

AU04 - Detección de podredumbres en cítricos mediante espectroscopía VIS/NIR y métodos de aprendizaje automático

Lorente, D.¹, Cortés, V.²; Munera-Picazo, S.¹; Escandell-Montero, P.³, Cubero, S.¹;
Aleixos, N.⁴; Talens, P.²; Blasco, J.¹

¹Centro de Agroingeniería. Instituto Valenciano de Investigaciones Agrarias (IVIA). Cra. Moncada-Náquera km 5, 46113, Moncada, Valencia (España). Email: delia.lorente.g@gmail.com; {munera_san, blasco_josiva, cubero_ser}@gva.es

²Departamento de Tecnología de Alimentos. Universitat Politècnica de València. Camino de Vera s/n, 46022, Valencia (España). Email: viccor13@doctor.upv.es; pautalens@tal.upv.es

³Intelligent Data Analysis Laboratory (IDAL), Electronic Engineering Department, Universitat de València. Avda. Universitat s/n, 46100 Burjassot (Valencia), Spain

⁴Instituto Labhuman. Universitat Politècnica de València. Camino de Vera s/n, 46022, Valencia (España). Email: naleixos@dig.upv.es

Resumen

La presencia de podredumbres en poscosecha es uno de los principales problemas que afectan a la producción de cítricos. La detección y eliminación de la fruta infectada es una de las mayores preocupaciones de la industria debido a que un número relativamente bajo de frutos infectados puede propagar rápidamente la infección al resto de la producción. La detección de esta enfermedad se ha llevado a cabo manualmente usando luz ultravioleta que induce la fluorescencia visible de las lesiones fúngicas, pero la exposición de las personas a la iluminación ultravioleta es potencialmente peligrosa y es necesario evitarla. Este trabajo estudia la viabilidad de la espectroscopía de reflectancia en el visible e infrarrojo cercano (NIR) como una alternativa no destructiva para la detección automática de cítricos con podredumbre. Se adquirieron espectros de reflectancia de zonas sana y podrida de mandarinas cv. 'Clemenvilla' en la región espectral entre 650 nm y 1700 nm utilizando dos espectrofotómetros. Se utilizaron varios métodos de aprendizaje automático (análisis de componentes principales, análisis factorial y mapeo de Sammon) para transformar los datos de cada espectro en representaciones significativas de dimensionalidad reducida. Estas representaciones de menor dimensionalidad de datos se utilizaron posteriormente como vectores de entrada de un clasificador basado en análisis discriminante lineal para discriminar entre los dos tipos de piel: sana y podrida. Los mejores resultados de detección de frutas con podredumbre se obtuvieron usando un análisis factorial de los espectros NIR, dando una máxima precisión de la clasificación de 97,8%, con porcentajes de clasificación de fruta sana y podrida del 100% y 94,4%, respectivamente. Estos resultados hacen de esta herramienta una prometedora alternativa para detectar esta peligrosa enfermedad mediante técnicas automáticas y no destructivas.

Palabras clave: poscosecha de cítricos; podredumbre; *Penicillium*; control de calidad; inspección automática

Detection of fungal infections on citrus fruit using VIS/NIR reflectance spectroscopy and machine learning methods

Abstract

The presence of post-harvest decay is among the main problems affecting citrus production. Early detection and removal of infected fruit are issues of major concern in commercial packinghouses because a small number of infected fruits can rapidly spread the fungal infection over all the production. Detection of infected fruit has traditionally been carried out manually using ultraviolet light, which induces visible fluorescence of fungal lesions, but long exposure to ultraviolet illumination is potentially harmful for the workers. The feasibility of reflectance spectroscopy in the visible and near infrared (NIR) regions was evaluated as an alternative non destructive method for the automatic detection of early decay in citrus fruit. Reflectance spectra of sound and decaying surface areas of mandarins cv. 'Clemenvilla' were acquired in the spectral region between 650 nm and 1700 nm using two spectrometers. Manifold learning methods were used to transform the

high-dimensional spectral data into meaningful representations of reduced dimensionality containing the essential information. The low-dimensional data representations were used as input feature vectors to discriminate between sound and decaying peel using a supervised classifier based on linear discriminant analysis. The best classification results were achieved using a factor analysis on the NIR spectra, yielding a maximum overall classification accuracy of 97.8%, with a percentage of well-classified sound and decaying samples of 100% and 94.4% respectively, making this tool as a promising alternative to detect this dangerous damage by automated methods.

Keywords: Manifold learning methods; LDA classifier; citrus fruit; decay detection; quality control

Introducción

La presencia de podredumbres causadas por *Penicillium spp* es uno de los problemas más importantes que afectan a la poscosecha de cítricos (Palou et al., 2011). La detección precoz de las infecciones por hongos y la rápida eliminación de la fruta afectada son cuestiones de gran importancia en los almacenes de confección ya que esta es una enfermedad que se puede propagar con rapidez a partir de unos pocos frutos infectados, en especial durante el almacenamiento de la fruta o su transporte. La detección de estas frutas podridas tradicionalmente se ha llevado a cabo por operarios que inspeccionan la fruta utilizando luz ultravioleta (UV), que induce fluorescencia visible en las lesiones por podredumbre (Kondo et al., 2009). Este método, sin embargo, es potencialmente dañino para los trabajadores, pues una larga exposición a la iluminación UV puede causar importantes daños a la piel (Lopes et al., 2010). En la actualidad, con el fin de automatizar la inspección y detección de esta fruta, se están investigando alternativas tecnológicas a esta inspección visual basadas en visión artificial, incluyendo sistemas de visión basados en fluorescencia inducida por UV (Kurita et al., 2009), sistemas de visión hiperespectral y multiespectral (Gómez et al., 2007 ; Gómez-Sanchis et al, 2012; Gómez-Sanchis et al, 2013; Lorente et al, 2013a; 2013b) o basados en la retrodispersión de la luz (Lorente et al, 2013c, 2015). En este sentido, la espectroscopía también aparece como una alternativa prometedora para la detección de podredumbres en los cítricos, ya que esta tecnología permite medir rápidamente algunas propiedades ópticas de las muestras que están relacionadas con sus propiedades químicas y texturales (Khanmohammadi et al., 2014). En consecuencia, se han llevado a cabo numerosos estudios para evaluar la calidad de diferentes frutas frescas mediante medidas de reflectancia adquiridas con sistemas de espectroscopia VIS/NIR (Jha et al., 2014; Wang et al., 2014; Wang y Xie, 2014). La mayoría de estos trabajos aplicados a los cítricos se han centrado en la evaluación de atributos de calidad interna, como el contenido de sólidos solubles (SSC), el pH o el contenido de vitamina C (Gómez et al., 2006; Xia et al., 2007; Cayuela, 2008; Kohno et al., 2011). Sin embargo, no se han encontrado muchos trabajos dedicados a evaluar la calidad externa de los cítricos, como la presencia de daños en la piel (Zheng et al., 2010).

Uno de los principales problemas de la espectroscopía es el gran volumen de datos que genera, por lo que se hace necesario reducir la dimensionalidad de los datos para extraer la información esencial sobre los atributos de calidad contenidos en los espectros (Garrido-Novell et al., 2012). De otra forma, la presencia de variables espectrales irrelevantes podría dar lugar a peores predicciones de la calidad de la fruta. Generalmente, la dimensionalidad del espacio espectral se puede reducir mediante métodos de selección, que se caracterizan por seleccionar de forma directa un subconjunto de las características originales, o técnicas de extracción de características,

conocidas como *manifolds*, que realizan una transformación de los datos, de manera que la nueva representación permita una aproximación al problema empleando una dimensión menor que la original. Algunos de estos métodos, como el análisis de componentes principales (PCA), que define una rotación de los datos respecto a su centroide de forma que el nuevo sistema de coordenadas coincida con las direcciones de máxima varianza, se han utilizado para reducir la dimensionalidad de los datos en problemas de aplicación de la espectroscopía a la inspección de calidad de fruta (Xie *et al.*, 2009; Liu *et al.*, 2010).

Este trabajo evalúa el potencial de la espectroscopía de reflectancia en las regiones visible y NIR como herramienta para detectar de forma automática lesiones de podredumbre en cítricos durante el control de calidad en poscosecha.

Material y Métodos

Material vegetal

Para los experimentos se utilizaron Mandarinas cv. 'Clemenvilla' (*Citrus reticulata* Hort. Ex Tanaka) cosechadas en la campaña de 2012 de la colección de campos del Banco de Germoplasma de Cítricos en el IVIA (España) (Navarro *et al.*, 2002). Se utilizaron un total de 117 mandarinas de las que 67 se inocularon con esporas del hongo *P. digitatum* y las 50 restantes se inocularon con agua esterilizada para control. Para inocular el hongo se utilizó una concentración de 10^6 esporas/ml, suficiente para producir infestación en condiciones de laboratorio (Palou *et al.*, 2001). Las frutas se inocularon en la zona ecuatorial mediante la punción de una varilla de acero inoxidable de 1 mm de diámetro y 2 mm de profundidad, mojada previamente en la suspensión de esporas. Tras la inoculación, la fruta se mantuvo en un ambiente controlado a 24 °C y una humedad relativa del 24% hasta que las lesiones causadas por el hongo tuvieron un diámetro igual o superior a 10 mm en todas las frutas infectadas. En el momento de las mediciones todas las frutas presentaban lesiones por podredumbre en sus primeros estadios (antes de la esporulación) con un diámetro variable entre 10 y 40 mm.

Las frutas de control inoculadas con agua se utilizaron para evaluar la influencia de los cambios físicos de la piel debidos al procedimiento de inoculación en las medidas de los espectros. Para ello, además, las frutas de control se midieron en dos zonas, la zona cercana a la punción hecha al inocular la fruta y otra intacta en el lado opuesto de la mandarina. Por lo tanto, se analizaron un total de 167 muestras de piel: 100 muestras de piel sana (50 de piel intacta y 50 inoculada con agua) y 67 muestras de piel infectada. La figura 1 muestra sendos ejemplos de una fruta inoculada con agua esterilizada y otra inoculada con *P. digitatum*.

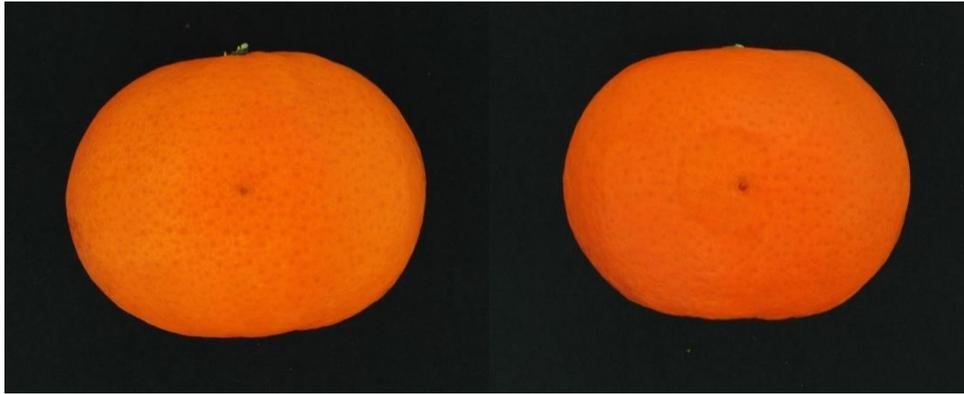


Figura. 1. Mandarina inoculada con agua (izquierda) y mandarina con lesiones de podredumbre causada por *P. digitatum* (derecha).

Equipo

Se ha utilizado un equipo multicanal (AvaSpec-USB2-DT, Avantes, Inc.) que combina dos espectrofotómetros, el primero sensible en el rango VIS/NIR entre 600 nm y 1100 nm con una resolución de 0,255 nm (AvaSpec-ULS2048-USB2, Avantes, Inc.) y el segundo en el rango NIR entre 900 nm y 1750 nm con una resolución de 3,535 nm (AvaSpec-NIR256-1.7, Avantes, Inc.). Para la adquisición de los espectros se utilizó una sonda con geometría de 45° para minimizar la reflexión especular.

El tiempo de integración se ajustó para cada espectrofotómetro empleando una referencia blanca (99%) de forma que se consiguiera un 90% de saturación. En concreto se establecieron tiempos de integración de 90 ms y 700 ms para los equipos VIS/NIR y NIR respectivamente. Cada medida se obtuvo como el promedio de cinco muestreos para reducir el ruido térmico del detector (Nicolai et al., 2007). Las medias de reflectancia de cada muestra (S) se convirtieron a reflectancia relativa (R) respecto de la referencia blanca (W) y negra (D) obtenidos estos últimos realizando una medición sin luz y con la tapa de la sonda colocada, como se muestra en la Ecuación (1)

$$R = \frac{S - D}{W - D} \quad (1)$$

Para evitar la influencia de la menor sensibilidad del equipo en los límites de su sensibilidad espectral, las medidas se realizaron entre 650 nm y 1050 nm con el equipo VIS/NIR y entre 1000 nm y 1700 nm con el equipo NIR. Teniendo en cuenta la resolución de cada equipo, en el primer caso se obtuvieron un total de 1570 variables espectrales (valores de reflectancia para diferentes longitudes de onda) y en el segundo caso 198. Los espectros se obtuvieron colocando manualmente la sonda sobre la parte de la fruta que se deseaba medir.

Procesamiento de los datos

Algunas características físicas de la fruta, como el tamaño o la forma, pueden afectar la reflexión de la luz y, por lo tanto, a las medidas de los espectros. Por ello, los espectros obtenidos se preprocesaron utilizando la corrección de la dispersión multiplicativa (MSC; multiplicative scatter correction; Geladi et al., 1985) y la técnica de la varianza normal estándar (SNV, Standard Normal Variate; Barnes et al., 1989) para minimizar los efectos

de la dispersión de la luz. Este preprocesamiento se realizó utilizando Matlab 8.1 (Mathworks, Inc., USA).

Los espectros adquiridos se podrían utilizar directamente como entrada de los clasificadores para discriminar entre piel sana y podrida. Sin embargo, se han aplicado técnicas para reducir la alta dimensionalidad espectral para aumentar así el rendimiento de los clasificadores (Tian, 2010). En concreto, se han usado técnicas de extracción de características, comúnmente conocidas como *manifolds*, las cuales son capaces de encontrar estructuras latentes de baja dimensión ocultas en datos de alta dimensionalidad preservando las propiedades de datos. En este trabajo se han utilizado tres métodos de extracción: análisis de componentes principales (PCA), que calcula las proyecciones lineales que posean la mayor varianza a partir de los vectores propios asociados a los valores propios más grandes de la matriz de covarianza de los datos (Jolliffe, 2002), análisis factorial (FA), que sirve para encontrar grupos homogéneos de variables correlacionadas a partir de un conjunto numeroso de variables (Lawley y Maxwell, 1971) y mapeo de Sammon, que trata de encontrar una proyección no lineal óptima para los datos en alta dimensión, de manera que los vectores que se proyectan en la superficie bidimensional conservan la misma distancia Euclídea relativa entre ellos que la que tenían en alta dimensión (Sammon, 1969). Se han escogido estos métodos porque se adecuan al tipo de datos utilizados en este trabajo (Lee y Verleysen, 2007).

Como paso previo, ya que es un parámetro que se requiere como entrada de los métodos de extracción de características, se debe calcular la dimensionalidad intrínseca, definida como el número mínimo de variables que permiten describir toda la información contenida en los datos (Lee y Verleysen, 2007). Para estimar la dimensionalidad intrínseca se utilizaron cuatro métodos: estimador basado en valores propios (EB; Fukunaga y Olsen, 1971), máxima verosimilitud (ML; Levina y Bickel, 2005), dimensión de correlación (CD; Camastra y Vinciarelli, 2002) y árbol de expansión mínima (GMST; Costa y Hero, 2004).

Modelos de clasificación

Con el objetivo de evaluar y comparar los rangos espectrales (VIS/NIR y NIR), técnicas de pre-procesado (sin pre-procesar, MSC y SNV), métodos de extracción (PCA, FA y mapeo de Sammon) y estimadores de dimensionalidad (EB, ML, CD y GMST) en función del rendimiento del clasificador, cada uno de los tres métodos de extracción se aplicó a los seis conjuntos de datos usando las diferentes estimaciones de dimensionalidad intrínseca. Después, las características resultantes se usaron como entradas de un clasificador basado en análisis discriminante lineal (LDA) para discriminar entre piel sana y podrida.

Para la evaluación del rendimiento de los modelos de clasificación, se usó un proceso de validación cruzada de cinco iteraciones, que consistió en dividir aleatoriamente los datos en cinco subconjuntos y usar cuatro de ellos para calibración y el quinto para validación. Este proceso se repitió cinco veces, usando cada vez un subconjunto distinto para validación. El proceso completo de validación cruzada se repitió 100 veces, obteniendo así un total de 500 iteraciones de calibración y validación para cada modelo de clasificación. Posteriormente, los resultados de validación fueron promediados sobre todas las iteraciones, obteniéndose una matriz de confusión promedio. Con la finalidad de evaluar el rendimiento de la clasificación, se calculó la tasa de acierto promedio para

cada modelo de clasificación a partir de su matriz de confusión promedio, dividiendo el número de muestras bien clasificadas por el número total de muestras.

Resultados y Discusión

Análisis de los espectros

Para evaluar el efecto del procedimiento de inoculación en las medidas, se realizó un contraste de hipótesis basada en la aplicación de una prueba t de Student ($p < 0,05$, desapareada de doble cola) a cada variable espectral de los espectros medidos con el fin de determinar si los espectros medios de los dos tipos de piel sana (intacta e inoculada con agua) presentaban diferencias significativas. La figura 2 muestra los espectros medios de ambos tipos de piel sana en el VIS/NIR y NIR. Según los resultados del test de significancia, ninguna de las variables espectrales de ambos tipos de piel presentaron diferencias significativas en el rango VIS/NIR, mientras que únicamente seis longitudes de onda del total de 198 variables en el rango NIR presentaron diferencias significativas, todas ellas comprendidas en el rango entre 1364 nm y 1382 nm. Se concluyó a partir de esta prueba que el procedimiento de inoculación no afectaba a las medidas de los espectros.

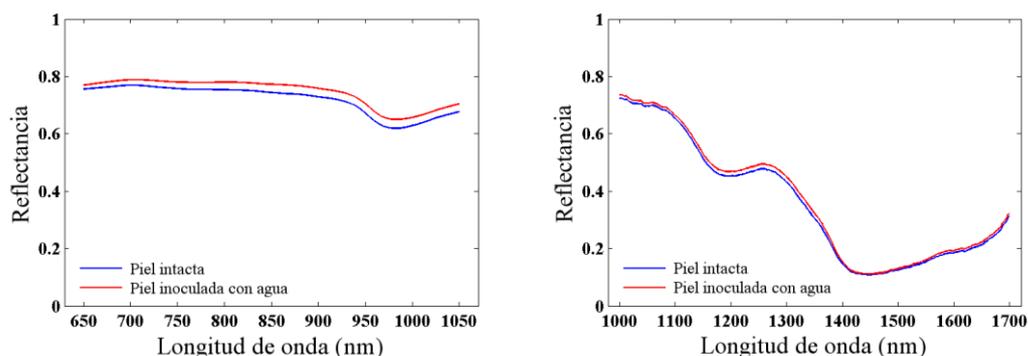


Figura. 2. Espectros medios de los dos tipos de piel sana: inoculada con agua e intacta en el VIS/NIR (izquierda) y NIR (derecha).

De la misma manera, se aplicó la prueba t de Student para comprobar si existían diferencias significativas entre los espectros de las frutas infectadas y aquellas que no estaban infectadas. Para esta prueba, ambos tipos de piel sana se agruparon en una única clase. Los resultados (figura 3) mostraron que existen diferencias significativas ($p < 0,05$) entre los espectros medidos en la piel sana y la piel infectada para todas las longitudes de los dos rangos espectrales estudiados.

Los espectros medios de las frutas infectadas fueron sensiblemente menores que aquellos obtenidos de las frutas sanas lo que puede explicarse por la dispersión de la luz en la piel podrida debido a los procesos de descomposición de la piel que conllevan una rotura celular y por lo tanto cambios en la forma en que la luz se absorbe, dispersa y refleja por la piel. De estos experimentos se puede concluir que la presencia de podredumbre altera los espectros obtenidos de la piel y por lo tanto esta técnica podría utilizarse para detectar esta peligrosa enfermedad.

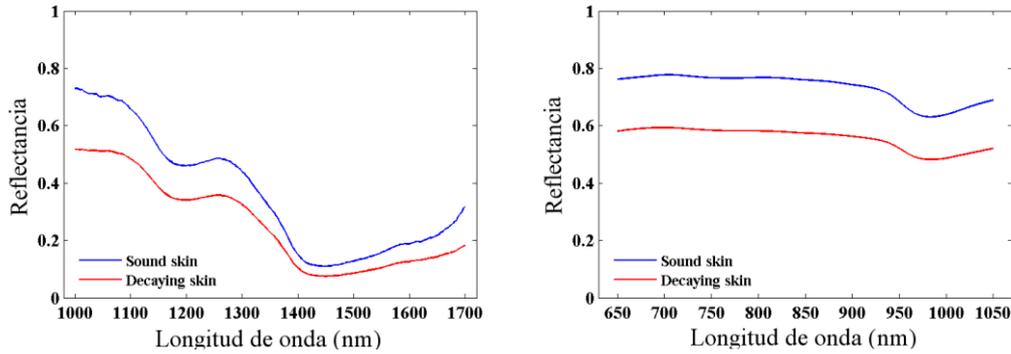


Figura. 3. Espectros medios de las muestras de piel sana y podrida en el VIS/NIR (izquierda) y NIR (derecha).

Evaluación del rendimiento del clasificador

La tabla 1 muestra las combinaciones de técnicas con las que se obtuvo la máxima tasa de acierto promedio del clasificador para los espectros en los dos rangos espectrales, así como los correspondientes resultados de clasificación.

Para los espectros en el rango VIS/NIR, la máxima tasa de acierto promedio del clasificador de un 95,1% se obtuvo usando los espectros sin pre-procesar, la dimensionalidad intrínseca estimada por ML y PCA como método de extracción. En el caso de los espectros en el rango NIR, la máxima tasa de acierto promedio del 97,8% se consiguió usando los espectros sin pre-procesar, la dimensionalidad intrínseca estimada por ML o GMST y FA como método de extracción. En vista de estos resultados, se puede decir que para ambos rangos espectrales los métodos lineales para reducir la dimensionalidad (PCA y FA) superaron a los no lineales (mapeo de Sammon). Además, se debe destacar el hecho de que los espectros sin pre-procesar proporcionaron mejores resultados de clasificación que los espectros pre-procesados con MSC y SNV, lo que sugirió que la información física que eliminaron los métodos de pre-procesado es importante en el proceso de podredumbre. Con respecto a los estimadores de dimensionalidad intrínseca, los resultados indicaron que ML y GMST estimaron dimensionalidades más altas que EB y CD, consiguiendo así mejores resultados de clasificación.

Al comparar los resultados de clasificación para combinaciones ganadoras de técnicas, se puede observar que, para los espectros en el NIR, el porcentaje de muestras sanas bien clasificadas fue mayor que para los espectros en el VIS/NIR, pasando de un 98,01% a un 100%. Además, para los espectros en el NIR, el porcentaje de muestras podridas mejoró en mayor medida que el de muestras sanas, pasando de un 90,69% a un 94,42%. En la práctica, esta mejora en la clasificación de muestras podridas tiene especial importancia para un futuro sistema de inspección, ya que un número reducido de frutas infectadas puede contaminar una partida de fruta completa, lo que conlleva grandes pérdidas económicas. Por lo tanto, para los espectros en el rango NIR, la tasa de acierto promedio también mejoró, pasando de un 95,07% a un 97,76%.

Tabla 1. Resultados de la clasificación obtenidos utilizando los espectros VIS/NIR y NIR con las combinaciones más eficiente de los métodos estudiados.

	VIS/NIR			NIR		
Combinación más eficiente	Sin preprocesado, ML, PCA			Sin preprocesado, ML o GMST, FA		
Acierto promedio	95.07%			97.76%		
Matriz de confusión		Sana (%)	Podrida (%)		Sana (%)	Podrida (%)
	Sana	98.01	9.31	Sana	100.00	5.58
	Podrida	1.99	90.69	Podrida	0.00	94.42

Conclusiones

Este trabajo ha demostrado el potencial de la espectroscopía de reflectancia en los rangos del visible y NIR para detectar podredumbres incipientes causadas por el hongo *P. digitatum* en cítricos. Los espectros han demostrado ser dependientes del estado de la piel de mandarina (sana y podrida), ya que se han observado diferencias significativas en los espectros entre ambos estados para los dos rangos espectrales.

Se han obtenido buenos resultados de clasificación con las combinaciones óptimas de técnicas para los espectros en los dos rangos espectrales. En concreto, para los dos rangos espectrales, el porcentaje de muestras bien clasificadas es superior al 90% para ambas clases a pesar de su gran similitud. No obstante, la combinación ganadora de técnicas para los espectros en el NIR ha proporcionado mejores resultados.

Los resultados demuestran que la espectroscopía es una tecnología óptica con gran potencial para detectar podredumbres en cítricos y sienta las bases para la futura implementación de esta tecnología en un sistema comercial para detectar podredumbres en cítricos.

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. Delia Lorente y Sandra Munera agradecen al INIA las becas doctorales FPI-INIA número 42 (convocatoria 2010) y número 43 (CPR2014-0082), cofinanciadas con fondos FSE de la Unión Europea. Victoria Cortés agradece al MECED la beca doctoral FPU13/04202.

Bibliografía

- Barnes, R. J., Dhanoa, M. S., Lister, S. J., 1989. Standard Normal Variate Transformation and De-trending of Near-Infrared Diffuse Reflectance Spectra. Appl. Spectrosc. 43, 772-777.
- Camastra, F., Vinciarelli, A., 2002. Estimating the intrinsic dimension of data with a fractal-based approach. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 24, 1404-1407.
- Cayuela, J. A., 2008. Vis-NIR soluble solids prediction in intact oranges (*Citrus sinensis* L.) cv. Valencia Late by reflectance. Postharvest Biol. Technol. 47, 75-80.

- Costa, J. A., Hero, A. O., 2004. Geodesic entropic graphs for dimension and entropy estimation in manifold learning. *IEEE Trans. Signal. Process.* 52, 2210-2221.
- Fukunaga, K., Olsen, D. R., 1971. An algorithm for finding intrinsic dimensionality of data. *IEEE Trans. Comput.* 20, 176-183.
- Garrido-Novell, C., Pérez-Marin, D., Amigo, J. M., Fernández-Navales, J., Guerrero, J. E., Garrido-Varo, A., 2012. Grading and color evolution of apples using RGB and hyperspectral imaging vision cameras. *J. Food Eng.* 113, 281-288.
- Geladi, P., MacDougall, D., Martens, H., 1985. Linerization and Scatter-Correction for Near-Infrared Reflectance Spectra of Meat. *Appl. Spectrosc.* 39, 491-500.
- Gómez, A. H., He, Y., Pereira, A. G., 2006. Non-destructive measurement of acidity, soluble solids and firmness of Satsuma mandarin using VIS-NIR spectroscopy techniques. *J. Food Eng.* 77, 313-319.
- Gómez, J., Blasco, J., Moltó, E., Camps-Valls, G., 2007. Hyperspectral detection of citrus damage with a Mahalanobis kernel classifier. *Electronics Letters.* 43, 1082-1084.
- Gómez-Sanchis, J., Blasco, J., Soria-Olivas, E., Lorente, D., Escandell-Montero, P., Martínez-Martínez, J. M., Aleixos, N., 2013. Hyperspectral LCTF-based system for classification of decay in mandarins caused by *Penicillium digitatum* and *Penicillium italicum* using the most relevant bands and non-linear classifiers. *Postharvest Biol. Technol.* 82, 76-86.
- Gómez-Sanchis, J., Martín-Guerrero, J. D., Soria-Olivas, E., Martínez-Sober, M., Magdalena-Benedito, R., Blasco, J., 2012. Detecting rottenness caused by *Penicillium* in citrus fruits using machine learning techniques. *Expert Syst. Appl.* 39, 780-785.
- Jha, S. N., Narsaiah, K., Jaiswal, P., Bhardwaj, R., Gupta, M., Kumar, R., Sharma R., 2014. Nondestructive prediction of maturity of mango using near infrared spectroscopy. *J. Food Eng.* 124, 152-157.
- Jolliffe, I. T., 2002. *Principal component analysis*, second ed. Springer, New York, USA.
- Khanmohammadi, M., Karami, F., Mir-Marqués, A., Bagheri Garmarudi, A., Garrigues, S., de la Guardia M., 2014. Classification of persimmon fruit origin by near infrared spectrometry and least squares-support vector machines. *J. Food Eng.* 142, 17-22.
- Kohno, Y., Kondo, N., Iida, M., Kurita, M., Shiigi, T., Ogawa, Y., Kaichi, T., Okamoto, S., 2011. Development of a mobile grading machine for citrus fruit. *Eng. Agric. Environ. Food*, 4, 7-11.
- Kondo, N., Kuramoto, M., Shimizu, H., Ogawa, Y., Kurita, M., Nishizu, T., Chong, V. K., Yamamoto K., 2009. Identification of fluorescent substance in mandarin orange skin for machine vision system to detect rotten citrus fruits. *Eng. Agric. Environ. Food* 2, 54-59.
- Kurita, M., Kondo, N., Shimizu, H., Ling, P., Falzea, P. D., Shiigi, T., Ninomiya, K., Nishizu, T., Yamamoto, K., 2009. A double image acquisition system with visible and UV LEDs for citrus fruit. *J. Robot. Mechatron.* 21, 533-540.
- Lawley, D. N., Maxwell, A. E., 1971. *Factor Analysis as a Statistical Method*, second ed. Butterworth Co Publishers Ltd., London, UK.
- Lee, J. A., Verleysen, M., 2007. *Nonlinear Dimensionality Reduction*. Springer, New York, USA.
- Levina, E., Bickel, P. J., 2005. Maximum likelihood estimation of intrinsic dimension. In: L. K. Saul, Y. Weiss, L. Bottou, Eds., *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 17. MIT Press, Cambridge, Massachusetts, USA.
- Liu, Y., Sun, X., Ouyang, A., 2010. Nondestructive measurements of soluble solid content of navel orange fruit by visible-NIR spectrometric technique with PLSR and PCA-BPNN. *LWT-Food Sci. Technol.* 43, 602-607.
- Lopes, L. B., VanDeWall, H., Li, H. T., Venugopal, V., Li, H. K., Naydin, S., Hosmer, J., Levendusky, M., Zheng, H., Bentley, M. V., Levin, R., Hass, M. A., 2010. Topical delivery of lycopene using microemulsions: enhanced skin penetration and tissue antioxidant activity. *J. Pharm. Sci.* 99, 1346-1357.

- Lorente, D., Aleixos, N., Gómez-Sanchis, J., Cubero, S., Blasco, J., 2013a. Selection of optimal wavelength features for decay detection in citrus fruit using the ROC curve and neural networks. *Food Bioprocess Technol.* 6, 530-541.
- Lorente, D., Blasco, J., Serrano, A.J., Soria-Olivas, E., Aleixos, N., Gómez-Sanchis, J., 2013b. Comparison of ROC feature selection method for the detection of decay in citrus fruit using hyperspectral images. *Food Bioprocess Technol.* 6, 3613-3619.
- Lorente, D., Zude, M., Regen, C., Palou, L., Gómez-Sanchis, J., Blasco, J., 2013c. Early decay detection in citrus fruit using laser-light backscattering imaging. *Postharvest Biol. Technol.* 86, 424-430.
- Lorente D, Zude M, Idler C, Gómez-Sanchis J, Blasco J (2015) Laser-light backscattering imaging for early decay detection in citrus fruit using both a statistical and a physical model. *Journal of Food Engineering*, 154, 76-85.
- Navarro, L., Pina, J. A., Juárez, J., Ballester-Olmos, J. F., Arregui, J. M., Ortega, C., Navarro, A., Duran-Vila, N., Guerri, J., Moreno, P., Cambra, M., Zaragoza, S., 2002. The citrus variety improvement program in Spain in the period 1975-2001. In: *Proceedings of the 15th Conference of the International Organization of Citrus Virologists*. IOCV, Riverside, pp. 306-316.
- Nicolaï, B. M., Beullens, K., Bobelyn, E., Peirs, A., Saeys, W., Theron, I. K., Lammertyn, J., 2007. Non-destructive measurement of fruit and vegetable quality by means of NIR spectroscopy: A review. *Postharvest Biol. Technol.* 46, 99-118.
- Palou, L., Smilanick, J. L., Montesinos-Herrero, C., Valencia-Chamorro, S., Pérez-Gago, M. B., 2011. Novel approaches for postharvest preservation of fresh citrus fruits. In: D. A. Slaker, Ed., *Citrus Fruits: Properties, Consumption and Nutrition*, pp. 1-45. Nova Science Publishers, Inc., New York, USA.
- Palou, L., Smilanick, J., Usall, J., Viñas, I., 2001. Control postharvest blue and green molds of oranges by hot water, sodium carbonate, and sodium bicarbonate. *Plant Dis.* 85, 371-376.
- Sammon, J. W., 1969. A nonlinear mapping for data structure analysis. *IEEE Trans. Comput.* 18, 401-409.
- Tian, T. S., 2010. Dimensionality Reduction for Classification with High-Dimensional Data. PhD thesis, VDM Verlag, Saarbrücken, Germany.
- Wang, A., Hu, D., Xie, L., 2014. Comparison of detection modes in terms of the necessity of visible region (VIS) and influence of the peel on soluble solids content (SSC) determination of navel orange using VIS-SWNIR spectroscopy. *J. Food Eng.* 126, 126-132.
- Wang, A., Xie, L., 2014. Technology using near infrared spectroscopic and multivariate analysis to determine the soluble solids content of citrus fruit. *J. Food Eng.* 143, 17-24.
- Xia, J., Li, X., Li, P., Ma, Q., Ding, X., 2007. Application of wavelet transform in the prediction of 'Navel' orange vitamin C content by near-infrared spectroscopy. *Agric. Sci. China* 6, 1067-1073.
- Xie, L., Ying, Y., Ying T., 2009. Classification of tomatoes with different genotypes by visible and short-wave near-infrared spectroscopy with least-squares support vector machines and other chemometrics. *J. Food Eng.* 94, 34-39
- Zheng, Y., He, S., Yi, S., Zhou, Z., Mao, S., Zhao, X., Deng, L., 2010. Predicting oleocellosis sensitivity in citrus using VNIR reflectance spectroscopy. *Sci. Hortic.* 125, 401-405.