

# **Sistema de Visión Multiespectral para el Análisis de Tejidos Biológicos**

## ***Mauro Santoyo Mora***

Instituto Tecnológico de Celaya, Departamento de Ingeniería Electrónica.  
Av. Tecnológico y A. García Cubas S/N, Col. Alfredo Bonfil, Celaya, Guanajuato,  
C. P. 38010 Tel. (461) 611 75 75 ext. 5369.  
*mauro.santoyo.m@gmail.com*

## ***José Alfredo Padilla Medina***

Instituto Tecnológico de Celaya, Departamento de Ingeniería Electrónica.  
Av. Tecnológico y A. García Cubas S/N, Col. Alfredo Bonfil, Celaya, Guanajuato,  
C. P. 38010 Tel. (461) 611 75 75 ext. 5369.  
*alfredo.padilla@itcelaya.edu.mx*

## ***Alejandro Espinosa Calderón***

Instituto Tecnológico de Celaya, Departamento de Ingeniería Electrónica.  
Av. Tecnológico y A. García Cubas S/N, Col. Alfredo Bonfil, Celaya, Guanajuato,  
C. P. 38010 Tel. (461) 611 75 75 ext. 5369.  
*alejandro.espinosa@itcelaya.edu.mx*

## **Resumen**

Un sistema multiespectral es utilizado para adquirir imágenes a diferentes longitudes de onda en un estrecho rango que puede ir más allá del espectro visible. La finalidad de este tipo de sistemas es encontrar una relación entre los diferentes espectros para identificar los efectos físicos, químicos o biológicos que se generan en diversas composiciones de materiales y en los tejidos biológicos. En este trabajo se presenta el análisis de imágenes espectrales, adquiridas a través del uso de filtros ópticos, utilizando las técnicas de las transformadas Hotelling y de Fourier con la finalidad de caracterizar la respuesta de tejidos biológicos ante procesos biológicos como la descomposición y la madurez. La

metodología propuesta considera capturar imágenes de diversas longitudes de onda de un plátano durante 7 días, las imágenes fueron procesadas y fue posible estimar el nivel de madurez del plátano con los parámetros obtenidos de las técnicas utilizadas.

**Palabras Claves:** Análisis multiespectral, Tejidos biológicos, Transformadas de Fourier y Hotelling.

## 1. Introducción

La mayoría de los sensores ópticos nos permiten medir radiación electromagnética, la cual es una forma de energía emitida por toda materia que se encuentra sobre el cero absoluto de temperatura. Actualmente, este tipo de sensores posibilitan el estudio de la radiación de la materia que se encuentra fuera del rango visible del espectro electromagnético, permitiéndonos conocer el comportamiento de la materia en longitudes de onda como los rayos X, el infrarrojo, los rayos ultravioleta, entre otros.

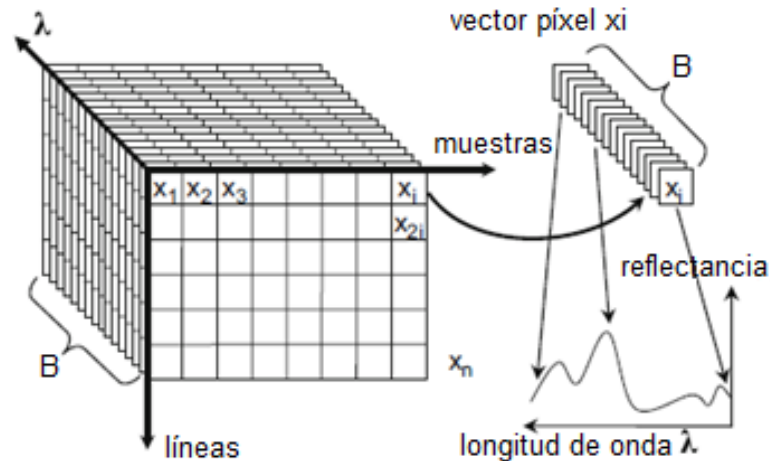
Actualmente, los sistemas de visión espectrales han generado un gran interés en áreas académicas e industriales, ya que estos sistemas permiten combinar las técnicas de captura de imágenes y espectroscopia para obtener información espacial y espectral con la finalidad de que esta información adquirida sea directamente utilizada en aplicaciones en tiempo real [1].

Los dispositivos de dispersión de longitud de onda son el componente principal de los sistemas de visión multiespectrales. Su función principal es descomponer la luz a lo largo del ancho de banda en diferentes longitudes de onda, que serán capturadas por sensores ópticos. Estos dispositivos de dispersión pueden ser espectrógrafos, filtros electrónicos, filtros ópticos, entre otros, cuyo uso dependerá de la aplicación y espectro de interés [1].

Esta discretización puede ir desde la captura de una longitud de onda hasta la adquisición de más de 100 imágenes diferentes a lo largo de todo el espectro; este tipo de estudio se conoce como análisis de imágenes multiespectrales (MSI, por sus siglas en inglés) cuando el número de imágenes capturadas es aproximadamente de diez, en cambio,

cuando se hace uso de más allá de 10 espectros se denota como estudio hiperespectral [1]. Algunas de las principales características del análisis de MSI es la gran cantidad de información que se debe interpretar, ya que en el proceso se analizan diversas imágenes de una misma escena, donde cada una de las imágenes es capturada en tiempo real y representa la información a una longitud de onda específica.

En una imagen multiespectral cada píxel es representado como un vector de valores correspondientes a la luz reflejada en cada longitud de onda capturada; de esta forma, la estructura de una imagen multiespectral es como se muestra en la Fig. 1 [2].



**Fig. 1. Estructura de una imagen multiespectral.**

Se han reportado diversas aplicaciones de MSI en diferentes campos de investigación, tales como la microbiología, astronomía, biomédica, agricultura, entre otros. Dentro de [1] Qin, Chao, Kim, Lu y Burks hacen un enfoque del gran auge que está tomando el uso de imágenes espectrales dentro del campo de los alimentos, con la finalidad de efectuar el estudio de diferentes productos agrícolas y alimenticios. De igual forma, se mencionan técnicas para el procesamiento e interpretación de la información capturada como producto de la adquisición de este tipo de imágenes.

Además, se han reportado aplicaciones que permiten el análisis de células a través de microscopios multiespectrales, que en el caso de [3] cuenta con un sistema óptico que permite la visualización de 31 espectros diferentes del espécimen a analizar [3].

Algunos otros trabajos en el campo alimenticio han hecho uso del análisis de MSI principalmente para conocer el estado de madurez y calidad de frutas y vegetales. De estos, algunos de mayor interés para esta investigación son los que presentan Nanyan, Choudhary, Gupta y Paliwal [4], donde los autores muestran un sistema de inspección de fresas para conocer el estado de madurez y descomposición de las misma a través del análisis de imágenes cercanas a la longitud de onda del infrarrojo (NIR, por sus siglas en inglés). En otro caso, Quevedo, Mendoza, Aguilera, Chanona y Gutiérrez-López [5] caracterizan el proceso de madurez de un plátano utilizando imágenes RGB y analizadas en el espacio de Fourier.

El objetivo del presente trabajo es aplicar dos técnicas de análisis de imágenes para determinar el grado de madurez de un plátano, la primer técnica hace referencia al análisis de imágenes espectrales utilizando la transformada de Hotelling para conocer la relación que existe entre los diferentes espectros capturados; la segunda técnica hace uso de la transformada de Fourier para evaluar la evolución del grado de madurez de un plátano analizando el comportamiento de un solo espectro.

## **2. Desarrollo**

### **2.1 Sistema de MSI**

Como aplicación de las técnicas de análisis multiespectral se propone el estudio del comportamiento de un tejido biológico en diferentes longitudes de onda, por lo cual es necesario la captura de imágenes de una misma escena en diferentes espectros. Para lograr esto se utilizó un paquete de filtros FK100-27 de la marca MIDOPT. Dicho paquete cuenta con filtros de características listadas en la Tabla 1. En aplicaciones de visión, una de las principales preocupaciones es el sistema de iluminación, ya que nos permite

contrastar los detalles que se desean resaltar del objeto en estudio, por ello siempre es necesario efectuar una elección de iluminación adecuada. En muchas de las ocasiones, para resolver estos problemas de contraste se hace uso de la tecnología LED en sus diferentes espectros de emisión, que representa una solución muy adecuada cuando se dispone de una cantidad suficiente y variada en modelos de LED. De no ser el caso, el uso de filtros juega un papel muy importante para el diseño óptimo de un sistema de visión. A pesar de este hecho, cabe resaltar que la iluminación del entorno debe seguir siendo la adecuada para contrastar los objetos [5].

Modelo	Espectro Capturado	Espectro Absorbido/Reflejado
BP324	UV, 270-380nm, NIR, 690-750nm	Visible y una porción de IR
BP470	Azul, 420-500nm	UV, 270-380nm, visible e IR
BP525	Verde, 490-570nm	UV y azul, 570-1100nm
BP550	Visible, 400-700nm	UV, IR
BP590	Naranja, 550-625nm	200-550nm, 625-1000nm
BP635	Rojo, 590-670nm	200-590nm, 670-1000nm
BP660	Rojo, 630-695nm	200-630nm, 695-1000nm
BP850	IR (810-990nm)	200-800nm, más de 1000nm
PR032	Visible e IR (más de 340nm)	UV, 200-340nm
LA120	Más de 500nm	420-500nm, UV y azul (200-420nm)

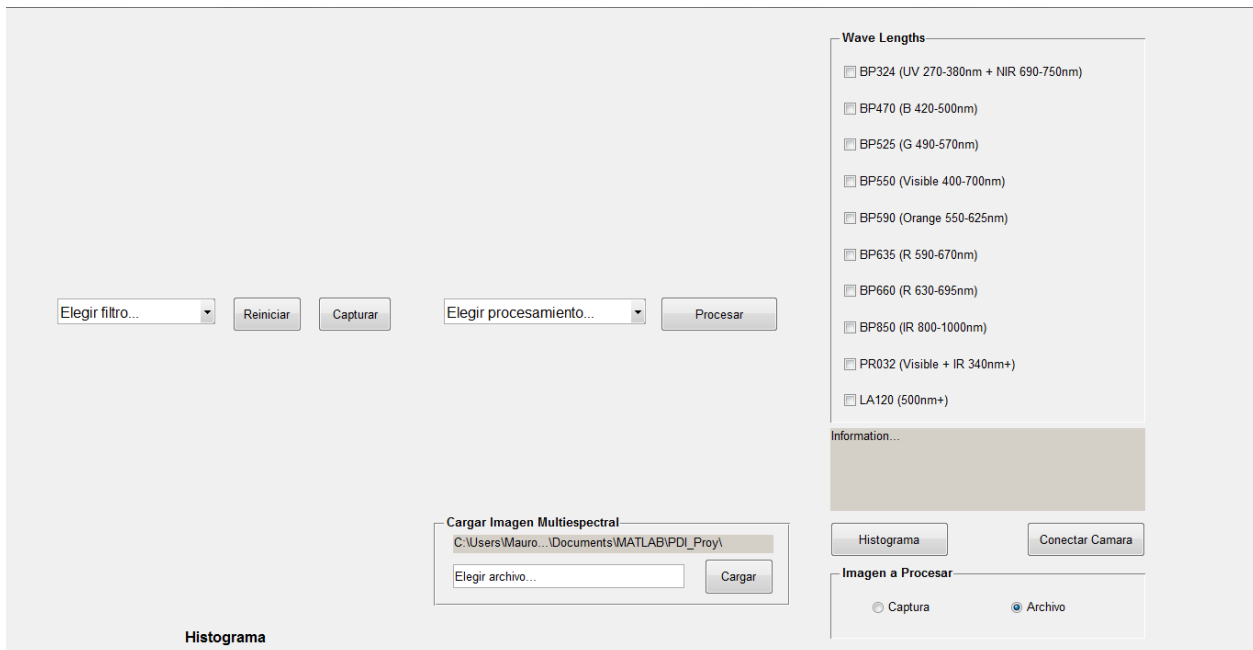
**Tabla 1. Características de filtros en FK100-27.**

Se diseñó un soporte para la cámara que permita capturar escenas en una plancha con dimensiones de 20x30cm, que además incluye un sistema de iluminación (Fig. 2) y un sistema de aislamiento de luz externa. El sistema de adquisición corresponde a una cámara monocromática modelo UI2210, la cual cuenta con un sensor tipo CCD, una resolución de 640x480 y permite capturar hasta 100 imágenes por segundo.



**Fig. 2. Sistema de adquisición y procesamiento de MSI.**

También se desarrolló una interfaz gráfica (Fig. 3) que le permite al usuario definir los espectros de interés de una escena a capturar y analizar. En esta interfaz se muestra cada una de las escenas capturadas, de las cuales, se pueden obtener datos como son su histograma y la elección del tipo de análisis a aplicar en diferentes escenas (que pueden ir desde una hasta las 10 posibles).



**Fig. 3. Interfaz gráfica para análisis de MSI.**

Los análisis, que se abordarán en la siguiente sección, con que cuenta la interfaz son la transformada de Fourier (TF), que es aplicado únicamente a una imagen espectral y la transformada de Hotelling (Karhuene & Loeve), que permite correlacionar dos o más imágenes espectrales. A continuación se describen los conceptos básicos referentes a las técnicas antes mencionadas.

## 2.2 Transformada de Fourier

La TF es aplicable a señales que, sin ser periódicas, tienen un área finita bajo la curva correspondiente. Así, la transformada de Fourier proporciona la representación de la señal temporal (o espacial) original como la combinación lineal de ciertas funciones sinusoidales y cosinusoidales. Como una imagen es una señal espacial bidimensional, la transformada de Fourier continua queda definida mediante la expresión (1) [6].

$$F(u, v) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) e^{-i2\pi(ux+vy)} dx dy \quad (1)$$

Siendo  $f(x, y)$  una imagen de tamaño  $M \times N$  con valores para  $x = 0, 1, 2, \dots, M - 1$  y  $y = 0, 1, 2, \dots, N - 1$ , la transformada discreta de Fourier (DFT, por sus siglas en inglés) de  $f$ , denotada como  $F(u, v)$  está dada por la ecuación (2) [6].

$$F(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j2\pi(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})} \quad (2)$$

En base a los resultados obtenidos por Quevedo en [4], se espera que los coeficientes de Fourier para un plátano durante el proceso de maduración tengan un comportamiento similar al mostrado en la Fig. 4, donde se grafica el día contra el coeficiente  $FD_h$ , que se obtiene de (3).

$$FD_h = \frac{6 + \beta_h}{2} \quad (3)$$

Donde  $\beta_h$  representa la pendiente de la porción lineal de la gráfica generada por el  $\log(|F(u, v)|)$  contra el  $\log(frecuencia)$  [4].

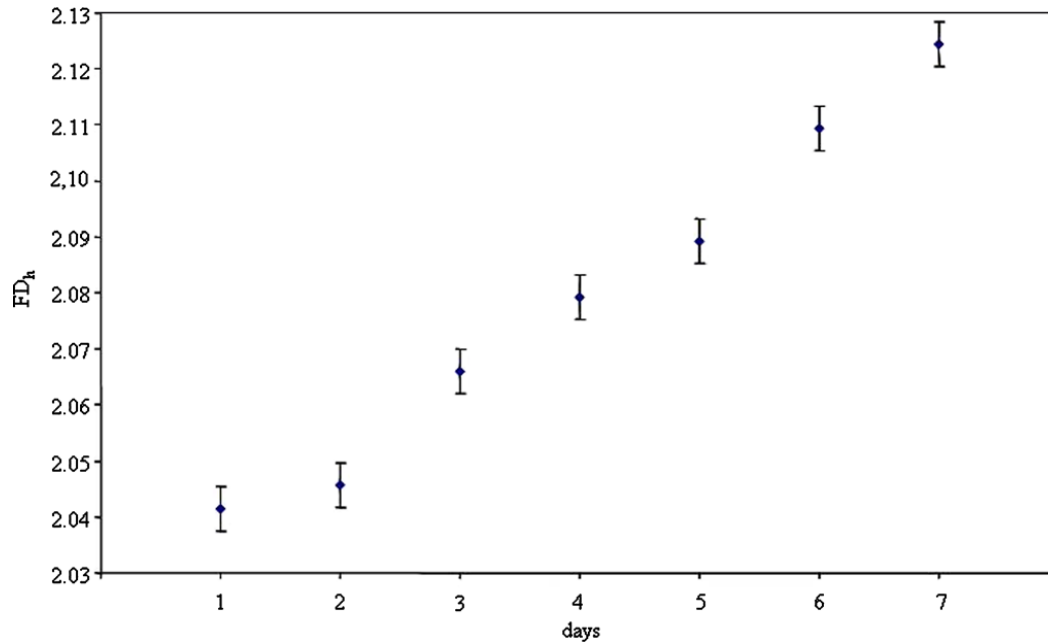


Fig. 4. Valores  $FD_h$  para plátano.

### 2.3 Transformada de Hotelling

Como ya se citó anteriormente, las imágenes multiespectrales son un conjunto de imágenes “empalmadas” de diferentes longitudes de onda. Entonces, existen  $n$  píxeles para cualquier par de coordenadas  $(i, j)$ , que contienen la información espectral, que abarca desde  $\lambda_1$  hasta  $\lambda_n$ , para dicha ubicación espacial de la imagen. Por tanto, cada uno de estos píxeles es definido como un vector columna tal como se muestra en (4).

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \quad (4)$$



Como primer paso de la transformada de Hotelling, es necesario obtener el promedio  $m_x$  de intensidades registradas para de cada una de las imágenes de tamaño  $M \times N$  que forman el conjunto de MSI, que es calculado como se muestra en (5).

$$m_x = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K x_k \quad (5)$$

Donde  $K = MN$ . De forma similar, la matriz de covarianza  $C_x$  de tamaño  $n \times n$  para el conjunto de imágenes espectrales puede ser aproximada por (6).

$$C_x = \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K (x_k - m_x)(x_k - m_x)^T \quad (6)$$

Dado que  $C_x$  es real y simétrica, se pueden encontrar un total de  $n$  eigenvectores ortonormales. Los componentes principales de la transformada, llamada transformada de Hotelling (TH), está dada por (7).

$$y = A(x - m_x) \quad (7)$$

Como los elementos del vector  $y$  no están relacionados, la matriz de covarianza  $C_y$  es diagonal. Los renglones de la matriz  $A$  son los eigenvectores de  $C_x$  normalizados que formarán un conjunto ortonormal y harán que la diagonal principal de la matriz  $C_y$  corresponda a los eigenvalores de  $C_x$ . El elemento de la diagonal principal del  $i$ -ésimo renglón de  $C_y$  es la varianza del elemento vector  $y_i$  [6].

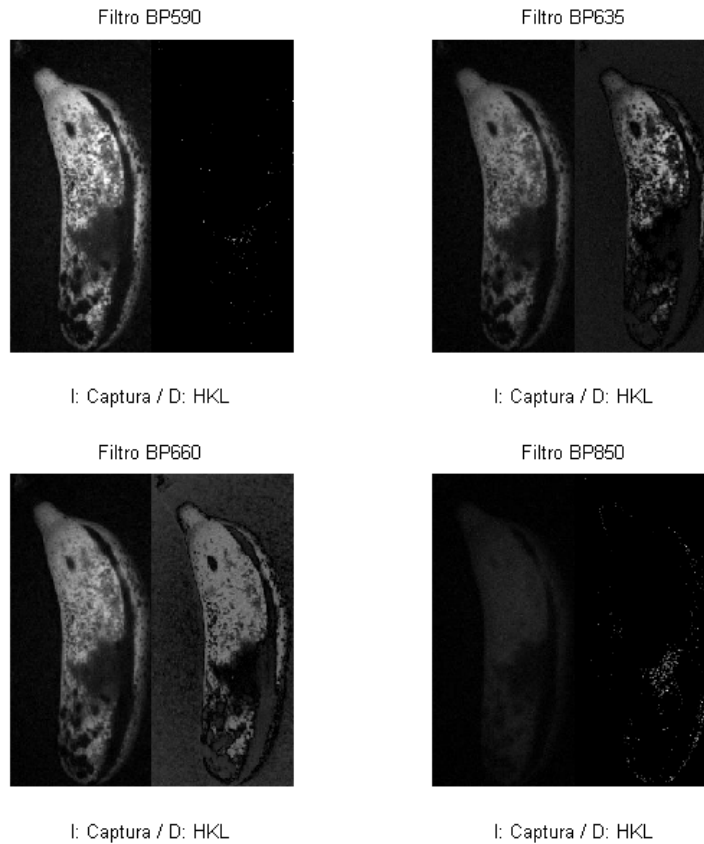
### 3. Resultados

Como se ha estipulado, dentro de una MSI, un píxel se ve representado como un vector de un conjunto de valores en diferentes espectros. De esta forma, cada píxel es representado como se muestra en (8), donde son consideradas 10 longitudes de onda que pueden ser correlacionadas entre sí. Se pueden omitir (o reducir) algunos de los espectros capturados para quedar con un mínimo de dos imágenes adjuntas.

$$x_{i,j} = [\lambda_1 \ \lambda_2 \ \lambda_3 \ \lambda_4 \ \lambda_5 \ \lambda_6 \ \lambda_7 \ \lambda_8 \ \lambda_9 \ \lambda_{10}] \quad (8)$$

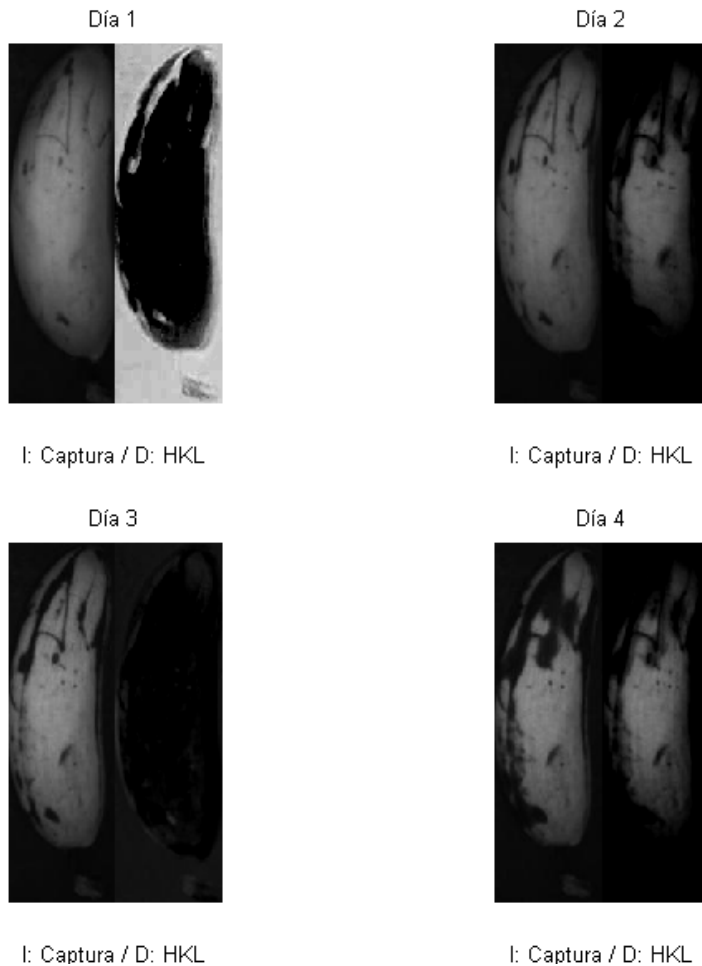
El programa desarrollado para el análisis de MSI permite definir la cantidad de imágenes a correlacionar a través de la transformada de Hotelling; el procedimiento a seguir por parte de este análisis inicia con la obtención de los promedios de cada una de las escenas capturadas por espectro, para quedar con forma de un vector columna de promedios. Posteriormente, se efectúa el cálculo de la matriz de covarianza utilizando (6), esto con la finalidad de encontrar los valores y vectores propios que nos permitan aplicar la transformación adecuada, así como identificar la relación existente entre los espectros de interés.

De una misma escena, se han capturado imágenes de los diez diferentes espectros, que al verse modificados por la matriz de transformación han arrojado los resultados mostrados en la Fig. 5.



**Fig. 5. TH para 10 longitudes de onda.**

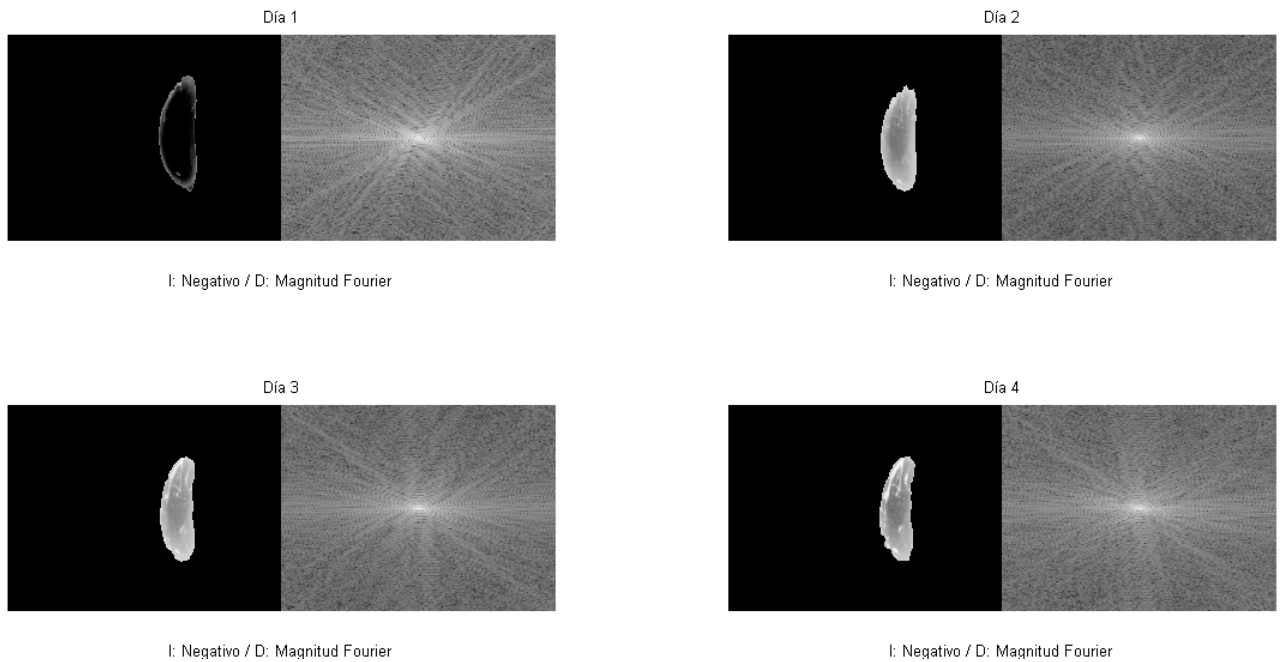
De la Fig. 5 podemos apreciar que existen longitudes de onda que pueden llegar a representar algún efecto dentro de la especie en estudio, sin embargo, al intentar aplicar esta correlación con los diez espectros, algunos de estos contienen información que no es perceptible a simple vista, como en el caso de los filtros BP590 y BP580, por lo cual se aplicó una normalización a sus transformadas para hacer más clara la información que arrojan como resultado. De forma similar, al aplicar la transformada de Hotelling a una escena del mismo espectro pero adquiridas en días consecutivos arroja resultados como los mostrados por la Fig. 6.



**Fig. 6. TH para escenas de días consecutivos.**

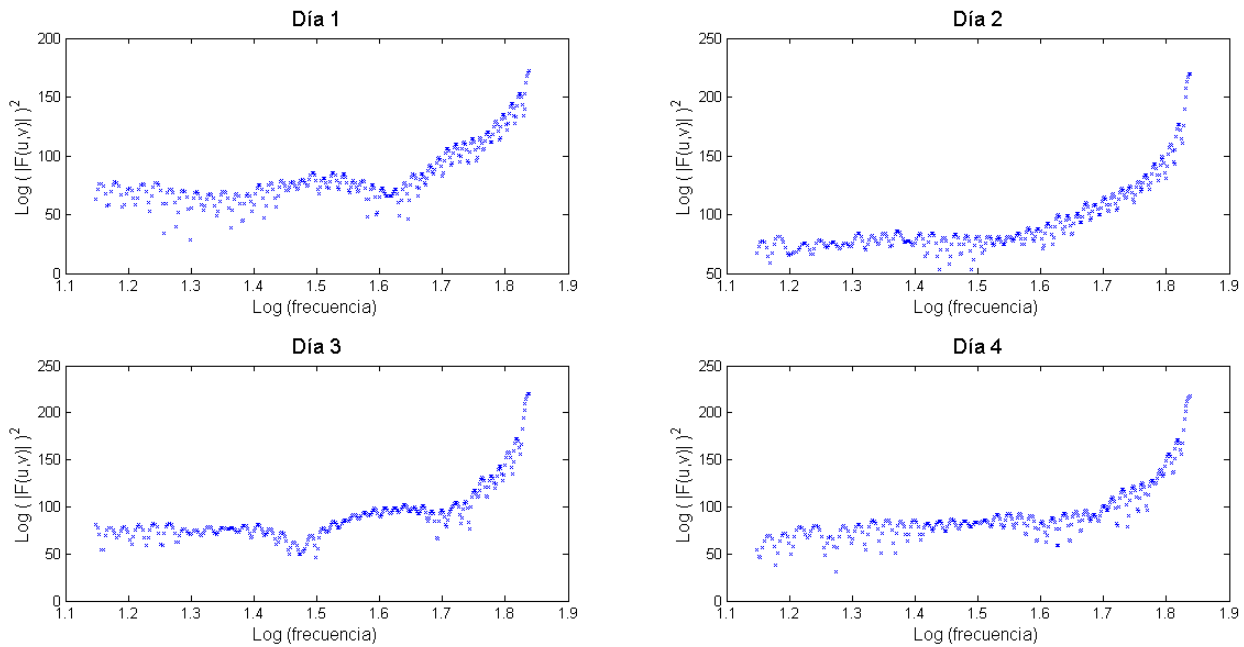
De este análisis se estimó un parámetro que permitiera evaluar el grado de correlación entre un conjunto de espectro. Con esta información, fue posible describir el comportamiento de la evolución en la madurez del plátano.

Alternativamente, se implementó un análisis similar al propuesto por Quevedo en [4], con la excepción de que se hizo uso de una imagen espectral para el cálculo del coeficiente  $FD_h$ . De forma similar se obtiene el negativo de la imagen, así como el espectro a través de la TF, tal como se muestran en la Fig. 7.



**Fig. 7. Negativo y espectro de Fourier para plátano.**

Como se menciona en [4] es necesario graficar el logaritmo de magnitud de los coeficientes de Fourier contra el logaritmo de frecuencia para encontrar el valor de la pendiente  $\beta_n$  (Fig. 8).



**Fig. 8. Gráfica de  $\log(|F(u, v)|)$  contra  $\log(\text{frecuencia})$ .**

A través de la Fig. 8 podemos observar un comportamiento similar al de la función sinc, que además muestra una porción lineal dentro del rango 1.7 a 1.8 que sirvió para efectuar una regresión lineal para obtener los valores de la pendiente  $\beta_h$ , dichos valores se muestran en la Tabla 2 así como en la Fig. 9 con su respectiva desviación. Se observa que el valor de la pendiente aumenta conforme se presenta una mayor evolución de la madurez del plátano, lo que nos ofrece un factor de observación aceptable para este proceso.

Día	Valor de $\beta_h$
1	301.6464
2	370.4146
3	575.7308
4	441.4844

Tabla 2. Valores para  $\beta_h$ .

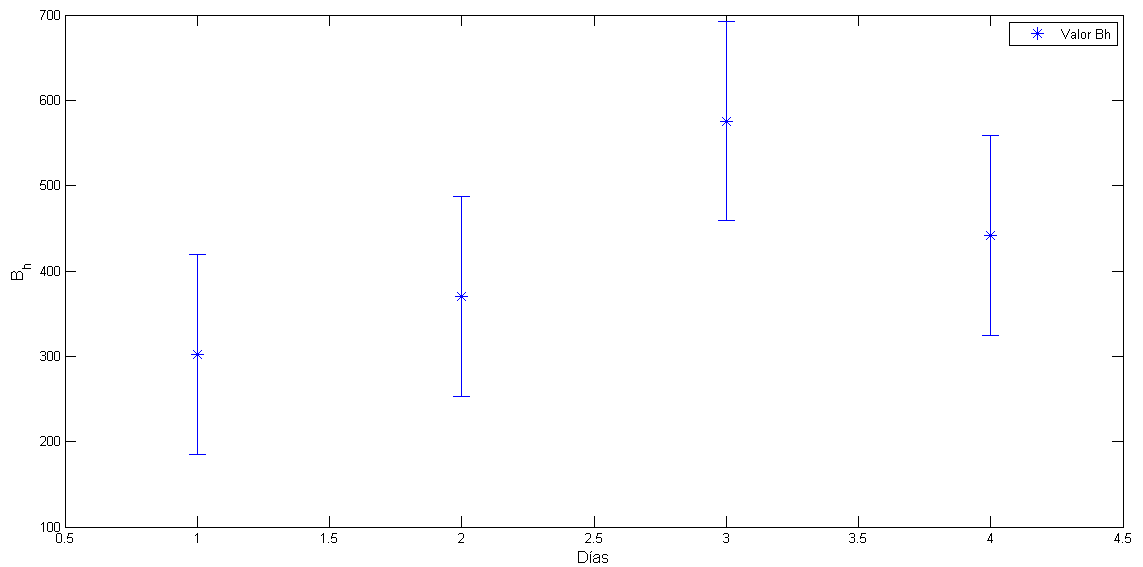


Fig. 9. Evolución de  $\beta_h$ .

#### 4. Discusión

El uso de imágenes multiespectrales ha permitido conocer el estado o comportamiento de un tejido en diferentes longitudes de onda. Tal es el caso de la percepción visual de la madurez del plátano en las longitudes capturadas con ayuda del filtro BP590, que ronda por el color naranja. Se aplicó la TF con la finalidad de asemejar la reproducción del

experimento llevado a cabo por Quevedo en [4] pero haciendo uso del filtro ya citado. Como ya se mostró, se obtuvieron resultados satisfactorios que permiten identificar la evolución de la madurez del plátano, que en cierto modo son reflejo de la percepción de este fenómeno en el espectro elegido, lo que puede llevar a una mayor asertividad en los resultados. Se cree que se obtendrán mejores resultados con el uso de imágenes multispectrales ya que Quevedo en [4] manifiesta que de una imagen a color se procede a obtener una en escala de grises, proceso en el cual se puede llegar a perder información relevante por la naturaleza de la transformación entre estos espacios, ya que por lo general la transformación es producto de aplicar la media de las tres longitudes que componen el espacio RGB.

Se espera que con el uso de la transformada de Hotelling la correlación de los espectros en sus diferentes combinaciones posibles, además de los cercanos al ya elegido, permita identificar con mayor claridad la evolución de las manchas que se destacan por indicar el proceso de transición que existe entre la maduración y el inicio de la descomposición de un plátano.

## **5. Conclusiones**

Se ha demostrado que existe la posibilidad de correlacionar información entre los diferentes espectros, así como en uno solo, con la finalidad de identificar algún proceso físico o químico del que se haga partícipe el tejido a estudiar. Es importante identificar a plenitud los procesos que se suscitan durante este estudio, así como la correcta interpretación y relación como producto del procesamiento de los espectros capturados, como es el caso del grado de madurez o descomposición en que se encuentran algunos frutos, ya sea por el exceso de madurez o algún tipo maltrato que se le dé a este durante el proceso de transporte o manejo. Dentro de este trabajo queda pendiente la plena identificación de algunos de estos procesos físicos y/o químicos en los que se ve envuelto el tejido para ofrecer una aplicación que permita reconocer de forma inmediata a los especímenes que ya se encuentren en este proceso. De igual forma sería conveniente



comparar las alternativas mostradas en el presente trabajo con otras alternativas que se han reportado en la literatura como lo es la transformada de Wavelet.

## 6. Referencias

- [1] J. Qin, K. Chao, M. S. Kim, R. Lu, T. F. Burks, "Hyperspectral and multispectral imaging for evaluating food safety and quality". *Journal of Food Engineering*. Volumen 1. Número 118. 2013, Páginas 157-171.
- [2] Y. Tarabalka, J. Chanussot, J. A. Benediktsson, "Segmentation and classification of hyperspectral images using watershed transformation". *Pattern Recognition*. Volumen 1. Número 43. 2010. Páginas 2367-2379.
- [3] X. Wu, J. Thigpen, S. K. Shah, "Multispectral microscopy and cell segmentation for analysis of thyroid fine needle aspiration cytology smears", *Engineering in Medicine and Biology Society*. Vol. Num. 2009. Páginas 5645-5648.
- [4] Y. Nanyam, R. Choudhary, L. Gupta, J. Paliwal, "A decision-fusion strategy for fruit quality inspection using hyperspectral imaging", *Biosystems Engineering*. Volumen 1. Número 111. 2012. Páginas 118-125.
- [5] R. Quevedo, F. Mendoza, J. M. Aguilera, J. Chanona, G. Gutiérrez-López, "Determination of senescent spotting in banana (*Musa cavendish*) using fractal texture Fourier image", *Journal of Food Engineering*. Volumen 1. Número 84. 2008. Páginas 509-515.
- [6] Machine Vision Filter Kit. MIDOPT. Estados Unidos. 2014.
- [7] R. C. González, R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 3ra. Edición. 2011. Editorial Prentice Hall. Upper Saddle River, NJ. Páginas 109, 474.

## 7. Autores

Mauro Santoyo Mora obtuvo su título de Ingeniero en Mecatrónica por el Instituto Tecnológico de Celaya en el año 2013, con especialidad en diseño de sistemas mecatrónicos. Actualmente es estudiante de Maestría en Ciencias en Ingeniería Electrónica en el Instituto Tecnológico de Celaya.

José Alfredo Padilla Medina nació en Iguala, Guerrero, el 21 de Abril de 1969. Obtuvo el grado de Ingeniero en Electrónica en Junio de 1992 en el Instituto Tecnológico de Celaya. En 2003 obtuvo el grado de Doctor en Ciencias (óptica) por parte del Centro de Investigaciones en Óptica. Ha realizado cerca de 40 publicaciones en revistas indizadas y en congresos nacionales e internacionales. A partir del 2002 es profesor-investigador en el Instituto Tecnológico de Celaya donde desarrolla investigaciones en las áreas de controladores difusos, sistemas de visión y teoría ROC.

Alejandro Espinosa Calderón nació en 1981. Se graduó en 2004 como Ingeniero en Electrónica, con especialidad en Electrónica de Potencia del Instituto Tecnológico de Morelia. En 2007 fue graduado como Maestro en Ingeniería Eléctrica de la Universidad de Guanajuato. En 2012 obtuvo su grado como Doctor en Ingeniería, con mención honorífica por la Universidad Autónoma de Querétaro. Cuenta con artículos publicados en revistas científicas y congresos internacionales, artículos de libros en editoriales internacionales y con protecciones de derechos intelectuales. Sus áreas de interés son electrónica de potencia, instrumentación electrónica, opto-electrónica, biosistemas, nanomateriales y aplicaciones de FPGAs.