IVES Technical Reviews
viña & vino

https://doi.org/10.20870/IVES-TR.2022.5407

Evaluación de compuestos en bayas derivados de humo usando métodos no destructivos

Vasiliki Summerson, Claudia Gonzalez Viejo, Sigfredo Fuentes

Digital Agriculture Food and Wine Group, School of Agriculture and Food, Faculty of Veterinary and Agricultural Sciences, The University of Melbourne, Building 142, Parkville 3010, Victoria, Australia

La ocurrencia de los incendios forestales ha aumentado a nivel mundial. La exposición de las vides al humo puede resultar en vinos caracterizados por aromas desagradables derivados del humo. Las técnicas cromatográficas que se usan actualmente para evaluar los niveles de los compuestos derivados del humo en bayas y vino son destructivas, implican altos costos y tiempo de operación. Este estudio evaluó el uso de la tecnología de espectroscopía en el infrarrojo cercano junto con modelamiento basado en redes neuronales artificiales como herramientas no destructivas, rápidas, y económicas para evaluar los compuestos derivados del humo en bayas, mosto y vino.

Pruebas de campo, vinificación y análisis de fenoles volátiles y glicoconjugados

Se aplicaron tres tratamientos de humo durante una hora a vides de Cabernet Sauvignon alrededor de siete días post-envero utilizando una carpa para contener el humo alrededor de la planta[1, 2]. Los tratamientos consistieron en exposición de alta y baja densidad de humo, esto se realizó quemando ~5 y 1.5 kg de paja de cebada, respectivamente, exposición de alta densidad de humo con aplicación de un rocío de agua a nivel de dosel, además se utilizaron dos tratamientos de control, uno sin exposición al humo o rocío de agua y uno sin exposición al humo con rocío de agua. Las bayas fueron posteriormente utilizadas para microvinificación utilizando 5 kg de racimos por lote de fermentación, esto se realizó en triplicado para cada tratamiento. Los niveles de fenoles volátiles y sus glicoconjugados se midieron en el mosto de las bayas cosechadas un día después de la exposición al humo y en el tiempo de cosecha, y el vino utilizando el método de análisis de dilución de isótopos estables[2, 3].

Patrones de absorbancia de infrarrojo cercano

La huella química de las bayas se obtuvo 24 horas después de la aplicación de los tratamientos de humo usando un equipo portátil de espectroscopía en el infrarrojo cercano (microPHAZIR™ RX Analyzer; Thermo Fisher Scientific, Waltham, MA, USA), el cual mide dentro del rango de 1596 - 2396 nm[1, 4]. En total 36 bayas por tratamiento se midieron en triplicado a temperatura ambiente. La evaluación de las muestras del mosto y vino se realizó siguiente el procedimiento previamente reportado usando un papel filtro Whatman® remojado en la muestra deseada[5]. Cada triplicado de cada muestra se midió tres veces.

Modelamiento de aprendizaje automático

Cinco modelos de regresión basados en redes neuronales artificiales se desarrollaron utilizando un código[5] escrito en MATLAB® R2020b (Mathworks, Inc., Natick, MA, USA; Figura 1). Para los Modelos 1 – 3 se utilizaron como entradas los valores de absorbancia del espectro de infrarrojo cercano (1596 - 2396 nm) medidos en bayas un día después de la exposición al humo para predecir los niveles de 10 fenoles volátiles y 18 glicoconjugados diferentes en bayas un día después de la exposición al humo (Modelo 1) y en la cosecha (Modelo 2), y seis fenoles volátiles y 17 glicoconjugados en el vino (Modelo 3).

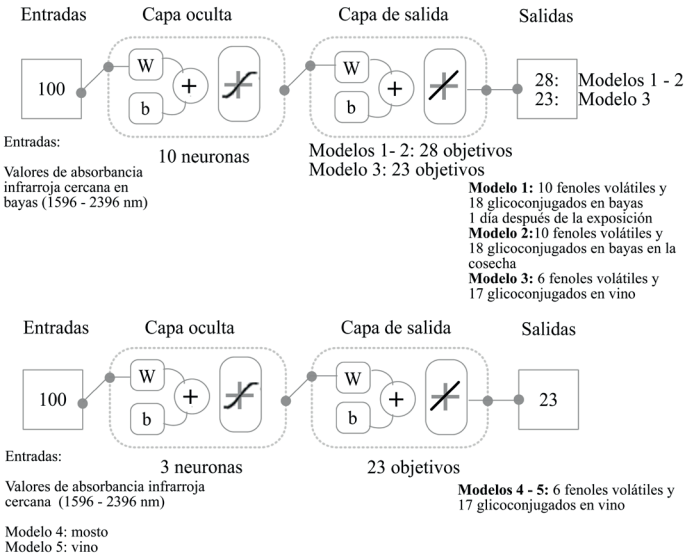


FIGURA 1. Diagrama de los cinco modelos desarrollados con doble capa y retroalimentación basado en redes neuronales artificiales.

Por otro lado, los Modelos 4 y 5 fueron creados usando como entradas los valores de absorbancia del espectro de infrarrojo cercano (1596 - 2396 nm) del mosto y vino, respectivamente, para predecir los niveles de seis fenoles volátiles y 17 glicoconjugados en el vino.

Resultados y discusión

Los cinco modelos fueron capaces de predecir los niveles de fenoles volátiles y glicoconjugados en muestras de bayas y vino con altos niveles de exactitud de acuerdo con el coeficiente de correlación ($R \geq 0.98$) y sin signos de sobreajuste de acuerdo al rendimiento basado en el error cuadrático medio (MSE; Figura 2). Por lo tanto, los Modelos 1 – 3 son adecuados para utilizar como método rápido y no destructivo para usar en el campo y evaluar los niveles de los compuestos derivados del humo en bayas y el vino a producir, proporcionando a los viticultores herramientas para tomar decisiones a tiempo y evitar bayas altamente contaminadas, lo cual conlleva al ahorro de dinero al seleccionar cantidades más pequeñas de muestras para análisis químicos posteriores. Además, los Modelos 4 y 5 se pueden utilizar por los viticultores para evaluar en tiempo

Esta obra está bajo una licencia internacional Creative Commons Atribución 4.0.

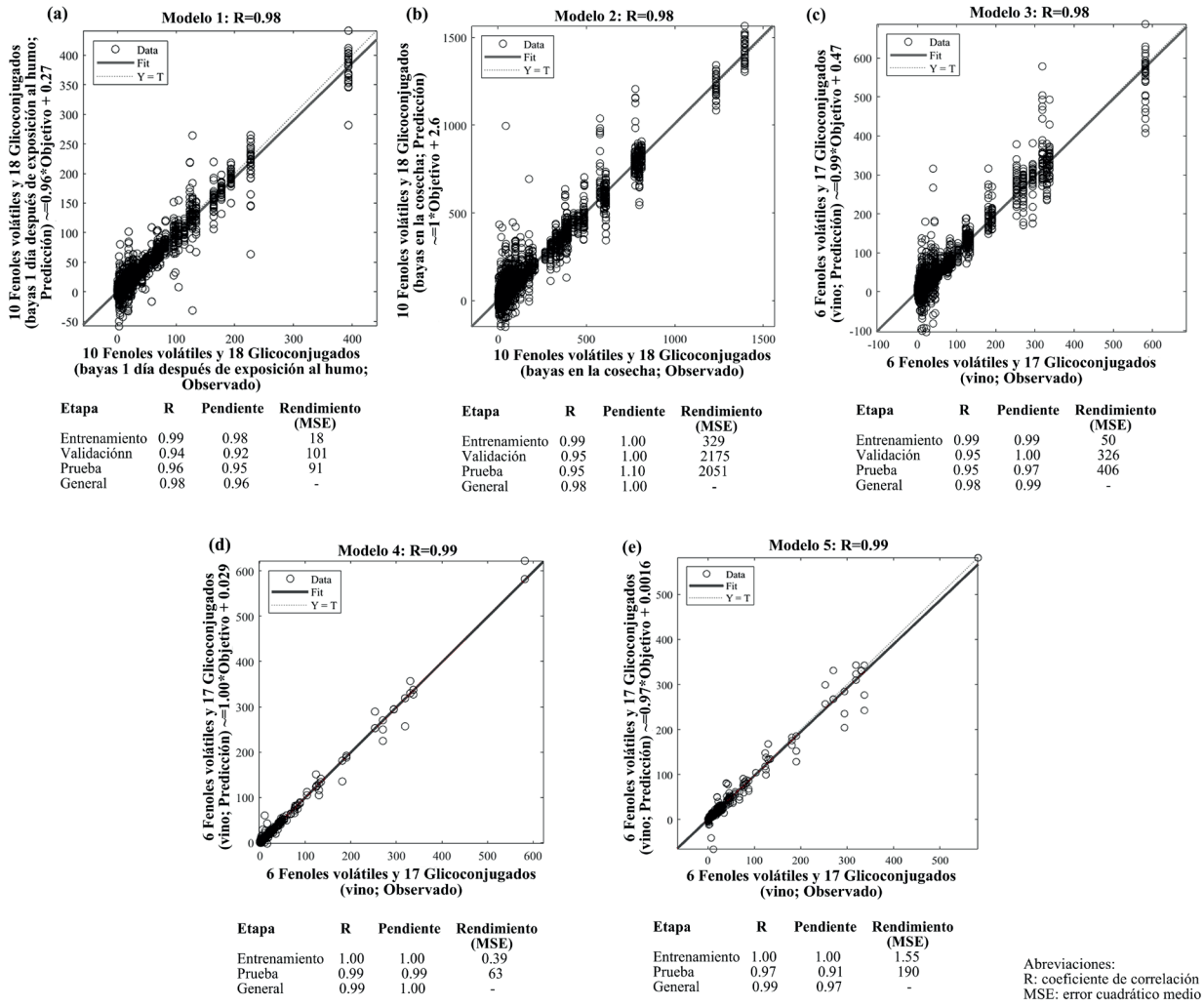


FIGURE 2. Modelos generales de regresión basados en redes neuronales artificiales para predecir fenoles volátiles y glicoconjugados en (a) bayas un día después de exposición a humo, (b) bayas en la cosecha, (c) vino usando los valores de absorbancia infrarroja cercana de bayas, y para predecir fenoles volátiles y glicoconjugados en (d) vino usando los valores de absorbancia infrarroja cercana del mosto, y (e) vino usando los valores de absorbancia infrarroja cercana del vino.

real los niveles de fenoles volátiles y glicoconjugados en vino para decidir si es necesario aplicar tratamientos como el carbón activado para mitigar los efectos del humo. Estos métodos, además, son no destructivos, por lo que se pueden realizar mediciones repetitivas, permitiendo a los enólogos evaluar los cambios en los niveles de fenoles volátiles en el tiempo. Sin embargo, se requiere realizar investigación adicional para implementar los modelos en vides naturalmente contaminadas por humo y desarrollar los modelos utilizando datos de otras variedades de bayas y vinos[5].

Conclusiones

La espectroscopía infrarroja cercana, junto con el aprendizaje automático ofrecen herramientas rápidas, no destructivas para evaluar los niveles de fenoles volátiles y glicoconjugados en bayas y vino, permitiendo a los enólogos y viticultores tomar decisiones rápidas y económicas sobre las bayas y vino contaminados. El método propuesto es además de bajo costo considerando la disponibilidad de equipo accesible de espectroscopía infrarroja cercana cuyos costos se encuentran en el rango de US $2,000 - $5,000. Los modelos se pueden integrar y automatizar utilizando gemelos digitales, lo cual puede proporcionar la disponibilidad de escenarios de contaminación por humo para productores para evaluar las mejores técnicas de mitigación de manera oportuna en caso de la ocurrencia de incendios forestales. ■

Agradecimientos: *Los autores agradecen Colleen Szeto y Professor Kerry Wilkinson por colaborar en esta investigación. El soporte financiero para esta investigación fue obtenido del programa de viticultura digital financiado por University of Melbourne's Networked Society Institute, Australia y el Australian Government Research Training Program Scholarship.*

Información extraída del artículo de investigación "Detection of smoke-derived compounds from bushfires in Cabernet-Sauvignon grapes, must, and wine using Near-Infrared spectroscopy and machine learning algorithms" (OENO One, 2020).

1 Summerson, V., Gonzalez Viejo, C., Torrico, D. D., Pang, A., & Fuentes, S. (2020). Detection of smoke-derived compounds from bushfires in Cabernet-Sauvignon grapes, must, and wine using Near-Infrared spectroscopy and machine learning algorithms. *OENO One, 54*(4), 1105–1119. https://doi.org/10.20870/oeno-one.2020.54.4.4501.

2 Szeto, C., Ristic, R., Capone, D., Puglisi, C., Pagay, V., Culbert, J., Jiang, W., Herderich, M., Tuke, J., & Wilkinson, K. (2020). Uptake and Glycosylation of Smoke-Derived Volatile Phenols by Cabernet Sauvignon Grapes and Their Subsequent Fate during Winemaking. *Molecules, 25*(16), 3720. https://doi.org/10.3390/molecules25163720.

3 Hayasaka, Y., Baldock, G., Parker, M., Pardon, K. H., Black, C. A., Herderich, M. J., Jeffery, D. W. (2010). Glycosylation of smoke-derived volatile phenols in grapes as a consequence of grapevine exposure to bushfire smoke. *Journal of Agricultural and Food Chemistry, 58*, 10989-10998. https://doi.org/10.1021/jf103045t.

4 Summerson, V., Gonzalez Viejo, C., Szeto, C., Wilkinson, K. L., Torrico, D. D., Pang, A., De Bei, R., & Fuentes, S. (2020). Classification of Smoke Contaminated Cabernet Sauvignon Berries and Leaves Based on Chemical Fingerprinting and Machine Learning Algorithms. *Sensors, 20*(18), 5099. https://doi.org/10.3390/s20185099.

5 Fuentes, S., Tongson, E. J., De Bei, R., Gonzalez Viejo, C., Ristic, R., Tyerman, S., & Wilkinson, K. (2019). Non-Invasive Tools to Detect Smoke Contamination in Grapevine Canopies, Berries and Wine: A Remote Sensing and Machine Learning Modeling Approach. *Sensors, 19*(15), 3335. https://doi.org/10.3390/s19153335.