



Aplicación de la Matriz de Co-ocurrencias de niveles de gris a Imágenes de Masa de Aceituna.

Gray level Co-occurrence matrix application to olive paste images

Antonio Jiménez Márquez^[1], Gabriel Beltrán Maza

Instituto de Investigación y Formación Agraria y Pesquera (IFAPA).Junta de Andalucía. Centro 'Venta del Llano'. Ctra Bailén-Motril km18,5. 23620 Megibar (Jaén). España.

[1]antonio.jimenez.marquez@juntadeandalucia.es

Abstract This paper shows the results obtained from images processing digitized, taken with a 'smartphone', of 56 samples of crushed olives, using the methodology of the gray-level co-occurrence matrix (GLCM). The values of the appropriate direction (θ) and distance (D) that two pixel with gray tone are neighbourhood, are defined to extract the information of the parameters: Contrast, Correlation, Energy and Homogeneity. The values of these parameters are correlated with several characteristic components of the olives mass: oil content (RGH) and water content (HUM), whose values are in the usual ranges during their processing to obtain virgin olive oil in mills and they contribute to generate different mechanical textures in the mass according to their relationship HUM / RGH. The results indicate the existence of significant correlations of the parameters Contrast, Energy and Homogeneity with the RGH and the HUM, which have allowed to obtain, by means of a multiple linear regression (MLR), mathematical equations that allow to predict both components with a high degree of correlation coefficient, $r = 0.861$ and $r = 0.872$ for RGH and HUM respectively. These results suggest the feasibility of textural analysis using GLCM to extract features of interest from digital images of the olives mass, quickly and non-destructively, as an aid in the decision making to optimize the production process of virgin olive oil.

Resumen En éste trabajo se muestran los resultados obtenidos en el análisis de imágenes digitalizadas realizadas con un 'smartphone', de 56 muestras de aceituna trituradas, mediante la metodología de la matriz de co-ocurrencia del nivel de gris (GLCM). Se definen los valores de la dirección y número de píxeles adecuados para extraer la información de los parámetros: Contraste, Correlación, Energía y Homogeneidad. Los valores de estos parámetros son correlacionados con varios componentes característicos de dicha masa de aceituna: su contenido en aceite (RGH) y su contenido en agua (HUM), cuyos valores cubren los rangos habituales durante su procesado para la obtención del aceite de oliva virgen en almazaras y contribuyen, además, a generar diferentes texturas mecánicas en la masa según su relación HUM/RGH. Los resultados obtenidos indican la existencia de correlaciones significativas de los parámetros Contraste, Energía y Homogeneidad con el RGH y la HUM, que han permitido obtener, mediante una regresión lineal múltiple (MLR), ecuaciones matemáticas que permiten predecir ambos componentes con un alto grado de coeficiente de correlación, $r=0,861$ y $r=0,872$ para RGH y HUM respectivamente. Estos resultados sugieren la viabilidad del análisis textural mediante GLCM para extraer información de interés de imágenes digitales de la masa de aceituna, de forma rápida y no destructiva, como ayuda en la toma de decisiones de optimización del proceso de elaboración del aceite de oliva virgen.

Keywords: Olive paste, Image processing, GLCM, Texture, Olive oil.

Palabras clave: Masa de aceituna, Procesado de imagenes, GLCM, Textura, Aceite de Oliva.

1. Introducción

El análisis textural de una imagen digitalizada constituye un método ampliamente utilizado para la caracterización e identificación de zonas de interés dentro de la imagen. Uno de los métodos más comunes en el análisis de textura de imágenes es la matriz de co-ocurrencias de los niveles de grises (GLCM). Éste método, empleado por primera vez por Haralick et al. [1] para caracterizar y discriminar diferentes tipos de terrenos a partir de imágenes satelitales, es muy utilizado en sectores tan diversos como la teledetección [2], análisis de superficies [3][4], medicina [5][6][7], últimamente en la industria agroalimentaria [8][9][10][11][12] y en particular en la industria de elaboración del aceite de oliva virgen [13][14].

Por definición, la GLCM consiste en una matriz de la frecuencia con que un píxel, con un nivel de gris, se repite en una relación espacial específica [15][16] y en la que se asume que la información textural de la imagen viene dada por la distribución espacial que los diferentes tonos de gris tienen entre ellos. Así pues, a partir de una imagen digital, convertida a niveles de gris, un análisis textural mediante GLCM permite extraer información de interés relacionada con características del objeto fotografiado.

Por su parte, la textura mecánica es una propiedad característica de muchos productos agroalimentarios que influye en el aspecto de estos y que afectan a la percepción humana cuando evalúa su estructura superficial, comportándose como indicador visual de la ejecución de un proceso industrial [17].

Para el caso de éste trabajo, se pretende ver la viabilidad de la GLCM para obtener información sobre ciertas características del fruto de la aceituna a partir de imágenes tomadas de la masa triturada de ésta. La aceituna, fruto del olivo (*Olea Europaea L.*), constituye la materia prima para la obtención del aceite de oliva virgen en las almazaras. Dicho fruto se caracteriza por estar constituido, básicamente, por aceite, agua y materia sólida en diferentes proporciones que influyen en sus características morfológicas, fisiológicas y bioquímicas y que varían a lo largo de su proceso de maduración [18]. Cuando la aceituna se tritura, para extraer el aceite en la fábrica, la masa que origina presenta una textura mecánica característica y diferenciable visualmente según el momento en que ésta es recogida y molida, estando muy influenciada por los contenidos en agua y aceite en ese momento y afectando a la capacidad extractiva de las máquinas empleadas [19]. Estas variaciones en sus características hace presumible pensar que un análisis GLCM de las imágenes digitales de dicha masa molida pueda dar cierta información sobre las características de ésta en cuanto al contenido en aceite y agua presente en el fruto.

Si bien existen métodos para realizar esta caracterización, como son la Resonancia Magnética Nuclear (RMN) o la espectroscopía en el infrarrojo cercano (NIR), estos precisan de costosos equipos en comparación con los ordenadores de bolsillo que constituyen los actuales 'smartphones', en los cuales se combinan la capacidad fotográfica con la capacidad de procesamiento para constituir un equipo de visión artificial fácilmente asequible y portátil, con lo que se puede convertir en una interesante herramienta de ayuda para el técnico de almazara a la hora de tomar decisiones rápidas, a pié de fábrica, sobre la regulación y optimización del proceso en base a las características del fruto a procesar.

Para contribuir a éste desarrollo tecnológico, en éste trabajo, se analizan imágenes de masa de aceituna, en un amplio rango de valores de aceite y agua, tomadas con un teléfono móvil en unas condiciones determinadas y fijas. Se realiza un estudio previo de las variables de GLCM, con las cuales se vá a efectuar el análisis de las imágenes para extraer la información de los parámetros texturales y, finalmente, se busca la existencia de correlaciones entre éstas y los parámetros composicionales de la aceituna considerados.

2. Material y métodos

2.1 Material vegetal.

Se ha empleado un total de 56 muestras de aceituna procedentes de varias variedades, siendo la predominante la variedad 'Picual'. Estas muestras de aceituna han sido analizadas entre los meses de noviembre a enero, coincidiendo con la época normal de recolección y procesamiento de éste fruto, lo que ha proporcionado un amplio rango de características asociadas a su estado de maduración. Las muestras, que proceden de diferentes agricultores y fábricas, han sido procesadas dentro de las 24 horas desde su recolección.

2.2 Métodos.

2.2.1 Preparación de las muestras.- La toma de imágenes digitales ha sido llevada a cabo sobre muestras de aceituna molida. Para ello las diferentes muestras han sido molturadas en un molino de martillos, con criba dentada, empleado habitualmente para la preparación de muestras en los análisis físico-químicos habituales de éste fruto. Se muelen unos 500 g., aproximadamente, de cada muestra, recogida en un recipiente en donde es homogeneizada. Una porción de dicha masa de aceituna molida y homogeneizada es introducida en una cápsula cilíndrica de unos 8,5 cm. con un hueco cilíndrico de unos 4,5 cm. de diámetro por unos 1,5 cm. de profundidad, nivelando su superficie con una espátula. Esta última operación se realiza por duplicado para realizar la toma de

imágenes. La muestra, una vez digitalizada, es analizada inmediatamente para conocer sus características composicionales.

2.2.2 Métodos químicos.- La caracterización composicional de la masa de aceituna se lleva a cabo mediante el equipo de infrarrojo cercano (NIR) InfraAlyzer 2000 de Bran+Luebbe (Bran+Luebbe GMBH, Norderstedt /Alemania), para determinar los parámetros de: % m/m de contenido graso sobre base húmeda (RGH) y % m/m de contenido en agua (HUM).

2.2.3 Toma de imágenes.- La digitalización de las muestras de masa de aceituna se ha llevado a cabo empleando la cámara y flash de un ‘smartphone’ comercial de 4,5” de pantalla: cámara de 8 megapixel y flash situados en la parte central superior trasera. Para que la digitalización se realice siempre en las mismas condiciones se ha dispuesto de una caja de poliespan de 21x12,5x11 cm. en cuyo fondo se coloca la cápsula con la muestra y en la parte superior el teléfono móvil de tal manera que entre la superficie de la muestra y el objetivo de la cámara exista una distancia focal de 9 cm. que es la distancia a la cual, éste móvil, muestra en su pantalla toda la cápsula sin necesidad de hacer zoom. La digitalización se realiza con la aplicación de fotografía que trae de serie el sistema operativo android 4,4,2 de éste equipo, en modo ‘autofocus’ con la máxima resolución y flash activado. Las imágenes se almacenan en formato JPG. Bajo las mismas condiciones se ha realizado la digitalización de un blanco de cerámica como indicador de textura cero.

2.2.4 Pretratamiento de imágenes.- Para el posterior análisis textural las imágenes originales han sido pretratadas con las funciones ‘imcrop’ y ‘rgb2gray’ del software MATLAB (Matlab 7.0, MathWork). La primera función realiza un recorte de la imagen de la zona central de la muestra, eliminando las partes de la cápsula portamuestras que ha sido fotografiada. Esta función selecciona una zona cuadrada que origina una imagen en formato RGB-JPG de unos 1100x1100 píxeles. La segunda función convierte ésta imagen recortada en color RGB a una única matriz de escala de grises, eliminando la información de matiz y saturación pero conservando la de luminancia.

2.2.5 Análisis textural de imágenes.- La extracción de las propiedades texturales de la imagen transformada a escala de grises se lleva a cabo mediante las funciones ‘graycomatrix’ y ‘graycoprops’ de MATLAB. La primera función crea una matriz de co-ocurrencias a nivel de gris (GLCM) a partir de la imagen. Este método, propuesto por Haralick et al. [1], es uno de los más empleados en las aplicaciones de análisis texturales de imágenes y crea una matriz que describe la frecuencia con que un píxel central, con un determinado nivel de gris, aparece en una dirección y distancia específica dentro de un área cuadrada determinada de la imagen. Se utiliza la sintaxis: [glcmS,SI]=graycomatrix(IGray,'Offset',[0 D;-D D;-D 0;-D -D]), para cuatro orientaciones posibles y varias distancias de píxeles D.

La segunda función extrae, de la matriz de co-ocurrencias obtenida (glcmS), los indicadores texturales: Contraste, Correlación, Energía y Homogeneidad. El Contraste proporciona información sobre variaciones bruscas en la intensidad de grises por lo que un alto valor de éste parámetro indica un alto grado de variación de grises, el Contraste es 0 para una imagen constante (eq 1). La Correlación es un indicador de la dependencia lineal entre las diferentes intensidades presentes en el entorno definido por la matriz de co-ocurrencias, altas correlaciones están asociadas a imágenes con amplias áreas de similar intensidad y su valor de máxima correlación toma el valor de 1 o -1, según exista correlación positiva o negativa, respectivamente (eq 2). La Energía da una idea de la suavidad de la textura y mide, en cierta manera, la complejidad de la imagen, la Energía toma el valor de 1 para una imagen constante y poco desordenada (eq 3). Finalmente, la Homogeneidad es un indicador de la uniformidad de la imagen, cuanto menos variación hay en los niveles de grises la imagen es más uniforme y éste parámetro tiende a 1 (eq 4). La sintaxis empleada toma la forma de: stats=graycoprops(glcmS), donde ‘stast’ es una matriz que contiene los valores de los indicadores texturales.

Para éste trabajo, el análisis textural de las imágenes se ha llevado a cabo para cuatro orientaciones θ (0°, 45°, 90° y 135°) y varias distancias D entre píxeles (1, 3, 6 y 12)

$$\text{Contraste} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i-j)^2 P_{D,\theta}(i,j) \quad (1)$$

$$\text{Correlación} = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i-\mu_i)(j-\mu_j) P_{D,\theta}(i,j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (2)$$

$$\text{Energía} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} P_{D,\theta}(i,j)^2 \quad (3)$$

$$\text{Homogeneidad} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{P_{D,\theta}(i,j)}{1+|i-j|} \quad (4)$$

donde $P_{D,\theta}(i,j)$, es la matriz de co-ocurrencias para la pareja de píxeles con valores de gris i y j, a una distancia D y en la dirección θ .

2.2.6 Análisis estadístico.- Para analizar el efecto de la dirección y número de píxeles de cada parámetro textural se ha llevado a cabo un análisis de la varianza (ANOVA) de una vía con un test de Tukey, a un nivel de significancia de $\alpha=0,05$, empleado el software Statistix 9.0 (Analytical Software). Este mismo software ha sido empleado para realizar una correlación de Pearson a fin de determinar si existe alguna correspondencia entre parámetros texturales y composicionales de la masa de aceituna. Estudios de correlación lineal simple y múltiple son llevados a cabo mediante el software Unscramber 9.7 (CAMO Software AS).

3. Resultados y discusión

3.1 Caracterización de las muestras.-Las muestras de aceituna empleadas en éste trabajo han proporcionado un amplio rango de valores para los parámetros analizados de RGH y HUM. Estos rangos son los habituales que se presentan, para éste tipo de fruto, en lo que dura la época de recolección, durante la cual tiene lugar un proceso de maduración de la aceituna que se refleja en los cambios que sufren estos parámetros y en la textura y consistencia de la masa molida a que da lugar. A principio de la recolección los frutos son más verdes, tersos y con valores de RGH y HUM bajos y altos, respectivamente. Conforme la recogida se va retrasando, el fruto suele sufrir una pérdida de agua de vegetación con la consiguiente disminución del parámetro HUM. Al ser una determinación porcentual y ser la materia sólida muy constante, se produce un incremento relativo del parámetro RGH, por lo que a final de campaña de recogida los valores de RGH y HUM suelen ser altos y bajos, respectivamente, con frutos de color negro y con una textura blanda. En la Tabla 1, se muestra una descriptiva de las características composicionales de los fruto empleados en la digitalización.

Tabla 1. Descriptivas de las características composicionales de las muestras de masa de aceituna digitalizadas. Rendimientos graso en húmedo (RGH) y contenido en humedad (HUM). Valores máximos /Max), mínimos (Min), valor medio y desviación estándar de la media (SD).

	Max	Min	Media	SD
RGH (%)	31,09	9,02	21,27	5,18
HUM (%)	65,2	37,69	49,42	6,53

N=56

Variedades: 42 Picual, 2 Royal, 2 Gordal, 2 Zarza, 2 Picudo, 2 Frantoio, 4 Pico Limón.

3.2 Matriz de co-ocurrencias y parámetros texturales.- La obtención de la matriz de co-ocurrencias ($P_{D,\theta}(i,j)$), de cada imagen, precisa de definir dos variables: el número de píxeles de distancia D que, con respecto al píxel de referencia, se van a evaluar, y la orientación θ en la que esa pareja de píxeles se encuentran en la imagen. En la figura 1 se detalla el proceso para generar la matriz GLCM.

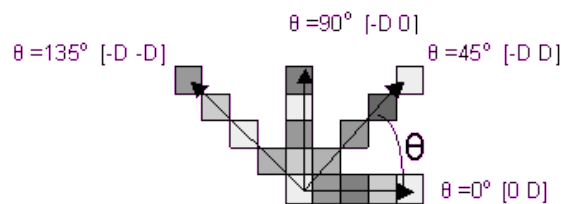


Figura 1. Construcción de la matriz de co-ocurrencia para niveles de gris (GLCM). Orientación (θ) y píxeles (D)

De acuerdo a la sintaxis $[glcmS,SI]=graycomatrix(IGray,'Offset',[0 D;-D D;-D 0;-D -D])$, se estudian las matrices:

- orientación $\theta = 0^\circ$ [0 D], para D=1, ,3, 6 y 12.
- orientación $\theta = 45^\circ$ [-D D], para D=1, ,3, 6 y 12.
- orientación $\theta = 90^\circ$ [-D 0], para D=1, ,3, 6 y 12.
- orientación $\theta = 135^\circ$ [-D -D], para D=1, ,3, 6 y 12.

Con éstas matrices se extraen, de la imagen, los parámetros texturales que caracterizan a cada muestra y, a partir de estos valores se determinan la mejor combinación de estas dos variables aplicando el análisis de la

varianza con el test de Tukey, para cada parámetro textural. En la tabla 2 se muestran los resultados de éste ANOVA. En ella se puede observar que, de forma general, la variable D tiene un efecto significativamente importante en los cuatro parámetros texturales. Los valores del Contraste aumentan con D, mientras que Correlación, Homogeneidad y Energía disminuyen cuando aumenta D; solo en el caso de la Energía la diferencias entre 6 o 12 píxeles no se muestran significativas para determinadas orientaciones. En cuanto a la orientación se observa que para los cuatro parámetros no existen diferencias significativas cuando se consideran las orientaciones 0° y 90° o 45° y 135°, pero si entre 0° y 45° o 90° y 135°. Para el Contraste $\theta = 45^\circ$ o $\theta = 135^\circ$ son los que dan mayores valores, mientras que Correlación, Homogeneidad y Energía son los que dan los valores más bajos. Teniendo en cuenta estos resultados se toman como valores de trabajo $\theta = 45^\circ$, para la orientación y $D=6$, para el número de píxeles.

Tabla 2. Valores GLCM para las variables texturales: Contraste, Correlación, Homogeneidad y Energía según la dirección (θ) y el número de píxeles (D). Análisis de la varianza con test de Tukey para $\alpha=0.05$.

Dirección θ	Variables texturales y número de píxeles							
	Contraste				Homogeneidad			
	1	3	6	12	1	3	6	12
0	0,1589 ^{Bd}	0,5881 ^{Bc}	1,1272 ^{Ab}	1,6239 ^{Aa}	0,9297 ^{Aa}	0,8561 ^{Ab}	0,8036 ^{Ac}	0,7561 ^{Ad}
45	0,2431 ^{Ad}	0,8475 ^{Ac}	1,3956 ^{Ab}	1,8326 ^{Aa}	0,9051 ^{Ba}	0,8281 ^{Bb}	0,7777 ^{Ac}	0,7358 ^{Ad}
90	0,1582 ^{Bd}	0,5897 ^{Bc}	1,1391 ^{Ab}	1,6523 ^{Aa}	0,9302 ^{Aa}	0,8561 ^{Ab}	0,8028 ^{Ac}	0,7541 ^{Ad}
135	0,2444 ^{Ad}	0,8591 ^{Ac}	1,4204 ^{Ab}	1,8181 ^{Aa}	0,9045 ^{Ba}	0,8269 ^{Bb}	0,7758 ^{Ac}	0,7332 ^{Ad}
Dirección θ	Correlación				Energía			
	1	3	6	12	1	3	6	12
	0	0,9384 ^{Aa}	0,7865 ^{Ab}	0,6007 ^{Ac}	0,4236 ^{Ad}	0,3127 ^{Aa}	0,2381 ^{Ab}	0,2288 ^{Ab}
45	0,9073 ^{Ba}	0,6961 ^{Bb}	0,5057 ^{Bc}	0,3494 ^{Bd}	0,3119 ^{Aa}	0,2457 ^{Ab}	0,2117 ^{Ac}	0,1848 ^{Ad}
90	0,9386 ^{Aa}	0,7862 ^{Ab}	0,5969 ^{Ac}	0,4141 ^{Ad}	0,2956 ^{Aa}	0,2632 ^{Ab}	0,2288 ^{Ac}	0,1972 ^{Ad}
135	0,9071 ^{Ba}	0,6931 ^{Bb}	0,4995 ^{Bc}	0,3407 ^{Bd}	0,2955 ^{Aa}	0,2452 ^{Ab}	0,2104 ^{Ac}	0,1834 ^{Ad}

Test ANOVA: Letras diferentes indican diferencias significativas para una $p=0.05$.

Letras mayúsculas, diferencias entre valores de una columna (dirección θ).

Letras minúsculas, diferencias entre valores de una fila y por variable (número de píxeles)

Bajo éstas condiciones, y analizando los resultados individuales de varias muestras, como se muestra en la figura 2, se observa que el Contraste aumenta conforme la imagen se hace más compleja. La cerámica blanca (0.jpg) es una imagen muy constante, apenas hay variaciones del grises, y por tanto el valor de correlación es prácticamente cero; en las muestras, a medida que la humedad de ésta va disminuyendo el aceite va aflorando y comunicando a la imagen más tonos de color diferentes, de ahí que la imagen 55.jpg sea la que presente el valor del Contraste más elevado. Con respecto a los otros tres parámetros, se observa que todos disminuyen. La cerámica blanca, indicador de textura cero, presentan los valores altos; la imagen es totalmente homogénea, las intensidades entre los píxeles son prácticamente iguales, no hay complejidad, por lo que la Correlación y la Energía presenta valores elevados como corresponde a este tipo de imagen. Cuando se digitalizan muestras, dependiendo de los valores que toman RGH y HUM, las imágenes adquieren diferentes grados de complejidad que va aumentando a medida que disminuye la relación HUM/RGH. El contenido en agua (HUM) parece contribuir a mantener una cierta uniformidad en la superficie de la muestra de manera que a medida que va disminuyendo ésta la superficie se va haciendo más rugosa, menos homogénea, y aparecen mas sombras que contribuyen a incrementar los niveles de intensidades del color.

Se aprecia, pues, la existencia de una correspondencia entre la textura de la imagen y las características de la masa de aceituna, representadas en este caso por la RGH y la HUM. Para verificar éste hecho, se aplica una correlación de Pearson entre los parámetros texturales y los parámetros analíticos, observándose, como se aprecia en la tabla 3, la existencia de correlaciones lineales significativas del RGH y de la HUM con los parámetros: Contraste, Energía y Homogeneidad. El RGH muestra una correlación positiva con el Contraste y negativa con Energía y Homogeneidad, mientras que la HUM muestra con el Contraste una correlación negativa y positiva para Energía y Homogeneidad.

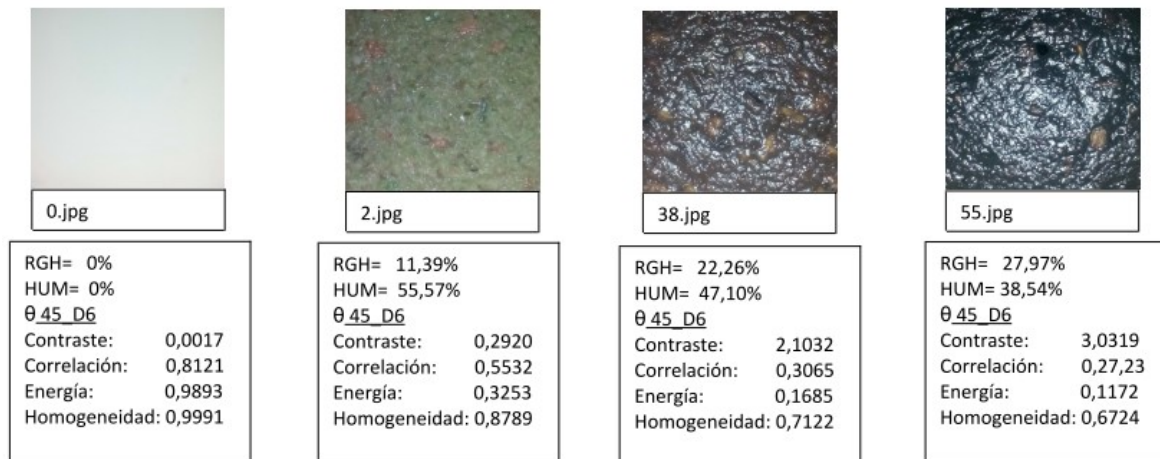


Figura 2. Imágenes digitales del blanco de cerámica (0.jpg) y tres muestras de masa de aceituna de diferentes contenidos en grasa en húmedo (RGH) y humedad (HUM). Valores GLCM de las cuatro variables texturales para una orientación de 45° y 6 píxeles de distancia (θ 45_D6).

Tabla 3. Correlación de Pearson para los valores GLCM a 45° y 6 píxeles de distancia.

	Contraste	Correlación	Energía	Homogeneidad
Contraste	0			
Correlación	-0,5698	0		
Energía	-0,8993	0,3683	0	
Homogeneidad	-0,9722	0,6174	0,9278	0
RGH	0,8262	-0,4375	-0,7851	-0,8060
HUM	-0,8839	0,5125	0,7769	0,8383

3.3 Análisis de correlación.-En la tabla 4, se muestran los resultados de los estadísticos encontrados cuando se realiza un análisis de la correlación lineal simple, cuando solo se considera el parámetro textural de Contraste, y de la correlación lineal múltiple cuando se consideran los parámetros texturales de Contraste, Energía y Homogeneidad. Las correlaciones más altas, $R^2=0,7405$ y $R^2=0,7611$ para RGH y HUM respectivamente, se consiguen con la correlación lineal múltiple (MLR), con errores de método aceptables para métodos de análisis indirectos de estos parámetros (RGH=2.73%, HUM=3.30%).

Tabla 4. Resultados de las correlaciones lineales entre los parámetros 'Contenido Graso en Húmedo' y 'Contenido en Humedad' con las variables texturales de 'Contraste', para la regresión lineal simple, y las variables texturales 'Contraste', 'Energía' y 'Homogeneidad' para la correlación lineal múltiple.

	Contenido Graso Húmedo		Contenido en humedad	
	Lineal simple	Lineal múltiple	Lineal simple	Lineal múltiple
Coefficiente de correlación (r)	0,8523	0,8605	0,8694	0,8724
Coefficiente de determinación (R^2)	0,7265	0,7405	0,7559	0,7611
R^2 - ajustado	0,7214	0,7255	0,7513	0,7471
Error típico	2,75	2,73	3,28	3,3

En la figura 3 se muestran las rectas de regresión obtenidas entre los valores predichos por la MLR (eq 5)(eq 6) y los valores reales, en calibración y validación, que muestran la viabilidad del análisis textural de las imágenes en la predicción de propiedades composicionales de la masa de aceituna.

$$RGH = -1,6822 + 5,37514[\text{Contraste}] - 22,5384[\text{Energía}] + 24,8251[\text{Homogeneidad}] \quad (5)$$

$$HUM = 93,0367 - 9,23238[\text{Contraste}] + 9,23238[\text{Energía}] - 39,99978[\text{Homogeneidad}] \quad (6)$$

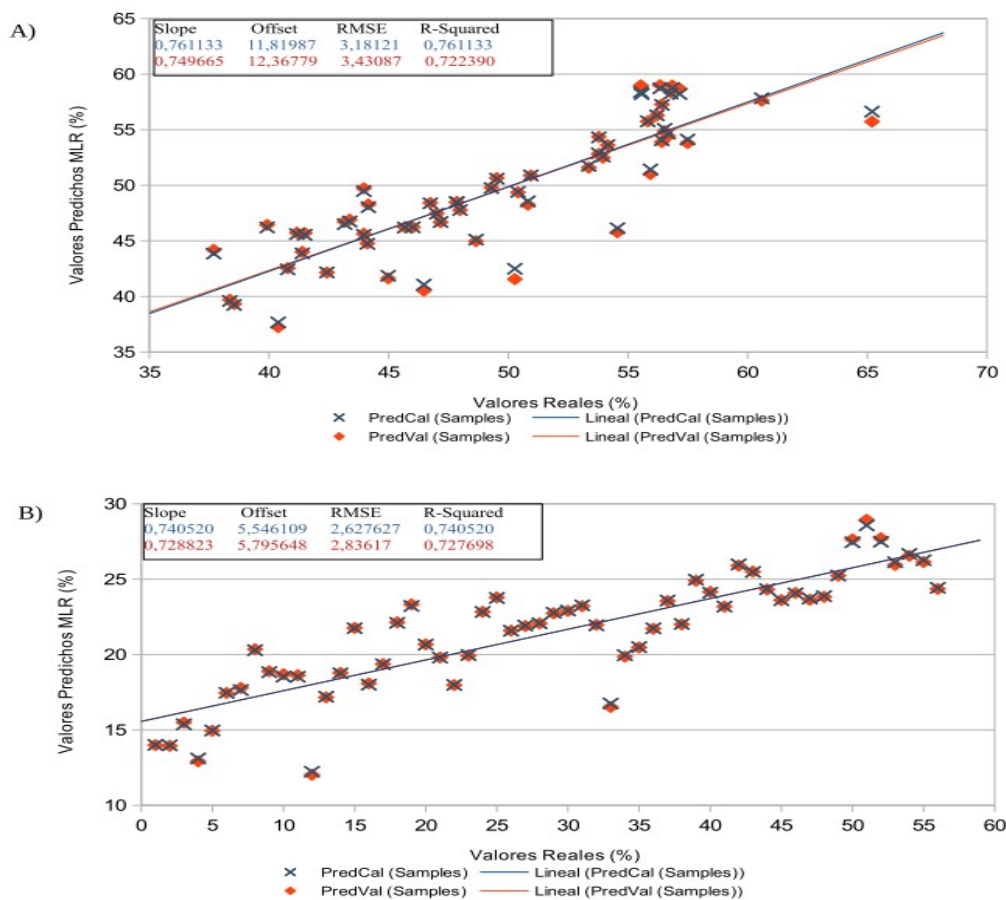


Figura 3. Correlación entre los valores reales y los predichos a partir de los modelos de regresión lineal múltiple obtenidos entre los parámetros HUM (A) y RGH (B) con las variables texturales: Contraste, Energía y Homogeneidad.

Conclusiones

Los resultados obtenidos en éste trabajo sugieren una viabilidad en la aplicación del análisis de imágenes mediante GLCM para extraer información de parámetros texturales de imágenes de masa de aceituna molida y asociación de estos con características de dicha masa. Para el caso en estudio, los cambios físicos en la masa de aceituna, originados por los cambios en la relación HUM/RGH, se manifiestan en cambios estructurales de la masa, como es el cambio de su textura física, dando lugar a imágenes con mayor gama de grises y más complejas, presentando una suficiente correlación con los parámetros GLCM: Contraste, Energía y Homogeneidad, lo que permite que empleando una metodología simple, que puede ser implementada mediante una aplicación a 'smartphone', se pueda obtener una información rápida 'at-line' de ciertas características de la aceituna que se está procesando. Esta viabilidad de la GLCM permite pensar, además, en la posibilidad de ampliar a otras características de la masa de aceituna, como es el análisis reológico de ésta para ver la evolución de su textura durante la fase de batido, la cual está muy asociada a la extractabilidad y rendimiento industrial del proceso en general.

Agradecimientos

Al laboratorio QUIMIFRESH SL, por facilitar las muestras y su análisis mediante el equipo NIR y a MA. Jiménez Bravo por su ayuda en la edición. Trabajo realizado durante el desarrollo del proyecto de excelencia P10-AGR 6429: 'Modelado y optimización del proceso de elaboración del aceite de oliva virgen. Proyecto I: Integración de sensores 'on-line' y técnicas de redes neuronales para la optimización del proceso'. Proyecto financiando por el 'Ministerio de Ciencia e Innovación' y 'Consejería de Economía, Innovación y Ciencia de la Junta de Andalucía'.

Referencias

- [1] RM. Haralick, K. Shanmugam and I. Dinstein. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics SMC* 3(6): 610-621. 1973
- [2] R. Ciriza, M. González-Audicana, L. Albizua. Procedimiento simplificado para la caracterización de la textura del cultivo del frutal a nivel de parcela mediante los parámetros de Haralick. *Revista de Teledetección* 37, 57-66. 2012.
- [3] E.S. Gademawla. A vision system for surface roughness characterization using the gray level co-occurrence matrix. *NDT & E International* 37(7), 577-588. 2004. DOI: 10.1016/j.ndteint.2004.03.004
- [4] C. Malegoria, L. Franzetta, R. Guidetti, E. Casiraghia and R. Rossia. GLCM, an image analysis technique for early detection of biofilm. *Journal of Food Engineering* 185, 48-55. 2016. DOI: 10.1016/j.jfoodeng.2016.04.001.
- [5] N. Zulpe and V. Pawar. GLCM Textural Features for Brain Tumor Classification. *International Journal of Computer Science Issues*, 9(3), 354-359. 2012.
- [6] B. Dhruv, N. Mittal and M. Modi. Study of Haralick's and GLCM Texture Analysis on 3D Medical Images. *International Journal of Neuroscience* 129(4):1-29. 2018. DOI: 10.1080/00207454.2018.1536052.
- [7] MA. Tahir, A. Bouridane and F. Kurugollu. An FPGA Based Coprocessor for GLCM and Haralick Texture Features and their Application in Prostate Cancer Classification. *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*. 43(2), 205-215. 2005.
- [8] M. Karimi, M. Fathl, Z. Sheykhoslam, B. Sahralyan and F. Naghipoor. Effect of Different Processing on Quality Factors and Image Texture Features of Bread. *Journal of Bioprocessing & Biotechniques* 2:127. 2012. DOI: 10.4172/2155-9821.1000127.
- [9] I. Arzate-Vázquez, JJ. Chanona-Pérez, MJ. Perea-Flores, G. Calderón Domínguez, MA. Moreno-Armendáriz, H. Calvo, S. Godoy-Calderón, R. Quevedo and G. Gutiérrez-López. Image Processing Applied to Classification of Avocado Variety Hass (*Persea americana* Mill.) During the Ripening Process. *Food Bioprocess Technology* 4: 1307. 2011. DOI: 10.1007/s11947-011-0595-6.
- [10] G. ElMasry, N. Wang, A. ElSayed and M. Ngadi. Hyperspectral imaging for nondestructive determination of some quality attributes for strawberry. *Journal of Food Engineering* 81:1, 98-107. 2007. DOI: 10.1016/j.jfoodeng.2006.10.016.
- [11] D. Joseph Sampson, Y. Ki Changa, H.P. Vasantha Rupasinghe, Q. UZ Zaman. A dual-view computer-vision system for volume and image texture analysis in multiple apple slices drying. *Journal of Food Engineering* 127, 49-57. 2014. DOI: 10.1016/j.jfoodeng.2013.11.016.
- [12] P. Mishra, A. Nordon, MS. Mohd Asaari, G. Lian and S. Redfern. Fusing spectral and textural information in near-infrared hyperspectral imaging to improve green tea classification modelling. *Journal of Food Engineering* 249, 40-47. 2019. DOI: 10.1016/j.jfoodeng.2019.01.009.
- [13] DM. Martínez Gila, P. Cano Marchal, J Gómez Ortega and J. Gámez García. Expert System for Monitoring the Malaxing State of the Olive Paste Based on Computer Vision. *Sensors* 18, 2227. 2018. DOI: 10.3390/s18072227.
- [14] D. Aguilera Puerto, O. Cáceres Moreno, DM. Martínez Gila, J Gómez Ortega and J Gámez García. Online system for the identification and classification of olive fruits for the olive oil production process. *Journal of Food Measurement and Characterization* 13, 716-727. 2019. DOI: 10.1007/s11694-018-9984-0.
- [15] B. Pathak and D. Barooah. Texture Analysis based on the Gray-Level Co-occurrence Matrix Considering Possible Orientations. *International Journal of Advanced in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering* 2:9, 4206-4212. 2013.
- [16] SW. Zucker and D. Terzopoulos. Finding structure in Co-occurrence matrices for texture analysis. *Computer Graphics and Image Processing* 12:3, 286-308. 1980. DOI: 10.1016/0146-664X(80)90016-7.
- [17] S.A. Matz. *Food Texture*. Westport, Connecticut: AVI Publ. Co., Inc. 1962.
- [18] D. Barranco, R. Fdez.-Escobar, L. Rallo. *El Cultivo del Olivo*. Ediciones Paraninfo S.A. Madrid (España). 2017.
- [19] Abir Sadkaoui. Influence of Fruit Characteristics and Olive Paste Preparation Conditions on Process Yield of Virgin Olive Oil. PhD Thesis. Jaén University (España). 2017. <http://hdl.handle.net/10953/882>.