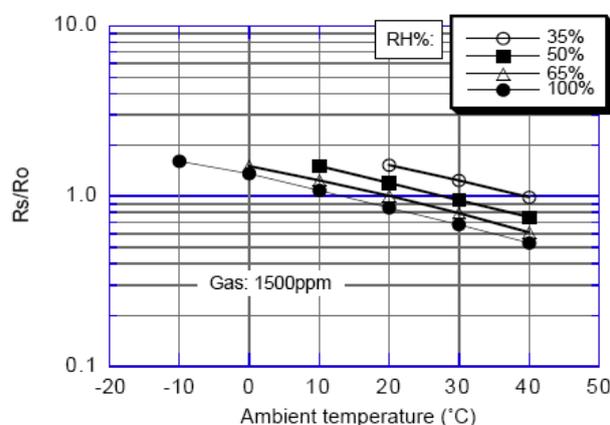


Figura 2.8: Típica dependencia de la temperatura y humedad.

2.1.2.6.- Estabilidad a largo plazo

La Figura 2.9 muestra la estabilidad típica a largo plazo para los sensores de la serie TGS. Generalmente, los sensores TGS demuestran características estables en un cierto plazo, haciéndolas convenientes para la operación sin necesidad de mantenimiento.

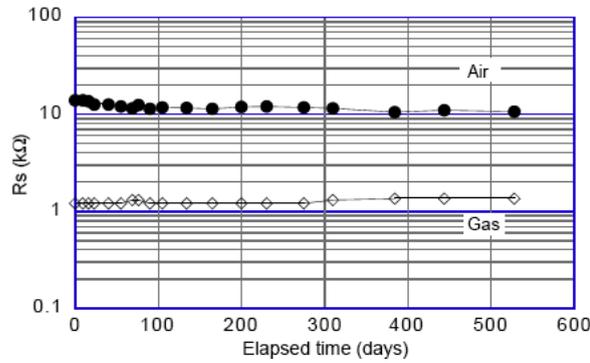


Figura 2.9: Típica estabilidad a largo plazo.

2.1.2.7.- Dependencia del Voltaje del Heater

Los sensores TGS son diseñados para mostrar características óptimas de sensibilidad bajo cierto voltaje constante en el Heater. La Figura 2.10 muestra un ejemplo típico de cómo la sensibilidad del gas varía dependiendo de voltaje del Heater (calentador), puesto que el sensor tiene una dependencia del voltaje del calentador.

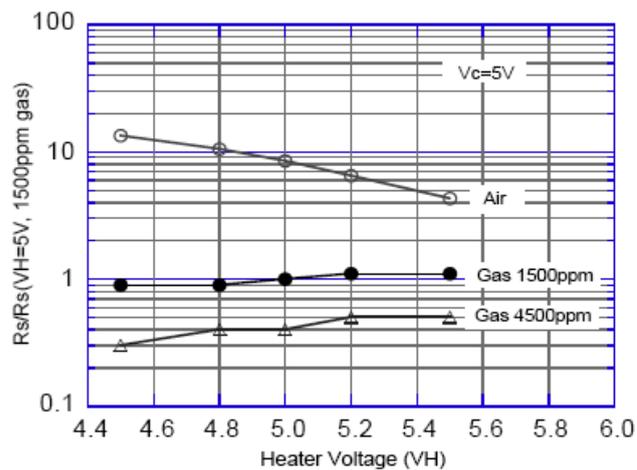


Figura 2.10: Típica dependencia del voltaje del Heater (calentador).

2.2.- Clasificación de los Sensores Figaro utilizados

2.2.1.- Serie 8 [2.2].

Estos sensores tienen un heater dentro de un tubo cerámico de alúmina, mientras que el material semiconductor está montado sobre un tubo con dos electrodos grabados en oro. A continuación es mostrado en la Figura 2.11 siguiente.

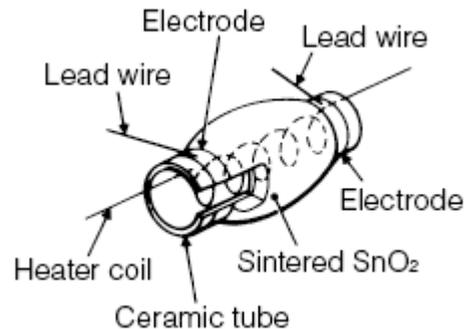


Figura 2.11: Diseño interno de la Serie 8 [2.3].

Dentro de la serie 8 existen 3 presentaciones, de las cuales son:

Tipo R: Dicha configuración corresponde a un tipo estándar, con una base de resina y encapsulado. Los modelos utilizados con este tipo de encapsulado son TGS813, TGS822 y TGS842.

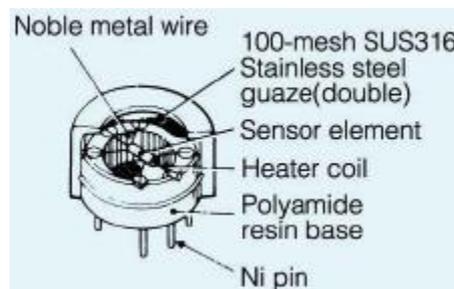


Figura 2.12: Presentación comercial Tipo R Serie 8 [2.3].

Tipo C: Existe otra configuración, que se caracteriza por tener una resistencia de heater, una base cerámica sobre la que descansa el elemento sensor y además está recubierto por una especie de malla metálica, empleada como medio de protección. El modelo utilizado con este tipo de encapsulado es el TGS821.

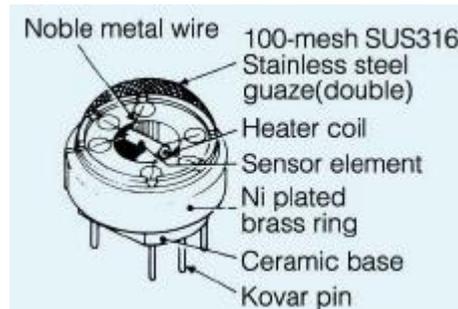


Figura 2.13: Presentación comercial Tipo C Serie 8 [2.3].

Tipo M: Combina una base hecha de cerámica con una base de resina y una cubierta de metal. El modelo utilizado con este tipo de encapsulado es el TGS880.

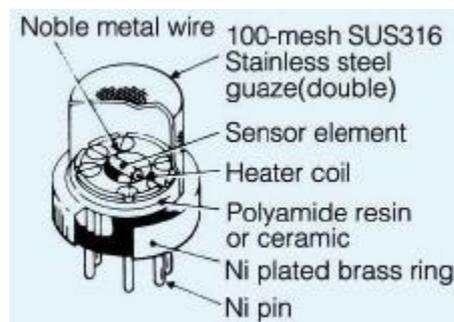


Figura 2.14: Presentación comercial Tipo M Serie 8 [2.3].

2.2.2.- Serie 2000 [2.4]

Estos sensores se caracterizan por tener una capa gruesa de óxido de metal semiconductor como elemento sensor. Tanto el *heater* como el elemento sensor están situados sobre un mismo substrato plano. Estos sensores “thick film” son fabricados con tecnología “screen printing” perfeccionada por la propia compañía. Además, el material sensor ya no se reduce a dióxido de estaño, incluyendo otros óxidos metálicos. En la serie 2000, existen cuatro modelos con diferentes estructuras:

Tipo D1: Se distingue del resto por tener dos caras. En una se encuentra el elemento sensor y en la otra el heater. El modelo utilizado con este tipo es el TGS2610.

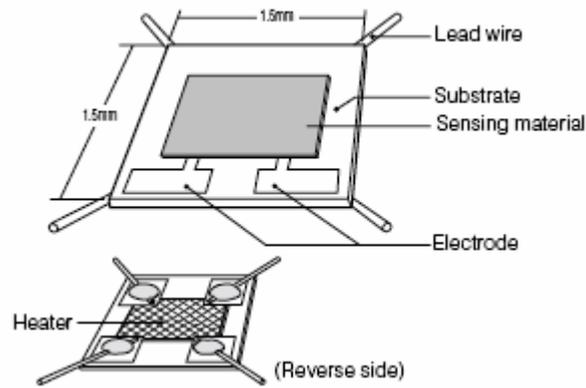


Figura 2.15: Diseño interno del Tipo D1 Serie 2000 [2.5].

Tipo S1: Su estructura es muy simple, dispone de una sola cara en la que se encuentran el heater y el elemento sensor.

Tipo S2: Dispone de dos elementos sensores, que están en una sola cara, lo que permite obtener información de dos sensores al mismo tiempo.

Tipo M1: Su estructura es un poco más compleja, dispone de una sola cara en la que se encuentra de forma miniaturizada y multicapa el heater y el elemento sensor.

Capítulo 3

CONSTRUCCIÓN DE LA NARIZ ELECTRÓNICA

3.1.- Selección de los sensores y punto de operación

El criterio utilizado para las variables de medición (sensores), está basado en lo siguiente: En la naturaleza existen 04 elementos que más abundan: carbono, hidrogeno, oxigeno y nitrógeno, estos elementos siempre están presentes mayormente en toda mezcla orgánica, por tal motivo se dedujo que los sensores a utilizar deberían de tener propiedades de reconocer gases que sean combinaciones de estos 04 elementos, es por eso que se seleccionó sensores que detecten metano, butano, propano, etanol, hidrógeno y compuestos orgánicos, además sólo nos regimos a utilizar 06 tipos de sensores para minimizar costos.

3.1.1.- Sensores Utilizados

A continuación se muestra una lista de los sensores utilizados en este proyecto de tesis, con sus respectivas propiedades:

TGS813	-	Combustible Gases - LP-Gas/Propane (500-10000ppm).
TGS821	-	Combustible Gases - Hydrogen (50-1000ppm).
TGS822	-	Organic Solvents - Alcohol, toluene, xylene (50-5000ppm).
TGS842	-	Combustible Gases - Natural gas/Methane (500-10000ppm).
TGS880	-	Cooking Vapors - Volatile vapors from food (alcohol).
TGS2610	-	Combustible Gases - General combustible gas (500-10000ppm).

3.1.2.- Circuito Estándar de Medida

Tanto la serie 8 y la serie 2000 tienen un circuito básico y estándar de medida dada por el fabricante, este circuito es muy similar entre estas dos series. A continuación, en la Figura se puede observar el circuito correspondiente.

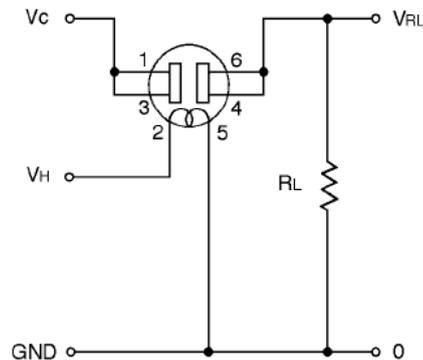


Figura 3.1: Circuito básico de medida para sensores TGS.

Donde:

- V_c : Tensión de control.
- V_h : Tensión de heater.
- R_L : Resistencia de carga.
- V_{RL} : Tensión de salida (variable a medir con la tarjeta de adquisición de datos).
- R_s : Resistencia del sensor, la cual variará según los volátiles presentes en la cámara.

Donde las ecuaciones son calculadas en función de un circuito eléctrico con voltaje continua.

$$R_s = \left(\frac{V_c}{V_{RL}} - 1 \right) \times R_L$$

R_s : Resistencia del sensor.

$$P_s = \frac{V_c^2 \times R_s}{(R_s + R_L)^2}$$

P_s : Potencia nominal que puede disipar cada sensor.

3.1.3.- Caracterización de los Sensores

3.1.3.1.- Caracterización de Temperatura y Humedad Relativa

Todos los sensores fueron caracterizados de acuerdo a la estandarización que recomienda el fabricante:

TGS813

Condiciones para el gas: $20^{\circ} \pm 2^{\circ} \text{C}$ $65 \pm 5\% \text{ R.H.}$

Condiciones del circuito: $V_c = 10.0 \pm 0.1 \text{ V DC.}$

$V_h = 5.0 \pm 0.05 \text{ V DC.}$

$R_L = 4.0 \text{ K}\Omega \pm 1\%$

TGS821

Condiciones para el gas: $20^{\circ} \pm 2^{\circ} \text{C}$ $65 \pm 5\% \text{ R.H.}$

Condiciones del circuito: $V_c = 10.0 \pm 0.1 \text{ V DC.}$

$V_h = 5.0 \pm 0.05 \text{ V DC.}$

$R_L = 4.0 \text{ K}\Omega \pm 1\%$

TGS822

Condiciones para el gas: $20^{\circ} \pm 2^{\circ} \text{C}$ $65 \pm 5\% \text{ R.H.}$

Condiciones del circuito: $V_c = 10.0 \pm 0.1 \text{ V DC.}$

$V_h = 5.0 \pm 0.05 \text{ V DC.}$

$R_L = 10.0 \text{ K}\Omega \pm 1\%$

TGS842

Condiciones para el gas: $20^{\circ} \pm 2^{\circ} \text{C}$ $65 \pm 5\% \text{ R.H.}$

Condiciones del circuito: $V_c = 10.0 \pm 0.1 \text{ V DC.}$

$V_h = 5.0 \pm 0.05 \text{ V DC.}$

$R_L = 4.0 \text{ K}\Omega \pm 1\%$

TGS880

Condiciones para el gas: $20^{\circ} \pm 2^{\circ} \text{C}$ $65 \pm 5\% \text{ R.H.}$

Condiciones del circuito: $V_c = 10.0 \pm 0.1 \text{ V DC.}$

$V_h = 5.0 \pm 0.05 \text{ V DC.}$

$R_L = 4.0 \text{ K}\Omega \pm 2\%$

TGS2610

Condiciones para el gas: $20^{\circ} \pm 2^{\circ} \text{C}$ $65 \pm 5\% \text{ R.H.}$

Condiciones del circuito: $V_c = 5.0 \pm 0.1 \text{ V DC.}$

$V_h = 5.0 \pm 0.05 \text{ V DC.}$

$R_L = 10.0 \text{ K}\Omega \pm 1\%$

3.1.3.2.- Comprobación de la Caracterización

Según los datos que nos da el fabricante y mediante unos cálculos previos, podemos saber si nuestros sensores están trabajando correctamente bajo las condiciones mencionadas.

Mediante estos datos, se calculan los rangos que deben cumplir nuestras señales de salida cuando miden aire limpio, así podemos conocer si los sensores están bajo correctas condiciones de temperatura y humedad relativa.

Para TGS 2610

De la tabla “Rs/Ro vs Gas concentration (ppm)” [3.1], obtenemos el siguiente dato:

$$\frac{Rs(aire)}{Rs(1800ppm_iso-butano)} \cong 10$$

De la tabla “Specifications” [3.1], obtenemos el siguiente dato:

$$Rs(1800 ppm_iso-butano) \Rightarrow 0.68k\Omega : 6.8k\Omega$$

Entonces:

$$Rs(aire) \cong 10 \times Rs(1800 ppm_iso-butano)$$

$$Rs(aire) \Rightarrow 6.8k\Omega : 68k\Omega$$

Rs en aire limpio a $20^\circ \pm 2^\circ\text{C}$ y humedad relativa de $65 \pm 5\%$.

Ahora calculando el V_{RL} :

$$R_S = \left(\frac{V_C}{V_{RL}} - 1 \right) \times R_L \qquad V_{RL} = \frac{V_C}{\left(\frac{R_S}{R_L} + 1 \right)}$$

Si $V_C = 5\text{ V}$ y $R_L = 10\text{ K}\Omega$.

$$V_{RL-max} = \frac{5}{\left(\frac{6.8}{10} + 1\right)} = 2.98V$$

$$V_{RL-min} = \frac{5}{\left(\frac{68}{10} + 1\right)} = 1.28V$$

$$V_{RL}(aire) \Rightarrow 2.98V : 0.64V$$

V_{RL} en aire limpio a $20^\circ \pm 2^\circ C$ y humedad relativa de $65 \pm 5\%$.

Para TGS 842

De la tabla "Rs/Ro vs Gas concentration (ppm)" [3.2], obtenemos el siguiente dato:

$$\frac{Rs(aire)}{Rs(3500ppm_metano)} \cong 10.05$$

De la tabla "Electrical Characteristics" [3.2], obtenemos los siguientes datos:

$$Rs(1000 ppm_metano) \Rightarrow 3k\Omega : 15k\Omega$$

$$\frac{Rs(3000 ppm_metano)}{Rs(1000 ppm_metano)} = 0.55 \pm 0.05$$

$$Rs(1000 ppm_metano)$$

Entonces:

$$\frac{Rs(aire)}{Rs(3500ppm_metano)} \times \frac{Rs(3000ppm_metano)}{Rs(1000ppm_metano)} \cong 10.05 \times 0.55$$

$$\frac{Rs(aire)}{Rs(1000ppm_metano)} \times \frac{Rs(3000ppm_metano)}{Rs(3500ppm_metano)} \cong 10.05 \times 0.55$$

$$\frac{Rs(aire)}{Rs(1000ppm_metano)} \times 1.05 \cong 10.05 \times 0.55$$

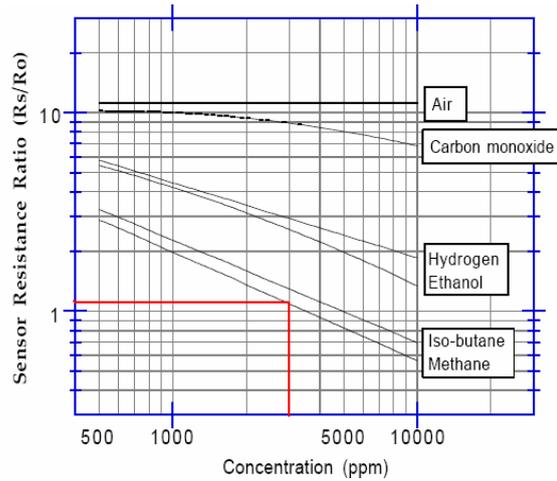


Figura 3.2: R_s/R_o para $R_s(3000\text{ppm metano})/R_s(3500\text{ppm metano})$.

$$R_s(\text{aire}) \cong 5.27 \times R_s(1000 \text{ ppm } _\text{metano})$$

$$R_s(\text{aire}) \Rightarrow 15.81\text{k}\Omega : 79.05\text{k}\Omega$$

R_s en aire limpio a $20^\circ \pm 2^\circ \text{C}$ y humedad relativa de $65 \pm 5\%$.

Ahora calculando el V_{RL} :

$$\text{Si } V_c = 10 \text{ V y } R_L = 4 \text{ K}\Omega.$$

$$V_{RL_max} = \frac{10}{\left(\frac{15.81}{4} + 1\right)} = 2.02\text{V}$$

$$V_{RL_min} = \frac{10}{\left(\frac{79.05}{4} + 1\right)} = 0.48\text{V}$$

$$V_{RL}(\text{aire}) \Rightarrow 2.02\text{V} : 0.48\text{V}$$

V_{RL} en aire limpio a $20^\circ \pm 2^\circ \text{C}$ y humedad relativa de $65 \pm 5\%$.

Para TGS 813

De la tabla “Rs/Ro vs Gas concentration (ppm)” [3.3], obtenemos el siguiente dato

$$\frac{Rs(aire)}{Rs(3500ppm \text{ _ metano})} \cong 10.0$$

De la tabla “Electrical Characteristics” [3.3], obtenemos el siguiente dato:

$$Rs(1000 ppm \text{ _ metano}) \Rightarrow 5k k\Omega : 15k k\Omega$$

Entonces:

$$Rs(aire) \cong 5xRs(1000 ppm \text{ _ metano}) \qquad Rs(aire) \Rightarrow 25k\Omega:75 k\Omega$$

Rs en aire limpio a $20^\circ \pm 2^\circ \text{C}$ y humedad relativa de $65 \pm 5\%$.

Ahora calculando el V_{RL} :

$$\text{Si } V_c = 10 \text{ V y } R_L = 4 \text{ K}\Omega.$$

$$V_{RL_max} = \frac{10}{\left(\frac{25}{4} + 1\right)} = 1.38V$$

$$V_{RL_min} = \frac{10}{\left(\frac{75}{4} + 1\right)} = 0.51V$$

$$V_{RL}(aire) \Rightarrow 1.38V: 0.51V$$

V_{RL} en aire limpio a $20^\circ \pm 2^\circ \text{C}$ y humedad relativa de $65 \pm 5\%$.

Para TGS 821

De la tabla “Rs/Ro vs Gas concentration (ppm)” [3.4], obtenemos el siguiente dato:

$$\frac{Rs(aire)}{Rs(100ppm_hidrogeno)} \cong 50$$

De la tabla “Electrical Characteristics” [3.4], obtenemos el siguiente dato:

$$Rs(100 ppm_hidrogeno) \Rightarrow 1k\Omega : 10k\Omega$$

Entonces:

$$Rs(aire) \cong 50xRs(100 ppm_hidrogeno)$$

$$Rs(aire) \Rightarrow 50k\Omega : 500k\Omega$$

Rs en aire limpio a $20^\circ \pm 2^\circ\text{C}$ y humedad relativa de $65 \pm 5\%$.

Ahora calculando el V_{RL} :

Si $V_C = 10\text{ V}$ y $R_L = 4\text{ K}\Omega$.

$$V_{RL_max} = \frac{10}{\left(\frac{50}{4} + 1\right)} = 0.74V$$

$$V_{RL_min} = \frac{10}{\left(\frac{500}{4} + 1\right)} = 0.08V$$

$$V_{RL}(aire) \Rightarrow 0.74V : 0.08V$$

V_{RL} en aire limpio a $20^\circ \pm 2^\circ\text{C}$ y humedad relativa de $65 \pm 5\%$.

Para TGS 822

De la tabla “Rs/Ro vs Gas concentration (ppm)” [3.5], obtenemos el siguiente dato:

$$\frac{Rs(aire)}{Rs(300ppm_etanol)} \cong 19$$

De la tabla “Electrical Characteristics” [3.5], obtenemos el siguiente dato:

$$Rs(300ppm_etanol) \Rightarrow 1k\Omega : 10k\Omega$$

Entonces:

$$Rs(aire) \cong 19 \times Rs(300ppm_etanol) \quad Rs(aire) \Rightarrow 19k\Omega : 190k\Omega$$

Rs en aire limpio a $20^\circ \pm 2^\circ\text{C}$ y humedad relativa de $65 \pm 5\%$.

Ahora calculando el V_{RL} :

$$\text{Si } V_c = 10\text{ V y } R_L = 10\text{ K}\Omega.$$

$$V_{RL_max} = \frac{10}{\left(\frac{19}{10} + 1\right)} = 3.45\text{V}$$

$$V_{RL_min} = \frac{10}{\left(\frac{190}{10} + 1\right)} = 0.5\text{V}$$

$$V_{RL}(aire) \Rightarrow 3.45\text{V} : 0.5\text{V}$$

V_{RL} en aire limpio a $20^\circ \pm 2^\circ\text{C}$ y humedad relativa de $65 \pm 5\%$.

Para TGS 880

De la tabla “Characteristic Specifications” [3.6], obtenemos el siguiente dato:

$$R_s(\text{aire}) \Rightarrow 10k\Omega : 100k\Omega$$

R_s en aire limpio a $20^\circ \pm 2^\circ\text{C}$ y humedad relativa de $65 \pm 5\%$.

Ahora calculando el V_{RL} :

Si $V_C = 10\text{ V}$ y $R_L = 4\text{ K}\Omega$.

$$V_{RL-max} = \frac{10}{\left(\frac{10}{4} + 1\right)} = 2.86V$$

$$V_{RL-min} = \frac{10}{\left(\frac{100}{4} + 1\right)} = 0.38V$$

$$V_{RL}(\text{aire}) \Rightarrow 2.86V: 0.38V$$

V_{RL} en aire limpio a $20^\circ \pm 2^\circ \text{C}$ y humedad relativa de $65 \pm 5\%$.

Resumen

Todos los cálculos anteriormente obtenidos, son necesarios para conocer cuales son los rangos que debe medir nuestras salidas para el caso de un aire limpio a $20^\circ \pm 2^\circ \text{C}$, y una humedad relativa de $65 \pm 5\%$. A continuación en la Tabla 3.1, se muestra un resumen de lo anteriormente citado.

	TGS 2610	TGS 842	TGS 813	TGS 821	TGS 822	TGS 880
V_c (V)	5	10	10	10	10	10
R_L (Kohm)	10	4	4	4	10	4
R_s (Kohm)	6.8 – 68	15.8 - 79.05	25 - 75	50 - 500	19 - 190	10 – 100
V_{RL} (V)	2.98 - 0.64	2.02 - 0.48	1.38 - 0.51	0.74 - 0.08	3.45 - 0.5	2.86 - 0.38

Tabla 3.1: Resumen de Rangos de los 06 Sensores utilizados.

3.2.- Construcción de Circuitos Impresos

Para el desarrollo de este proyecto, se diseñaron dos circuitos impresos con ayuda del Software Eagle V4.13. Seguidamente se comenta sobre cada circuito y los componentes que lo conforman:

- a) En el primer circuito se ubican las resistencias de carga R_L y los Switchs que intercomunican si los sensores deben estar calentándose o activándose para que realicen las medidas correspondientes.

En la Figura 3.2 se muestra el primer circuito impreso diseñado, así mismo en las Tablas 3.2 y 3.3 se especifican las funciones de cada pin de las borneras utilizadas en dicho circuito.

La Tabla 3.2 muestra la descripción de los pines de la bornera del lado izquierdo de la Figura 3.3 (esta bornera se une mediante un cable flag al segundo circuito donde se encuentran los sensores).

pin 1	pin 2	pin 3	pin 4	pin 5	pin 6	pin 7	pin 8	pin 9	pin 10
V_{RL1} S1	V_{RL2} S2	V_{RL3} S3	V_{RL4} S4	V_{RL5} S5	V_{RL5} S6	V_c S1 - S5	V_c S6	V_h S1 - S6	GND
TGS822	TGS880	TGS821	TGS813	TGS842	TGS2610	10 V	5 V	5 V	

Tabla 3.2: Pines del lado izquierdo del primer circuito

Seguidamente, la segunda bornera encontrada al lado derecho de la Figura 3.3. Esta se une mediante un flag a la tarjeta de adquisición de datos utilizada.

pin 1	pin 2	pin 3	pin 4	pin 5	pin 6	Pin 7	pin 8	pin 9	pin 10
V_{RL1} S1	V_{RL2} S2	V_{RL3} S3	V_{RL4} S4	V_{RL5} S5	V_{RL5} S6	-	-	-	GND
TGS822	TGS880	TGS821	TGS813	TGS842	TGS2610	-	-	-	

Tabla 3.3: Pines del lado Derecho del Primer Circuito.

En la siguiente figura mostramos el primer circuito impreso:

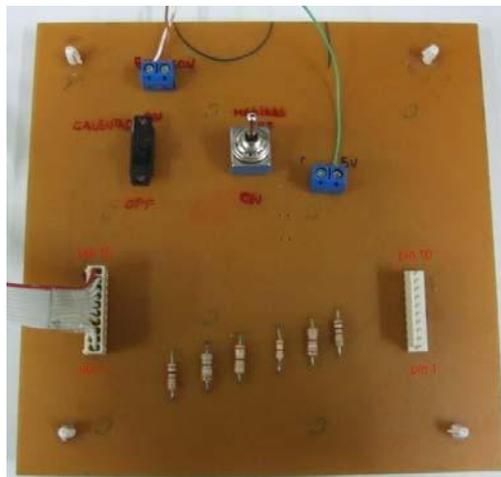


Figura 3.3: Primer circuito impreso diseñado.

- b) Seguidamente, en las Figuras 3.4 y 3.5 se muestran la vista superior e inferior del segundo circuito impreso diseñado, donde es posible observar la presencia de los 06 sensores utilizados. Este circuito se conecta al primer circuito impreso por medio de un cable flag.

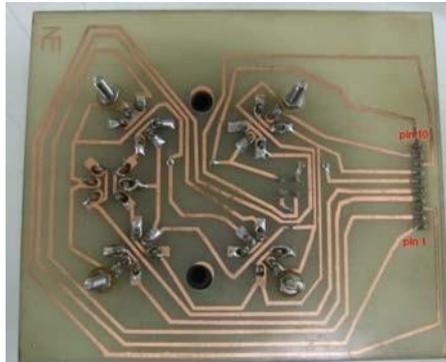


Figura 3.4: Segundo circuito impreso, lado superior.

3.3.- Equipos y elementos que conforman la Nariz Electrónica

En esta sección se muestran los principales elementos que fueron utilizados en la construcción y diseño de la nariz electrónica. Es importante señalar que el concepto de los términos: cámara de muestra y cámara de medida, serán detallados en la sección 3.4.



Figura 3.5: Segundo circuito impreso, lado inferior.

- a) Compresor de Aire.- Fue utilizado para poder desplazar el olor de las muestras desde la cámara de muestra hacia la cámara de medida.
- b) Tubo de poliamida 12 de 4mm.- Nos permitía conducir el aire proveniente del compresor para conectarlo a las diferentes etapas de la nariz electrónica.
- c) Filtro regulador de presión.- Este filtro nos permitía regular el flujo de aire que ingresaba al sistema. Para todas las pruebas que se efectuaron siempre se encontraba graduada a 500 KPa (kilo pázcales). A continuación la Figura 3.6 muestra un gráfico correspondiente al Filtro Regulador de Presión.



Figura 3.6: Filtro regulador de presión.

- d) Pasachapa para tubo de 4mm.- Las pasachapas son los conectores que se encuentra en las tapas de acero, con la finalidad de poder conectar un tubo de poliamida que proviene de una etapa anterior o enlazar a una siguiente etapa. Ver Figura 3.7



Figura 3.7: Pasachapa para tubo de 4mm.

- e) Envases de vidrio.- Se utilizaron 3 frascos de vidrio, donde cada frasco cumplía una finalidad. El primer frasco almacenaba el carbón activado, el segundo la muestra a analizar y finalmente en el tercer frasco es donde se desplazaba el olor de la muestra para ser muestreada.
- f) Carbón activado granulado.- El carbón activado cumple muchas funciones, entre las más importantes son:

- a. Reducir la concentración de todos los gases que provienen del compresor, debido a que este succiona el aire del medio ambiente generando posibles distorsiones al momento de la lectura de los sensores. Por lo tanto, sólo se debe detectar el olor de la muestra, y es por ello que se debe reducir lo mayor posible.
- b. Reducir la humedad relativa en el sistema (para condiciones donde la temperatura y la presión ambiental son constantes, la humedad relativa es proporcional al volumen de agua respecto al volumen máximo de agua), como el compresor succionaba el aire del medio ambiente y este contiene una humedad relativa fuera de los rangos que el fabricante de los sensores recomienda, el carbón activado es el encargado de capturar las moléculas de agua para entregarnos una concentración de agua menor a la salida del carbón activado, de esta manera el aire obtenido a la salida se encuentra en los rangos de humedad relativa establecidos por el fabricante de los sensores.
- g) Tapa de acero inoxidable 304.- Se construyeron dos tapas en acero inoxidable 304, debido que no se deseaba que los olores de las muestras queden adheridas en las tapas originales de material plástico. Un material en acero inoxidable no permite que suceda esto. Estas tapas están colocadas en la cámara de muestra y en la cámara de medida. Las dos tapas son diferentes, una primera tapa permite ubicar el arreglo de sensores, tal como lo muestra la Figura 3.8, y el otro modelo (ver Figura 3.9) utilizado para la cámara de muestra.
- h) Pernos y tuercas en acero inoxidable 304.- Al igual que las tapas, los pernos y las tuercas tienen que ser en acero inoxidable 304 para que los olores no se impregnen y no generen distorsión en las lecturas de los sensores. En la Figura 3.8 también se puede observar como están colocados los pernos y las tuercas vistas internamente.

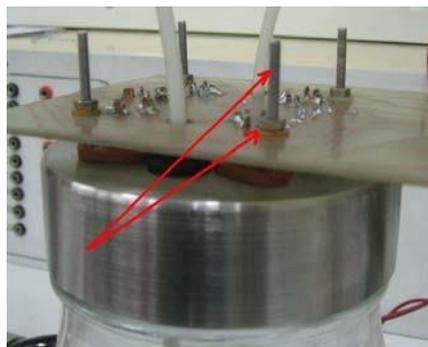


Figura 3.8: Pernos y tuercas en acero inoxidable 304.

- i) Fuente de alimentación.- Se utilizó una fuente digital, con una salida para 10V y otra para 5V para alimentar a los sensores.
- j) Tarjeta de adquisición de datos.- Se utilizó un modelo National Instruments de 14 bits, para poder capturar de forma simultánea seis señales a la vez, que son las salidas correspondientes de los sensores utilizados en este proyecto.
- k) Computadora personal.- La finalidad de la PC es recibir la información para luego ser procesada e interpretada con los algoritmos matemáticos.

- l) Pirómetro infrarrojo.- El pirómetro nos facilita medir cuanto era la temperatura ambiental y principalmente cuanto era la temperatura dentro de la cámara de medida, debido a que tenía que cumplir con los rangos que sugiere el fabricante de los sensores. La Figura 3.9 muestra el pirómetro infrarrojo utilizado.



Figura 3.9: Pirómetro infrarrojo.

- m) Secadora de mano.- Su función era muy importante porque siempre debía de utilizarse en el proceso de limpieza antes y después de cada muestreo. Pues el flujo de aire caliente que sale de la secadora, permite vaporizar los residuos desapercibidos de las muestras que pueden quedarse en las tapas o en las paredes de los frascos de vidrio.

3.4.- Etapas que conforma la Nariz Electrónica

A continuación se indica y se detalla cada una de las cuatro etapas que conforma la Nariz Electrónica.

- a. Acondicionamiento de flujo de aire.- Esta etapa principalmente lo conforman el compresor de aire, el filtro regulador de presión y el carbón activado. Lo que se consigue con esta etapa es entregar un aire en los rangos de $20^{\circ} \pm 2^{\circ} \text{C}$ y $65 \pm 5\% \text{ R.H.}$ a las siguientes etapas. Para esto el carbón activado cumple la función importante de filtrar todos los gases (olores) provenientes del exterior (debido que el compresor succiona el aire del medio ambiente) y reducir la concentración de agua en el aire (para disminuir la humedad relativa). Una vez que el aire sale del carbón activado este es entregado a la cámara de medida. Ver la Parte Número 01 de la Figura 3.10.
- b. Cámara de muestra.- Lo conforman un frasco de vidrio y una tapa de acero inoxidable. Principalmente, en esta cámara sólo se almacena 150ml de una mezcla orgánica (muestra), y mediante el flujo de aire (después del carbón activado) se desplaza el olor de la muestra hacia la cámara de medida. Ver la Parte Número 02 de la Figura 3.10.
- c. Cámara de medida.- Conformado principalmente por un frasco de vidrio, una tapa de acero inoxidable, los sensores y las placas impresas; en la cámara de medida sólo se tiene la muestra en estado gaseoso (olor), debido a que los sensores están diseñados para operar en pequeñas concentraciones. Por tal motivo es que se necesita contar con dos cámaras. El uso de una sola cámara haría que el olor de la muestra se concentrara en el frasco, originando que los sensores no operen adecuadamente. Ver la Parte Número 03 de la Figura 3.10.

- d. Captura y procesamiento de datos.- La información fue capturada mediante una tarjeta de adquisición de datos, Marca: National Instruments, Modelo: NI USB-6009, con 14 bits y una frecuencia de muestreo de 1 Hz durante 10 minutos, obteniendo un total de 600 muestras por cada sensor. Con respecto a la tarjeta de adquisición se utilizaron 7 canales, de los cuales 6 canales fueron utilizados para capturar la señal V_{RL} de cada sensor y 1 canal correspondiente a la tierra común de los sensores. Todo el proceso de captura fue monitoreado por un programa implementado en el software LabView Student 8.0 donde se podía observar la señal de los 6 sensores de forma individual o en conjunto; una vez terminado el muestro, el programa exporta de forma automática toda la información del muestreo a un archivo de Excel, luego con esta información se procesa mediante los algoritmos computacionales (la elaboración de los algoritmos están detallados en los Capítulos 4 y 5). Ver la Parte Número 04 de la Figura 3.10. La Figura 3.11 muestra las 6 señales simultáneas de los sensores en conjunto, mientras que la Figura 3.14 muestra las 6 señales simultáneas de los sensores por canal.

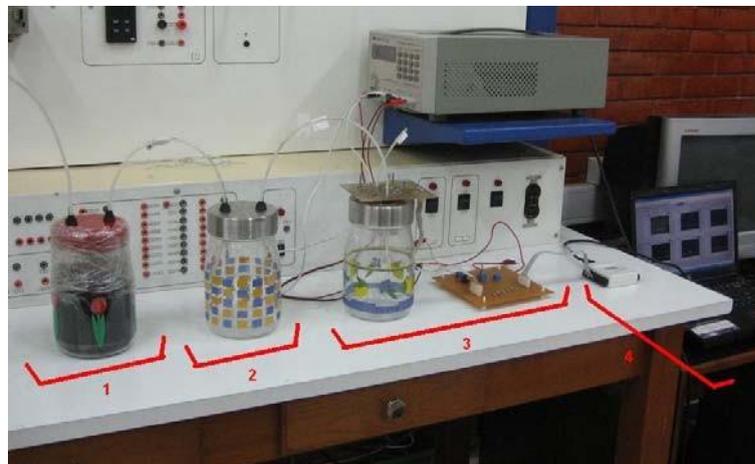


Figura 3.10: Etapas de la nariz electrónica.

3.5.- Secuencia de Pasos Previos y Posteriores a un Muestreo

En esta sección se indica la secuencia de pasos que se realizan antes y después de cada muestreo. Cabe señalar que la matriz de sensores fue pre calentada por espacio de 07 días continuos, por indicación del “data sheet”, para cubrir las indicaciones del fabricante.

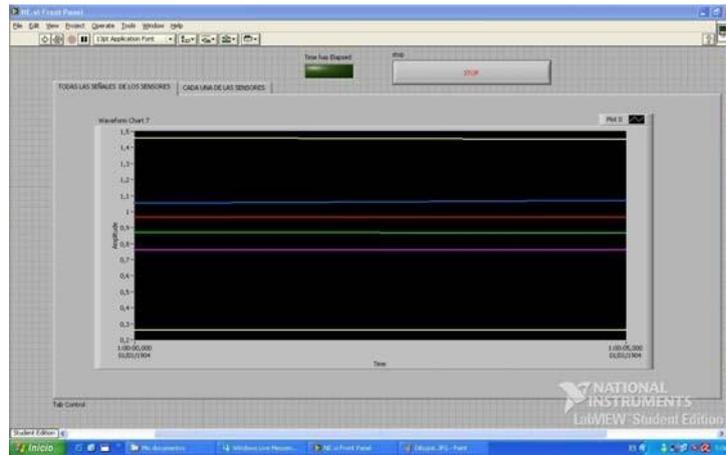


Figura 3.11: Señales simultáneas de los 6 sensores en conjunto.

Paso 01.- Inicialmente se tiene que lavar los frascos de vidrio con agua (frascos de la cámara de muestra y de medición), así como también la tapa de acero inoxidable de la cámara de muestra. Una vez lavadas son secadas con la secadora de mano hasta que se encuentren totalmente secas, esto permite que cualquier residuo de una muestra anterior o sustancia que se haya adherido al frasco o a la tapa (cámara de muestra), sea removida y así no influya en el olor de la muestra. Ver Figura 3.12.



Figura 3.12: Secado de los frascos.

Paso 02.- Seguidamente, se limpia la tapa de acero inoxidable de la cámara de medida con ayuda de la secadora. Esto se debe a que en la tapa sólo se adhieren pequeñas concentraciones de la muestra, por lo tanto como la tapa es de acero inoxidable sólo basta con un flujo de aire caliente (ligeramente fuerte) en un tiempo prudencial. De esta manera se consigue remover el ligero olor que se adhiere en la tapa. Con este paso se garantiza que no existirá un residuo en la tapa de cámara de medida, para evitar posibles errores en la interpretación del olor de la muestra. Ver Figura 3.13.



Figura 3.13: Limpieza de la tapa de la cámara de medida.

Paso 03.- Con las tapas y los frascos limpios, se pasa a ensamblar la nariz electrónica tal como lo muestra la Figura 3.10. Una vez ensamblada, se deja circular aire limpio (lo que proviene después del carbón activado) durante unos 5 minutos, con la finalidad de cerciorarse de remover cualquier olor encontrado en el interior de los frascos.

Paso 04.- Durante los 5 minutos de circulación del aire limpio por la cámara de muestra y la cámara de medida, se utiliza un pirómetro infrarrojo para conocer cuál es la temperatura actual en dichas cámaras. Dicha temperatura debe de situarse en el rango de $20^{\circ} \pm 2^{\circ} \text{C}$, en caso contrario no es posible realizar la medición.

Paso 05.- Finalizados los pasos 03 y 04, se energiza el heater de cada sensor durante 2 horas (los 06 sensores de forma simultánea), esto permite que el sensor alcance una sensibilidad que cubra nuestras expectativas.

Paso 06.- Después de las dos horas, se inicia con un muestreo previo, es decir se deja circular el aire limpio y se activan los sensores para observar su comportamiento con aire limpio, y ser observados en el computador. Esto debe señalar unos voltajes de salida V_{RL} en cada sensor tal como fue mostrado en la Tabla 3.1 (valores demostrados en la sección 3.1.3.2.- Comprobación de la caracterización.). A continuación se vuelve a mostrar la Tabla 3.1 presentada anteriormente.

	TGS 2610	TGS 842	TGS 813	TGS 821	TGS 822	TGS 880
V_c (V)	5	10	10	10	10	10
R_L (Kohm)	10	4	4	4	10	4
R_s (Kohm)	6.8 - 68	15.8 - 79.05	25 - 75	50 - 500	19 - 190	10 - 100
V_{RL} (V)	2.98 - 0.64	2.02 - 0.48	1.38 - 0.51	0.74 - 0.08	3.45 - 0.5	0.38 - 2.86

Una vez comprobado que los sensores emiten una salida en los rangos mostrados tal como fue indicado en la tabla anterior, se concluye que todo el sistema está caracterizado a $20^{\circ} \pm 2^{\circ} \text{C}$ y $65 \pm 5\% \text{ R.H.}$ Por lo tanto, recién es posible realizar un muestreo.

Paso 07.- Se coloca una mezcla orgánica en la cámara de muestra, luego se deja circular aire limpio para mover el olor hacia la cámara de medida, posteriormente se activan los sensores y se inicia el muestreo mediante la tarjeta de adquisición y la PC por un espacio de 10 minutos. Durante todo ese proceso, las señales provenientes de los 6 sensores es monitoreada mediante una rutina implementada en LabView que permite visualizar las señales de forma simultánea.

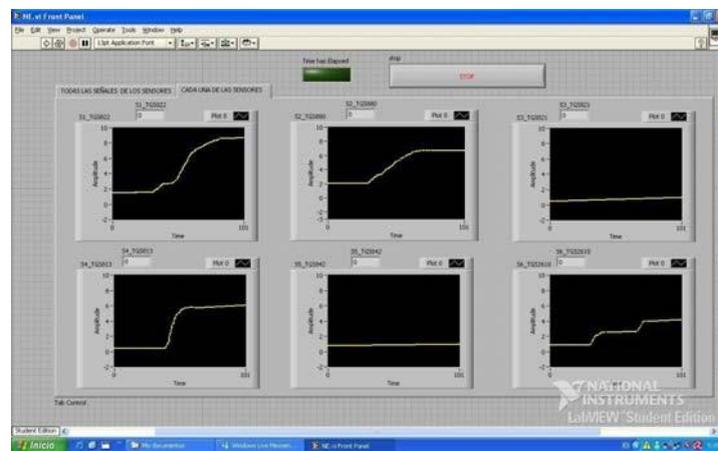


Figura 3.14: Señales simultáneas de los 6 sensores por canal.

Paso 08.- Finalizado los 10 minutos, la información obtenida del programa en Labview es exportado de forma inmediata en un archivo de Excel, para almacenar el evento de la muestra y posteriormente proseguir a desarmar la nariz electrónica.

Paso 09.- Desarmada la nariz electrónica, se procede a lavar los frascos de vidrio y las tapas de la cámara de muestra y la cámara de medida; posteriormente son secados con el secador de mano (tal como fue descrito en el Paso 01 y 02).

Paso 10.- Concluido el paso 09, se guardan todos los implementos hasta un siguiente evento de muestreo. Lo cual hace que el ciclo se repita para todos los eventos futuros de muestreo (del paso 01 al paso 09).

Capítulo 4

IMPLEMENTACIÓN DE TÉCNICAS COMPUTACIONALES DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL

4.1.- Introducción

Obtenida la información o lecturas del arreglo de los 06 sensores, se procede a la utilización de técnicas computacionales, las cuales representan una de las principales partes encontradas en toda nariz electrónica. Por lo tanto, en este capítulo se describen los conceptos teóricos relacionados con las diferentes técnicas utilizadas, así como su respectiva implementación a través de algoritmos computacionales. Dichas técnicas están centradas en la utilización de una Red Neuronal Artificial Fuzzy ArtMap, seguido de la teoría de Algoritmos Genéticos. De esta manera, para dar una mayor comprensión al tipo de Red Neuronal especificada, se inicia con el concepto de la Red Neuronal Art, la cual va evolucionando hasta llegar al tipo de Red Neuronal planteada.

4.2.- Red Neuronal ART

La Teoría de la Resonancia Adaptiva (ART) fue introducida como una teoría que intentaba emular la manera en cómo el cerebro humano procesa la información [4.1, 4.2]. Desde entonces, esta teoría ha evolucionado hacia una serie de algoritmos neuronales para el aprendizaje no supervisado. Estos algoritmos son capaces de crear clases estables ante la presentación de secuencias de entrada arbitrarias con un ritmo de aprendizaje rápido o lento. Dentro de estos algoritmos se pueden destacar el ART1 [4.3], ART2 [4.4] y ART3 [4.5]. ART son las siglas en inglés de Teoría de la Resonancia Adaptativa, desarrollada por Grossberg y Carpenter y en la cual se basa este modelo.

Para tener un mejor entendimiento del desarrollo de este trabajo de tesis, se hace necesario describir primero el concepto relacionado a la Red Neuronal Fuzzy ART, para posteriormente tener una mejor comprensión de la Red Neuronal Fuzzy ARTMAP. La Red Fuzzy ARTMAP

es el objetivo de este capítulo, pues será la utilizada para llevar a cabo la operación de discriminación de olores. Finalmente, se dice que la Red Fuzzy ARTMAP, recibe ese nombre debido a que su funcionamiento se basa en la utilización de dos redes neuronales Fuzzy ART a la vez.

4.3.- Red Fuzzy ART

La Red Neuronal Fuzzy Art [4.6], es una evolución del algoritmo ART1. Éste último es capaz de categorizar de forma estable entradas arbitrarias binarias, es decir sólo admite padrones o patrones de entrada del tipo binario. Por otro lado, las Redes Neuronales Fuzzy Art, siguiendo el mismo esquema, generalizan esta función a vectores o padrones de entrada analógicos con componentes comprendidos en el rango de 0 y 1. Para ello, substituye los operadores intersección (I) y unión (U) de ART1, por los operadores MIN (\wedge) y MAX (\vee), respectivamente, de la teoría de Lógica Difusa [4.7]. Este cambio origina esta nueva red neuronal denominada Fuzzy ART, que a la vez trabaja con la ayuda de una técnica denominada: Codificación Complementaria (“complement coding”). La Codificación Complementaria, es la encargada de preservar la información de amplitud a la vez que normaliza los vectores o padrones de entrada. Finalmente, se afirma que con el uso de la Red Fuzzy ART se logra implementar un algoritmo de clasificación no supervisada con una gran velocidad de aprendizaje.

En la Figura 4.1 se muestra un diagrama de bloques correspondiente al algoritmo utilizado por una Red Neuronal Fuzzy ART.

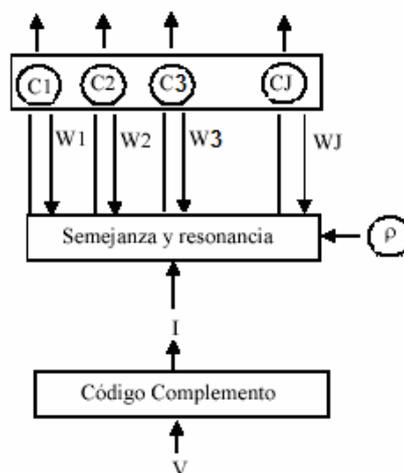


Figura 4.1: Diagrama de Bloques de la Red Fuzzy ART

En este diagrama se puede observar que el Vector de entrada “V” contiene la medida de la muestra a analizar, luego de aplicarle el código complementario tenemos el vector I. Seguidamente los nodos C_1, C_2, \dots, C_J representan las diferentes clases en las que puede ser clasificada la muestra, mientras que W_1, W_2, \dots, W_J representan los vectores fila que forman parte de la matriz de pesos de la Red Fuzzy ART. Si la muestra entrante resuena en algún nodo C_j , es clasificada en dicha clase, en caso de que no resuene, se examina los nodos restantes hasta ser clasificada en alguna de ellas, de no existir una clase para dicha muestra, se procede a crear un nuevo nodo (que representa una nueva clase) para dicha muestra.

El algoritmo de la Red Fuzzy ART cuenta con dos parámetros que controlan su funcionamiento. Por un lado, el parámetro de vigilancia “ ρ ” (vigilante parameter) quien determina lo riguroso que debe ser el algoritmo a la hora de agrupar medidas. Y, por otro lado, un parámetro de vigilancia muy cercano a la unidad que implica una clasificación muy exigente, de manera que dos medidas deben ser muy parecidas para ser agrupadas en una misma clase. Por el contrario, un parámetro cercano a cero permite la agrupación de medidas poco parecidas, lo que, como resultado, genera una red con pocos nodos de salida, ya que el número de clases diferentes es reducido. Y, por el otro lado, el parámetro “ β ” quien controla la velocidad de aprendizaje, es decir si este parámetro se hace igual a la unidad se consigue un aprendizaje rápido, en cuanto si se hace igual a cero se cancela inmediatamente el aprendizaje.

4.3.1.- Algoritmo de la Red Fuzzy ART

A continuación, se incluye una descripción esquemática del algoritmo correspondiente a la Red Fuzzy ART utilizada en este trabajo.

- *Vector de entrada:* Cada uno de los vectores de entrada denominado “V” (contiene la medida de la muestra a analizar), es un vector M dimensional, donde cada uno de sus componentes tiene coordenadas o componentes incluidos en el intervalo de [0,1].
- *Realización de la Codificación Complementaria:* A partir del vector de entrada V se crea un nuevo vector normalizado denominado: “I” y de dimensión “2M”, en el que la componente

$$I_j + M = 1 - I_j.$$

- Inicialización del Vector de pesos del nodo de salida j (categoría j): El vector de pesos W_j se hace inicialmente:

$$W_{j1}=W_{j2}=W_{j2M}=1$$

- *Selección de la Velocidad de aprendizaje:* (“learning rate”), se elige un valor para “ β ” entre [0 1]. Aprendizaje rápido cuando $\beta =1$. Aprendizaje lento cuando $\beta \ll 1$. Sin aprendizaje cuando $\beta =0$.
- *Selección del Parámetro de vigilancia:* “ ρ ” entre [0 1] ρ cercano a cero implica menos categorías al agrupar con criterios de semejanza poco exigentes, ρ cercano a uno implica muchas clases, cada una con pocos miembros pero muy parecidos entre sí.
- *Selección de Parámetro “ α ”:* Debe ser siempre “ $\alpha > 0$ ”, y a la vez muy cercano a cero. Sirve para deshacer igualdades. Un valor típico es 0.001.
- *Selección de Categoría:* Para cada vector de entrada “V” y cada categoría “j” se calcula la Función de Selección o Semejanza “ $T_j(V)$ ”, tal como lo indica la ecuación número 01:

$$T_j = \frac{|I \wedge W_j|}{\alpha + |W_j|} \quad (1)$$

Donde el operador AND (\wedge) en lógica difusa se define como:

$$A \wedge B = \min(A, B) \quad (2)$$

Y la norma $| \cdot |$ se define como:

$$|I| = \sum_{i=1}^{2M} I_i \quad (3)$$

A partir de aquí inicialmente se escoge la categoría jota para la que “Tj (V)” es máximo, al que ahora llamaremos TJ (V).

- *Resonancia o Reset:* Se dice que aparece resonancia si se cumple la desigualdad mostrada en la ecuación número 04:

$$\frac{|I \wedge W_j|}{|I|} \geq \rho \quad (4)$$

En ese caso, se activa el nodo de salida (categoría) “J” como respuesta al vector de entrada “V”, lo que quiere decir que la red clasifica al vector “V” como de clase “J”. Además, se ejecuta el proceso de actualización de los pesos de dicha categoría. En el caso de que no se cumpla la desigualdad se produce un reset. El sistema desactiva temporalmente el nodo “J”, y vuelve a escoger una nueva categoría siguiendo el criterio de máxima semejanza (ecuación 01) es decir otro “J” máximo. Si ninguna categoría “resuena”, se crea un nuevo nodo para el vector de entrada “V”.

- *Aprendizaje:* Una vez activada la categoría “J” debido al vector “V”, sus pesos son actualizados según la ecuación número 05:

$$W_j^{NUEVO} = \beta(I \wedge W_j^{ANTERIOR}) + (1 - \beta)W_j^{ANTERIOR} \quad (5)$$

Si se desea un aprendizaje rápido, se utiliza un parámetro “ $\beta = 1$ ”. Para un aprendizaje nulo “ $\beta = 0$ ”. En general, para medidas ruidosas no interesa poner “ $\beta = 1$ ”. Sin embargo, cuando el número de medidas es bajo y se requiere de un aprendizaje estable se puede demostrar que eso se consigue con “ $\beta = 1$ ”.

4.4.- Red Fuzzy ARTMAP

4.4.1.- Introducción

Las redes tipo ARTMAP son una clase de redes neuronales que implementan un aprendizaje supervisado y una posterior clasificación de vectores multidimensionales de entrada en una serie de categorías de salida [4.8]. Por otro lado, la Red Fuzzy ARTMAP proviene de la red ARTMAP con las mismas transformaciones que permiten definir la red fuzzy ART a partir de la red ART1. En definitiva, la Red Fuzzy ARTMAP es una generalización a vectores analógicos (componentes comprendidos entre 0 y 1) de la Red Neuronal Binaria ARTMAP [4.8].

4.4.2.- Algoritmo de la Red Fuzzy ARTMAP

Básicamente, una Red Fuzzy ARTMAP esta formada por dos redes Fuzzy ART conectadas entre si a través de un vector de relaciones denominado “mapfield o memoria asociativa”. Una de las dos redes Fuzzy ART (la que denominamos A) recibe todos los vectores de entrada (V), mientras que la otra red Fuzzy ART (la que denominaremos B) recibe, durante la fase de entrenamiento, los vectores que codifican la categoría correcta de cada medida del

conjunto de entrenamiento (C) [4.8]. A continuación se describe textualmente el algoritmo de la Red Fuzzy ARTMAP, considerando la presencia de dos redes Fuzzy ART denominadas A y B. En un primer momento la Red A tiene su propio vector de vigilancia en cero. Mientras que al de la red B se le asigna un valor igual a uno. Además, cualquier vector de codificación diferente, por parecido que sea al resto, debe ser detectado y debe a su vez activar una neurona de salida diferente en la red B. Luego, cada vez que se suministra una medida de entrenamiento, la red A activa un nodo y la red B, activa otro. El mapa que las une aprende a relacionar nodos activados.

De esta forma a cada nuevo nodo que se activa en la red se le asocia un nodo en la red B. Además, es entendido que los nodos B normalmente serán imagen de varios nodos A (cada categoría contiene varias medidas), mientras que cada una de las categorías creadas en A sólo tendrán una imagen en B (cada medida sólo puede pertenecer a una categoría). Cuando una nueva medida activa un nodo en A ya existente, se comprueba si la imagen de ese nodo asignada por el Mapfield coincide con el nodo que se ha activado en B paralelamente. En el caso de que no coincidan, se incrementa el valor del parámetro de vigilancia hasta que la neurona que se active en A tenga por imagen la neurona activada en B. Si no se encuentra se creará una nueva y el mapa le asignará como imagen el nodo B activado [4.9].

En conclusión, el valor de vigilancia de la red A sólo se incrementa, lo estrictamente necesario, para que la red A separe en nodos diferentes las medidas que deben estar clasificadas en diferentes categorías. Suponiendo un parámetro de aprendizaje igual a la unidad para ambas redes, se puede demostrar que este algoritmo aprende a clasificar correctamente el 100% de los vectores de entrenamiento. Además, ese aprendizaje es rápido y estable.

A continuación, en la Figura 4.2 se muestra el Diagrama de Bloques de una Red Fuzzy ARTMAP, donde es posible observar la presencia de las dos redes Fuzzy ART conectadas por el bloque de Mapfield. Asimismo, es claro notar la presencia de los vectores de entrada y salida: V y C, para las dos redes Fuzzy ART.

Seguidamente, se detalla el algoritmo correspondiente a la Red Fuzzy ARTMAP de forma esquemática.

- *Definición de ARTa*: Red fuzzy ART a la que llegan los vectores de entrada.
- *Definición de ARTb*: Red fuzzy ART a la que llegan los vectores de salida.
- *Definición de Mapfield*: Módulo de mapeo que relaciona nodos de salida de ARTa con nodos de salida de ARTb.

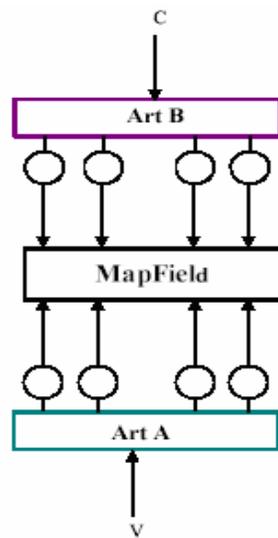


Figura 4.2: Diagrama de Bloques de la Red Fuzzy ARTMAP

- *Aplicación de Vectores de Entrada*: Suponiendo que el vector de entrada de cada medida es V , y el vector que codifica su clasificación correcta es C .
- *Aplicación de la Normalización*: Los vectores V y C se normalizan con codificación complementaria, pasando a ser denominados como vectores I y D respectivamente.
- *Definición de Pesos*: El vector de pesos de la categoría “ k ” de la red ARTa se denominará W_{ija} . El vector de pesos de la categoría j de la red B se denominará W_{ijb} . El mapfield tiene un solo vector de longitud igual al número de nodos activados en A.
- *Match tracking*: Originalmente, el parámetro de vigilancia de ARTa, “ ρ_a ” es un valor base. Si una medida activa un nodo “ J ” en ARTa cuya imagen a través del mapfield no coincide con la activación producida en ARTb, entonces el valor de vigilancia en ARTa

se incrementa según la ecuación 6, lo que forzará la activación de un nodo diferente en ARTa:

$$\rho_{\alpha} = \frac{|I \wedge W_j^A|}{|I|} \quad (6)$$

4.4.3.- Ventajas de la Red Fuzzy ARTMAP

La Red Fuzzy ARTMAP presenta múltiples ventajas que la hacen muy interesante para las aplicaciones con narices electrónicas [4.10]. Entre todas ellas destacaremos las siguientes:

- *Aprendizaje rápido* con muy poca carga computacional de las medidas que se presentan en el entrenamiento, lo que permite programar el algoritmo en dispositivos programables de bajo coste, aplicar validaciones cruzadas de orden 1 y probar con diferentes combinaciones de parámetros. Gracias a esta ventaja, en futuras investigaciones se podría implementar una nariz electrónica en forma portátil.
- *Aprendizaje con un conjunto reducido de medidas de entrenamiento*, algo muy interesante en cualquier aplicación experimental en la que sea costosa la obtención de conjuntos de medida extensos. La red presenta una habilidad particular para aprender rápidamente eventos singulares que aparecen muy pocas veces en el conjunto de entrenamiento. Por lo tanto, en dicho conjunto no es necesario que haya el mismo número de medidas de cada clase para que funcione correctamente el proceso de aprendizaje.
- *Aprendizaje continuo de nuevas características sin olvidar lo aprendido con anterioridad*, algo muy útil para adaptarse a derivas producidas por sensores.
- En comparación con otros tipos de redes neuronales, Fuzzy ARTMAP *determina automáticamente las neuronas de su capa oculta*. Además maximiza el poder de generalización aprendiendo al 100% el conjunto de entrenamiento.

- Una vez entrenada, es posible extraer reglas de clasificación a partir de los pesos obtenidos tras el periodo de entrenamiento, lo que puede dar a luz sobre los procesos internos y como influyen en la categorización de resultados.

Resumiendo, la Red Fuzzy ARTMAP es una red neuronal de clasificación con aprendizaje supervisado. En una fase del entrenamiento la red necesita que se le suministre un conjunto de medidas. Para ello, cada medida debe contener un vector de entrada, que detalla los parámetros medidos en cada experiencia. Asimismo, deberá de contar con un vector de salida que codificará la categoría que se le debe asignar. Posteriormente, en la fase de evaluación, sólo se le suministrará el vector de entrada y la red clasificará dicha medida siguiendo los criterios que ha aprendido en la fase de entrenamiento [4.9].

4.4.4.- Implementación de la Red Fuzzy ARTMAP

Se decidió implementar la red neuronal en el Software de Computación Científica Matlab, en su versión 7.0, a pesar de que existen variados paquetes de software comerciales que implementan algoritmos basados en Fuzzy ARTMAP, los cuales no cubren las necesidades de este trabajo.

Para ello se crearon diferentes funciones en ficheros de textos con la extensión “m”, los cuales fueron invocados por un fichero principal. A continuación se nombra los principales ficheros de textos implementados en Matlab.

- Fichero principal: Este llama a los ficheros tanto en la etapa de entrenamiento como en la de evaluación.
- Red Fuzzy Art: Con su fichero llamando *fart.m*, está programado modularmente y a su vez llama a los ficheros que realizan la función AND, Codificación complementaria y normalización de los datos.
- Red Fuzzy Art Map: Con su fichero *fartme.m*, encargado del entrenamiento de la red, que a su vez llama al fichero *fart.m* tanto para la ART A como para la ART B. En

tanto, el fichero *farmt.m*, está encargado de la etapa de evaluación de la red neuronal. Estos ficheros trabajan conjuntamente desde el fichero principal, ya que mientras una entrena, el otro evalúa la red, esto se realiza con el método de validación cruzada que se explica a continuación.

4.5.- Validación Cruzada

Para comprobar si la red neuronal planteada generaliza bien en situaciones no vistas durante el entrenamiento, se hace uso de una técnica de evaluación.

Existen diferentes técnicas de evaluación, entre las más comunes e importantes podemos destacar:

- Entrenamiento-test: dos conjuntos separados.
- Hold-out: 66% ejemplos para entrenar, 33% para test.
- Cross-Validation: se generan distintos conjuntos de entrenamiento test.
- Leave-one-out: se entrenan con todos los ejemplos menos uno y luego se evalúa sobre ese ejemplo.

Para este trabajo se optó por la técnica de validación cruzada de orden uno o también denominado Leave-One-Out, debido a que esta validación es muy conveniente en casos donde el conjunto de datos experimental no contiene suficientes medidas.

La técnica de Validación Cruzada nos permite estimar el funcionamiento de la red de la clasificación. Este proceso consiste en la validación con M medidas, generando N formas de evaluación (una para cada medida). En cada iteración, una medida es retirada del conjunto, mientras que las restantes entrenan la red. Luego, la medida no utilizada para el entrenamiento, se clasifica utilizando la red ya entrenada. Esto se repite N veces (una para cada medida) y el resultado es el promedio de todo el proceso iterativo, es decir el número de aciertos y fracasos que tuvo la red.

Además, con esta técnica de validación se evalúa la aproximación utilizada y no una red concreta, ya que de hecho, se crean y se evalúan N redes usando el mismo procedimiento. Otra ventaja es que la medida dejada fuera para la evaluación no interviene para nada en el proceso de entrenamiento, así que no hay riesgo de conseguir resultados poco realistas debido a un sobre-entrenamiento en los datos. A continuación en la Figura 4.3 se muestra un diagrama de bloques correspondiente a la forma de utilización de la técnica denominada Validación Cruzada.

4.6.- Pre Procesamiento de Datos:

4.6.1.- Introducción

Se denomina Pre-Procesamiento al paso previo a la aplicación de los algoritmos de reconocimiento de patrones. En esta fase se extrae la información más importante que nos brinda los sensores. En un primer paso se extraen los parámetros que nos brinda mayor información de los sensores, luego se acondicionan los resultados en función de los algoritmos de procesamiento. Finalmente se aplica un algoritmo de selección de variables, con el fin de eliminar aquellas que sólo aportan ruidos o simplemente redundan. Esta etapa es de suma importancia para el funcionamiento de la nariz electrónica.

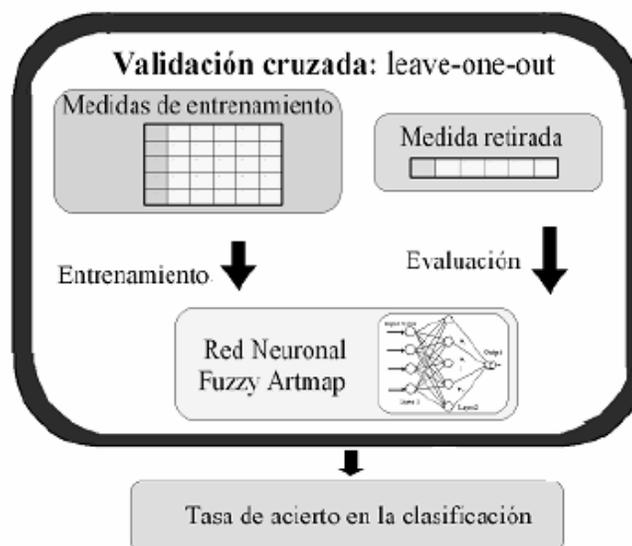


Figura 4.3: Diagrama de Bloques de la Validación Cruzada de Orden Uno

En la etapa de pre-procesamiento se puede distinguir tres etapas: Extracción de parámetros, normalización de datos y selección de variables. En la Figura 4.4 podemos observar el recorrido que siguen los datos, desde la extracción en los sensores hasta su respectiva clasificación.

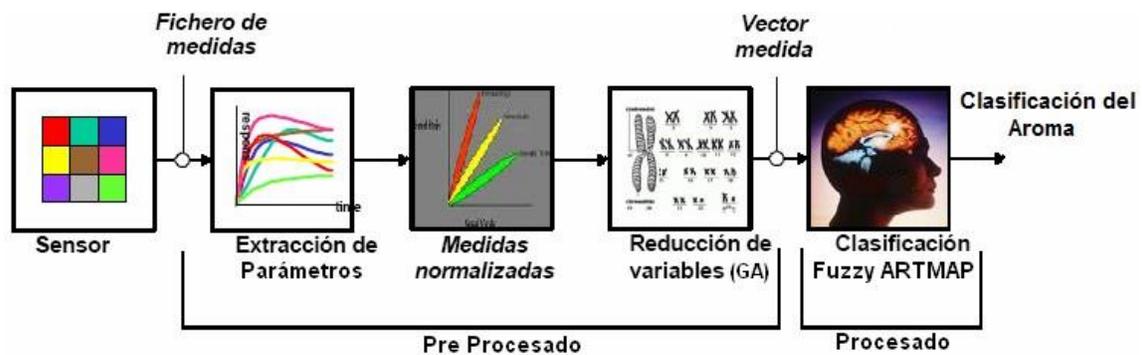


Figura 4.4: Proceso del tratamiento de los datos

Antes de continuar con este capítulo es necesario tener en claro ciertos conceptos:

Parámetros: Información extraída de los sensores. Pueden ser estáticos o dinámicos.

Variabes: Cada uno de los componentes de las medidas realizadas. Es dado por la cantidad de sensores multiplicado por los parámetros extraídos.

Medidas: Proceso en el cual los sensores nos brindan su información de cada una de las muestras.

4.6.2.- Extracción de Parámetros

Los sensores de estaño basan su funcionamiento en el cambio de conductividad que experimenta su capa activa ante la presencia de gases. De esta manera, es posible extraer de

estos sensores diversos parámetros, tales como: valores de conductancia inicial, máxima, final y sus normalizaciones. Los cuales corresponden a parámetros del tipo estáticos.

Asimismo, también es posible extraer otros tipos de parámetros, denominados dinámicos. Estos parámetros consisten en la modulación de concentración. En [4.11] se demuestra como la utilización de parámetros asociados a la respuesta transitoria a un aumento brusco de concentración, incrementa notablemente el poder de resolución ante diferentes gases de los sensores de óxido de estaño. Esto es debido a que el tiempo de respuesta del sensor es característico a cada gas o mezcla gaseosa, cuya concentración se modula tal como se indica en la referencia [4.12]. Asimismo, este método es aplicado en la referencia [4.13].

De esta operación de modulación, el parámetro que más se utiliza es el tiempo de subida, medido como el tiempo que tarda el sensor en recorrer un determinado porcentaje del incremento de conductancia (tiempo total a G_{max} , 10 al 90 % de ΔG , 30 al 60% de ΔG). En este prototipo de nariz electrónica, la concentración de volátiles alcanza de forma rápida la cámara de sensores. Además cabe mencionar que en este tipo de modulación la llegada de volátiles de nuestras muestras, es un fenómeno rápido en comparación con la inercia de los sensores.

En la Figura 4.5 se muestra la respuesta típica de un sensor TGS y la extracción de los principales parámetros a utilizar. A continuación se detallan estos parámetros:

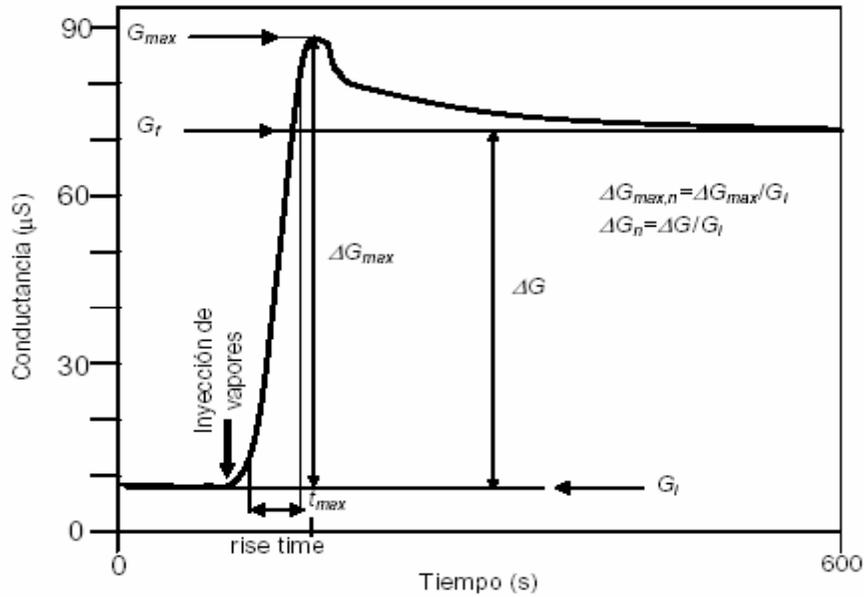


Figura 4.5: Respuesta típica de un Sensor TGS

- Conductancia inicial o baseline (G_i). Conductancia de un sensor ante la presencia de aire.
- Conductancia final (G_f). Conductancia del sensor al final del periodo de adquisición (600 segundos).
- Incremento de conductancia: $\Delta G = G_f - G_i$.
- Incremento de conductancia normalizada: ΔG_n
- Máxima conductancia (G_{max}), Valor máximo de la conductancia de los sensores (Ver Figura 5.1).
- Máximo incremento de conductancia: $\Delta G_{max} = G_{max} - G_i$
- Máximo incremento de conductancia normalizada: ΔG_{max_n}
- Tiempo en el cual se alcanza la máxima conductancia (t_{max})
- Tiempo de subida de la conductancia causado por la inyección de compuestos volátiles, definido entre 10% y 90% del máximo cambio de conductancia, t_{10-90}
- Tiempo de subida de la conductancia causado por la inyección de compuestos volátiles, definido entre 30% y 60% del máximo cambio de conductancia, t_{30-60} .

Estos 10 parámetros se extraen de la respuesta de cada sensor, y debido a que la matriz esta conformada por 06 sensores. Cada medida se describe con un total de 60 variables. Estos parámetros se agrupan de 06 en 06 hasta obtener las 60 variables, colocando el G_i , G_f , ΔG , ΔG_n , G_{max} , ΔG_{max} , ΔG_{max_n} , t_{max} , t_{10-90} , t_{30-60} , todos ellos respetando el orden de los sensores que es el siguiente: TGS 822, TGS 880, TGS 821, TGS 813 ,TGS 842, TGS 2610.

De esta manera, la nueva matriz de datos está conformada por 12 filas (medidas) y 60 columnas (variables).

4.6.3.- Normalización de Datos

Una vez que se han extraído los parámetros de los sensores, es necesario escalarlos para que puedan ser utilizados por los algoritmos de reconocimiento de patrones. Existen diversos tipos de escalado: lineales, logarítmicos, de variables o de medidas. En este trabajo se ha considerado un solo tipo de escalado ya que así lo requiere la red neuronal. Es importante mencionar las “m” medidas que se resume en una matriz de “m” filas por “n” columnas, donde cada fila “m” describe una medida a través de “n” parámetros o variables (una por cada columna).

- Escalado por Valor Máximo:

Este método divide cada columna por el valor máximo de cada una de las variables. De esta manera la matriz de experimentos esta escalado entre los valores de 0 y 1. Este tipo de escalamiento fue escogido, debido a que las redes neuronales Fuzzy Art Map trabajan con vectores de lógica difusa, en la cual los valores deben estar comprendidos entre 0 y 1.

4.6.4.- Selección de Variables

4.6.4.1.- Introducción

En todo sistema una operación de censado otorga grandes cantidades de medidas, las cuales pueden contribuir a un correcto o incorrecto funcionamiento del sistema. Como es de saber,

la nariz electrónica representa a un sistema y en tal sentido no existe ninguna garantía que aumentando el número de variables obtengamos mejores resultados.

Asimismo, es de conocimiento que algunas medidas brindan una información muy útil pero otras sólo proporcionan ruido o simplemente redundan en nuestro sistema, lo que trae como consecuencia un mayor tiempo computacional y mayores costes. Es decir, con una exhaustiva y minuciosa selección de variables nosotros podemos disminuir la cantidad de medidas así como de sensores. Si tenemos en cuenta que, además, de cada sensor se pueden extraer varios parámetros (estáticos y dinámicos) podemos encontrarnos en una situación en la que incluso haya más variables que medidas.

Por esta razón es necesario seleccionar las variables que serán utilizadas por los diferentes algoritmos de reconocimiento de patrones. Utilizando un criterio de selección de variables, así la dimensionalidad de los datos puede reducirse sin perder información. Por lo tanto, resulta útil y al mismo tiempo es posible lograr una minimización del ruido en la información compuesta. En definitiva, para estar seguro de que los resultados obtenidos sean buenos, se hace necesario seleccionar cuidadosamente las variables que se utilizarán junto a los algoritmos de reconocimiento de patrones que se deseen aplicar. La meta de la selección de variables es encontrar un subconjunto "óptimo" de variables que minimice la pérdida de información y maximice la reducción de ruido [4.9].

En todo procedimiento de selección de variables, su funcionamiento se basa en dos aspectos fundamentales: un criterio de selección y un procedimiento de búsqueda.

Con suerte, la selección se consigue investigando todos los posibles subconjuntos de las variables que se utilizan. Sin embargo, esto es impráctico, ya que por lo general implica investigar una cantidad casi infinita de combinaciones que requeriría un tiempo de cálculo inasumible en la mayoría de aplicaciones. Además, si el modelo escogido fuera no-lineal, por ejemplo una red neuronal artificial (ANN), los requisitos computacionales serían inabordables. Por lo tanto, el objetivo es encontrar un criterio de selección simplificado y un procedimiento de búsqueda que proporcione resultados cercanos al óptimo global [4.9].

Una vez aplicado el método, el conjunto de variables seleccionado será utilizado como nuevas entradas de nuestro sistema de reconocimiento de patrones.

Con el propósito de evitar esta explosión exponencial de búsqueda exhaustiva, se han desarrollado diferentes métodos que exploran el espacio de las variables de una manera más eficaz.

Las podemos agrupar en tres categorías: exponenciales, secuenciales (o deterministas), y aleatorias (o estocásticas).

Las técnicas exponenciales realizan una búsqueda cuya complejidad crece exponencialmente con el número de variables.

Los algoritmos de búsqueda secuenciales siguen estrategias que reducen el número de estados que se analizan durante la búsqueda, aplicando la búsqueda local. Los métodos más comunes son el forward selection (SFS) y el backward selection (SBS). Pero éstos tienden a quedarse atrapados en soluciones sub-óptimas.

Por su parte, los algoritmos de búsqueda aleatorios intentan superar el costo computacional de los métodos exponenciales. Estos permiten realizar búsquedas locales alrededor de soluciones prometedoras pero poseen la componente de aleatoriedad que les permite explorar otras soluciones en el espacio de búsqueda y no quedarse atrapados en soluciones sub-óptimas. Esta técnica incluye a los algoritmos genéticos (GA), los cuales serán usados en el presente trabajo de tesis.

4.6.4.2.- Algoritmos Genéticos

Los algoritmos genéticos son procesos de búsqueda basados en los principios de la selección y la evolución natural [4.5]. Estos algoritmos codifican las posibles soluciones en forma de cadenas binarias, llamadas cromosomas (o individuos). De esta manera, a un conjunto de individuos se lo conoce como población y representan un conjunto de soluciones posibles al problema.

Mediante la aplicación de un conjunto de operadores genéticos sobre la población, se va refinando gradualmente la solución hasta alcanzar un resultado que cumpla con las condiciones requeridas.

En el problema de la selección de variables, cada posible combinación es codificada con una cadena binaria tan larga como parámetros se consideren, para encontrar la combinación óptima de variables.

La búsqueda se inicia con una población aleatoria de posibles soluciones. Por ejemplo: [3 , 8 , 31 , 34 , 35 , 36 , 37 , 39].

En dicha cadena, cada variable tiene asignada una posición o bit, de manera que una posible solución vendrá descrita por una sucesión de unos y ceros indicando la presencia (con un 1) o la ausencia (con un cero) de cada una de las variables en esa combinación particular.

En este tipo de algoritmos, cada miembro de la población, que representa una posible solución, es verificado con algún criterio objetivo, de manera que cada uno de los miembros de la población se valora en función de su “fitness” (valor del criterio). A continuación se nombran las etapas principales de un algoritmo genético.

a) Selección

El operador de selección es el encargado de decidir cuales individuos contribuirán en la formación de la próxima generación de individuos, mientras que las soluciones de peor “fitness” desaparecen en las sucesivas generaciones.

Con el fitness, se logra calcular la probabilidad de selección acumulada, e inmediatamente se generan números aleatorios entre cero y uno. Este método es conocido como selección por ruleta.

La Figura 4.6 muestra que las chances de selección son proporcionales a la aptitud. Este mecanismo simula el proceso de selección natural, mediante el cual sólo los individuos más adaptados al ambiente se reproducen.

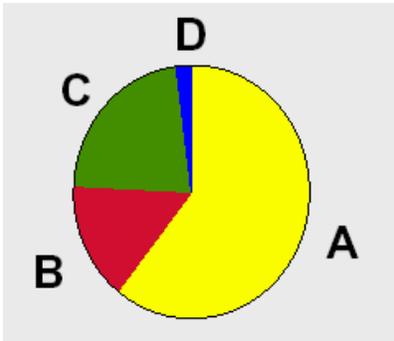


Figura 4.6: Selección

b) Cruzamiento

También llamado Crossover, este operador recombina el material genético. Se toman aleatoriamente dos individuos que hayan sobrevivido al proceso de selección y se recombina su material genético creando uno o más descendientes, que pasan a la siguiente población. Este operador se aplica tantas veces como sea necesario para formar la nueva población

En este trabajo el cruzamiento se realizó tomando aleatoriamente un punto de cruce. Luego, a un hijo se le asignan todos los genes del padre ubicados a la izquierda del punto de cruce, y todos los genes de la madre ubicados a la derecha del punto de cruce. El segundo hijo es el complemento del primero. Esta técnica es conocida como Cruzamiento Simple. La Figura 4.7 muestra un ejemplo de cruzamiento simple en el cual se toma como punto de cruce (que es escogido aleatoriamente) el primero de ellos.

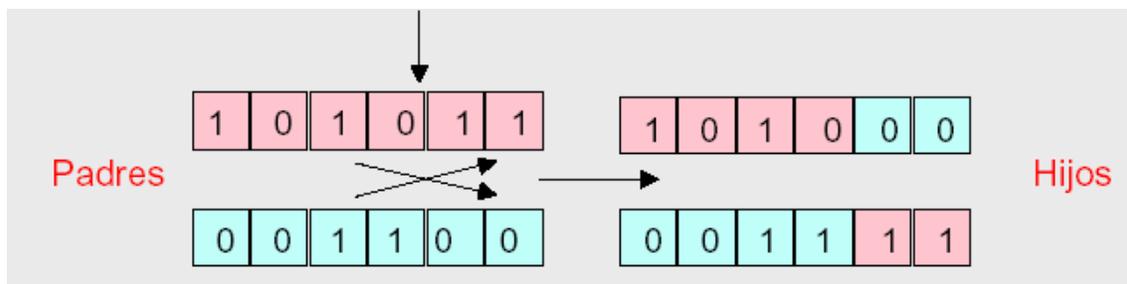


Figura 4.7: Operador Cruzamiento

c) Mutación

Este operador tiene como función invertir un gen de manera aleatoria. En general, este operador actúa con muy baja probabilidad. Cuando se invierte o se modifican algunos genes del cromosoma, posibilita la búsqueda de soluciones alternativas evitando caer en soluciones sub-óptimas. La Figura 4.8 muestra un ejemplo de cómo se realiza el cambio aleatorio de uno de los genes de un cromosoma conformado por unos y ceros.

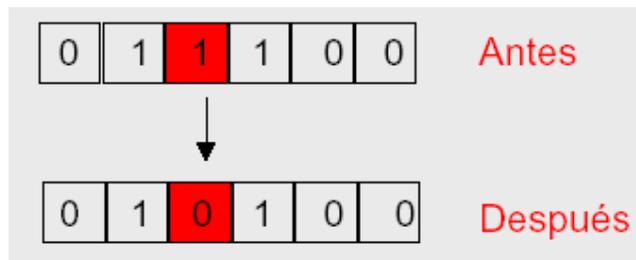


Figura 4.8: Operador Mutación

Una vez finalizado el proceso de Selección, Cruzamiento y Mutación, se obtiene la siguiente generación del algoritmo, lo cual será evaluada, repitiéndose el ciclo descrito previamente. Tras cada iteración, la calidad de la solución generalmente va incrementándose, y los individuos representan mejores soluciones al problema. En la Figura 4.9 se muestra el ciclo del Algoritmo Genético.

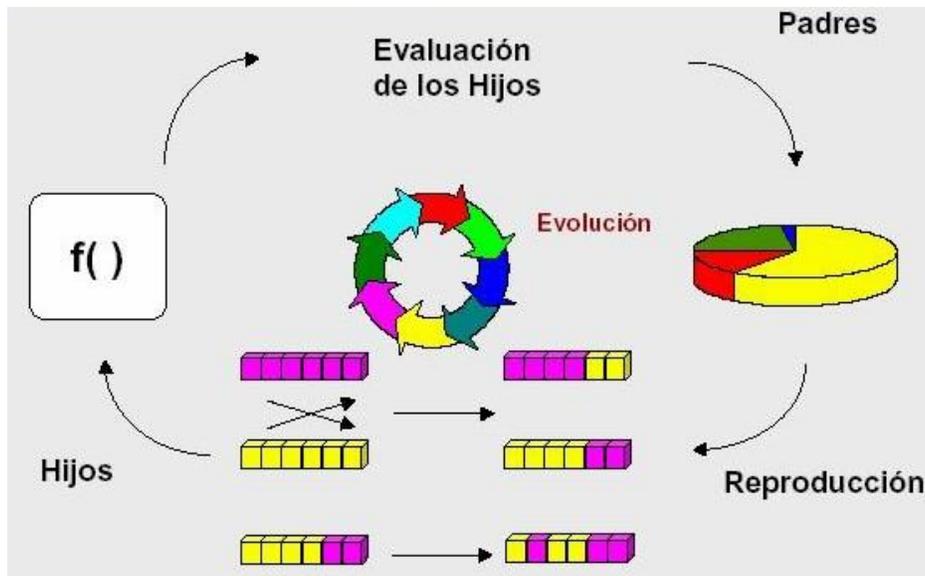


Figura 4.9: Ciclo del Algoritmo Genético

El algoritmo genético mantiene las iteraciones hasta que iguala o supera el “fitness” establecido como meta, o hasta que existe una convergencia en la población de manera que un determinado porcentaje de sus miembros acaben siendo idénticos.

4.6.4.3.- Implementación del Algoritmo Genético

En este trabajo el algoritmo genético se acopló a la red Fuzzy ARTMAP utilizando la técnica de validación cruzada de Orden 1 para estimar su funcionamiento.

El mecanismo es el mismo del descrito en validación cruzada, entrenando la red e introduciendo cada uno de los cromosomas generados aleatoriamente de la población inicial que representan una combinación de parámetros [3, 8, 31, 34,35, 36,3 7,39] .Con esta combinación, la red neuronal es entrenada y validada con la técnica de validación cruzada de orden uno, obteniendo el número de aciertos y el valor de la matriz de pesos W_{ija} de la red.

De esta manera se evaluarán todos los cromosomas de la población. Luego los individuos serán seleccionados bajo los siguientes criterios:

- Se seleccionarán a los individuos que mayor número de aciertos posean, pero si dos o más individuos poseen el mismo número de aciertos se seleccionarán aquellos que tengan menor valor de la matriz de pesos W_{ija} (segundo criterio de selección).
- Este segundo criterio de selección consiste en observar los pesos que se crean dentro de la red y fijarlos en el parámetro interno W_{ija} (vector de pesos de la red Fuzzy art).

Dicho parámetro, nos dará un número mayor o menor dependiendo de la dificultad con la que se ha encontrado la red para obtener una respuesta a esa entrada. Así, parece lógico que si dos variables tienen el mismo número de aciertos, pero diferentes W_{ijas} , se pueda discriminar y encontrar un ganador. Para hallar el valor de la W_{ija} simplemente sumamos todas sus filas creando un vector, luego se suman los elementos del vector, de esta manera se obtiene el valor numérico. En este caso, a menor valor de W_{ija} (menor valor numérico), menos le ha costado a la red encontrar obtener una respuesta a esa entrada. Bajo estos criterios serán seleccionados los individuos mejores adaptados, a los cuales se le aplicarán los operadores genéticos anteriormente descritos hasta obtener los resultados deseados. En la figura 4.10 se puede observar de manera gráfica el acoplamiento del Algoritmo Genético y la Red Fuzzy ARTMAP, para obtener las mejores variables con los criterios ya establecidos.

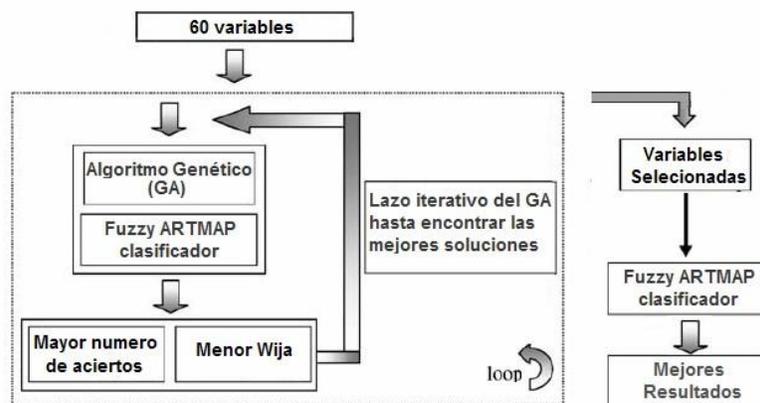


Figura 4.10: Diagrama de implementación del Algoritmo Genético

Capítulo 5

MEDICIONES Y RESULTADOS

5.1.- Introducción

Para evaluar la eficacia de la nariz electrónica diseñada, se determinarán las “huellas aromáticas” que no vienen hacer otra cosa que el conjunto de características de voltaje obtenidas para cada una de las diferentes muestras o productos utilizados en nuestro estudio:

- a) Alcohol
- b) Cerveza
- c) Jugo de naranja
- d) Vino

Es en este capítulo, se presentarán las respectivas medidas obtenidas, para luego mostrar los resultados conseguidos con los algoritmos computacionales planteados en el capítulo anterior.

Respecto a los resultados, en primer lugar se mostrarán sin hacer uso de la operación de selección de variables, y posteriormente, en segundo lugar, se mostrarán los resultados con la operación de selección de variables haciendo uso de los Algoritmos Genéticos (GA), y su posterior clasificación con la Red Neuronal Fuzzy ARTMAP.

5.2.- Mediciones Obtenidas

Tal como fue descrito en el capítulo anterior, la nariz electrónica diseñada consta de 06 sensores, en donde las variables temperatura y humedad se mantienen en condiciones ambientales.

5.2.1.- Procedimiento en la Toma de Medidas

En total se realizaron 12 medidas, es decir 03 medidas diferentes por cada muestra o producto mencionado en la sección 5.1.

Para el análisis de cada medida, se optó por almacenar dicha información en un archivo digital correspondiente a Excel, lo cual daba origen a una matriz de medidas con 600 filas y 06 columnas. Donde cada fila corresponde a los 600 segundos durante el cual, la tarjeta de adquisición de datos capturó las señales de voltaje de cada uno de las resistencias de carga de los 06 sensores utilizados. Por otro lado, las 06 columnas corresponden a las medidas de cada uno de los sensores empleados. Estas señales de voltajes fueron transformadas primero a resistencia, por la fórmula que nos brinda la hoja técnica de los sensores y luego fueron transformadas a conductancia para una mejor comprensión. En la Figura 5.1 se puede ver la leyenda de las siguientes gráficas, que corresponden a cada uno de los sensores utilizados.

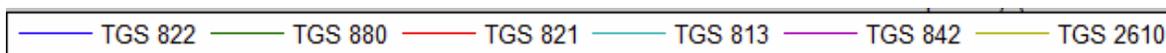


Figura 5.1: Leyenda de las Gráficas

En la Figura 5.2 se puede observar las respuestas, que nos brinda los sensores (incremento de resistencia) para la muestra de vino.

Luego, en la Figura 5.3 se observa las respuestas, que nos brinda los sensores (incremento de resistencia) para la muestra de jugo de naranja.

Asimismo, en la Figura 5.4 se observa las respuestas, que nos brinda los sensores (incremento de resistencia) para la muestra de cerveza.

Finalmente, en la Figura 5.5 se observa las respuestas, que nos brinda los sensores (incremento de resistencia) para la muestra de alcohol.

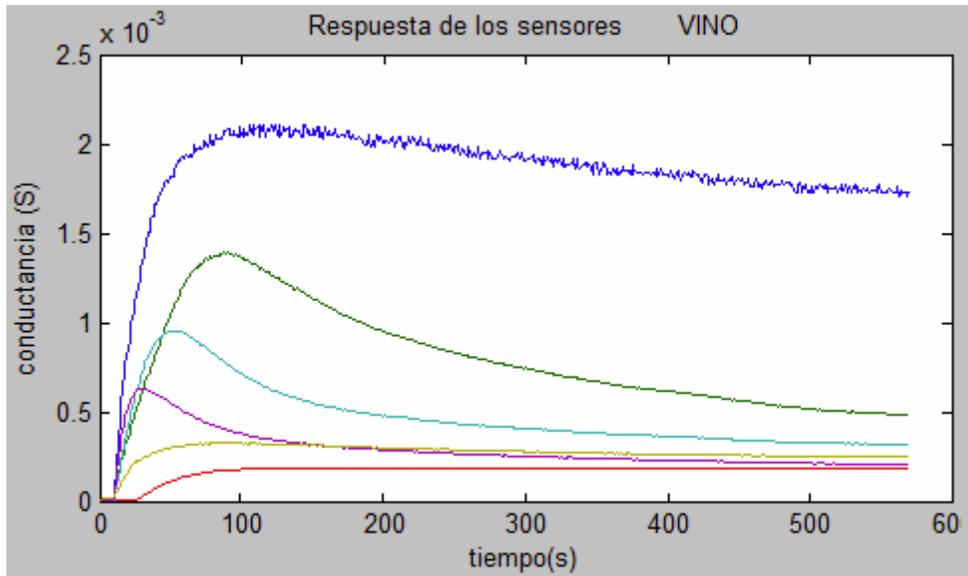


Figura 5.2: Respuesta de los sensores en Valores de Conductancia para el Vino

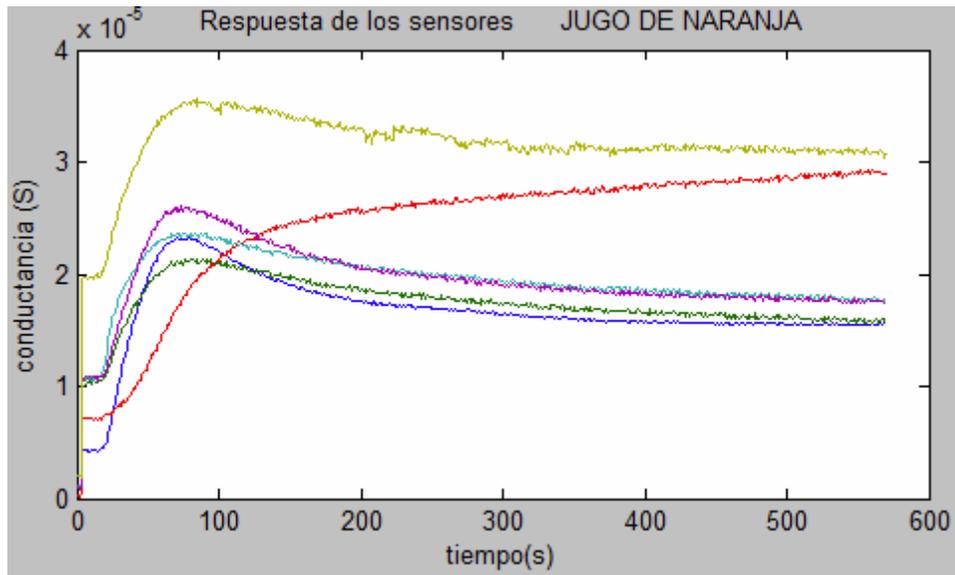


Figura 5.3: Respuesta de los sensores en Valores de Conductancia para el Jugo de Naranja

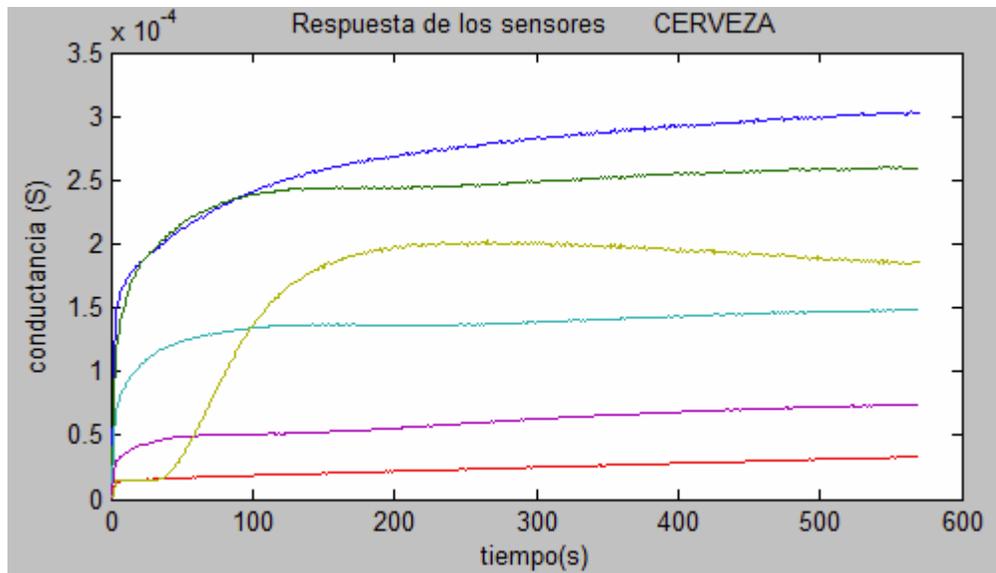


Figura 5.4: Respuesta de los sensores en Valores de Conductancia para la Cerveza

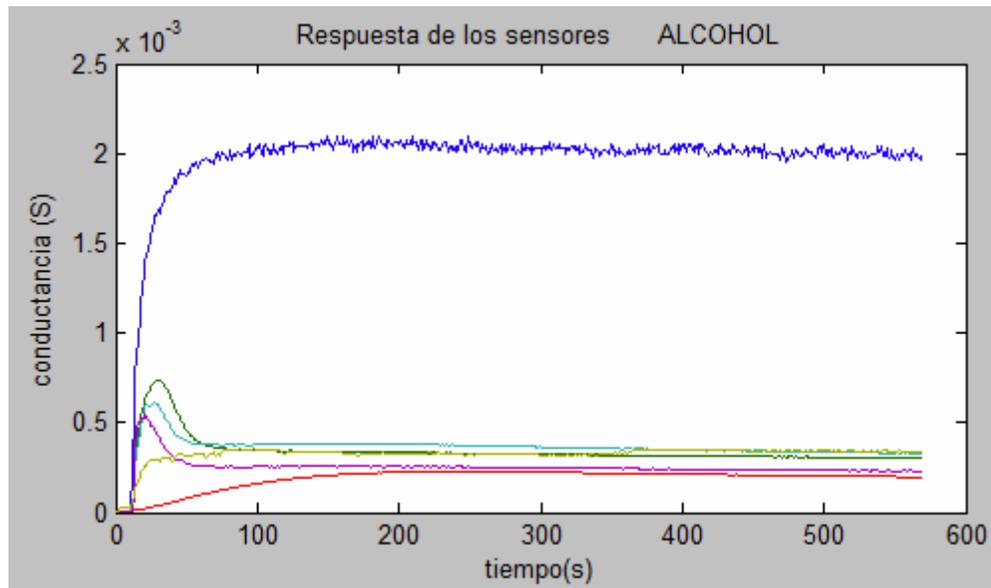


Figura 5.5: Respuesta de los sensores en Valores de Conductancia para el Alcohol

Como podemos observar, en las cuatro figuras anteriores, de las 600 muestras obtenidas se optó por trabajar sólo con las primeras 580 muestras, esto no afecta en nada nuestro trabajo, porque son señales ya estabilizadas. Posteriormente, se procedió a extraer los parámetros de cada uno de los sensores y sus respectivas normalizaciones, tal como se describió en el capítulo anterior.

5.2.2.- Software Utilizado

El Software que se utilizó fue el MATLAB en la Versión 7.0, para la programación de los diferentes algoritmos utilizados en el presente trabajo. A pesar de que el MATLAB posee el toolbox de Redes Fuzzy ARTMAP y Algoritmos Genéticos, resultan ser de carácter muy general para nuestros propósitos, es por este motivo que se decidió implementar cada uno de los algoritmos en ficheros de texto con extensión M.

5.3.- Resultados Obtenidos

En esta última sección se muestran todos los resultados conseguidos, gracias a los cuales es posible determinar la viabilidad de nuestro sistema para poder cumplir con los objetivos expuestos al inicio.

En primer lugar, se aplicaron los algoritmos de redes de aprendizaje *FUZZY ARTMAP* (método supervisado), con todos los parámetros extraídos de los sensores (60 parámetros en total). De esta manera, es posible observar el grado de clasificación que tiene nuestra red neuronal.

En segundo lugar, se aplica una selección de variables utilizando los **ALGORITMOS GENETICOS**, para luego volver a aplicar las redes de aprendizaje *FUZZY ARTMAP* y comparar tales resultados.

5.3.1.- Resultados con la Red Fuzzy ARTMAP

Mediante la aplicación de este tipo de red neuronal supervisada se demuestra la viabilidad del sistema de nariz electrónica en la discriminación de las mezclas orgánicas utilizadas en nuestro trabajo.

Además, este trabajo tiene como finalidad contar con algoritmos de clasificación de olores y selección de variables de manera óptima, para futuras aplicaciones e investigaciones.

5.3.1.1.- Fuzzy ARTMAP del Conjunto Experimental

A continuación se analiza todo el conjunto de datos experimentales, es decir, un total de 12 medidas, aplicando la topología de red neuronal Fuzzy ARTMAP.

El método de entrenamiento y evaluación que se ha aplicado lleva por nombre: leave one out, el cual fue explicado en el capítulo anterior

5.3.1.2.- Resultados Obtenidos

Tal como se observa en la Tabla 5.1, se tiene un total de 12 medidas de donde 03 pertenecen a cada mezcla orgánica, teniendo el siguiente orden: 03 medidas de alcohol, 03 medidas de jugo de naranja, 03 medidas de cerveza y 03 medidas de vino, generando un total de 04 grupos de categorías. La Columna Grupo nos indica como clasifica la red Fuzzy ARTMAP, y la Columna Ideal nos dice cual es la clase que debe corresponder. Al tratarse de una red supervisada es necesario utilizar la variable “target”, que corresponde, a las cuatro últimas columnas que corresponden a los valores de las cuatro columnas del “target” y a la vez nos indica a que grupo pertenece (1000 ☹ alcohol, 0100 ☹ jugo de naranja, 0010 ☹ cerveza y 0001 ☹ vino).

Además, es importante mencionar que el valor numérico de la matriz W_{ija} es:

$$W_{ija} = 474.4247$$

Este parámetro será de suma importancia en la selección de variables.

Muestra	Medida	Grupo	Ideal	Targ1	Targ2	Targ3	Targ4
Alcohol	1	1	1	1	0	0	0
Alcohol	2	1	1	1	0	0	0
Alcohol	3	1	1	1	0	0	0
Jugo de Naranja	4	2	2	0	1	0	0
Jugo de Naranja	5	2	2	0	1	0	0
Jugo de Naranja	6	2	2	0	1	0	0
Cerveza	7	3	3	0	0	1	0
Cerveza	8	3	3	0	0	1	0
Cerveza	9	3	3	0	0	1	0
Vino	10	4	4	0	0	0	1
Vino	11	4	4	0	0	0	1
Vino	12	4	4	0	0	0	1

Tabla 5.1: Resultado de la Red Fuzzy ARTMAP

5.3.1.3.- Discusión de los Resultados

Como se puede apreciar en la tabla de la página anterior la red nos dice correctamente a que grupo pertenecen todas las medidas, ya que no nos asigna una categoría diferente a cada una de las medidas. La red Fuzzy Artmap presenta 12 aciertos en 12 muestras, lo que equivale a un 100 % de clasificación.

En general se puede afirmar que los diferencia muy bien entre las diferentes mezclas orgánicas utilizadas.

5.3.2.- Selección de variables con AG

Hasta el momento se han utilizado los 60 variables obtenidos de los sensores (10 por cada uno), pero en esta parte de este trabajo se seleccionan aquellas variables que nos brinda una clasificación más eficaz, discriminando todas aquellas variables que muchas veces sólo aportan ruido o simplemente redundan en el análisis de clasificación.

Para realizar la selección de variables se hace uso de los Algoritmos Genéticos (GA).

Esta selección de variables es de suma importancia, ya que gracias a este análisis podemos disminuir costos, tiempos computacionales y obtener mejores resultados.

Posteriormente, se describirán los parámetros utilizados para los GA y finalmente la discusión de sus resultados obtenidos.

5.3.2.1.- Algoritmo Genético del Conjunto Experimental

El Algoritmo Genético es acoplado a la red Fuzzy ARTMAP, donde la principal tarea de la red es determinar el fitness que se aplicará en la selección de los cromosomas de cada generación. En la Tabla 5.2 se puede visualizar los parámetros del algoritmo genético.

Parámetros del Algoritmo Genético	Valor
Número de miembros de la población	200
Número máximo de generaciones	100
Probabilidad de mutación	0.003
Promedio de criterio de convergencia	70%
Tipo de combinación (crossover)	Simple
Tasa de Crossover	0,65

Tabla 5.2: Parámetros del GA

Tal como se mencionó en el capítulo anterior, el fitness seleccionado fue el mayor número de aciertos y a la vez el menor valor numérico de la matriz W_{ija} , con el método de validación cruzada, aplicado al conjunto de las 12 muestras. Los Algoritmos Genéticos nos brindan una variedad de soluciones debido al procesamiento en paralelo que realizan.

Debido a que es un algoritmo estocástico las respuestas no siempre serán las mismas, por ese motivo se probaron varias veces los Algoritmos Genéticos teniendo como respuestas los siguientes valores, los cuales son mostrados en la Tabla 5.3

Ranking	Variable	Valor W_{ija}	Tipo
1	58	5.7	T_30_60
2	53	6.9	T_10_90
3	44	6.9	Tmax
4	19	8.6	ΔG_n

Tabla 5.3: Datos obtenidos por los GA

Como se puede observar en la Tabla 5.3, se han colocado los 4 valores que tuvieron mayor repetición después de aplicar varias veces los Algoritmos Genéticos teniendo como promedio 52 generaciones. El valor con menor valor de la matriz W_{ija} fue del Tiempo de Subida de la Conductancia, definido entre 30% y 60% del máximo cambio de conductancia, como se observa los datos dinámicos de los sensores nos brindan mucha información. De los 04 datos obtenidos, los tres primeros corresponden a los tiempos de subida de la conductancia y el último corresponde al incremento de conductancia normalizada.

En términos generales, los Algoritmos Genético realizaron una reducción de variables al 98.33% lo cual es un resultado espectacular, de este resultado se concluye que tan solo con un sensor y utilizando un solo parámetro (Tabla 5.3) se puede discriminar los cuatro elementos de nuestro estudio, aquí se demuestra la importancia de realizar una buena selección de variables.

En la Figura 5.6 se muestra de forma didáctica, como esta ubicada la población inicial (que es generada aleatoriamente), en donde la coordenada [1,0] corresponde a la ubicación que un individuo puede tener, con el peor fitness. Es decir, menor cantidad de aciertos en la validación de la red neuronal, y el mayor valor que pueda tener la matriz de peso W_{ija} . Mientras que la coordenada [0,1] es la ubicación que podría tener un individuo con el mejor fitness con la mayor cantidad de aciertos en la validación de la red neuronal y menor valor que pueda tener la matriz de peso W_{ija} .

Asimismo, en la Figura 5.6, se observa como los puntos rojos representan los 200 individuos generados aleatoriamente (se aprecian menos puntos pero están superpuestos unos sobre otros).

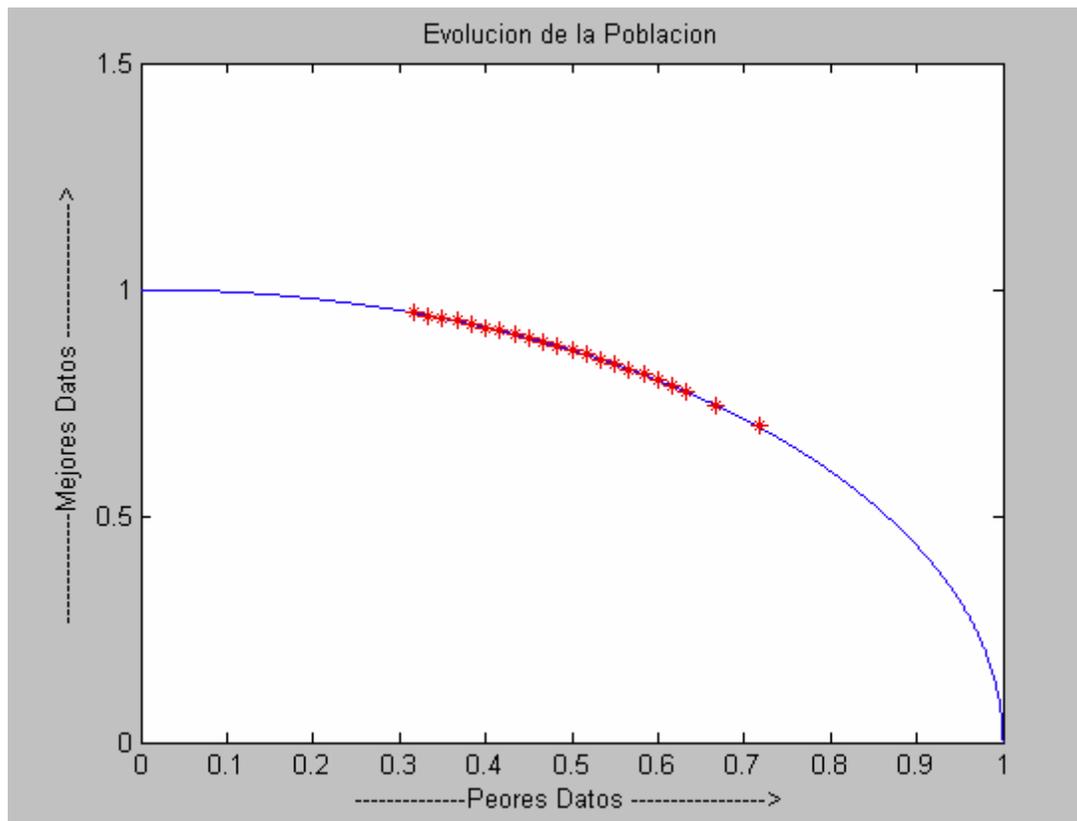


Figura 5.6: Población inicial

Por otro lado, en la Figura 5.7 se puede observar como los 200 individuos (puntos rojos) están mas cerca de la coordenada [0,1], lo que quiere decir que nuestra población inicial evoluciona hasta las respuestas más óptimas. Es lógico saber que allí están los 200 individuos superpuestos unos sobre otros en dicha grafica.

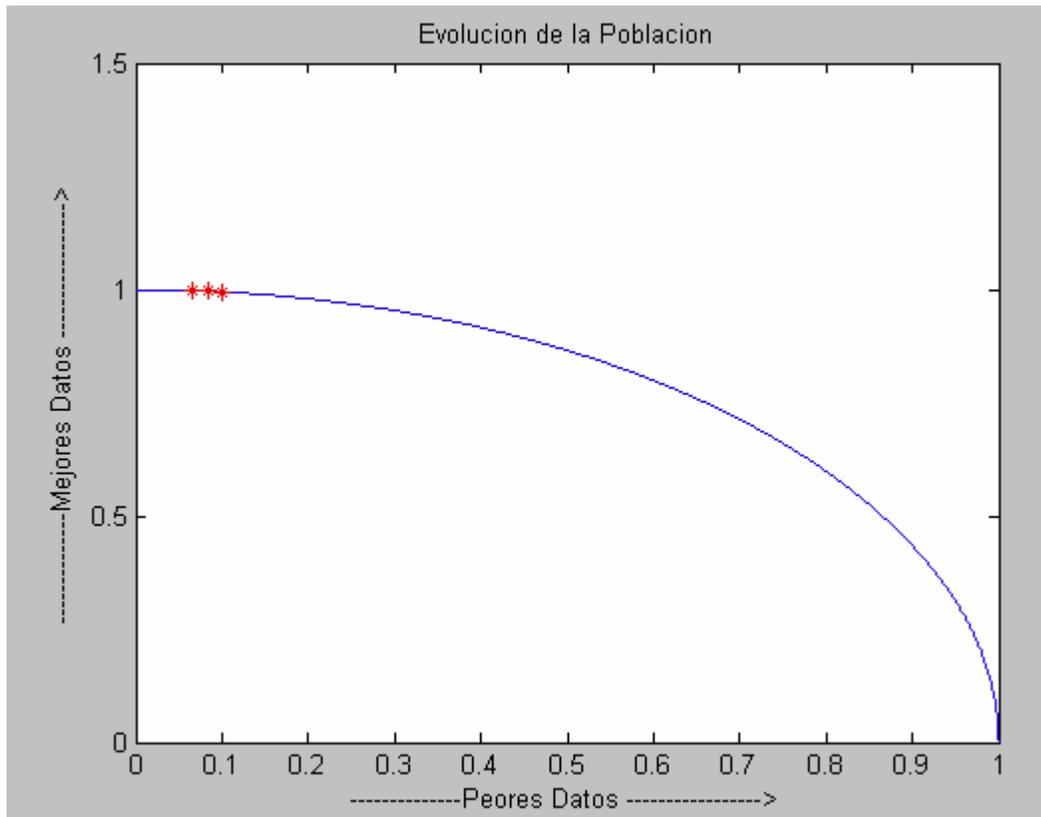


Figura 5.7: Población Después de las 52 Generaciones

Asimismo, en la Figura 5.8, se hace el seguimiento al individuo con mejor fitness en cada generación, así de esta manera se puede apreciar como en cada generación este individuo va disminuyendo el valor de la matriz de pesos W_{ija} , al final de las 52 generaciones resulta ser el individuo mejor adaptado y que será seleccionado para la clasificación con la red neuronal

Posteriormente, en la Figura 5.9 se observa el seguimiento al mejor individuo de cada generación pero en función de la cantidad de variables. Como se observa, a medida que aumentan las generaciones la cantidad de variables van disminuyendo. Cabe recordar que la disminución de las variables está en función de la mayor cantidad de aciertos en la validación de la red neuronal y en el menor valor posible que pudiera tener la matriz de pesos W_{ija} .

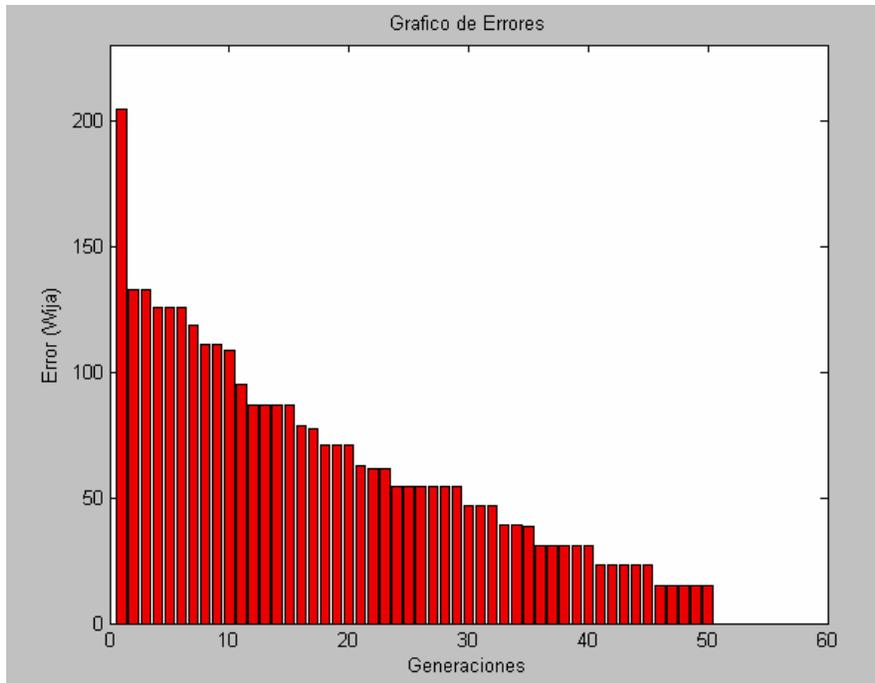


Figura 5.8: Disminución del Valor de la Matriz de Pesos W_{ija}

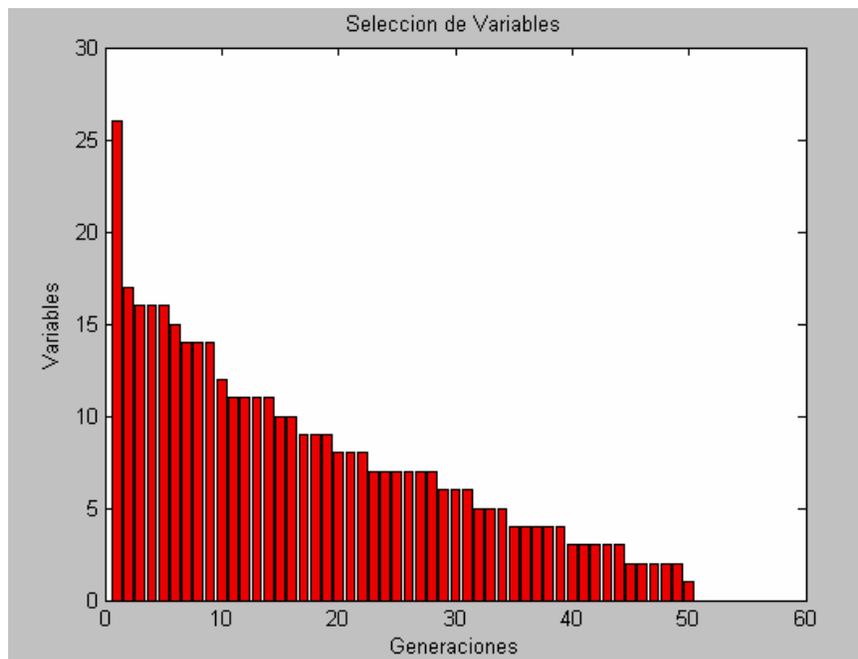


Figura 5.9: Disminución de las Variables

5.3.2.2.- Resultados con la Red Fuzzy ARTMAP con la Selección de Variables

Ahora, se realiza la clasificación de las mezclas químicas (alcohol, jugo de naranja, cerveza y vino) utilizando sólo la variable seleccionada, para demostrar que nuestra selección a sido exitosa la red deberá clasificar con un 100% de aciertos, pero con un valor de W_{ija} mucho menor al obtenido utilizando las 60 variables.

A continuación se muestra la tabla obtenida (Tabla 5.4) y su respectivo valor de W_{ija} .

Muestra	Medida	Grupo	Ideal	Targ1	Targ2	Targ3	Targ4
Alcohol	1	1	1	1	0	0	0
Alcohol	2	1	1	1	0	0	0
Alcohol	3	1	1	1	0	0	0
Jugo de Naranja	4	2	2	0	1	0	0
Jugo de Naranja	5	2	2	0	1	0	0
Jugo de Naranja	6	2	2	0	1	0	0
Cerveza	7	3	3	0	0	1	0
Cerveza	8	3	3	0	0	1	0
Cerveza	9	3	3	0	0	1	0
Vino	10	4	4	0	0	0	1
Vino	11	4	4	0	0	0	1
Vino	12	4	4	0	0	0	1

Tabla 5.4: Resultado de la Red Fuzzy ARTMAP con Selección de Variables

Además comprobamos que el valor final de W_{ija} es **5.7**

5.3.2.3.- Discusión de los Resultados

Como se puede apreciar, en la Tabla 5.4 se está comprobando que se ha utilizado sólo el parámetro seleccionado por el Algoritmo Genético, y con este se llega a una clasificación del 100% y una disminución del valor de W_{ija} de 474.4247 a 5.7.

Es decir una reducción del 98.3% de variables y del 98.79 % en el valor de W_{ija} . En la Tabla 5.5 se resume los datos obtenidos.

	Número de Variables	Valor de Wija
Sin selección de Variables	60	474.4247
Con selección de Variables	1	5.7
(%) Reducción en	98.30 %	98.79 %

Tabla 5.5: Comparación de Resultados

5.4.- Implementación en un Entorno Gráfico con MATLAB

Se decidió realizar una interfase grafica a los algoritmos elaborados, a fin de tener una mejor presentación del trabajo. Se eligió el GUI del MATLAB, debido a la familiaridad con este software. Además, de esta manera, se podría evitar incompatibilidades y problemas que pudieran surgir con la utilización de otro programa.

Sin dudas, el Matlab se ha convertido en los últimos años en una herramienta imprescindible, ya no sólo por su facilidad de manejo en lo que respecta al cálculo matemático, sino también se ha extendido su ámbito de actuación, gracias, en gran parte, a la cantidad de librerías añadidas de diversa funcionalidad. Un ejemplo de ello, lo tenemos en los programas como Simulink. Este programa ampliamente utilizado, que te permite simular circuitos eléctricos y electrónicos de forma fácil y rápida, ha sido una de las mayores ventajas del Matlab, gracias a su capacidad de incorporación de nuevos elementos o dispositivos mediante la adición de nuevas librerías.

Una gran ventaja añadida en la nueva versión de Matlab 7, respecto a las anteriores, son sus herramientas de creación de interfaces gráficas de usuario llamadas GUI's. Estas son herramientas que simplifican la representación de programas, con la simple utilización de botones, listas, menús, etc.

Para ejecutar una función basta con apretar un botón que tenga un enlace a dicha función, con ello nos evitamos el invocar a la función de forma escrita y basta con pulsar virtualmente un botón para ejecutarla. Esto es muy práctico para personas que no estén familiarizadas con los lenguajes de programación y las funciones del Matlab. A continuación se muestra la interfase grafica elaborada para este trabajo:

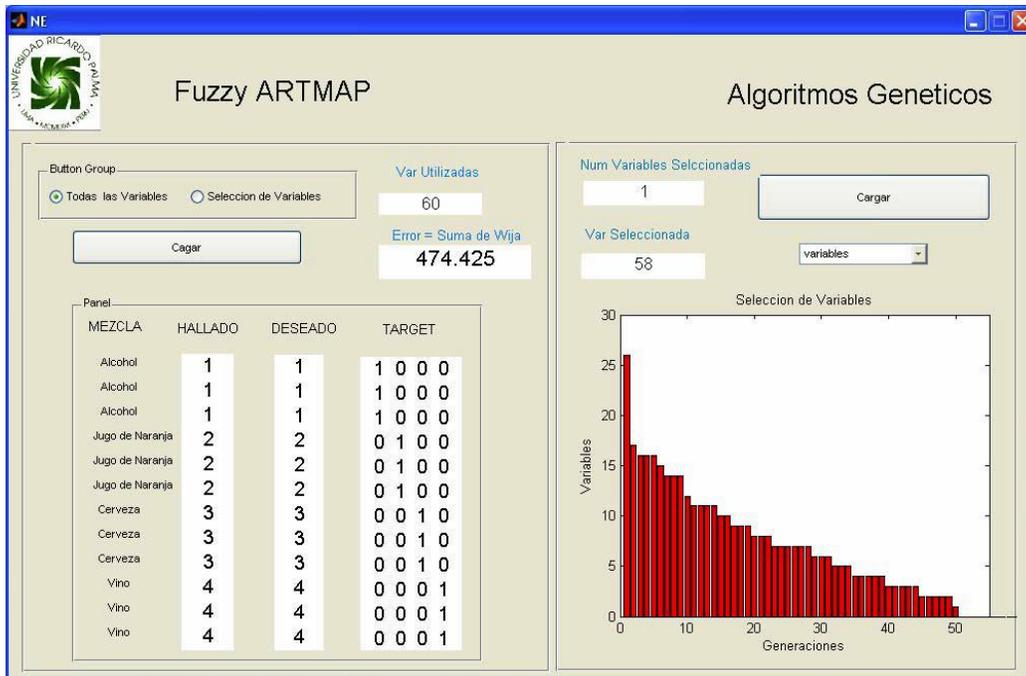


Figura 5.10: Interfase Gráfica

En la Figura 5.10 se puede apreciar la interfase gráfica que consta de dos partes básicamente:

- La primera realiza un análisis con la Red Fuzzy ARTMAP, teniendo una opción para elegir ya sea con todas la variables y la otra con las valores seleccionadas con el Algoritmo Genético. En ambos casos se muestra en un panel el orden de las mezclas realizadas: la clase hallada por la Red Fuzzy ARTMAP, la clase deseada, y finalmente el target asignado a cada clase.
- La segunda parte realiza el análisis con el Algoritmo Genético donde se muestra: la cantidad de variables seleccionadas, las variables seleccionadas y un gráfico con doble opción. El primer grafico es la cantidad de variables versus las generaciones (como muestra la Figura 5.10), y el segundo el valor de la matriz de pesos W_{ija} versus las generaciones.

Cabe mencionar que cuando se realiza el análisis con GA, se almacenaron previamente las variables que contienen la población final y así como de los gráficos correspondientes.

En la Figura 5.11 se puede observar la interfase grafica, mostrando la gráfica del valor de la matriz de pesos W_{ija} versus las generaciones.

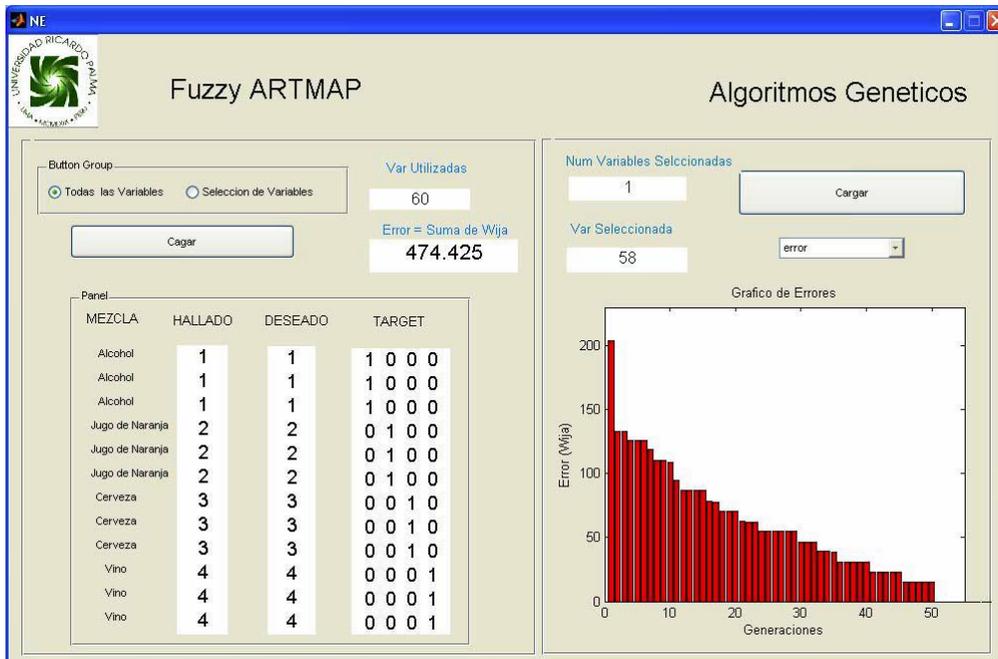


Figura 5.11: Graficando el Valor de la Matriz de Pesos W_{ija} versus las Generaciones

Capítulo 6

CONCLUSIONES

El objetivo principal de esta tesis ha sido diseñar una nariz electrónica como discriminador de olores mediante algoritmos genéticos y redes neuronales artificiales (Fuzzy ARTMAP). Cabe mencionar también que dentro de los objetivos se señala que el diseño de la nariz electrónica sea un prototipo para futuras investigaciones en esta área, ya que tiene un diseño flexible para evolucionar y mejorar todas sus etapas que la comprenden.

A continuación se lista las conclusiones de este trabajo de tesis.

1. La etapa de la adquisición de datos se realizó en la ciudad de Lima en los meses de invierno y primavera, durante ese tiempo habían días que eran lluviosos y muy fríos, bajo esas condiciones se hicieron muestreos de prueba dando como resultado que el flujo de aire que circulaba en la nariz electrónica era muy frío (menos de 18 °C, temperatura mínima de tolerancia) y muy húmedo; por lo tanto, cuando se muestreó con este aire frío y húmedo se comprobó que los sensores emitían señales fuera de los rangos que menciona el datasheet del fabricante.
2. Sin importar si las muestras que se realizaron en los meses de invierno o en los meses de primavera, ellas guardaban una semejanza siempre y cuando las condiciones fueran de $20^{\circ} \pm 2^{\circ} \text{C}$ y $65 \pm 5\% \text{ R.H.}$
3. Mediante el regulador de presión se controlaba el flujo de aire que desplazaba el olor de la muestra a la cámara de medida, a modo de prueba se comparó el comportamiento de los sensores cuando el regulador tenía una presión de 1MPa (mega pascal), el flujo de aire era mayor y el olor se desplazaba más rápido. Por lo tanto se observó que los sensores llegaban a estabilizarse mucho más rápido que cuando el regulador tenía una presión de 500 KPa (mejor flujo de aire), pero se notó que las curvas transitorias de los sensores no eran las mismas y los valores estacionarios eran diferentes en décimas de voltios, mediante esta comprobación se decidió que el regulador siempre tuviera 500 KPa para todas las muestras.
4. Igualmente se hizo una comprobación con el tiempo de pre calentamiento (antes de cada muestra) de los sensores, se comparó su comportamiento con un pre calentamiento de 3 horas y uno de 2 horas; los sensores con 3 horas de pre calentamiento tenían un transitorio más corto que los de 2 horas, y el valor del estacionario en algunos sensores era casi igual y en otros si eran diferentes; ante esto se estandarizó para todas las muestras un pre calentamiento equivalente a 2 horas.

5. Durante los cinco meses que duró la adquisición de datos no se tuvo problemas con los sensores, como sólo se realizaban entre uno o dos muestreos por día, el desgaste de los sensores no influía mucho en los resultados, ya que las muestras de los primeros meses son similares al de los últimos meses.
6. Dentro del tiempo de la adquisición hubo un evento fallido, debido a que durante el muestreo sufrió una interferencia electromagnética de parte de un teléfono móvil, este hecho nos hizo tener en cuenta que para los siguientes eventos se necesita aislar la nariz electrónica de toda interferencia electromagnética, ya que la señal de ese entonces sufrió tal distorsión que se convirtió prácticamente en ruido.
7. El motivo de utilizar la Red Fuzzy ARTMAP se debe a que esta posee una gran robustez para clasificar muestras, es por esta razón que la mayoría de las investigaciones en narices electrónicas se emplea este tipo de red.
8. La importancia de realizar una selección de variables es para eliminar la información redundante o ruidosa; por lo tanto, en esta tesis se ha hecho uso de algoritmos genéticos logrando una discriminación de 04 olores con tan solo un parámetro del sensor. Además, se ha logrado disminuir al mínimo el valor de W_{ija} (matriz de la red fuzzy ART A que mide el grado de dificultad de la red neuronal para clasificar), de 474.4247 a 5.7. De esta manera, con la disminución del valor de W_{ija} se logra disminuir el costo computacional. La selección de variables es muy importante para disminuir costos, ya que con un solo sensor se podría discriminar los 04 olores mencionados y de esta manera no se necesitarían los 06 sensores como en el inicio. Se cree que este es el camino para desarrollar narices electrónicas cada vez más sofisticadas, utilizando robustos y confiables algoritmos para seleccionar las mejores variables y luego clasificarlas. Asimismo, también es de suma importancia que se desarrollen sensores cada vez más sensibles, de mayor rango de olores. Se cree que con el avance de la nano-electrónica se logrará desarrollar tales sensores. Es así, que combinado ambas líneas de investigación se podrían lograr narices electrónicas semejantes a la nariz humana.
9. Por el momento, esta nariz electrónica que trabaja como discriminador de olores, sólo puede funcionar en condiciones de laboratorio, pero eso no es una limitación para que en el futuro pueda llegar a ser un instrumento de aplicación industrial. Para ello se tendría que solucionar los siguientes puntos:
 - Controlar la concentración de la muestra; es decir, que primero se registre una óptima concentración de la muestra para luego pasar a censarla.
 - Hacer que el efecto de la humedad y la temperatura puedan compensarse de tal manera que no afecten el punto de operación de los sensores.
 - Y, finalmente, superar los inconvenientes de calibración y monitoreo del desgaste de los sensores.
10. Dentro de las infinitas aplicaciones que tendría una nariz electrónica como discriminador de olores en la industria, se podrían clasificar en dos grandes grupos:

- Seguridad.- Mayormente en un proceso industrial las variables más importantes son: temperatura, presión, nivel y flujo, sin embargo cuando hay una fuga de un líquido o gas, la forma más rápida de saber que ha sucedido eso, es cuando estas variables comienzan a variar más rápido de lo normal, o sino cuando se emite una alarma de parte de los máximos o mínimos de los instrumentos que los monitorean. A pesar de eso existen fugas que no son percibidos y por lo tanto se necesita un personal que siempre se encuentre recorriendo las instalaciones para verificar estos tipos de fuga. Entonces, una posible solución para este inconveniente sería utilizar narices electrónicas como discriminador de olores, de forma que estén entrenadas para reconocer todos los diferentes olores que existan en esas instalaciones como son: gases tóxicos, sustancias inflamables, mezclas orgánicas (pinturas, esencias de frutas, licores, etc...), etc., de esta forma necesitarán estar distribuidas en todas las instalaciones para que detecten la presencia de cualquier olor.
- Control de calidad.- La gran ventaja de una nariz electrónica es de ser un instrumento no destructivo de medición de calidad, por lo tanto esta gran ventaja estaría enfocada mayormente en la industria agrícola, separando los productos mediante su olor en dos estados: bueno o malo.

11. Hay que hacer una aclaración sobre la diferencia de una nariz electrónica como “discriminador de olores” de uno que es “clasificador de tonalidades de olor”; por citar un ejemplo, un discriminador entrenado para reconocer vino simplemente tiene la función de reconocer el vino, sin importarle que calidad de vino, que tipo de cosecha, y de que tipo o variación de vino se refiere. A todo ese conjunto, el discriminador lo agrupa en un solo grupo en el hiper espacio de la red neuronal y lo reconoce como vino; en cambio, un “clasificador de tonalidades de olor” sería capaz de reconocer las diferentes calidades de olor del vino, pudiendo clasificar por marcas, por calidad, por tipo, entre otros. Por el momento esta nariz electrónica discriminadora de olores, está entrenada para reconocer: alcohol medicinal al 70%, jugo de naranja, vino y cerveza.

Finalmente, se afirma que esta tesis ha contribuido en dar un aporte (por más mínimo que sea) para las siguientes investigaciones sobre narices electrónicas, sabemos que un futuro cercano tanto “discriminadores de olores” como “clasificadores de tonalidades de olor” serán los nuevos instrumentos que la industria utilice en diferentes aplicaciones.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1.1] Javier Macías Guarasa, “Los sistemas del olfato y del gusto”, Pág.: 06, (2006).
- [1.2] Cristhian Manuel Duran Acevedo, “Diseño de los subsistemas de un sistema de olfato electrónico para aplicaciones agroalimentarias e industrias”, Universitat Rovira I Virgili, Pág. 06, (2005).
- [1.3] W.F. Wilkens, A.D. Hatman, cación “An electronic analog for the olfactory”, Ann. NY ACad. Sci., 116 608, (1964).
- [1.4] Persaud, K. C. & Dodd, G, “Análisis of discrimination mechanisms in the mammalian olfactory system using a model nose”, Nature, Pág.: 299, Pág.: 352 – 355, (1982).
- [1.5] W. Pfannahuser. European Food Research and Technology, 208, Pág.: 336-341, (1999).
- [1.6] D. Demeyer, M. Raemaekers, A. Rizzo, Aq. Holck, A. Smedt, B. de Brink, B. ten Hagen, C. Montel, E. Zanardi, E. Murbrekk, F. Leroy, F. Vandendriessche, K. Lorentsen, K. Venema, L. Sunesen, L. Stahnke, L. Vuyst, R. de Talon, R. Chizzolini, S. Eerola. Food Research International, vol: 33, Pág.: 171 – 180, (2000).
- [1.7] S. Saevels, C. Di Natale, B. Nicolai. Proceedings of the 6th International Symposium on fruit, Nut, and Vegetable Production Engineering, Potsdam (Germany), Pág.: 11 – 14, (2001).
- [1.8] J. Brezmes, X. Correig. Diseño de una nariz electrónica para la determinación no destructiva del grado de maduración de la fruta. Universidad Politécnica de Cataluña, (2001).
- [1.9] F. Sinesio, C. Di Natale, G. Quaglia, F. Bucarelli, E. Moneta, A. Macagnano, R. Paolesse, A. D’ Amico. Sensors and Actuators B, vol: 77, Pág.: 561 – 566, (2000).
- [1.10] B. P. DeLacy Costello, P. J. Ewan, H. E. Gunsam, W. M. Ratcliffe, P.T.N. Spencer Philips. Measurement Science Technology, vol: 11, Pág.: 1685 – 1691, (2000).
- [1.11] C. Ridgway, J. Chambers, E. Portero – Larragueta, O. Prosser. Journal of the Science of Food and Agriculture, vol: 79, Pág.: 2067 – 2074, (1999).
- [1.12] T. Eklov, G. Johansson, F. Winqvist, I. Lundstrom. Journal of the Science of Food and Agriculture, vol: 76, Pág.: 525 – 532, (1998).
- [1.13] A. Guadamarra, J.A. Fernández, M. Íñiguez, J. Souto, J.A. de Saja, Discrimination of wine aroma using an array of conducting polymer sensors in conjunction with solid-phase micro-extraction (SPME) technique, Sensors and Actuators B, Vol: 77, Pág.: 401-408 (2001).

- [1.14] Z. Xiaobo, Z. Jiewen, W. Shouyi, H. Xingyi, Vinegar classification based on Feature Extraction and Selection from Tin Oxide Gas Sensor Array Data, *Sensors*, <http://www.mdpi.net/sensors/>, 3, Pág.: 101 – 109, (2003).
- [1.15] C. Gretsche, A. Toury, R. Esteban, R. Liardon, *Seminars in Food Analysis* vol. 3, Pág.: 37 – 42, (1998).
- [1.16] J. W. Gardner, H. V. Shurmer, T.T. Tan. *Sensors and Actuators B*, vol: 44, 6, Pág.: 71 – 75, (1992).
- [1.17] C. Robin, Mackellar, J.C. Young, A. Johnston, K.P. Knight, X. Lu, Y.S. Buttenham, *Uso de la nariz electrónica, cromatografía de gases y espectrometría de masas en la determinación del tiempo óptimo de guarda de la cerveza*. Food Research Program, Canada, 158, Pág.: 29-35, (2003).
- [1.18] J.B. Tomlinson, *Ferment*, 9, Pág.: 85 – 89, (1996).
- [2.1] Figaro, General information for TGS sensors, Pág.: 02 – 04, (2004).
- [2.2] Sergi Rojo Bosch, *Diseño y realización de una nariz electrónica para la discriminación de aceites*, Universitat Rovira I Virgili, Pág. 12 – 14, (2001).
- [2.3] Figaro, Product Catalogue 1, Figaro Gas Sensors 1-Series & 8-Series, Pág.: 03.
- [2.4] Jesús Brezmes Llecha. *Diseño de una nariz electrónica para la determinación no destructiva del grado de maduración de la fruta*. Universitat Politècnica de Catalunya, Pág.: 44 - 46.
- [2.5] Figaro, Product Catalogue 2, Figaro Gas Sensors 2000 Series, Pág.: 03.
- [3.1] Figaro, Product Information, TGS 2610 – for the detection of LP Gas, Pág.: 01 – 02, (2002).
- [3.2] Figaro, Product Information, TGS 842 – for the detection of Methane, Pág.: 01 – 02, (2002).
- [3.3] Figaro, Product Information, TGS 813 – for the detection of Combustible Gases, Pág.: 01 – 02, (2002).
- [3.4] Figaro, Product Information, TGS 821 – Special Sensor for Hydrogen Gas, Pág.: 01 – 02, (2004).
- [3.5] Figaro, Product Information, TGS 822 – for the detection of Organic Solvent Vapors, Pág.: 01 – 02, (2002).
- [3.6] Figaro, Specification of Figaro Gas Sensor TGS 880, Pág.: 04, (1991).

- [4.1] Grossberg S, "Adaptive pattern classification and universal recoding, II: Feedback, expectation, olfaction and illusions", *Biological cybernetics*, vol 23, pág: 187-202, (1976).
- [4.2] Grossberg S, "How does a brain build a cognitive code?", *Psychological. Review*, vol 1, 1-51, (1980).
- [4.3] Carpenter G.A, Grossberg S., "A massively parallel architecture for a selforganizing neural pattern recognition machine, *Computer vision, graphics, and image processing*", vol 37, 54-115, (1987).
- [4.4] Carpenter G.A, Grossberg S., "ART2: Stable self-organization of pattern recognition codes for analog input patterns", *Applied Optics*, vol 26, pág 4919-4930, (1987).
- [4.5] Carpenter G.A, Grossberg S., "ART 3 hierarchical search: Chemical transmitters in self-organizing pattern recognition architectures, *International joint conference on neural networks*" (washington DC), 30-33 Hillsdale, NJ: Erlbaum Associates, (1987).
- [4.6] Carpenter G.A, S. Grossberg, D.B. Rosen, "Fuzzy ART: Fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance system", *Neural Networks*, 4, pág: 759, (1991).
- [4.7] Zadech L, "Fuzzy sets", *Information and control*, vol 8, 338-353, (1965).
- [4.8] Brezmes Jesus "Tesis Diseño de una nariz electrónica para la determinación no destructiva del grado de maduración de la fruta" Universidad Politécnica de Cataluña 1999.
- [4.9] Oscar Eduardo Gualdron Guerrero "Tesis de Desarrollo de diferentes métodos de selección de variables para sistemas multisensoriales" Universidad Rovira I Virgili 2006.
- [4.10] Gardner J.W, Hines E.L., Pang C., "Detection of vapours and odours from a multisensor array using pattern recognition: self-organising adaptive resonant techniques". *Measurement + Control*, vol 29, (1996).
- [4.11] Llobet E., Brezmes J., Vilanova X., Fondevila Ll., Correig X., Quantitative vapor analysis using the transient response of non-selective thick-film tin oxide gas sensors, *Transducers'97, Chicago, Digest of Technical Papers, Vol 1, ISBN: 0-7803-3829-4, 971-974*
- [4.12] Vilanova X., Llobet E., Alcubilla R., Sueiras J.E., Correig, X., Analysis of the conductance transient in thick-film tin oxide gas sensors, *Sensors and Actuators B31* (1996), 175-180

[4.13] Cristian Manuel Duran Acevedo, Diseño y optimización de los subsistemas de un sistema de olfato electrónico para aplicaciones agroalimentarias e industriales. Universidad Rovira I Virgili 2006.

[5.1] Llobet E., Brezmes J., Vilanova X., Fondevila Ll., Correig X., Quantitative vapor analysis using the transient response of non-selective thick-film tin oxide gas sensors, Transducers'97, Chicago, Digest of Technical Papers, Vol 1, ISBN: 0-7803-3829-4, 971-974

[5.2] Vilanova X., Llobet E., Alcubilla R., Sueiras J.E., Correig, X., Analysis of the conductance transient in thick-film tin oxide gas sensors, Sensors and Actuators B31 (1996), 175-180

[5.3] Brezmes Jesus “Tesis Diseño de una nariz electrónica para la determinación no destructiva del grado de maduración de la fruta” Universidad Politécnica de Cataluña 1999.