Volumen 14, Número 1, Enero - Marzo, 2026, Páginas x al y
DOI:
Revista Científica PAKAMUROS E-ISSN: 2522-3240 ISSN: 2306-9805

ARTÍCULO ORIGINAL

DISCRIMINACIÓN NO DESTRUCTIVA DE ADULTERANTES EN TÉ DE MUÑA (*MINTHOSTACHYS MOLLIS*) MEDIANTE MACHINE LEARNING

NON-DESTRUCTIVE AUTENTICATION OF ADULTERANTS IN MUÑA (*MINTHOSTACHYS MOLLIS*) TEA USING MACHINE LEARNING

Milagros Alva [1] *, Franklin De La Cruz [2], Maycol Espinoza [3], Jhenny Herrera [4], Anghie Juarez [5], Limber Machuca [6], Lianny Vasquez [7], André León [8]

RESUMEN

Este estudio tuvo como objetivo determinar el modelo de Machine Learning que permita discriminar con mayor precisión las mezclas de té de muña (*Minthostachys mollis*) pura de aquellas adulteradas con romero y naranja. La investigación se desarrolló mediante el uso de un sistema de imagen hiperespectral operando en un rango de 390.19 nm a 1036.99 nm. Se evaluaron muestras "Puras" y "Adulteradas" (al 35% de mezcla) mediante un análisis de reflectancia en las regiones visible e infrarrojo cercano (NIR). El análisis de datos determinó que las bandas de absorción críticas se encuentran en los 670 nm (clorofila) y alrededor de los 970 nm (humedad), además de sobretonos de enlaces C-H vinculados a aceites esenciales como la mentona y pulegona. Mediante un análisis de optimización utilizando Máquinas de Soporte Vectorial (SVM), se estableció que el Kernel Lineal es el modelo óptimo, logrando una exactitud excepcional del 99.17% para separar las muestras auténticas de las adulteradas. En la evaluación del desempeño, el Kernel Lineal superó significativamente al Kernel de Función de Base Radial (RBF), que obtuvo un 91.11%. El estudio concluye que es posible obtener una discriminación altamente confiable y no destructiva del té de muña partiendo de firmas espectrales y modelos lineales simples, lo que permite detectar fraudes alimentarios con gran precisión.

Palabras clave: Muña, adulteración, machine learnig, espectrofotometría, longitud de onda

ABSTRACT

This study aimed to determine the machine learning model that could most accurately discriminate between pure muña tea (Minthostachys mollis) and those adulterated with rosemary and orange. The research was conducted using a hyperspectral imaging system operating in a range from 390.19 nm to

[1] Universidad Nacional de Cajamarca, Perú. Email: malvam24_1@unc.edu.pe
[2] Universidad Nacional de Cajamarca, Perú. Email: mfdelacruzl24_1@unc.edu.pe
[3] Universidad Nacional de Cajamarca, Perú. Email: mespinozag24_1@unc.edu.pe
[4] Universidad Nacional de Cajamarca, Perú. Email: jherrerat24_1@unc.edu.pe
[5] Universidad Nacional de Cajamarca, Perú. Email: ajuarezc24_1@unc.edu.pe
[6] Universidad Nacional de Cajamarca, Perú. Email: lmachucac24_1@unc.edu.pe
[7] Universidad Nacional de Cajamarca, Perú. Email: lvasquezm24_1@unc.edu.pe
[8] Universidad Nacional de Cajamarca, Perú. Email: arodriguezl@unc.edu.pe

1036.99 nm. "Pure" and "Adulterated" samples (with a 35% mixture) were evaluated through reflectance analysis in the visible and near-infrared (NIR) regions. Data analysis determined that the critical absorption bands are at 670 nm (chlorophyll) and around 970 nm (moisture), as well as overtones of C-H bonds linked to essential oils such as menthone and pulegone. Through an optimization analysis using Support Vector Machines (SVM), it was established that the Linear Kernel is the optimal model, achieving an exceptional accuracy of 99.17% in separating authentic samples from adulterated ones. In the performance evaluation, the Linear Kernel significantly outperformed the Radial Basis Function (RBF) Kernel, which scored 91.11%. The study concludes that it is possible to achieve highly reliable and non-destructive discrimination of muña tea using spectral signatures and simple linear models, allowing for the detection of food fraud with great accuracy.

Keywords: Muña, adulteration, machine learning, spectrophotometry, wavelength

* Autor para correspondencia

INTRODUCCIÓN

La muña (*Minthostachys mollis*), que comprende diversas especies de los géneros *Minthostachys* y *Hedeoma*, es una de las plantas aromáticas más representativas de la región andina. Su importancia radica en una excepcional riqueza biológica que la posiciona como un pilar de la etnofarmacología peruana, siendo valorada tanto en la medicina tradicional (en infusiones y emplastos)como en la industria de la aromaterapia (Linares, 2020). Más allá de su uso ancestral, investigaciones científicas han demostrado que la muña es una fuente estratégica de calcio; su bioaccesibilidad en infusiones supera incluso a la de la leche fresca, lo que representa un recurso importante frente a deficiencias minerales (Liceras & Alzamora, 2017). Estas propiedades terapéuticas, que incluyen efectos antimicrobianos, antioxidantes y gastroprotectores, se atribuyen a la complejidad de sus aceites esenciales y compuestos bioactivos (Alcázar et al., 2024; Bustamante et al., 2021).

Sin embargo, el creciente interés comercial por la muña ha evidenciado una problemática crítica: la falta de estandarización y el conocimiento limitado sobre sus variedades silvestres (Quispe, 2024). Esta vulnerabilidad en la cadena de valor facilita la práctica de la adulteración mediante la mezcla con ingredientes de menor costo o mayor disponibilidad, como el romero (*Rosmarinus officinalis*) y cáscaras de naranja. Aunque el romero posee por sí mismo una alta actividad farmacológica y capacidad antioxidante debido a sus diterpenos fenólicos (Ortega & Carretero, 2020), su inclusión no declarada en el té de muña constituye un fraude alimentario. Al combinar la muña con romero o naranja, se altera el perfil químico original y se diluyen las propiedades nutricionales y terapéuticas específicas de la planta, engañando al consumidor y dificultando el control de calidad industrial (Luján et al., 2022).

El análisis de estas mezclas resulta complejo, ya que ingredientes como el romero poseen compuestos como el ácido carnósico, cuya extracción depende de condiciones críticas de presión y temperatura (Vicente et al., 2010), pudiendo enmascarar la pureza del producto final. Para combatir estas irregularidades, es fundamental contar con herramientas analíticas que permitan una fiscalización rápida y precisa. En este contexto, la espectrofotometría surge como una técnica fundamental para cuantificar biomoléculas mediante la absorción de radiación, donde la calidad de la respuesta analítica depende directamente de la precisión del equipo y el tratamiento de los datos obtenidos (Nieves et al., 2001; Duymovich et al., 2005).

A pesar de los avances en técnicas analíticas, la interpretación manual de los espectros para diferenciar mezclas complejas sigue siendo un desafío. Por lo tanto, el presente trabajo tiene como objetivo

determinar el modelo de Machine Learning que permita discriminar con mayor precisión las mezclas de té de muña pura de aquellas adulteradas con romero y naranja.

MATERIALES Y MÉTODOS

El proceso experimental comenzó con el acondicionamiento y preparación de la materia prima bajo estrictos controles de precisión. Se utilizó una balanza analítica para la dosificación exacta de las muestras de muña (*Minthostachys mollis*) y los agentes adulterantes (romero y naranja), estableciendo mezclas controladas al 35% de adulteración. Para garantizar la estabilidad de los tejidos vegetales, las muestras se sometieron a un proceso de deshidratación en una estufa de secado, seguido de un periodo de estabilización en una campana de desecación para evitar la rehidratación ambiental. Por último, el material seco se redujo a un tamaño de partícula uniforme mediante molienda manual con mortero, asegurando la homogeneidad necesaria para una respuesta óptica consistente durante las mediciones.

La adquisición de los espectros se realizó mediante un sistema de imagen hiperespectral Resonon Pika IR-Plus (Resonon Inc., Bozeman, MT, EE. UU.), adaptando la metodología de barrido *pushbroom*. El equipo se configuró para operar en un rango extendido de 390.19 nm a 1036.99 nm, capturando datos críticos tanto en la región visible (400-700 nm) (vinculada a pigmentos como clorofilas) como en el infrarrojo cercano o NIR (780-1036 nm), donde se manifiestan los sobretonos de los enlaces C-H y O-H propios de la muña. Antes de cada captura, se realizó una calibración radiométrica que incluyó la corrección de corriente oscura y la normalización con un estándar de referencia blanco de alta reflectancia. De cada cubo hiperespectral obtenido, se definió una Región de Interés (ROI) de la cual se extrajo un espectro medio representativo, consolidando la información en una matriz de datos que clasificaba las muestras en "Puras" (P) y "Adulteradas" (A).

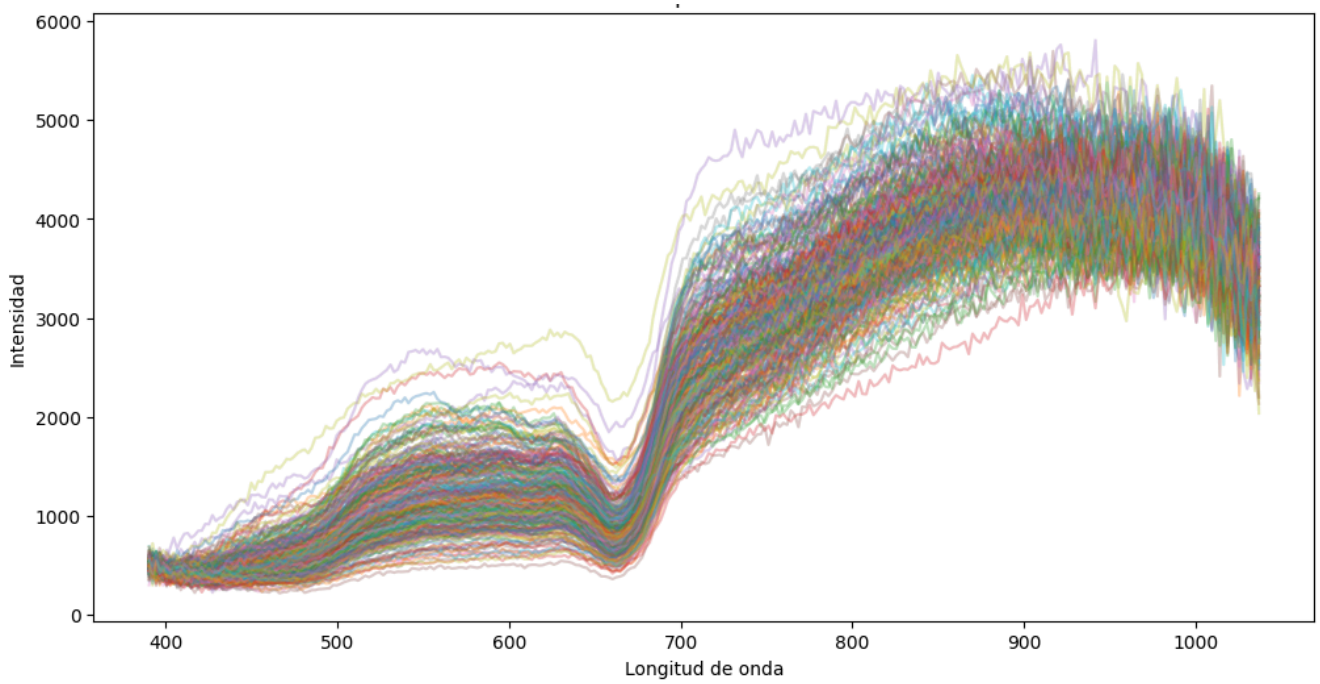
Finalmente, se ejecutó la etapa de análisis quimiométrico y modelado computacional utilizando técnicas de aprendizaje automático. Se implementó un modelo de Máquinas de Soporte Vectorial (SVM) en su variante de clasificación (SVC) para identificar el hiperplano óptimo de separación entre las clases. Durante el entrenamiento, se evaluó el desempeño del algoritmo comparando dos funciones de transferencia: el Kernel Lineal y el Kernel de Función de Base Radial (RBF). Este enfoque permitió detectar variaciones sutiles en la intensidad de reflectancia a través de las distintas longitudes de onda, validando la capacidad del modelo para discriminar la pureza del té de muña mediante una metodología analítica de alta precisión y naturaleza no destructiva.

RESULTADOS

En primer lugar, se realizó un análisis exploratorio para detectar posibles valores anómalos, así como para observar tendencias de las muestras a agruparse en función de su pureza. Para ello, se representaron todos los espectros obtenidos de las muestras de té de muña, diferenciando entre las muestras puras (P) y las adulteradas (A) para su visualización. Teniendo en cuenta que el equipo de espectroscopía realizó mediciones en un rango de longitud de onda desde los 390.19 nm hasta los 1036.99 nm.

Figura 1

Espectros de absorbancia de muestras de muña en función de la longitud de onda



En el rango de 400 nm a 700 nm, se observa una fluctuación de intensidad que corresponde a la luz visible. Los espectros que se encuentran cerca de los 670 nm indican una fuerte absorción de energía, característica de la clorofila presente en las hojas de muña y romero. La variabilidad en la altura de estas curvas pueden sugerir diferentes concentraciones de pigmentos (como carotenoides de la naranja) en las muestras analizadas.

A partir de los 780 nm, el espectro entra en la región del infrarrojo cercano (NIR). El bloque de bandas identificado como Tercer Armónico abarca aproximadamente de 700 nm a 900 nm. En esta zona, la alta

intensidad observada se debe principalmente a los enlaces C-H de grupos metilo (CH_3), metileno (CH_2) y metino (CH), los cuales podrían ser componentes fundamentales de los aceites esenciales de romero y la muña, así como de las estructuras celulares vegetales.

Además se identifica una banda de absorción (una ligera caída en la curva) alrededor de los 970 nm. Según la guía básica para análisis cualitativo de espectros, esta posición corresponde al segundo armónico del enlace O-H, asociado específicamente al contenido de agua o humedad en las muestras.

Asimismo, el rango entre 780 nm y 1100 nm es característico de los sobretonos de compuestos alifáticos y azúcares, lo que explicaría las variaciones espectrales al añadir naranja a la mezcla.

El ascenso drástico de intensidad entre 700 nm y 750 nm marca la transición hacia el infrarrojo cercano, donde el material vegetal refleja la mayor parte de la energía. La densidad de líneas superpuestas entre 800 nm y 1040 nm refleja la complejidad de la matriz, donde los sobretonos de enlaces C-H dominan la señal, permitiendo que diferencias sutiles en la amplitud de estas bandas sirvan para detectar la adulteración con otros componentes orgánicos.

Asimismo, se evaluó el desempeño del algoritmo de aprendizaje automático Máquinas de Soporte Vectorial (SVM) en su variante de clasificación (SVC) para la detección de adulteración en muestras de muña. La evaluación se centró en la comparación de dos funciones de transferencia o kernels: el de Función de Base Radial (RBF) y el Lineal. Al procesar el conjunto de datos, se observaron los siguientes niveles de exactitud (*accuracy*): En el Kernel Lineal se logró el rendimiento más alto con una exactitud de 99.17% (0.99166667), demostrando una capacidad casi óptima para separar las muestras auténticas de las adulteradas mediante un hiperplano lineal simple. Asimismo, el Kernel RBF obtuvo una exactitud del 91.11% (0.91111111); aunque es un resultado óptimo, fue superado por el modelo lineal.

DISCUSIÓN

La fuerte absorción detectada a 670 nm y la actividad en el infrarrojo cercano (NIR) tienen una base química directa en los componentes de la planta. La intensidad en la región de 700-900 nm debido a grupos metilo (CH3) y metileno (CH2) coincide con lo expuesto por Fuertes y Munguía (2001). Estos autores identificaron mediante cromatografía de gases que el aceite esencial de muña es rico en compuestos como la 2S-Trans-mentona (hasta 41.48%) y la pulegona (hasta 28.62%). Estos monoterpenos poseen múltiples enlaces C-H cuyas vibraciones armónicas dominan el espectro NIR que has analizado, permitiendo la diferenciación de las muestras puras.

Por otro lado, la banda de absorción del enlace O-H que identificaste alrededor de los 970 nm es un indicador crítico. Según Linares-Otoya (2020), la composición química de la muña es muy heterogénea y depende de factores como la altitud y la estación. Esta variabilidad en la matriz vegetal, sumada al estado de frescura o secado, justifica que el segundo armónico del agua sea un marcador tan claro en tus muestras. Además, la capacidad de distinguir la muña pura de la adulterada se fundamenta en la superposición de huellas químicas. Mientras que la muña destaca por su pulegona, el romero (*Rosmarinus officinalis*) posee una composición distinta basada en ácido rosmarínico y flavonoides específicos, según describen Ortega y Carretero (2020).

Al ser el valor del Kernel Lineal (99.17%) superior al del RBF (91%), se muestra que las características que sacamos de los datos son tan claras que se pueden diferenciar casi por sí solas. Mientras que el kernel lineal analiza la relación entre variables buscando un hiperplano de separación recto que maximiza el margen entre clases, el RBF analiza la similitud local mediante transformaciones no lineales y fronteras curvas, las cuales resultaron menos efectivas en este caso. Este resultado del modelo lineal en escenarios con tanta información coincide con lo que explican Hsu, Chang y Lin (2003); ellos dicen que, cuando tenemos muchísimas variables, usar funciones matemáticas muy enredadas no suele ayudar mucho, y que lo más sencillo (lo lineal) termina siendo más confiable porque no se deja confundir por el "ruido" o errores en los datos. Además, ese salto tan marcado que vimos en el Red Edge (700-750 nm) confirma lo que mencionan Vargas y Loaiza (2011) sobre la calidad de la señal, demostrando que la precisión de nuestro equipo permite clasificar bien incluso cuando las muestras son bastante complicadas

CONCLUSIONES

El análisis detallado de los espectros permitió identificar las huellas químicas fundamentales de la muña (*Minthostachys mollis*) y sus adulterantes. La detección de bandas de absorción críticas en la región visible (670 nm), asociadas a la clorofila, y los sobretonos de los enlaces C-H y O-H en la región del infrarrojo cercano (700-1040 nm), validaron la presencia de monoterpenos como la mentona y la pulegona. Estas variaciones espectrales, especialmente la banda de absorción a 970 nm relacionada con la humedad y los picos vinculados a compuestos alifáticos, resultaron ser marcadores biológicos determinantes para diferenciar la matriz compleja de la muña pura de las mezclas con romero y naranja.

La implementación de algoritmos de Machine Learning demostró ser una herramienta de alta precisión para la autentificación del producto. Al comparar las funciones de transferencia del modelo de Máquinas de Soporte Vectorial (SVM), el Kernel Lineal alcanzó una exactitud excepcional del 99.17%, superando el 91.11% obtenido por el Kernel de Función de Base Radial (RBF). Este resultado confirma que las firmas espectrales obtenidas poseen una separabilidad lineal robusta, donde la simplicidad del modelo lineal permitió una clasificación casi perfecta, evitando el sobreajuste y demostrando que la técnica empleada es sumamente confiable para detectar fraudes alimentarios incluso con muestras de composición química similar.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Abril, N., Bárcena, J., Fernández, E., Galván, A., Jorrín, J., Peinado, J., Toribio, F. & Túnez, I. (2001). Espectrofotometría: Espectros de absorción y cuantificación colorimétrica de biomoléculas. *Departamento de Bioquímica y Biología Molecular, Universidad de Córdoba.*

Alcázar, J., Yavi, J. & Miranda, M. (2024). Propiedades terapéuticas y toxicológicas de Minthostachys mollis: una revisión. *Revista Peruana de Medicina Integrativa, 9*(1).

Avila, R., Navarro, A., Vera, O., Dávila, R., Melgoza, N., & Meza, R. (2011). Romero (Rosmarinus officinalis L.): una revisión de sus usos no culinarios. *Ingeniería de Alimentos, 5*(1), 21-36.

Bustamante, N., Aliaga, R. & Guerra T. (2021). La pacha-muña (Hedeoma mandoniana Wedd), medicina ancestral en pobladores de Huánuco, Perú. *Revista de Salud Pública, 23*(3), 1-7.

Duymovich, C., Acheme, R., Sesini, S., & Mazziotta, D. (2005). Espectrofotómetros y Fotocolorímetros: Guía práctica de actualización. *Acta Bioquímica Clínica Latinoamericana, Programa de Evaluación Externa de Calidad (PEEC).*

Liceras, N. & Alzamora, V. (2017). La muña: una gran fuente de calcio. *Revista NSB (Nutrición, Salud y Bienestar), Nestlé, (43)*, 1-5.

Linares, V. (2020). Consideraciones para el uso y estudio de la "muña" peruana (Minthostachys mollis (Benth.) Griseb y Minthostachys setosa (Briq.) Epling). *Ethnobotany Research and Applications, 19*(44), 1-12.

Lujan, Y., Saira, D, Simpalo, W., Castillo, W., Galarreta, G. & Miñan, G. (2022). Evaluación de la aceptabilidad de una infusión filtrante de maíz morado (Zea mays L) germinado, cedrón (Aloysia citrodora) y moringa (Moringa oleifera). *Universidad César Vallejo.*

Ortega, T. & Carretero, M. E. (2020). Romero (Rosmarinus officinalis L.). *Panorama Actual del Medicamento, 44*(434), 721-727.

Quispe, V. (2024). Plantas Aromáticas - Muña. Instituto Superior Tecnológico Particular "Santiago Ramón y Cajal", Cusco.

Vicente, G., Villanueva, D., García, M., Fornari, T. & Reglero, G. (2010). Extracción de hojas de romero (Rosmarinus Officinalis) utilizando solventes líquidos presurizados. *Instituto de Investigación en Ciencias de la Alimentación (CIAL).*

RECORDAR:

El texto de los manuscritos debe tener la forma y estructura de acorde al tipo.

Tipo	***Extensión total como máximo***	***Referencias como mínimo***	***Revisión***
Artículo original	12	15	Por pares
Comunicación breve	6	15	Por pares
Reporte de caso	10	15	Por pares

Tema de revisión	12	50	Por pares
Editorial	1	No requiere	Comité científico
Carta al editor	2	No requiere	Comité científico