

## MODELO DE MADURACIÓN DE FRUTO DE BANANO EMPLEANDO PROCESOS GAUSSIANOS DE REGRESIÓN Y FILTROS ACUSTO-ÓPTICOS.

### Ripening Model of Banana Fruit using Gaussian Processes for Regression and Acousto-Optic Filter

#### RESUMEN

Se presentan los resultados experimentales obtenidos del análisis espectral de imágenes ópticas del proceso de maduración de fruto de banano. La adquisición de las imágenes multispectrales se realizó en el rango espectral visible a través de un Filtro Acusto-Óptico (FAO). Se elaboró una base de datos con 800 imágenes para cada uno de los 15 días de maduración del fruto, se procede a realizar el filtrado y a adquirir los parámetros que caracterizan el modelo de maduración del fruto para desarrollar un proceso Gaussiano de Regresión y predecir el aporte de los componentes espectrales para el siguiente día de maduración.

**PALABRAS CLAVES:** Acusto-Óptica, análisis multispectral, maduración de banano, Procesos Gaussianos de Regresión.

#### ABSTRACT

*We present the experimental results obtained from spectral analysis of optical imaging processing of fruit ripening banana. The acquisition of multispectral imaging was performed in the visible spectral range through an Acousto-Optic Filter (AOF). It developed a database containing 800 images for each of the 15 days of fruit ripening is to make filtering and learn the parameters that characterize the model of fruit ripening to develop a process of regression and predict Gaussian input the spectral components for the next day of maturation.*

**KEYWORDS:** *Acousto-Optics, multispectral analysis, ripening banana, Gaussian Processes Regression.*

#### 1. INTRODUCCIÓN

En Colombia el Banano de exportación tipo Cavendish Valery se ha desarrollado como una cadena agroexportadora tradicional, generando importantes divisas para el país, manteniendo su posición como exportador neto, después del café y las flores, con valores que han oscilado entre 400 y 444 millones de dólares desde 1995, esto ratifica que el producto ocupa uno de los principales renglones de la economía del país con más de 34.960 empleos directos [1]. Sin embargo el gobierno y los gremios asociados a esta actividad reconocen que ahora más que nunca la competencia por los mercados internacionales estará demarcada por una diferenciación de producto y la puesta de un mayor valor agregado. La calidad del Banano depende entre otras, de la selectividad del cosechado que se realiza pero más aun del manejo Poscosecha que se le da [2]. Se han realizado numerosos estudios [3] – [6] con el objetivo de crear un sistema artificial de selección del punto óptimo de corte y empaquetado de Banano para su transporte y entrega a países consumidores como Estados Unidos a partir de la etapa de maduración, aunque ninguno de ellos involucra

sistemas de visión artificial o algoritmos de Inteligencia Artificial.

De otro lado, en los últimos años se han desarrollado diferentes aplicaciones en el área de la Inteligencia Artificial, que han superado las expectativas de algoritmos clásicos en el ámbito del Aprendizaje de Maquina, como las Redes Neuronales y Maquinas de Soporte Vectorial; a partir de consideraciones probabilísticas y en particular soportado por la teoría Bayesiana y Gaussiana [7]. A partir de las caracterizaciones espectrales obtenidas mediante Filtros Acusto-Ópticos y empleando Procesos de predicción tales como los Procesos Gaussianos de Regresión, se pretende desarrollar una nueva metodología para el control de poscosecha del Banano. Por lo tanto, se presentan las primeras etapas y resultados de la aplicación de éstos métodos de análisis de imágenes para la conformación de un sistema de visión artificial que permita estimar un modelo espectral del proceso de maduración de Banano al igual que predecir su estado para el día siguiente.

#### CÉSAR ISAZA

Ingeniero Electrónico.  
Profesor Auxiliar  
Universidad del Quindío  
caisaza@uniquindio.edu.co

#### WILLIAM RÍOS

Ingeniero Electrónico.  
Auxiliar de Investigación  
Universidad del Quindío  
willtronik@gmail.com

#### JULIO MOSQUERA

Físico.  
Profesor Asistente  
Universidad Tecnológica de Pereira  
jucemos@gmail.com

## 2. CARACTERÍSTICAS DEL SISTEMA

### 2.1. Esquema del Sistema Acusto – Óptico

El funcionamiento de un Filtro Acusto-Óptico (FAO) se basa en la selectividad Bragg de la interacción de una onda electromagnética con una onda acústica aplicada en un cristal birrefringente, con el cumplimiento de las leyes de conservación de la energía y el momento.

Un esquema simplificado del experimento es presentado en la Figura 1, donde una imagen de fruto de Banano (I) – es captada por una lente de alta resolución (L) y enfocada en el FAO, entonces una señal eléctrica proveniente de un generador de radio frecuencias (RF), es entregada a un transductor piezo-eléctrico (TR), que genera una onda acústica sobre el cristal de TeO<sub>2</sub>. La frecuencia entregada al transductor de encuentra en el rango de 70 MHz – 140 MHz. La selectividad de la interacción acusto – óptica hace que una fracción espectral de la imagen correspondiente a cierta frecuencia RF, sea difractada ( $I_d$ ), y captada por la cámara CCD conectada a un PC. De esta manera, la imagen captada no requiere de ningún proceso espectral digital.

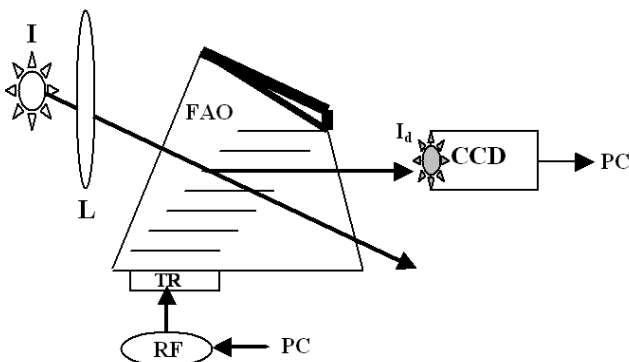


Figura 1. Esquema del experimento. I- Objeto, L-lente, FAO – Filtro acusto-óptico,  $I_d$  –Imagen filtrada, CCD – cámara conectada a un PC, TR- piezoconvertidor, RF – generador de RF.

Por otro lado, la imagen obtenida corresponde a una distribución 2D de la intensidad de luz reflejada por el objeto, es decir, es proporcional a la reflectividad del objeto en esa longitud de onda  $\lambda$ . Si se desea, es posible convertir cada píxel a una escala de niveles de intensidad y juzgar sobre la reflectividad del objeto.

### 2.2. Desarrollo Experimental

La calibración del sistema se realizó a partir de los resultados obtenidos en las mediciones espectrales de frutos de café en cereza [8], en donde se hizo necesario ajustar la óptica, la selección de la potencia aplicada al filtro Acusto-Óptico de Paratelerita (TeO<sub>2</sub>), la sensibilidad del CCD y las condiciones ambientales del laboratorio. Además, se requirió del corte de un solo

fruto de Banano, el cual se ubico en la misma posición durante los días que tardó el experimento. Para ello se situó el fruto sobre una mesa de laboratorio con condiciones de iluminación, temperatura y humedad no controladas. Durante 15 días consecutivos se llevó a cabo un barrido espectral desde el infrarrojo hasta el ultravioleta, que en términos de la frecuencia de la señal acústica aplicada como base para la difracción dentro del cristal anisotrópico fue de 90 MHz a 130 Mhz respectivamente [9]. El intervalo de tiempo entre las mediciones se seleccionó en 24 horas, periodo en cual y con base en la observación directa del fruto se notaron cambios en las características de coloración. Aunque se controlaron las variables de iluminación, posición e intervalo de tiempo entre los barridos espectrales, no se tuvieron en cuenta condiciones controladas de temperatura, humedad y presión entre otras.

### 2.3. Automatización de la Adquisición de las Imágenes

Las imágenes se adquirieron de manera automática y sincronizada con el cambio de frecuencias entregadas por el generador RF que es controlado desde el PC mediante el software de adquisición y procesamiento de imágenes y video llamado V++. De esta manera el tiempo de adquisición está determinado solamente por el tiempo de respuesta de la cámara CCD. Durante cada día de medición, se obtuvieron imágenes en color, que representan el contenido espectral del fruto en una longitud de onda particular. Se elaboró una base de datos conformada con 12000 imágenes espectrales, desde la longitud de onda correspondiente al color rojo hasta la correspondiente al azul, para 15 días de maduración del fruto de banano, iniciados el día de corte y recolección del mismo.

## 3. FILTRADO Y SEGMENTACIÓN

De la base de datos se tomó la última imagen de cada serie adquirida, la cual se denominó como fondo debido a que el contenido espectral es casi nulo, con el propósito de substraer el ruido de fondo e imperfecciones en la imagen, causadas por defectos del CCD.

Éste proceso se realizó de manera implícita, debido a que cada imagen adquirida solo contiene la información espectral de un ancho de banda equivalente a 12nm del espectro visible, a diferencia de una imagen digital corriente que contiene la información de todo el rango del espectro visible e igualmente lo que se observa es sólo una representación visual de 3 colores, rojo, verde y azul.

## 4. REPRESENTACIÓN Y DESCRIPCIÓN

Como parámetro característico de las imágenes se calculó la media de la serie de cada día de maduración

del fruto de banano. En la figura 2 se nota que el nivel promedio de intensidad de cada día varía, debido al cambio en la coloración del banano por el proceso de maduración. Se observa la diferencia en el contenido espectral de cada longitud de onda ( $\lambda$ ) en el día uno y en el día quince, conteniendo éste último una mayor intensidad en las  $\lambda$  correspondientes a los colores rojo 625-740 nm y amarillo 565-590 nm (Secuencia de imágenes entre la 1 y 400) que en el verde 520-565 nm y azul 450-500 nm (Imágenes entre la 450 y 800).

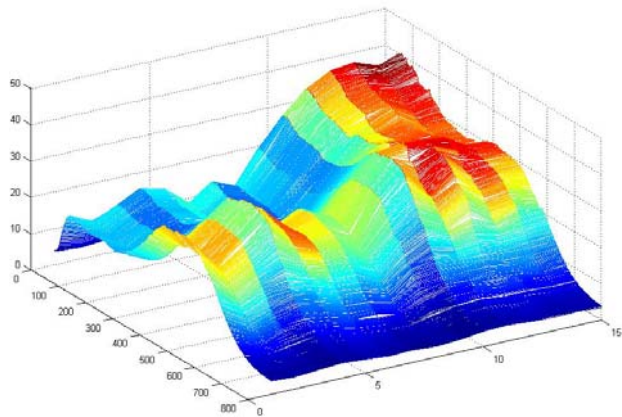


Figura 2. Matriz de Medias calculadas sobre las imágenes espectrales de cada día de maduración del banano.

Se calculó la media a cada imagen de cada día de maduración del banano, obteniéndose el resultado mostrado en la figura 3, en la que se observa en detalle para el primer día de maduración, un nivel bajo de intensidad para  $\lambda$  correspondiente al color rojo y amarillo, el nivel de intensidad un poco mayor para  $\lambda$  correspondiente al color verde y casi ausencia total de  $\lambda$  del color azul. En tanto que para el último día de maduración, día 15, se nota una muy alta componente de  $\lambda$  correspondiente al color rojo, a continuación en menor medida pero aún muy alta, el nivel de intensidad de  $\lambda$  del color verde, y finalmente, ninguna variación para  $\lambda$  correspondiente al color azul.



Figura 3. Imágenes espectrales del fruto de banano. Arriba: Primer día de maduración. Abajo: Décimo quinto día de maduración.

### 5. RECONOCIMIENTO E INTERPRETACIÓN

Tomando como base el objetivo central del experimento de modelar el proceso de maduración de Banano, se

observa que este problema puede ser tratado como un ejercicio típico de aprendizaje supervisado, en el cual se evidencia la necesidad de aprender el mapeo de las entradas con respecto a las salidas, que en otras ámbitos, tales como en la rama de la Inteligencia Artificial o Aprendizaje de Maquina se reconoce como regresor; el cual es considerado como el mecanismo que se emplea para predecir cantidades continuas.

En la aplicación particular, se interpreta el Proceso Gaussiano de Regresión, como una distribución de funciones y la inferencia que toma lugar directamente del espacio de funciones. Dado lo anterior, la idea central es recuperar el proceso demarcado de los puntos observados con ruido de los barridos espectrales obtenidos diariamente durante 15 días del experimento.

Considerando entonces los datos de entrenamiento como:

$$D = \{x^{(i)}, y^{(i)} \mid i = 1, \dots, n\} \tag{5.1}$$

En donde cada entrada es un vector  $X$  de dimensión  $d$  y cada punto objetivo es un valor escalar real

$$y = f(x) + \text{Ruido} \tag{5.2}$$

Y las entradas son una matriz de  $d \times n$  dimensiones y los objetivos un vector  $Y$

$$D = \{X, y\} \tag{5.3}$$

Se desea inferir  $FX$  para entradas no observadas de  $XX$ , usando

$$p(f^* \mid X^*, D) \tag{5.4}$$

Por otra parte, la regresión lineal Bayesiana, asume un ruido ( $\epsilon$ ) con distribución normal, cuyos parámetros son: Media cero ( $\mu = 0$ ) y Varianza uno ( $\sigma^2 = 1$ ).

$$\epsilon \sim N(0, \sigma^2) \tag{5.5}$$

y como modelo:

$$f(x \mid W) = x^T W, \quad y = f + \epsilon \tag{5.6}$$

De donde los parámetros de la verosimilitud son dados por:

$$p(y \mid x, W) = N(x^T W, \sigma^2 I) \tag{5.7}$$

Y asumiendo a priori una Gaussiana sobre los parámetros:

$$p(W) = N(0, \Sigma_p) \tag{5.8}$$

Se aplica el teorema de Bayes y se obtiene la distribución posterior:

$$P(w \mid y, x) \propto P(y \mid x, w) P(w) \tag{5.9}$$

De la ecuación anterior se observa que la distribución anterior depende del producto de la verosimilitud y la distribución a priori. Luego, la se puede expresar la posterior sobre los parámetros como:

$$P(w|y, x) = N\left(\frac{1}{\sigma^2} A^{-1} Xy, A^{-1}\right) \quad (5.10)$$

Donde: 
$$A = \sum_p^{-1} + \frac{1}{\sigma^2} XX^T$$

Permitiendo expresar la distribución predictiva como:

$$P(f^*|X^*, X, y) = \int f(X^*|W)P(W|X, y)dW$$

$$P(f^*|X^*, X, y) = N\left(\frac{1}{\sigma^2} X^{*T} A^{-1} Xy, X^{*T} A^{-1} X^*\right)$$

Incrementando la evidencia y usando un conjunto de funciones base  $\varphi(x)$  para proyectar una entrada  $X$  de  $d$  dimensiones en un espacio de características de  $m$  dimensiones, entonces la distribución predictiva puede ser expresada en términos del procesado inherente del espacio de características. Sin embargo, en este enfoque, la dificultad de modelo depende de cuántas y cuáles funciones base usar, razón por la cual, se elige la interpretación del Proceso Gaussiano de Regresión desde el punto de vista de la función de espacio y no desde la longitud del espacio.

Desde el enfoque que proporciona la Función de Espacio y partiendo del hecho que el Proceso Gaussiano es una colección de variables aleatorias de número finito que tienen una distribución conjunta Gaussiana, se especifica y describe completamente por una función de Media y una función de Covarianza definida positiva.

En el Modelo de Maduración de Banano, se han considerado las entradas del regresor los 15 días que tardó el experimento y como puntos objetivos las medias de la imagen que representa cada una de las longitudes de onda. De esta forma, se calculan 800 regresores. En a Figura 2, se observa tomando como eje correspondiente a la escala de 800, que representa las curvas de cada uno de los regresores.

Empleando el *toolbox GPR para Matlab*, desarrollado por *Carl Edward Rasmussen and Christopher K. I. Williams* e ingresando los valores correspondientes de los días, las longitudes de onda, la función de Covarianza y los Hyperparámetros iniciales que fueron seleccionados aleatoriamente entre el intervalo (0 y 1) de una Gaussiana centrada en 1; se obtuvieron los resultados.

**6. RESULTADOS EXPERIMENTALES**

A partir de la base de datos de las 12000 imágenes espectrales tomadas, se calcularon los 800 regresores, seleccionando una longitud de onda y observando su comportamiento durante los 15 días del experimento. Como resultado de este calculo, se tiene una matriz de salida de Hyperparámetros con dimensión 3x800. En el comportamiento de los Hyperparámetros se resalta un

valor elevado en la longitud de onda correspondiente al rango espectral del azul, pero que detallando valores anteriores y posteriores, se deduce que es un error en la medición.

Seleccionando una longitud de onda en el espectro del rojo (Frecuencia de la señal Acústica de 90 MHz), se ilustra en la parte superior los puntos que representan la medida de las imágenes tomadas. En el centro se ilustra el comportamiento del regresor, donde se aprecia la varianza del error y la media. En la parte inferior, se tiene una ampliación de la zona en que se detalla el valor medido de la media estimada de la imagen correspondiente al día 15. Este valor denotado como  $Y_m$  es 0,14545.

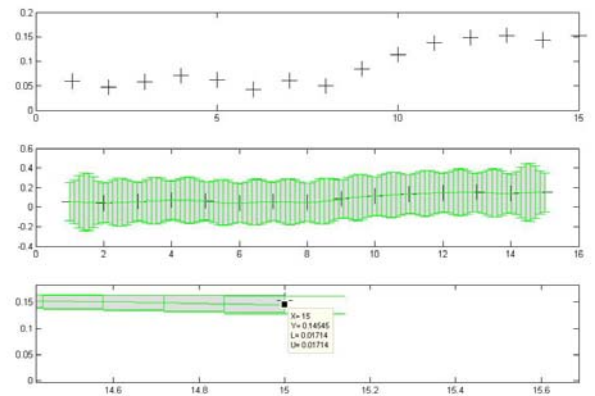


Figura 4. Puntos del Regresor para el día 15 medido.

En la figura 5, se observa en la parte superior y central las mismas características que la figura anterior, pero en la parte inferior se detalla el valor predicho de la media estimada de la imagen correspondiente al día 15. Este valor denotado como  $Y_p$  es 0,12209.

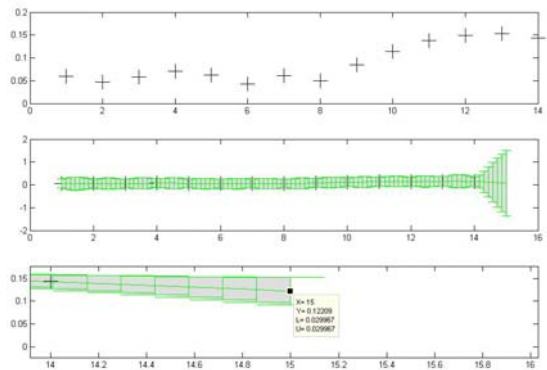


Figura 5. Puntos del Regresor para el día 15 predicho.

A partir de los resultados de  $Y_m$  y  $Y_p$ , se calcula el porcentaje de error que es de 16%. Con base en este resultado se procede a tomar los 800 valores de las medias medidas el día 15.

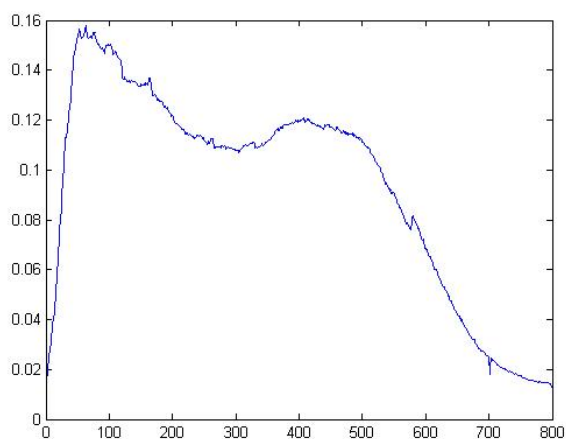


Figura 6. Medias Medidas para las 800 lambdas del día 15.

En la figura 7 se ilustra el comportamiento de las 800 medias predichas por los regresores para el día 15.

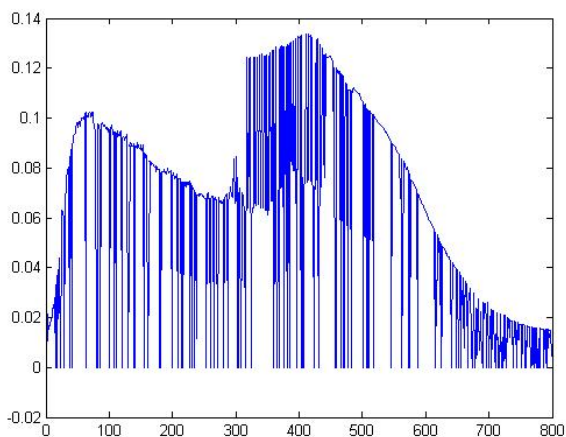


Figura 7. Medias Predichas para las 800  $\lambda$  del día 15.

Es importante resaltar que el comportamiento de las envolventes de las figuras 6 y 7 es similar, parámetro que indica el buen funcionamiento del algoritmo de cálculo de los 800 regresores.

A partir de los puntos que representan las medias medidas y predichas, se determina el error punto a punto. Si se toman los primeros 300 puntos de error, se detalla un valor significativamente grande que se refleja en la diferencia notoria de la envolvente predicha a la medida. Sin embargo, a partir del punto 600, el error disminuye considerablemente, lo cual refleja el parecido en magnitud y comportamiento de las medias medidas y predichas. Con los 800 puntos de error, se calcula el promedio de error para estimar un valor general de la eficiencia que tiene el algoritmo de Procesos Gaussianos de Regresión sobre la predicción del estado de maduración del Banano en el día 15 del experimento. De esto, se tiene que el error promedio total del regresor es de: 0.0309 que en términos del porcentaje es del 3%.

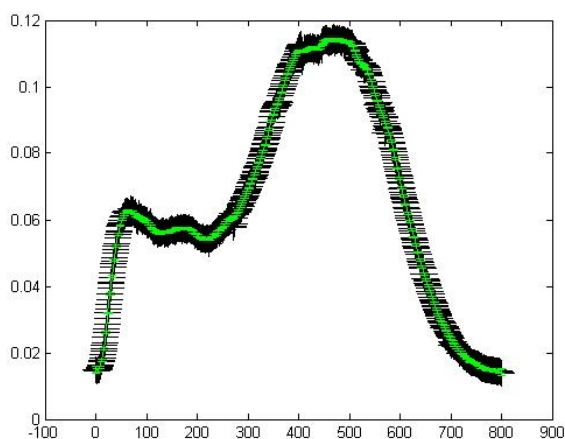


Figura 8. Curva del Regresor de un día tomando como entrada las 800  $\lambda$  medidas.

En la figura 8, se observa el comportamiento de uno de los 15 regresores que se calcularon para hacer la predicción de las longitudes de onda que no se pueden captar por estar en el espectro superior al rango visible del azul. Igualmente se consideró el modelo del regresor para estimar longitudes de onda correspondiente al infrarrojo cercano, tal como se presenta en la figura siguiente.

Es notorio que para valores de Media predichos muy cercanos al valor medido, la varianza del error es pequeña, sin embargo a medida que se aleja del punto conocido crece. En términos de la frecuencia, es posible estimar hasta 2,5 MHz por debajo y por encima de los límites de 90 MHz y 130 MHz respectivamente. En cantidad de imágenes espectrales que se pueden estimar con el Proceso Gaussiano de Regresión es de 50. Estos límites, fueron determinados a partir de la varianza del error que se observa en la figura9.

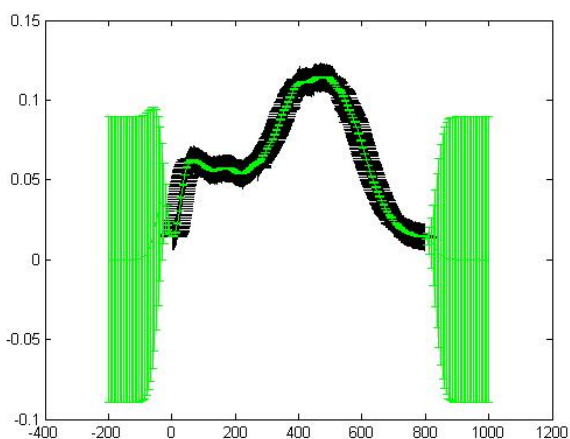


Figura 9. Predicción de las Medias de  $\lambda$  no medidas para un día a partir de los Hyperparámetros aprendidos.

A partir de los 15 regresores calculados, se extrajeron los Hyperparámetros, que tienen como objeto demostrar la aplicación los Procesos Gaussianos de Regresión como una herramienta de reducción de dimensionalidad, y con un trabajo futuro, construir el Proceso Gaussiano de Clasificación, con el que será posible determinar el día en que se encuentra el Banano dentro del Proceso de Maduración, después de la etapa de corte.

## 7. CONCLUSIONES

En este trabajo se muestra un Modelo de Maduración de Banano empleando Procesos Gaussianos y Filtros Acusto-ópticos. A partir del resultado obtenido en la parte de filtrado, es importante resaltar que el método para eliminar las componentes de ruido de las imágenes capturadas por el sistema, tomando como base la imagen de fondo cuando no se tiene una señal de RF para hacer la difracción dentro del cristal, es más rápido y eficiente comparado con las técnicas de filtrado digitales convencionales.

Se pudo observar que el sistema Acusto-Óptico es un potente segmentador de imágenes, debido a que sólo contiene la información espectral de un pequeño ancho de banda equivalente del espectro visible.

En la búsqueda de características que pudieran entregar algún tipo de información, se exploraron: la FFT, la Media, la Desviación Estándar, la Suma Total de las Intensidades, la Traza, la Entropía y el Histograma. Después de graficar estos parámetros, se observó que algunos de ellos tenían, a través del barrido de las longitudes de onda, un comportamiento similar a los valores de las Medias calculadas y resultaba redundante emplear la información proporcionada por dichos parámetros. Por tal razón, sólo se empleó la Media como parámetro para desarrollar la aplicación del Proceso Gaussiano de Regresión.

A partir de los cálculos de error, se observa que el comportamiento del regresor en el proceso de predicción de las medias de un día después del siguiente conocido, tiene una alta eficiencia. Sin embargo, esta eficiencia se ve afectada a medida que se estiman medias de días posteriores al último día medido.

Finalmente se elaboró una primera aproximación de un sistema de visión artificial que permite estimar el modelo espectral del proceso de maduración de fruto de banano. Como trabajo inmediato será necesario encontrar nuevos parámetros que brinden información sobre las imágenes espectrales de cada día de maduración y así establecer una metodología para determinar de una manera precisa, el día de maduración del fruto.

## 8. AGRADECIMIENTOS

Este trabajo fue desarrollado gracias al Instituto Interdisciplinario de las Ciencias de la Universidad del Quindío que facilitó las instalaciones y los equipos del Laboratorio de Acusto-Óptica.

## 9. BIBLIOGRAFÍA

- [1] H. J. Martínez y C. F. Espinal, Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural Observatorio Agrocadenas Colombia. La cadena de Banano en Colombia. Una mirada Global de su Estructura y Dinámica. 1991-2007.
- [2] P. M. González, "Enfermedades del cultivo del banano". Universidad de Costa Rica, San José (CRI), Pág. 102. 1987.
- [3] B.B. Beattie y Chinnick. "Mejoramiento de la calidad de los bananos". Banana Bulletin (AUS), 51, (2), p. 7-9. 1987.
- [4] A.R. Lawton, "La maduración de los bananos sobre las paletas de transporte". Report Shipowners Refrigerated Cargo Research Association, (TC38). 2000.
- [5] M. Gonzáles y M. Soto, "Influencia del tipo de embalse sobre la forma del racimo y el diámetro del dedo central de la segunda y cuarta mano del fruto de banano (*Musa AAA*), subgrupo Cavendish". Congreso: Reunión sobre Agro fisiología del Banano, San José (CRI), 1986/08/24-31 Reunión sobre Agro fisiología del Banano (CRI). 1988.
- [6] M. E. Tipping, y C. M. Bishop, *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 11, pages 382,388. MIT Press, 1999.
- [7] J. C. Mosquera, A. Sepúlveda y C. Isaza, "Procesamiento de Imágenes Ópticas de Frutos de Café en Cereza por medio de Filtros Acusto-Ópticos". Ingeniería y Desarrollo. 2008.
- [8] J. C. Mosquera y otros, "Análisis de imágenes Por Métodos Acusto-Ópticos en el espectro visible y cercano IR", Memorias XI simposio de tratamiento de Señales, imágenes y visión artificial, STSIVA 2006.