








# Tecnología Funcional de Nariz Electrónica para el Monitoreo de Gases en el Aire

Macías-Quijas, Ricardo<sup>1</sup> ; Garzón-Castro, Claudia L.<sup>2</sup> ; Filomena-Ambrosio, Annamaria<sup>3</sup> ;  
Del-Valle-Soto, Carolina<sup>4</sup> , de Fazio, Roberto<sup>1,5</sup> ; Visconti, Paolo<sup>1,5</sup> ; Velázquez, Ramiro<sup>1,\*</sup> 

<sup>1</sup>Universidad Panamericana, Facultad de Ingeniería, Aguascalientes, Ags., México

<sup>2</sup>Universidad de La Sabana, Facultad de Ingeniería, Chía, Colombia

<sup>3</sup>Universidad de La Sabana, Escuela Internacional de Ciencias Económicas y Administrativas, Chía, Colombia

<sup>4</sup>Universidad Panamericana, Facultad de Ingeniería, Zapopan, Jal., México

<sup>5</sup>University of Salento, Department of Innovation Engineering, Lecce, Italy

**Resumen:** En los últimos años, las narices electrónicas se han consolidado como herramientas innovadoras para el monitoreo ambiental, particularmente en la detección de contaminantes en el aire. En este trabajo, se presenta el diseño e implementación de una tecnología funcional, portátil y de bajo costo de nariz electrónica, capaz de identificar gases como el monóxido de carbono, el metano y varios compuestos volátiles. Esta tecnología integra un arreglo de sensores y un módulo de adquisición de datos junto con algoritmos avanzados de procesamiento de señales. Se propone la aplicación del Método de Filtrado y Diagonalización (FDM) para la extracción de características espectrales, combinado con Bosques Aleatorios (RF) para la clasificación de gases. Los resultados experimentales demuestran una precisión del 96.4 % en la identificación de compuestos gaseosos, validando la efectividad de la combinación FDM-RF. Este estudio contribuye al avance de tecnologías accesibles para el monitoreo de la calidad del aire y así como de nuevos métodos de detección y clasificación de gases ambientales.

**Palabras clave:** Nariz electrónica, detección y clasificación, método de filtrado y diagonalización, bosques aleatorios

## Functional Electronic Nose Technology for Monitoring Air Gases

**Abstract:** In recent years, electronic noses (e-noses) have emerged as innovative tools for environmental monitoring, particularly in detecting air pollutants. This study presents the design and development of a functional, portable, and low-cost e-nose technology capable of identifying gases such as carbon monoxide, methane, and several volatile compounds. Such technology integrates a multi-sensor array and a data acquisition module, along with advanced signal processing algorithms. The Filter Diagonalization Method (FDM) is proposed for spectral feature extraction, combined with Random Forest (RF) for gas classification. Experimental results demonstrate a 96.4 % accuracy in gas identification, validating the effectiveness of the FDM-RF combination. This study contributes to the advancement of accessible air quality monitoring technologies and new gas detection and classification approaches.

**Keywords:** Electronic nose, detection and classification, filter diagonalization method, random forest

### 1. INTRODUCCIÓN

En los últimos años, el rápido avance de las tecnologías de sensores ha expandido significativamente las fronteras de la percepción humana. Estos desarrollos han permitido la creación de los denominados sentidos artificiales; sistemas tecnológicos meticulosamente diseñados para emular e incluso potenciar las capacidades sensoriales humanas. Los sentidos artificiales se han posicionado como un foco central de investigación y desarrollo. Este artículo se centra en el olfato artificial, o tecnologías de nariz electrónica, que busca no solo imitar, sino superar las limitaciones que presenta el sentido del olfato humano.

Las narices electrónicas ofrecen varias ventajas significativas sobre las capacidades olfativas humanas (Tabla 1), lo que las convierte en herramientas valiosas para una amplia gama de aplicaciones, como la biomedicina (Farraia et al., 2019), la agricultura (Ordoñez & Barat, 2017), la ingeniería ambiental (Capelli et al., 2014), la industria (Chen et al., 2022) y el comercio (Rabehi et al., 2024). El presente trabajo se centra en explorar su campo de aplicación en el monitoreo ambiental, área donde su uso ha experimentado un crecimiento considerable:

*1. Monitoreo de la calidad del aire:* Las narices electrónicas se emplean para medir la calidad del aire y detectar contaminantes potencialmente peligrosos como compuestos

\*rvelazquez@up.edu.mx

Recibido: 24/06/2025

Aceptado: 19/09/2025

Publicado en línea el 30/11/2025

10.33333/rp.vol56n2.06

CC BY 4.0

orgánicos volátiles (VOC, por sus siglas en inglés), monóxido de carbono, dióxido de azufre, entre otros. Los datos obtenidos son de gran utilidad para la gestión de la calidad del aire urbano (Rai & Hasan, 2023).

2. *Evaluación de la calidad del agua:* Las narices electrónicas pueden identificar olores asociados con contaminantes químicos y orgánicos en cuerpos de agua, esto facilita la detección de sustancias nocivas (Wang et al., 2023).

3. *Control de emisiones industriales:* Las narices electrónicas ayudan a detectar emisiones y fugas principalmente en entornos industriales, lo que contribuye al cumplimiento de normativas ambientales (Vesenmaier et al., 2018).

4. *Monitoreo de vertederos:* Los vertederos emiten olores que pueden ser contaminantes y representar un riesgo para la salud. Las narices electrónicas facilitan el monitoreo y control de estas emisiones y asegurar así que se mantengan dentro de rangos seguros (Lotesoriere et al., 2024).

5. *Respuesta ante desastres:* En situaciones críticas donde ocurren derrames químicos o desastres naturales, las narices electrónicas ofrecen un diagnóstico rápido de la calidad del aire y del agua, y facilitan así una respuesta más eficaz por parte de los equipos de emergencia (Anyfantis, et al, 2021).

En este contexto, este trabajo presenta el diseño e implementación de una novedosa tecnología de nariz electrónica enfocada al monitoreo de la calidad del aire, el cual ofrece ciertas características atractivas como portabilidad y bajo costo. El prototipo es capaz de detectar gases que pudieran representar una amenaza para la salud humana, tales como el humo, el gas combustible, el monóxido de carbono, el alcohol, el hidrógeno, el metano, entre otros gases orgánicos. Además, nuestro trabajo explora el Método de Filtrado y Diagonalización (Filter Diagonalization Method, FDM), una técnica avanzada de estimación espectral que permite obtener patrones confiables a partir de las señales obtenidas por los sensores junto con Bosques Aleatorios (Random Forest, RF), un algoritmo robusto de aprendizaje automático que garantiza una alta precisión en la clasificación de patrones.

El resto del artículo está organizado de la siguiente manera: la Sección 2 presenta la metodología e incluye el prototipo desarrollado y los métodos utilizados (FDM y RF). En la Sección 3, se presenta el protocolo experimental y se analizan los resultados obtenidos. Finalmente, la Sección 4 concluye el trabajo resumiendo sus principales contribuciones y perspectivas de trabajo futuro.

## 2. METODOLOGÍA

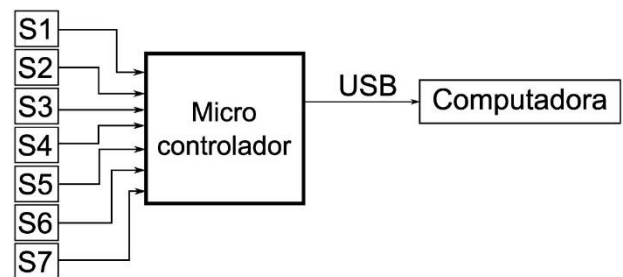
### 2.1 Prototipo

La Figura 1(a) provee una descripción general de la arquitectura del sistema. El prototipo incorpora siete tipos de sensores (S1-S7) basados en semiconductores de óxido metálico (metal oxide semiconductor, MOS), un microcontrolador de 32 bits a cargo de la adquisición de las señales provenientes de los sensores y de la transmisión de

datos a través de protocolo USB y una computadora, responsable del procesamiento de señales, clasificación y visualización de datos (Macias-Quijas et al., 2019).

**Tabla 1.** Rendimiento comparativo entre las narices electrónicas y el olfato humano

Aspecto	Olfato humano	Nariz electrónica
Sensibilidad	Limitado a los umbrales sensoriales humanos	Alta sensibilidad
Discriminación	Subjetiva	Objetiva
Cuantificación	Casi imposible (subjetivo)	Provee datos cuantificables
Consistencia	Variabilidad de la percepción humana	Alta consistencia y repetibilidad
Versatilidad	Limitado a lugares/situaciones seguras	Desplegable en cualquier lugar (especialmente en lugares peligrosos)



**Figura 1.** Tecnología de nariz electrónica desarrollada: a) diagrama esquemático y b) prototipo

En la Figura 1(b), se muestra el prototipo desarrollado. Este consiste en una carcasa plástica impresa en 3D que alberga el conjunto de sensores, el módulo electrónico y las conexiones eléctricas. El dispositivo es ligero (masa: 500 g.), compacto (dimensiones: 6.5 x 5 x 7 cm.) y de bajo costo (150 USD.).

La Tabla 2 resume los principales gases que se pueden detectar por cada uno de los siete sensores de la nariz electrónica. Observe que cada sensor no solo reacciona a un gas primario si no también es sensible a otros gases de manera secundaria.

La señal de cada sensor  $i$  se convierte a una senoide  $g(t)$  de frecuencia variable proporcional a la concentración del gas en un tiempo  $t$ , de acuerdo con la Ecuación (1):

$$g_i(t) = \sin [2\pi(f_0 + \Delta_i(t))t] \quad (1)$$

donde  $f_0$  es la frecuencia de la señal portadora ( $f_0=1$  Hz) y  $\Delta_i(t) = 0.1R$  es un término variable en  $R$ , siendo  $R$  una

constante de proporcionalidad resistiva que describe la concentración del gas medida por el sensor  $i$  en el tiempo  $t$ .

**Tabla 2.** Gases detectados por el arreglo de sensores de la nariz electrónica

Sensor	Gas primario	Gas secundario
S1	Gas combustible	H <sub>2</sub> , LPG, CH <sub>4</sub> , CO, alcohol, propano
S2	Alcohol	CO, H <sub>2</sub>
S3	Metano	propano, butano
S4	Monóxido de carbono	H <sub>2</sub> , LPG, CH <sub>4</sub>
S5	Hidrógeno	CO
S6	Calidad del aire	NH <sub>3</sub> , NOx, alcohol, benceno, humo, CO <sub>2</sub>
S7	Gases orgánicos	acetona, alcohol, tolueno, hidrógeno

Como ejemplo, la Figura 2 muestra las respuestas  $g_i(t)$  de los siete sensores a gas butano. De acuerdo con la Ecuación (1), la respuesta será una senoide de 1 Hz de amplitud 1 que incrementa su frecuencia según la sensibilidad del sensor al gas. Observe que el sensor S1 es prácticamente insensible al butano mientras S3 es el sensor que exhibe la mayor sensibilidad a este gas.

## 2.2 Método de Filtrado y Diagonalización (FDM)

Nuestro trabajo explora el uso de FDM para transformar las señales obtenidas de los sensores al dominio de la frecuencia. Previamente hemos demostrado que FDM supera a los algoritmos basados en las técnicas de Fourier obteniendo espectros más precisos especialmente cuando se utilizan conjuntos de datos con un número limitado de muestras (Macias-Quijas et al., 2022). La aplicación de FDM en una nariz electrónica representa una contribución novedosa, ya que este método ha sido tradicionalmente utilizado en mecánica cuántica (Wall & Neuhauser, 1995), máquinas de resonancia magnética (Dai & Eads, 2010) y detección de fugas en tuberías (Lay-Ekuakille et al., 2009).

Para abordar el método, consideremos una señal compleja unidimensional  $cn=c(n\tau)$  donde  $n\tau$  son valores equidistantes en el tiempo con  $n = 0, 1, \dots, N-1$ . FDM representa la señal  $cn$  como una suma de senoideas ponderadas y amortiguadas, como se muestra en la Ecuación (2):

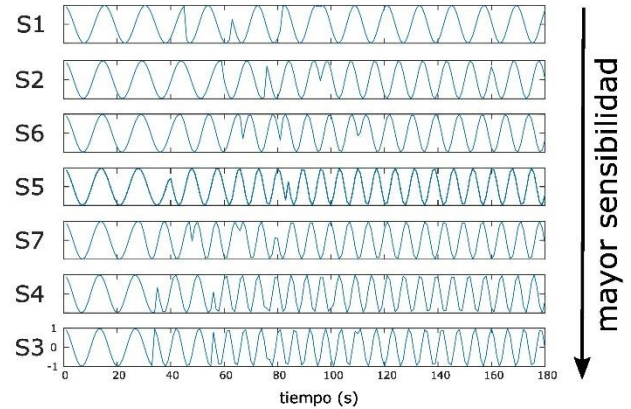
$$c_n = \sum_{k=1}^K d_k e^{-jn\tau\omega_k} \quad (2)$$

donde  $d_k$  son las amplitudes y  $\omega_k = 2\pi f_k - j\gamma_k$  son las frecuencias complejas de la señal con el factor de amortiguación  $\gamma_k$ . Para resolver la Ecuación (2), FDM utiliza una función de correlación descrita por el operador Hamiltoniano  $\hat{\Omega}$  que contiene los eigenvalores complejos  $\omega_k$ , dando como resultado la Ecuación (3):

$$c_n = (\Phi_0 | e^{-jn\tau\Omega} \Phi_0) \quad (3)$$

El problema se puede simplificar con la diagonalización del operador Hamiltoniano  $\hat{\Omega}$  o, como se argumenta en Mandelshtam (2021), al operador de evolución  $\hat{U} = e^{-j\tau\Omega}$ . Brevemente, se considera un operador de producto interno simétrico definido por  $(a|b)=(b|a)$  sin su complejo conjugado, con un estado inicial  $\Phi_0$ . En la medida en que se utiliza un

conjunto de eigenvectores ortonormales  $Y_k$  para realizar la diagonalización de  $\hat{U}$ , como se muestra en la Ecuación (4):



**Figura 2.** La respuesta del arreglo de sensores al gas butano

$$\hat{U} = \sum_k u_k |Y_k\rangle\langle Y_k| = \sum_k e^{-j\omega_k\tau} |Y_k\rangle\langle Y_k| \quad (4)$$

Al sustituir la Ecuación (4) en la (3), se obtiene la Ecuación (5):

$$d_k = (\Phi_0 | Y_k)\langle Y_k | \psi_0) = (Y_k | \Phi_0)^2 \quad (5)$$

Los eigenvalores resultantes determinan la posición y el ancho de los armónicos mientras que los eigenvectores definen sus amplitudes y fases. Al considerar un conjunto creado a partir de los vectores de Krilov, generados por el operador de evolución  $\Phi_n = \hat{U}^n \Phi_0 = e^{-jn\tau\hat{\Omega}} \Phi_0$  y de acuerdo con la Ecuación (5), se obtiene la Ecuación (6):

$$(\Phi_n | \hat{U} \Phi_m) = (\Phi_n | \Phi_{m+1}) = c_{m+n+1} \quad (6)$$

como el conjunto no es ortonormal, la matriz de superposición se puede calcular a partir de la Ecuación (7):

$$(\Phi_n | \Phi_m) = (\hat{U}^n \Phi_0 | \hat{U}^m \Phi_0) = (\Phi_0 | \hat{U}^{m+n} \Phi_0) = c_{m+n+1} \quad (7)$$

Introducimos entonces la notación  $U^0$ , que representa la matriz de superposición de dimensiones  $M+1 \times M+1$ . De manera similar,  $U^1$  puede ser utilizada para representar  $\hat{U}$ . Para reformular la Ecuación (2), es necesario resolver el problema generalizado de eigenvalores como se denota en la Ecuación (8):

$$U^1 B_k = u_k U^0 B_k \quad (8)$$

donde  $u_k = e^{-jn\omega_k\tau}$  contiene las líneas del espectro y sus anchos correspondientes. Los eigenvectores  $B_k$  contienen tanto amplitudes como fases.

Para analizar los datos de los sensores con FDM, consideremos las lecturas de los sensores de gas como las señales  $c_n$ . La Figura 3 muestra el diagrama de flujo del algoritmo.

1. Después de la adquisición, las señales  $c_n$  se analizan.  $N$  es el número de muestras y  $f_s$  es la frecuencia de muestreo. Finalmente, se selecciona el intervalo de frecuencia  $[f_{\min} f_{\max}]$  en el cual se llevará a cabo el análisis.
2. Se construye un eje de frecuencia angular con valores equidistantes en el intervalo  $2\pi f_{\min} < \omega_j < 2\pi f_{\max}$  con  $j=0, 1, 2, \dots, K_{win}$  y  $K_{win} = \frac{N(f_{\max}-f_{\min})}{2\tau}$ .
3. Se determinan tres matrices complejas simétricas  $U^{(p)}$  de dimensiones  $K_{win} \times K_{win}$ , con  $p=0, 1, 2$ . Para obtener los valores localizados en la diagonal, se utiliza la Ecuación (9a) mientras que para aquellos fuera de la diagonal se utiliza la Ecuación (9b):

$$U^{(p)}(\varphi, \varphi') = \sum_{n=0}^{2M} (M+1-|m-n|) e^{jn\varphi} \quad (9a)$$

$$U^{(p)}(\varphi, \varphi') = \frac{e^{j\varphi} f_p(\varphi') - e^{j\varphi'} f_p(\varphi) + e^{jM\varphi} g_p(\varphi) + e^{jM\varphi'} g_p(\varphi')}{e^{-j\varphi} - e^{-j\varphi'}}$$

con:

$$f_p(\varphi) = \sum_{n=0}^M e^{jn\varphi} c_{n+p} \quad (9b)$$

$$g_p(\varphi) = \sum_{n=M+1}^{2M} e^{j(n-m-1)\varphi} c_{n+p}$$

4. El problema generalizado de los eigenvalores se resuelve con la Ecuación (8) y el algoritmo QZ (Evans & Yousif, 1994).
5. Las amplitudes complejas  $d_k$  se calculan con la Ecuación (10):

$$d_k^{1/2} = \sum_{j=1}^{K_{win}} B_{jk} \sum_{n=0}^M c_n e^{jn\varphi_j} \quad (10)$$

6. Finalmente, los valores resultantes  $\omega_k$  y  $d_k$  se utilizan para estimar el espectro  $C(F)$  de acuerdo con la Ecuación (11):

$$C(F) = - \sum_k \text{Im} \left\{ \frac{d_k}{2\pi F - \omega_k} \right\} \quad (11)$$

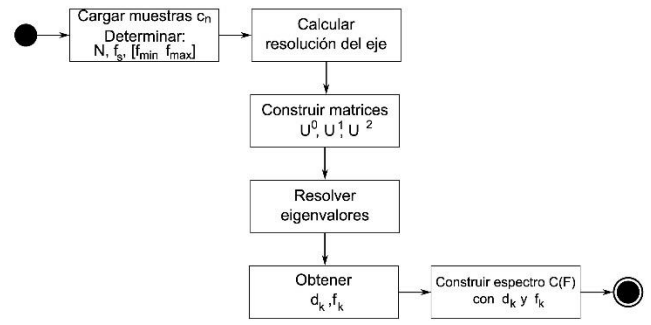


Figura 3. Algoritmo de 6 pasos para la implementación de FDM en la nariz electrónica

### 2.3 Bosques Aleatorios (RF)

El algoritmo RF es un modelo de aprendizaje supervisado que combina múltiples árboles de decisión en un solo modelo mejorando así la precisión y estabilidad de las predicciones (Breiman, 2001). Se eligió este algoritmo debido a que es comúnmente utilizado en tareas de clasificación y regresión, además es especialmente útil para conjuntos de datos grandes y complejos (Albán et al., 2022, Álvarez-Pato et al., 2020), tales como los producidos por el conjunto de sensores de la nariz electrónica.

El proceso de construcción del modelo RF para la clasificación de gases es el siguiente:

1. Se selecciona aleatoriamente un subconjunto de características del conjunto de datos original del espectro FDM.
2. Estos atributos se utilizan para construir un árbol de decisión.
3. Los pasos 1 y 2 se repiten varias veces para construir un conjunto de árboles de decisión (un bosque).
4. Cada árbol en el bosque predice una salida individual (es decir, una clase). La salida del modelo RF es la clase votada por la mayoría de los árboles.

La Figura 4 muestra la estructura simplificada del modelo RF utilizado para la clasificación de los espectros FDM.

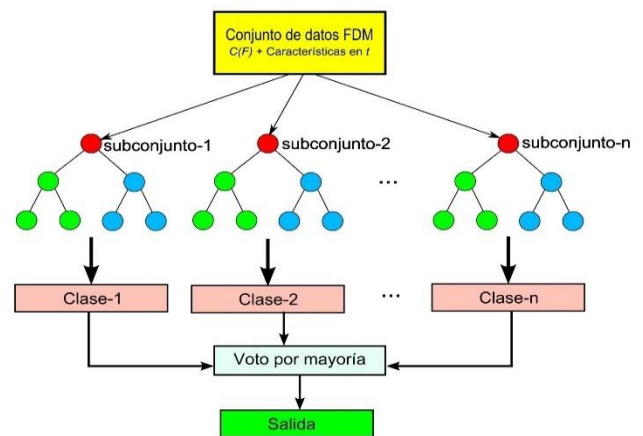


Figura 4. El modelo RF desarrollado para la nariz electrónica

### 3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

#### 3.1 Protocolo Experimental

Para evaluar el desempeño de la metodología FDM-RF y de la nariz electrónica en general, se realizó un conjunto de 224 ensayos de forma aleatoria bajo los siguientes escenarios:

1. Presencia de acetona
2. Presencia de alcohol
3. Presencia de butano
4. Ningún gas (aire limpio)

Para asegurar una distribución correcta del gas alrededor de los sensores, se colocó la nariz electrónica dentro de una caja de acrílico. Por fuera, una bomba de aire se utilizó para introducir las muestras de gas a la caja de acrílico por medio de una manguera.

El experimento inicia con la caja de acrílico perfectamente sellada y aislando la nariz electrónica del exterior. Durante los primeros 20 segundos, cada uno de los siete sensores está en contacto con el aire presente en la caja (aire limpio). La bomba de aire se enciende y comienza a suministrar la muestra de gas. Por los siguientes 30 segundos la bomba permanece encendida asegurando que la caja se llene con la muestra de gas. En seguida, la bomba se apaga y por los siguientes 130 segundos, el gas permanece en la caja y permite que los sensores reaccionen. El experimento termina con la apertura de la caja de acrílico, lo cual permite que la muestra se disipe en el ambiente. Los datos recopilados de los sensores se envían a la computadora para realizar el análisis y la clasificación.

Este protocolo experimental se utilizó para entrenar el modelo RF. Una vez entrenado, es posible clasificar nuevas muestras. Adicionalmente, cada nueva muestra analizada y clasificada se incorpora al modelo, lo que posibilita el incremento de su robustez de forma gradual.

#### 3.2 Presentación de datos e interpretación

De acuerdo con el protocolo experimental descrito en la sección 3.1, analicemos, por ejemplo, los resultados obtenidos para la acetona.

La Figura 5 muestra las respuestas temporales de los diferentes sensores cuando son expuestos a este gas. Como se describe en la Ecuación (1), el sensor más sensible será aquel que presente la senoide de más alta frecuencia una vez que la muestra de acetona haya llenado completamente la caja de acrílico, lo cual ocurre para tiempos mayores a 50 segundos ( $t > 50 s$ ). Para este caso particular, los sensores S4 y S7 demuestran esta característica, indicando su alta sensibilidad a la presencia de acetona.

Las señales se procesan con el algoritmo descrito en la Figura 3. Analicemos, por ejemplo, los espectros FDM para los sensores S2 (totalmente insensible al gas) y S4 y S7 (altamente sensibles al gas).

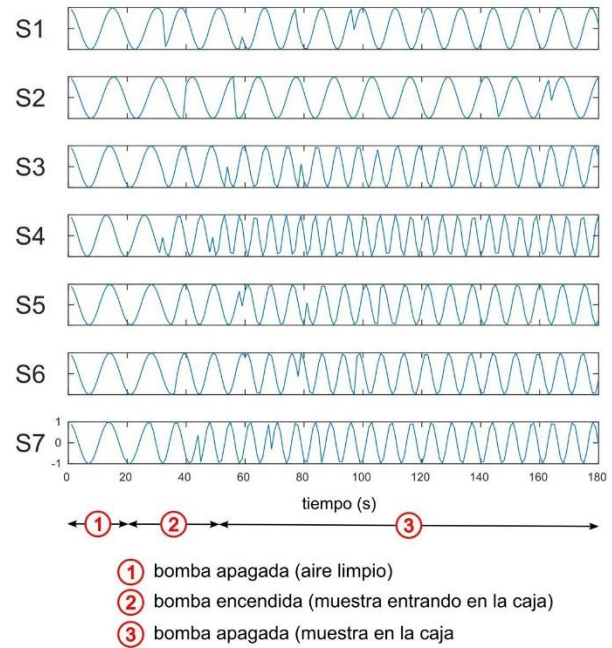


Figura 5. La respuesta de los sensores a la acetona

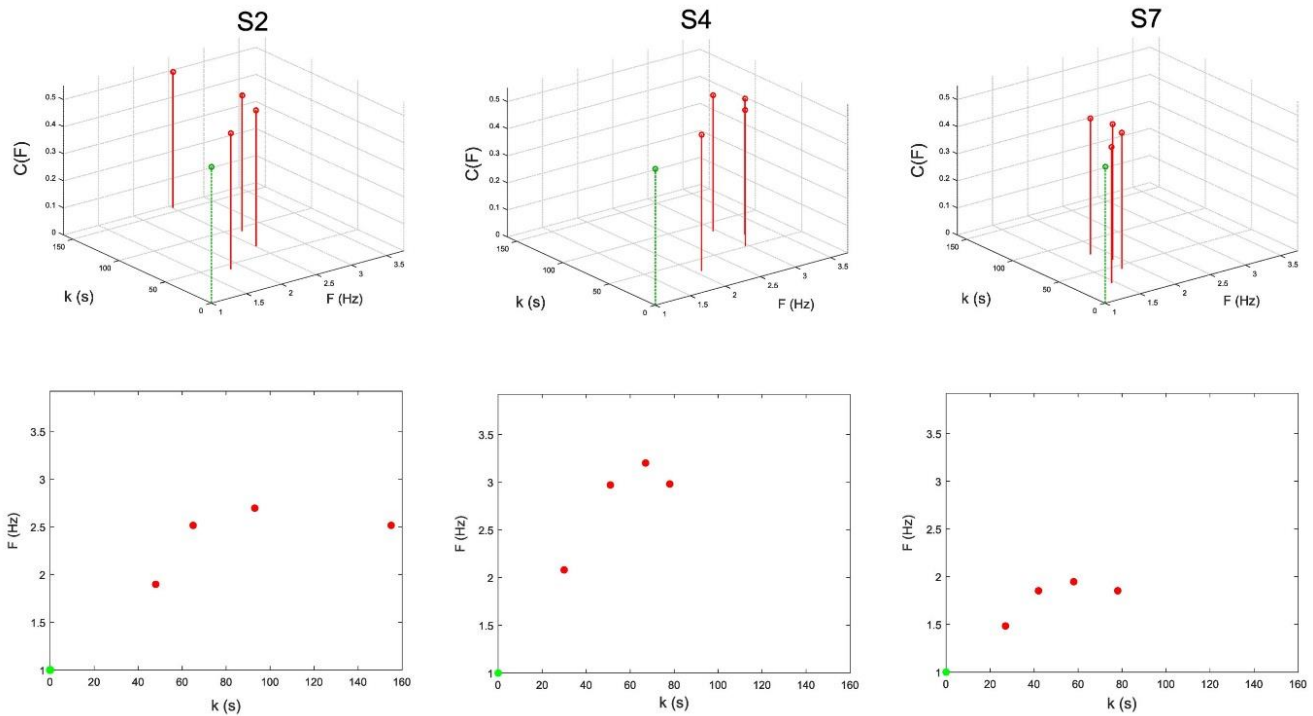
La Figura 6 presenta estos tres espectros: la fila superior muestra los espectros en el plano tridimensional  $C(F)$ - $F$ - $k$  (amplitud del espectro FDM, frecuencia en Hz y tiempo en segundos), mientras que la fila inferior muestra la vista superior de estas gráficas, en la que se visualiza únicamente el plano  $F$ - $k$ .

Las características relevantes para discutir son:

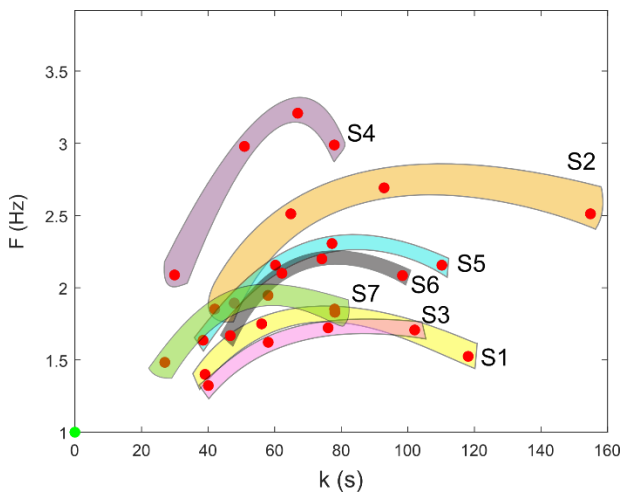
1. En los espectros tridimensionales  $C(F)$ - $F$ - $k$ , la línea verde punteada representa el armónico de la señal portadora de 1 Hz, que se visualiza como un círculo verde en el origen de las gráficas del plano  $F$ - $k$ .
2. Como la amplitud de la senoide es 1, el valor máximo para  $C(F)$  es 0.5.
3. La detección del gas objetivo se manifiesta en la aceleración de la señal senoide y la aparición temprana de armónicos en el espectro. Aunque este efecto es difícil de apreciar en el plano  $C(F)$ - $F$ - $k$ , se observa claramente en el plano bidimensional  $F$ - $k$ . Específicamente, los armónicos emergen más pronto para los sensores S4 y S7 ( $t \leq 80 s$ ) en comparación con el sensor S2 ( $t \leq 160 s$ ).
4. Una alta concentración o agrupamiento de armónicos indica una elevada sensibilidad del sensor al gas objetivo. Esto es evidente en las gráficas del plano  $F$ - $k$ , donde los armónicos se encuentran más cercanos entre sí para S4 y S7 que para S2.

La combinación de los siete espectros permite establecer un patrón único, distintivo y confiable para la acetona. La Figura 7 muestra este patrón, en el que se agrupan los armónicos generados por cada sensor. Note la correspondencia con la frecuencia de las señales de la Figura 6. Este patrón distintivo servirá como una “huella digital” para la identificación precisa de este gas en futuras mediciones.

Posteriormente, el conjunto de datos FDM se analiza mediante el modelo de clasificación RF.



**Figura 6.** Los espectros obtenidos a partir de la técnica FDM para las señales adquiridas por los sensores S2, S4 y S7. Fila superior: plano  $C(F)$ - $F$ - $k$ , fila inferior: plano  $F$ - $k$



**Figura 7.** Huella digital para la acetona basada en la combinación de los espectros FDM de los siete sensores. Visualización en el plano  $F$ - $k$

La Figura 8 presenta la matriz de confusión, en la cual se detalla el número de predicciones correctas e incorrectas realizadas por el modelo RF. Las filas representan la clase real (*true class*) mientras que las columnas representan la clase prevista (*predicted class*).

Los valores en la diagonal representan: (arriba) el número de veces que el gas fue presentado a la nariz electrónica y (abajo) la tasa de reconocimiento. Por ejemplo, la acetona fue presentada 51 veces y en todos los casos fue reconocida (tasa de reconocimiento: 100 %). El alcohol fue presentado 49 veces de las cuáles en 47 fue reconocido correctamente (tasa de reconocimiento: 95.9 %). La tasa general de reconocimiento sobre los 224 ensayos fue de 96.4 % lo que sugiere que el

modelo RF es adecuado para clasificar los patrones de FDM de los gases.

La Tabla 3 compara el desempeño de nuestra propuesta con otros resultados previamente reportados en la literatura.

		<i>Predicted class</i>			
		acetona	aire	alcohol	butano
<i>True class</i>	acetona	51 100%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%
	aire	0 0.0%	69 100%	0 0.0%	0 0.0%
	alcohol	0 0.0%	0 0.0%	47 95.9%	2 4.1%
	butano	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	55 100%

**Figura 8.** Matriz de confusión del modelo RF en la clasificación de los 224 ensayos

Entre los métodos de detección más utilizados se encuentran el Análisis de Componentes Principales (PCA) y el Análisis Discriminante Lineal (LDA). En cuanto a las técnicas de clasificación, se han explorado las Redes Neuronales de Retropropagación (BPNN), las Máquinas de Soporte Vectorial (SVM) y las Redes Neuronales Convolucionales (CNN). Note que la combinación FDM-RF logra una discriminación superior, lo que la posiciona como una estrategia eficaz para la detección y clasificación de gases en narices electrónicas.

**Tabla 3.** Comparación de resultados de reconocimiento obtenidos con diversos métodos de detección-clasificación en narices electrónicas

Referencia	Metodología	Tasa de reconocimiento
Tian et al., 2020	PCA- BPNN	81.25 %
Tian et al., 2020	PCA-RF	93.75 %
Wang et al., 2005	PCA-SVM	88.33 %
Chen & Wu, 2021	PCA-LDA-SVM	85 %
Faleh & Kachouri, 2023	LDA-CNN	93 %
<b>Este trabajo</b>	<b>FDM-RF</b>	<b>96.4 %</b>

#### 4. CONCLUSIONES

En este trabajo, se presentó una tecnología de nariz electrónica de bajo costo y alta portabilidad diseñada para detectar gases ambientales específicos tales como el humo, gas combustible y monóxido de carbono, los cuales pueden representar riesgos potenciales para la salud humana. El sistema consta de siete sensores MOS, un módulo electrónico y un software para el procesamiento de señales y su clasificación.

La etapa de procesamiento de señales está basada en el método de filtrado y diagonalización (FDM), un novedoso algoritmo que provee espectros que contienen las características más relevantes de las señales temporales. Mediante el cálculo de los espectros FDM de cada una de las siete señales adquiridas por los sensores, es posible establecer patrones confiables para los gases objetivo.

La etapa de clasificación emplea un modelo de bosques aleatorios (RF) para identificar el gas presente en los alrededores de la nariz electrónica. Los resultados experimentales muestran que el modelo RF logra un 96.4 % de precisión en la clasificación. La metodología FDM-RF es una contribución novedosa en la detección y clasificación de gases y es una solución adecuada para ser explorada en el desarrollo de narices electrónicas.

Como trabajo futuro se buscará aplicar el prototipo en el área de alimentos. El sensor S7 es sensible a gases orgánicos y puede ser particularmente útil en la evaluación de perfiles aromáticos de alimentos. El maíz es uno de los pilares alimenticios de Latinoamérica. Su preparación en arepas, tortillas, tamales, sopas, entre otros es de gran interés para la industria de alimentos. La cocción del maíz libera algunos gases orgánicos que intensifican su aroma y pueden hacer la experiencia sensorial del consumidor más agradable (Martínez-Velasco et al., 2022). El prototipo de nariz electrónica presentado en este trabajo se propone como una herramienta tecnológica de interés para este propósito.

#### AGRADECIMIENTO

Los autores agradecen el apoyo financiero proporcionado por la Universidad de La Sabana a través del proyecto ING-257-2020: Prototipo electrónico para el análisis de las principales características sensoriales en alimentos representativos de México y Colombia.

#### REFERENCIAS

- Albán Toapanta, D. F., Urvina Mayorga, M. O., & Andrade Paredes, R. O. (2022). Análisis y diseño de un modelo predictivo para detección de phishing basado en URL y corpus del correo electrónico. *Revista Politécnica*, 50(3), 27–42. <https://doi.org/10.33333/rp.vol50n3.03>
- Álvarez-Pato, V. M., Sánchez, C. N., Domínguez-Soberanes, J., Méndoza, D. E., & Velázquez, R. (2020). A multisensor data fusion approach for predicting consumer acceptance of food products. *Foods*, 9(6), 774. <https://doi.org/10.3390/foods9060774>
- Anyfantis, A., Silis, A., & Blionas, S. (2021). A low cost, mobile e-nose system with an effective user interface for real time victim localization and hazard detection in USaR operations. *Measurement: Sensors*, 16, 100049. <https://doi.org/10.1016/j.measen.2021.100049>
- Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45, 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Capelli, L., Sironi, S., & Del Rosso, R. (2014). Electronic noses for environmental monitoring applications. *Sensors (Switzerland)*, 14(11), 19979–20007. <https://doi.org/10.3390/s141119979>
- Chen, G., & Wu, G. (2021). Classification of electronic nose data using the least squares support vector machine. *Journal of Physics: Conference Series*, 1894. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1894/1/012080>
- Chen, H., Huo, D., & Zhang, J. (2022). Gas recognition in e-nose system: A review. *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, 16(2), 169–184. <https://doi.org/10.1109/TBCAS.2022.3166530>
- Dai, B., & Eads, C. D. (2010). Efficient removal of unwanted signals in NMR spectra using the filter diagonalization method. *Magnetic Resonance in Chemistry*, 48, 230–234. <https://doi.org/10.1002/mrc.2550>
- Evans, D. J., & Yousif, W. S. (1994). The QZ algorithm for the calculation of the eigenvalues of a real matrix. *Parallel Algorithms and Applications*, 4(3-4), 183–192. <https://doi.org/10.1080/10637199408915463>
- Faleh, R., & Kachouri, A. (2023). A hybrid deep convolutional neural network-based electronic nose for pollution detection purposes. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 237, 104825. <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2023.104825>
- Farraia, M. V., Cavaleiro Rufo, J., Paciência, I., Mendes, F., Delgado, L. & Moreira, A. (2019). The electronic nose technology in clinical diagnosis: A systematic review. *Porto Biomedical Journal*, 4(4), e42. <https://doi.org/10.1097/j.pbj.0000000000000042>
- Lay-Ekuakille, A., Vendramin, G., & Trotta, A. (2009). Robust spectral leak detection of complex pipelines using filter diagonalization method. *IEEE Sensors Journal*, 9(11), 1605–1614. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2009.2027410>
- Lotesoriere, B. J., Bax, C., & Capelli, L. (2024). Electronic nose for odor monitoring at a landfill fenceline: Training and validation of a model for real-time odor concentration measurement. *Heliyon*, 10(10),

- e31103.  
<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e31103>
- Macías-Quijas, R., Geil, A., Velázquez, R., & Lay-Ekuakille, A. (2019). Development of an Electronic Nose Device for Security Applications. *IEEE Central America and Panama Convention (CONCAPAN XXXIX)* (pp. 1-6).  
<https://doi.org/10.1109/CONCAPANXXXIX47272.2019.8976974>
- Macías-Quijas, R., Velázquez, R., de Fazio, R., Visconti, P., Giannoccaro, N. I., & Lay-Ekuakille, A. (2022). Reliable e-nose for air toxicity monitoring by filter diagonalization method. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 12(2), 1286–1298. <https://doi.org/10.11591/ijece.v12i2.pp1286-1298>
- Mandelshtam, V. A. (2001). FDM: The filter diagonalization method for data processing in NMR experiments. *Progress in Nuclear Magnetic Resonance Spectroscopy*, 38(2), 159–196.  
[https://doi.org/10.1016/S0079-6565\(00\)00032-7](https://doi.org/10.1016/S0079-6565(00)00032-7)
- Martínez-Velasco, J. D., Filomena-Ambrosio, A., Garzón-Castro, C. L., Domínguez-Soberanes, J., Visconti, P., & Velázquez, R. (2022). Texture Analysis of Corn-based Snacks with Fast Fourier Transform. *International Conference on Control, Instrumentation and Automation* (pp. 1-5).  
<https://doi.org/10.1109/ICCIA54998.2022.9737191>
- Ordoñez Araque, R. H., & Barat, J. M. (2017). Evaluación de un sistema de enmascaramiento de olor de muestras de ajo, mediante un sistema de nariz electrónica. *Revista Politécnica*, 40(1), 13–19. Recuperado de [https://revistapolitecnica.epn.edu.ec/ojs2/index.php/revista\\_politecnica2/article/view/862](https://revistapolitecnica.epn.edu.ec/ojs2/index.php/revista_politecnica2/article/view/862)
- Rabehi, A., Helal, H., Zappa, D., & Comini, E. (2024). Advancements and prospects of electronic nose in various applications: A comprehensive review. *Applied Sciences*, 14(11), 4506.  
<https://doi.org/10.3390/app14114506>
- Rai, P. & Hasan Saeed, S. (2023). Detection of harmful gases present in the environment. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 30(1), 70–80.  
<https://doi.org/10.11591/ijeecs.v30.i1.pp70-80>
- Tian, H., Liu, H., He, Y., Chen, B., Xiao, L., Fei, Y., Wang, G., Yu, H. & Chen, C. (2020). Combined application of electronic nose analysis and back-propagation neural network and random forest models for assessing yogurt flavor acceptability. *Journal of Food Measurement and Characterization*, 14, 573–583.  
<https://doi.org/10.1007/s11694-019-00335-w>
- Vesenmaier A., Reiser M., Zarra T., Naddeo V., Belgiorio V., & Kranert M. (2018). Fugitive methane and odour emission characterization at a composting plant using remote sensing measurements. *Global NEST Journal*, 20(3), 674–677. <https://doi.org/10.30955/gnj.002802>
- Wall, M. R., & Neuhauser, D. (1995). Extraction, through filter-diagonalization, of general quantum eigenvalues or classical normal mode frequencies from a small number of residues or a short-time segment of a signal. I. Theory and application to a

- quantum-dynamics model. *Journal of Chemical Physics*, 102, 8011–8022.  
<https://doi.org/10.1063/1.468999>
- Wang, X. D., Zhang, H. R., & Zhang, C. J. (2005). Signals recognition of electronic nose based on support vector machines. *International Conference on Machine Learning and Cybernetics* (pp. 3394-3398).  
<https://doi.org/10.1109/ICMLC.2005.1527528>
- Wang, Y., Yan, X., Wang, S., Gao, S., Yang, K., Zhang, R., Zhang, M., Wang, M., Ren, L., & Yu, J. (2023). Electronic nose application for detecting different odorants in source water: Possibility and scenario. *Environmental Research*, 227, 115677.  
<https://doi.org/10.1016/j.envres.2023.115677>

## BIOGRAFÍAS



**Macías Quijas, Ricardo**, obtuvo el grado de Ingeniero en Electrónica y Sistemas de Comunicación Digital por la Universidad Autónoma de Aguascalientes y el grado de Maestro en Ciencias por el CINVESTAV (México). Actualmente es estudiante del Doctorado en Ingeniería en la Universidad Panamericana. Sus áreas de interés son los algoritmos avanzados de procesamiento de señales, la electrónica y los sistemas de telecomunicaciones.



**Garzón Castro, Claudia L.**, recibió su título de Ingeniera Electrónica de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas (Colombia), obtuvo su maestría en Automatización Industrial de la Universidad Nacional de Colombia y cuenta con una especialización en Docencia Universitaria de la Universidad El Bosque (Colombia). Además, es Doctora en Biociencias de la Universidad de La Sabana. Actualmente, es jefe de departamento, profesora Asociada de la Universidad de La Sabana y lidera el grupo de investigación CAPSAB (Control y Automatización de Procesos - Universidad de La Sabana). Sus principales líneas de investigación son el control avanzado y la automatización de bioprocesos.



**Filomena Ambrosio, Anna-maría**, es Ingeniera de Producción Agroindustrial y magíster en Diseño y Gestión de Procesos de la Universidad de La Sabana. Actualmente es profesora Asociada de la Universidad de La Sabana. Ha desarrollado investigaciones relacionadas con el desarrollo de perfiles sensoriales para el diseño de alimentos con énfasis en aplicaciones gastronómicas. Miembro del Grupo de Investigación en Alimentación, Gestión de Procesos y Servicios, reconocido y clasificado por Minciencias.



**Del Valle Soto, Carolina**, es Profesora-Investigadora y Jefa de la Academia de Computación en la Facultad de Ingeniería de la Universidad Panamericana (Guadalajara, México). Obtuvo un Doctorado en Tecnologías de la Información y Comunicación y una Maestría en Ingeniería Electrónica, ambos por el Tecnológico de Monterrey. Sus principales áreas de investigación son las redes de sensores inalámbricos, los estudios de consumo energético y la seguridad en tecnologías inalámbricas, así como la robótica para el cuidado de la salud.



**De Fazio, Roberto**, recibió el título de Ingeniero en Telecomunicaciones en 2017 y el Doctorado en Ingeniería de Sistemas Complejos en 2021. Actualmente trabaja en el Departamento de Ingeniería de la Innovación de la Universidad del Salento (Italia) en sistemas de recolección de energía aplicados al cuerpo humano, procesamiento de señales para aplicaciones biomédicas, placas basadas en microcontroladores y redes de sensores inalámbricos.



**Visconti, Paolo**, obtuvo el Doctorado en el área de dispositivos fotónicos y electrónicos en 2000. En 2000/01, fue científico visitante en Virginia Commonwealth University (EE.UU.), enfocándose en la fabricación y caracterización de dispositivos basados en GaN. Desde 2001, lleva a cabo actividades de investigación y docencia como

Profesor de Electrónica en el Departamento de Ingeniería de la Innovación de la Universidad de Salento (Italia). De 2020 a 2022 fue Profesor Visitante en la Universidad Panamericana (México). Sus temas de investigación principales incluyen el diseño y evaluación de soluciones electrónicas basadas en IoT especialmente para la adquisición y el monitoreo de datos, sistemas electrónicos para la automatización y la industria automotriz, sistemas de recolección de energía para nodos de sensores y aplicaciones vestibles (wearables) y nuevos materiales y sensores avanzados para aplicaciones biomédicas.



**Velázquez, Ramiro**, es Profesor de tiempo completo en la Facultad de Ingeniería de la Universidad Panamericana campus Aguascalientes. Obtuvo el grado de Doctor en Robótica por la Universidad Pierre et Marie Curie (Paris, Francia) en 2006. Ha sido profesor invitado en la Universidad del Magdalena (Colombia), ASKSiM (Polonia) y la Universidad de La Salle (Colombia). Es considerado un evaluador experto por la Comisión Europea, el Swiss National Science Foundation, el CONACYT (México), COLCIENCIAS (Colombia), FONCyT (Argentina), CONCYTEC (Peru) y el Ministerio de Ciencia y Tecnología (Israel). Miembro del comité editorial y revisor de numerosas revistas indexadas y conferencias internacionales. Sus temas de investigación principales son las tecnologías de asistencia para personas con discapacidades físicas, robótica y mecatrónica, procesamiento de imágenes e interacción hombre-computadora.

