

**DATA ACQUISITION, ANALYSIS AND PROCESSING TOOL FOR
MULTISENSORY SYSTEM AND MASS SPECTROMETRY****HERRAMIENTA DE ADQUISICIÓN, ANÁLISIS Y PROCESAMIENTO DE
DATOS PARA SISTEMAS MULTISENSORIALES Y ESPECTROMETRÍA DE
MASAS****PhD. Cristhian M. Durán A., PhD. Oscar Gualdrón G., MSc(c). Adrián Carvajal F.****Universidad de Pamplona**

Km 1 Vía Bucaramanga, Pamplona, Colombia, Tel.: (57)7-5685303

Tel.: 57-7-5685303, Fax: 57-7-5685303, Ext. 156

E-mail: {cmduran, oscar.gualdron, adriancarvajal}@unipamplona.com

Abstract: This article describes an application developed in Matlab for data acquisition, signal processing and sensing metal oxide gases (ie., an electronic nose) and mass spectrometry (MS). Tool was developed using different pattern recognition techniques, both traditional and advanced statistical methods such as PCA, LDA and PLS. Other techniques known as artificial neural networks were applied to the classification of measures, for example, MLP, Fuzzy ARTMAP and RBF. The final result was the implementation of the tool from the previously acquired signals through an electronic nose and data obtained from a mass spectrometer.

Keywords: Data Acquisition, Mass Spectrometry, Electronic Nose, Processing, Pattern Recognition.

Resumen: Este artículo describe una aplicación desarrollada en Matlab, para la adquisición de datos, y procesamiento de señales de sensores de gases de óxidos metálicos (es decir, una Nariz Electrónica) y de espectrometría de masas (MS). La herramienta fue desarrollada a partir de diferentes técnicas de reconocimiento de patrones, tanto tradicionales como avanzadas, tales como métodos estadísticos PCA, LDA y PLS. Otras técnicas conocidas, como las redes neuronales artificiales fueron aplicadas para la clasificación de medidas, por ejemplo: MLP, Fuzzy ARTMAP y RBF. El resultado final fue la implementación de la herramienta a partir de las señales adquiridas previamente a través de una nariz electrónica, y los datos obtenidos de un espectrómetro de masas.

Palabras clave: Adquisición de Datos, Espectrometría de Masas, Nariz Electrónica, Procesamiento, Reconocimiento de Patrones.

1. INTRODUCCIÓN

En la actualidad se siguen desarrollando un gran número de herramientas aplicadas al análisis y procesamiento de datos, a partir de medidas adquiridas desde instrumentos de medición, tales como cromatografía de gases, espectrometría de masas, narices y lenguas electrónicas (Agilent, 2009; Alisa, 2009). En cada una de las aplicaciones

encontradas en la literatura, cada una de ellas presenta diferentes funciones en cuanto al entorno de análisis, procesado y/o visualización de resultados, pero en la mayoría de ellas se siguen utilizando métodos clásicos de análisis multivariado e incluyendo redes neuronales, para el reconocimiento y discriminación de patrones. Dos de los trabajos más relevantes y de los cuales se tomó como referencia para el desarrollo de este

artículo, es la aplicación desarrollada por Thomas & Rasmus, los cuales desarrollaron una interfase para el análisis de datos en tres dimensiones con muestras adquiridas previamente por una nariz electrónica (Thomas, 2005) (Manuel, 2008); otro trabajo fue realizado por Cosmin y co-autores, donde realizaron métodos de procesamiento de datos para mejorar el funcionamiento de una nariz electrónica y MS, según los tiempos de retención en dos y tres dimensiones (Cosmin, *et al.*, 2010).

Algunos fabricantes y desarrolladores de equipos de medición como las narices electrónicas e instrumentos tradicionales (es decir, los espectrómetros de masas), incorporan un software de análisis multivariante que funciona sobre un ordenador personal y se acopla al equipo. La mayoría de estos equipos aun basan sus resultados en las técnicas conocidas como Análisis de Componentes Principales (PCA) (Cadima, 2004; Gan, 2005), Análisis de discriminación lineal (LDA) (Cozzolino, 2005; Cramp, 2009) ó Mínimos Cuadrados Parciales (PLS) (Vinaixa, *et al.*, 2005; Tetsuo, 2006), los cuales son consideradas desde hace ya varios años como tradicionales, y donde se han ido añadiendo nuevos algoritmos que se incluyen dentro del grupo de los métodos de reconocimiento de patrones ó las técnicas de inteligencia artificial (Brezmes, 2000). Aunque los equipos de espectrometría de masas vienen con un software acoplado al equipo, la mayoría de estos necesitan de personal experto o cualificado para realizar el análisis respectivo.

Uno de los principales objetivos del presente artículo es desarrollar una interface flexible al usuario para la adquisición y procesamiento de datos, a partir de muestras provenientes de MS y una nariz electrónica. En este trabajo también se le da mayor importancia a la implementación de redes neuronales artificiales como la MLP (Perceptron Multicapa) (Pardo, *et al.*, 2001), RBF (Funciones de base radial) (Ritaban, 2003); Bipan, 2009) y Fuzzy ARTMAP (Carpenter *et al.*, 1992; Llobet *et al.*, 2004), para la cuantificación y clasificación de las medidas utilizadas en las pruebas experimentales. Todas las pruebas realizadas por el software se desarrollaron con medidas adquiridas desde dos instrumentos de medida, basados del sector agroindustrial. En forma general, esta herramienta puede ser apropiada para ser utilizada en diferentes sectores (sector de la salud, sector industrial, entre otros). A continuación se describen los dos equipos para el análisis, clasificación e identificación de olores y/o compuestos volátiles.

1.1. Equipo Multisensorial (Nariz Electrónica)

Es un instrumento multisensorial electrónico basado en sensores químicos, con sensibilidades parcialmente solapadas que puede clasificar aromas simples y complejos, es decir, es capaz de realizar análisis cuantitativos y/o cualitativos de una mezcla de olores, y gases.

Las muestras utilizadas para realizar las pruebas experimentales con el equipo multisensorial, fueron adquiridas por la nariz electrónica "A-NOSE", el cual fue un sistema desarrollado en la Universidad de Pamplona, Colombia (Durán, 2008; Rodriguez, 2010).

El equipo consta de 8 sensores de gases de óxidos metálicos: Las medidas adquiridas por la Nariz Electrónica fueron obtenidas de muestras de café molido y tostado, con algunos defectos (pasillas) y de alta calidad de exportación (Excelso). Se analizaron en total 16 medidas con un tiempo de adquisición de 5 minutos.

1.2. Espectrometría de Masas

La espectrometría de masas es una técnica analítica en la cual las diferentes sustancias químicas pueden ser identificadas, mediante la separación de los iones en forma gaseosa.

Los equipos usados en estos estudios se llaman espectrómetros de masas, los cuales funcionan bajo el principio en que los iones pueden ser desviados por campos eléctricos y magnéticos (Cummins, 2007). En este trabajo se llevó a cabo el análisis y procesamiento de datos, partiendo de las medidas adquiridas previamente por un equipo "Shimadzu GCMS-QP2010S" (Shimadzu, 2010).

Para este tipo de instrumentos el formato del archivo almacenado en el PC necesita ser acondicionado por algoritmos avanzados para obtener buenos resultados.

Las medidas utilizadas en el presente trabajo fueron muestras adquiridas por el espectrómetro de masas Shimadzu, desde fragancias ó volátiles emitidos por compuestos aromáticos.

En esta aplicación se analizaron 12 medidas en total con un tiempo de adquisición de 10 minutos, configurados por el MS.

2. DESCRIPCIÓN Y RESULTADOS

En las figuras 1 y 2 se ilustran dos interfaces gráficas de usuario compuestas por una variedad de funciones, las cuales son aptas para sistemas multisensoriales y espectrometría de Masas. A continuación se describen cada una de estas funciones. La aplicación realizada en el entorno matemático Matlab, visualiza el programa una vez este es ejecutado.



Fig. 1. Interface Gráfica para la adquisición y procesado de datos de la NE.



Fig. 2. Interface Gráfica para la adquisición y procesado de datos de la NE.

Como se había mencionado anteriormente, las dos aplicaciones fueron realizadas en Matlab 7.5 (Mathworks) y a través de las herramientas *Data Acquisition* y *PLS Toolbox*.

2.1 Extracción de Parámetros y pre-procesado de Datos

La importancia de extraer los parámetros de las señales de los sensores de gases es importante en las narices electrónicas y espectrometría de masas, puesto que el objetivo es obtener un vector de datos descriptivo en cada uno de los dos sistemas. Una vez hecho esto, la medida luego pueda ser procesada en forma óptima por técnicas de reconocimiento de patrones, con el fin de analizar y clasificar los compuestos volátiles. Cada uno de los métodos de pre-procesado de datos se puede seleccionar desde el cuadro indicado, dependiendo del formato de datos ó del sistema donde proviene la información. Dentro de los algoritmos de pre-procesado se destacan los siguientes, Auto-escalado, Centrado de datos, Normalización por columna y Normalización por matriz.

Actualmente las diferentes empresas, instituciones de educación y centros de investigación siguen diseñando y desarrollando equipos de olfato electrónico a partir de métodos clásicos como PCA, para discriminación de medidas; otros métodos clásicos y avanzados como las redes neuronales artificiales (Ejemplo, la Fuzzy Artmap, MLP entre otros), siguen implementándose con éxito en la clasificación de medidas.

2.2 Adquisición de Datos

Una importante función para la aplicación multisensorial es la comunicación con un hardware de adquisición de datos. Para tal fin, un algoritmo fue desarrollado para configurar cada uno de los parámetros de la Tarjeta "DAQ USB 6009" de la empresa *National Instruments* (NI).

El sistema de adquisición permite desarrollar un control eficaz para realizar el muestreo de las señales de los sensores de gases. Los datos provenientes de las señales adquiridas durante el proceso de medida, pueden ser analógicos o digitales, pero su almacenamiento y análisis puede ser más óptimo si se maneja en forma digital. La DAQ suministra hasta una conexión de 8 canales de entrada análoga (AI), dos canales de salida análoga (AO), 12 canales de entrada/salida digitales (DIO), y un contador de 32 bits con la máxima velocidad de la interfaz USB. Tiene una tasa de muestreo máxima en las entradas analógicas de 48 KS/s, el cual permite adquirir hasta un total de 8 señales de sensores de gases.

2.3 Representación de Respuestas

Es posible representar o visualizar las respuestas tanto de señales de sensores gases como la información de espectrometría de masas, una vez estas son almacenadas en un directorio del ordenador. En la Fig. 3 se observa un conjunto de señales adquiridas por un espectrómetro de masas, las cuales son cargadas por la interface. El número de masas utilizadas para esta prueba fueron 150, el cual se reflejan en el eje de la abscisa de la gráfica. Cada una de las señales representa una categoría a que pertenecen las medidas, partiendo de un número determinado de espacios correspondientes a las clases. En esta función dentro de cada espacio se debe escribir el nombre del identificador de la forma correcta, con el objetivo de realizar el proceso nuevamente. El nombre del identificador debe coincidir al menos con las tres primeras letras del nombre de los ficheros de dicha categoría.

Una vez definidas todas las categorías ó clases se podrá observar el comportamiento de cada una de las señales adquiridas por el espectrómetro y comparar cada una de las categorías (Se diferencian por colores, y la leyenda detalla a que color corresponde cada clase).

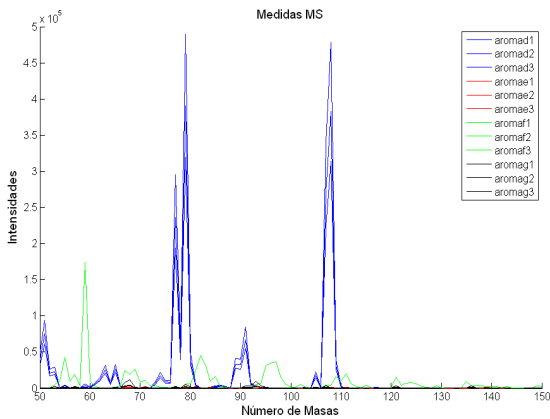


Fig.3. Representación de señales adquiridas por el espectrómetro de masas con cuatro categorías.

2.4 Análisis de variables

Una de las funciones más importantes del programa es el análisis de variables, ya que puede proporcionarle al usuario una amplia información de las señales adquiridas, para posteriormente ser procesadas.

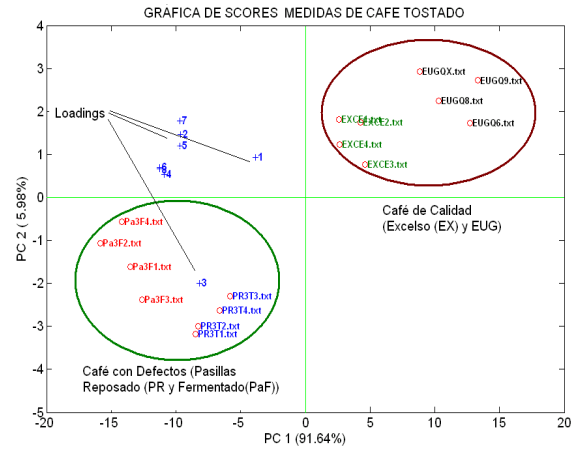


Fig. 4. Respuesta de PCA con medidas de Café tostado. Muestras adquiridas con la Nariz Electrónica.

La Fig. 4 presenta a través de un gráfico la respuesta PCA para la de discriminación de muestras de Café sano y con defectos. El análisis de las variables se realiza buscando los primeros PC, donde se visualiza la contribución de cada una de las variables (Es decir, los "Loadings").

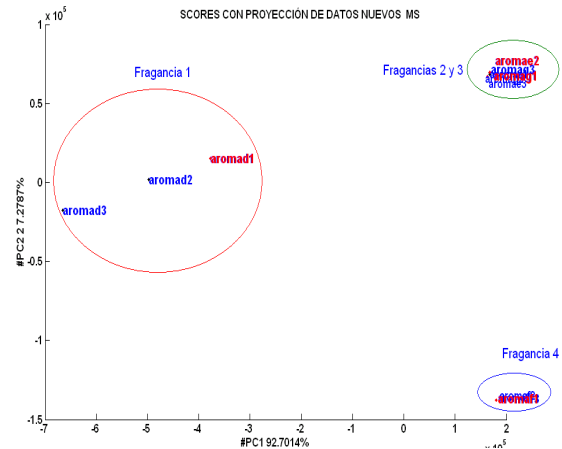


Fig. 5. Proyección de datos del MS, comparación de la matriz de extracción de modelos y datos nuevos.

2.5 Proyección de Datos

El algoritmo fue implementado en el programa con el objetivo de realizar la proyección de datos, a través de la información extraída donde es posible hacer una comparación con los datos nuevos, los cuales son convertidos en una matriz de datos. Las muestras nuevas se sobrepone a las medidas clasificadas en el modelo cargado previamente; si

éstas son iguales y si presentan características similares, aparecerán cerca de esas muestras, como las mostradas en la Fig.5. Las medidas proyectadas en la figura hacen parte del MS, y se puede ver que sobresalen las medidas de color rojo (corresponden a las medidas nuevas), mientras las azules son las medidas con las que se había creado el modelo.

Con el algoritmo PCA es posible crear un modelo, el cual permite calcular los componentes principales que maximizan la varianza en el conjunto de entrenamiento de medidas.

La proyección de datos nuevos permite comparar las medidas nuevas con las medidas de entrenamiento (es decir, con las que se creó el modelo). Se puede observar en la Fig.5 una buena respuesta del MS en la medición de las fragancias ó compuestos aromáticos, alcanzando de esta manera un 92.7 % de la varianza capturada en el PC1. Por defecto se seleccionó como método de normalización el centrado de datos, por el hecho de obtener mejores resultados.

2.6 Proyección de datos con LDA

De forma similar a PCA, el método de análisis discriminante lineal (LDA) es una técnica para clasificar un conjunto de observaciones dentro de clases predefinidas.

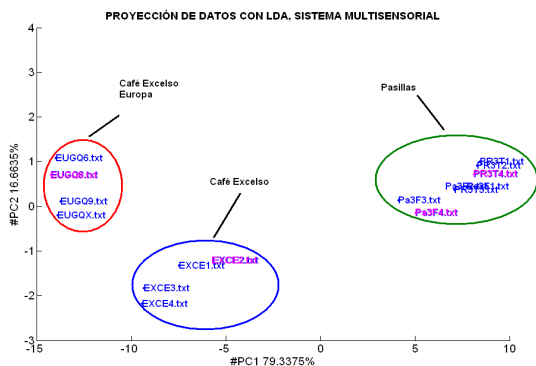


Fig.6. Discriminación de medidas nuevas de Café tostado, proyectados a través de la técnica LDA. A través de la proyección de datos PCA, la Fig.6 muestra los volátiles emitidos por los sensores de gases, los cuales son reconocidos con respecto al modelo que ya ha sido creado previamente. Se ve claramente la proyección de las medidas nuevas tras haber creado el modelo LDA. Se logró diferenciar entre las categorías de café de alta calidad (es decir, Café Excelso Europa (EUG) y café excelso (EXCE) con relación al café pasillas

(Es decir, Fermentado y reposado) de baja calidad ó con defectos. En este caso las proyecciones se ven reflejadas en color lila.

2.7 Proyección de datos con modelos PLS

Igualmente a los algoritmos PCA y LDA, los algoritmos PLS utilizados en el programa fueron funciones previamente acondicionadas. En forma concreta, la función se utiliza para crear el modelo PLS a través del método SIMPLS, el cual requiere como entrada la matriz de medidas con las variables de entrada, la matriz con los valores correctos de las variables a predecir y el número máximo de variables latentes a considerar.

Array Editor -			
	1	2	3
1	'MODELO'	'NUEVOS'	'ACIERTO'
2	'aromad1'	'aromad'	'Correcto'
3	'aromad2'	'aromad'	'Correcto'
4	'aromad3'	'aromad'	'Correcto'
5	'aromae1'	'aromae'	'Correcto'
6	'aromae2'	'aromae'	'Correcto'
7	'aromae3'	'aromae'	'Correcto'
8	'aromaf1'	'aromaf'	'Correcto'
9	'aromaf2'	'aromaf'	'Correcto'
10	'aromaf3'	'aromaf'	'Correcto'
11	'aromag1'	'aromag'	'Correcto'
12	'aromag2'	'aromag'	'Correcto'
13	'aromag3'	'aromag'	'Correcto'

Fig.7. Respuesta de un conjunto de Aromas clasificados por medio de la técnica PLS para el sistema MS.

La figura 7 ilustra la respuesta generada en Matlab en forma de tabla, en la que se observa la identificación de las muestras de aromas, las cuales fueron proyectadas sobre el modelo creado previamente por la aplicación. La columna 1 corresponde a las medidas obtenidas por el espectrómetro, y con las cuales se obtuvo el modelo PLS.

2.8 Validación del conjunto de medidas

En el procesamiento de datos, los métodos de validación permiten estimar el error de un clasificador (ejemplo, una red neuronal) en el momento de ser aplicado a cruces de conjuntos de datos. La idea más importante de la validación es construir un clasificador con un conjunto de datos y estimar que tanto puede clasificar con otro conjunto diferente. Lo más importante es que el clasificador pueda generalizar lo más que pueda sin que haya sobreajustes en el entrenamiento.

Los siguientes métodos fueron implementados en los algoritmos PLS, y en las redes neuronales Fuzzy Artmap, MLP y RBF:

- Validación Cruzada de orden uno ó "leave one out".
- Validación Cruzada orden n .
- Validación *Bootstrap*

En la Fig. 8 se puede ver la respuesta de la red neuronal *Fuzzy Artmap* con el método de validación cruzada "leave one out". Los niveles "1" y "0" representan los aciertos y desaciertos en la clasificación de las 16 medidas adquiridas por la tarjeta USB, la cual fue acoplada a los sensores de gases.

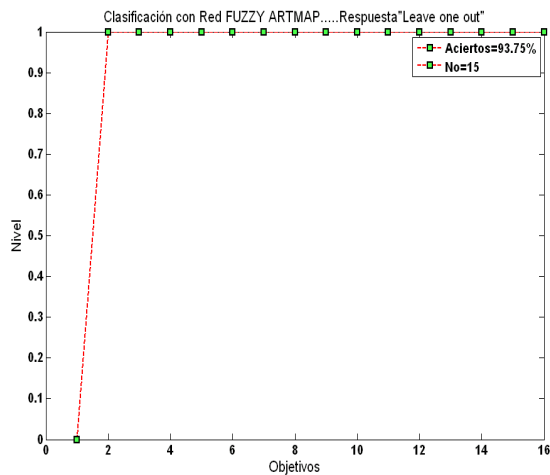


Fig.8. Respuesta de validación cruzada con la red neuronal *Fuzzy Artmap* y el método "Leave one out", para las medidas con sensores de gases.

2.9 Clasificación y cuantificación de medidas

2.9.1. Clasificación de medidas

En el siguiente apartado aunque no se describen cada una de los conceptos de las redes neuronales utilizadas en este trabajo, se hace referencia a cada una de ellas y se presentan los diferentes resultados en la clasificación y cuantificación de medidas tomadas por la Nariz Electrónica y de Espectrometría de Masas. En cada uno de los métodos es posible entrenar y crear modelos para luego hacer comparaciones con los datos nuevos.

Los resultados obtenidos en el momento de clasificar el conjunto de 12 medidas del MS, obteniendo así un 58.3 % de tasa acierto en la clasificación pueden ser vistos en la Fig. 9. Este resultado obtuvo un promedio bajo debido a que se utilizó el método de validación de orden n , (es

decir, nivel dos); por lo tanto, la tasa de acierto en la clasificación disminuye a comparación a la clasificación obtenida cuando se hace con "leave one out". Aunque el resultado no fue bueno, el método de orden n es más conveniente utilizarlo para un mayor número de muestras ó medidas. Este mismo procedimiento se realiza en forma similar tanto para los métodos PLS, y RBF.

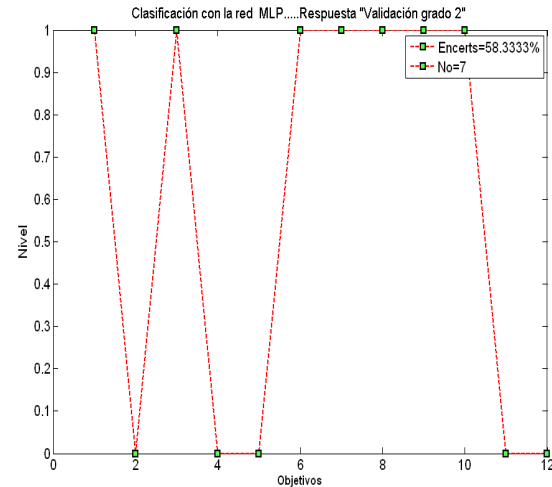


Fig. 9. Respuesta de clasificación con la red neuronal MLP y el método de validación cruzada (orden dos), para medidas de espectrometría de masas.

2.9.2. Cuantificación de medidas

En el proceso de cuantificación la salida no es una categoría concreta, si no representa un valor numérico que permite cuantificar la cantidad de la muestra presente, ya sea en el espectrómetro de masas o en la nariz electrónica.

En los siguientes ítems se indican cada uno de los pasos necesarios para la cuantificación de medidas:

- Se cargan las medidas desde un directorio del PC.
- Se identifican los objetivos con su respectiva etiqueta.
- Se define el número de medidas a cuantificar.
- Se entrena y crea el modelo.

En este ejemplo se aplicó la red neuronal RBF, en donde inicialmente se entrena un modelo y luego se proyectan los nuevos datos sobre el mismo (ver fig. 10). Como se observa en la figura, aquí las categorías se describen en números de color rojo, dependiendo del tipo de muestra que se quiere cuantificar.

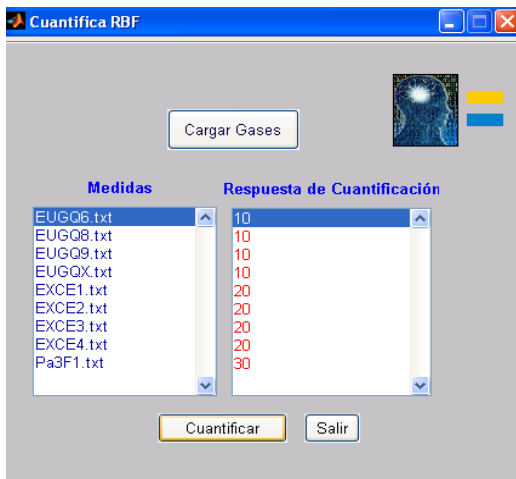


Fig. 10. Proyección de datos nuevos con RBF para cuantificación de medidas adquiridas por el sistema multisensorial.

3. CONCLUSIONES

En este trabajo se desarrolló un entorno gráfico flexible al usuario para la adquisición, y procesado de señales adquiridas por sistemas multisensoriales y espectrometría de masas.

Las técnicas de discriminación de medidas como la PCA y LDA actúan de forma similar, pero al momento de adjudicarles los parámetros adecuados, es necesario entender los conceptos principales para darle una buena utilidad.

La técnica PLS a demás de clasificar y validar de manera sorprendente los datos, también puede realizar cuantificación de medidas y validación.

Los algoritmos de redes neuronales tales como la MLP, FuzzyArtmap y RBF, implementadas en el trabajo, realizaron el reconocimiento de patrones en forma óptima.

Tanto la nariz electrónica como el espectrómetro de masas, combinados con un buen conjunto de funciones para la adquisición, procesado y análisis de datos, pueden ser de gran utilidad en la realización de pruebas experimentales con capacidad de obtener resultados impresionantes en innumerables aplicaciones (Es decir, en la industria agroalimentaria e industrial, el sector de la salud, en el medio ambiente, control de calidad de productos, etc.).

RECONOCIMIENTOS

Los autores del presente trabajo agradecen al Departamento Administrativo de Ciencia, Tecnología e Innovación "COLCIENCIAS", por el apoyo y financiación de este proyecto.

REFERENCIAS

- Agilent, 2009. <http://www.chem.agilent.com>
- Alisa Rudnitskaya, *et al.*, 2009. Instrumental measurement of beer taste attributes using an electronic tongue. *Analytica Chimica Acta*, Vol. 646, issues 1-2, 30 july, pp. 111-118.
- M. García, M. Aleixandre, J. Gutiérrez, M.C. horrillo, 2006. Electronic nose for wine discrimination. *Sensors and Actuators b: Chemical*, Vol. 113, Issue 2, 27 February, pages 911-916.
- Thomas Skov, Rasmus Bro, 2005. A new approach for modelling Sensor based data. *Sensors and Actuators b: Chemical*, Vol. 106, issue 2, 13 may, pp. 719-729.
- José Manuel Amigo, Thomas Skov, Rasmus Bro, Jordi Coello, Santiago MasPOCH, 2008. Solving GC-MS problems with parafac2. *Trac Trends in Analytical Chemistry*, Vol. 27, issue 8, september, pp. 714-725.
- Cosmin Urian, Jesus Brezmes, Maria Vinaixa, Nicolau Cañellas, Eduard Llobet, Xavier Vilanova, Xavier Correig, 2010. MS-electronic nose performance improvement using the retention time dimension and two-way and three-way data processing methods. *Sensors and Actuators b: Chemical*, Vol. 143, Issue 2, 7 january, pp. 759-768.
- Cadima, J., 2004. Computational aspects of algorithms for variables selection in the context of principal components. *Computational Statics & Data Analysis*, 47, pp. 225-236.
- H. L. Gan, *et al.*, 2005. Characterisation of vegetable oils by surface acoustic wave sensing electronic nose. *Food Chemistry*, Vol. 89, Issue 4, march, pp. 507-518.
- Daniel Cozzolino, Heather Smyth, Wies Cynkar, Robert G. Damberg, Mark gishen, 2005. Usefulness of chemometrics and mass spectrometry-based electronic nose to classify australian white wines by their varietal origin. *Food Chemistry*, Vol. 68, Issue 2, 15 december, pp. 382-387.
- Cramp, J. H.; Sohn, P. J. James, 2009. Detection of cutaneous myiasis in sheep using an electronic nose. *Veterinary Parasitology*, Vol. 166, Issues 3-4, 23 december, pp. 293-298, a.p.

- Vinaixa M, E. Llobet, J. Brezmes, X. Vilanova, X. Correig, 2005. A fuzzy artmap- and pls-based ms e-nose for the qualitative and quantitative assessment of rancidity in crisps. *Sensors and Actuators b: Chemical*, Vol. 106, Issue 2, 13 may, pp. 677-686.
- Tetsuo Aishima, 2006. Comparing predictability of gc-ms and e-nose for aroma attributes in soy sauce using pls regression analysis. *Developments in Food Science*, Vol. 43, pp. 525-528.
- J. Brezmes, *et al.*, 2000. Fruit ripeness monitoring using an electronic nose sensors and actuators b: *Chemical*, Vol. 69, Issue 3, 25 october, pp. 223-229.
- M. Pardo, G. Sberveglieri, A. Taroni, F. Masulli, G. Valentini, 2001. Decompositive classification models for electronic noses, *Analytica Chimica Acta*, Vol. 446, Issues 1-2, 19 november, pp. 221-230.
- Dimitrios Charalampidis, Barry Muldrey, 2009. Clustering using multilayer perceptrons. *Nonlinear Analysis: Theory, Methods & Applications*, Vol. 71, Issue 12, pp. 2807-2813.
- Ritaban Dutta, *et al.*, 2003. Electronic nose based tea quality standardization. *Neural Networks*, Vol. 16, issues 5-6, june-july, pp. 847-853.
- Bipan Tudu, Arun Jana, Animesh Metla, Devdual Ghosh, Nabarun Bhattacharyya and Rajib Bandyopadhyay, 2009. Electronic nose for black tea quality evaluation by an incremental rbf network. *Sensors and Actuators b: Chemical*, Vol. 138, Issue 1, 24 april, pp. 90-95.
- Carpenter G. A., *et al.*, 1992. "Fuzzy Artmap: A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 3, No. 5, pp. 698-713.
- Llobet Ee, J. Brezmes, O. Gualdrón, X. Vilanova, X. Correig, 2004. "Building parsimonious fuzzy artmap models by variable selection with a cascaded genetic algorithm: application to multisensor systems for gas analysis". *Sensors and Actuators b: Chemical*, Vol. 99, pp. 267-272.
- C. Durán, J. Rodríguez, 2008. "Sistema de olfato electrónico para la detección de compuestos volátiles ", *Revista Colombiana de Tecnologías de Avanzada*, Vol. 12, pp. 20-2.
- Juan Rodríguez, Cristhian Durán and Adriana Reyes, 2010. "Electronic nose for quality control of colombian coffee through the detection of defects in "cup tests", *Sensors*, Vol. 10, No. 1, pp. 36-46.
- Timothy D. Cummins, David W. Powell, 2007. Use of quantitative mass spectrometry analysis in kidney research. *Seminars in Nephrology*, Vol. 27, issue 6, november, pages 574-583.
- Shimadzu, 2010. <http://www.ssi.shimadzu.com/>
- The mathworks Inc. 2010. Matlab (versión 7.5), the mathworks. Inc, <http://www.mathworks.com>.
- National Instruments, 2010. <http://www.ni.com/>