

## **Un nuevo método para la evaluación de la compacidad del racimo mediante análisis de imagen**

S. Cubero<sup>1,2</sup>, M.P. Diago<sup>2</sup>, N. Aleixos<sup>3</sup>, J.M. Prats-Montalbán<sup>4</sup>, J. Ibáñez<sup>2</sup>, J. Tello<sup>2</sup>, J. Tardáguila<sup>2</sup> y J. Blasco\*<sup>1</sup>.

1 Centro de Agroingeniería. Instituto Valenciano de Investigaciones Agrarias (IVIA). Ctra. Moncada-Náquera km 5, 46113 Moncada (Valencia). \*Email: blasco\_josiva@gva.es

2 Instituto de Ciencias de la Vid y del Vino (Universidad de La Rioja, CSIC, Gobierno de La Rioja). C/ Madre de Dios, 51. 26006, Logroño (La Rioja).

3 Instituto Interuniversitario de Investigación en Bioingeniería y Tecnología Orientada al Ser Humano. Universitat Politècnica de València. Camino de Vera s/n, 46022, Valencia.

4 Grupo de Ingeniería Estadística Multivariante. Departamento de Estadística e IO Aplicadas y Calidad. Universitat Politècnica de València. Camino de Vera s/n, 46022, Valencia.

### **Resumen**

**La compacidad del racimo es una característica clave que puede influir de manera importante en la calidad de la uva y del vino. El descriptor OIV, método más utilizado para la evaluación de la compacidad del racimo, requiere una inspección visual por evaluadores entrenados y proporciona valores subjetivos y cualitativos. Este trabajo presenta una nueva metodología basada en análisis de imagen para determinar la compacidad del racimo de manera no invasiva, objetiva y cuantitativa. El modelo PLS construido a partir de algunas características morfológicas extraídas de forma automática mediante técnicas de análisis de imagen mostró una capacidad de predicción del 85,3% en la evaluación de la compacidad respecto a la evaluación visual.**

**Palabras clave:** Arquitectura del racimo, Morfología del racimo, Visión por computador, Análisis multivariante, Modelo PLS.

### **INTRODUCCIÓN**

La compacidad del racimo es una característica fundamental que incide notablemente en la calidad de la uva y el vino (Tello e Ibáñez, 2014). Según criterios de la Organización Internacional de la Viña y el Vino (OIV, 2007), los racimos se pueden clasificar en términos de compacidad desde racimos poco densos a racimos muy densos, donde las bayas están muy apretadas, incluso deformadas, y donde un gran número ellas se encuentran en capas interiores. Esto hace que tengan una escasa circulación de aire y reducida exposición al sol, lo que compromete la maduración, hace que sea heterogénea en el racimo y que éste sea más susceptible a enfermedades fúngicas, por lo que los productores tratan de obtener racimos poco densos, sueltos, considerados de mayor calidad (Vail y Marois, 1991).

La mayoría de estudios utilizan la escala del descriptor visual propuesto por la OIV (2007) para estimar la compacidad, aunque también se han utilizado otros sistemas visuales desarrollados específicamente. Sin embargo, estos métodos son muy subjetivos, lo que hace que no sean útiles si se precisan mediciones objetivas y cuantitativas. Se puede encontrar en la literatura diferentes índices basados en la arquitectura del racimo.

Tello e Ibáñez (2014) probaron 19 índices distintos en una muestra de racimos con gran variabilidad morfológica, y la mayoría produjeron una baja estimación. En este estudio, se evaluaron de forma manual las características morfológicas del racimo, lo que dificulta su aplicación industrial. Dada la importancia de la compacidad del racimo para la estimación de la calidad de la uva tanto de mesa como de vino, el desarrollo de un método cuantitativo, rápido y objetivo para evaluar este parámetro vitivinícola beneficiaría a ambas industrias.

La visión por computador se utiliza con frecuencia para inspeccionar frutas y verduras, lo que permite crear sistemas capaces de estimar de forma rápida, repetible y precisa algunas de sus características externas (Cubero et al., 2011). El procesamiento de imágenes se ha utilizado en viticultura para estimar el rendimiento de los cultivos (Diago et al., 2012, Tardáguila et al., 2012). El análisis de imagen también se ha aplicado para la evaluación de los componentes del racimo, como el número y tamaño de las bayas por racimo o su peso (Diago et al., 2014a; Cubero et al., 2014). Recientemente se ha aplicado con éxito un nuevo método para la evaluación del número de flores por inflorescencia utilizando análisis de imagen (Diago et al., 2014b).

Todos estos datos sugieren que es posible estimar la compacidad del racimo de forma cuantitativa, precisa y objetiva utilizando técnicas de análisis de imagen aplicadas a la morfología del racimo, algo que hasta el momento no ha sido abordado y que constituye el objetivo de este trabajo.

## **MATERIALES Y MÉTODOS**

Los experimentos se llevaron a cabo utilizando 90 racimos de nueve variedades tintas de *Vitis vinifera* L.: ‘Aramon’, ‘Bobal’, ‘Cabernet Franc’, ‘Cinsaut’, ‘Danogue’, ‘Derechero de Muniesa’, ‘Monastrell’, ‘Moravia Agria’ y ‘Rubí Seedless’, racimos de diferentes tamaños, formas y densidades para proporcionar mayor variabilidad entre la morfología de racimo y la compacidad. Los racimos fueron cuidadosamente vendimiados a mano y se mantuvieron refrigerados a 4 °C hasta la adquisición de las imágenes.

Ésta se realizó en el interior de una campana de inspección consistente en una cámara réflex (Canon EOS 550D) e iluminación compuesta por tubos fluorescentes de 6500 K orientados a 45° y alimentados por balastos electrónicos de alta frecuencia para evitar el efecto de parpadeo. Los racimos se colgaron del pedúnculo para no distorsionar su forma, y se utilizó un fondo uniforme para facilitar la posterior segmentación de las imágenes, aumentando el contraste entre las bayas y el fondo. Se fotografiaron las cuatro caras de cada racimo con una resolución de 0,12 mm/píxel.

Para obtener una referencia de la compacidad, 14 expertos caracterizaron la compacidad de cada racimo con las calificaciones visuales entre 1 y 9 recomendadas por el descriptor 204 de la OIV (2007), donde 1 corresponde a los racimos menos compactos y 9 a los más compactos. La calificación final para cada racimo fue el promedio de las 14 puntuaciones.

El primer paso del análisis de imagen consistió en una segmentación para discriminar entre los píxeles de fondo, baya y raquis (Figura 1b). Para entrenar el modelo de segmentación, se seleccionaron manualmente un conjunto representativo de píxeles de cada clase sobre varias imágenes que no se utilizaron después para generar el modelo de

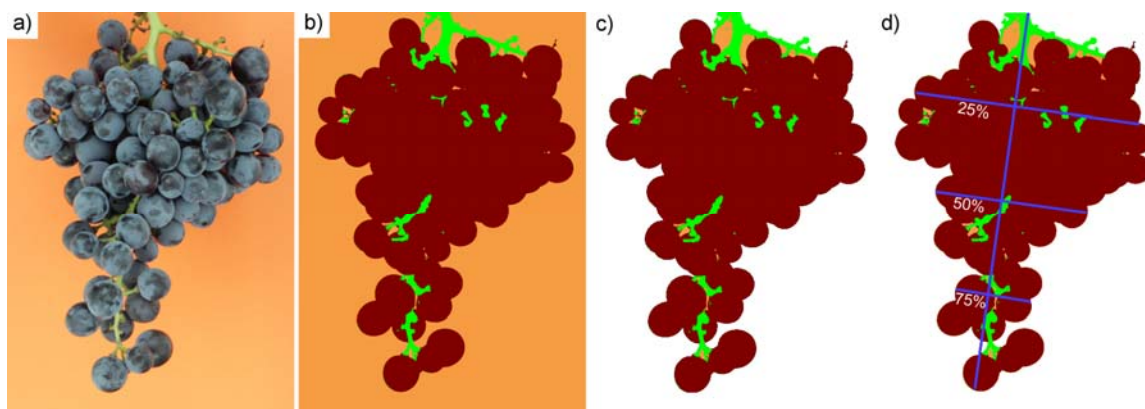
clasificación de píxeles. Este proceso se realizó utilizando el programa de libre acceso Food-ColorInspector (disponible en <http://www.cofilab.com>).

A partir de la imagen segmentada se calcularon los porcentajes de área del racimo correspondiente a bayas (AB), raquis (AR) y huecos (AH) (Figura 1c). Posteriormente se extrajo el contorno del racimo para obtener otras características morfológicas como el área (A), perímetro (P), longitud (L) anchura máxima (MW), el eje principal de inercia y la anchura al 25% (W25), 50% (W50) y 75% (W75) de la longitud total del eje principal (Figura 1d). Por último, se calcularon otras características adicionales relacionadas con la morfología, como el ratio A/P (AP), la relación de aspecto (AS) (Ecuación 1), el factor de compacidad de la forma (CSF) (Ecuación 2) y la redondez (RD) (Ecuación 3).

$$AS = MW / L \quad (1)$$

$$CSF = (P^2 / A) \quad (2)$$

$$RD = (4.0 * \pi * A) / P^2 \quad (3)$$

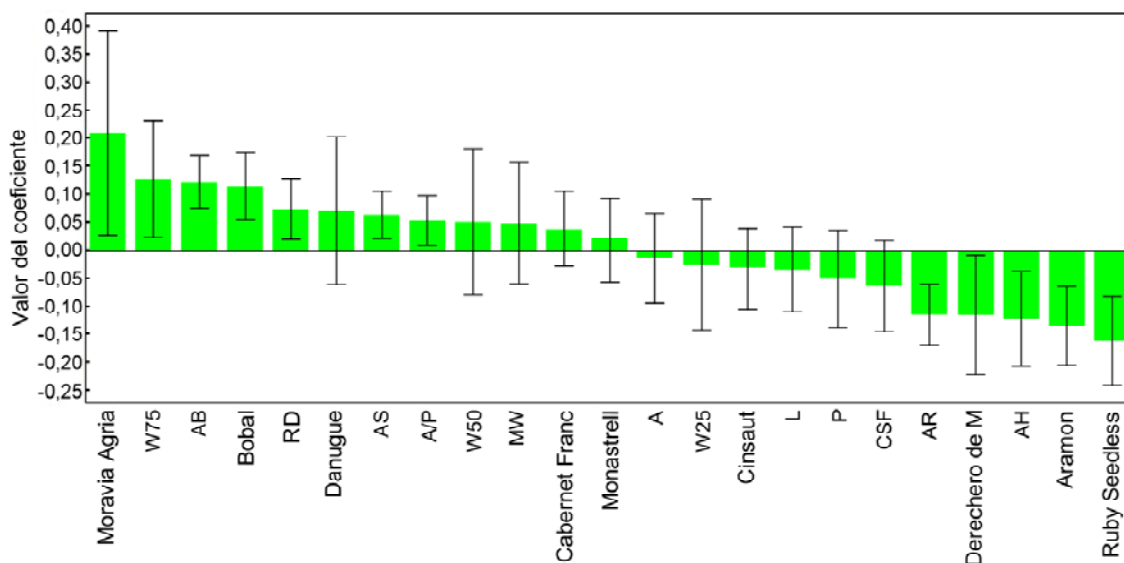


**Figura 1.** a) imagen original, b) imagen segmentada, c) área correspondiente a bayas (marrón), raquis (verde) y huecos (naranja) y d) eje principal de inercia y anchura al 25%, 50% y 75% de la longitud del eje.

A partir de las características extraídas por el análisis de imagen, se desarrolló un modelo estadístico multivariante basado en PLS (Partial Least Squares), dentro del ámbito del análisis multivariante de imágenes (MIA) (Prats-Montalbán et al., 2011), para seleccionar las características morfológicas con mayor capacidad predictiva para estimar de forma objetiva y precisa la compacidad de los racimos. En el análisis estadístico se incluyeron los valores promedio de cada variable obtenidos para cada una de las cuatro imágenes del racimo. Se construyó un modelo PLS (Geladi y Kowalski, 1986) capaz de aprovechar el potencial de la estructura de correlación interna entre todo el conjunto de variables del análisis de imagen así como las variedades, con el fin de crear un modelo de inferencia de la compacidad del racimo. Las variables fueron autoescaladas para darles a todas la misma oportunidad de contribuir al modelo. El 70% de los racimos se utilizó para construir el modelo PLS y el 30% restante se utilizó como conjunto de validación.

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La Figura 2 muestra el gráfico de coeficientes con intervalos de confianza del 95% para el conjunto inicial de variables. El modelo PLS construido mostró una capacidad de predicción del 85,3% para la compacidad del racimo (calificación compacidad OIV).



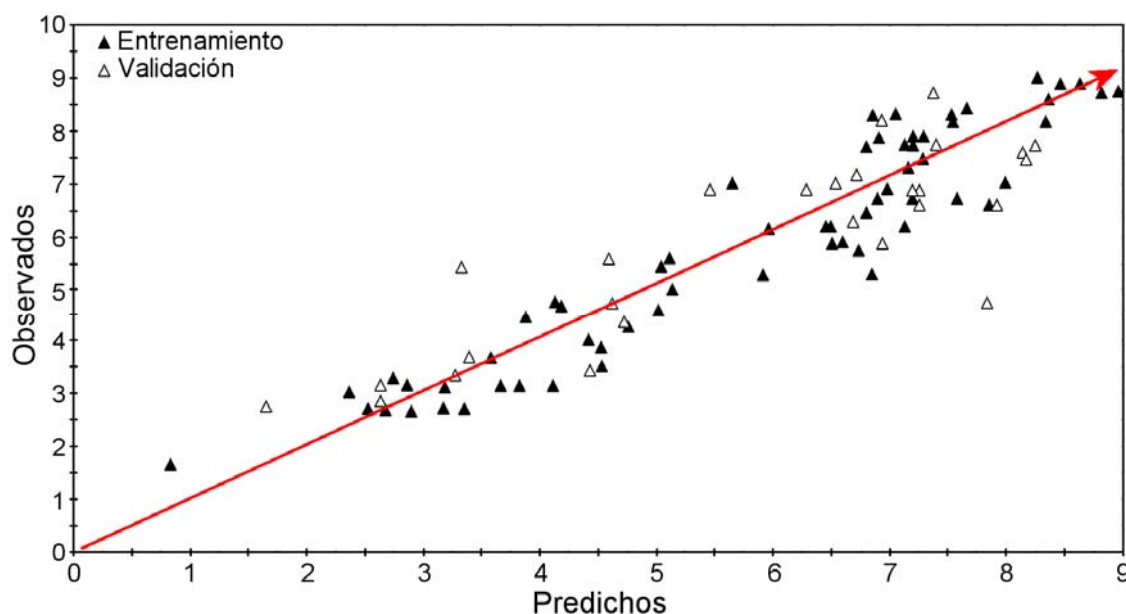
**Figura 2.** Gráfico de coeficientes con un intervalo de confianza del 95%. El eje Y muestra el valor del coeficiente de cada característica. El eje X muestra las variedades y las variables extraídas por el análisis de imagen.

El modelo PLS reveló el mayor papel de las variables AS, W75, AB, RD, CSF, AR y AH en la estimación de la compacidad del racimo. Las variables AS, W75, RD y AB mostraron valores más altos en los racimos de mayor compacidad. Por lo tanto, los racimos compactos son propensos a tener un mayor porcentaje de área ocupada por bayas (AB), lo que es lo mismo que decir que el raquis es menos visible y presentan menos huecos, y además tienen una forma más redondeada (RD), causada por una mayor proporción entre A y P, similar a lo que ocurre entre la anchura y la longitud (AS). Es interesante destacar que los racimos compactos también mostraron una mayor anchura al 75% del eje principal (W75).

Por el contrario, las variables CSF, AR y AH mostraron un coeficiente negativo en la primera componente, vinculado a las variedades de uva con racimos menos compactos. Las variables AR y AH, que corresponden a la visibilidad del raquis y la presencia de huecos, son mayores en los racimos menos compactos. De hecho, esto es similar a uno de los criterios utilizados en el descriptor de la OIV para la compacidad del racimo, la visibilidad de los pedicelos. La variable CSF tiene una relación inversa con la RD, y aumenta con el perímetro. Un mayor perímetro puede ser consecuencia de la disposición irregular de las bayas en racimos más sueltos y también aumenta con la longitud de las primeras ramificaciones, lo que se correlaciona significativa y negativamente con la compacidad del racimo (Tello e Ibáñez, 2014).

En general, las variables extraídas por el modelo no se pueden evaluar directamente de forma visual y requieren la medición cuantitativa de otras características complejas del racimo, como el área total o el perímetro (necesario para el cálculo del RD y CSF), así como el área del racimo correspondiente a bayas, raquis y huecos, que sólo pueden ser determinadas con exactitud por análisis de imagen. Por lo tanto, el desarrollo de métodos de procesamiento de imágenes permite la medición de nuevas características que se pueden utilizar para la construcción de modelos para una evaluación objetiva y precisa de la compacidad del racimo. La bondad del modelo se puso a prueba con el

conjunto de validación de muestras. La Figura 3 muestra la predicción de la validación y la formación fija con respecto a sus valores observados.



**Figura 3.** Valores observados (puntuación de los expertos) vs valores predichos por modelo para la compacidad del racimo. La capacidad de predicción fue del 85% y la precisión del modelo (RMSEP, Root-Mean-Square Error of Prediction) fue de 1.03.

## CONCLUSIONES

En este trabajo, se presenta un avance para automatizar la evaluación de la compacidad del racimo mediante procesamiento de imágenes y MIA. El modelo PLS construido a partir de diferentes características del racimo mostró una capacidad de predicción del 85,3% para el conjunto de las variedades estudiadas. Las variables que demostraron ser más discriminantes están altamente correlacionadas con el grado de agregación de las bayas en el racimo (porcentajes de visibilidad de bayas, raquis y agujeros) y con su forma (redondez, factor de compacidad de forma y relación de aspecto). Estas características tienen la particularidad de que son invariantes con el tamaño, mientras que otras variables cuya medición depende en gran medida del tamaño del racimo como el área, perímetro, longitud, o anchura fueron descartadas por el modelo. Esta novedosa herramienta para evaluar la compacidad del racimo podría aplicarse como un nuevo indicador de la calidad de la uva en la evaluación del viñedo en condiciones de campo, para lo cual habría que adaptar el proceso de segmentación de las imágenes a las complejas condiciones de campo, o como un posible estimador de la calidad de la uva durante la recepción en bodega.

## Agradecimientos

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el INIA a través de los proyectos de investigación RTA2012-00062-C04-01 y RTA2012-00062-C04-03 con el apoyo de fondos europeos FEDER, por el MINECO (España) a través de los proyectos AGL2010-15694, AGL2011-23673 y por las becas predoctorales BES-2011-047041 (J. Tello).

## Referencias

- Cubero, S., Aleixos, N., Moltó, E., Gómez-Sanchis, J., Blasco, J. (2011). Advances in machine vision applications for automatic inspection and quality evaluation of fruits and vegetables. *Food and Bioprocess Technology* 4(4), 487-504.
- Cubero, S., Diago, M.P., Blasco, J., Tardáguila, J., Millán, B., Aleixos, N. (2014). A new method for pedicel/peduncle detection and size assessment of grapevine berries and other fruits by image analysis. *Biosystems Engineering* 117, 62-72.
- Diago, M.P., Correa, C., Millán, B., Barreiro, P., Valero, C., Tardáguila, J. (2012). Grapevine's yield and leaf area estimation using supervised classification methodology on RGB images taken under field conditions. *Sensors* 12, 16988-17006.
- Diago, M.P., Tardáguila, J., Aleixos, N., Millan, B., Prats-Montalban, J.M., Cubero, S., Blasco, J. (2014a). Assessment of cluster yield components by image analysis. *Journal of the Science of Food and Agriculture*. (In press). DOI: 10.1002/jsfa.6819.
- Diago, M.P., Sanz-García, A., Millán, B., Blasco, J., Tardáguila, J. (2014b). Assessment of flower number per inflorescence in grapevine by image analysis under field conditions. *Journal of the Science of Food and Agriculture* 94, 1981-1987.
- Geladi, P., Kowalski, B.R. (1986). Partial Least-Squares Regression: A Tutorial, *Analytica Chimica Acta* 185, 1-17.
- O.I.V. (2007). OIV descriptor list for grape varieties and *Vitis* species. (Organisation Internationale de la Vigne et du Vin: Paris, *France*)
- Prats-Montalbán, J.M., de Juan, A., Ferrer, A. (2011). Multivariate Image Analysis : a review with applications. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 107 (1), 1-23.
- Tardáguila, J., Blanco, J.A., Poni, S., Diago, M.P. (2012). Mechanical yield regulation in winegrapes: comparison of early defoliation and crop thinning. *Australian Journal of Grape and Wine Research* 18, 344-352.
- Tello, J., Ibáñez, J. (2014). Evaluation of indexes for the quantitative and objective estimation of grapevine bunch compactness. *Vitis* 53(1), 9-16.
- Vail, M.E., Marois, J.J. (1991). Grape cluster architecture and the susceptibility of berries to *Botrytis cinerea*. *Phytopathology* 81(2), 188-191.