

MEADS DISCRIMINATION THROUGH AN ELECTRONIC TONGUE**DISCRIMINACIÓN DE HIDROMIELES A TRAVÉS DE UNA LENGUA
ELECTRÓNICA**

**MSc. Yennifer Yuliana Rios Díaz*, PhD. Cristhian Manuel Duran Acevedo*
PhD.(c) Martha Cuenca****

*** Universidad de Pamplona**, Facultad de Ingenierías y Arquitectura.
Grupo de Investigación en sistemas Multisensoriales y Reconocimiento de Patrones.
Ciudadela Universitaria. Pamplona, Norte de Santander, Colombia.
Tel.: (+577) - 568 5303 Ext. 164, Fax: (+577) - 568 5303 Ext. 156.
E-mail: yennifer_rios@hotmail.com, cmduran@unipamplona.edu.co.

**** Universidad Nacional de Colombia**, Instituto de Ciencia y Tecnología de Alimentos.
Carrera 45 No 26-85 - Edificio Uriel Gutiérrez, Bogotá, Cundinamarca, Colombia.
Tel.: (+571) - 316 5000, E-mail: mmcuencaq@unal.edu.co

Abstract: This article consist in the implementation of an electronic tongue, for the classification of volatile compounds emitted by meads: Pacho, pollen, white and passion fruit, by comparing model: Passion fruit wine and must, through commercial electrodes type BVT AC1. The data were acquired via a potentiostat type EmStant2 4CH (PalmSens), where the results were obtained from the data pre-processing, which were performed with normalization techniques. Once obtained the relevant information from the dataset, was subsequently applied analysis PCA (Principal Component Analysis), in order to discriminate each of the volatile compounds.

Keywords: Meads, Electronic Tongue, PCA, electrode, classification.

Resumen: El presente artículo consiste en la implementación de una lengua electrónica, para la clasificación de compuestos volátiles emitidos por hidromieles: Pacho, polen, blanco y maracuyá, mediante la comparación de soluciones modelo: Vino de maracuyá y mosto, a través de electrodos comerciales tipo BVT AC1. Los datos fueron adquiridos a través de un potenciostato tipo EmStant2 de 4 canales (PalmSens), donde los resultados fueron obtenidos a partir del pre-procesamiento de datos, los cuales fueron realizados con técnicas de normalización. Una vez obtenida la información relevante del conjunto de datos, posteriormente fue aplicado el análisis PCA (Análisis de Componentes Principales), con el objetivo de discriminar cada uno de los compuestos volátiles.

Palabras clave: Hidromieles, Lengua electrónica, PCA, electrodos, clasificación

1. INTRODUCCIÓN

La determinación de las características de los sabores es muy importante en la mayoría de las industrias de alimentos, puesto que de ello depende la aceptación del producto por el consumidor; es por esta razón que mediante el sabor es posible

decir sí el producto es el mismo, está en buen estado, o se ha producido alguna modificación. Por ejemplo, según el sabor del producto se puede determinar si es de buena cosecha o no, discriminar entre varios tipos, detectar si el producto viene con defectos mediante pruebas de tasa, y la denominación de origen (Shao *et al.*, 2004).

Generalmente el análisis del sabor en la fase de desarrollo como en la de producción es efectuada por paneles conformado por personas experimentadas y sensibles al producto; esta caracterización es un trabajo rutinario que causa una saturación en los órganos receptores del sistema biológico de las personas, afectando su capacidad sensitiva la cual se limita con el tiempo, además, las condiciones ambientales pueden afectar la objetividad del experto y por tanto, la reproducibilidad de las medidas.

En las lenguas electrónicas se realizan dos acciones específicas, la obtención de la información o características de una muestra mediante un sistema de sensores electroquímicos y la interpretación de dicha información mediante métodos estadístico multivariados o redes neuronales artificiales. Cada sensor mide una propiedad o especie determinada, cuya respuesta es una huella característica que permiten generar un patrón de reconocimiento.

Los quimiorreceptores distribuidos por la boca reaccionan a todas las sustancias, sin embargo, estos presentan una respuesta diferente para las sustancias relacionadas con los distintos sabores según su umbral de detección. El cerebro procesa estas respuestas que llegan por medio de los impulsos eléctricos generados por los quimiorreceptores presentes en la boca y la nariz (Collings, 1974).

Las lenguas electrónicas son sistemas basados en múltiples sensores de baja selectividad o sensibilidad cruzada que combinados con herramientas de reconocimiento o de análisis multivariable permiten la clasificación de muestras o la cuantificación de alguno de sus parámetros fisicoquímicos (Gutes *et al.*, 1974), (Ciosek., 2008), (Peres., 2011).

En la Figura 1 se observa la estructura de una lengua electrónica la cual se compone de tres elementos denominados sensores, sistema de medida y sistema de procesamiento de datos; los sensores generalmente poseen una sensibilidad cruzada a los distintos compuestos de la muestra y el número de ellos dependen de la aplicación y la técnica empleada, el sistema de medida capta las señales generadas por los sensores, se digitalizan y son transmitidas al procesamiento de datos clasificando las muestras o cuantificando alguna de sus características fisicoquímicas.

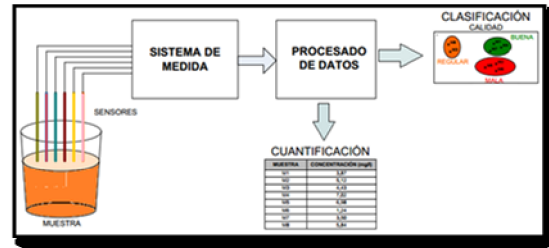


Fig. 1. Estructura de una Lengua Electrónica

Los sabores básicos se pueden asociar a una o varias sustancias químicas, el sabor ácido con los protones disociados de ácidos (H^+), el salado los iones sodio (Na^+) y cloruro (Cl^-), el dulce con las moléculas de glucosa o sacarosa, el amargo con la quinina y el umami con la urea. En la Tabla 1 se muestra un resumen de las sustancias químicas que producen el sabor, el umbral detectable por los seres humanos y la importancia fisiológica.

Tabla 1: Sabores Básicos

SABOR	SUSTANCIAS QUÍMICAS	UMBRAL	IMPORTANCIA FISIOLÓGICA
Dulce	Sacarosa, glucosa, glicina, L-alanina, aspartame	10 mM (sacarosa)	Fuente de Energía
Salado	NaCl, KCl, KBr	10 mM (NaCl)	Suministro de minerales
Ácido	H^+ producido por HCl, ácido cítrico, ácido acético	0,9 mM (HCl)	Señal de descomposición
Amargo	Quinina, cafeína, ácido pírico, $MgSO_4$, L-triptófano	8 mM (quinina)	Señal de veneno
Umami	Glutamato monosódico (MSG), inosinato disódico (IMP), guanilato disódico (GMP)	2 mM (MSG)	Suministro de aminoácidos y nucleótidos

1.1 Técnicas electroquímicas de medida

Una celda electroquímica básicamente está conformada de dos electrodos sumergidos en una solución en la cual, cuando se aplica una tensión externa (V) entre los electrodos y en determinadas circunstancias se produce la circulación de una corriente eléctrica (I) derivada de los procesos electroquímicos, esta corriente se origina debido a la transferencia de carga efectuada por las reacciones químicas.

Una celda electroquímica es por tanto un sistema complejo en el que suceden simultáneamente diversos procesos y en el que diferentes variables se interrelacionan. En la Figura 2 se observan las variables de mayor importancia que intervienen en los procesos químicos (Bard, 2001), (Barsoukov, 2005).

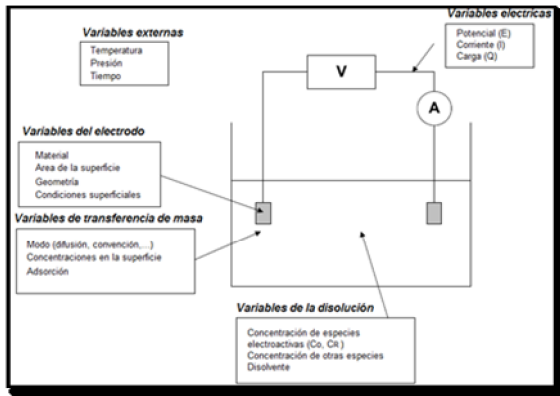


Fig. 2. Variables involucradas en los procesos electroquímicos

1.1.1 Potenciometría

La potenciometría se basa en la medida de potencial que se encuentra entre dos electrodos cuando se sumergen en una disolución y no existe circulación de corriente, en este caso el potencial obtenido es la diferencia entre los potenciales en cada uno de los electrodos.

En potenciometría solo es de interés tomar la información sobre uno de los electrodos, el otro sirve como referencia, por lo tanto debe tener un potencial estable ante cambios en la concentración del soluto en la disolución para no afectar la medida del electrodo de trabajo; existen diferentes tipos de electrodos de referencia, los más representativos son el electrodo estándar de hidrogeno, el electrodo de calomelanos y el de cloruro de plata. Existen diferentes tipos de electrodos de trabajo, entre ellos podemos mencionar: metálicos, selectivos de iones, entre otros, en este electrodo es donde se producen los procesos químicos de interés.

1.1.2 Voltametría

La voltametría tiene como objetivo aplicar una tensión controlada a la interfaz electrodo-disolución del electrodo de trabajo y realizar la medición de la corriente que circula por el mismo utilizando por lo menos dos electrodos: el electrodo de trabajo (donde se producen los procesos electroquímicos a analizar) y un electrodo que cierra el circuito permitiendo que circule la corriente.

- Voltametría de barrido lineal (LSV – linear Sweep Voltammetry)

Esta técnica tiene la particularidad de aplicar un potencial al electrodo de trabajo aumentando de forma lineal a un ritmo entre 10mV/s y 10V/s y se realiza la medición de la corriente resultante. En la Figura 3 se observa un tipo de representación gráfica llamada voltagrama o voltamonograma, que es la evolución de la corriente en función del potencial aplicado.

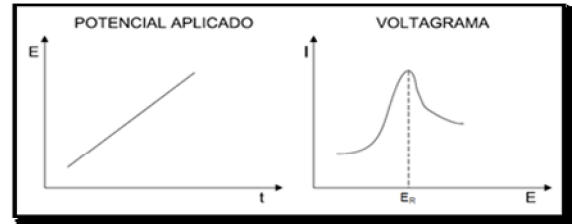


Fig. 3. Voltametría de barrido lineal

- Voltametría de redisolución (SV - stripping Voltammetry)

Este tipo de voltametría es similar a la de barrido lineal diferenciándose en que en esta se incluyen dos etapas al inicio del proceso. Se aplica un potencial constante depositando el analito en la superficie del electrodo por medio de una oxidación o reducción, a continuación se realiza la etapa de reposo y por último el barrido lineal, retirando de la superficie del electrodo el analito.

- Voltametría cíclica (CV – Cyclic Voltammetry)

Es similar a la de barrido lineal pero con la diferencia de que alcanzado el potencial máximo se realiza un barrido nuevo en sentido contrario como se observa en la Figura 4.

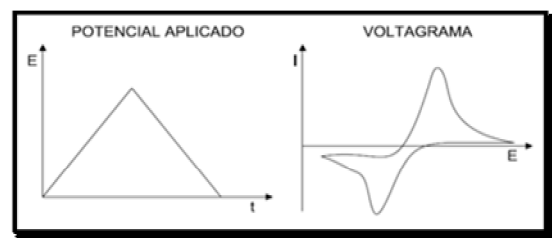


Fig. 4. Voltametría Cíclica

2.3 Métodos de reconocimiento de patrones

Este método clasifica un grupo de patrones conocido de muestras en dos o más clases de categorías, esto se logra comparándolo con un conjunto previamente establecido de todos los posibles patrones individuales a reconocer.

Los métodos más utilizados en Lenguas Electrónicas se relacionan a continuación.

2.3.1 Principal Components Analysis (PCA)

Se trata de un método que usa componentes principales basados en la varianza de los parámetros originales. Este método puede ser usado para extraer la máxima información de la respuesta de los sensores.

Un sensor que tenga “loadings” cercanos a cero para los componentes principales, contribuye poco al modelo y puede ser eliminado. De todas maneras, hay que advertir que el PCA es un método lineal que funciona muy bien en condiciones no lineales (Cadima, 2004).

2.3.2 Red Neuronal Artificial (RNA)

Una Red Neuronal es un sistema conformado de muchos procesadores operando en paralelo, cuya función es establecida por la estructura de la red; una red neuronal es un procesamiento que posee una tendencia natural a el almacenamiento de conocimiento empírico y hacerlo disponible para su uso.

Las redes neuronales requieren pocas muestras para ser entrenadas (aprenden muy rápidamente), son fáciles de programar (requieren menos potencia de computo que otros métodos), y gestionan muy bien las situaciones de derivas en la respuesta de los sensores (puesto que implementan el dilema de la estabilidad-plasticidad durante su ejecución).

Por otra parte, no necesitan ser entrenadas con un número similar de medidas de cada categoría, sino que aprenden acontecimientos raros muy rápidamente (Carpenter *et al.*, 1991), (Llobet *et al.*, 1999), (Brezmes *et al.*, 2001).

2. MATERIALES Y MÉTODOS

La lengua electrónica como se ha definido anteriormente, necesita de una etapa de adquisición en la que se realizan las mediciones, una etapa de procesamiento donde se analizan los datos obtenidos durante la adquisición, con el objetivo de posteriormente realizar la clasificación.

La Fig.5 ilustra un diagrama de bloques del proceso de clasificación utilizando la lengua electrónica.

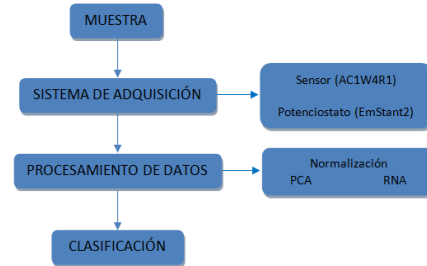


Fig. 5. Diagrama de Bloques Lengua Electrónica

2.1 Sistema de Adquisición

En el sistema de adquisición diseñado se utilizaron sensores basados en voltametría, ya que la respuesta no depende del producto, son más sencillos, robustos y versátiles. Para el proceso de adquisición de las muestras se utilizaron los sensores de referencia AC1W4R1 (ver Fig.5), los cuales pueden ser utilizados para mediciones amperométricas y voltamétricas. A continuación se describen las especificaciones de este sistema de adquisición de datos.

A – sensor amperométrico o electrodo	R – Electrodo de referencia
C – Base de cerámica Corundum	S – Plata
1 – Número del grupo de sensor de referencia	1 – plata/cloruro de plata
W – Material del electrodo de trabajo	2 – AgCl cubierto de plata
S – aleación de oro y platino	(*) – especificación de técnica adicional
1 – oro puro	H – temperatura del sensor
2 – platino puro	T – temperatura del elemento sentido
3 – plata pura	
4 – grafito	

Fig. 5. Sensor AC1 y Características

Los datos suministrados por el sensor son medidos por el potenciostato EmStant2 de 4 canales. Tal y como se observa en la Fig.6, el sistema incluye un conjunto de cables de conexión con el sensor, el cual se pueden utilizar para las mediciones por pulsos, es decir, amperométricas o mediciones voltamétricas tales como: Barrido lineal, voltamperometría cíclica, pulso diferencial y voltamperometría de onda cuadrada.



Fig. 6. Potenciostato EmStant2 de 4 canales

En la Fig.7 se observa el software utilizado para la realización de las diferentes pruebas, el cual permite capturar los datos de los electrodos y realizar el tratamiento de los datos, según el método seleccionado de manera simultánea, utilizando todos los canales o individualmente.

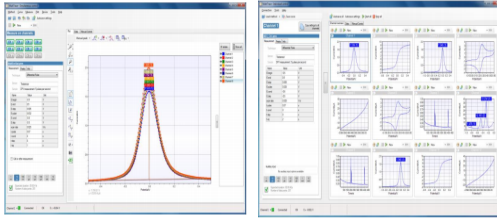


Fig. 7. Software de visualización

Es importante mencionar que los métodos voltamétricos se utilizan para medir una curva de corriente en función del potencial, y los amperométricos son utilizados para registrar la corriente en función del tiempo.

2.2 Procesamiento de Datos

Como se ha mencionado anteriormente cada sensor presenta una respuesta electroquímica particular a cada muestra suministrada, para facilitar el procesamiento de estas señales se debe hacer un pre-procesamiento previo.

2.2.1 Pre-procesamiento

La normalización es un método que permite obtener datos entre -1 y 1, el cual consiste en dividir los datos cada variable independiente por el máximo (en valor absoluto) de cada una de ellas y dividiendo entre el máximo.

2.2.2 Análisis de Componentes Principales (PCA)

El diagrama de bloques correspondiente al PCA se puede observar en la Figura 8. Se toma la base de datos después de realizar el pre-procesamiento, se hace la extracción de los objetivos, es decir el target de salida, se realiza la PCA en dos dimensiones y se hace la reducción de la base para poder visualizar mejor los resultados.

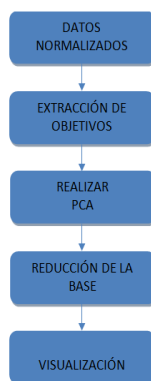


Fig. 8. Diagrama de Bloques del análisis con PCA

2.2.3 Redes Neuronales Artificiales (RNA)

Una vez normalizados los datos se dividen en dos conjuntos: Un conjunto de entrenamiento y un conjunto de prueba. El primer conjunto se utiliza para ajustar los parámetros de la red mientras que el conjunto de prueba se utiliza para validar el funcionamiento de la red con datos no vistos por ésta.

Se evalúa el error porcentual al conjunto de prueba, posteriormente se realiza el entrenamiento de la red y se valida con el conjunto de prueba, este proceso se realiza diez veces, enviando como salida la mejor red entrenada, en la Figura 9 se puede visualizar el diagrama de bloques de la clasificación a través de redes neuronales artificiales.



Fig. 9. Diagrama de Bloques de la RNA

Para el diseño de una lengua electrónica es muy importante el análisis de los datos obtenidos durante la medición utilizando técnicas electroquímicas, ya que el objetivo de este dispositivo es la clasificación de los compuestos volátiles.

Para tal fin se utilizó el análisis de componentes principales y las redes neuronales artificiales, como métodos de caracterización del producto. En la Figura 10 se observa la interfaz gráfica de usuario desarrollada en Matlab, donde fueron implementados los métodos de reconocimiento de patrones, la cual permite la selección de una base de datos con unas características específicas para el producto, así como seleccionar los archivos que se desean analizar de la misma.

Además cuenta con la visualización de los resultados obtenidos.



Fig. 10. Diseño de la Interfaz realizada en Matlab

3. RESULTADOS

Las medidas fueron realizadas en el Instituto de Ciencia y Tecnología de Alimentos (ICTA) de la Universidad de Colombia (Sede Bogotá). A sí mismo se evaluó el comportamiento de algunos de los componentes del mosto de miel e hidromiel por técnicas electroquímicas, que se llevaron a cabo mediante mediciones utilizando voltametría cíclica.

A continuación se describen los siguientes compuestos:

- Solución modelo (etanol al 12% V / V y ácido tartárico, pH 3,6).
- Hidromiel pacho (pH 3,96, 5° Brix).
- Hidromiel con polen (pH 3,88, 4,8° Brix).
- Hidromiel comercial Blanco (pH 3.60, 21 Brix).
- Hidromiel con maracuyá (pH 3,68, 9,6° Brix).
- Vino de maracuyá (pH 3.48, 7° Brix).
- Mosto (pH 3,79, 17° Brix)

La solución modelo es una solución de 12% (V/V) de etanol con ácido tartárico, para la cual se hicieron ensayos de 15 y 10 ciclos. La hidromiel Pacho es un hidromiel obtenida de un apicultor, que sensorialmente tiene sabor a ácido acético.

El compuesto hidromiel polen, fue derivado mediante la adición de polen, el compuesto hidromiel blanco, fue obtenido sin adición de ningún nutriente y el compuesto hidromiel maracuyá fue llevado a cabo con pulpa de maracuyá.

El vino maracuyá azúcar fue adquirido mediante la fermentación de pulpa de maracuyá, agua y azúcar; el mosto es la dilución de miel (27%) en agua de la cual se parte para obtener el hidromiel en todos los casos. En la Tabla 2 se relacionan las 8 siguientes categorías, las cuales fueron etiquetadas para la posterior clasificación.

Tabla 2: Target datos a clasificar

Compuesto	Target
Solución modelo 1	1
Solución modelo 2	2
Hidromiel Pacho	3
Hidromiel Polen	4
Hidromiel Blanco	5
Hidromiel Maracuyá	6
Vino de Maracuyá	7
Mosto	8

Todas las pruebas fueron realizadas a través del Potenciostato “Palmsens” y sensores comerciales de BVT Technologies AC1.W2.R1, AC1.W4.R1 y AC1P.W1.R1, los cuales se usaron electrodos de trabajo platino, grafito y oro, y como electrodo de referencia Ag/AgCl en todos los casos.

La Fig.11 presenta el equipo de medida, compuesto del potenciostato y los cuatro electrodos.



Fig. 11. Adquisición y construcción de la Base de Datos

Las medidas se realizaron en un rango de voltaje de 1V a -1V, con un paso de 0.005 V y una velocidad de barrido de 0,05 V/s. En total se obtuvieron cuatro repeticiones de cada uno de los compuestos en ensayos de 15 y 10 ciclos.

A continuación se describen los resultados obtenidos, mediante una base de datos con 32 muestras y 800 datos o atributos adquiridos.

3.1 Pre-procesamiento de datos

La Figura 12 muestra el comportamiento de las muestras para la cuarta característica de la base de datos, con los valores en crudo y una vez realizada la normalización. La normalización se realiza a cada una de las características evaluadas para la base de datos donde se obtiene valores en el rango de -1 y 1.

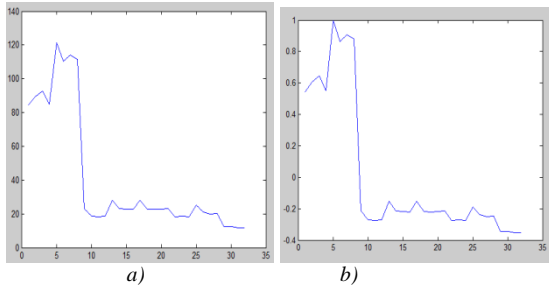


Fig. 12. a) Datos sin normalizar
b) Normalización de Datos

El análisis PCA fue realizada por medio de una herramienta diseñada por *EingenVector PLS-Toolbox*, el cual es un paquete compatible con Matlab y que permite el reconocimiento de patrones (Duran., 2008).

Se realizó el siguiente procedimiento:

$$[scores, loads] = pca(SST, 0) \quad (1)$$

Donde, *SST* es la base de datos sin tener en cuenta los target.

La matriz de *scores* tiene la información de las muestras, las cuales están relacionadas unas con las otras y también tienen la propiedad de ser ortogonales; mientras los *loadings*, informan de la relación que existe entre cada una de las variables y tienen la condición de ser ortonormales

El segundo paso es aplicar el siguiente comando que permite visualizar la PCA en dos dimensiones.

$$plot(scores, labels) \quad (2)$$

3.2 Procesamiento de datos

En la figura 21 se observa un gráfico bidimensional donde se pueden identificar las muestras de hidromiel mediante los datos sin normalizar. Se obtuvo una varianza en la discriminación de las medidas de un 98.36 %, con los dos primeros componentes principales.

Se realizó el PCA con todas las medidas (4 repeticiones con 8 categorías) obtenidas de los promedios en cada canal. Se observa muy buena repetitividad y selectividad entre categorías, pero se observa un leve solapamiento entre las Hidromieles Pacho y Polen. En la solución modelo 1 se ilustra un “outlier”.

El tamaño de cada medida fue llevada a una dimensión de 800 muestras.

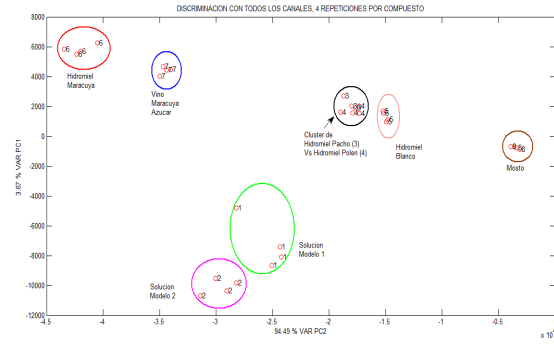


Fig. 13. Análisis PCA con base de datos sin normalizar.

Una vez los datos fueron normalizados se observa una mejor separación de las 8 categorías, donde que cada una de las diferentes hidromieles tienen unas características organolépticas bastante diferenciables (Fig. 14). La varianza capturada en los dos componentes principales, obtuvo un valor del 99.03 % en la discriminación de las medidas.

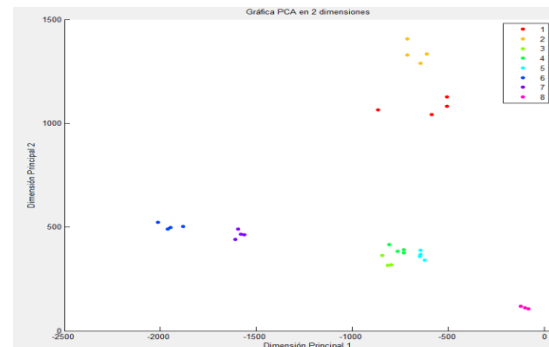


Fig. 14. Análisis PCA con base de datos normalizada.

En la pantalla principal ahora realizando la clasificación por medio de redes neuronales, como se muestra en la figura 15 para una red de 2 capas con 2 neuronas en sus capas ocultas, se obtiene una clasificación con un error porcentual de 14% en las clases 5 y 6, de 0% en las otras clases y un error cuadrático medio tendiente a 0 después de la quinta época de entrenamiento.

4. CONCLUSIONES

En la actualidad los estudios realizados para la captación y determinación de características de productos están encaminados a simular el comportamiento de los sentidos del ser humano, utilizados especialmente en el desarrollo de narices y lenguas electrónicas teniendo una mayor aceptación en el área agroalimentaria.

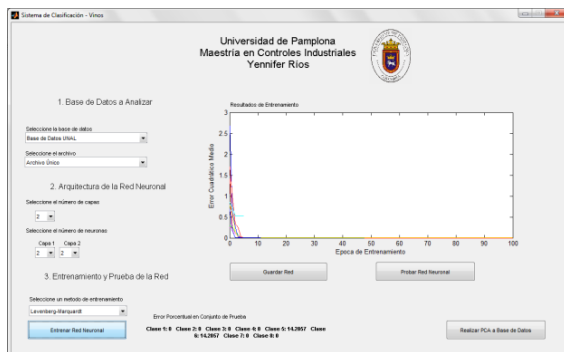


Fig. 14. Análisis Redes Neuronales.

Con este estudio preliminar, podemos decir que las lenguas electrónicas voltamétricas están siendo muy utilizadas en la actualidad, debido al método de captación, ya que no se basan en el proceso químico del sensor sino en señales eléctricas, a su vez no requiere de una especie química específica y la instrumentación electrónica es de bajo costo. En la clasificación de los compuestos de hidromieles, desarrollado en el presente estudio, se demostró que las técnicas clásicas PCA y RNA son prácticas y efectivas, aunque es importante tener un óptimo sistema de adquisición de datos para su correcto funcionamiento. Es por esta razón que para que un sistema clasificador funcione correctamente, además de seleccionar el método de clasificación correcto, se debe tener una base de datos confiable.

Para realizar la clasificación de datos utilizando voltametría cíclica fue conveniente utilizar el método de PCA, debido a que la clasificación utilizando redes neuronales para compuestos con características organolépticas similares, presenta errores al momento de realizar el entrenamiento y validación de resultados, ya que las muestras no son completamente separables.

REFERENCIAS

- Bard, A. J. and Faulkner, R. (2001), *Electrochemical Methods: Fundamentals and Applications*, John Wiley & Sons, Inc. Dec, pp. 864.
- Barsoukov, E. and Macdonald, J. R. (2005). *Impedance Spectroscopy. Theory, Experiment and Applications*, 2nd Edition, John Wiley & Sons, Inc., Marzo 2005, pp. 616.
- Brezmes, J.; Llobet, E.; Vilanova, X.; Saiz, G., Correig, X. (2001). *Correlation between electronic nose signals and fruit quality indicators on shelf-life measurements with*

pinklady apples, Sensors and Actuators B, Vol. 80, No.1, pp. 41-50.

- Cadima, J. (2004). *Computational aspects of algorithms for variables selection in the context of principal components*, Computational Statics & Data Analysis, Vol. 47, No. 2, pp. 225-236.
- Carpenter. G. A.; Grossberg. S. and Rosen. D. B., (1991). *Fuzzy ART: Fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance sytem*, Neuronal Networks, Vol. 4, No .6, pp. 759-771.
- Ciosek, P. and Wroblewski, W. (2008). *Miniaturized electronic tongue with an integrated reference microelectrode for the recognition of milk samples*, Talanta, Vol. 76, No. 3, pp. 548-556.
- Collings, V. (1974). *Human taste response as a function of locus of stimulation on the tongue and soft palate*, Perception & Psychophysics, Vol.16, No. 1, pp. 169-174.
- Duran C. y Rodríguez, J. (2008). *Sistema de Olfato Electrónico para la Detección de compuestos Volátiles*. Revista Colombiana De Tecnologías de Avanzada, Vol. 2, No. 12, pp. 20 - 26.
- Durán, C.; Gualdrón, O. y Carvajal, A. (2011). *Herramienta de adquisición, análisis y procesamiento de Datos para sistemas multisensoriales y espectrometría de Masas*. Revista Colombiana de Tecnologías De Avanzada, Vol. 1, No. 17, pp. 16-23.
- Gutes, A.; Cespedes, F. and Del Valle, M. (2007). *Electronic tongues in flow analysis*, Analytica Chemical Acta, Anal Chem Acta, (1-2), pp. 90-96.
- Llobet, E.; Hines, E. L.; Gardner, J. W. y Franco, S., (1999). *Non-destructive banana ripeness determination using a neural network based electronic nose*, Measurement Science & Technology, vol. 10, no.6, pp. 38-48.
- Peres, A. M.; Dias, L. G.; Ana, C. A.; Veloso, S. G.; Meirinho, J.; Sa, Morais, A. S. C. and Machado. (2011). *An electronic tongue for gliadins semi-quantitative detection in foodstuffs*, Talanta, Vol. 83, pp. 857-864.
- PLS_Toolbox, <http://www.eigenvector.com/>
- Rodríguez, J.; Durán, C. y Reyes, A. (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.