



UNIVERSIDAD  
DE PIURA

REPOSITORIO INSTITUCIONAL  
PIRHUA

# ANÁLISIS DE LA CALIDAD DEL GRANO DE CACAO MEDIANTE IMÁGENES HIPERESPECTRALES USANDO TÉCNICAS DE VISIÓN ARTIFICIAL

George Mundaca-Vidarte

Piura, junio de 2016

FACULTAD DE INGENIERÍA

Máster en Ingeniería Mecánico-Eléctrica con Mención en Automática y  
Optimización

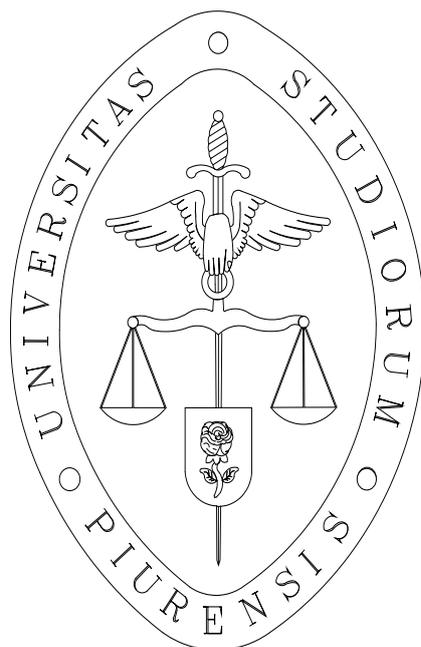
Mundaca, G. (2016). *Análisis de la calidad del grano de cacao mediante imágenes hiperespectrales usando técnicas de visión artificial* (Tesis de Máster en Ingeniería Mecánico-Eléctrica con mención en Automática y Optimización). Universidad de Piura. Facultad de Ingeniería. Piura, Perú.



Esta obra está bajo una [licencia](#)  
[Creative Commons Atribución-](#)  
[NoComercial-SinDerivadas 2.5 Perú](#)

[Repositorio institucional PIRHUA – Universidad de Piura](#)

**UNIVERSIDAD DE PIURA**  
**FACULTAD DE INGENIERÍA**



**“Análisis de la calidad del grano de cacao mediante imágenes hiperespectrales usando técnicas de visión artificial”**

**Tesis para optar el Grado de Máster en  
Ingeniería Mecánico-Eléctrica con mención en Automática y Optimización**

**George Antonio Mundaca Vidarte**

**Asesor: Dr. Ing. William Ipanaqué Alama**

**Piura, Junio 2016**



**A Dios, a mi familia y  
a mis amigos.**



## Prólogo

La región norte del Perú es una de las principales zonas exportadoras de cacao orgánico cuyo nombre científico es *Theobroma cacao* Laurent, los métodos utilizados actualmente para el control de calidad durante el proceso de secado al que se somete el cacao se realiza de manera artesanal y carece de técnicas de automatización y optimización de procesos que permitan garantizar una calidad uniforme durante toda la producción, por tal razón surge la necesidad de proporcionar una alternativa de solución que propone la implementación de un sistema computacional que proporcione la identificación de características predominantes en el grano de modo que se infiera la calidad de manera inmediata y objetiva, de este modo proporcionando a la actividad agroindustrial una solución de bajo costo y efectiva que permita mejorar la calidad del grano en el proceso de secado.

En esta tesis de Maestría se desarrolla un sistema en Matlab con algoritmos de visión artificial aplicado en imágenes hiperespectrales, con el fin de proveer información instantánea de la identificación de la calidad del grano del cacao durante el proceso de secado, facilitando la toma de acciones en el proceso de secado del cacao. Así también, se busca fomentar el uso de algoritmos de visión artificial para el procesamiento digital de imágenes con enfoque en diversos campos como la agroindustrias, biomedicina, seguridad entre otros, que pueda generar propuestas de inversión y desarrollo para la comunidad.

Como resultado de realizar actividades de investigación y desarrollo (I+D) en el laboratorio de sistemas automáticos de control, se realizó la publicación del artículo: "Evolución del índice espectral de antocianina ARI2 en el proceso de secado del cacao", 2º Congreso Salesiano de Ciencia, Tecnología e Innovación para la Sociedad, CITIS, Guayaquil-Ecuador, 2 y 3 de Diciembre del 2015, en la cual el autor de esta tesis es uno de los autores principal del artículo científico.

Es importante mencionar a las personas e instituciones que me han permitido cumplir la labor de investigador y por ende la redacción de este informe, por tal razón dirijo un agradecimiento especial a mi asesor Dr. Ing. William Ipanaqué Alama, al equipo del Laboratorio de Sistemas Automáticos de Control de la Universidad de Piura por su colaboración, al "Consejo Nacional de Ciencia, Tecnología e Innovación Tecnológica - CONCYTEC" mediante la promoción de la investigación en el país, gracias al programa FONDECYT se tuvo una subvención para estudios de maestría y a la "Asociación de Productores de Banano y Cacao Orgánico - ASPROBO" por proporcionarme muestras de granos de cacao.



## Resumen

Con el fin de desarrollar un método para determinar la calidad del grano de cacao en comparación con las técnicas tradicionales que se utilizan actualmente, se propone una nueva metodología usando algoritmos de visión artificial en Matlab aplicado a imágenes hiperespectrales en el rango de 400 a 900 nm del espectro electromagnético. En esta tesis se presenta un análisis del Índice de Reflectancia antocianina (ARI2) durante el proceso de secado en diferentes áreas del grano de cacao violeta, como el endospermo, el cotiledón y grietas; se correlaciona con los datos de pH, y la humedad inducida por un análisis bioquímico. La correlación de Pearson ha permitido correlacionar los valores de ARI2 con pH y humedad, dando valores de -0.93 y 0.96 respectivamente. Se encontró una relación inversa entre los valores de ARI2 de las grietas y la calidad del grano de cacao al final del proceso de secado. Valores ajustados por mínimos cuadrados de ARI2 de la zona del cotiledón del grano cercanos a 2 es un indicador que el proceso de secado ha culminado, también se encontró una relación inversa entre el valor de ARI2 promedio en las grietas del cacao con el grado de calidad del grano al final del proceso de secado, valores mayores a 2.12 de ARI2 está relacionado con granos de cacao de baja calidad, mientras que valores menores a este, está relacionado con granos de buena calidad.

El sistema implementado está desarrollado en etapas: pre-procesado, operaciones morfológicas, segmentación, análisis de componentes principales, cálculo de los índices de vegetación, algoritmos de visión artificial y se relaciona con datos proporcionados por un examen bioquímico de pH y Humedad realizada durante los 7 días que dura el proceso de secado. De este modo se busca proporcionar al sector agroindustrial de una herramienta de bajo costo de manera que brinde una solución objetiva y efectiva para determinar la calidad del grano de cacao durante la etapa de secado y post-secado. El cubo hiperespectral espectral del grano de cacao se adquirió mediante el programa Spectronom, y el procesamiento de la imagen ha sido desarrollado completamente con la herramienta "Video and Image Processing Toolbox" que opera en el entorno MATLAB. Se redujo su dimensión por medio del Análisis de Componentes Principales (PCA) donde el primer componente PC1 proporciona el 95% de toda la información del grano.

Los resultados de esta investigación fueron presentados en el 2º Congreso Salesiano de Ciencia, Tecnología e Innovación para la Sociedad, CITIS, 2 y 3 de Diciembre del 2015, Guayaquil-Ecuador.



## Índice

Prólogo .....	i
Resumen .....	i
Índice .....	i
Introducción.....	1
Capítulo 1 .....	3
Antecedentes.....	3
1.1. Motivación y justificación .....	3
1.2. Objetivos.....	4
1.3. Metodología.....	4
1.4. Estudio del Arte .....	5
1.5. Cacao .....	5
1.5.1 Generalidades .....	5
1.5.2 Descripción Botánica.....	5
1.5.3 Características de la almendra de cacao. ....	6
a. Morfología de la almendra.....	6
b. Composición química de la almendra .....	6
1.5.4 Clasificación de cacao.....	7
a. Variedad Criollo .....	7
b. Variedad Forastero .....	7
c. Variedad Trinitario .....	7
1.5.5 Proceso del cacao.....	8

a. Proceso de Fermentación.....	8
b. Proceso de Secado .....	8
c. Clasificación y almacenamiento.....	10
1.5.6 Prueba de corte.....	10
1.5.7    Calidad del cacao. ....	10
1.6. Análisis Hiperespectral.....	11
1.6.1.    Espectro Electromagnético.....	11
1.6.2.    Espectroscopia NIR.....	15
1.6.3.    Imagen Hiperespectral.....	17
1.6.4 Sensor Hiperespectral .....	20
Capítulo 2.....	27
Algoritmos de visión artificial.....	27
2.1. Adquisición.....	27
2.2. Pre Procesamiento .....	28
2.3. Segmentación.....	29
2.4. Detección de objetos y clasificación .....	30
Índices de Vegetación .....	30
2.5. Análisis de la Imagen .....	31
Coeficiente de Correlación de Pearson .....	31
Capítulo 3 .....	33
Análisis hiperespectral del grano de cacao en el proceso de secado.....	33
3.1. Muestras.....	34
3.2. Diseño de experimento .....	34
3.3. Instrumentos .....	34
3.4. Adquisición.....	35
3.5. Pre-procesado .....	35
3.6. Extracción de Índices de Vegetación.....	36
a. Índice de Reflectancia de Antocianina 2.....	36
Capítulo 4 .....	39
Análisis de los resultados .....	39
4.1. Análisis durante el Proceso de Secado .....	39

4.2. Análisis al final del Proceso de Secado .....	43
4.3. Discusión de la biografía. ....	45
Capítulo 5 .....	47
Artículo científico.....	47
Evolution of the spectral index anthocyanin ARI2 in the cocoa beans drying process.....	47
Conclusiones.....	55
Bibliografía.....	57



## Introducción

El análisis de imágenes hiperespectrales integra espectroscopia e imagen suministrando información espectral y física de una muestra [1], estas imágenes se obtienen de manera remota o local a través de sensores que hacen uso de cientos de bandas espectrales contiguas y discretas [2]. Este análisis provee a muchos campos de investigación una técnica no destructiva, tal es el caso de la agricultura donde existe un creciente interés por la evaluación de la calidad de productos agroalimentarios y salud de los cultivos [3]. A través de estas imágenes es posible hacer un estudio espectroscópico para inferir características químicas a partir de la absorción de la energía por parte de la materia [4], cuando la frecuencia de luz incidente es igual a la frecuencia de vibración natural de la molécula se produce una transferencia de energía que causa un cambio en la amplitud de la vibración molecular y absorbe la radiación [5] siguiendo la ley de Lambert-Beer que relaciona la concentración del medio absorbente con la absorción de la radiación [6].

La ecuación (1) determina la absorbancia ( $A$ ) como un valor adimensional,  $I_0$  es la intensidad de la luz incidente,  $I(x)$  es la intensidad de la luz transmitida,  $\varepsilon$  es el coeficiente de absorptividad molar ( $1/mol.m$ ),  $c$  es la concentración ( $mol$ ) y  $X$  es la longitud del paso óptico ( $m$ ).

$$A = \ln(I_0/I_x) = \varepsilon * c * X \quad (1)$$

La reflectancia ( $R$ ) es el factor de medición del sensor hiperespectral que capta el haz de luz reflejado por la muestra [7] y se relaciona con la absorbancia según (2) [8], dichos valores son utilizados para hallar el Índice de Reflectancia de Antociana 2 (ARI2) que mide la presencia de antocianinas en una muestra [9], [10].

$$A = -\ln(R) \quad (2)$$

Estos valores de reflectancia son usados para encontrar el índice de Reflectancia de Antociana 2 (ARI2) [9] la cual mide la presencia antocianinas que es un pigmento hidrosoluble que hace que los granos de cacao tenga apariencia visualmente oscuro [10]. Esta investigación muestra un estudio del índice espectral ARI2 en distintas zonas del grano y su variación en el tiempo durante el proceso de secado; se presenta una relación de ARI2, pH y humedad con la finalidad de correlacionar la calidad de grano.

La visión artificial es un campo que se viene desarrollando en las últimas décadas y que tiene aplicaciones en distintos sectores de la industria, esto se da ya que en su mayoría la

información recibida por el hombre es visual, adquirir dicha información en un sistema computacional se llama “Procesamiento y reconocimiento de imágenes por computadora” [11], investigadores vienen desarrollando aplicaciones en distintos campos como la agroindustria, la medicina, la minería, la seguridad [12]. El desarrollo de algoritmos computacionales busca solucionar problemas como la detección, identificación y clasificación de objetos, entre otras necesidades [13].

Para el desarrollo experimental se obtuvieron muestras de granos de cacao los cuales fueron clasificados con personal especialista de la asociación. Se analizó cualitativamente cada grano de cacao y se etiquetaron para su reconocimiento en laboratorio.

Esta investigación desarrolla un sistema en el entorno MATLAB que permita la identificación objetiva de la calidad del grano de cacao durante el proceso de secado, y dar solución a la problemática que genera no tener información de manera instantánea durante el proceso de secado. El cubo hiperespectral adquirido se sometió a una etapa de segmentación, con el fin de filtrar solo información referente a la reflectancia del grano, las 240 bandas del nuevo cubo se sometieron a un análisis de componentes principales (PCA) [14] donde el primer componente PC1 proporciona el 95% de toda la información del grano. Se aplicó técnicas de visión artificial como binarización, filtros y operaciones morfológicas [15], [16] con la finalidad de segmentar las regiones de interés del grano: el endospermo, el cotiledón y las grietas.

La elaboración de esta tesis organiza las etapas de esta investigación, presentándolo en 5 capítulos, en el Capítulo 1: “Antecedentes” explica brevemente la motivación y justificación del trabajo así como conceptos generales del cacao, el proceso de secado al que se somete y concepto de análisis Hiperespectral, en el Capítulo 2: “Algoritmos de visión artificial” explica los conceptos de los algoritmos que serán implementados en el desarrollo del sistema en el entorno Matlab [17], en el Capítulo 3: “Análisis hiperespectral del grano de cacao en el proceso de secado”, se explica las etapas del sistema desde la adquisición en tiempo real de las imágenes hiperespectral de las muestras de cacao en el rango espectral de 400 a 900 nm para pasar por una etapa de procesamiento donde se aplican técnicas de visión artificial como pre-procesado, operaciones morfológicas, segmentación, análisis de componentes principales, cálculo de los índices de vegetación, en el Capítulo 4: “Análisis de los resultados” se muestra el análisis de los resultados proporcionados por los experimentos realizados con el sistema implementado y se relaciona con los datos proporcionados por un examen bioquímico de pH y Humedad, finalmente en el Capítulo 5: “Artículo científico”, contiene el artículo científico “Evolución del índice espectral de antocianina ARI2 en el proceso de secado del cacao” resultado de la investigación que fue presentado en el 2° Congreso Salesiano de Ciencia, Tecnología e Innovación para la Sociedad, CITIS, 2 y 3 de Diciembre del 2015, Guayaquil-Ecuador, producto de este trabajo.

## **Capítulo 1**

### **Antecedentes**

La realización de esta tesis, nace en la Universidad de Piura en el año 2014 debido a la actividad de investigación y desarrollo (I+D) en el proyecto de investigación del laboratorio de Sistemas Automáticos de Control y el Fincyt: “Sistema de procesamiento digital de imágenes para la clasificación de productos agroindustriales”. Como resultado de esta investigación, se realizó el artículo científico “Evolución del índice espectral de antocianina ARI2 en el proceso de secado del cacao”, para el 2º Congreso Salesiano de Ciencia, Tecnología e Innovación para la Sociedad, CITIS, Guayaquil-Ecuador, 2 y 3 de Diciembre del 2015.

El autor de esta tesis realizó en el 2012 el artículo científico “Sistema para detección de placas mediante el procesamiento digital de imágenes”, el cual fue seleccionado en el XV IFAC Congreso Latinoamericano de Control Automático en el 2012 (CLCA 2012).

Con la tesis propuesta se busca una solución a la obtención rápida y eficiente de la calidad de los granos de cacao en el proceso de secado, así mismo se busca incentivar el uso del análisis hiperespectral en diversos campos de investigación como medio de desarrollo tecnológico en diversas áreas como la agroindustria, la medicina, la seguridad, etc.

#### **1.1. Motivación y justificación**

La principal motivación de esta investigación es proveer de una herramienta de bajo costo para el sector agroindustrial que determine la calidad de los granos de cacao en el proceso de secado de manera rápida y objetiva, además se busca proporcionar un marco de trabajo que permita comprender y estudiar el comportamiento tanto teórico como práctico de los sistemas de procesamiento de imágenes aplicado en imágenes hiperespectrales.

Los procesos que a los que somete el cacao desde la bellota hasta su exportación son artesanales lo que se busca es aplicar investigación y desarrollo para innovar un sistema que automático para reconocer la calidad del grano de cacao. Esta investigación busca desarrollar una plataforma en Matlab para identificar la calidad de los granos de cacao en la etapa del secado mediante algoritmos de visión artificial aplicados a imágenes hiperespectrales del grano de cacao abierto

El desarrollo de software de procesamiento de imágenes en la Región Piura y en el Perú es casi nulo a pesar de las necesidades que la agroindustria demanda, a esto se le suma los

costos elevados de los equipos y software que existen en el mercado. De este modo con esta investigación se propone la implementación de un sistema computacional que proporcione la identificación de características predominantes en el grano de modo que se infiera la calidad de manera inmediata y objetiva, para poder implementarlo posteriormente en un hardware de modo que se accesible al mercado.

## 1.2. Objetivos

Estudio profundo y del estado del arte de sistemas de visión artificial y el proceso de secado del cacao. El desarrollo de una plataforma de visión artificial en Matlab que proporcione la identificación de características físicas e inferir características bioquímicas del grano de cacao de modo que pueda clasificar los granos según su calidad.

## 1.3. Metodología

Se abarca aspectos teóricos y prácticos. En el aspecto teórico se formulara la hipótesis basada en el estado del arte. En el aspecto experimental se pondrá a prueba la hipótesis planteada y evaluar los resultados.

### a) Formulación de la hipótesis

Se deduce a partir del estudio del estado del arte publicada en revistas indexadas que es posible encontrar una metodología rápida y eficiente que permita inferir la calidad del grano de cacao en el proceso de secado haciendo uso de algoritmos de visión artificial en imágenes hiperespectrales.

### b) Adquisición de imágenes

Las imágenes son adquiridas y digitalizadas mediante el programa Spectronom Pr y una cámara Hiperespectral Pika II de 400 a 900 nm en el espectro electromagnético.

### b) Pre-procesamiento de imágenes

Se aplica algoritmos de visión artificial en Matlab R2013b para pre-procesar las imágenes de muestras y obtener solo la información necesaria que posteriormente se procesará.

### c) Implementación de Plataforma en Matlab

Se implementa algoritmos de visión artificial en el programa Matlab R2013b con la finalidad de reconocer las características físicas y detectar los índices de vegetación para inferir las características bioquímicas.

### d) Experimentación

Se realizará los experimentos de adquisición de nuevas imágenes

e) **Validación y Conclusiones**

Se pone a prueba las imágenes adquiridas y se analiza la eficacia con la que trabaja el sistema implementado y si los resultados guardan concordancia con la literatura.

#### **1.4. Estudio del Arte**

En investigaciones anteriores se hizo uso de las imágenes hiperespectrales para detectar la calidad en productos agroindustriales como por ejemplo detectar defectos internos en los pepinos [18] este estudio tuvo como objetivo determinar las longitudes de onda que podrían ser utilizadas para la detección de defectos internos. En [19] se implementó un método no destructivo para determinar la calidad de las manzanas, en esta investigación se hicieron uso de métodos como segmentación, pre procesamiento y análisis de componentes principales.

Las técnicas de visión artificial se han aplicado para la evaluación de la calidad de los granos de cacao [20], para determinar la textura del filete de salmón usando imágenes hiperespectrales en el rango visible y en el rango del infrarrojo cercano [21], también se ha hecho uso de la visión artificial para detectar el color de la carne de vaca, carne de cerdo y pollo [22]. Estudios anteriores hicieron uso de las redes neuronales artificiales para detectar la calidad de los granos de cacao, analizando características de forma y color [23]. Investigadores colombianos desarrollaron un sistema con algoritmos de visión artificial y redes neuronales para la clasificación de los granos de café según su estado de madurez [24].

#### **1.5. Cacao**

##### **1.5.1 Generalidades**

El cacao tiene sus orígenes en América central, las almendras de cacao tenían gran valor en la cultura azteca ya que lo utilizaban como medio de trueque mercantil al mismo tiempo eran utilizados para un brebaje que se tomaba en ceremonias religiosas, luego la bebida fue introducida en Europa donde solo la realeza podía tomarlo y luego adquirió popularidad luego en el siglo XIX [25].

##### **1.5.2 Descripción Botánica**

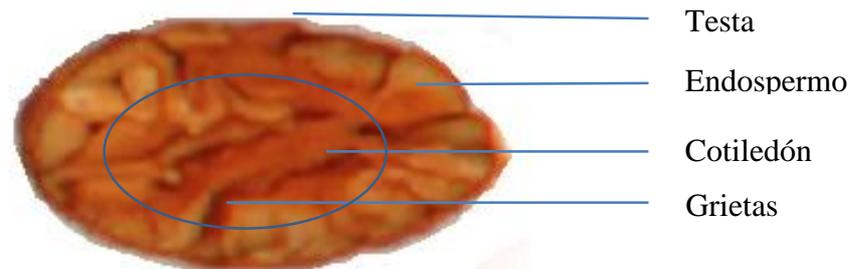
*Theobroma cacao* L. es el nombre científico del grano de cacao, es un producto nativo de la zona tropical de América central, aproximadamente dos tercios de la producción mundial se produce en África y el tercio restante se produce en América Latina [26]. La palabra cacao apareció en 1582 en la literatura botánica donde se acuñó el término científico de *Theobroma* que tiene como significado manjar de los dioses, de esta manera se recuerda así al origen divino según los mayas. El género *Theobroma* crece en zonas tropicales de América del centro y del sur a temperaturas anuales elevadas, gran humedad, es decir que se encuentra cerca de la línea ecuatorial. El árbol del cacao tiene de 5 a 7 metros de altura que alcanza su máximo desarrollo a la edad de 10 años y presenta hojas resistentes, flores hermafroditas y actinóformas de color púrpura [27]. Los frutos de este árbol se le denominan mazorca o vainas con un largo que varía entre 10 a 32 cm. Algunas características morfológicas como la forma, el color, la textura es utilizada como clasificación según su variedad [28]. El grano de cacao histológicamente está formado por células epidérmicas, células parenquimatosas

de reserva, proteínas, granos de almidón y las células con pigmentos responsables de la coloración del grano debido al contenido de polifenoles y purinas [29].

### 1.5.3 Características de la almendra de cacao.

#### a. Morfología de la almendra

En Figura 1, se puede observar las partes del grano de cacao, testa fibrosa, cotiledón y endospermo y grietas dentro del cotiledón [30].



**Figura 1 Grano de Cacao**  
Fuente: Elaboración propia.

El cotiledón corresponde al 86% al 90% del grano de cacao y son utilizados en la fabricación de chocolate.

#### b. Composición química de la almendra

En tabla 1 se muestra la composición química promedio de granos provenientes de Brasil y Costa Rica.

**Tabla 1. Composición química de almendras fermentadas y secadas de cacao que provienen de Costa Rica y Brasil**

Compuesto	% Materia Seca	
	Brasil	Costa Rica
Grasa	59.6	47.53
Nitrógeno	2.14	1.87
Azucares Totales	----	2.93
Fibra	10.7	12.2
Ceniza	---	2.71
Teobromina	1.19	0.35
Cafeína	0.16	0.17
Humedad	6.2	4.44
pH	5.7	---

Fuente: Cubero, E., 1990, Indicadores Químicos de la Calidad del grano seco de Cacao y su aplicación. Tesis de licenciatura, Universidad de Costa Rica, San José, Costa Rica.

El cotiledón está formado por dos tipos de células: Células con pigmentos compuestos de polifenoles (antocianina), de purinas (teobromina) y células de reserva que contienen la grasa de cacao y todas las enzimas. Las antocianinas son polifenoles presentes en la almendra de cacao y es responsable del color violeta del cotiledón. La teobromina y cafeína se encuentra ligados a los taninos que proporcionan propiedades estimulantes al cacao [27]. Los

compuestos fenólicos tienen un papel muy importante en la calidad del cacao, sobre todo en las características sensoriales: aroma, color y astringencia [31]. Los principales compuestos fenólicos que se encuentran en el cacao pertenecen al grupo de los flavonoides que son pigmentos responsables de la coloración de las flores.

Las antocianinas, son pigmentos hidrosolubles que en condiciones ácidas genera el color rojizo o púrpura en el grano de cacao, en los vegetales se acumulan en las vacuolas y el pH del medio define la coloración en los tejidos [32]. El debilitamiento de la vegetación contiene mayores concentraciones de antocianinas, por ende este índice da una señal de la vegetación que está estresada [33]. Químicamente las antocianinas son glucósidos de las antocianidinas. Son interesantes por su impacto sobre las características sensoriales del cacao y por su implicancia en los beneficios de salud que otorga por su función antioxidante en las células. En [34] se dice que el pH ha mostrado tener una influencia significativa en la presencia de antocianina, a valores de pH menores que 2 los productos exhiben un color rojo oscuro. Las antocianinas tienen un rango de absorción amplio al final del espectro visible con una absorción máxima observada en las regiones de 540 -550 nm [35].

#### **1.5.4 Clasificación de cacao.**

##### **a. Variedad Criollo**

Especie cuyo origen es América Central y México, poseen frutos de color rojo de forma alargada con punta acentuada en el extremo inferior, pericarpio rugoso y delgado. Las almendras son de sección casi redondeada, cotiledón de color blanco [27], esta variedad se caracteriza porque sus almendras fermentan rápidamente, su nombre comercial es “Cacao fino de aroma” ya que es muy aromático y presenta un ligero amargor que es utilizado en chocolatería para productos de lujo. Este tipo de cacao es muy sensible a las enfermedades [28].

##### **b. Variedad Forastero**

Especie cuyo origen es América del sur, posee pigmentos de color violeta, de morfología variable, almendras con cotiledón de color púrpura [27].

##### **c. Variedad Trinitario**

Es una clase de cacao híbrida entre criollo y forastero. Su extremo inferior es redondeado y son de color variado entre verde, rojo y amarillo,

La bibliografía [36] menciona que el cacao de variedad Criollo tiene pH más bajo que el cacao forastero.

### 1.5.5 Proceso del cacao.

En la Figura N°2 se muestra las etapas por la que pasa el cacao.



**Figura 2 Procesos del Cacao.**  
Fuente: Elaboración Propia

Después de recolectado el fruto del cacao, se abre cada mazorca con la ayuda de un machete y se extraen las almendras para iniciar el proceso de fermentado, eliminando previamente la placenta.

#### a. Proceso de Fermentación

El proceso artesanal que se le hace al grano de cacao es la siguiente: La masa del cacao fresco se coloca en cajas de madera y se cubre con hojas de plátano para ayudar a mantener el calor producido durante el proceso. Con la finalidad de que el proceso de fermentación se de manera uniforme se realiza la remoción cada 48 horas, con esto se logra que la producción de ácido lacito sea baja [36]. Los líquidos producidos durante el proceso se eliminan por unos orificios en las cajas. La bibliografía [36] menciona que la fermentación es el proceso por el cual se remueve la pulpa mucilaginoso que cubre al grano fresco, el embrión muere y surgen características de color y olor. Según [37] en esta etapa las sustancias de mayor complejidad molecular se desdoblán en otras de naturaleza menos complejas por acción de los microorganismos, estas modificaciones bioquímicas se traducen en una hinchazón de los cotiledones. En el cacao criollo este proceso tiene una duración de 3 a 4 días y en el cacao forastero toma de 4 a 7 días

#### b. Proceso de Secado

El secado es un proceso posterior al de fermentación en el tratamiento post-cosecha del cacao, en este continúan las reacciones bioquímicas precursores del sabor y del aroma [38]. Durante el proceso de secado la humedad disminuye drásticamente desde 50-60% hasta 7 - 8%; valores de humedad menores al 7% propician que la testa sea muy quebradiza, mientras que mayores a 8% estimula la presencia de mohos [39]. En el proceso de secado el aire penetra al grano, atraviesa la testa y oxida los polifenoles presentes, esta oxidación se detiene cuando la reducción de la humedad en el grano inactiva las enzimas reguladoras [40].

Los granos de cacao poseen numerosos polifenoles, entre ellos las antocianinas que son glucósidos de las antocianidinas, es decir, están constituidas por una molécula de antocianidina, que es la aglicona, a la que se le une un azúcar por medio de un enlace  $\beta$ -glucosídico, forman parte de un grupo de pigmentos de color rojo, hidrosolubles [41] cuya absorción máxima de la radiación se encuentra en el rango de 540-550 (nm) [42], son interesantes por su impacto sobre las características sensoriales del cacao y por su implicancia en los beneficios de salud que otorga. El pH tiene una relación significativa con la presencia de antocianinas, a valores de pH menores a 2 los productos exhiben un color rojo oscuro [43].

En el proceso de secado la oxidación del granos de cacao que disminuye la amargura y astringencia de los polifenoles a una temperatura de 35 °C, esta temperatura de secado no distorsiona la actividad enzimática del cacao, el proceso de secado es un proceso lento que tarda entre 6 y 7 días en este periodo se oxidan los cotiledones por el aire que entra a los granos, existe producción de ácidos grasos y en menor cantidad aminos por las bacterias y hongos que crecen en la pulpa.

Según [44] consideran esta fase como la continuación de la fase de fermentación en el cual se continúan los cambios químicos, mientras que el contenido de humedad baja lentamente hasta un promedio de 7%. Esta es el porcentaje de humedad requerida para empaquetar y exportar el cacao.

El motivo principal de esta fase es la reducción de la humedad de las almendras [28], sin embargo en esta fase hay presencia de actividad microbiológica que continua con el estado oxidativo de fermentación desapareciendo el amargor, astringencia y el desarrollo del color.

Según [30] muchas de las reacciones enzimáticas que empiezan durante la fermentación e continúan durante el secado y brindan calidad al grano de cacao en el aspecto del aroma del producto.

Existen dos tipos de secado: natural o solar y artificial. El secado al sol es el que mayor se emplea requiere de aproximadamente de 7 días, el secado artificial reduce la calidad del grano por lo que detiene las reacciones de fermentación [27].

Existe una correlación positiva entre el aroma y el pH, mientras más bajo sea el pH menor es el aroma, relacionando tal índice con grado de fermentación. Según [26], el pH y el contenido de antocianina en conjunto, son los mejores indicadores del grado de calidad en granos secos.

- **Secado natural o al sol**

Este es el método más común, el cacao se coloca en losetas de cemento y aprovecha el calor producido por los rayos solares, requiere de 7 a 8 días según las condiciones climáticas.

- **Secado artificial o en estufas**

Este método de menor tiempo de secado, utiliza un sistema de calentamiento artificial, debido a que este proceso reduce el tiempo de secado no permite a los microorganismos que proliferen.

Durante los primeros días del proceso de secado continúan algunos procesos bioquímicos que se producen en el proceso de fermentación que dan lugar a los precursores del aroma del chocolate [27].

### c. Clasificación y almacenamiento

La etapa de clasificación pasa por una máquina de zaranda que separa los granos de cacao según su tamaño y que no toma en cuenta otras características predominantes que determinan la calidad del grano de cacao. Ver Figura 3.



**Figura 3 Máquina de Zaranda**

Fuente: Elaboración propia.

En la etapa de almacenamiento influye también en la calidad del grano, teniendo cuidado con la humedad del ambiente del almacenamiento, por tal razón los periodos de almacenamiento no deben exceder los tres meses, ya que pasado este tiempo se pueden generar hongos, degradación de la grasa o contaminación por plagas [45].

#### 1.5.6 Prueba de corte

La IOCCC (International Office of Cocoa Chocolate and sugar Confectionery) recomienda realizar esta prueba, donde el analista realiza un corte transversal al grano dejando ver el cotiledón, examina el grano y observa el número de defectos presentes en el grano, la ventaja de esta prueba es que no requiere de un sistema de medición sofisticado, solo se necesita una balanza y un cuchillo, la ventaja de esta prueba es que no requiere de un equipo sofisticado más que de una balanza y un cuchillo.

#### 1.5.7 Calidad del cacao.

La calidad del grano es la calificación que dan los países compradores de cacao debido a su apariencia, grado de fermentación, humedad, este concepto de calidad difiere al de la calidad organoléptica debido a que algunos compradores buscan solo características externas del grano que no siempre se relaciona con un buen sabor del chocolate [46]. La calidad del grano depende de muchos factores como el factor genético, medio ambiente, sanidad, fermentado y secado. [47].

Los requisitos de calidad del grano están fijados según la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO) y son:

- Peso medio del grano superior a 1 gramo
- Cutícula suelta, entera y fuerte.
- Contenido graso superior a 50 %
- Acidez de la grasa 1.5%
- Punto Fusión 31°C
- pH 5.2
- Humedad de almendra seca no superior al 8 %

## 1.6. Análisis Hiperespectral

El análisis de imágenes hiperespectrales es el estudio de la interacción entre la materia y la energía electromagnética. Los átomos y moléculas pueden pasar a un estado activado durante un corto periodo de tiempo regresando luego a su estado fundamental, este análisis integra espectroscopia e imagen suministrando información espectral y física de una muestra [1], estas imágenes se obtienen de manera remota o local a través de sensores que hacen uso de cientos de bandas espectrales contiguas y discretas [2]. Este análisis provee a muchos campos de investigación una técnica no destructiva, tal es el caso de la agricultura donde existe un creciente interés por la evaluación de la calidad de productos agroalimentarios y salud de los cultivos [3].

A través de estas imágenes es posible hacer un estudio espectroscópico para inferir características químicas a partir de la absorción de la energía por parte de la materia [4], cuando la frecuencia de luz incidente es igual a la frecuencia de vibración natural de la molécula se produce una transferencia de energía que causa un cambio en la amplitud de la vibración molecular y absorbe la radiación [5] siguiendo la ley de Lambert-Beer que relaciona la concentración del medio absorbente con la absorción de la radiación [6].

La Ecuación 1.1 determina la absorbancia ( $A$ ) como un valor adimensional,  $I_0$  es la intensidad de la luz incidente,  $I(x)$  es la intensidad de la luz transmitida,  $\varepsilon$  es el coeficiente de absorción molar ( $1/mol \cdot m$ ),  $c$  es la concentración ( $mol$ ) y  $X$  es la longitud del paso óptico ( $m$ ).

$$A = \ln(I_0/I_x) = \varepsilon * c * X \quad (1.1)$$

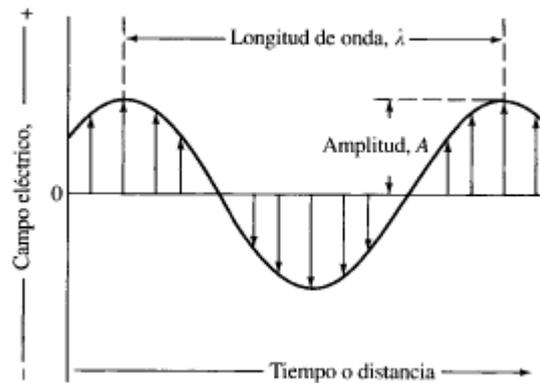
La reflectancia ( $R$ ) es el factor de medición del sensor hiperespectral que capta el haz de luz reflejado por la muestra [7] y se relaciona con la absorbancia según Ecuación 1.2 [8].

$$A = -\ln(R) \quad (1.2)$$

### 1.6.1. Espectro Electromagnético

En su mayoría las propiedades de la radiación electromagnética se explican adecuadamente con un modelo clásico de onda sinusoidal que utiliza parámetros como la longitud de onda, la frecuencia, la velocidad y la amplitud.

En Figura 4 se muestra una representación en dos dimensiones del vector eléctrico que es el responsable de los fenómenos de transmisión, la reflexión, la refracción y la absorción.



**Figura 4 Vector Eléctrico**

Fuente: Avid Roman-Gonzalez, Natalia Indira Vargas-Cuentas. Análisis de imágenes hiperespectrales. Revista Ingeniería & Desarrollo, 2013, Año 9

La radiación electromagnética tiene propiedades fundamentales y su comportamiento se da manera predecible de acuerdo a la teoría de ondas. Se puede definir según la siguiente ecuación:

$$C = \lambda f$$

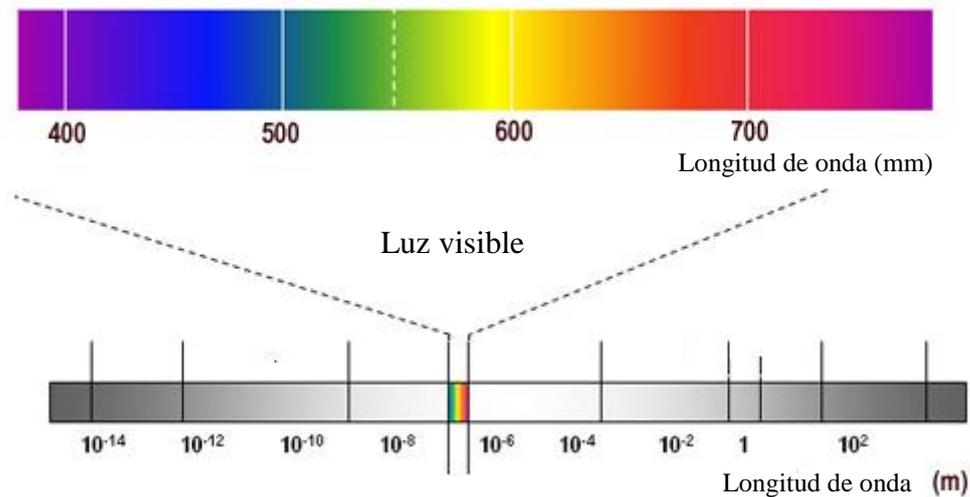
Donde

$C$  = Velocidad de la Luz.

$\lambda$  = Longitud de onda

$f$  = Frecuencia

En Figura 5 se muestra el espectro electromagnético según [48].



**Figura 5 Espectro Electromagnético**

Fuente: Avid Roman-Gonzalez, Natalia Indira Vargas-Cuentas. Análisis de imágenes hiperespectrales. Revista Ingeniería & Desarrollo, 2013, Año 9

La tabla 2 muestra el espectro electromagnético que abarca un intervalo de longitud de onda, en dicha tabla se puede apreciar que la región visible del ojo humano es muy pequeña con respecto a otras regiones espectrales.

**Tabla 2 Clasificación de radiación electromagnética**

Banda	Longitud de onda (m)
Rayos gamma	$< 10 \times 10^{-12} \text{m}$
Rayos X	$< 10 \times 10^{-9} \text{m}$
Ultravioleta extremo	$< 200 \times 10^{-9} \text{m}$
Ultravioleta cercano	$< 380 \times 10^{-9} \text{m}$
Luz visible	$< 780 \times 10^{-9} \text{m}$
Infrarrojo cercano	$< 2,5 \times 10^{-6} \text{m}$
Infrarrojo medio	$< 50 \times 10^{-6} \text{m}$
Infrarrojo lejano	$< 1 \times 10^{-3} \text{m}$
Microondas	$< 10^{-2} \text{m}$
Ultra alta frecuencia-Radio	$< 1 \text{ m}$
Muy alta frecuencia-Radio	$< 10 \text{ m}$
Onda corta-Radio	$< 180 \text{ m}$
Onda media-Radio	$< 650 \text{ m}$
Onda larga-Radio	$< 10 \times 10^3 \text{m}$
Muy baja frecuencia-Radio	$> 10 \times 10^3 \text{m}$

Fuente : D. A. Skoog, F. J. Holler, T. A. Nieman. Principios de análisis instrumental (2001), 5° ed, McGraw-Hill.

a. Espectro visible.

El rango visible se encuentra por encima del espectro infrarrojo en el rango de frecuencia, y este rango con una longitud de onda entre 380 nm y 760 nm es detectada por el ojo humano, se percibe como luz visible y permite excitar el ojo identificando formas y colores, excita la capa interna del ojo en donde se encuentra los bastones y los conos que son células sensoriales que reaccionan de forma distinta a la luz y a los colores, luego de un proceso fisiológico esta estimulación permite al ojo humano extraer características de su alrededor.

b. Infrarrojo

Tiene un espectro que se extiende desde 760 –  $10^6$  nm, se divide en tres zonas, Infrarrojo lejano donde se producen las absorciones debidas a cambios rotacionales, Infrarrojo medio donde tiene lugar las vibraciones fundamentales e IR cercano (NIR) donde se producen las absorciones debidas a sobretonos y combinaciones fundamentales[5]. Ver tabla 3.

**Tabla 3 División del espectro Infrarrojo**

Región	Transición Característica	Longitud de onda (nm)
Infrarrojo cercano (NIR)	Sobretonos y combinaciones	760-2500
Infrarrojo medio (IR)	Vibraciones fundamentales	2500 – $5 \times 10^4$
Infrarrojo lejano	Rotaciones	$5 \times 10^4$ – $10^6$

Fuente: D. A. Skoog, F. J. Holler, T. A. Nieman. Principios de análisis instrumental (2001), 5° ed, McGraw-Hill.

### Infrarrojo Cercano.

En esta región que abarca desde los 760- 2500 nm ocurre una transición cuántica por medio de rotación y vibración de moléculas. La frecuencia más alta en esta región puede ser detectada directamente por algunos tipos de película fotográfica. La teoría cuántica fue dada por Max Planck en 1900, con el fin de explicar las propiedades de la radiación emitida por los cuerpos calientes, en donde se explica que los átomos y moléculas solo pueden existir en ciertos estados discretos, cuando una especie cambia sus estado, absorbe o emite una cantidad de energía igual a la diferencia de energía entre los estados [5].

### Aspectos cuantitativos de las medidas espectroquímicas

El método basado en la absorción requiere de la Potencia radiante,  $P$ , que es la energía de un haz de radiación que alcanza un área dada por segundo. En los instrumentos de la actualidad, la potencia radiante se determina por un detector de radiación que convierte la energía radiante en una señal eléctrica  $S$ , según la siguiente ecuación:

$$S = kp$$

Donde  $k$  es una constante del medio.

Este método de absorción requieren dos medidas de potencia:  $P_0$  que es el haz incidente del medio y la Potencia radiante  $P$ . Ver tabla 4.

**Tabla 4 Medida Espectroquímica**

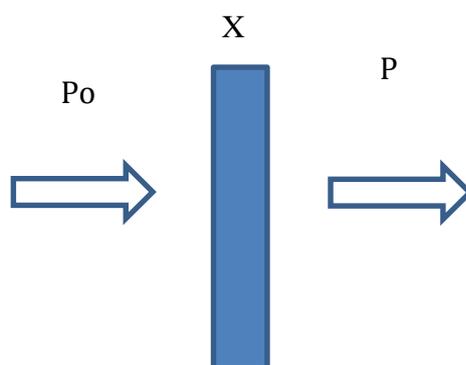
Clase	Medida de la Potencia radiante	Relación con la concertación	Tipo de métodos.
Absorción	Incidente, $P_0$ , y transmitida, $P$ .	$-\log \frac{P}{P_0}$	Absorción atómica y molecular.

### Transmitancia

Un haz de radiación atraviesa un medio que tiene un espesor de  $X$  cm y una concentración  $c$  de moles en una especie absorbente, como consecuencia de las interacciones entre las moléculas absorbentes la potencia del haz de luz disminuye de  $P_0$  a  $P$ . La transmitancia  $T$  del medio es la fracción de radiación incidente transmitida por el medio:

$$T = P_0/P$$

Como se muestra en la siguiente Figura 6:



**Figura 6**

## Absorbancia

La absorbancia (A) de un medio se define por la ecuación

$$A = -\log T = \log P/P_0$$

## La Ley de Beer

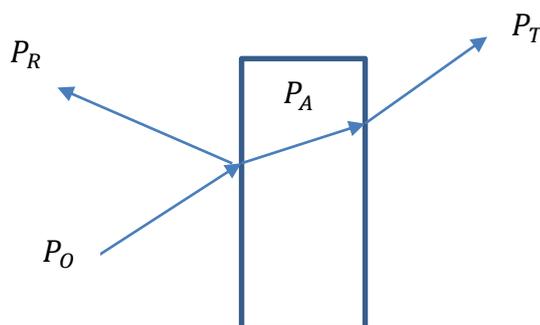
La ecuación (1) determina la absorbancia (A) como un valor adimensional,  $\varepsilon$  es el coeficiente de absorptividad molar ( $1/mol \cdot m$ ),  $c$  es la concentración ( $mol$ ) y  $X$  es la longitud del paso óptico ( $m$ ).

$$A = \varepsilon * c * X$$

### 1.6.2. Espectroscopia NIR

La espectroscopia NIR estudia la interacción entre la radiación y la materia, las moléculas del medio cambia su estado de energía vibracional y rotacional al absorber la radiación infrarroja. La transición entre dos estados rotacionales requiere muy poca energía [49]. Según la teoría de mecánica cuántica y el modelo oscilador armónico, se demuestra que las bandas en el infrarrojo se producen por las transiciones entre niveles de energía en los que el número cuántico vibracional ( $\nu$ ) cambia una unidad denominada banda fundamental o en más de una unidad denominada sobretonos. Las bandas de absorción aparecen aproximadamente a frecuencias fundamentales o sobretonos [50]. Cuando la radiación incide en la muestra, se da los fenómenos, absorción, transmisión y reflexión. La intensidad de la luz transmitida a través de la muestra  $P_t$ , Intensidad incidente  $P_o$ . Intensidad reflejada  $P_r$ . Intensidad absorbida  $P_a$ .

De modo que:



Donde:

$$P_O = P_R + P_T + P_A$$

Las bandas de absorción en la zona del infrarrojo cercano son sobretonos o combinaciones de las bandas de vibraciones de tensión fundamentales, los enlaces se dan entre Carbono-Hidrogeno, Nitrógeno- Hidrogeno y Oxígeno- Hidrogeno. El uso más frecuente del estudio en el infrarrojo cercano es el análisis cuantitativo de rutina de especies tales como el agua, hidrocarburos de bajo peso molecular y grasas de productos agrícolas [51]. La técnica más

usada es por medio de la reflectancia difusa. La determinación cuantitativa de fenoles, alcoholes, ácidos orgánicos e hidroperóxidos se basa en el primer sobretono de vibración.

En la espectroscopia de reflectancia en el infrarrojo cercano se ha convertido en la herramienta más importante para la determinación cuantitativa de los componentes de sólidos [7], cuando la muestra es irradiada por el haz de luz se produce una reflectancia difusa que penetra la capa superficial excita las moléculas y luego se dispersa en todas las direcciones, de este modo se produce un espectro de reflectancia que depende de la composición de la muestra. . Segun Kubelka-Munk [55] una expresión muy usada para relacionar la reflectancia con la absorbancia es:

$$A = -\log R$$

Donde A es la absorbancia, R es la reflectancia.

Karl Norris en 1960 presento el primer estudio importante en este campo usando técnicas para el estudio de espectros de origen vegetal [52], sus estudios fomentó el interés del estudio de la espectroscopia NIR en el campo agroalimentario. El avance de la electrónica, óptica e informática han permitido realizar mejoras en los equipos de medición y de procesamiento de información espectral de manera más rápida [53].

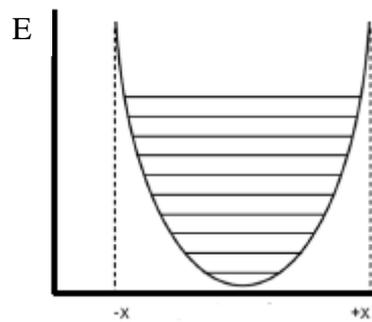
El infrarrojo cercano comprende el rango de 780-2500nm, en este rango la absorción es debido a la presencia de un cambio neto en el momento dipolar por efecto del movimiento de rotación o vibración. Cuando la frecuencia de radiación es igual a la frecuencia de vibración natural de la molécula se produce la transferencia de energía [54]. En el caso de moléculas que esté compuesta por el mismo átomo tal como el H<sub>2</sub>, O<sub>2</sub>, N<sub>2</sub> no absorbe en el infrarrojo debido a que en este tipo de moléculas no se altera el momento dipolar. La radiación en el infrarrojo interacciona a nivel molecular donde existe pequeñas diferencias de energía entre los distintos estados vibracionales y rotacionales.

### **Aplicaciones NIR en la industria.**

Las aplicaciones de la termografía infrarroja se puede dar en el ámbito de la visión nocturna, en el campo de la instrumentación de apoyo para el diagnóstico de cáncer, también existen aplicaciones para la inspección de líneas y estaciones eléctricas, mantenimiento en plantas industriales, control en línea de procesos y en el campo de la evaluación no destructiva.

Esta técnica es atractiva ya que no requiere pre tratamiento de muestra, el registro espectral se da rápidamente, es no destructiva ni invasiva, permite el análisis multicomponente, costo muy reducido, no necesidad de usar disolventes y por lo tanto la no generación de residuos, se obtiene tanto información física como información química. Las primeras aplicaciones se dieron en el campo agroalimentario [52] y trataron la forma de determinar la humedad, el contenido en fibras, grasas y proteínas en cereales.

La espectroscopia en el Infrarrojo Cercano no proporciona absorciones específicas que proporcionen información estructural de la materia, sin embargo es utilizada en análisis cuantitativo como técnica no destructiva. Los movimientos presentes en las moléculas se aproximan a un oscilador armónico, la energía potencial presentes en la vibración de las moléculas cambia continuamente dependiendo de la distancia entre los átomos. El movimiento de los átomos en la molécula está caracterizado por la atracción y repulsión de los mismos. Los niveles energéticos de los átomos se muestran en Figura 7.



**Figura 7 Energía Potencial en el Modelo Oscilador Armónico**

Fuente: D. A. Skoog, F. J. Holler, T. A. Nieman. Principios de análisis instrumental (2001), 5° ed, McGraw-Hill.

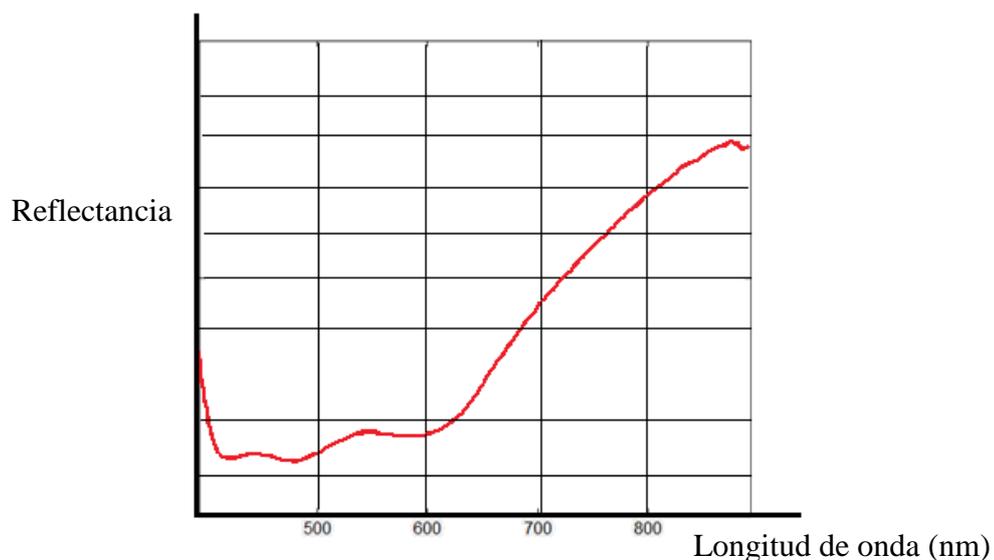
### 1.6.3. Imagen Hiperespectral

Una imagen hiperespectral es una imagen que tiene varias bandas espectrales de información a través de un rango en el espectro electromagnético [48]. Los sensores hiperespectrales miran a los objetos usando un amplio espectro electromagnético. Las imágenes hiperespectrales proveen información espectral y espacial de la materia.

- **Firma espectral**

Firma espectral se llama a las diferentes formas de como la naturaleza de los materiales reflejan, absorben o transmiten la radiación electromagnética a diferentes longitudes de onda

La Figura 8 muestra un ejemplo de una firma espectral



**Figura 8 Firma Espectral del grano de cacao**

Fuente: Elaboración Propia

Las Imágenes hiperespectrales, o espectroscopia de imagen, combinan el poder de la imagen digital y la espectroscopia. Este enfoque analítico permite la identificación espacial y la determinación cuantitativa de las especies químicas en una muestra. Gracias a la combinación de espectroscopia con imágenes macroscópicas se puede obtener en una sola medición características espaciales y espectrales de la materia de manera inmediata.

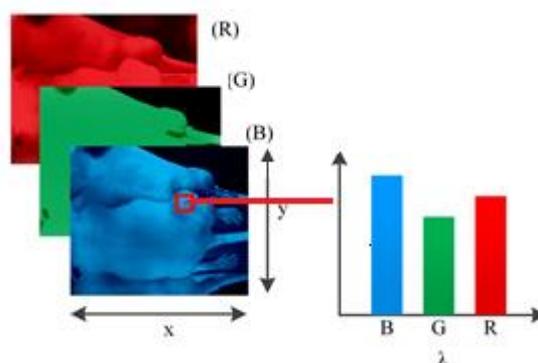
Para cada píxel en una imagen hiperespectral, una cámara adquiere la intensidad de la luz reflejada (radiación) para un gran número de bandas espectrales contiguas. Mediante la imagen hiperespectral es posible obtener información espacial y espectral con gran facilidad. [57]. De este modo cada píxel de la imagen contiene un espectro continuo (en la luminosidad o reflectancia) y se puede utilizar para caracterizar los objetos en la escena con gran precisión y detalle.

Las imágenes hiperespectrales proporcionan información más detallada sobre la escena en comparación con una cámara de color RGB, que sólo adquiere tres canales espectrales diferentes que corresponde a los visuales colores primarios rojo verde y azul. Por lo tanto, conducen a una capacidad mejorada para clasificar los objetos en la escena basada en sus propiedades espectrales.

Los recientes estudios en el diseño de sensores y procesamiento de velocidad ha despejado el camino para una amplia gama de aplicaciones que emplean imágenes hiperespectrales, que van desde la tele observación por satélite, detección de objetivos militares para el control industrial de calidad y aplicaciones de laboratorio en la medicina y biofísica.

Las cámaras tradicionales proporcionan 3 bandas de información por cada imagen (Rojo, Azul, Verde), en una imagen hiperespectral el número de bandas empleadas para representar una escena aumenta muy considerablemente.

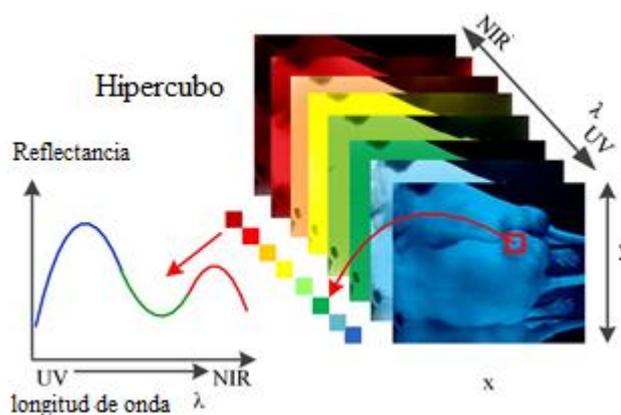
Imagen RGB:



**Figura 9 Imagen RGB**

Fuente: Institutionen för medicinsk teknik(IMT)

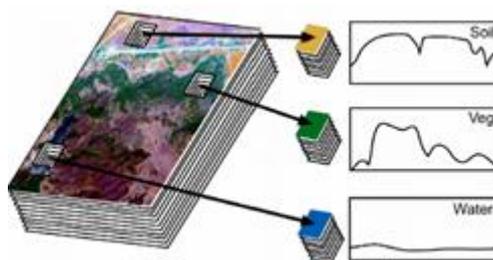
## Imagen Hiperespectral



**Figura 10 Imagen Hiperespectral**

Fuente: Fuente: Institutionen för medicinsk teknik (IMT)

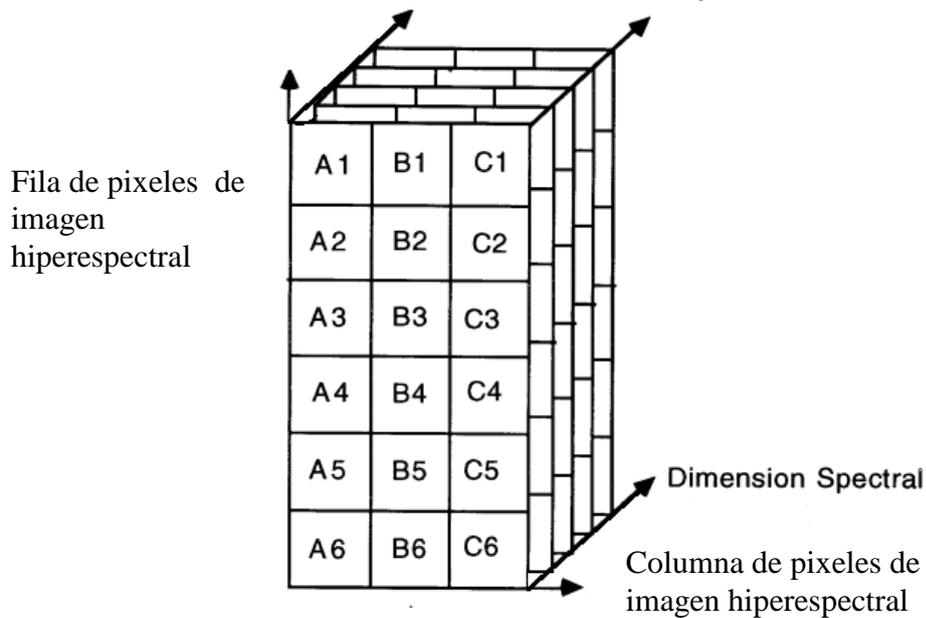
Las imágenes hiperespectrales proporcionan una oportunidad para el análisis de imágenes más detallado. Ver Figura 11.



**Figura 11 Imagen Hiperespectral**

Fuente: Introduction to Hyperspectral Image Analysis, Peg Shippert

La imagen hiperespectral se interpreta como un cubo de información espacial y espectral de una muestra, donde cada píxel de cada plano de dicho cubo se traduce a un valor cuantitativo de reflectancia como resultado de la interacción de la materia y la luz irradiada en diferentes longitudes de onda. Ver Figura 11.

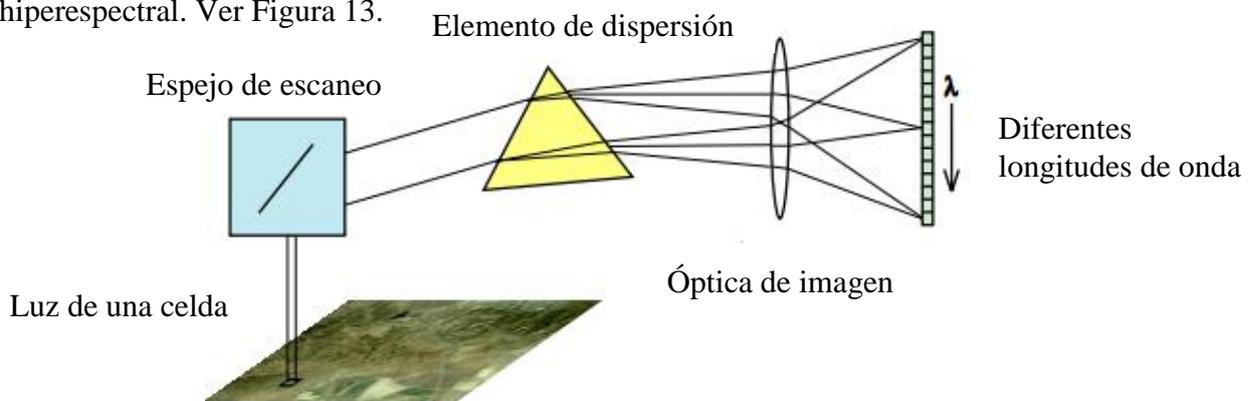


**Figura 12 Cubo Hiperespectral**

Fuente: F. A. Kruse, "Identification and mapping of minerals in drill core using hyperspectral image analysis of infrared reflectance spectra", Center for the Study of Earth from Space (CSSES) Cooperative Institute for Research in Environmental Sciences (CIRES) University of Colorado, Campus Box 216, Boulder, CO, USA 80309 and Department of Geological Sciences, University of Colorado\*\*

#### 1.6.4 Sensor Hiperespectral

Es importante mencionar que la calidad de los sensores hiperespectrales se mide no solo por el número de longitudes de ondas medidas sino también por la estrechez y la naturaleza continúa de las mediciones. El sensor hiperespectral contiene dentro de sí un prisma de dispersión óptica que divide la luz en distintas bandas de longitud de onda muy estrecho y adyacentes, la energía de cada banda es medida por un detector, existe una plataforma dinámica que tiene como función el haz de luz barra toda la muestra por completa, luego un sistema interno llamado SpectrononPro acopla todas las tomas dentro de un cubo hiperespectral. Ver Figura 13.



**Figura 13 Sensor Hiperespectral**

Fuente: Introduction to Hyperspectral Imaging, TNTmips®

Para esta investigación se cuenta con una cámara hiperespectral marca: Resonon Pika II – VNIR Cámara de Imagen Hiperespectral. Ver Figura 14.

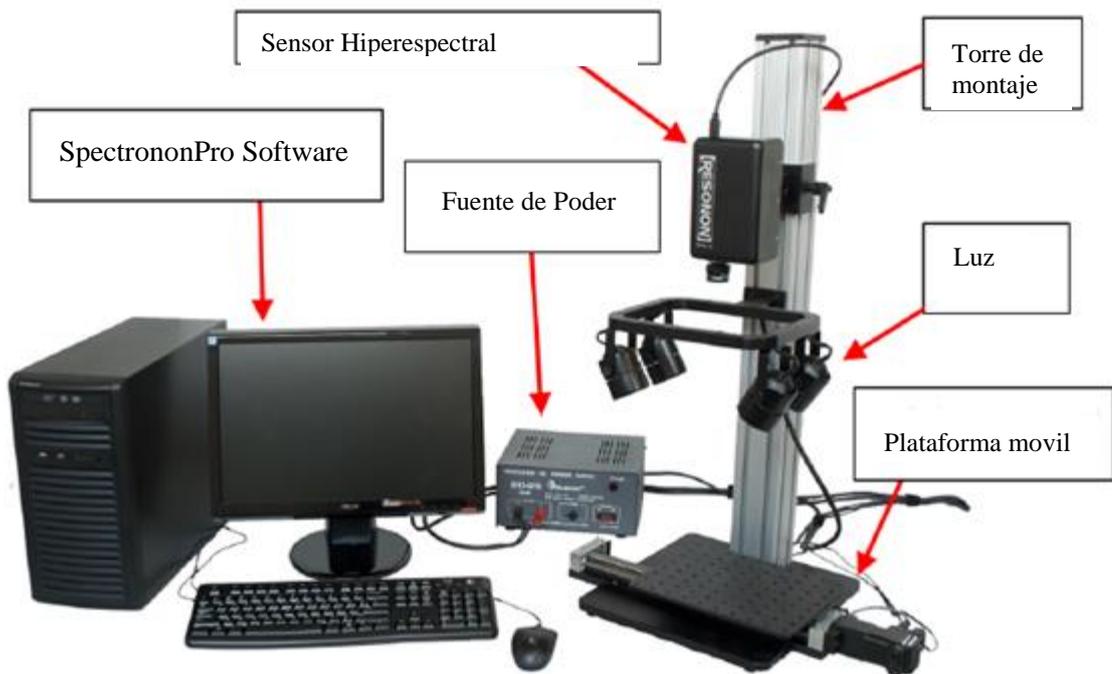


**Figura 14 Sensor Hiperespectral**  
Fuente: Elaboración propia

Este sensor está montado en una estructura metálica junto a que fuente de poder que funciona de alimentación de energía eléctrica, en dicha estructura estas 4 bobinas de luz halógena, también tiene una plataforma móvil que permite el barrido de la luz sobre la materia a estudiar. Ver Figura 15 y 16.



**Figura 15 Sensor Hiperespectral**  
Fuente: Elaboración propia



**Figura 16 Equipo Hiperespectral.**  
Fuente: DataSheet SpectrononPro Pika-II

El sensor hiperespectral montado en todo el equipo está apoyado con software SpectrononPro Pro que corre en el sistema operativo Windows y tiene la función de montar el cubo Hiperespectral luego de haber realizado todo el barrido de la muestra.

El equipo es ligero, compacto y robusto, construido para ambientes hostiles, incluyendo despliegues industriales y en el aire. La Pika II es fácil de usar y tiene una excelente calidad de imagen.

Características:

- Es un scanner lineal de imágenes hiperespectrales.
- Crea imágenes hiperespectrales pixel por pixel.
- Analiza y clasifica objetos en una determinada escena.
- Alto rendimiento
- Diseño compacto y robusto.
- Lentes del objetivo con montura C-Schneider7

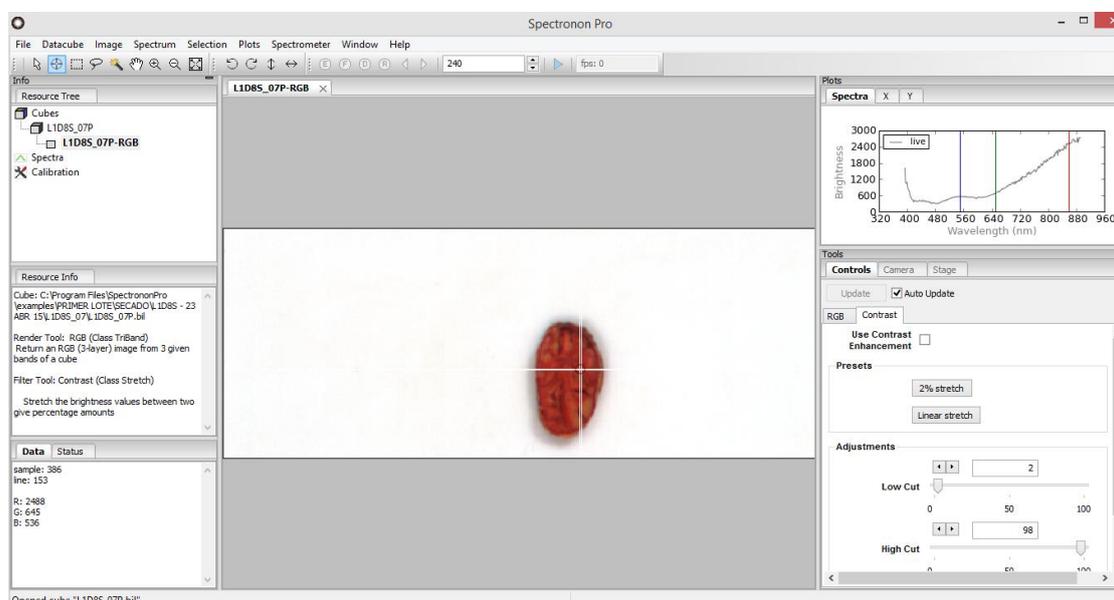
En Tabla 5 se muestra las especificaciones del sensor Hiperespectral.

**Tabla 5 Especificaciones del sensor Hiperespectral**

Rango Espectral	400-900 nm
Resolución Espectral	2.1 nm
Average RMS Spot Radius	7 $\mu\text{m}$
Canales Espectrales	240
Canales Espaciales	640
Máximos frame por segundos	145fps
Opciones de Conexión	GigE
Energía Requerida	8-30V, <2.5W
Peso	1.3Kg
Dimensiones(cm)	9.7x16.8x6.4

Fuente: Datasheet del sensor Hiperespectral Pika II

En Figura 17 se muestra el programa SpectronPro, utilizado para la adquisición del cubo hiperespectral.

**Figura 17 Programa SpectronPro.**

Fuente: Captura de pantalla del Programa SpectronPro

- **Calibración del sensor RESONON PIKA II.**

Antes de realizar cualquier prueba con el sensor hiperespectral es menester configurar el sensor calibrando y buscando la reflectancia adecuada de trabajo. El software Spectronom Pro brinda las herramientas de calibración necesaria para realizar esta actividad. Ver Figura 18.

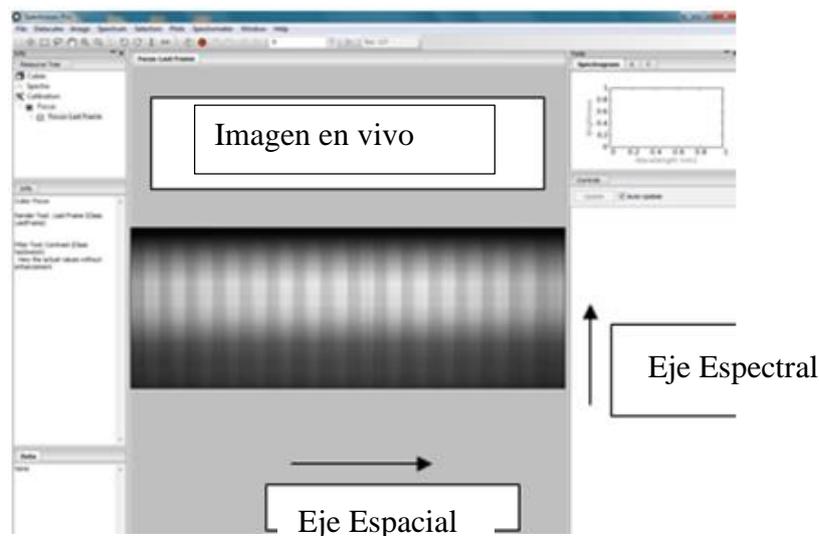
**Figura 18 Barra de herramientas SpectronPro.**

Fuente: Captura de pantalla del Programa SpectronPro

Los pasos a realizar para calibrar el sensor Pika II son:

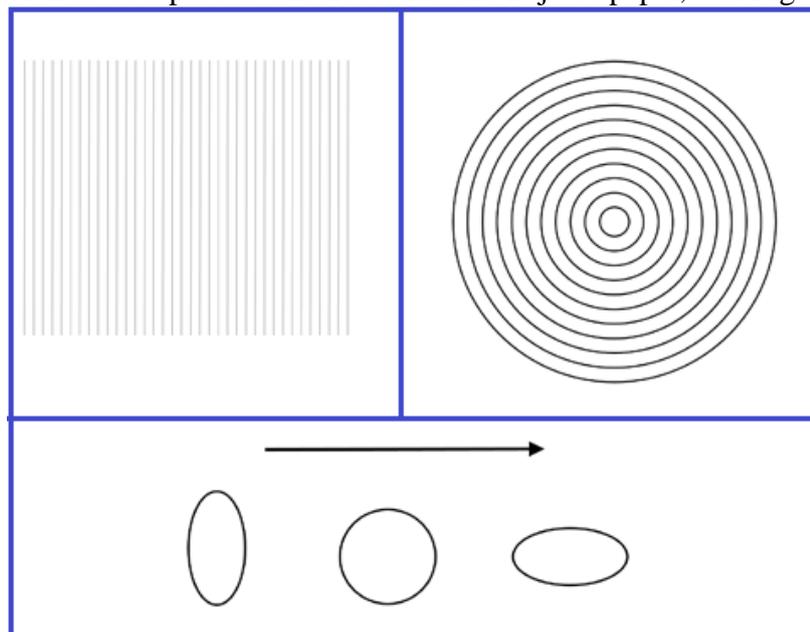
- a) **Focalizar la lente de la cámara Hiperspectral mediante el programa Spectronon Pro, una hoja de papel y una llave reguladora.**

En la Figura 18 se puede visualizar el botón F que significa (Display Live view for focusing) este botón tiene la función de focalizar el lente presente en el sensor hiperspectral. En el software se puede visualizar una imagen del espectro capturado por la cámara. Uno de los ejes de esta imagen representa el eje espacial de su objeto mientras que el otro eje hace referencia al es el eje espectral (longitud de onda). Ver Figura 19.



**Figura 19 Software SpectrononPro- herramienta de Calibración.**  
Fuente: Captura de pantalla del Programa SpectrononPro

Para la realización de este paso es una necesaria una hoja de papel, ver Figura 20.



**Figura 20 Plantillas de calibración.**  
Fuente: Data Sheet SpectrononPro Pika II

Luego mecánicamente se va graduando el lente dentro del sensor hiperespectral. Ver Figura 21.



**Figura 21 Calibración Mecánica del lente.**  
Fuente: Elaboración Propia

**b) Remover la corriente oscura**

Para adquirir cubos hiperespectrales que contenga información real es necesario también la corriente oscura residual que fluye en un dispositivo fotoeléctrico cuando no hay iluminación incidente. En la figura 18 se puede visualizar el botón D (Record dark current correction) que es la herramienta para remover el ruido promedio que la corriente oscura provee al cubo hiperespectral, bloqueando toda la luz que entra por el lente del espectrómetro.

**c) Calibrar la reflectancia de referencia**

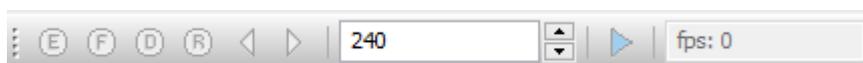
Con este paso se busca medir la reflectancia absoluta por efectos de iluminación utilizando una plataforma de teflón de color blanco como se muestra en la Figura 22. Para esto se hace uso de el botón R (Record response correction) presente en la barra de herramientas del programa Spectronom Pro.



**Figura 22 Plataforma de teflón color blanco**  
Fuente: elaboración Propia

**d) Configurar el número de líneas a escanear.**

Cuando se escanea un material para adquirir el cubo hiperespectral es necesario definir el número de líneas que se van a escanear. Para la realización de esta investigación se hace uso de 240 el número de líneas para escanear. Ver Figura 23



**Figura 23 Barra de Herramientas**  
Fuente: Captura de pantalla del Programa SpectronomPro

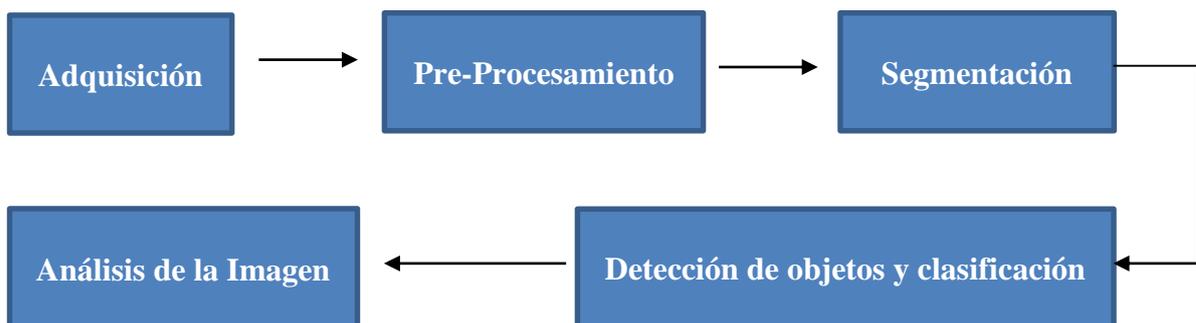


## Capítulo 2

### Algoritmos de visión artificial

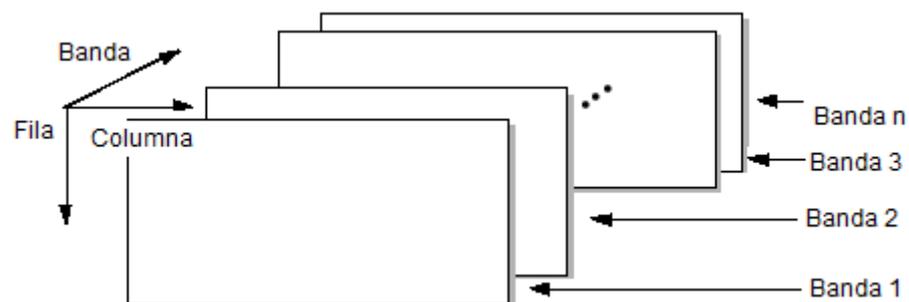
A continuación, se describen algunos algoritmos de visión artificial implementados en con el Toolbox de Imaging Processing de Matlab R2013b

Técnicas de Visión Artificial



#### 2.1. Adquisición

La información capturada por la cámara hiperespectral y el programa Spectronom son cubos de datos en formato BIL (Band Interleaved by line) usado para datos con información espectral. Ver figura 24



**Figura 24** Cubo Hiperespectral

Fuente: Elaboración Propia

Para leer este archivo en la plataforma implementada en Matlab se usa el comando:

```
H=multibandread([dirección_de_archivo,nombre_de_archivo],[250,640,240],'uint16',0,'bil',  
'ieee-le');
```

Donde H es la variable que contiene el cubo de datos con dimensiones de 250x640 pixeles por cada una de las 240 bandas.

## 2.2. Pre Procesamiento

Esta etapa de Pre-procesamiento tiene como fin poner en óptimas condiciones el cubo hiperspectral de modo que solo contenga información referente al grano de cacao y elimine otros datos que contenga el cubo y que no sirva para el análisis, este procedimiento prepara el cubo antes de entrar a las otras fases y optimizando el proceso y disminuyendo el tiempo computacional del programa.

Se selecciona una banda que proporcione la suficiente información de la geometría externa del cacao, dicha banda fue la numero 76, correspondiente al espectro de 550 nm. Se calcula el umbral global de la banda seleccionada mediante el comando en matlab `umbral=graythresh (Banda 76)`, este comando calcula un umbral global usando el método de Otsu que elige el umbral para minimizar la varianza de los valores de los pixeles en blanco y negro.

Luego se hace uso del comando `BW=im2bw (Banda 76, umbral)` que convierte la Banda seleccionada a una nueva imagen binaria, esta nueva imagen contiene pixeles con valores de 0 la sección que envuelve al grano y con valor de 1 a valores que están fuera del contorno del grano.

El nuevo plano binarizado se realiza el complemento bajo el comando `~BW` de este modo los pixeles que contengan valores de 1 son los referentes a los pixeles que contienen información al grano de cacao, este nuevo plano multiplicara a cada una de las 240 bandas del cubo hiperspectral , mediante una multiplicación matricial de modo que los valores de reflectancia correspondientes al de teflón son multiplicados por el valor de 0 obteniendose como resultado también el valor de 0, de este modo solo tenemos información de reflectancia referente al grano de cacao.

Luego se usa el comando `Regionprops` de Matlab que me permite obtener alguna información espacial del grano de cacao dentro del cubo hiperspectral, con la ayuda de este comando se disminuye las dimensiones del cubo hiperspectral de la adquisición a una que solo envuelva al grano.

Con esto se obtiene al final de este proceso de Pre-procesamiento un nuevo cubo hiperspectral de menores dimensiones que el cubo de adquisición inicial y que solo contiene informacion referente a los valores de reflectancia del grano de cacao.

### 2.3. Segmentación

El análisis usado en esta investigación analiza los valores de Reflectancia de Antocianina 2 en diferentes zonas del grano, segmentado en la zona del endospermo, en la zona del cotiledón y en las zonas de las grietas

#### a. Análisis de Componentes principales (PCA)

Análisis de componentes principales es un método cuantitativo para lograr una simplificación en la visualización de datos que tienen muchas variables, este método genera un nuevo conjunto de variables denominado componentes principales, que es la combinación lineal de las variables originales. Todos los componentes principales son ortogonales entre sí, de modo lo que no hay información redundante.

El primer componente principal (PCA1) es de un solo eje en el espacio, cuando se proyecta cada observación en ese eje, los valores resultantes forman una nueva variable. Y la varianza de esta variable es el máximo entre todas las posibles elecciones del primer eje. El segundo componente principal (PCA2) es otro eje en el espacio, perpendicular al primer PCA1. La proyección de las observaciones sobre este eje genera otra nueva variable. La varianza de esta variable es el máximo entre todas las posibles elecciones de este segundo eje. El conjunto completo de componentes principales es tan grande como el conjunto original de variables.

Se usa el comando `princomp(X)` que es comando del Matlab para llevar a cabo el análisis de componentes principales de los datos que contiene el cubo hiperespectral y devuelve los coeficientes principales, devuelve una matriz cuadrada donde cada columna contiene los coeficientes para una componente principal. Las columnas de esta matriz están ordenadas en forma decreciente de componente de varianza. Este comando devuelve una columna con los valores de observación. Este comando también retorna un vector que contiene los eigenvalores de la matriz de covarianza de X.

De este modo se obtiene el primer componente (PC1) que proporcione el 95% de toda la información del grano, de este modo se busca obtener una nueva matriz de datos con información espacial de las grietas dentro del cotiledón en el grano de cacao.

La información que se tiene como resultado está en valores de `uint8` y se convierte a valores que salen del comando `princomp` con la herramienta de Matlab llamada `im2uint8`.

#### b. Operaciones Morfológicas

Mediante este análisis morfológico es posible extraer componentes de la imagen que sean de utilidad para la representación, identificación y descripción de la forma de las regiones como por ejemplo fronteras y esqueletos que proporciona características de forma y tamaño.

- Dilatación

La dilatación es una operación morfológica que añade píxeles a la estructura de la imagen, se controla mediante una estructura de referencia o máscara, esta operación se realiza con la ayuda del teorema de convolución (operación pixel por pixel), y su notación se denota en la ecuación 2.1.

$$I \oplus H = \{(x', y') = (x + i, y + j) | (x', y') \in P_I, (i, j) \in P_H\} \quad (2.1)$$

- Erosión

Esta operación es la inversa de la dilatación de modo que sustrae píxeles a la estructura de la imagen, y su notación se expresa en la ecuación 2.2 de la siguiente manera:

$$I \ominus H = \{(x', y') | (x + i, y + j) \in P_I, (i, j), \forall (i, j) \in P_H\} \quad (2.2)$$

- Apertura

La apertura se da por una operación de erosión seguida por una operación de dilatación, se muestra en la ecuación 2.3.

$$I \circ H = (I \ominus H) \oplus H \quad (2.3)$$

- Clausura

El cierre se da por una operación de dilatación seguida por una operación de erosión, se muestra en la ecuación 2.4.

$$I \bullet H = (I \oplus H) \ominus H \quad (2.4)$$

Mediante las operaciones morfológicas se busca segmentar las zonas de interés del grano de cacao para su posterior análisis, mediante los comandos de Matlab de `imfill`, `imerode`.

## 2.4. Detección de objetos y clasificación

### Índices de Vegetación

Índice de Reflectancia de Antocianinas 2, se realiza mediante código en Matlab la fórmula del ARI2 es:

$$ARI2 = R800 [1/R550 - 1/R700]$$

En código de Matlab sería:

$$ARI2 = He(:, 196) .* (1 ./ He(:, 76) - 1 ./ He(:, 148));$$

Donde  $He(:, 196)$  es la suma de los valores de reflectancia de la banda 196 correspondiente a la frecuencia de 800 nm,  $He(:, 76)$ , es la suma de los valores de reflectancia de la banda 76 correspondiente a la frecuencia de 550 nm,  $He(:, 148)$  es la suma de los valores de reflectancia de la banda 148 correspondiente a la frecuencia de 700 nm.

Este índice es usado para sumar los valores de reflectancia de las zonas anteriormente segmentadas, como las posición espacial de los surcos en el grano de cacao, la posición espacial del cotiledón del grano y la posición espacial del endospermo, sabiendo la posición espacial de las zonas segmentadas se puede aplicar la formula anteriormente mencionada con el fin de generar un nuevo plano ARI2 que contenga en cada pixel el valor del Índice de Reflectancia de Antocianina para el grano de cacao seleccionado

Como resultado de esta fase se calculó un valor promedio del valor del ARI2 de las distintas zonas en estudio del grano de cacao, esto se realizó sumando cada valor de ARI2 del pixel y se dividió entre el número de píxeles de la zona en estudio, esto se hizo para todos los granos en estudio.

## 2.5. Análisis de la Imagen

Luego de realizar el estudio del valor promedio del ARI2 del grano de cacao para cada día se calculó un valor promedio y se buscar una correlación con los datos del análisis bioquímico, para realizar esta correlación se hizo uso del coeficiente de correlación de Pearson.

### Coefficiente de Correlación de Pearson

Es una medida estadística de la fuerza de una relación lineal entre datos apareados, en una muestra es denotado por  $r$  cuyo valor varía entre -1 y 1. Valores positivos de  $r$  indican una correlación lineal positiva, valores negativos indican una correlación lineal negativa y un valor de 0 indica ninguna correlación lineal. La figura 25 muestra la correlación de Pearson.

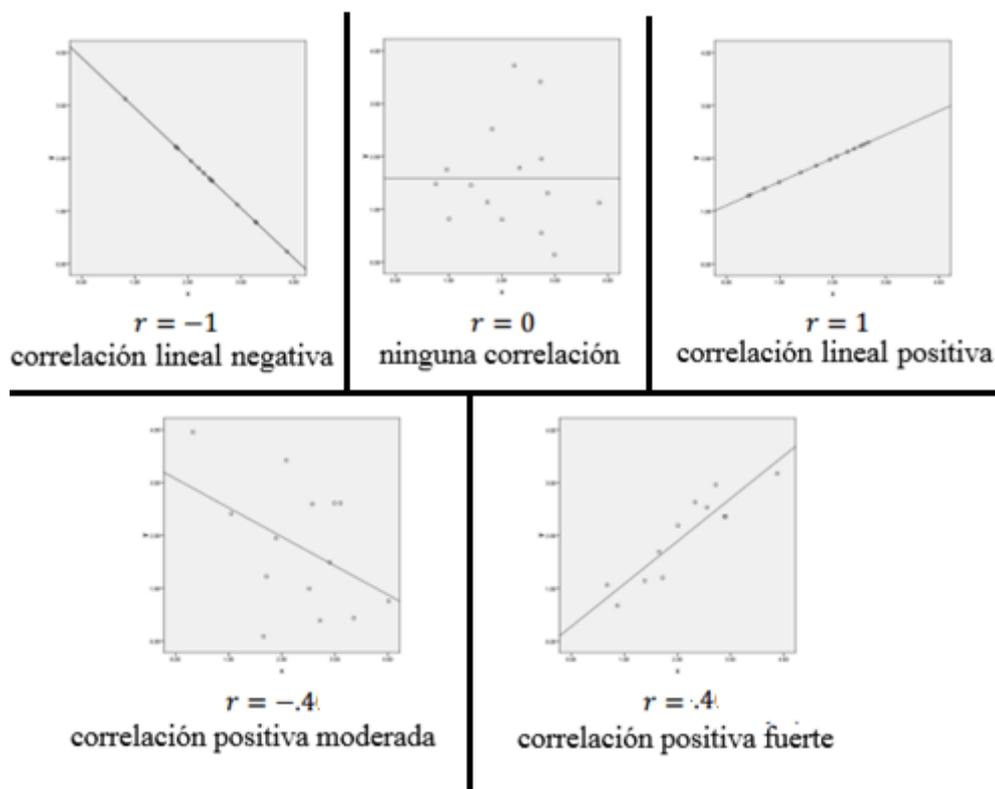


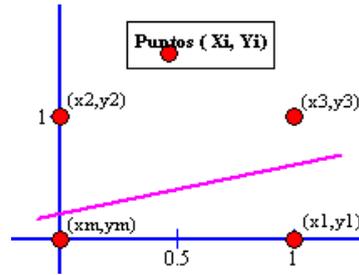
Figura 25 Correlación de Pearson

Fuente: Elaboración Propia

Se tiene dos matrices binarias  $[m \times 1]$  :

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_m \end{bmatrix} \quad Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_m \end{bmatrix}$$

Se toma los pares  $(x_i, y_i)$  y se grafica en el plano cartesiano como se muestra en la Figura 26



**Figura 26 Plano cartesiano.**  
**Fuente: Elaboración propia**

La pendiente de la línea tendencial lineal de dichos puntos, es el coeficiente de correlación [58] según se muestra en la ecuación 2.5 que puede tomar valores de  $-1 < r < 1$ .

$$r = \frac{\frac{\sum_{i=1}^m (x_i \times y_i)}{m} - \bar{X} \times \bar{Y}}{S_x \times S_y} \quad (2.5)$$

Donde:

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^m x_i}{m} \quad ; \quad \bar{Y} = \frac{\sum_{i=1}^m y_i}{m}$$

$\bar{X}$ : Promedio de valores de matriz X.

$\bar{Y}$ : Promedio de valores de matriz Y.

$$S_x = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m x_i^2}{m} - \bar{X}^2} \quad ; \quad S_y = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m y_i^2}{m} - \bar{Y}^2}$$

Donde:

$S_x$ : Desviación estándar de variables de X.

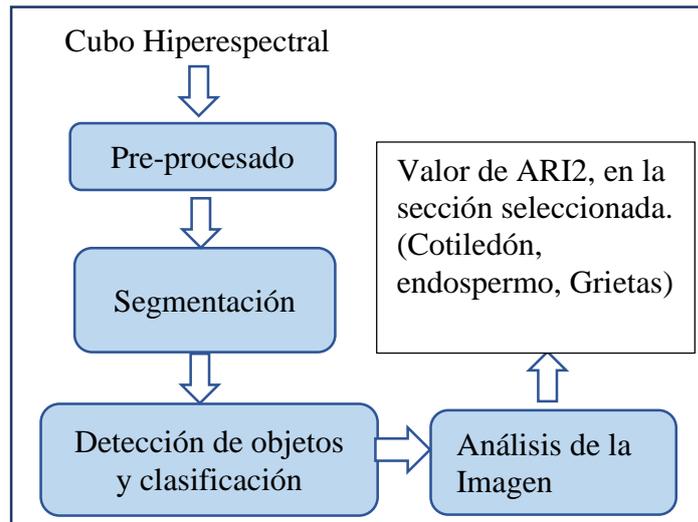
$S_y$ : Desviación estándar de variables de Y.

## **Capítulo 3**

### **Análisis hiperespectral del grano de cacao en el proceso de secado.**

Con el fin de desarrollar un método para determinar la calidad del grano de cacao en comparación con las técnicas tradicionales que se utilizan actualmente, se propone el uso de la visión artificial usando imágenes hiperespectrales. En este capítulo se presenta un análisis del Índice de Reflectancia antocianina (ARI2) durante el proceso de secado en diferentes áreas del grano de cacao violeta, como el endospermo, el cotiledón y grietas luego de haber adquirido el cubo hiperespectral de cada grano de cacao cada día que duró el proceso de secado luego se correlaciona con los datos de un prueba bioquímica de pH y humedad, con el fin de encontrar alguna correlación entre los datos obtenido por las pruebas bioquímicas y los datos del cubo hiperespectral.

La Figura 27 muestra un diagrama de bloques del sistema de visión artificial implementado, la entrada es el cubo hiperespectral capturado, la primera fase es la de Pre-procesamiento donde se acondiciona la imagen para el funcionamiento óptimo y eficiente del proceso, luego sigue la fase de Segmentación donde se selecciona solo la zona del grano de cacao, se procede luego a la fase de Detección de objetos, donde se calcula la formula en Matlab para detectar el ARI2 en el cubo hiperespectral, se prosigue luego a la fase de Análisis de la Imagen donde se analiza el promedio de ARI2 en las distintas zonas del grano de cacao y se correlaciona con los datos bioquímicos tomados durante los 7 días que duro el proceso de secado.



**Figura 27** Diagrama de bloques del sistema implementado.  
Fuente: Elaboración propia

### 3.1. Muestras

Los granos de cacao en estudio son del tipo violeta orgánico, que crece en el distrito de Buenos Aires, provincia de Morropón en Piura, a una altura de 135 m sobre el nivel del mar. Este es acopiado por la “Asociación de Productores de Banano y Cacao Orgánico – ASPROBO”. Los granos de cacao pasa luego de un proceso de fermentado luego por un proceso de secado con una duración de 7 días y temperaturas entre 22°C y 38°C, se tomaron 20 muestras cada día en el proceso de secado y finalizado este proceso se tomó una muestra de 50 granos para la prueba de corte.

### 3.2. Diseño de experimento

Una muestra diaria fue obtenida en el proceso de secado y se procedió adquirir el cubo hiperespectral de ambas caras del grano y de la parte interna de este por medio de un corte transversal medio, se obtuvieron muestras diarias de 20 granos de cacao durante los 7 días que dura este proceso. Para la pruebas bioquímicas se tomaron se tomaron 5 granos y se sometieron a un análisis bioquímico para obtener el grado de pH y humedad. Al finalizar el proceso se tomaron 50 granos adicionales para la prueba de corte.

### 3.3. Instrumentos

- Sistema de imagen Hiperespectral: Cámara Hiperespectral Pika IIG, fabricante RESONON. Rango Espectral: 400-900 nm. Resolución Espectral: 2.1 nm. Canales Espectrales: 240. Canales espaciales: 640.
- Computadora, Intel® Core™ i7 -377 CPU@ 3.40 GHz 16 GB RAM con Windows 7 System Enterprise.
- SpectrononPro 2.62- Software de Resonon para la adquisición de imágenes Hiperespectrales.
- Matlab R2013b

### 3.4. Adquisición

Los granos de cacao fueron sometidos a un corte transversal y las Imágenes hiperespectrales fueron adquiridas a temperatura ambiente mediante el programa SpectronPro proporcionada por los fabricantes de la cámara, el cubo hiperespectral obtenido contiene 240 bandas contiguas entre sí con información en el rango espectral de 400- 900 nm con intervalos de 2.1 nm. Tiene una resolución espacial de 200 x 640 píxeles. Se hace una calibración previa a la cámara como la medición de la corriente oscura y el blanco. La imagen de referencia oscura del 0% de reflectancia se obtuvo apagando la fuente de luz y cerrando completamente la lente de la cámara, mientras que la imagen de referencia de blanco al 100 % reflectancia fue adquirida por una tabla de calibración de teflón blanco con las luces totalmente encendidas.

### 3.5. Pre-procesado

El objetivo es poner las condiciones necesarias, para el funcionamiento óptimo y eficiente del proceso, es decir acondicionar la imagen para que al momento de aplicar el algoritmo funcione de manera adecuada cada una de sus etapas y se pueda obtener con precisión la posición de la placa.

Cada cubo adquirido se sometió a una etapa de segmentación, con el fin de filtrar solo información referente a la reflectancia del grano, las 240 bandas del nuevo cubo se sometieron a un análisis de componentes principales (PCA) [17] donde el primer componente PC1 proporciona el 95% de toda la información del grano.

Los cubos adquiridos fueron sometidos a una etapa de segmentación que consiste en filtrar solo la información referente al grano de cacao separando del fondo blanco de la imagen inicial, con esto se obtiene un nuevo cubo hiperespectral que solo tiene información de la reflectancia del grano en sus bandas determinadas, esto permite reducir el costo computacional. El Análisis de Componentes Principales (PCA) se utilizó para la compresión de las 240 bandas [17] de la imagen con la finalidad de trabajar con la primera componente PC1 corresponde al del mayor eigenvalor [18] y proporciona el 95 % de toda la información del grano, de este modo se obtiene una imagen que proporciona mayor información del grano así como de sus grietas. Se aplicó técnicas de visión artificial [18] como binarización, filtros y operaciones morfológicas [19] con la finalidad de segmentar las regiones de interés del grano: el endospermo, el cotiledón y las grietas.

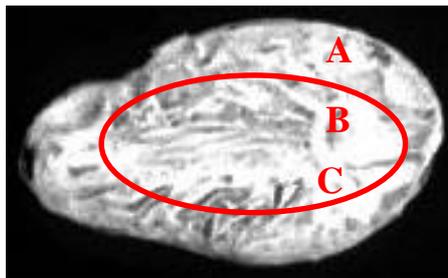
### 3.6. Extracción de Índices de Vegetación

#### a. Índice de Reflectancia de Antocianina 2.

Se selecciona las bandas de 550, 700 y 800 (*nm*) del espectro electromagnético, correspondientes al Índice de Reflectancia de Antocianinas 2 (ARI2) [9] permitiendo estimar el grado de antocianinas presentes en el cuerpo vegetal, de manera que el valor de cada pixel en el nuevo plano generado es un valor adimensional resultado de operaciones de pixel por pixel de las 3 bandas seleccionadas según (3.1) [15].

$$ARI2=R800 [1/R550-1/R700] \quad (3.1)$$

Donde R550, R700 y R800 hace referencia a la reflectancia capturada por el sensor en el espectro de 550, 700 y 800 (*nm*) respectivamente, en la banda de 550 (*nm*) se presenta la máxima absorción de antocianinas [20], se sustrae la reflectancia de 700 (*nm*) con el fin de eliminar la contribución de la absorción de clorofila al mismo espectro de 550 (*nm*) y para compensar la reflectancia NIR se introdujo la reflectancia a 800 (*nm*) [15]. Ver figura 28 donde Región A es endospermo, B es cotiledón y C es grietas.



**Figura 28 Plano ARI-2**  
Fuente: Elaboración Propia

El índice ARI2 es adimensional. El espectro final de este se obtiene promediando todos los píxeles mantenidos después de enmascarar [21]. Esta etapa fue realizada en una plataforma desarrollada en Matlab (Versión R2013b).

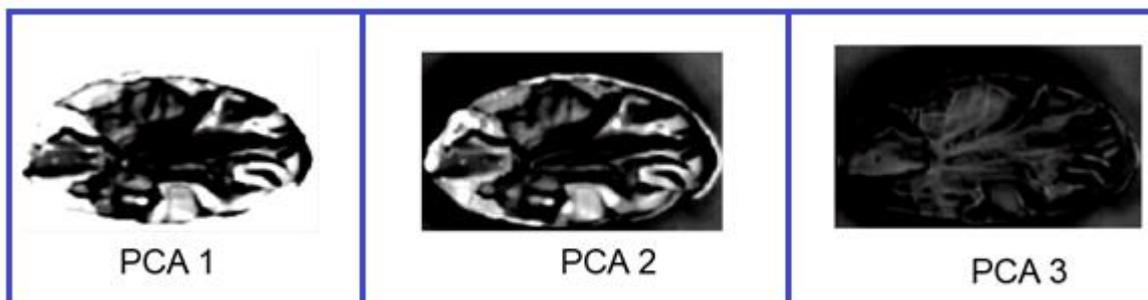
En la figura 29 se muestra distintas imágenes de un mismo grano de cacao, a la lado izquierda se puede visualizar el grano de cacao de espectro NIR, al lado derecho se puede visualizar el grano de cacao en el plano RGB.



**Figura 29 Grano de Cacao NIR- RGB**

Fuente: Elaboración Propia

En la siguiente figura se muestran los diferentes planos de un mismo grano de cacao luego de haber sido sometidos al análisis PCA, la figura 30 muestra al lado izquierdo el PCA1 que es el cual en esta investigación por contener el 95% de la información del grano y de sus grietas, en el centro se muestra el PCA2 y a lado derecho se muestra el PCA3.



**Figura 30 PCA1, PCA2, PCA3 del grano de cacao**

Fuente: Elaboración propia.



## Capítulo 4

### Análisis de los resultados

#### 4.1. Análisis durante el Proceso de Secado

Se extrajo el Índice de reflectancia de Antocianinas ARI2 en diferentes regiones de interés del grano: Completo, endospermo, cotiledón y grietas de las 20 muestras de cacao violeta y se obtuvo un valor promedio durante cada día del proceso de secado, ver Figura 31.

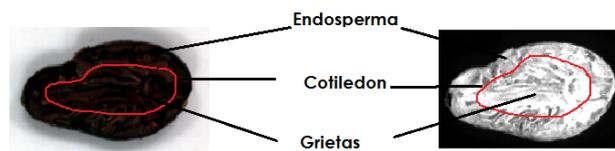


Figura 31 Imagen RGB – Plano ARI2

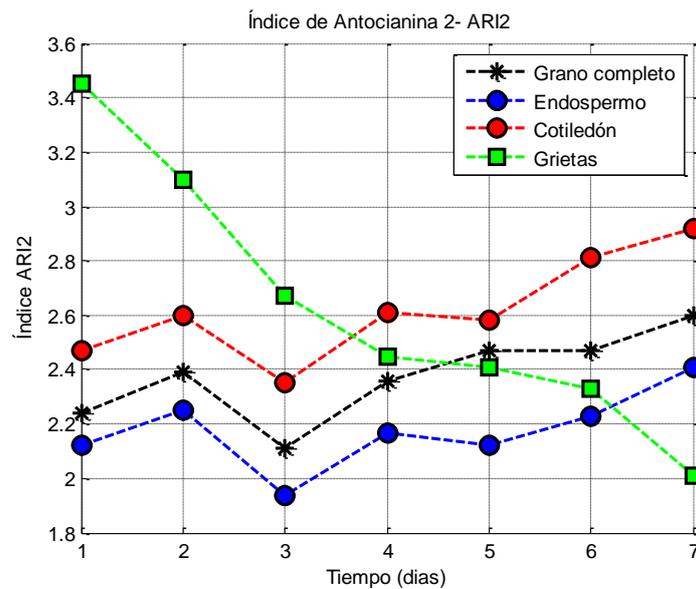


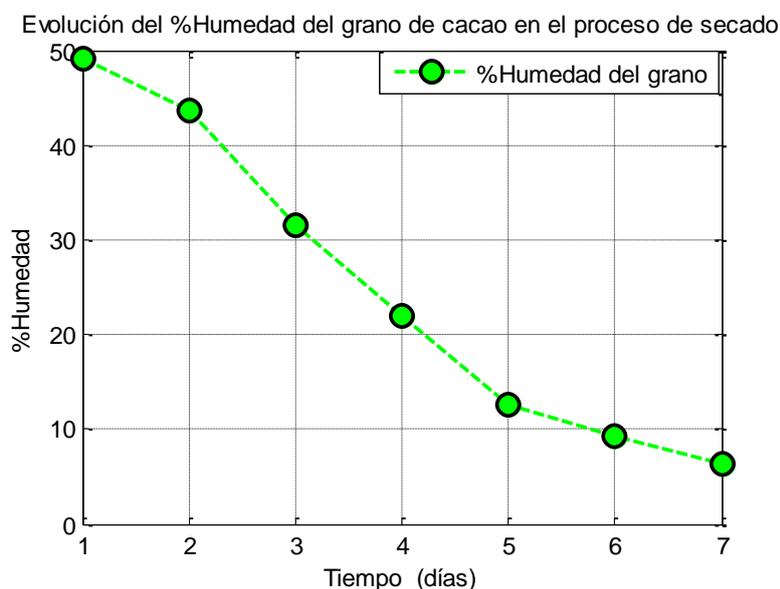
Figura 32 Índice de Reflectancia de Antocianinas calculado en una plataforma desarrollada en Matlab.

Fuente: Elaboración Propia

En Figura 32 se visualiza que el índice de ARI2 del cotiledón, del endospermo y del grano completo aumenta levemente, mientras que en las grietas la disminución del índice es significativa, se muestra también que al final del proceso de secado las grietas del grano de cacao violeta tienen valores de ARI2 cercano a 2.

El índice ARI2 presente en las grietas disminuye durante el proceso de secado, esto se debe a que el ácido acético que penetró la cascara en el proceso de fermentación produce la muerte del embrión y con ella la liberación de diversos compuestos originando una diversidad de reacciones bioquímicas tal es el caso de las antocianinas, esta liberación puede ser apreciada en la formación de grietas del grano de cacao que se hacen evidentes al finalizar el proceso de secado.

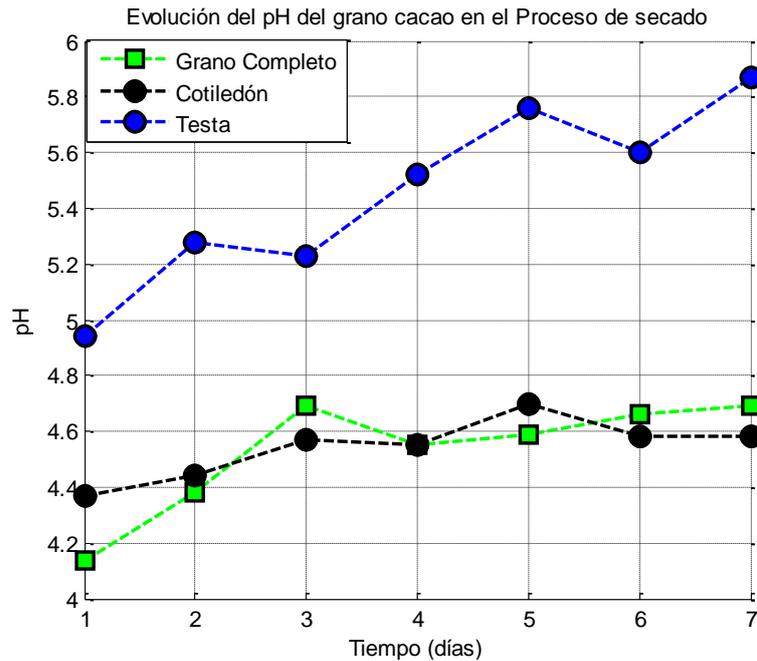
La Figura 33 muestra la evolución del porcentaje de humedad a lo largo del proceso de secado, dichos valores fueron inducidos por un análisis bioquímico. Se aprecia una disminución durante los 7 días desde 49.2% hasta 6.4% de humedad correspondiente al último día. Mientras que el grano este húmedo ocurre una oxidación de polifenoles con reducción de sabores amargos y astringentes [21].



**Figura 33 Humedad en el grano de cacao en el proceso de secado**

Fuente: Elaboración propia.

El valor de pH se evaluó a grano completo, testa y cotiledón, ver Figura 34, el análisis muestra un aumento de 0.21 (*pH*) en el cotiledón y de 0.45 (*pH*) a grano completo y una disminución de 0.93 (*pH*) en la testa durante el proceso de secado.



**Figura 34** Evolución del pH del grano en el Proceso de secado  
Fuente: Elaboración Propia.

El incremento del pH en la testa se debe a que el ácido acético volátil y el ácido láctico no volátil son transportados por el agua y eliminados hacia el exterior por los poros de la testa, perdiendo acidez en esta región del grano. La Figura 35, muestra la evolución y un ajuste lineal por mínimos cuadrados de los valores de ARI2 en las grietas, pH en la testa y porcentaje de humedad, de modo que se obtuvo las rectas que se muestran en (4.1), (4.2) y (4.3) respectivamente, donde  $t$  representa al número de días.

$$ARI2_{grietas} = -0.22t + 3.51 \quad (4.1)$$

$$pH - Testa = 0.14t + 4.89 \quad (4.2)$$

$$\%Humedad = -7.71t + 55.79 \quad (4.3)$$

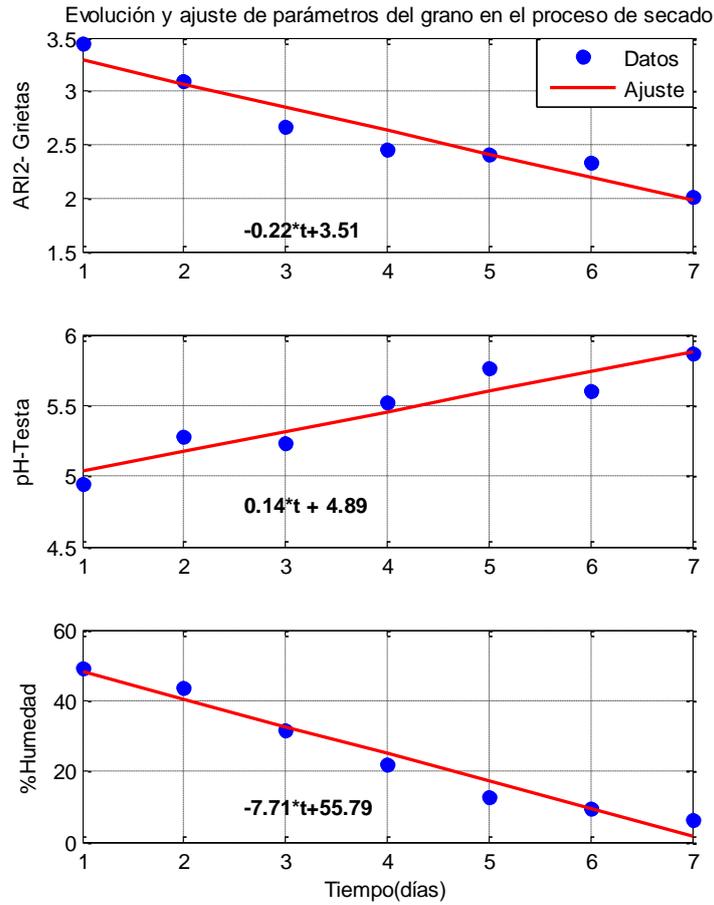
La disminución del porcentaje de humedad y los valores de ARI2 en las grietas del grano de cacao con el aumento del pH de la testa puede ser explicado debido a que las moléculas de agua que se evaporan por medio de los poros de la testa llevan consigo a los ácidos presentes en la testa y a las antocianinas presentes en las grietas. Se encontró una relación inversa entre el ARI2 de las grietas y el pH de la testa con coeficiente de correlación de Pearson de -0.93 y una relación directa entre el ARI2 de las grietas y la humedad con coeficiente de correlación de Pearson de 0.96.

Los valores de pH y antocianinas son indicadores del grado de calidad del grano de cacao seco [22].

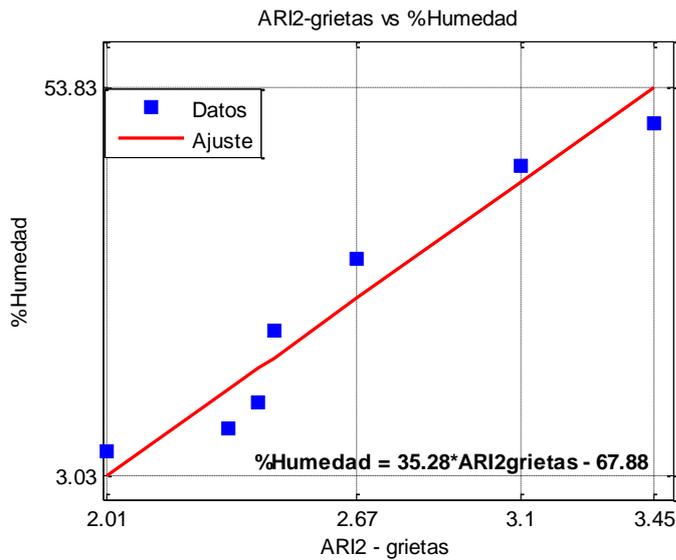
La ecuación (4.4) muestra un ajuste entre los valores de ARI2 y la humedad del grano. Ver Figura 36.

$$\%Humedad = 35.28ARI2_{grietas} - 67.88 \quad (4.4)$$

De modo que se propone una herramienta para el monitoreo del % Humedad del grano en el proceso de secado a partir del procesamiento de la imagen hiperespectral.

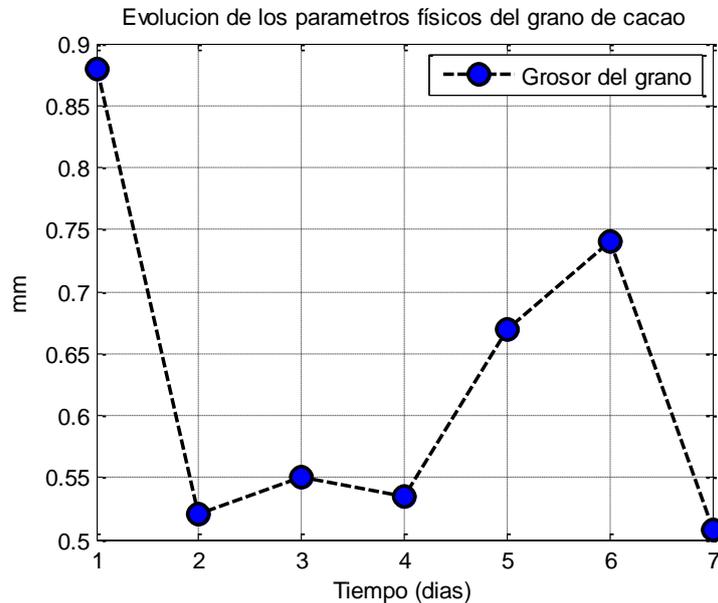


**Figura 35 Evolución y ajuste de los parámetros del grano en el proceso de secado**  
Fuente: Elaboración Propia.



**Figura 36 Ajuste de ARI-2 vs Humedad**  
Fuente: Elaboración Propia

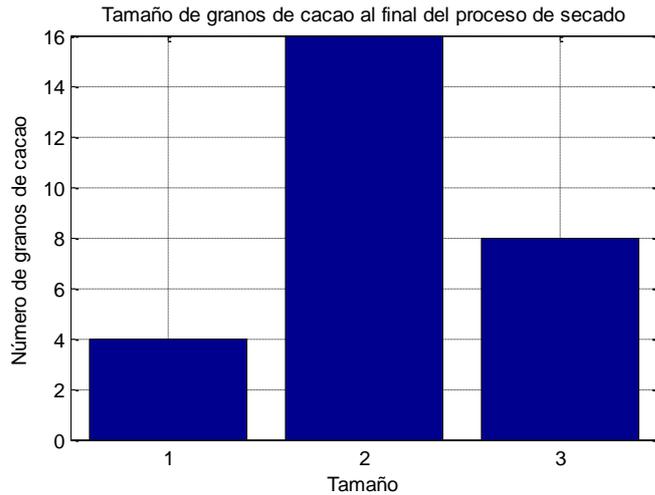
A medida que se pierde humedad en el grano de cacao sus características físicas también se ven afectadas, tal es el caso de la pérdida de volumen el cual se reduce en este proceso, los gases productos de la fermentación se disipan por los poros de la testa reduciendo el volumen del grano. Ver Figura 37.



**Figura 37 Evolución de los parámetros físicos del grano de cacao**  
Fuente: Elaboración Propia.

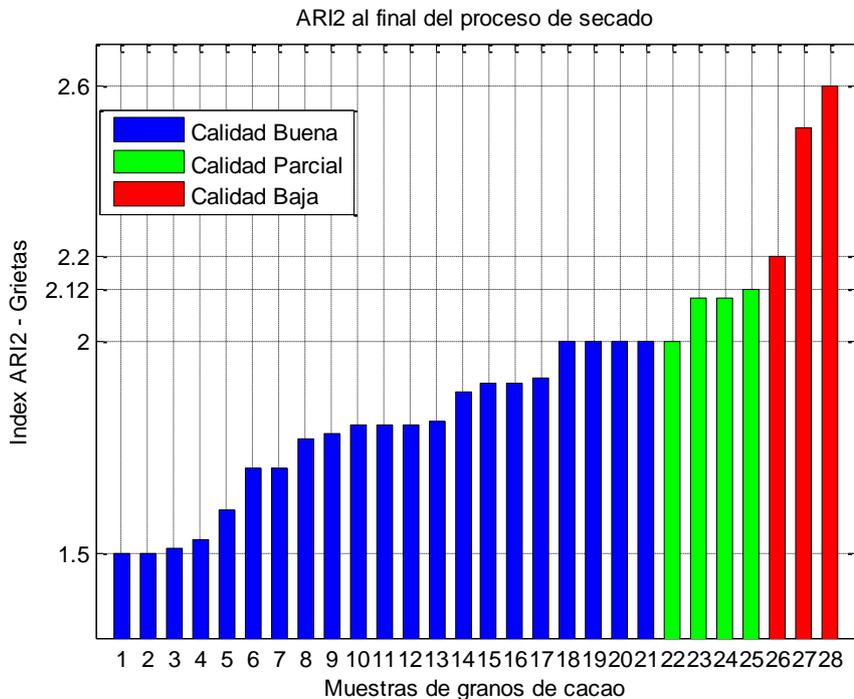
#### 4.2. Análisis al final del Proceso de Secado

Al finalizar el proceso de secado se tomó 50 muestras de granos de cacao de las cuales 28 fueron violetas, se sometió a un análisis en la plataforma Matlab para determinar su tamaño calificando en 3 calibres siendo calibre 1 los granos de mayor tamaño con sección transversal de 2.8 - 3.2 ( $cm^2$ ), calibre 2 los granos de tamaño medio con sección de 1.9 - 2.8 ( $cm^2$ ), y calibre 3 los granos de menor tamaño con sección transversal menores a 1.8 ( $cm^2$ ). Resultados muestran 4 granos de calibre 1, 16 granos de calibre 2 y 8 granos de calibre 3. Ver Figura 38.



**Figura 38 Tamaño de los granos de cacao**  
Fuente: Elaboración Propia.

Las 28 muestras de cacao violeta fueron separadas en tres grupos según su calidad en Buena, Parcial y Baja, siguiendo el criterio de selección visual usado por los agricultores, luego se procedió a calcular el valor promedio del índice ARI2 en las grietas. En Figura 39 se puede apreciar que los granos de buena calidad presentan niveles de ARI2 entre 1.5 - 2, los granos de calidad parcial presenta niveles de ARI2 entre 2 - 2.1 y los granos de calidad baja presentan niveles de ARI2 entre 2.2 - 2.6. Existe una correlación inversa con coeficiente de Pearson de 0.8 entre el nivel de ARI2 presente en las grietas con el grado de calidad del grano de cacao al final del proceso, es decir los granos de calidad baja muestran valores altos de ARI2 y los de calidad buena presentan valores bajos de ARI2.



**Figuran 39 ARI 2 grietas de cacao al final del proceso de secado**  
Fuente: Elaboración Propia

### 4.3. Discusión de la biografía.

La literatura comenta [26] que las paredes celulares de los cotiledones se vuelven permeables, permitiendo así el paso del ácido acético y la muerte del cotiledón por causa del cambio de temperatura y acidez. Es por eso que se producen procesos oxidativos en toda la masa en fermentación y los primeros días del secado. Durante la fermentación y el proceso de secado algunos productos que se generan en la pulpa pasan a través de la testa al interior de los cotiledones tal es el caso del ácido acético y láctico.

Según [26] el pH después del secado deberá ubicarse entre 5.1 y 5.4. El pH es un criterio bioquímico que puede mostrar cómo transcurre el proceso de fermentación y secado y ser un indicativo de calidad [59]. Las características organolépticas de amargor, astringencia y acidez del chocolate están relacionadas con la presencia de componentes químicos pertenecientes a los polifenoles y ácidos volátiles. Las levaduras que se usan en el proceso de fermentación producen enzimas pectolíticas, las cuales rompen las paredes celulares de la pulpa provocando el drenaje de los jugos y la formación de espacios entre las almendras a través de los cuales el aire puede penetrar, el Ac. Cítrico drena y causa un aumento del pH [60].

Cuando la temperatura y el ácido Acético aumentan producen la muerte del cotiledón y dan a inicio a las reacciones enzimáticas en los tejidos de los cotiledones [27], [60].

Cuando las almendras de cacao están muertas, las paredes celulares se hacen permeables y el contenido se difunde a través de los tejidos, de este modo las enzimas de las células se ponen en contacto con los polifenoles de las células con pigmentos [27]. En la última etapa del proceso de fermentación y al inicio de la etapa de secado se da una fase aeróbica en donde se producen reacciones de oxidación que afectan a todos los compuestos fenólicos [27], [60].



## **Capítulo 5**

### **Artículo científico**

**Evolution of the spectral index anthocyanin ARI2 in the cocoa beans  
drying process**



# Evolution of the spectral index anthocyanin ARI2 in the cocoa beans drying process (Evolución del índice espectral de antocianina ARI2 en el proceso de secado del cacao)

George Mundaca-Vidarte, Juan Soto-Bohórquez, William Ipanaque-Alama

**Abstract—** In order to develop a method to determine the quality of the cocoa bean compared to traditional techniques currently used, intends the use of machine vision using hyperspectral imaging. This article presents an analysis of the Anthocyanin Reflectance Index (ARI2) during the drying process in different areas of violet cocoa grain, such as the endosperm, the cotyledon and cracks; it is correlated with data from pH, and moisture induced by a biochemical analysis. A correlation between the values of ARI2 of the cracks and moisture of the grain with a Pearson coefficient of 0.96 was obtained. An inverse relationship between the values of ARI2 of the cracks and the grain quality of cocoa at the end of the drying process was found.

**Index Terms—**Anthocyanin, Cocoa bean, Hyperspectral imaging, Machine vision, Principal component analysis, Reflectance.

## I. INTRODUCCIÓN

EL análisis de imágenes hiperespectrales integra espectroscopia e imagen suministrando información espectral y física de una muestra [1], estas imágenes se obtienen de manera remota o local a través de sensores que hacen uso de cientos de bandas espectrales contiguas y discretas [2]. Este análisis provee a muchos campos de investigación una técnica no destructiva, tal es el caso de la agricultura donde existe un creciente interés por la evaluación de la calidad de productos agroalimentarios y salud de los cultivos [3].

A través de estas imágenes es posible hacer un estudio espectroscópico para inferir características químicas a partir de la absorción de la energía por parte de la materia [4], cuando la frecuencia de luz incidente es igual a la frecuencia de vibración natural de la molécula se produce una transferencia de energía que causa un cambio en la amplitud de la vibración molecular y absorbe la radiación [5] siguiendo la ley de Lambert-Beer que relaciona la concentración del medio absorbente con la

absorción de la radiación [6].

La ecuación (1) determina la absorbancia ( $A$ ) como un valor adimensional,  $I_0$  es la intensidad de la luz incidente,  $I(x)$  es la intensidad de la luz transmitida,  $\varepsilon$  es el coeficiente de absorción molar ( $1/mol \cdot m$ ),  $c$  es la concentración ( $mol$ ) y  $X$  es la longitud del paso óptico ( $m$ ).

$$A = \ln(I_0/I_x) = \varepsilon * c * X \quad (1)$$

La reflectancia ( $R$ ) es el factor de medición del sensor hiperespectral que capta el haz de luz reflejado por la muestra [7] y se relaciona con la absorbancia según (2) [8], dichos valores son utilizados para hallar el Índice de Reflectancia de Antocianina 2 (ARI2) que mide la presencia de antocianinas en una muestra [9], [10].

$$A = -\ln(R) \quad (2)$$

Este artículo muestra un estudio del índice espectral ARI2 en distintas zonas del grano y su variación en el tiempo durante el proceso de secado; se presenta una relación de ARI2, pH y humedad con la finalidad de correlacionar la calidad de grano.

## II. PROCESO DE SECADO

El secado es un proceso posterior al de fermentación en el tratamiento post-cosecha del cacao, en este continúan las reacciones bioquímicas precursores del sabor y del aroma [11].

Durante el proceso de secado la humedad disminuye drásticamente desde 50-60% hasta 7-8%; valores de humedad menores al 7% propician que la testa sea muy quebradiza, mientras que mayores a 8% estimula la presencia de mohos [12].

En el proceso de secado el aire penetra al grano, atraviesa la testa y oxida los polifenoles presentes, esta oxidación se detiene cuando la reducción de la humedad en el grano inactiva las enzimas reguladoras [13].

Los granos de cacao poseen numerosos polifenoles, entre ellos las antocianinas que son un grupo de pigmentos de color rojo, hidrosolubles [14] cuya absorción máxima de la radiación se encuentra en el rango de 540-550 (nm) [15], son interesantes por su impacto sobre las características sensoriales del cacao y por su implicancia en los beneficios de salud que otorga.

El pH tiene una relación significativa con la presencia de antocianinas, a valores de pH menores a 2 los productos exhiben un color rojo oscuro [16].

Presentado para revisión el 30 de Octubre de 2015.

Este trabajo fue financiado por Consejo Nacional de Ciencia, Tecnología e Innovación Tecnológica - CONCYTEC.

Mundaca Vidarte George, Laboratorio de Sistemas Automáticos de Control, Universidad de Piura, Piura, Perú. (e-mail: george@mundaca.pe).

Soto Bohórquez Juan, Laboratorio de Sistemas Automáticos de Control, Universidad de Piura, Piura, Perú. (e-mail: juan.soto@udep.pe).

Ipanaque Alama William, Laboratorio de Sistemas Automáticos de Control, Universidad de Piura, Piura, Perú. (e-mail: william.ipanaque@udep.pe).

### III. MATERIALES Y MÉTODOS

#### A. Muestras

Los granos de cacao en estudio son del tipo violeta orgánico, recolectados del distrito de Buenos Aires, provincia de Morropón, Piura-Perú, a una altura de 135 (m) sobre el nivel del mar. Los granos pasan por un proceso de fermentación y de secado, con una duración de este último de 7 días a temperaturas entre 22 (°C) y 33 (°C).

#### B. Diseño del experimento

Consistió en una muestra diaria de 20 granos para la captura del cubo hiperespectral y 5 granos para el análisis bioquímico (pH y humedad). Al finalizar el proceso se tomaron 50 granos adicionales para la prueba de corte.

#### C. Instrumentos

Sistema de imagen Hiperespectral: Cámara Hiperespectral Pika IIG, fabricante RESONON. Rango Espectral: 400-900 nm, Resolución Espectral: 2.1 (nm), Canales Espectrales: 240, Canales espaciales: 640.

Computadora, Intel® Core™ i7 -377 CPU@ 3.40 GHz 16 GB RAM con Windows 7.

SpectronPro 2.62- Software de Resonon para la adquisición de imágenes Hiperespectrales.

Matlab R2013b.

#### D. Cubo Hiperespectral

**Adquisición:** El cubo hiperespectral fue capturado mediante el programa SpectronPro y procesado en una plataforma desarrollada en Matlab R2013b. Cada cubo contiene 240 bandas espectrales en el rango de 400 a 900 nm, con una resolución de 200 x 640 píxeles por banda.

**Pre-procesamiento:** Cada cubo adquirido se sometió a una etapa de segmentación, con el fin de filtrar solo información referente a la reflectancia del grano, las 240 bandas del nuevo cubo se sometieron a un análisis de componentes principales (PCA) [17] donde el primer componente PC1 proporciona el 95% de toda la información del grano. Se aplicó técnicas de visión artificial [18] como binarización, filtros y operaciones morfológicas [19] con la finalidad de segmentar las regiones de interés del grano: el endospermo, el cotiledón y las grietas.

**Índice de Reflectancia de Antocianinas:** Se selecciona las bandas de 550, 700 y 800 (nm) del espectro electromagnético, correspondientes al Índice de Reflectancia de Antocianinas 2 (ARI2) [9] permitiendo estimar el grado de antocianinas presentes en el cuerpo vegetal, de manera que el valor de cada pixel en el nuevo plano generado es un valor adimensional resultado de operaciones de pixel por pixel de las 3 bandas seleccionadas según (3) [15].

$$ARI2 = \frac{R800}{1/R550 - 1/R700} \quad (3)$$

Donde R550, R700 y R800 hace referencia a la reflectancia capturada por el sensor en el espectro de 550, 700 y 800 (nm) respectivamente, en la banda de 550 (nm) se presenta la máxima absorción de antocianinas [20], se sustrae la reflectancia de 700 (nm) con el fin de eliminar la contribución de la absorción de clorofila al mismo espectro de 550 (nm) y para compensar la

reflectancia NIR se introdujo la reflectancia a 800 (nm) [15]. Ver Fig. 1

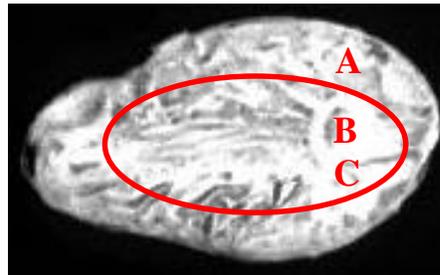


Fig. 1. Plano ARI2, Región A es Endospermo, B es Cotiledón y C es grietas

### IV. RESULTADOS

#### A. Análisis durante el Proceso de Secado

Se extrajo el Índice de reflectancia de Antocianinas ARI2 en diferentes regiones de interés del grano: Completo, endospermo, cotiledón y grietas (Fig. 1) de las 20 muestras de cacao violeta y se obtuvo un valor promedio durante cada día del proceso de secado, ver Fig. 2.

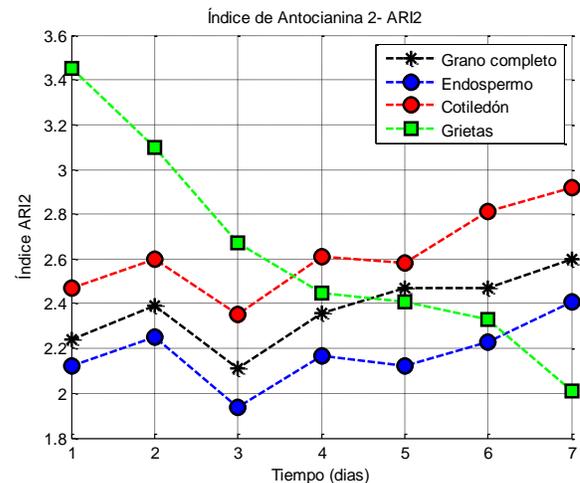


Fig. 2. Índice de Reflectancia de Antocianinas calculado en una plataforma desarrollada en Matlab.

En Fig. 2 se visualiza que el ARI2 del cotiledón, del endospermo y del grano completo aumenta levemente, mientras que en las grietas la disminución del índice es significativa, se muestra también que al final del proceso de secado las grietas del grano de cacao violeta tienen valores de ARI2 cercano a 2.

El índice ARI2 presente en las grietas disminuye durante el proceso de secado, esto se debe a que el ácido acético que penetró la cascara en el proceso de fermentación produce la muerte del embrión y con ella la liberación de diversos compuestos originando una diversidad de reacciones bioquímicas tal es el caso de las antocianinas, esta liberación puede ser apreciada en la formación de grietas del grano de cacao que se hacen evidentes al finalizar el proceso de secado.

La Fig. 3 muestra la evolución del porcentaje de humedad a lo largo del proceso de secado, dichos valores fueron inducidos por un análisis bioquímico. Se aprecia una disminución durante los 7 días desde 49.2% hasta 6.4% de humedad correspondiente al último día. Mientras que el grano este húmedo ocurre una

oxidación de polifenoles con reducción de sabores amargos y astringentes [21].

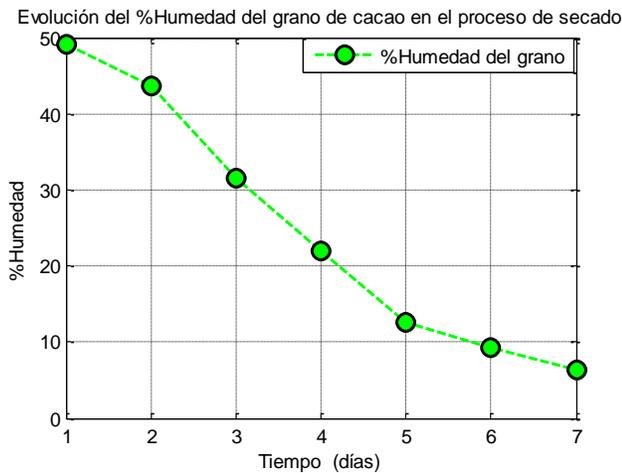


Fig. 3. Humedad en el grano de cacao en el proceso de secado.

El valor de pH se evaluó a grano completo, testa y cotiledón, ver Fig. 4, el análisis muestra un aumento de 0.21 (pH) en el cotiledón y de 0.45 (pH) a grano completo y una disminución de 0.93 (pH) en la testa durante el proceso de secado.

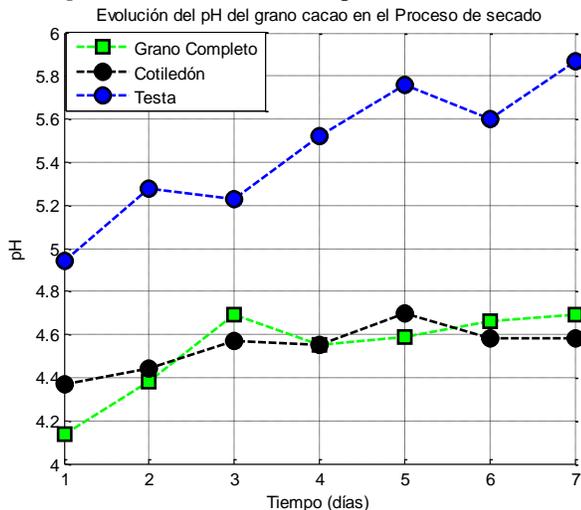


Fig. 4. Evolución del pH del grano en el proceso de secado.

El incremento del pH en la testa se debe a que el ácido acético volátil y el ácido láctico no volátil son transportados por el agua y eliminados hacia el exterior por los poros de la testa, perdiendo acidez en esta región del grano.

La Fig. 5, muestra la evolución y un ajuste lineal por mínimos cuadrados de los valores de ARI2 en las grietas, pH en la testa y porcentaje de humedad, de modo que se obtuvo las rectas que se muestran en (4), (5) y (6) respectivamente, donde  $t$  representa al número de días.

$$ARI2_{grietas} = -0.22t + 3.51 \quad (4)$$

$$pH - Testa = 0.14t + 4.89 \quad (5)$$

$$\%Humedad = -7.71t + 55.79 \quad (6)$$

La disminución del porcentaje de humedad y los valores de ARI2 en las grietas del grano de cacao con el aumento del pH de la testa puede ser explicado debido a que las moléculas de agua que se evaporan por medio de los poros de la testa llevan

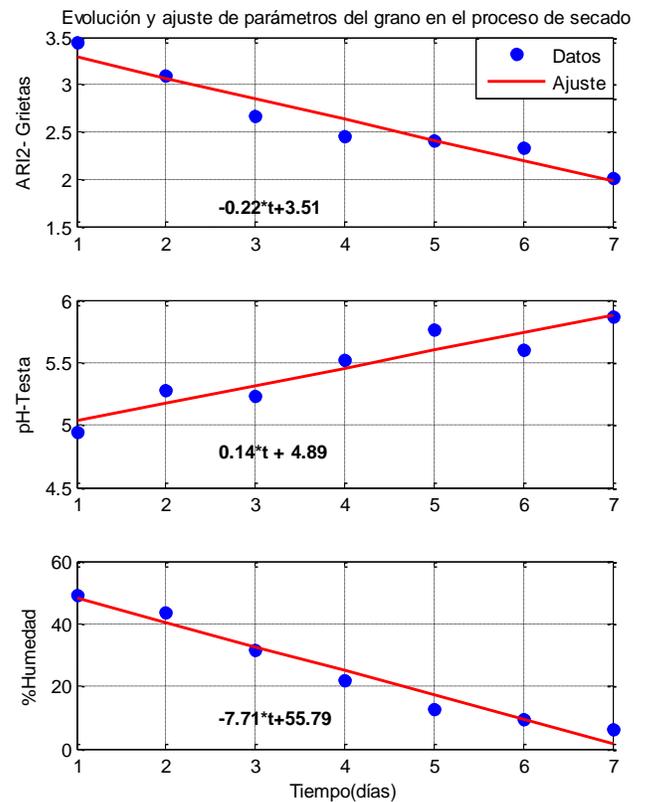


Fig. 5. Evolución y ajuste de los parámetros del grano en el proceso de secado.

consigo a los ácidos presentes en la testa y a las antocianinas presentes en las grietas.

Se encontró una relación inversa entre el ARI2 de las grietas y el pH de la testa con coeficiente de correlación de Pearson de -0.93 y una relación directa entre el ARI2 de las grietas y la humedad con coeficiente de correlación de Pearson de 0.96.

Los valores de pH y antocianinas son indicadores del grado de calidad del grano de cacao seco [22].

La ecuación (7) muestra un ajuste entre los valores de ARI2 y la humedad del grano. Ver Fig. 6.

$$\%Humedad = 35.28ARI2_{grietas} - 67.88 \quad (7)$$

De modo que se propone una herramienta para el monitoreo del % Humedad del grano en el proceso de secado a partir del

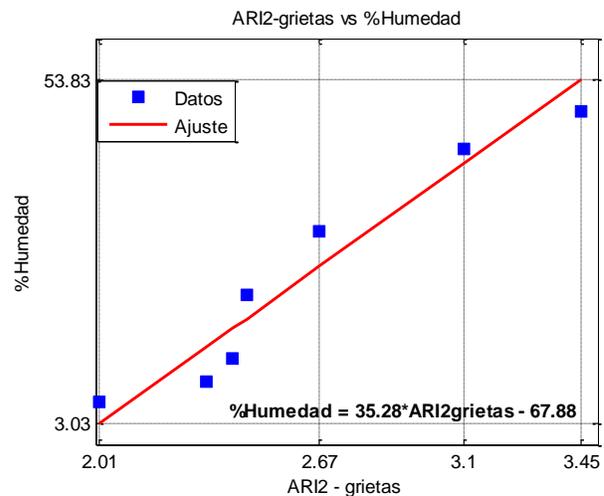


Fig. 6. Ajuste de ARI2-grietas vs Humedad.

procesamiento de la imagen hiperespectral.

### B. Análisis al término del Proceso de Secado

Al finalizar el proceso de secado se tomó 50 muestras de granos de cacao de las cuales 28 fueron violetas, se sometió a un análisis en la plataforma Matlab para determinar su tamaño calificando en 3 calibres siendo calibre 1 los granos de mayor tamaño con sección transversal de 2.8 - 3.2 ( $cm^2$ ), calibre 2 los granos de tamaño medio con sección de 1.9 - 2.8 ( $cm^2$ ), y calibre 3 los granos de menor tamaño con sección transversal

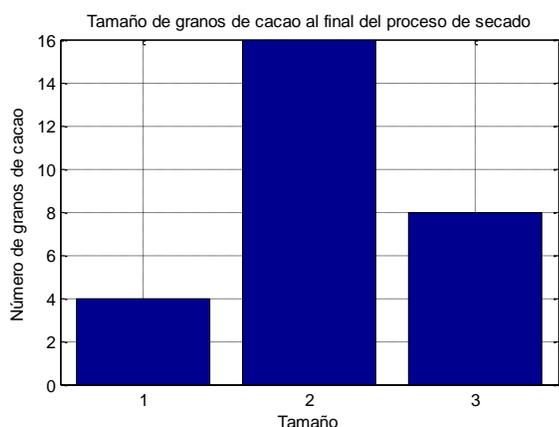


Fig. 7. Tamaño de los granos de cacao.

menores a 1.8 ( $cm^2$ ). Resultados muestran 4 granos de calibre 1, 16 granos de calibre 2 y 8 granos de calibre 3. Ver Fig. 7.

Las 28 muestras de cacao violeta fueron separadas en tres grupos según su calidad en Buena, Parcial y Baja, siguiendo el criterio de selección visual usado por los agricultores, luego se procedió a calcular el valor promedio del índice ARI2 en las grietas.

En Fig. 8 se puede apreciar que los granos de buena calidad presentan niveles de ARI2 entre 1.5 - 2, los granos de calidad parcial presenta niveles de ARI2 entre 2 - 2.1 y los granos de calidad baja presentan niveles de ARI2 entre 2.2 - 2.6. Existe una correlación inversa con coeficiente de Pearson de 0.8 entre

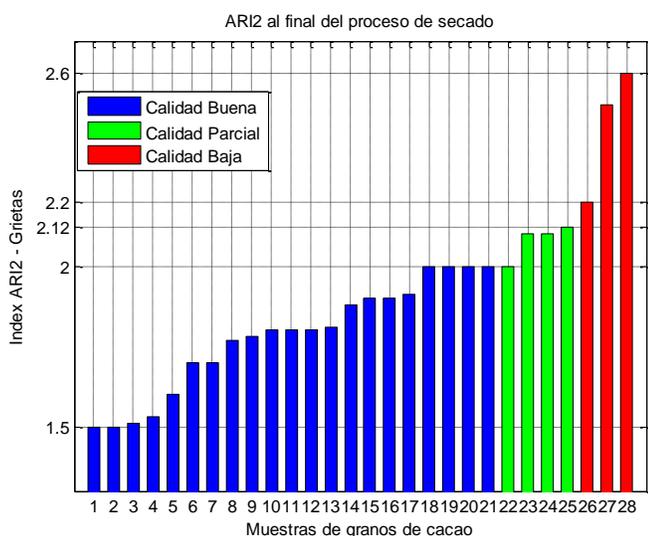


Fig. 8. ARI2 de grietas de las muestras de granos de cacao al final del proceso de secado.

el nivel de ARI2 presente en las grietas con el grado de calidad del grano de cacao al final del proceso, es decir los granos de calidad baja muestran valores altos de ARI2 y los de calidad buena presentan valores bajos de ARI2.

### V. CONCLUSIONES

El análisis hiperespectral ha permitido correlacionar el índice de antocianina ARI2 a lo largo del proceso de secado con el pH y la humedad.

Valores ajustados por mínimos cuadrados de ARI2 cercanos a 2 es un indicador que el proceso de secado ha culminado.

Durante el proceso de secado en la zona de las grietas el índice ARI2 disminuye, al mismo tiempo que se pierde humedad.

Se encontró una relación inversa entre el valor de ARI2 promedio en las grietas del cacao con el grado de calidad del grano al final del proceso de secado, valores mayores a 2.12 de ARI2 está relacionado con granos de cacao de baja calidad, mientras que valores menores a este, está relacionado con granos de buena calidad.

Un índice de ARI2 de 1.5 - 2 en las grietas, está relacionado con óptimos niveles de calidad del grano de cacao.

La correlación de Pearson ha permitido correlacionar los valores de ARI2 con pH y humedad, dando valores de -0.93 y 0.96 respectivamente.

Se encontró una relación directa del índice espectral ARI2 con la humedad permitiendo monitorear el proceso de secado mediante el procesamiento de imágenes hiperespectrales y determinar el instante óptimo del fin del proceso.

### REFERENCIAS

- [1] I. Aligbe, B. Diezma Iglesias y V. Diaz Barcos. Aplicación de la imagen hiperespectral para la detección de contaminación microbiana en espinaca fresca envasada. "VII Congreso Ibérico de Agroingeniería y Ciencias Hortícolas.", Madrid -España 26/08/2013 - 29/08/2013.
- [2] C. I. Chang, Hyperspectral Data Exploitation: Theory and Applications. Hoboken, NJ, USA: Wiley-Interscience, 2007
- [3] Dale, L.M., Thewis, A., Boudry, C., Rotar, I., Dardenne, P., Baeten, V., Fernandez Pierna J.A. (2013). Hyperspectral imaging applications in agriculture and agro-food product quality and safety control: A review. Applied Spectroscopy Reviews 48, 142-159.
- [4] Anna Peguero Gutiérrez. "La espectroscopia NIR en la determinación de propiedades físicas y composición química de intermedios de producción y productos acabados" Tesis Doctoral, 2010. Universidad Autónoma de Barcelona.
- [5] D. A. Skoog, F. J. Holler, T. A. Nieman. Principios de análisis instrumental (2001), 5° ed, McGraw-Hill.
- [6] J. Market Parnis, Keith B. Oldham. "Beyond the Beer-Lambert law: The dependence of absorbance on time in photochemistry." Journal of Photochemistry and Photobiology A: Chemistry 267 (2013) pp. 6-10.
- [7] Norris, K.H. 1989. NIRS Instrumentation. En: MARTEN, G.C., J.S. SHENK y F.E. BARTON II (editors). Near Infrared Reflectance Spectroscopy (NIRS): Analysis of Forage Quality. U.S. Department of Agriculture, Agriculture Handbook No. 643 (revised with supplements), pp: 12-17.
- [8] Alexia G., Ryald B., Jean- Michel R. & Veronique B. "Combining linear polarization spectroscopy and the Representative Layer Theory to measure the Beer- Lambert law absorbance of highly scattering materials". Analytica Chimica Acta 853 (2015), pp: 486-494.
- [9] Gitelson, A., M. Merzlyak, and O. Chivkunova. "Optical Properties and Nondestructive Estimation of Anthocyanin Content in Plant Leaves." Photochemistry and Photobiology 71 (2001), pp: 38-45

- [10] Karlidag, H., Ercisli, S., Sengul, M., Tosun, M., 2009. Physico-chemical diversity in fruits of wild-growing sweet cherries (*Prunus avium* L.). *Biotechnology & Biotechnological Equipment* 23, 1325–1329
- [11] Knight I., *Chocolate and cacao: Health and Nutricion*, Primera Edition, Editorial Jhon Wiley & Sons, London- United Kingdom, 1999.
- [12] INIAP, Boletín Técnico 135: Entorno Ambiental, Genética, Atributos de Calidad y Singularización del Cacao en el Nor Oriente de la Provincia de Esmeraldas, Quevedo-Los Ríos- Ecuador, Mayo 2009.
- [13] S. Díaz, M. Pinoargote, “Análisis de las características organolépticas del chocolate a partir de Cacao CCN51 Tratado Enzimáticamente y Tostado a Diferentes Temperaturas”, 2012
- [14] Fennema. *Química de los alimentos*. Editorial Acribia. 1993. Segunda edición
- [15] Mark N. Merzlyak, Alexei E. Solovchenko, Anatoly A. Gitelson “Reflectance spectral features and non-destructive estimation of chlorophyll, carotenoid and anthocyanin content in apple fruit” Department of Cell Physiology and Immunology, Faculty of Biology, Moscow State University, Moscow W-234, Russia. *Postharvest Biology and Technology* 27 (2003), pp: 197-211.
- [16] M. Aguilera Ortíz, M. del Carmen Reza Vargas, R. Chew Madinaveitia y J. Meza Velázquez, “Propiedades Funcionales De Las Antocianinas” Facultad de Ciencias Químicas. Universidad Juárez del Estado de Durango, México. *Revista de Ciencias Biológicas y de la Salud* XIII (2): 16-22 (2011)
- [17] G. V. Lakshmi I., O. Vinod Kumar, “An Approach for Color Images using Eigen Values and PCA” *International Journal of Electrical Electronics & Computer Science Engineering* Volume 1, Issue 6 (December 2014), ISSN : 2348 2273
- [18] George Mundaca, Jorge Arbulu, Luis Otero, William Ipanaqué, “Sistema para detección de placas mediante el procesamiento digital de imágenes”, 15th Congreso Latinoamericano de Control Automático. October 23-26, 2012, Lima Perú
- [19] R. C. Gonzales and R. E. Woods. *Digital Image Processing*. Prentice Hall, second edition, 2002. 795 pages
- [20] Mark N. Merzlyak, Olga B. Chivkunova. Light-stress-induced pigment changes and evidence for anthocyanin photoprotection in apples. *Journal of Photochem. Photobiology B: Biology*. Apr-May 2000; 55(2-3), pp: 155-163.
- [21] G. A. R. Wood & R.A. Lass, *Cocoa* (Tropical Agriculture Series) 4th Edition, Blackwell Science.
- [22] Cubero, E., 1990, *Indicadores químicos de la calidad del grano seco de cacao y su aplicación*. Tesis de Licenciatura, Universidad de Costa Rica, San José, Costa Rica, pp. 1, 8, 10, 26, 30, 63, 118, 142.



## Conclusiones

El análisis hiperespectral ha permitido correlacionar el índice de antocianina ARI2 a lo largo del proceso de secado con el pH y la humedad.

Valores ajustados por mínimos cuadrados de ARI2 cercanos a 2 es un indicador que el proceso de secado ha culminado.

Durante el proceso de secado en la zona de las grietas el índice ARI2 disminuye, al mismo tiempo que se pierde humedad.

Se encontró una relación inversa entre el valor de ARI2 promedio en las grietas del cacao con el grado de calidad del grano al final del proceso de secado, valores mayores a 2.12 de ARI2 está relacionado con granos de cacao de baja calidad, mientras que valores menores a este, está relacionado con granos de buena calidad.

Un índice de ARI2 de 1.5 - 2 en las grietas, está relacionado con óptimos niveles de calidad del grano de cacao.

La correlación de Pearson ha permitido correlacionar los valores de ARI2 con pH y humedad, dando valores de -0.93 y 0.96 respectivamente.

Se encontró una relación directa del índice espectral ARI2 con la humedad permitiendo monitorear el proceso de secado mediante el procesamiento de imágenes hiperespectrales y determinar el instante óptimo del fin del proceso.

Tradicionalmente los procesos de inspección de calidad han estado vigilado por operadores humanos, esto implica que lo dichos proceso están sometidos al error que el actuar humano infiere de manera involuntaria dada las limitaciones fisiológicos que posee. El ojo humano ante el tedio y cansancio se permite no observar más lo que está ocurriendo .Las tecnologías de cámaras y sensores disponible ahora en el mercado ofrecen por el contrario la confiabilidad necesario para garantizar la buena calidad de los productos.

La iluminación es fundamental para la toma del cubo hiperespectral.

La concentración de polifenoles (antocianinas) disminuye conforme avanza el proceso de secado y fermentado.

La calidad final del grano de cacao depende del manejo adecuado en la fase fermentación y secado.

La acidez y el pH son buenos indicadores para medir la calidad del grano de cacao.

## Bibliografía

- [1] I. Aligbe, B. Diezma Iglesias y V. Diaz Barcos. Aplicación de la imagen hiperespectral para la detección de contaminación microbiana en espinaca fresca envasada. "VII Congreso Ibérico de Agroingeniería y Ciencias Hortícolas.", Madrid -España 26/08/2013 - 29/08/2013.
- [2] C. I. Chang, *Hyperspectral Data Exploitation: Theory and Applications*. Hoboken, NJ, USA: Wiley-Interscience, 2007.
- [3] Dale, L.M., Thewis, A., Boudry, C., Rotar, I., Dardenne, P., Baeten, V., Fernandez Pierna J.A. (2013). Hiperespectral imaging applications in agriculture and agro-food product quality and safety control: A review. *Applied Spectroscopy Reviews* 48, 142-159.
- [4] Anna Peguero Gutiérrez. "La espectroscopia NIR en la determinación de propiedades físicas y composición química de intermedios de producción y productos acabados" Tesis Doctoral, 2010. Universidad Autónoma de Barcelona.
- [5] D. A. Skoog, F. J. Holler, T. A. Nieman. *Principios de análisis instrumental* (2001), 5<sup>o</sup> ed, McGraw-Hill.
- [6] J. Market Parnis, Keith B. Oldham. "Beyond the Beer-Lambert law: The dependence of absorbance on time in photochemistry." *Journal of Photochemistry and Photobiology A: Chemistry* 267 (2013) pp. 6–10.
- [7] Norris, K.H. 1989. NIRS Instrumentation. En: MARTEN, G.C, J.S.SHENK y F.E.BARTON II (editors). *Near Infrared Reflectance Spectroscopy (NIRS): Analysis of Forage Quality*. U.S. Department of Agriculture, Agriculture Handbook No.643 (revised with supplements), pp: 12-17.
- [8] Alexia G., Ryald B., Jean- Michel R. & Veronique B. "Combining linear polarization spectroscopy and the Representative Layer Theory to measure the Beer- Lambert law absorbance of highly scattering materials". *Analytica Chimica Acta* 853 (2015), pp: 486–494.
- [9] Gitelson, A., M. Merzlyak, and O. Chivkunova. "Optical Properties and Nondestructive Estimation of Anthocyanin Content in Plant Leaves." *Photochemistry and Photobiology* 71 (2001), pp:38-45.
- [10] Karlidag, H., Ercisli, S., Sengul, M., Tosun, M., 2009. Physico-chemical diversity in fruits of wild-growing sweet cherries (*Prunus avium* L.). *Biotechnology & Biotechnological Equipment* 23, 1325–1329.
- [11] H Ernest , "Computer Image Processing" , Academic Press, N. Y., c1979.

- [12] Vázquez Alcaraz Gilberto Enrico, "Realce de imágenes utilizando técnicas de Mascaras", Capítulo 3, Tesis de Maestría, pág. 31-36. CITED I - IPN, Mexico, 1995.
- [13] R. S. Rangel "Nueva metodología para el conteo de objetos en imágenes", Tesis de maestría, CIC- IPN, México, junio 2000.
- [14] G. V. Lakshmi1 ,O. Vinod Kumar, "An Approach for Color Images using Eigen Values and PCA "International Journal of Electrical Electronics & Computer Science Engineering Volume 1, Issue 6 (December 2014), ISSN : 2348 2273
- [15] George Mundaca, Jorge Arbulu, Luis Otero, William Ipanaqué, "Sistema para detección de placas mediante el procesamiento digital de imágenes", 15th Congreso Latinoamericano de Control Automático. October 23-26, 2012, Lima Perú
- [16] R. C. Gonzales and R. E. Woods. Digital Image Processing. Prentice Hall, second edition, 2002. 795 pages
- [17] "Image Processing Toolbox User's Guide For use with MATLAB" Version 8 -2012 by The MathWorks, Inc.
- [18] A. Diwan P. , Renfu Lu y . D. E. Guyer, «Near-infrared hyperspectral reflectance imaging for detection of bruises on pickling cucumbers,» Computers and Electronics in Agriculture, vol. 53, p. 60–70, 2006.
- [19] A. M. Lefcourt, M. S. Wiederoder, N. (. Liu, M. S. Kim y Y. M. Lo, «Development of a portable hyperspectral imaging system for monitoring the efficacy of sanitation procedures in food processing facilities,» Journal of Food Engineering, vol. 117, pp. 59-66, 117.
- [20] E. Teye, X. Huang, H. Dai y Q. Chen, «Rapid differentiation of Ghana cocoa beans by FT-NIR spectroscopy coupled with multivariate classification,» Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, vol. 114, p. 183–189, 2013
- [21] Di Wu y D. Sun, «Novel non-invasive distribution measurement of texture profile analysis (TPA) in salmon fillet by using visible and near infrared hyperspectral Imaging,» Food Chemistry, vol. 145, p. 417–426, 2014.
- [22] A. Girolami, F. Napolitano, D. Faraone y A. Braghieri, «Measurement of meat color using a computer vision system,» Meat Science, vol. 93, p. 111–118, 2013.
- [23] Wayan Astika, Mohamad Solahudin, Andri Kurniawan y Yunindri Wulandari, «Determination of Cocoa Bean Quality with Image Processing,» de AFITA 2010 International Conference, The Quality Information for Competitive Agricultural Based Production System and Commerce, Indonesia, 2010.
- [24] Z. L. Sandoval Niño1 y F. A. Prieto Ortiz, «Caracterización de café cereza empleando técnicas de visión artificial,» Revista Facultad Nacional de Agronomía, vol. 60, pp. 4105-4127, 2007.
- [25] Meursing, E.H., 1983, Cocoa Powders for industrial processing. Cacaofabriek de Zaan B.V., Holanda.
- [26] Cubero, E., 1990, Indicadores Químicos de la Calidad del grano seco de Cacao y su aplicación. Tesis de licenciatura, Universidad de Costa Rica, San José, Costa Rica.
- [27] Braudeau, J., 1970, El Cacao. Blume, Barcelona; pp. 187
- [28] Wood, G.A.R., & Lass, R.A., 1987, Cocoa. Tropical Agricultural Series Longman Group, New York; pp 450
- [29] Ronald, K., Sawyer, R., Henda, E., Composición y Análisis de Alimentos de Pearson, Ed. Continental, 2° ed., México, 1999, p.410.
- [30] López, A.S., 1986, Chemical Changes Occurring During the Processing of Cocoa. Proceedings of the Symposium Cocoa Biotechnology, Department of Food Science PSU, Pennsylvania; p.43.

- [31] Calderón Merino, L. J. 2002. Evaluación de los compuestos fenólicos (Theobroma cacao L.) de tipo fino y ordinario de producción nacional durante la fermentación en relación con la calidad. Tesis Lic. Química Quito, Ecuador. Pontificia Universidad Católica del Ecuador.
- [32] Bruneton, J. 1991. Elementos de Fotoquímica y Farmacognosia. España: Acribia. 1ra. Ed.
- [33] Fennema. Química de los alimentos. Editorial Acribia. 1993. Segunda edición.
- [34] Aguilera Ortiz et al "Propiedades Funcionales de las Antocianinas" BIOtecnia / XIII (2): 16-22 (2011)
- [35] Mark N. Merzlyak, Alexei E. Solovchenko, Anatoly A. Gitelson "Reflectance spectral features and non-destructive estimation of chlorophyll, carotenoid and anthocyanin content in apple fruit" Department of Cell Physiology and Immunology, Faculty of Biology, Moscow State University, Moscow W-234, Russia. Postharvest Biology and Technology 27 (2003), pp: 197-211.
- [36] Enríquez, G. A., 1995, Beneficio del Cacao. INIAP, Ecuador
- [37] Jiménez, J.C., 2000, Efecto de dos métodos de fermentación sobre la calidad de tres grupos de cacao cultivados en la zona de Quevedo Provincia de Los Ríos. Tesis de Ingeniería, Universidad Estatal de Bolívar, Guaranda, Ecuador.
- [38] Knight I., Chocolate and cacao: Health and Nutrition, Primera Edition, Editorial Jhon Wiley & Sons, London- United Kingdom, 1999.
- [39] INIAP, Boletín Técnico 135: Entorno Ambiental, Genética, Atributos de Calidad y Singularización del Cacao en el Nor Oriente de la Provincia de Esmeraldas, Quevedo-Los Ríos- Ecuador, Mayo 2009.
- [40] S. Díaz, M. Pinoargote, "Análisis de las características organolépticas del chocolate a partir de Cacao CCN51 Tratado Enzimáticamente y Tostado a Diferentes Temperaturas", 2012
- [41] Fennema. Química de los alimentos. Editorial Acribia. 1993. Segunda edición
- [42] Mark N. Merzlyak, Alexei E. Solovchenko, Anatoly A. Gitelson "Reflectance spectral features and non-destructive estimation of chlorophyll, carotenoid and anthocyanin content in apple fruit" Department of Cell Physiology and Immunology, Faculty of Biology, Moscow State University, Moscow W-234, Russia. Postharvest Biology and Technology 27 (2003), pp: 197-211.
- [43] M. Aguilera Ortíz, M. del Carmen Reza Vargas, R. Chew Madinaveitia y J. Meza Velázquez, "Propiedades Funcionales De Las Antocianinas" Facultad de Ciencias Químicas. Universidad Juárez del Estado de Durango, México. Revista de Ciencias Biológicas y de la Salud XIII (2): 16-22 (2011)
- [44] Crespo, F. & Crespo, E., 1997, Cultivo y Beneficio del Cacao CCN51. El conejo, Quito.
- [45] BCCCA, Biscuit, Cake, Chocolate and Confectionery Alliance. 1996. Cocoa Beans: Chocolate Manufactures Quality Requirements, 4<sup>th</sup> edition.
- [46] Moreira, M.D., 1994, La Calidad del Cacao. INIAP, Quito
- [47] Enríquez, G.A., 1982. La cura o Beneficio del Cacao. CATIE, Turrialba, Costa Rica.
- [48] Avid Roman-Gonzalez, Natalia Indira Vargas-Cuentas. Análisis de imágenes hiperespectrales. Revista Ingeniería & Desarrollo, 2013.
- [49] B. G. Osborne, T. Fean and P. H. Hindle, Practical NIR spectroscopy with applications in food and beverage analysis. Logman Scientific & Technical, 2<sup>nd</sup> ed. Harlow, England, 1993.
- [50] J. M. Hollas, Modern Spectroscopy, John Wiley & Sons, 2<sup>nd</sup> ed. Chichester, England, 1992.

- [51] C. Watson, "Near Infrared Reflectance Spectrophotometric Analysis of Agricultural Products", *Anal Chem* 1977, 49(9), pp 835A-840A.
- [52] I. Ben-Gera, K. H. Norris. Direct spectrophotometric determination of fat and moisture in meat products. *J. food Sci.* (1964).
- [53] D. Noble. Illuminating near-IR. *Anal. Chem.* (1995)
- [54] D. A. Skoog, F. J. Holler, T. A. Nieman. *Principios de análisis instrumental.* (2001), 5<sup>o</sup> edición, McGraw-Hill.
- [55] P. Kubelka, E. Munk. Ein Beitrag zur Optik der Farbanstriche. *Z. Tech. Phys.* (1931)
- [56] E. W. Ciurczack. Basic principles of Near- Infrared Spectroscopy. En *Handbook of Near Infrared Spectroscopy Analysis.* (2008). Tercera Edición.
- [57] W.H.A.M. van den Broek, E.P.P.A. Derks, E.W. van de Ven, D. Wienke, P. Geladi, L.M. C. Buydens, Plastic Identification by remote sensing spectroscopic NIR imaging using kernel partial least squares (KPLS).1996
- [58] Edwards, A. L. "The Correlation Coefficient." Ch. 4 in an *Introduction to Linear Regression and Correlation.* San Francisco, CA: W. H. Freeman, pp. 33-46, 1976.
- [59] Vargas, J.E. 1988, Comparación de la fermentación de pequeñas cantidades de cacao en tres diferentes altitudes de Costa Rica. Tesis de Ingeniería, Universidad de Costa Rica, Turrialba, Costa Rica, pp. 15,20.
- [60] López, A.S., 1986, Chemical Changes Occurring During the Processing of Cocoa. *Proceedings of the Symposium Cocoa Biotechnology*, Department of Food Science PSU, Pennsylvania.