

AU05 - Medición no destructiva del índice de madurez en mango 'Kent' usando tecnología de imagen hiperespectral

Munera-Picazo, S.¹, Cubero, S.¹, Albert, F.², Talens, P.³, Cortés, V.³, Blasco, J.¹ y Aleixos, N.^{2*}

¹Centro de Agroingeniería. Instituto Valenciano de Investigaciones Agrarias (IVIA). Ctra. Moncada-Náquera km 5, 46113, Moncada, Valencia (España). ²Instituto Labhuman. Universitat Politècnica de València. Camino de Vera s/n, 46022, Valencia (España). E-mail: * naleixos@dig.upv.es ³Departamento de Tecnología de Alimentos. Universitat Politècnica de València. Camino de Vera s/n, 46022, Valencia (España).

Resumen

El mango es una fruta tropical de alto valor añadido que ha despertado el interés de la industria agroalimentaria en los últimos años, que está incrementando sus esfuerzos para determinar la calidad interna del mismo mediante técnicas no destructivas. En este trabajo se utilizaron 131 mangos de la variedad 'Kent' distribuidos en tres lotes (verdes, maduros y sobremaduros) y almacenados en condiciones de humedad y temperatura controladas. Se tomaron imágenes de dos caras de los mangos con un sistema hiperespectral basado en dos filtros sintonizables de cristal líquido (LCTF), sensibles entre los dos en el rango espectral 420-1080 nm. Tras la captura de las imágenes, se analizaron la firmeza, la acidez titulable y el contenido en sólidos solubles mediante técnicas destructivas de referencia, estableciéndose un índice de madurez (RPI) basado en una combinación de estas propiedades. Las imágenes hiperespectrales se analizaron extrayendo la reflectancia de la superficie de ambas caras de los mangos. El análisis de los datos se realizó mediante la creación de dos modelos de regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS) para establecer la relación entre los espectros medios de reflectancia de la superficie de los mangos y el RPI obtenido. Se utilizó el 70% de las muestras para construir el modelo, obteniéndose un $R^2=0,852$ con todas las bandas para el conjunto de calibración. Posteriormente, se redujo a un total de seis longitudes de onda (520, 560, 730, 760, 870 y 1050 nm) con un $R^2=0,849$. El modelo con las seis longitudes de onda se validó con el 30% de las muestras restante, obteniéndose un $R^2=0,739$, que indica que es posible predecir la madurez de esta variedad de mango empleando un conjunto muy reducido de longitudes de onda en el visible e infrarrojo cercano.

Palabras clave: Calidad, fruta tropical, visible/NIR, reflectancia, longitud de onda.

Non-destructive measurement of ripening index of 'Kent' mango using hyperspectral imaging techniques

Abstract

Mango is a tropical fruit with high added value and has been interest by food industry in last years, which is increasing its efforts to determine the internal quality of this fruit by non-destructive techniques. In this study, 131 mangoes of 'Kent' variety were used and divided into three batches (unripe, ripe and overripe) and stored under controlled temperature and humidity. Mango images were taken by two sides with a hyperspectral systems based on two liquid crystal tunable filters (LCTF), sensitive in the spectral range 420-1080 nm. After images capturing, firmness, acidity and soluble solids content were analyzed by reference destructive techniques. A ripening index (RPI) was established with the combination of these properties. Hyperspectral images were analyzed by extracting the surface reflectance of both sides of mangoes. The data analysis was performed by two models of partial least squares regression (PLS) to establish the relationship between reflectance spectra of the surface of the mangoes and RPI obtained. 70% of the samples was used to build the model, obtaining a $R^2 = 0,852$ with all the bands for the calibration set. Later, the set was reduced to six wavelengths (520, 560, 730, 760, 870 and 1050 nm) with $R^2 = 0,849$. The model with six wavelengths were validated with 30% of the remaining samples to give a $R^2 = 0,739$ indicating that it is

possible to predict the maturity of this variety of mango using a very limited set of wavelengths in the visible and near infrared.

Keywords: Quality, tropical fruit, visible/NIR, reflectance, wavelength.

Introducción y/o Justificación

El mango (*Mangifera indica* L) es una de las frutas tropicales más ampliamente aceptada por los consumidores por su sabor, aroma, color atractivo y propiedades antioxidantes. La variedad 'Kent' es un cultivar de maduración tardía que produce un fruto grande y ovalado, con una coloración de piel roja, amarilla y verde. Su pulpa es muy dulce, aromática, jugosa con baja fibrosidad y cuya semilla es pequeña (Mattiuz *et al.*, 2015).

Conseguir la máxima calidad es uno de los mayores retos que hoy en día posee la industria agroalimentaria. Además, en este sector existe una gran competitividad por lo que es necesario el uso de métodos rápidos y económicos a la vez que fiables. En el caso del mango esto es un requisito, ya que posee un alto valor añadido, y por el que el consumidor está dispuesto a pagar más o menos en función de su firmeza, sabor, color, etc. y en definitiva por su calidad.

Los indicadores de calidad físico-químicos son los considerados como métodos tradicionales. La firmeza, acidez, contenido en sólidos solubles, pH o colorimetría son los más usados entre otros. Su aplicación suele ser sencilla aunque es necesario utilizar varios de ellos conjuntamente para poder garantizar la calidad de la fruta analizada, requieren de destrucción de la muestra y de personal cualificado para realizarlos.

En los últimos años están surgiendo nuevas tecnologías para el control de la calidad de manera no destructiva y fiable. Entre ellos pueden mencionarse los ultrasonidos (Valente *et al.*, 2013), la nariz artificial (Li *et al.*, 2009) o la espectrometría (Schmilovitch *et al.*, 2000). Aunque están destacando los sistemas de visión artificial que permiten crear herramientas para evaluar de forma automática algunas características de las frutas como tamaño, color, textura, así como algunos descriptores que pueden ser importantes para predecir la calidad de los frutos (Cubero *et al.*, 2011). La evaluación del color externo es una de las técnicas más ampliamente utilizadas para predecir las diferentes etapas de madurez de frutas (Wanitchang *et al.*, 2011; Velez-Rivera *et al.*, 2013). Además están los sistemas de imagen hiperespectral, que entran dentro del campo de la visión artificial, y que son capaces de adquirir un conjunto de imágenes monocromáticas en diferentes longitudes de onda, desde el visible hasta el infrarrojo cercano, para poder estimar, a partir de los espectros obtenidos, la calidad de la fruta de una forma que otros métodos no pueden (Lorente *et al.*, 2012), tanto interna como externamente.

El objetivo de este trabajo es obtener una relación entre los parámetros físico-químicos obtenidos de métodos destructivos con la información hiperespectral, para poder predecir o determinar algún aspecto de la calidad interna del mango de manera no destructiva.

Material y Métodos

Material vegetal

Para llevar a cabo este estudio se utilizaron 131 mangos (*Mangifera Indica* L.) cv. 'Kent' sanos adquiridos en lonjas de frutas de Valencia (España) en 2014. Se clasificaron en tres lotes siendo lote 1 mangos verdes (26 frutos), lote 2 maduros (96 frutos) y lote 3 sobremaduros (11frutos). Se lavaron con una solución jabonosa, aclarados con agua y secados a temperatura ambiente. Durante los análisis fueron almacenados en cámara de conservación en condiciones controladas de humedad y temperatura (90% - 10°C).

Adquisición de las imágenes

En primer lugar se realizó la captura de las imágenes, para ello se tomaron imágenes de las dos caras de los mangos con un sistema hiperespectral dotado de una cámara monocromática CoolSNAP ES, (Photometrics, USA) con dos filtros sintonizables de cristal líquido (LCTF) Varispec VIS-07 y NIR-07, (Cambridge Research & Instrumentation, Inc., USA), sensibles entre los dos en el rango espectral 420-1080 nm con una resolución de 10 nm. El enfoque del sistema de adquisición se realizó en la banda central del intervalo de adquisición (740 nm). La escena se iluminó con luz indirecta de 12 lámparas halógenas de 20 W (Philips Brilliantline 20W/12V), equidistantes entre sí y situadas dentro de una campana semiesférica de aluminio a fin de proporcionar una intensidad lumínica uniforme de toda la escena y aislamiento de la luz ambiental. Los tiempos de integración de cada banda han sido elegidos en función del nivel de gris correspondiente al 90% del rango dinámico de la cámara en la dicha banda, evitando de este modo que no se alcance la zona de saturación del sensor.

Las imágenes fueron adquiridas mediante la colocación manual de la fruta dentro de la campana de inspección, tomándose imágenes de ambas caras del mango. Este sistema capturó un cubo hiperespectral compuesto por 44 imágenes monocromaticas para cada cara de cada fruto. La Figura 1 muestra un diagrama del sistema de adquisición de imagen.

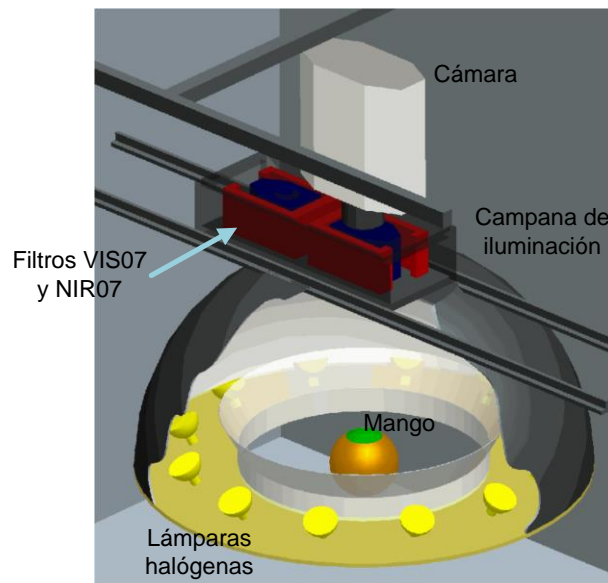


Figura 1. Diagrama del sistema de adquisición de imagen hiperespectral utilizado.

Posteriormente, las imágenes fueron corregidas para obtener la reflectancia relativa del pixel ubicado en la posición (x,y) de la imagen monocromática de la banda λ . Esta corrección se realizó según Gat (2000), tal como se indica en la Ecuación (1):

$$\rho_{xy}(x, y, \lambda) = \frac{R^{abs}}{R^{blanca}} = \rho^{Ref}(\lambda) \frac{R(x,y,\lambda) - R_{negra}(x,y,\lambda)}{R_{blanca}(x,y,\lambda) - R_{negra}(x,y,\lambda)} \quad (1)$$

Siendo $\rho_{Ref}(\lambda)$ la reflectancia promedio de la reflectancia blanca, $R(x,y, \lambda)$ la radiancia del objeto (en nuestro caso un mango) captada por el CCD, $R_{blanca}(x,y, \lambda)$ la radiancia de la referencia blanca captada por el CCD y $R_{negra}(x,y, \lambda)$ es la radiancia captada por el CCD anulando toda fuente de iluminación y que permite cuantificar el ruido electrónico del CCD.

En la Figura 2.a se muestra una imagen de un mango 'Kent', en la Figura 2.b se muestra la imagen monocromática en la banda 620 nm y en la Figura 2.c la imagen monocromática en la banda 930 nm, extraídas estas dos últimas de la imagen hiperespectral capturada.

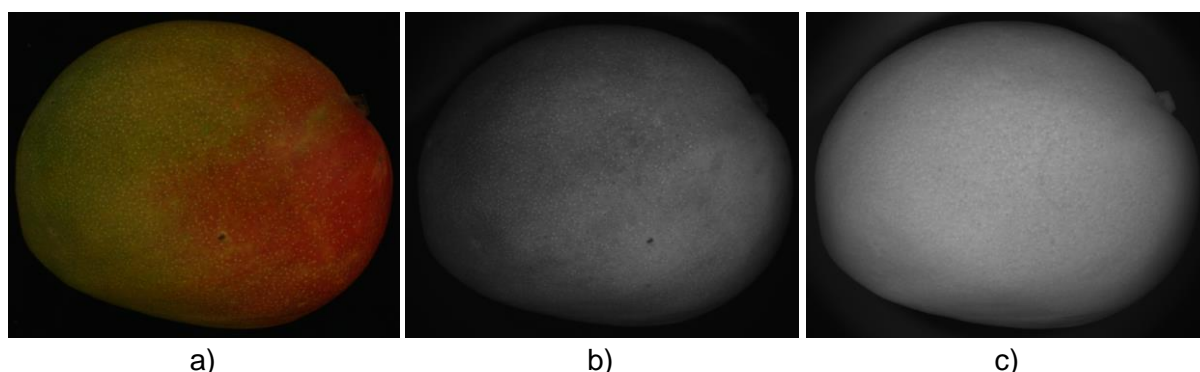


Figura 2. Ejemplo de mango 'Kent'.

Análisis destructivos

Tras la captura de las imágenes se procedió a realizar los análisis destructivos. Se determinó la fuerza de fractura (F) de los mangos enteros con un texturómetro XT2 Stable (MicroSystems Haslemere, Reino Unido). Se realizó un ensayo de punción con una sonda de 6mm de diámetro hasta una deformación del 30% a 1mm/s. La F se expresó en Newtons. Después se pelaron, licuaron y filtraron para el resto de análisis. La acidez (TA) se midió con un valorador automático Crison pH-Burette 24 (Crison, Barcelona, España) con hidróxido de sodio 0.1 N hasta un pH de 8,1 según la norma UNE34211:1981 (AENOR, 1981). La TA fue expresada como % de ácido cítrico. Por último, el contenido en sólidos solubles (TSS) se analizó con un refractómetro digital RFM330+VWR (Internacional Eurolab S.L., Barcelona, España) a 20°C y se expresó en °Brix. Todos estos análisis destructivos se hicieron por triplicado en tres zonas diferentes del mango. Con ello se estableció el índice de maduración (RPI) que es el que mejor relaciona las propiedades físico-químicas de las frutas con la percepción sensorial de la madurez de este fruto (Vásquez *et al.*, 2005), el cual está basado en una combinación de las propiedades analizadas anteriormente y que se plasman en la Ecuación (2):

$$RPI = \ln \frac{100 \times F \times TA}{TSS} \quad (2)$$

La Tabla 1 muestra los datos de caracterización medios de los tres lotes bajo estudio junto a la desviación estándar. Para demostrar su diferencia significativa se realizó el análisis de varianza (ANOVA) y el test de rangos múltiples de Tukey. Tanto la TA como la F son mayores en el lote 1, siendo menores para el lote 3, hecho habitual en este tipo de fruto (Razzaqa *et al.*, 2013, Velez-Rivera *et al.*, .2013). Cabe destacar los valores de TSS donde los más altos deberían haberse encontrado en los mangos sobremaduros (lote 3) y los más bajos en los verdes, pero esto no fue así debido a que fueron recolectados en explotaciones diferentes. Por último, se combinaron estos parámetros para obtener el valor RPI de la Ecuación (2) para los tres lotes, que varió desde 5,65±0,66 en los mangos verdes hasta 2,40±0,50 en los sobremaduros.

Tabla 1. Valores medios de los análisis destructivos y RPI por lote.

Parámetro	Lote 1	Lote 2	Lote 3
TA (%)	0,84±0,11 ^a	0,45±0,14 ^b	0,17±0,05 ^c
TSS (°Brix)	14,7±1,9 ^a	14,8±1,2 ^a	10,9±1,9 ^b
F (N)	61,7±0,1 ^a	32,1±0,2 ^b	7,84±0,18 ^c
RPI	5,65±0,66 ^a	4,42±0,80 ^b	2,40±0,50 ^c

Diferentes letras en el superíndice dentro de la misma fila indican diferencias significativas entre grupos (P<0,05), según la prueba de Tukey.

Resultados y Discusión

Para establecer la relación entre los espectros medios de reflectancia de la superficie de los mangos y los parámetros físico-químicos (TSS, la TA, la F y la RPI), se creó un modelo de regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS) con ayuda del programa estadístico Unscrambler versión 9.7 (Camo Software, Oslo, Noruega). En dicho modelo se utilizó el 70% de los mangos analizados como set de calibración. Con este modelo se obtuvieron los resultados que se muestran en la Tabla 2.

Tabla 2. Modelos de calibración obtenidos para los diferentes parámetros.

Parámetro	Calibración		Validación cruzada	
	Correlación (%)	R ²	Correlación (%)	R ²
TSS	43,3	0,18 8	28,2	0,079
TA	52,9	0,27 9	43,6	0,198
F	80,0	0,64 0	73,8	0,554
RPI	92,3	0,85 3	90,0	0,814

Como puede observarse en la Tabla 2, tanto la calibración como la validación, los porcentajes de correlación para los parámetros TSS, TA y F no fueron buenos, siendo el que mejor correlación presentó, el RPI. Para este parámetro se obtuvo un grado de correlación del 92,3% y un coeficiente de determinación (R^2) de 0,85 para la calibración y de un 90,0% y 0,814 para la validación, siendo el error obtenido en ambos casos menor del 10%.

El problema principal de las imágenes hiperespectrales es la gran cantidad de información que contienen y el alto tiempo de integración (captura de la imagen). Para reducir la dimensionalidad de las imágenes hiperespectrales, se estudió el modelo anterior determinando las bandas más relevantes para las cuales se alcanzaba el máximo acierto en la predicción del RPI, quedando esta dimensionalidad reducida a un total de 6 longitudes de onda: 520, 560, 730, 760, 870 y 1050 nm.

Finalmente se generó un segundo modelo con estas 6 longitudes de onda para las 70 muestras analizadas. En la Tabla 3 puede verse como el modelo generado a partir de las 6 longitudes de onda seleccionadas posee valores de calibración y validación similares al modelo con todas las bandas.

Tabla 3. Modelos de calibración obtenidos entre el RPI y los espectros medios de reflectancia.

Modelo	Calibración		Validación cruzada	
	Correlación (%)	R^2	Correlación (%)	R^2
Con todas las longitudes de onda	92,3	0,853	90,0	0,814
Con seis longitudes de onda	92,2	0,849	91,1	0,833

El segundo modelo, con las seis longitudes de onda seleccionadas, se utilizó para predecir el 30% de las muestras restantes de mango obteniéndose una correlación del 88,2%, un coeficiente de determinación (R^2) de 0,739, con un error de predicción inferior al 10% (Figura 3).

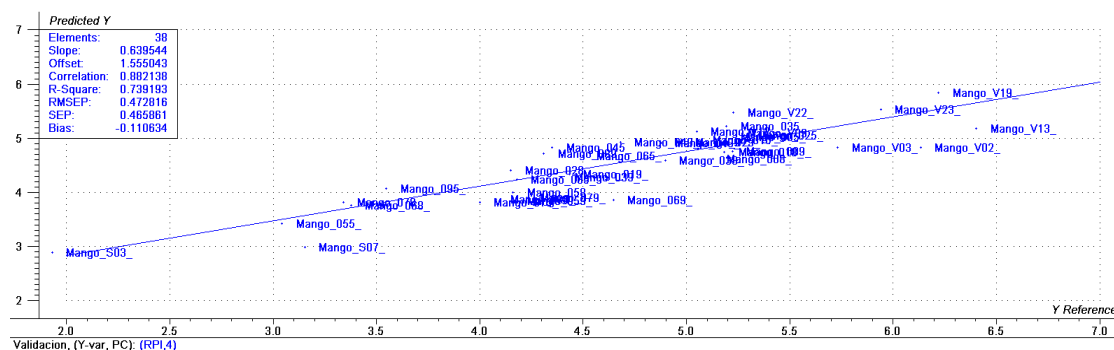


Figura 3. Predicción del RPI en base al modelo de calibración obtenido a partir de las 6 longitudes de onda más relevantes.

Conclusiones

En este trabajo se ha estudiado la relación entre los parámetros físico-químicos obtenidos de métodos destructivos con la información hiperespectral, para poder evaluar algún aspecto de la calidad interna del mango 'Kent' de manera no destructiva. Para ello se han extraído los valores de reflectancia medios de la superficie de ambas caras del mango en el rango visible-NIR (420-1080 nm) y se han comparado con varios parámetros físico-químicos obtenidos de los métodos destructivos, viéndose que el RPI (índice de madurez) obtenido de la combinación de algunos de ellos es el que mejor correlaciona, permitiendo determinar así el estado de madurez del mango.

Inicialmente se creó un modelo de regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS) utilizando el 70% de las muestras para construir el modelo, obteniéndose un coeficiente de determinación (R^2) de 0,852 con todas las longitudes de onda para el conjunto de calibración. Posteriormente, se redujo la dimensionalidad a un total de seis longitudes de onda más relevantes (520, 560, 730, 760, 870 y 1050 nm) con un coeficiente de determinación bastante similar ($R^2=0,849$). El modelo con las seis longitudes de onda se validó con el 30% de las muestras restante, obteniéndose un $R^2=0,739$ que indica que es posible predecir la madurez de esta variedad de mango empleando un conjunto muy reducido de longitudes de onda en el visible e infrarrojo cercano, y que confirma la técnica de imagen hiperespectral como fiable y viable para la determinación de la calidad interna del mango 'Kent'.

Agradecimientos

Los autores agradecen al INIA y los fondos FEDER a través de los proyectos RTA2012-00062-C04-01 y RTA2012-00062-C04-03, y a la Consellería de Educación, Cultura y Deporte, Generalitat Valenciana a través del proyecto AICO/2015/122. Sandra Munera agradece al INIA la beca FPI-INIA número 43 (CPR2014-0082) cofinanciada con fondos FSE de la Unión Europea. Victoria Cortés agradece al MECD la beca doctoral FPU13/04202.

Bibliografía

- AENOR, 1981. Productos derivados de frutas y verduras, determinación de la acidez valorable. UNE 34211:1981.
- 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 Bioprocess Tech* 4, 487–504.
- Gat, N., 2000. Imaging spectroscopy using tunable filters: A review. Technical report, Opto- Knowledge Systems Inc. *Proc SPIE* 4056, 50-64.
- Li, Z., Wang, N., Raghavan, G.S.V., Vigneault, C., 2009. Ripeness and rot evaluation of 'Tommy Atkins' mango fruit through volatiles detection. *J Food Eng* 91, 319–324.
- Lorente, D., Aleixos, N., Gómez-Sanchis, J., Cubero, S., García-Navarrete, O.L., Blasco, J., 2012. Recent advances and applications of hyperspectral imaging for fruit and vegetable quality assessment. *Food Bioprocess Tech* 5, 1121–1142.
- Mattiu, B.H., Ducamp-Collinb, M.N., Fabrino, C., Vigneault, C., Magalhães, K. Sagoua, W., Montet, D., 2015. Effect of propolis on postharvest control of anthracnose and quality parameters of 'Kent' mango. *Sci Hortic* 184, 160–168.

- Razzaqa, K., Khana, A.S., Malika, A.U., Shahid, M., 2013. Ripening period influences fruit softening and antioxidative system of 'Samar Bahisht Chaunsa' mango. *Sci Hortic* 160, 108–114.
- Schmilovitch, Z., Mizrach, A., Hoffman, A., Egozi, H., & Fuchs, Y., 2000. Determination of mango physiological indices by nearinfrared spectrometry. *Postharvest Biol Tec* 19, 245–252.
- Valente, M., Prades, A., & Laux, D., 2013. Potential use of physical measurements including ultrasound for a better mango fruit quality characterisation. *J Food Eng* 116, 57–64.
- Vásquez, C. A., Heller, A., Carle, R. and Neidhart, S., 2006. Chromoplast Morphology and α -Carotene accumulation during postharvest ripening of mango cv. 'Tommy Atkins'. *Journal of Agri Food Chem* 54, 5769-5776.
- Vélez-Rivera, N., Blasco, J., Chanona-Pérez, J., Calderón-Domínguez, G., Perea-Flores, M.J., Arzate-Vázquez, I., Cubero, S., Farrera-Rebollo, T., 2013. Computer vision system applied to classification of "Manila" mangoes during ripening process. *Food Bioprocess Tech* 7, 1183-1194.
- Wanitchang, P., Terdwongworakul, A., Wanitchang, J., & Nakawajana, N., 2011. Non-destructive maturity classification of mango based on physical, mechanical and optical properties. *J Food Eng* 105, 477–484.