

# Desarrollo de un sistema embebido con tecnología DSP para un sistema multisensorial (Nariz electrónica)

## Development of embedded system with DSP technology for multisensor system (Electronic nose)

**Cristhian Manuel Durán-Acevedo**

Ph. D. en Ingeniería Electrónica  
Grupo de investigación en Sistemas Multisensoriales  
y Reconocimiento de Patrones  
Facultad de Ingenierías y Arquitectura  
Universidad de Pamplona  
Pamplona, Colombia  
cmduran@unipamplona.edu.co

**Isaac Torres-López**

Ingeniero Electrónico  
Semillero de investigación en Adquisición de Datos,  
Sistemas Multisensoriales y Reconocimiento de Patrones  
Facultad de Ingenierías y Arquitectura  
Universidad de Pamplona  
Pamplona, Colombia  
isaac\_torres.21@hotmail.com

**Resumen—** Este artículo consiste en el desarrollo de un sistema integrado con tecnología DSP para ser aplicado a un sistema multi-sensorial (es decir, nariz electrónica). La idea de este estudio fue mejorar la eficiencia de estos sistemas multisensoriales en aplicaciones portátiles, usando diferentes algoritmos para clasificar tres clases de compuestos volátiles detectados por una matriz de sensores de gases químicos. El software CodeComposer Studio (CCS) fue acoplado con Matlab para la programación de la tarjeta DSP TMS320F28335 de Texas Instruments. Los resultados se obtuvieron a partir de muestras de vino de tres denominaciones diferentes (es decir, manzana, rojo y casillero), que luego fueron clasificadas mediante algoritmos de procesamiento (redes neuronales artificiales). El sistema fue validado mediante la técnica de análisis de componentes principales (ACP), para verificar la reproducibilidad y selectividad del sistema de medición. En los resultados se logró un 83,4 % de tasa de éxito en la calificación de las medidas utilizando DSP Hardware, a través de la implementación de una Red Neuronal Artificial (RNA).

**Palabras clave—** Sensor de gases, adquisición de datos, procesamiento, Filtros digitales, Redes neuronales, PCA

**Abstract—** This article consists in the development of an embedded system with DSP technology to be applied to a multi-sensory system (i.e. Electronic Nose). The idea of the present study was to improve the efficiency of these multisensory systems in portable applications, using different algorithms to classify three-class of volatile compounds, detected by a chemical gas sensor array. The Code Composer Studio (CCS) software was coupled with Matlab for programming the DSP TMS320F28335 card of Texas Instruments. The results were obtained from samples of wine of three different denominations (i.e., apple, red and Locker), which were then classified by processing algorithms (i.e. artificial neural networks). The system was validated by the technique of principal

component analysis (PCA), to verify repeatability and selectivity of the measurement system. In the results, 83.4% of success rate in classification of the measures was obtained using DSP Hardware, through the implementation of an Artificial Neuronal Network (ANN).

**Keywords—** Gas sensor, data acquisition, processing, digital filters, neural network, PCA

### 1. INTRODUCCIÓN

El desarrollo de los sistemas de olfato electrónico iniciaron en los años 60's, cuando la asociación Bacharac Inc, desarrolló un instrumento conocido con el nombre de "Sniffer", el cual tenía un solo sensor de gas y por lo tanto, en esa época no se consideraba una nariz electrónica [1]. En la década de los años 80's dos grupos de investigadores de la Universidad de Warwick en Gran Bretaña y en el Argonne National Laboratory (ANL) en los Estados Unidos complementaron los estudios iniciales. Krishna Persaud y George Dodd realizaron la primera publicación relacionada con las narices electrónicas en 1982 [2], donde orientaron sus estudios con el fin de entender el comportamiento de cada una de las etapas del olfato biológico; utilizando sobre todo un conjunto de sensores semiconductores de óxidos metálicos. Al final, ampliaron la investigación en sensores basados en polímeros conductores. El otro grupo compuesto por Gardner y Barlett [3], definen a la nariz electrónica como un "instrumento que comprende una agrupación de sensores químicos con sensibilidades parcialmente solapadas junto a un

sistema de reconocimiento de patrones, capaz de analizar y reconocer aromas simples o complejos”. En forma más general, se propone el concepto de una “nariz electrónica” (NE) o Sistema de Olfato Electrónico (SDOE), como un equipo de medida que es capaz de realizar análisis cualitativos y/o cuantitativos de un gas o mezcla de gases, vapores y olores; en forma más reducida, es un instrumento de olfato artificial que permite distinguir y reconocer aromas utilizando una matriz de sensores de gases químicos [4].

Una nariz electrónica la componen principalmente 4 etapas con diferentes funciones: 1) La primera realiza la adecuación de la mezcla gaseosa y el muestreo; 2) La matriz de sensores de gases, la cual hace la detección de los compuestos volátiles; 3) La electrónica de control, dedicada a la gestión del conjunto de sensores y adecuación de la señal y 4) Una computadora para extraer los rasgos característicos o “huellas” de cada aroma, y se aplican algoritmos de reconocimiento de patrones e inteligencia artificial (Ej: PCA y Redes Neuronales Artificiales). El sistema propuesto en esta aplicación contiene las mismas etapas mencionadas anteriormente pero con la diferencia principal del reemplazo de un computador personal (PC) por un hardware DSP; con el propósito de tener mayor portabilidad al momento de clasificar o detectar diferentes aromas.

En la actualidad diferentes fabricantes de estos instrumentos de medida, instituciones y centros de investigación dedican grandes esfuerzos con el fin de optimizar este tipo de instrumentos de medida. A continuación se mencionan brevemente algunos de estos estudios: un método para optimizar la matriz de sensores de gases [5]; implementación de algoritmos de procesamiento de datos [6]; uso de algoritmos genéticos para aumentar la eficiencia de la matriz de sensores [7]; mejoras de una nariz electrónica mediante métodos de selección característica [8], y mediante la optimización de una red neuronal en sistemas olfativos [9].

Para el desarrollo de esta investigación, se estudian cada una de las etapas principales de las narices electrónicas, sobre todo las etapas de adquisición y procesamiento de datos, con el fin de conocer a grandes rasgos la estructura y funcionamiento de estos equipos. De esta forma, es posible implementar una nariz electrónica a partir de un dispositivo embebido llamado hardware DSP, que

proporcione al usuario mayor flexibilidad, portabilidad y versatilidad al programar diferentes algoritmos que permitan emular las características y comportamiento del olfato biológico.

Para la obtención de los resultados se realizaron medidas de vino de tres denominaciones (es decir, manzana, casillero y tinto), y se utilizó el software CodeComposer Studio V3.3, el cual fue acoplado con el Simulink de Matlab para realizar la configuración y programación de la tarjeta eZdspTMS320F28335 de Texas Instruments. En el hardware DSP se implementaron diferentes algoritmos de procesamiento (técnicas de normalización, redes neuronales y filtros), con el objetivo de clasificar de una manera eficiente un conjunto de muestras de tres diferentes vinos. Las medidas realizadas fueron validadas previamente con el algoritmo PCA, ya que se logró verificar la repetitividad y selectividad del sistema de medida.

## 2. MATERIALES Y MÉTODOS

La secuencia de trabajo realizada para llevar a cabo la implementación de los diferentes algoritmos embebidos para la adquisición de datos, preprocesamiento y procesamiento de datos se puede observar en la Fig. 1. Se programó el módulo ADC de la tarjeta DSP junto con el diseño de sistema electrónico y se desarrolló una interfaz gráfica de usuario para el monitoreo de la adquisición de los datos, es decir, los datos en la primera medida fueron guardados en el computador para aplicar el análisis de componentes principales (PCA). Luego se procede a entrenar una red neuronal para generar un modelo en Simulink de Matlab, que me permita clasificar los compuestos químicos volátiles. En el momento de realizar dicha etapa, se procede a programar la DSP a excepción del algoritmo PCA, que solo fue utilizado como herramienta computacional, para validar el funcionamiento del sistema. Tal y como se mencionó anteriormente, el objetivo fue implementar todos los algoritmos necesarios en el Chip junto con el modelo neuronal generado en Simulink, para tener un sistema que no dependa del computador al momento de clasificar.

Para iniciar con la configuración del DSP se realizó la instalación del software y el respectivo Driver de comunicaciones. Para tal fin, se utilizó el software Matlab 2010b con las herramientas necesarias del Simulink y la programación del DSP;

a su vez se configuró la tarjeta con el software CodeComposer Studio Versión V3.3. A través del Simulink se realizó el enlace entre el CCS y Matlab, utilizando todas las librerías necesarias para el uso de la tarjeta. Para el desarrollo de este estudio se utilizaron las toolbox más adecuadas con el fin de realizar el acople entre la tarjeta DSP y el Simulink. Es importante aclarar que en el momento de realizar dichas pruebas se estudió la compatibilidad de la DSP con los métodos de procesamiento, debido a que es uno de los puntos más significativos del correcto funcionamiento del sistema multisensorial.

A continuación se relacionan en términos generales, las herramientas más apropiadas para el desarrollo de la aplicación:

- Embedded IDE link.
- Real Time Workshop.
- Real Time Workshop Embedder Coder.
- Target Support Package.

### 2.1. Tecnología DSP

La tarjeta eZdsp F28335 (ver Fig. 2) permite desarrollar y ejecutar el funcionamiento de aplicaciones en tiempo real. Esta tarjeta de evaluación se suministra con el controlador de señales digitales DSC TMS320F28335.

Aunque son muchas las funciones del hardware utilizado en el presente estudio, a continuación se describen las características más generales de la DSP:

- DSC TMS320F28335.
- Unidad de punto flotante de 32 bits.
- 68Kb de RAM.
- Chip de memoria Flash de 512Kb.
- Chip de memoria SRAM de 256 Kb.
- Convertidor ADC de 12 bits con 16 canales de entrada.
- Reloj de entrada 30 MHz.
- Conector RS-232 con línea de drivers.
- Interface CAN 2.0 con línea de drivers y conector.
- Conector de expansión múltiple.
- Controlador USB JTAG embebido.
- Entrada de 5 voltios DC.

- Conector de emulador IEEE 1149.1 JTAG en placa base.

### 2.2. Sistema de medida

Para el desarrollo del sistema de medida fueron necesarios los siguientes métodos y componentes eléctricos y electrónicos:

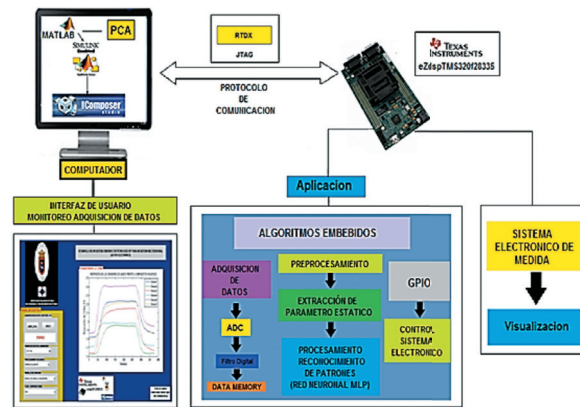
- 1) Cámara de sensores (Alberga hasta 8 unidades).
- 2) Cámara de concentración.
- 3) Circuito de acondicionamiento para entrada del módulo ADC.
- 4) Accionamientos de potencia.
- 5) Circuito de control y aislamiento entre las salidas digitales de la tarjeta de evaluación TMS320F28335 y la parte de potencia de los accionamientos.
- 6) Proceso de medición.
- 7) Electrónica de visualización.

#### 2.2.1. Matriz de Sensores

Como primera medida, los sensores utilizados fueron de óxido de estaño de la casa FigaroInc y sensores FIS de las series SP y ST. En la Tabla I se describen cada uno de los sensores de gases utilizados en el sistema de medida. Tal y como se observa en la tabla I, se especifica cada canal donde se realizó el acondicionamiento eléctrico del sensor. A su vez se describe el tipo de gas a detectar, como el consumo de potencia de cada uno de los dispositivos.

La cámara de medida se diseñó de tal forma que pudiera ser fácilmente reconfigurable. Esta característica se traduce fundamentalmente en poder cambiar de forma sencilla los sensores que constituyen la matriz de la nariz electrónica, así como sus resistencias de carga. Los sensores deben estar localizados en una cámara en la que se garanticen unas condiciones adecuadas para que trabajen correctamente [10]. Principalmente, se debe asegurar el adecuado aislamiento que impida que se introduzcan contaminantes, al mismo tiempo fugas de volátiles con el objetivo de mantener la presión y temperatura adecuada (estos parámetros son importantes o críticos en función del tipo de sensor utilizado).

Fig.1. MÓDULOS Y SECUENCIA DE TRABAJO DEL SDOE



Fuente: autores

Fig.2. TARJETA EZDPS TMS320F28335



Fuente: Texas Instruments, Inc.

TABLA I

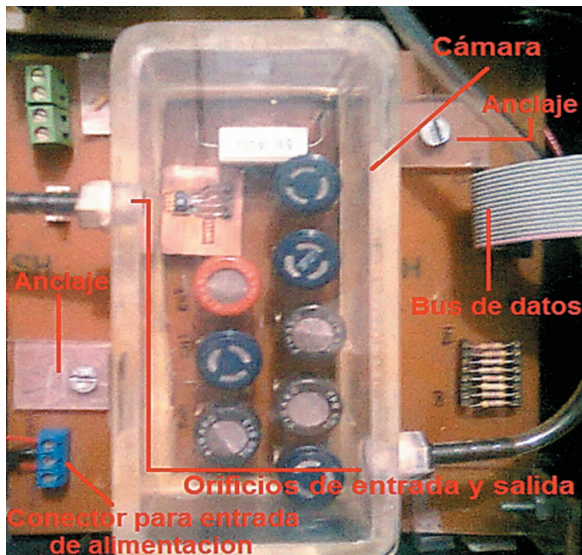
CARACTERÍSTICAS DE LOS SENSORES DE GASES FIGARO Y FIS

Canal	Conexión DSP TMS320F28335	Categoría	Gas Target	Tipo	Modelo	Potencia (mW)
Sensor 1 (CH1)	A1	Gases Inflamables	Metano	FIS	SP-12A	380
Sensor 2 (CH2)	A2	Disolventes Orgánicos	Propósito general	FIS	SP-31	315
Sensor 3 (CH3)	A3	Gases combustibles	Propósito general, alta sensibilidad en metano, propano, butano	FIGARO	TGS-813	835
Sensor 4 (CH4)	A4	Gases Inflamables	Metano, baja sensibilidad al alcohol	FIGARO	TGS-842	835
Sensor 5 (CH5)	A5	Control de Calidad de aire	Combustión de gases (humo de cigarrillo)	FIS	SP-AQ3	315
Sensor 6 (CH6)	A6	Gases combustibles	Propósito general, alta sensibilidad en metano, propano, butano	FIGARO	TGS-813	835
Sensor 7 (CH7)	A7	Disolventes orgánicos	Propósito general	FIS	SP-31	315
Sensor 8 (CH8)	A8	Control de calidad de aire	Alta sensibilidad al monóxido de carbono, metano, isobutano, hidrógeno y etanol	FIGARO	TGS-800	835



La cámara de medida contiene 8 sensores de gases comerciales cuya tecnología de producción es muy robusta y la respuesta ante la presencia de volátiles es muy eficiente. El material empleado para la construcción de la cámara fue de acrílico transparente (es decir, metacrilato) de 8 milímetros de espesor. Las dimensiones de la cámara fueron las siguientes: Largo: 12 cm; Ancho: 6 cm; Alto: 5 cm. La cámara de sensores tiene dos orificios, uno como entrada y el otro como salida, los cuales permiten la circulación de un flujo de aire constante. Para sellar herméticamente la cámara, se emplearon 2 amarres que ejercen presión sobre la cubierta y el cuerpo de la misma. La cubierta está acondicionada con un empaque de goma que asegura herméticamente la cámara. Para el funcionamiento de los sensores de gases se necesitaron dos fuentes de voltaje de 5 y 10 VDC. La Fig. 3 presenta la cámara de sensores [11].

Fig.3. CÁMARA DE SENSORES DE GASES



Fuente: autores

### 2.2.2. Proceso de medición

El proceso de medición lo componen tres etapas claramente identificadas: concentración, medida y reposo.

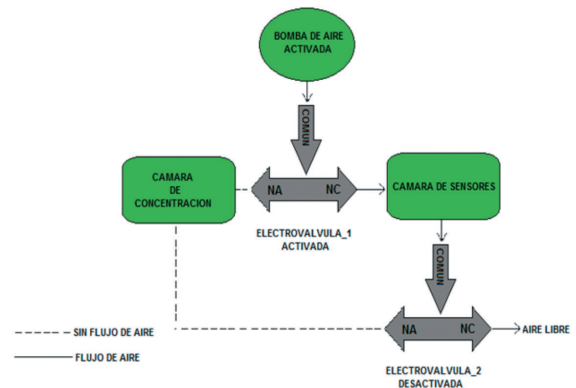
- Etapa de concentración

Es la primera etapa del proceso de medición; su objetivo es concentrar los volátiles de una muestra (Ej: vino) en la cámara de concentración, lo cual se consigue desactivando un con-

junto de dos electroválvulas de dos vías dispuestas: una a la entrada y otra a la salida; esto con el objetivo de aislar el interior de la cámara de concentración del ambiente exterior (ver Fig. 4).

En esta etapa se activa la bomba de aire para dirigir el flujo hacia la salida y pasando por la cámara de sensores. El propósito es limpiar y expulsar los residuos de volátiles almacenados debido a las medidas anteriormente realizadas para estabilizar los sensores.

Fig.4. DIAGRAMA DE FLUJO DE AIRE EN LA ETAPA DE CONCENTRACIÓN Y REPOSO

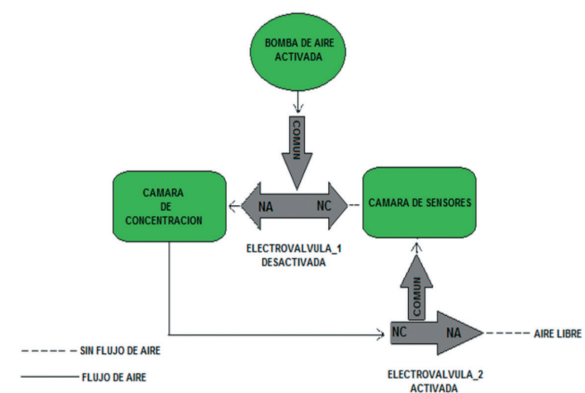


Fuente: autores

- Medida

Tal y como lo ilustra la Fig. 5, es la etapa en la cual se realiza el proceso de medición a través de los sensores de gases, por lo tanto, se debe activar la electroválvula 2 y la bomba de aire simultáneamente para dirigir el flujo de aire desde la bomba de aire hacia la cámara de concentración. De esta forma, los volátiles son arrastrados desde la cámara de concentración hacia la cámara de sensores.

Fig.5. DIAGRAMA DE FLUJO DE AIRE EN LA ETAPA DE MEDIDA



Fuente: autores

- Reposo

En la última etapa del proceso de medición se busca limpiar y expulsar los residuos de los volátiles de la medida realizada anteriormente, para ello se desactiva la electroválvula 1, se activa la electroválvula 2 y la bomba. En esta instancia del proceso se puede abrir la cámara de concentración para retirar la muestra, ayudando a evacuar los volátiles concentrados en ella para comenzar una nueva medición, si es el caso. El proceso se puede observar en la Fig. 4, el cual es el mismo proceso al de concentración pero sin la cantidad de muestra.

### 2.3. Métodos de procesado de datos

#### 2.3.1. PCA (Análisis de Componentes Principales)

El análisis de componentes principales es un método estadístico que ha sido ampliamente utilizado en el modelado de un conjunto de datos multidimensionales [12]. Es un método lineal sin supervisión que ha sido ampliamente usado en diferentes investigaciones en narices electrónicas [13]-[16]. Este método de discriminación de un conjunto de datos es capaz de representar las similitudes y diferencias de diferentes categorías en un plano o gráfico bidimensional. Cuando las categorías o cluster son difíciles de observar y tienen una alta dimensionalidad, el algoritmo PCA trabaja como una poderosa herramienta para el análisis de datos, ya que logra calcular un conjunto de "eigenvectors" y "eigenvalues" de la matriz de covarianza del conjunto de datos.

El análisis PCA también puede ser utilizado como una herramienta para reducir la dimensión del conjunto de datos, conservando la información a través de la variación de dichos datos.

#### 2.3.2. Red MLP (Perceptron Multicapa)

La red neuronal seleccionada para el entrenamiento con los datos fue la MLP con el algoritmo Backpropagation (BP). Este algoritmo de entrenamiento es el más conocido en las redes neuronales multicapa y es la red más flexible de implementar en hardware, ya que se definen las reglas de propagación del error desde la salida hasta las unidades de entrada de la red y el ajuste de los

pesos. En la actualidad existen algunas investigaciones donde se han implementado algoritmos embebidos en diferente hardware para optimizar el funcionamiento y aplicabilidad de este tipo de instrumentos de medida [17],[18].

En las pruebas realizadas en la investigación con el hardware DSP, el entrenamiento de la red neuronal se realizó mediante la simulación offline de la misma, mediante un PC. Los valores finales de los pesos fueron obtenidos en la sesión de entrenamiento y luego fueron almacenados en la memoria del DSP.

### 2.4. Herramienta de Programación

Tal y como se mencionó anteriormente, el propósito de este proyecto fue realizar la implementación del algoritmo de la red MLP en forma embebida, a través de la tecnología DSP. Asimismo, también se implementaron diferentes bloques de programación para la adquisición, almacenamiento, pre-procesamiento y procesamiento de datos, ya que fueron necesarios para obtener un sistema que no dependiera completamente del computador al momento de clasificar los compuestos volátiles. Todo esto fue posible implementarlo en la DSP, tal y como se ilustra en los diferentes Bloques del *simulink* previamente configurados (ver Fig. 6).

En la etapa de pre-procesamiento de datos se utilizaron algoritmos de normalización por centrado de datos y autoescalado; los cuales fueron implementados utilizando la programación y los respectivos bloques que realizan las mismas operaciones con el código en Matlab.

A través del bloque "enabled subsystem" se activa o desactiva el subsistema de adquisición "DATA\_ACQUISITION"; es decir un pulso del TIMER\_2 pasa de un estado bajo a alto y activa el subsistema "READ\_DATA\_CLASSIFICATION", con el objetivo de leer los datos almacenados y así realizar la respectiva clasificación. Los datos almacenados fueron leídos a través del bloque "Data Store Read" uno por cada canal, y luego de la misma forma se pasan por un bloque de código embebido para aplicar los diferentes algoritmos de pre-procesamiento, tal y como lo ilustra la Fig. 7.

En la Fig. 8 se observan los diferentes bloques utilizados para construir una matriz de referencia con los datos adquiridos; la cual está asociada a

cada muestra que se quiere clasificar con la red neuronal. Las medidas previamente fueron agrupadas por categorías y luego etiquetadas para formar la matriz de entrenamiento; la cual generó el conjunto de pesos de la red neuronal para implementarlos a la DSP.

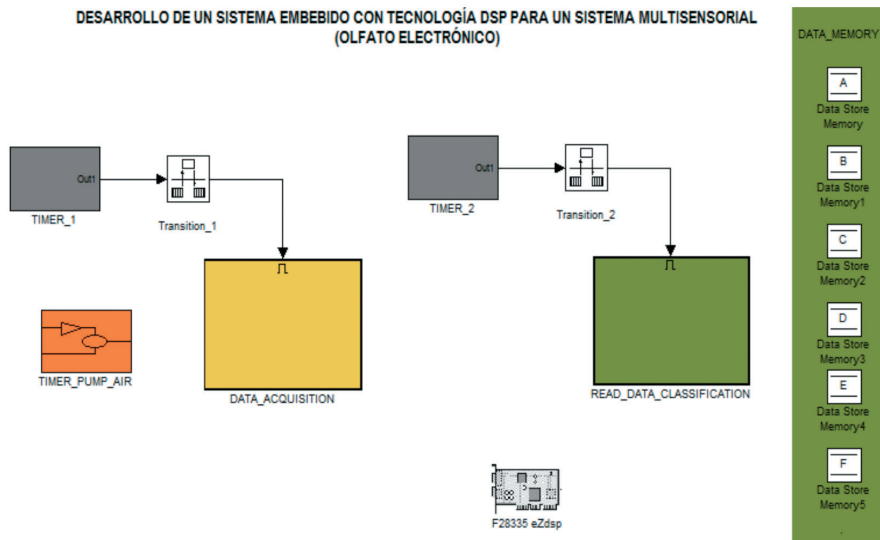
A continuación se presentan dos líneas de código generado en Matlab para la configuración de la red neuronal y el posterior entrenamiento, donde la M es el rango de valores de entrada de la red con 5 neuronas en la primera capa y 1 sola neuro-

na en la última capa. Las funciones de transferencia para cada una de las capas fueron la “tansig” y “purelin”.

```
- net = newff(M,[5 1],{'tansig' 'purelin'})
- gensim (net)
```

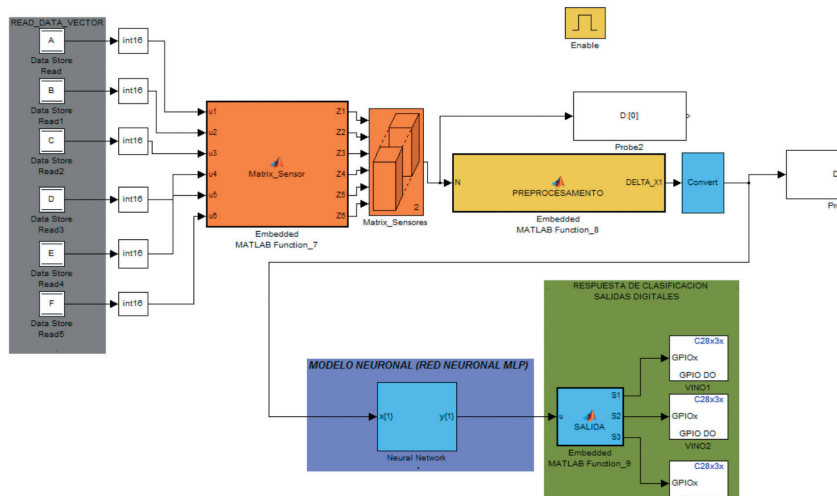
Una vez obtenido el entrenamiento de la red con la matriz de datos, se aplicó la función “gensim” para generar el bloque del *simulink*, el cual va implementado en la DSP. La clasificación de la nueva medida fue obtenida “on-line”, logrando identificar el compuesto volátil.

Fig.6. BLOQUES PARA LA ADQUISICIÓN, ALMACENAMIENTO, PRE-PROCESAMIENTO Y PROCESAMIENTO DE DATOS



Fuente: autores

Fig.7. BLOQUES DEL SISTEMA EMBEBIDO PARA LA CLASIFICACIÓN DE DATOS



Fuente: autores

## 2.5. Protocolo de medida

A continuación se describen los parámetros que fueron necesarios para la adquisición de las medidas. En total se realizaron 25 medidas repetitivas (5 medidas por cada uno de los tres vinos) acondicionadas en la cámara de concentración, y a través de un recipiente de vidrio con capacidad de 20 ml; cada medida fue dispuesta con una cantidad de 5 ml.

Los tiempos de medida fueron los siguientes:

- 10 minutos de concentración.
- 6 minutos de medida.
- 15 minutos de reposo.

Debido al tipo de compuesto volátil emanado por cada uno de los vinos (en este caso el porcentaje de alcohol), fue necesario aumentar el tiempo de reposo en 5 min. El porcentaje de alcohol por cada uno de los vinos fueron los siguientes:

- Vino manzana (6%).
- Vino tinto (8%).
- Vino casillero (13,5%).

En la Fig. 9 se ilustra la imagen de la nariz electrónica y los componentes con tecnología DSP.

## 3. RESULTADOS

### 3.1. Resultados del filtro digital implementado en el DSP

En este apartado se presentan los resultados obtenidos a partir del filtro Butterworth bajo tipo IIR (Infinite Impulse Response), diseñado con la herramienta FDATool de Simulink, el cual fue implementado en el DSP para filtrar las señales de los sensores de gases en las pruebas realizadas con los compuestos químicos volátiles. Es importante mencionar, que debido a las características eléctricas de la tarjeta, las señales de los sensores no presentaron variaciones importantes en el momento de realizar el acople con las fuentes de alimentación de 5 y 10 Voltios DC.

El paquete de diseño y análisis de filtros digitales con FDATool es una interfaz gráfica de usuario que permite el diseño de un filtro de forma sencilla. En el diseño se utilizó un filtro pasa baja tipo Butterworth el cual fue implementado

en la DSP para filtrar las señales adquiridas a través del módulo ADC a una frecuencia de 1 Hz.

Los parámetros configurados en el bloque FDATool fueron los siguientes:

- Frecuencia de muestreo: 1 Hz.
- Banda de paso: 0.01 Hz.
- Atenuación en la banda de paso: 1 dB.
- Banda de atenuación: 0.16 Hz.
- Atenuación de la banda de rechazo: 20 dB.

Se puede observar en la Fig. 10 las respuestas o señales de los sensores de gases adquiridos sin utilizar el filtro digital.

La Fig. 11 ilustra una notable diferencia de las señales adquiridas al implementar el filtro digital en la DSP, mejorando de forma considerable la adquisición de los datos y eliminando las componentes de frecuencia no deseada.

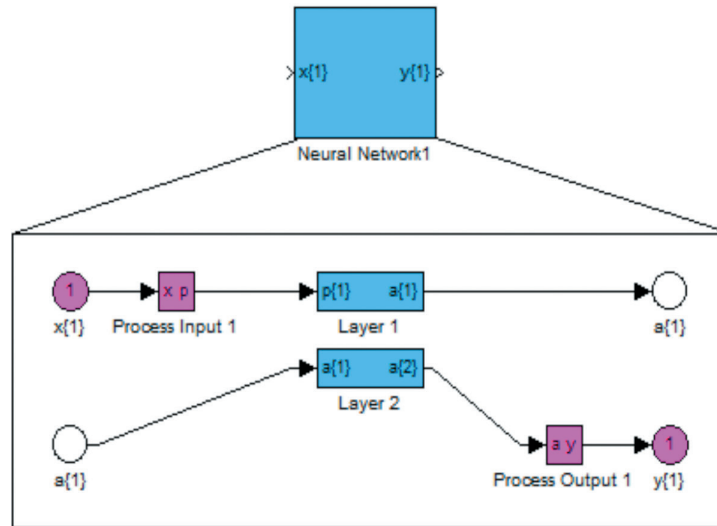
Es necesario mencionar que al momento de calibrar cada uno de los 8 sensores de gases, se observaron variaciones importantes de la señal en los sensores ubicados en las posiciones CH4 y CH8, los cuales corresponden a los sensores TGS 842 y TGS 800. Lo anterior fue por la saturación al que fueron sometidos por compuestos volátiles y a la reducción del tiempo de vida por derivas generadas (por ejemplo, variación en el Heater del sensor) en pruebas anteriores. Por lo tanto, los sensores, mencionados anteriormente, fueron descartados para ser utilizados en las pruebas posteriores; el cual no afectó los resultados y de esta forma, se redujo la matriz a 6 sensores.

En la Fig. 12 (a), Fig. 12 (b) y Fig. 12(c) se observan cada una de las señales filtradas de los tres diferentes tipos de vino. Las respuestas de los sensores fueron adquiridas en señales voltaje mediante un circuito divisor, el cual se realizó el cálculo de dichas señales en valores de resistencia del sensor ( $R_s$ ), y a su vez, fueron convertidas en valores de conductancia ( $1/R_s$ ). Esto fue importante ya que a estos valores de amplitud fueron más adecuados para realizar el procesamiento de cada una de las medidas.

En las figuras es posible observar a simple vista las diferencias de cada una de las señales de los sensores en la detección de los tres compuestos.



Fig.8. BLOQUE DE LA RED NEURONAL ENTRENADA PARA LA CLASIFICACIÓN DE COMPUESTOS VOLÁTILES



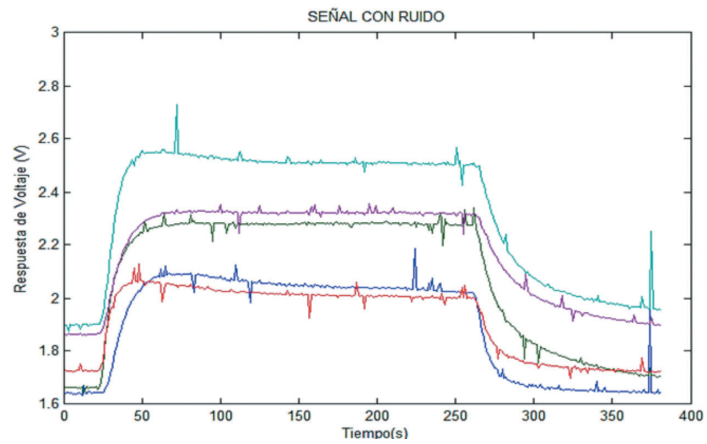
Fuente: autores

Fig.9. NARIZ ELECTRÓNICA CON CHIP DSP



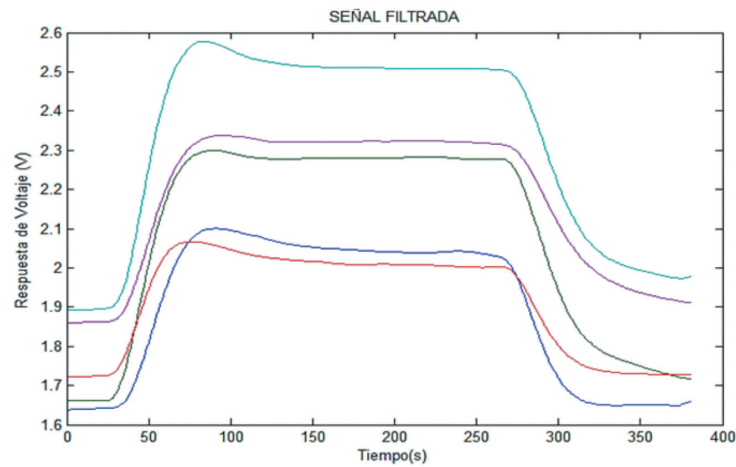
Fuente: autores

Fig.10. SEÑAL ADQUIRIDA SIN APLICAR FILTRADO



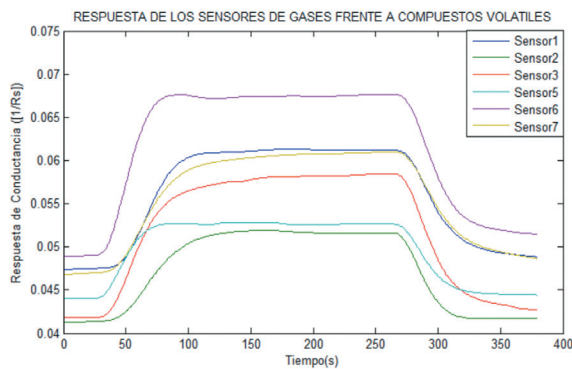
Fuente: autores

Fig.11. SEÑALES ADQUIRIDAS APLICANDO FILTRO BUTTERWORTH PASA BAJO TIPO IIR, DISEÑADO CON LA HERRAMIENTA FDATAOL

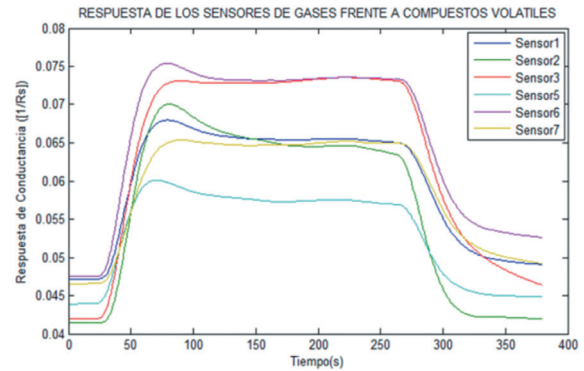


Fuente: autores

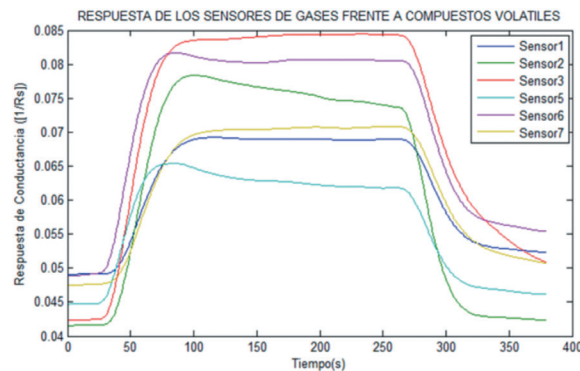
Fig.12. (A) SEÑALES DEL VINO MANZANA, (A) SEÑALES DEL VINO TINTO Y (C) SEÑALES DEL VINO CASILLERO



(a)



(b)



(c)

Fuente: autores

### 3.2. Análisis PCA

Al conjunto de datos adquiridos se aplicó el algoritmo de PCA dando como resultado una diferencia notable en la agrupación de cada ca-

tegoría, permitiendo observar la repetitividad y selectividad de la nariz electrónica (ver Fig. 13). Tomando como base lo anterior, los datos obtenidos fueron utilizados para clasificar los tres tipos de muestras, teniendo una correcta discrimina-

ción de las medidas de los tres tipos de vinos (es decir, manzana, tinto y casillero). Las agrupaciones demuestran la variación del conjunto de datos en un plano de dos dimensiones.

Aunque el algoritmo PCA no fue implementado en la DSP, fue de gran utilidad en este estudio, ya que de una forma visual es posible verificar el funcionamiento del sistema. La importancia de utilizar este algoritmo conllevó a validar de una forma más completa el protocolo de medición, el sistema de adquisición y procesamiento de los datos.

Una de las funciones más significativas del algoritmo PCA fue obtener un conjunto de medidas confiables en el momento en que se llegaron a utilizar en la etapa de clasificación. Una vez obtenidas las medidas, se realizó la normalización y extracción característica al conjunto de datos, obteniendo una matriz de dimensión de 25 medidas x 6 sensores.

Mediante la interfaz de usuario de la Toolbox-PLS\_Toolbox, “PCAGUI” de Matlab, fue muy fácil realizar la discriminación con datos normalizados y sin normalizar, y a su vez, efectuar una evaluación de las medidas selectivas y repetitivas. Con esta aplicación es posible encontrar errores en el protocolo de medida, ya que a través de la bús-

queda de “outliers” o medidas erróneas se puede ajustar de la mejor forma posible dicho proceso.

Con la implementación de la red neuronal MLP, entrenada a partir de los datos obtenidos, se obtuvo un porcentaje de clasificación del 100% de acierto, el cual permitió ver la diferencia que existe entre cada grupo de medidas clasificadas por categorías. Los aciertos están representados con la línea punteada de color verde y los objetivos con línea de color rojo, tal y como se observa en la figura 14. Con esta base datos se realizó el entrenamiento con la red neuronal y los pesos fueron utilizados para el proceso de clasificación con la DSP.

### 3.3. Análisis de clasificación

Después de realizar diferentes pruebas experimentales (10 medidas) con las tres categorías de vinos seleccionados, se registraron los aciertos y desaciertos en la clasificación de medidas (ver Tabla II), con el propósito de obtener un porcentaje que permitiera determinar la respuesta de la nariz electrónica, mediante el procesamiento con la tecnología DSP. En la tabla II es posible observar que el porcentaje de aciertos es mayor, pero con un valor del 16.6 % en los desaciertos.

FIG.13. DISCRIMINACIÓN DE MEDIDAS CON PCA, TRES CATEGORÍAS

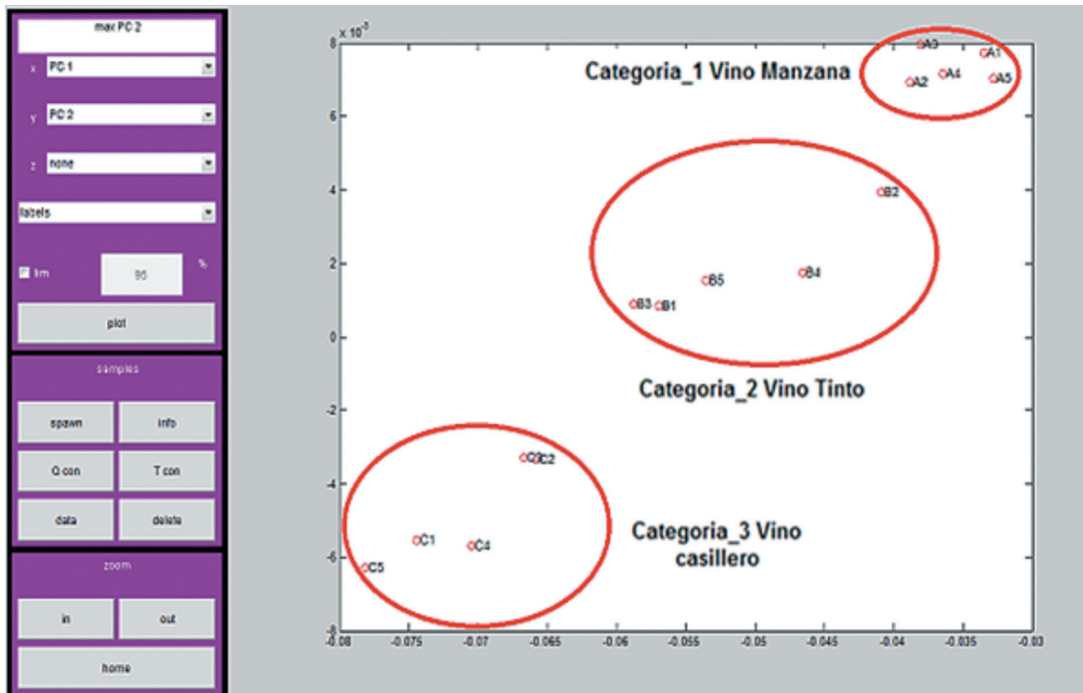
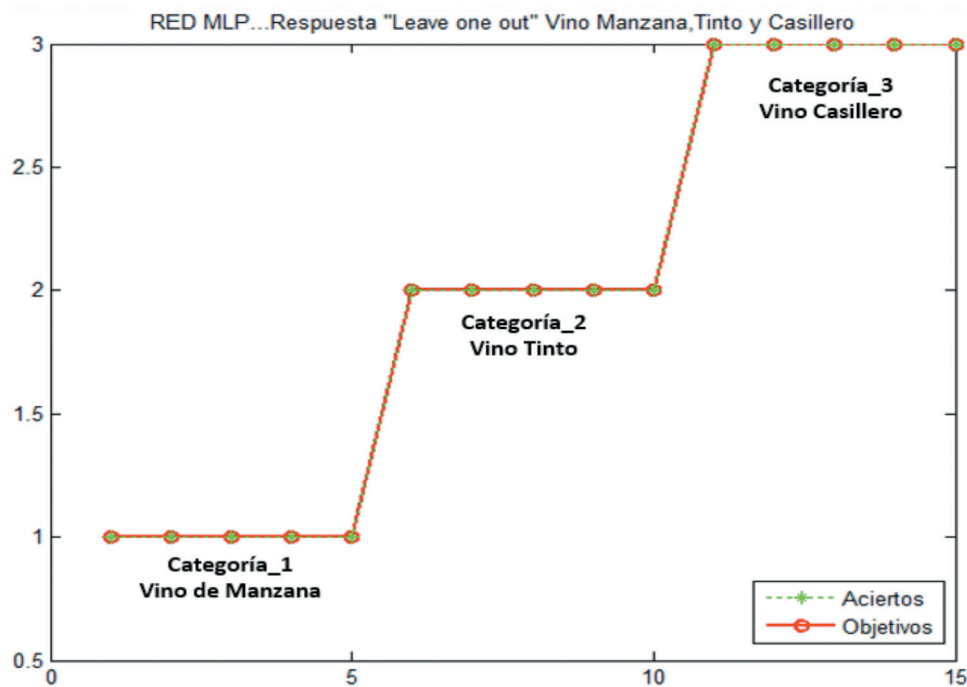


Fig.14. RESPUESTA DE CLASIFICACIÓN CON LA RED NEURONAL MLP, ADQUIRIDA DESDE EL PC



Fuente: autores

TABLA II  
PORCENTAJE DE CLASIFICACIÓN

Vino	Grado de Alcohol	Número de medidas	Número de aciertos en la clasificación	Número de desaciertos en la clasificación
Vino manzana	6%.	10	9	1
Vino tinto	8%	10	8	2
Vino casillero	13,5%	10	8	2
<b>Total (%)</b>		<b>30</b>	<b>83,4 %</b>	<b>16,6 %</b>

Es importante mencionar que los aciertos obtenidos en la respuesta con el sistema DSP y el procesamiento con el PC fueron muy similares, llegando a obtener un porcentaje de acierto del 100 % de clasificación. A pesar de los desaciertos los resultados con el hardware DSP fueron buenos, ya que los parámetros de entrenamiento no variaron en las diferentes pruebas.

#### 4. CONCLUSIONES

Después de configurar la DSP para aplicaciones portátiles con todos los parámetros necesari-

os para el correcto funcionamiento, se realizaron diferentes pruebas para lograr verificar el comportamiento mediante las secuencias programadas con los diferentes algoritmos embebidos usados en la nariz electrónica.

Con la nariz electrónica disponible se realizaron diferentes pruebas con compuestos volátiles emitidos por tres clases de vino, con el fin de obtener una base de datos a partir de diferentes muestras que fueron procesadas con los respectivos algoritmos, con lo cual fue posible determinar que los datos fueron útiles para el entrenamiento de la red neuronal implementada

“On-Chip”, como método de procesamiento y la respectiva clasificación.

En las pruebas experimentales realizadas se obtuvo un porcentaje de aciertos y desaciertos en la clasificación, dando como resultado un porcentaje considerable en los aciertos, lo cual confirma la efectividad del equipo, generando así, una importante opción para ser aplicado en la industria o en un área específica.

Con esta investigación aplicada fue posible determinar que las narices electrónicas tienden a descalibrarse, debido a que los sensores de gases sufren efectos de deriva, debido al contante uso de los mismos. Estos problemas podrían solucionarse aplicando algunos métodos de corrección de derivas a los sensores.

Con el sistema de nariz electrónica compuesto de hardware DSP, se alcanzó una efectividad del 83,4 % de tasa de éxito en la calificación de las medidas. Por tal motivo, a través de este resultado se puede concluir que en la implementación real de este tipo de dispositivos en un sistema multisensorial, existe una importante variación de la respuesta obtenida mediante la simulación.

Para un trabajo futuro sería conveniente aplicar otros métodos de clasificación, tales como redes neuronales tipo probabilísticas (PNN) o máquinas de soporte vectorial (SVM), con el fin de mejorar el entrenamiento y la clasificación de medidas con los sistemas de narices electrónicas.

## AGRADECIMIENTOS

El grupo de Investigación en Sistemas Multisensoriales y Reconocimiento de Patrones de la Universidad de Pamplona, agradece el apoyo económico por motivos de la convocatoria interna de los 50 años de la Universidad de Pamplona.

## REFERENCIAS

- [1] R. Moreno, G. Caballero, F. Ramón, A. Matia, “La Nariz Electrónica: Estado del Arte,” en Revista (RIAI), vol. 6, no. 3, pp. 76-91, Jul. 2009.
- [2] K. Persaud, Dodd. G, “Analysis of discrimination mechanisms in the mammalian olfactory system using a model nose,” in Nature 299, pp. 352 – 355, Sep.1982.
- [3] J.W. Gardner, P.N, Bartlett, “A brief history of electronic noses. Sensors and Actuators,” in B: Chemical. vol. 18, no. 1-3, pp. 211-220, Mar. 1994.
- [4] J.C. Rodríguez, A.C.M. Durán, “Electronic Odor system to detect volatile Compounds,” R Col Tec Avan (RCTA), vol.2, no. 12, pp. 20-26, 2008.
- [5] S. Zhang, C. Xie, D. Zeng, H. Li, Y. Liu, S. Cai, “A sensor array optimization method for electronic noses with sub-arrays,” in Sensand Actu B: Chem, vol.142, no.1, pp. 243-252, Oct. 2009.
- [6] B.A. Botre, D.C. Gharpure, A.D. Shaligram, “Embedded Electronic Nose and Supporting Software Tool for its Parameter Optimization,” in Sensand ActuB: Chem, vol.146, no.2, pp. 453-459. Apr. 2010.
- [7] B. Shi, L. Zhao, R. Zhi, X. Xi, X. Longjing, “Optimization of electronic nose sensor array by genetic algorithms in Tea quality analysis,” in Math and Com Mod, vol.58, no. 3–4, pp.752-758, Aug. 2013.
- [8] P. Saha, S. Ghorai, B. Tudu, R. Bandyopadhyay, N. Bhattacharyya, “Optimization of sensor array in electronic nose by combinational feature selection method,” in SensTech (ICST), pp. 341 – 346. Kolkata, Dec. 2012.
- [9] L. Zhang, F. Tian, “A Novel Chaotic Sequence Optimization Neural Network for Concentration Estimation of Formaldehyde by an Electronic Nose,” in Complintelland ComNet (CICN), Fourth International Conference on, pp. 856 – 859, Nov., 2012.
- [10] B. J. Brezmes, E. Llobet, X. Vilanova, G. Saiz, X. Correig, “Fruit ripeness monitoring using an electronic nose,” in Sens and Act B: Chem, vol. 69, no. 3, pp. 223–229, Oct. 2000.
- [11] J. Rodríguez. C. Durán and A. Reyes, “Electronic Nose for Quality Control of Colombian Coffee through the Detection of Defects in Cup Tests, Sens, vol.10, no.1, pp. 36-46, Dec. 2010.
- [12] M. E. Wall, A. Rechtsteiner, L. M. Rocha, “Singular value decomposition and principal component analysis, A Practical Approach to Microarray Data Analysis,” Chapter 5, pp.91–109 USA, 2003.
- [13] T. Eklöv, G. Johansson, F. Winquist, I. Lundström, “Monitoring Sausage Fermentation Using an Electronic Nose,” in J of the Scienof F and Agr, vol. 76, no. 4, pp.525-532, Apr. 1998.
- [14] J.S., M. Martens, P. Turkki, “Application of an electronic nose system for prediction of sensory quality changes of a meat product (pizza topping) during storage,” in FScand Tec, vol.40, no. 6, pp. 1095-1101, Aug. 2007.
- [15] M. Liu, X. Hang, K. Tu, L. Pan, J. Tu. L. Tang, P. Liu, G. Zhan, Q. Zhong. Z. Xiong, “Application of electronic nose in Chinese spirits quality control and flavour assessment,” in FContr, vol. 26, no.2, pp. 564-570, Aug. 2012.



- [16] D. Gao, F. Liu, J. Wang, "Quantitative analysis of multiple kinds of volatile organic compounds using hierarchical models with an electronic nose," in *Sens and AcB: Chem*, vol. 161, no.1, 3, pp.578-586, Jan. 2012.
- [17] F. Benrekia, M. Attari, M. Bouhedda, "Gas Sensors Characterization and Multilayer Perceptron (MLP) Hardware Implementation for Gas Identification Using a Field Programmable Gate Array (FPGA)," in *Sens*, vol. 13, no.3, pp.2967-2985, Mar. 2013.
- [18] K. Song, Q. Wang, Q. Liu, H. Zhang, Y. Cheng, "A Wireless Electronic Nose System Using a Fe<sub>2</sub>O<sub>3</sub> Gas Sensing Array and Least Squares Support Vector Regression," in *Sensors*, vol.11, no.1, pp. 485-505, Jan. 2011.