



Clasificación de Maderas Mediante el Uso de Tecnologías de Olfato Electrónico Wood Classification by using Electronic Nose Technologies

Naren Arley Mantilla Ramírez ^{1*}, Homero Ortega Boada¹, Luisa Fernanda Ruiz Jiménez¹, Franklin Alexander Sepúlveda Sepúlveda¹

¹Universidad Industrial de Santander, Colombia

*Correspondencia: naren.mantilla@correo.uis.edu.co

Resumen

Entre las principales causas del acelerado proceso de deforestación y degradación de los bosques en Colombia, se encuentra la extracción ilegal de madera. Para las autoridades es difícil determinar la condición de legalidad o ilegalidad de una carga específica pues, a pesar de contar con expertos en ingeniería forestal y algunas herramientas para la identificación de especies maderables, estos recursos son insuficientes por su escasez o baja disponibilidad. Entre otras estrategias, se propone el uso de nuevas tecnologías como una opción interesante en el desarrollo de soluciones que satisfagan las necesidades técnicas, operativas y económicas. Existen avances sobre dispositivos novedosos, de bajo costo y de fácil acceso: los sistemas de olfato electrónico (narices electrónicas). La Universidad Industrial de Santander cuenta con experiencia en el uso de narices electrónicas para otras aplicaciones, pero es de interés involucrar esta y otras tecnologías en el monitoreo ambiental. Por ello, se propone una metodología basada en narices electrónicas para clasificar especies maderables de acuerdo con los compuestos volátiles que emanan, es decir, su olor. Se realizó un primer caso de estudio utilizando 29 muestras de dos especies maderables: cedro y mónico, aserradas en diferentes zonas de Santander (Colombia). Se pudo demostrar, como se esperaba, la separabilidad de estas dos clases de madera a partir de su huella odorífica, con una alta tasa de acierto. Esta investigación de tipo exploratorio permite comprender el alcance de herramientas como las narices electrónicas en diferentes aplicaciones. Así mismo, invita a continuar investigando en la viabilidad de su uso para la clasificación de especies maderables como una aplicación del monitoreo ambiental, pues deja abiertos muchos interrogantes que pueden contribuir al desarrollo de una herramienta más robusta. Todo esto busca generar un impacto positivo en la lucha contra la ilegalidad, así como constituirse en un piloto para diferentes aplicaciones donde se puede involucrar el uso de tecnología.

Palabras Clave: Especies maderables, Tecnología, Nariz electrónica, Deforestación, Tala de madera.

Abstract

One of the main causes of the acceleration in the forest deforestation and degradation in Colombia is illegal logging. It is difficult for authorities to determine the legality or illegality status of a specific load because, despite having experts in forest engineering and some tools



for wood species identification, these resources are insufficient due to their scarcity or low availability. Another strategy is using new technologies, which is an interesting option in the development of solutions that meet technical, operational and economic needs. There are advances in innovative, low-cost and easily accessible devices: electronic nose systems (e-noses). The "Universidad Industrial de Santander" has experience in using electronic noses for different applications, but it is interesting to involve this and other technologies in environmental monitoring. Therefore, an electronic nose based methodology is proposed to classify timber species according to the volatile compounds that they emanate, that is, their smell. A first case study was carried out using 29 samples of two timber species: cedar and monsoon, sawn in different areas of Santander (Colombia). It was possible to demonstrate, as expected, the separability of these two kinds of wood from their odor footprint, with a high success rate. This exploratory research allows the study of the performance of tools such as electronic noses in different applications. Also, it invites to investigate the feasibility of using them as an application of environmental monitoring for timber species classification, as it leaves open many questions that may contribute to the development of a more robust tool. All this seeks to generate a positive impact in the fight against illegality, as well as becoming a pilot for different applications where the use of technology can be involved.

Introducción

La extracción insostenible y desordenada de madera, es uno de los motores de la deforestación y el cambio climático en Colombia y en el mundo. Además, por escaso conocimiento y por tradición, el aprovechamiento de este recurso se hace dentro de la ilegalidad y de una manera selectiva, poniendo en peligro algunas especies vulnerables. En efecto, en nuestro país el 70% de la madera que se comercializa viene de sólo seis especies (Delgado Agudelo, 2013), a pesar de la gran extensión y diversidad de los bosques sobre el territorio nacional alrededor del 52% (Ideam, 2017).

Ciertamente, los bosques naturales constituyen uno de los mayores patrimonios universales en términos de biodiversidad y son un recurso muy importante para el sustento de millones de personas. Sin embargo, el aprovechamiento de la cadena forestal es desordenado y por ende insostenible (Departamento Nacional de Planeación. DNP, 2007) y, existen pocos programas efectivos de reforestación. Existen campañas de las autoridades y corporaciones ambientales que buscan resolver el problema de la ilegalidad,

motivando a todos los actores que se aprovechan de la cadena forestal a involucrarse dentro de una cultura legal, sostenible y amigable con el medio ambiente. Sin embargo, también es necesario crear instrumentos de monitoreo para fortalecer los procesos de vigilancia y control, y dotar de herramientas a las autoridades responsables de la toma de decisiones en situaciones donde se sigue presentando la extracción selectiva e ilegal.

Para que los procesos de vigilancia y control sean efectivos, es importante el uso de diversas estrategias, entre las que destaca el uso de la tecnología. Los avances tecnológicos de las últimas décadas han dado paso a nuevas tendencias como la automatización de procesos y el monitoreo inteligente, con la capacidad de tomar decisiones autónomas e inteligentes. Estas tendencias, a su vez, han propiciado una transición hacia el uso de Internet como medio de interconectar diversos dispositivos y sistemas. A esta tendencia, se le ha denominado Internet de las Cosas (IoT por sus siglas en inglés, Internet of Things), término que se usa desde hace ya dos décadas (Aazam et al., 2014). Específicamente, el IoT permite integrar la información de

diferentes sensores para la construcción de grandes bases de datos y la posibilidad de generar acciones inmediatas de control cuando se presenta una situación determinada. Todas las características del IoT constituyen un enorme potencial y generan oportunidades para la solución de muchas problemáticas a través de la tecnología.

En la Universidad Industrial de Santander (UIS), se ha estudiado la nariz electrónica desde un punto de vista general (Ruiz Jiménez, 2018) y para una aplicación más específica: la detección de triatomíneos, insectos vectores de la transmisión del mal de Chagas (Ruiz Jiménez, 2018). Ahora, se quiere explorar su capacidad como dispositivo IoT en el monitoreo ambiental, reconociendo la gravedad de la problemática del cambio climático, la deforestación y, puntualmente, la explotación ilegal y selectiva de especies maderables.

En las siguientes secciones se va a hablar del desarrollo de la investigación. La próxima sección aborda los antecedentes del trabajo, teniendo en cuenta trabajos previos similares y una descripción general de los sistemas de olfato electrónico. En la sección: Materiales y métodos se describe claramente el trabajo realizado, las condiciones y el protocolo del experimento. Más adelante, se presenta la sección Resultados y discusión, donde también se habla de las implicaciones de los resultados obtenidos. Finalmente, se presentan algunas conclusiones generadas con este trabajo con un enfoque hacia los siguientes pasos a realizar.

Antecedentes

Existen diferentes métodos para clasificación de madera, entre los que se destacan aquellos basados en analizar sus propiedades organolépticas como el color o el olor. También existen métodos más precisos, basados en análisis taxonómicos y genéticos, en los

cuales se toman muestras de las especies de interés, que generalmente son de la misma familia o comparten características similares, para ser comparadas a nivel de sus secuencias genéticas (Hanssen et al., 2011; Yu et al., 2016). La confiabilidad de estas pruebas es casi del 100%, aunque son rigurosas, costosas y deben ser realizadas por expertos. Otras técnicas utilizadas involucran diferentes análisis espectroscópicos (Cabral et al., 2012; Rana et al., 2008) y de imágenes (Dickson et al., 2017), que siguen requiriendo el apoyo de expertos y toman bastante tiempo. En resumen, aunque son técnicas robustas, no cumplen con los requisitos necesarios para aplicaciones que requieren una acción rápida en lugares de difícil acceso (Kalaw & Sevilla, 2018).

Soluciones alternativas proponen analizar los compuestos volátiles emitidos por las especies de madera mediante el uso de estrategias como la cromatografía de gases, que permite identificar compuestos volátiles específicos dentro de una mezcla (Fedele et al., 2007; Müller et al., 2006; Rinne et al., 2002). Una opción menos costosa y mucho más práctica es el uso de narices electrónicas, que tienen la particularidad de asociar una huella digital de olor a cada muestra, en lugar de identificar individualmente los componentes químicos presentes en la mezcla de volátiles (Kalaw & Sevilla, 2018; Wilson et al., 2005).

Sistema de olfato electrónico

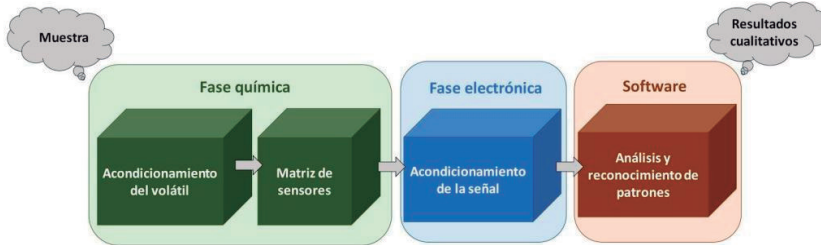


Figura 1: Funcionamiento general de la nariz electrónica.

Fuente: Autores

Una nariz electrónica, en general, está constituida por tres fases igual de importantes para su correcto funcionamiento (Figura 1). En la primera fase, se lleva a cabo un proceso químico que inicia con el acondicionamiento de la muestra odorífica y su paso hacia el arreglo de sensores de gas. En la segunda fase, se adquieren las señales eléctricas producidas por la reacción de los sensores mediante un procesamiento electrónico, y se obtiene la información que representa la muestra tomada. Finalmente, estos datos son procesados en la fase de reconocimiento de patrones, a partir del cual se detecta, clasifica e identifica la muestra (Ruiz Jiménez, 2018).

Los sistemas de olfato electrónico se han venido usando para un creciente número de aplicaciones. En la industria de alimentos, por ejemplo, se usan narices electrónicas para monitorear la calidad y nivel de maduración de las frutas (Shi et al., 2017). En monitoreo ambiental, entre otros usos, destacan el análisis de la calidad del aire, la calidad del agua, detección y control de polución (Capelli et al., 2014). Así mismo, las narices electrónicas son atractivas en la detección de explosivos, narcóticos, sustancias peligrosas, perfumería, etc. (Guo et al., 2017; Santos & Lozano, 2015).

También se ha extendido el uso de narices electrónicas orientadas hacia la detección, caracterización e identificación de maderas. Existen investigaciones en la detección

temprana del decaimiento y pudrición presente en las raíces de algunas especies de árboles por acción de hongos (Baietto et al., 2010), la evaluación de la calidad en un tipo específico de madera (Najib et al., 2012) y la identificación de especies maderables a partir de los compuestos volátiles que estas emanan (Cordeiro et al., 2016; Kalaw & Sevilla, 2018; Wilson, 2012).

Las narices electrónicas se han empleado exitosamente en la clasificación de especies de madera, bajo condiciones específicas. En 2004, se utilizaron para discriminar entre tres especies diferentes de la familia de las pináceas (Pinaceae) a partir de su albura, que es la parte joven de la madera y se encuentra justo debajo de la corteza del árbol, y su duramen, la parte de mayor edad que está formada por células biológicamente muertas y es atractiva por ser la parte más resistente del tronco (Garneau et al., 2004). Los autores pudieron establecer diferencias entre estas especies para ambas partes de la madera, pero analizadas por separado.

En 2005, se investigó respecto a las diferencias entre especies de igual familia o género, a partir del uso de narices electrónicas (Wilson et al., 2005). Entre sus resultados y aportes se destacan las observaciones sobre la variabilidad entre las características de muestras de la misma especie, pero tomadas de regiones diferentes, por lo cual se infiere que la procedencia podría afectar la identifi-

cación. Esto permite inferir el nivel de importancia del diseño de experimentos la etapa de entrenamiento que debe estar en función de las muestras desconocidas que deberá analizar el sistema en última instancia.

En Brasil también se hizo un trabajo de clasificación de especies maderables con narices electrónicas. En esta oportunidad, existía un particular interés en cuatro especies maderables comúnmente explotadas en ese país y los experimentos buscaban la clasificación en dos escenarios, cada uno para distinguir entre dos pares de especies similares entre sí por su color. Uno de estos escenarios buscaba clasificar dos especies del mismo género, y se logró con resultados satisfactorios (Cordeiro et al., 2016; Wilson et al., 2005). Sin embargo, estos experimentos fueron realizados con muestras muy específicas, lo que no garantiza el funcionamiento bajo entornos ligeramente diferentes, tales como condiciones ambientales o geográficas de nuevas muestras.

Los autores Kalaw y Sevilla en (Kalaw & Sevilla, 2018) le dieron importancia a la rapidez y bajo costo que ofrecen las narices electrónicas y a las ventajas de los sensores de gas. El caso de aplicación es la clasificación de cinco especies maderables en peligro o importantes comercialmente en Filipinas,

logrando encontrar grupos (clusters) separables a simple vista, mediante el análisis de componentes principales (PCA). No obstante, las muestras tomadas fueron recogidas en una zona específica, haciéndolas muy poco diversas.

Más allá de los buenos resultados de los trabajos mencionados, en todos ellos se realizaron experimentos sobre muestras muy específicas, sin tener en cuenta de las posibles interferencias o problemas que se podrían presentar en una situación práctica. Debido a esto, no se puede hacer una clasificación exhaustiva ni confiable, para condiciones cambiantes, interferencia de diferentes compuestos volátiles o incluso un diseño de experimentos distinto.

Materiales y Métodos

Para este trabajo, se utilizó un prototipo de nariz electrónica de laboratorio (Fig. 2), desarrollado por ingenieros de la Universidad Industrial de Santander conformado por un módulo de energización, un módulo de sensores y un módulo de acondicionamiento y adquisición de señales (Ruiz Jiménez, 2018). El módulo de energización permite energizar los demás módulos teniendo en cuenta sus especificaciones de potencia y tensión.

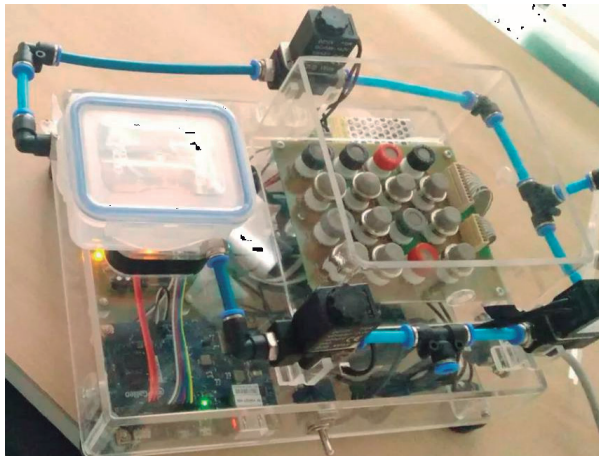


Figura 2: Prototipo de nariz electrónica desarrollado por la UIS.

Fuente: Autores.

Por otro lado, en el módulo de sensores se encuentra una matriz de 16 sensores de gas con diferentes sensibilidades para obtener una huella odorífica. En este módulo ocurre el fenómeno químico entre las moléculas volátiles que se desean identificar y las moléculas de diferentes materiales de referencia definidos por los sensores de gas. El prototipo desarrollado en (Ruiz Jiménez, 2018) cuenta con sensores semiconductores de óxido metal, en los cuales se produce una

variación en la resistencia eléctrica debida a la reacción química que se produce cuando el gas hace contacto con el sensor. Los sensores de este prototipo pertenecen a las casas fabricantes Figaro Engineering y a Hanwei Electronics, que se caracterizan por su capacidad para detectar bajas concentraciones de diferentes gases y alcoholes, y por su bajo costo. En la Tabla 1, se relaciona la marca y referencia de los sensores dos en el prototipo

Tabla 1. Sensores del prototipo de nariz electrónica.

SENSOR	MARCA	REFERENCIA	SENSOR	MARCA	REFERENCIA
1	HANWEI	MQ-2	9	FIGARO	TGS-832
2	HANWEI	MQ-3	10	HANWEI	MQ-6
3	HANWEI	MQ-4	11	FIGARO	TGS-823
4	HANWEI	MQ-6	12	FIGARO	TGS-816
5	HANWEI	MQ-7	13	FIGARO	TGS-822
6	HANWEI	MQ-8	14	FIGARO	TGS-813
7	HANWEI	MQ-135	15	FIGARO	TGS-826
8	HANWEI	MQ-9	16	HANWEI	MQ-3

Fuente (Ruiz Jiménez, 2018)

Finalmente, el módulo de acondicionamiento y adquisición de señales se encarga del proceso de medir, por medio de una interfaz física de circuitos electrónicos, las variaciones que los sensores presentan ante los volátiles con los que interactúan. Esto se realiza a través de un circuito conversor analógico-digital y que permite digitalizar las mediciones de los sensores, según la configuración de la tarjeta de adquisición escogida (Intel Galileo Generación 1). Esta tarjeta de adquisición tiene la capacidad de conectarse a Internet, a través de Ethernet (Ruiz Jiménez, 2018).

Preparación de las muestras y protocolo de adquisición de datos

Para esta investigación exploratoria, se tomaron un total de 29 muestras de dos tipos de madera, que corresponden a 18 muestras de cedro y 11 muestras de mónico. Estas muestras fueron recolectadas en carpinterías y aserríos de Bucaramanga, Lebrija, El Soc-

orro, San Gil, Pamplona y Cúcuta; poblaciones de la región del Gran Santander, en Colombia.

Aunque la idea principal es no tener una preparación sofisticada de la muestra, para emular las condiciones del aserradero, se tuvieron en cuenta algunas consideraciones. Primero, se enciende la nariz electrónica durante una hora para que los sensores alcancen su operación de estado estable en el ambiente correspondiente. Luego, se prepara cada muestra (bloque de madera) cepillándola 50 veces con un cepillo de madera y el material resultante es desechado para eliminar la posible contaminación por contacto con otra muestra u olor a interferencia.

Después se realiza el experimento en sí, con un ensayo por cada muestra de madera. En cada ensayo se ha seguido este procedimiento: se cepilla la muestra otras 50 veces; se toma aproximadamente 1 cm³ de la viruta de

madera resultante y se ingresa a la nariz electrónica. Como resultado se obtienen 16 curvas de respuesta que corresponden a las variaciones de conductancia que se dan en cada uno de los 16 sensores y que constituyen la huella odorífica de la muestra de madera. Entre cada ensayo, los sensores se dejan reposar un tiempo de 5 minutos (tiempo de purga), permitiendo el ingreso de flujo de aire generado por un ventilador. Esto con el fin de evitar interferencias entre ensayos.

Los datos fueron tomados a un período de muestreo de 270 ms. Cada curva de respuesta de cada uno de los 16 sensores, típicamente se divide en tres fases: lectura base, muestra, recuperación (Fig. 3). En la primera fase, los sensores reaccionan al aire durante 100

muestras; luego, las virutas de madera correspondientes se colocan durante 300 muestras y se espera que el sensor cambie su valor de conductancia. Finalmente, las astillas de madera se retiran y los sensores se enfrentan solo al aire, nuevamente durante 100 muestras. Además, entre cada experimento, se consideraron 10 minutos sin muestreo permitiendo el ingreso de flujo de aire generado por un ventilador para que el sensor regrese a su punto estable. Con el objetivo de reducir el efecto de ruido electrónico en el sistema de adquisición, se realiza un proceso de filtrado mediante un filtro de mediana de orden 5 en cada curva. Esto permite reducir la influencia de los valores atípicos durante el proceso de medición.

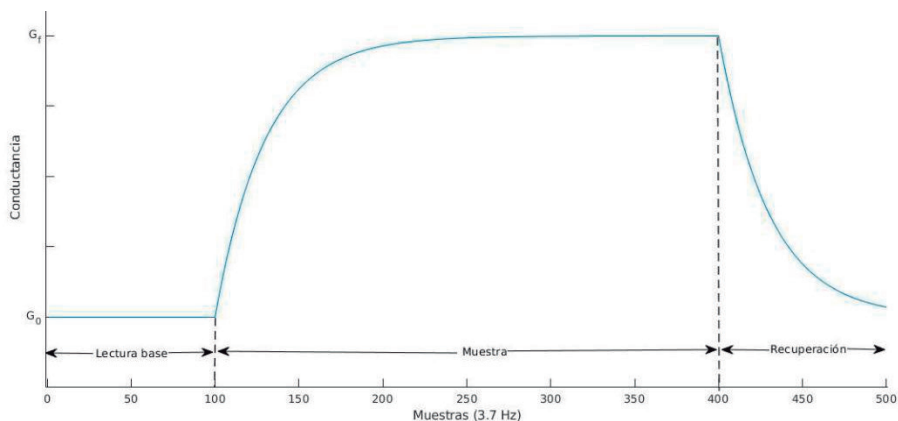


Figura 3: Curva ideal de respuesta de un sensor ante los compuestos volátiles.

Fuente: Autores.

Extracción y Selección de características

Diferentes características pueden ser extraídas a partir de la curva de respuesta del valor de conductancia de cada sensor. Es posible extraer características como los valores de conductancia máxima, mínima, inicial y final, el área bajo la curva, el cambio entre los valores inicial y final, etc. Así mismo hay otras estrategias que involucra un análisis de la respuesta transitoria de los sensores, como el promedio móvil exponencial (EMA, por sus siglas en inglés) (Rana et al., 2008; Rodríguez-Lujan et al., 2014) o el ajuste a un modelo predefinido, generalmente de primer orden. Estos métodos de extracción

de características se pueden agrupar en tres grandes clases principales: Características extraídas de la curva original, características extraídas de los parámetros de ajuste a un modelo y características extraídas de un dominio transformado (Yan et al., 2015). Las primeras corresponden a medidas directas en la curva de respuesta original y, la mayoría de ellas, poseen un significado físico. Entre las más comunes, se encuentran los valores mínimo o máximo, el cambio en un tiempo determinado, el valor en un tiempo específico, el tiempo en el que la curva alcanza un valor predefinido, el área bajo la curva (o integral), la tasa de cambio (o derivada), entre otras.

Las segundas, están relacionadas al ajuste de los datos a un modelo predeterminado, donde las características corresponden a los parámetros ajustados de dicho modelo. Con este método, se ofrece una rápida y fácil separabilidad en problemas de clasificación donde las clases están bien definidas, pero su precisión no es tan buena cuando el traslape entre las clases empieza a aumentar. Los modelos que se destacan son: funciones polinómicas, funciones exponenciales simples y dobles, modelos ARX, modelos lorentzianos, modelos de doble sigmoide, función sigmoide, función arco-tangente, función tangente hiperbólica.

Finalmente, el otro gran grupo de métodos de extracción de características se base en la extracción de los coeficientes de realizar una transformación de dominio a la curva de respuesta original. Por ejemplo, se pueden extraer los coeficientes de la Transformada de Fourier o la transformada de Wavelet.

En el presente trabajo se estima un total de 48 características, producto de extraer sobre cada uno de los 16 sensores los siguientes valores:

- GF, valor de conductancia final, resultado de promediar las últimas 50 muestras de la fase 2 de la respuesta total.
- GMAX, valor de conductancia máxima.
- GMIN, valor de conductancia mínima.

Después del proceso de extracción de características, sigue el proceso de selección, mediante el cual se busca reducir la dimensión del problema para simplificar los modelos de clasificación y evitar caer en la maldición de la dimensionalidad (Scott et al., 2006). Para aplicaciones de narices electrónicas, se usan diferentes métodos de selección de características, entre los que destacan el Análisis de Componentes Principales (PCA, por sus siglas en inglés), el Análisis de Componentes Independientes (ICA), Análi-

sis de Discriminantes Lineales, Análisis de Componentes Jerárquicos (HCA), análisis de varianza entre grupos (ANOVA), métodos envolventes entre otros.

Para reducir la dimensión de los datos, se aplicó la técnica de análisis de componentes principales, ordenando los componentes resultantes según su varianza. Del total de componentes, se seleccionaron aquellos que, con cuya varianza acumulada, pudieran representar al menos un 90% de la información. Este número corresponde a los 5 primeros componentes principales, con los cuales se realiza un proceso de clasificación, a través de una Regresión Logística. Además, se corrobora su desempeño mediante validación cruzada, específicamente utilizando la técnica de dejar una fuera (o leave-one-out, en inglés).

Resultados y discusión

Una vez finalizada la etapa de preparación, recolección, procesamiento y análisis de los datos, se obtienen los siguientes resultados. En la Tabla 2, se relaciona la varianza de los primeros 14 componentes principales obtenidos con la técnica de PCA. Los primeros componentes principales poseen más información sobre la varianza de los datos, como se aprecia en la Tabla 2. Si se quisiera trabajar con más del 99% de varianza del arreglo original, sería necesario utilizar 14 componentes principales y, de la misma manera, si se desea trabajar con el 95% de la varianza original, 7 componentes principales son suficientes. Para el caso de esta aplicación, se procedió a usar 5 componentes principales, con los que se garantiza el 90% de la varianza de los datos originales.

Tabla 2. Componentes principales y varianza correspondiente. Fuente: Autores

PC	% varianza	% Acumulado	PC	% varianza	% Acumulado
1	51.5262	51.5262	8	0.8634	96.5497
2	21.4099	12.9361	9	0.5877	97.1374
3	12.3848	85.3209	10	0.5060	97.6434
4	4.2927	89.6135	11	0.4300	98.0735
5	3.0927	92.7062	12	0.3780	98.4514
6	1.8620	94.5682	13	0.2873	98.7388
7	1.1180	95.6862	14	0.2623	99.0011

Sin embargo, el problema de trabajar con análisis de componentes principales (PCA) es que se pierde el sentido físico de cada una de las características. Por ejemplo, no podemos decir que el valor del segundo componente corresponde a alguna medida de alguno de los sensores.

Lo que sí se puede hacer con PCA, es visualizar la separabilidad de un conjunto de datos en un mapa de una, dos o tres dimensiones. Para este caso particular, en la Fig. 4, se

presenta un mapa con tres componentes principales donde se analiza la separabilidad entre las especies de madera consideradas. Se aprecian diferentes puntos correspondientes a cada una de las muestras, en color azul las de cedro y en color rojo las de mónico. Se alcanza a apreciar una tendencia a la formación de dos grupos que, aunque se solapan o intersecan un poco, dan indicios de que es posible encontrar un modelo que permita separar estas especies de madera, a partir de su huella odorífica.

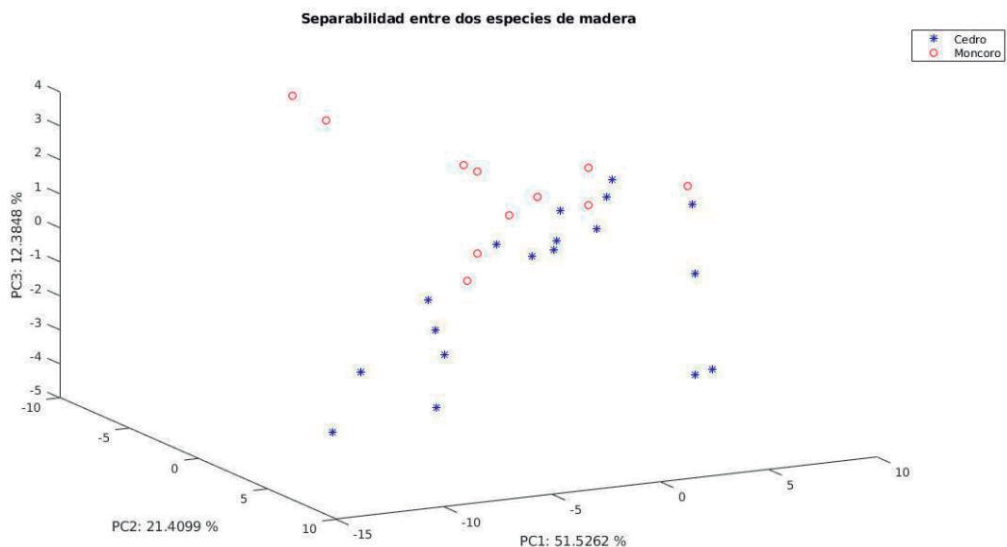


Figure 4: Mapa de separabilidad entre dos especies de madera con 3 componentes principales. Fuente: Autores.

Para verificar lo dicho anteriormente, se realiza el ajuste de un modelo mediante Regresión Logística, con el cual se traza una frontera de decisión lineal entre las dos clases de madera. Debido a la poca cantidad de datos, se realiza validación cruzada dejando uno fuera, que consiste en ajustar un número de modelos igual al número de muestras, cada uno de ellos entrenados con el número de muestras menos uno, y validado con aquella muestra que quedó por fuera. Así, en este caso, se ajustan 29 modelos entrenados con 28 muestras y validados con la restante.

En la Tabla 3, se muestran los resultados de los modelos ajustados y validados. Cada una de las 29 muestras permite validar el modelo entrenado con las 28 muestras restantes. Finalmente, un total de 18 de los 29 modelos escogieron de forma correcta la clase a la que pertenecía la muestra de validación. De las 18 muestras de cedro, 15 fueron clasificadas como cedro y sólo 3 fueron clasificadas como mónico. Por otro lado, 8 de las 11 muestras de mónico fueron bien clasificadas, mientras que a los 3 restantes se les asignó erróneamente la clase de cedro.

Tabla 3. Resultados de la validación cruzada de los modelos de regresión logística.

Clase real	Clase escogida por el modelo	
	Cedro	Mónico
Cedro	15	3
Mónico	3	8

Fuente: Autores.

De los 18 modelos, se escogen aquellos que dan relevancia para la clasificación a 3 de los 5 componentes principales utilizados. Para esto se tuvo en cuenta el valor p (p-value en inglés), una medida estadística que permite determinar los componentes que tienen mayor relevancia para la salida del clasificador. Los componentes con valor p menor a 0.1, son considerados como aquellos más

importantes para la clasificación.

Un total de 7 modelos utilizaban 3 de los 5 componentes principales como predictores para la clasificación. Finalmente, el modelo con el mejor desempeño (menor suma de los valores p de los componentes utilizados para la clasificación) se escogió y se relaciona en la Tabla 4.

Tabla 4. Modelo de mejor desempeño, escogido mediante validación cruzada.

Componente principal	Valores p	Coefficientes del modelo
1	0.0998292005686437	1.65196743990756
2	0.823351482152593	0.0693955633177183
3	0.0718192208381480	0.800315919961532
4	0.0466490897226996	-1.57661720409826
5	0.429824150221617	0.498303739949716
Término independiente	0.201519782426886	1.38435706419505

Fuente: Autores

Conclusiones

Con los resultados obtenidos, es posible decir que las narices electrónicas son una buena alternativa de apoyo a la identificación de especies de madera. Sin embargo, es probable que sea necesario el uso de otros instrumentos y otras técnicas, con el objetivo de construir un sistema completo de identificación y clasificación de especies maderables.

Los mayores problemas para la selección de características son la alta dimensión y solapamiento de los datos. Para ello es necesario buscar herramientas más similares a PCA, pero con mejor desempeño sobre esta clase particular de datos. Además, es deseable que no se pierda el sentido físico de las características, lo cual permitiría determinar cuáles sensores aportan la mayor cantidad de información relacionada con la clasificación, con miras a un dispositivo más específico.

Por otro lado, aunque los resultados son interesantes, es importante seguir investigando alrededor del uso de dispositivos electrónicos y servicios TIC en la solución de problemas de medio ambiente. Por ello, el próximo paso es desarrollar un modelo más amplio para la verificación de especies de madera, con un particular interés sobre especies vulnerables, en peligro o endémicas. Para ello, es necesario fortalecer alianzas y realizar un trabajo colaborativo que genere soluciones robustas a las verdaderas necesidades de la sociedad.

Literatura Citada

Aazam, M., Khan, I., Alsaffar, A. A., & Huh, E. N. (2014). Cloud of Things: Integrating Internet of Things and cloud computing and the issues involved. *Proceedings of 2014 11th International Bhurban Conference on Applied Sciences and Technology, IBCAST 2014*, 414–419.

Baietto, M., Wilson, A. D., Bassi, D., & Ferrini, F. (2010). Evaluation of three

electronic noses for detecting incipient wood decay (Vol. 10). *Sensors*.

Cabral, E. C., Simas, R. C., Santos, V. G., Queiroga, C. L., Da Cunha, V. S., De Sá, G. F., ... Eberlin, M. N. (2012). Wood typification by Venturi easy ambient sonic spray ionization mass spectrometry: The case of the endangered Mahogany tree. *J. Mass Spectrom.*, 47(1), 1–6.

Capelli, L., Sironi, S., & Del Rosso, R. (2014). Electronic Noses for Environmental Monitoring Applications. *Sensors*, 14(11), 19979–20007.

Cordeiro, J. R., Li, R. W. C., Takahashi, É. S., Rehder, G. P., Ceccantini, G., & Gruber, J. (2016). Wood identification by a portable low-cost polymer-based electronic nose. *RSC Adv.*, 6(111), 109945–109949.

Delgado Agudelo, M. A. (2013). *Maderas de Colombia (WWF)*. WWF.

Departamento Nacional de Planeación. DNP. (2007). *Agenda Interna Para la Productividad y La Competitividad*. Documento Regional: SANTANDER.

Dickson, A., Nanayakkara, B., Sellier, D., Meason, D., Donaldson, L., & Brownlie, R. (2017). Fluorescence imaging of cambial zones to study wood formation in *Pinus radiata* D. Don. *Trees - Structure and Function*, 31(2), 479–490.

Fedele, R., Galbally, I. E., Porter, N., & Weeks, I. A. (2007). Biogenic VOC emissions from fresh leaf mulch and wood chips of *Grevillea robusta* (Australian Silky Oak). *Atmos. Environ.*, 41(38), 8736–8746.

Garneau, F. X., Riedl, B., Hobbs, S., Pichette, A., & Gagnon, H. (2004). The use of sensor array technology for rapid differentiation of the sapwood and heartwood of Eastern Canadian spruce, fir and pine. *Holz Als Roh - Und Werkstoff*, 62(6), 470–473.

- Guo, L., Yang, Z., & Dou, X. (2017). Artificial Olfactory System for Trace Identification of Explosive Vapors Realized by Optoelectronic Schottky Sensing. *Adv. Mater.*, 29(5), 1–8.
- Hanssen, F., Wischniewski, N., Moreth, U., & Magel, E. A. (2011). Molecular identification of *Fitzroya cupressoides*, *Sequoia sempervirens*, and *Thuja plicata* wood using taxon-specific rDNA-ITS primers. *IAWA J.*, 32(2), 273–284.
- Ideam. (2017). Resultados Monitoreo de la Deforestación.
- Kalaw, J. M., & Sevilla, F. B. (2018). Discrimination of wood species based on a carbon nanotube/polymer composite chemiresistor array. *Holzforschung*, 72(3), 215–223.
- Müller, K., Haferkorn, S., Grabmer, W., Wisthaler, A., Hansel, A., Kreuzwieser, J., ... Herrmann, H. (2006). Biogenic carbonyl compounds within and above a coniferous forest in Germany. *Atmos. Environ.*, 40, 81–91.
- Najib, M. S., Ahmad, M. U., Funk, P., Taib, M. N., & Ali, N. A. M. (2012). Agarwood classification: A case-based reasoning approach based on E-nose. *Proceedings - 2012 IEEE 8th International Colloquium on Signal Processing and Its Applications, CSPA 2012*, 120–126.
- Rana, R., Müller, G., Naumann, A., & Polle, A. (2008). FTIR spectroscopy in combination with principal component analysis or cluster analysis as a tool to distinguish beech (*Fagus sylvatica* L.) trees grown at different sites. *Holzforschung*, 62(5), 530–538.
- Rinne, H. J. I., Guenther, A. B., Greenberg, J. P., & Harley, P. C. (2002). Isoprene and monoterpene fluxes measured above Amazonian rainforest and their dependence on light and temperature. *Atmos. Environ.*, 36(14), 2421–2426.
- Rodriguez-Lujan, I., Fonollosa, J., Vergara, A., Homer, M., & Huerta, R. (2014). On the calibration of sensor arrays for pattern recognition using the minimal number of experiments. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 130, 123–134. <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2013.10.012>
- Ruiz Jiménez, L. F. (2018). Detección de los insectos de la subfamilia Triatominae basado en narices electrónicas.
- Santos, J. P., & Lozano, J. (2015). Real time detection of beer defects with a hand held electronic nose. *Proceedings of the 2015 10th Spanish Conference on Electron Devices, CDE 2015*, 1–4.
- Scott, S. M., James, D., & Ali, Z. (2006). Data analysis for electronic nose systems. *Microchim. Acta*, 156, 183–207.
- Shi, H., Zhang, M., & Adhikari, B. (2017). Advances of electronic nose and its application in fresh foods: A review. *Crit. Rev. Food Sci. Nutr.*, 8398, 1–11.
- Wilson, A. D. (2012). Application of a Conductive Polymer Electronic-Nose Device to Identify Aged Woody Samples. *The Third International Conference on Sensor Device Technologies and Applications*, 77–82.
- Wilson, A. D., Lester, D. G., & Oberle, C. S. (2005). Application of conductive polymer analysis for wood and woody plant identifications. *For. Ecol. Manage.*, 209(3), 207–224.
- Yan, J., Guo, X., Duan, S., Jia, P., Wang, L., Peng, C., & Zhang, S. (2015). Electronic Nose Feature Extraction Methods: A Review. *Sensors*, 15(11), 27804–27831.
- Yu, M., Liu, K., Zhou, L., Zhao, L., & Liu, S. (2016). Testing three proposed DNA barcodes for the wood identification of *Dalbergia odorifera* T. Chen and *Dalbergia tonkinensis* Prain. *Holzforschung*, 70(2), 127–136.