

# New hyperspectral index for determining the state of fermentation in the non-destructive analysis for organic cocoa violet

J. Soto, J. Ruiz, W. Ipanaqué, C. Chinguel

**Abstract**—This article covers a study of hyperspectral analysis in the process of fermentation of violet cocoa beans. The application of hyperspectral image processing techniques in cocoa is scarce. This article presents a study based on the calculation of spectral indices, finding a correlation with the biochemical parameters that indicate a correct evolution of the fermentation. Measurements of biochemical parameters were obtained experimentally: pH, temperature and humidity percentage; which were correlated with the hyperspectral indexes ARI2 (Anthocyanin Reflectance Index 2), RBE (Spectral Band Ratio), RBEAE (List of Spectral Bands and External Anthocyanin and Absorbances). They gave relevant information, the RBEAE index being the one with the highest contribution of Prediction on the evolution of fermentation. This study allows us to develop a strategy for the optimization of process and an estimation of parameters for the analysis of characteristics.

**Keywords**—Hiperespectral, fermentación, cacao, bandas espectrales.

## I. INTRODUCCIÓN

La visión hiperespectral o también denominada espectroscopia de imagen [1] es la combinación del procesamiento de imágenes y la espectrografía, que hace referencia a la medición, análisis e interpretación de los espectros ilustrados en un determinado escenario. Esta técnica espectroscópica realiza la medición de un amplio rango de estrechas longitudes de ondas, de esta manera muestra la interacción de la radiación electromagnética con la materia, lo que permite obtener una base de información espacial y espectral por cada píxel [2]. La imagen extraída mediante sensores hiperespectrales está representada en forma de un cubo de datos, que son adquiridas en una gran cantidad de canales espectrales muy cercanos entre sí, obteniendo una firma espectral o «huella dactilar» [3], [4].

Investigaciones en [5] determinó la calidad de los granos de cacao por medio de imágenes digitales. Las principales características que se obtuvieron fueron forma y color de los granos. Se utilizaron estructuras de Redes Neuronales Artificiales (RNA), para clasificar el grano en cuatro tamaños: enteros, quebrados, fracciones y con piel dañada. Otro estudio en [6] muestra una reducción del cubo hiperespectral por medio del Análisis de las Componentes Principales (PCA), y el índice Atmospherically Resistant Vegetation Index (ARVI). Características extraídas fueron procesadas a través de un clasificador basado en Lógica Difusa para describir la calidad, se estimó 3 funciones de membresía para la salida: malo, parcial y bueno. Estudios basados en visión hiperespectral realizados en [7] muestran la detección de defectos internos en los pepinos. Logrando determinar características internas de este producto. Un método no destructivo se muestra en [8] para determinar la calidad de las manzanas, discriminando el nivel de madurez en diferentes condiciones de almacenamiento. Se utilizaron métodos de segmentación, pre procesamiento y el método de componentes principales. Estudios relacionados con sistemas de visión artificial y técnicas de aprendizaje se muestran en

[9] para la evaluación de calidad de los alimentos mediante visión por computador. Se desarrolló un método no destructivo para evaluar y mapear los índices de calidad en [10]. Estudio de análisis no destructivos para la calidad y determinación directa de enterobacterias en filetes de pollo, lo podemos encontrar en [11], se establecieron modelos de regresión de mínimos cuadrados parciales (PLSR). Se desarrolló un sistema de visión artificial en [12] para la clasificación de frutos de café para la descripción de forma, color y textura, se extrajeron 208 características, reduciéndolas a 9 con base en los resultados de métodos de selección de características, univariado y multivariado.

## II. MEDICIONES EXPERIMENTALES

El proceso tradicional fermentativo se realizó en cajones cuadrados de madera de 1 m<sup>3</sup> cubiertos de sacos y hojas de plátano, con un peso inicial de 500 kg de granos de cacao en baba. La fermentación tuvo una duración de 6 días, removiendo después de 24, 72 y 120 horas. Se estableció tres secciones del cajón de madera para la adquisición de los datos físico-químicos e hiperespectrales durante las remociones: superior (S1), central (S2) e inferior (S3), ver Fig. 1. En los otros días solo se midió en la S1 para evitar algún disturbio en el proceso.

Juan Soto, Universidad de Piura, Departamento de Electrónica y Automática, Universidad de Piura, Perú, [juan.soto@udep.pe](mailto:juan.soto@udep.pe)

Jessica Ruiz, Posgrado en Universidad de Piura, Perú, [jessica.ruiz@posgrado.udep.edu.pe](mailto:jessica.ruiz@posgrado.udep.edu.pe)

William Ipanaqué, Universidad de Piura, Perú, [william.ipanaque@udep.pe](mailto:william.ipanaque@udep.pe)

Cesar Chinguel, Universidad de Piura, Perú, [cesar.chinguel@udep.pe](mailto:cesar.chinguel@udep.pe)



Fig. 1. Sección cajón fermentación: S1, S2 y S3.

2.1. Análisis físico-químico

Se registró diariamente la medición de los parámetros de trabajo: pH, temperatura y porcentaje de humedad.

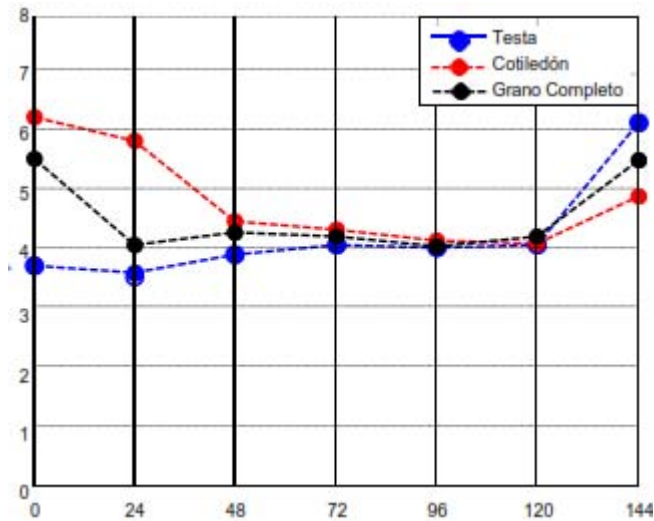


Fig. 2. Evolución de pH en el proceso de fermentación del cacao.

Los valores registrados de pH en la testa, cotiledón y grano completo se detallan en la Fig. 2. El pH para el grano completo inicia con 5.58 y disminuye hasta 4,28 al día 5 (120 h), misma tendencia aplica para el cotiledón, mientras que en la testa ocurre un aumento de pH, de 3.77 a 4.12. Sin embargo, en las 144 horas de fermentación (día 6) los valores de pH aumentaron significativamente para el grano completo, cotiledón y testa, lo cual indica sobre fermentación.

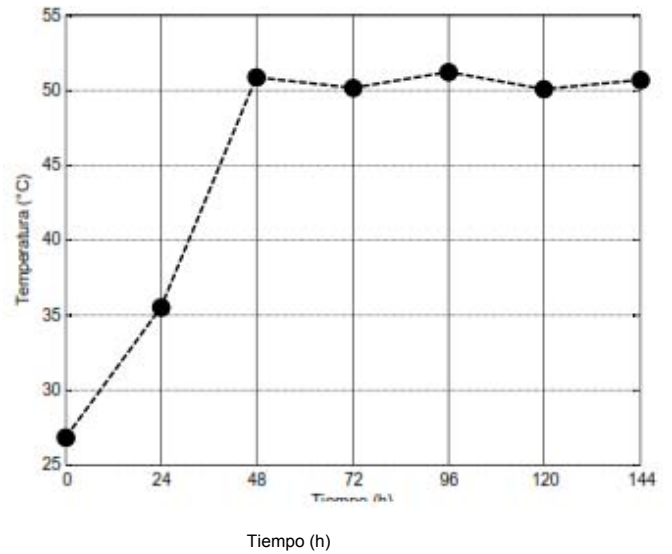


Fig. 3. Evolución de la temperatura en el proceso de fermentación del cacao.

La temperatura obtenida al inicio de la fermentación es 26.78 °C y aumenta durante las primeras 48 horas manteniéndose hasta el último día con una temperatura superior a 50 °C, ver Fig. 3. Se verifica algunos indicadores de una buena fermentación: la disminución de temperatura y el tiempo de fermentación, en este caso, después del cuarto día (96 h), con ello se puede inferir que la fermentación ha culminado [16]. El porcentaje de humedad empezó por encima del 70% y a las 48 horas se reduce a un 53.51%. La reducción del contenido de agua durante el proceso de fermentación es aproximadamente 30% (Fig. 4).

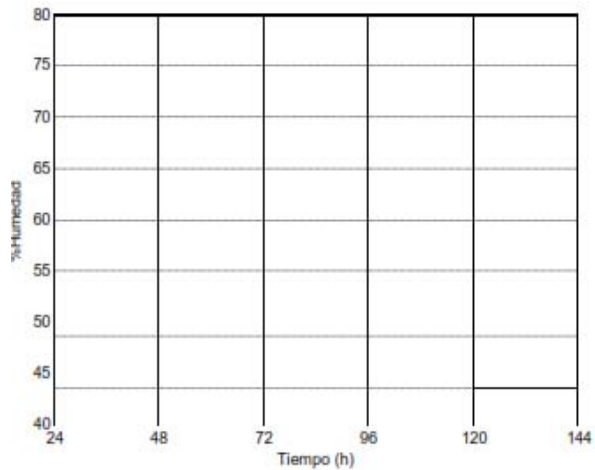


Fig. 4. Evolución del porcentaje de humedad en el proceso de fermentación del cacao.

2.2. Análisis de imágenes hiperespectrales

Para la adquisición de imágenes se usó la cámara hiperespectral Pika II – Resonon con iluminación halógena y un rango espectral de 400 a 900 nm. Además, para el análisis de los datos se utilizó el software SpectronPro [17].

Se estableció 4 regiones de interés para el estudio respectivo: a) externa, b) grano completo, c) cotiledón y d) pulpa (contorno), como se muestra en la Fig. 5.



Fig. 5. Regiones de interés del grano de cacao para el análisis hiperspectral.

Se trabajó con un total de 124 muestras de granos de cacao. Se aplicó índices hiperspectrales para estudiar el comportamiento de la fermentación del grano violeta de cacao:

a) Índice de reflectancia de antocianina 2 –ARI2

El pigmento antocianina permite la absorción de luz en bandas particulares y puede ser evaluado fácilmente con espectroscopia de reflectancia y absorción. Este índice determina la concentración del nivel de antocianina mediante la ecuación (1), donde  $\rho_{550}$ ,  $\rho_{700}$  y  $\rho_{800}$  representan a la reflectancia en las bandas espectrales de 550, 700 y 800 nm [18]:

$$ARI2 = q_{800} \left[ \frac{1}{q_{550}} - \frac{1}{q_{700}} \right] \quad (1)$$

Se observa en Fig. 6 la evolución de los ARI2 promedio del cotiledón de los granos de cacao durante los días de remoción e indican una ligera tendencia reductiva para cada sección del cajón de fermentación. En cambio, los ARI2 promedio del contorno sufren una fuerte disminución, alrededor de 3.8 a 2.45, ver Fig. 7.

A medida que transcurre la fermentación, los compuestos fenólicos en el grano de cacao disminuyen y permiten un desarrollo rápido del sabor a chocolate. El contenido de antocianinas es considerado como un buen índice para determinar el grado de fermentación [15], [19], [20] y [21].

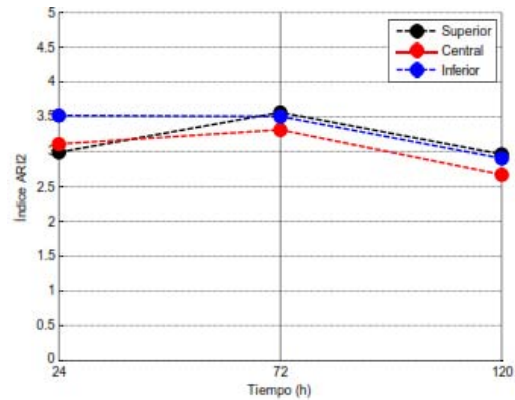


Fig. 6. Evolución de ARI2 del cotiledón en el proceso de fermentación del cacao

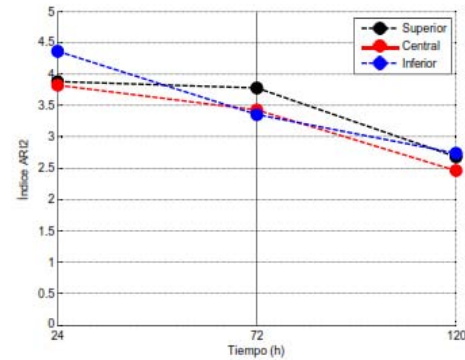


Fig. 7. Evolución de ARI2 del contorno en el proceso de fermentación del cacao.

b) Relación de bandas espectrales de absorción –RBEA

Se propone este índice a partir de las firmas espectrales de reflectancia obtenidas de los granos de cacao, ver Fig. 8. Se observa que en las longitudes de onda de 418 y 478 nm existen picos de absorción pronunciados de la zona del cotiledón, ver Fig. 9.

Para determinar el índice RBEA se utilizó la ecuación (2), donde  $A_{418}$  y  $A_{478}$  corresponden a las absorbancias en 418 y 478 nm:

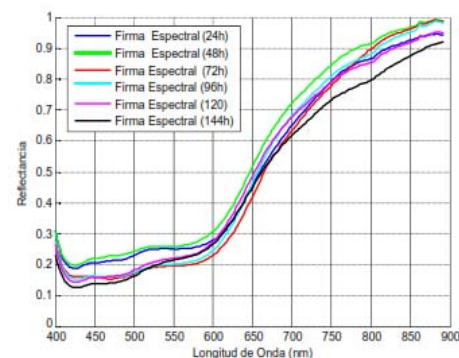


Fig. 8. Firmas espectrales promedio de reflectancia del cotiledón durante la fermentación del cacao violeta.

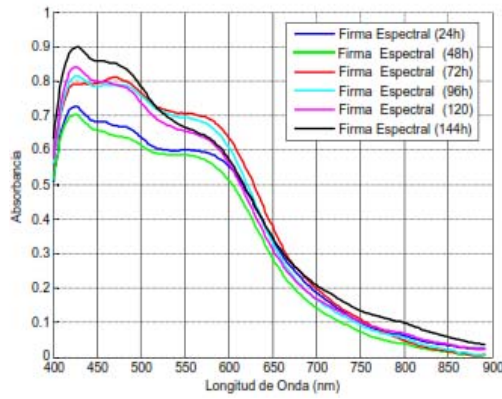


Fig. 9. Firmas espectrales promedio de absorbancia del cotiledón durante la fermentación del cacao violeta.

a) *Relación de bandas espectrales de absorción externa – RBEAE*

Se evaluó el promedio de las firmas espectrales de los granos violetas de cacao de la parte externa de cada día de fermentación. Según transcurre el tiempo de fermentación, las firmas espectrales de reflectancia disminuyen y aumentan las de absorción, ver Fig. 10 y Fig. 11.

De esta manera se establece el índice RBEAE en función de la absorción en las bandas espectrales de 418 y 478 nm mediante la ecuación (3):

$$RBEAE = \frac{Ae_{418}}{Ae_{478}} \quad (3)$$

Donde  $Ae_{418}$  y  $Ae_{478}$  corresponden a las absorbancias en 418 y 478 nm de la parte externa del grano.

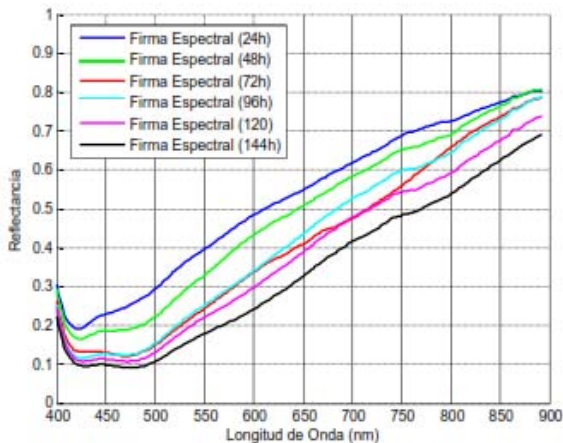


Fig. 10. Firmas espectrales promedio de reflectancia de la parte externa del cacao violeta durante la fermentación.

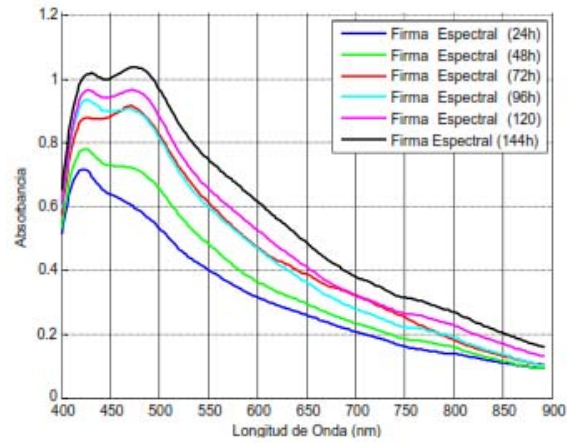


Fig. 11. Firmas espectrales promedio de absorbancia de la parte externa del cacao violeta durante la fermentación.

### III. RESULTADOS

Se analiza los datos físico-químicos e hiperespectrales mediante dos métodos para comprobar la relación que existe entre las variables en estudio con el software ProSensus MultiVariate 14.08.

#### 3.1. Análisis de Componentes Principales (PCA)

Se aplica esta técnica para verificar la relación existente entre las variables hiperespectrales definidas como:  $ARI2(C)$ , índice de Reflectancia de Antocianina 2 en el cotiledón;  $ARI2(P)$ , índice de Reflectancia de Antocianina 2 en la pulpa;  $ARI2(GC)$ , índice de Reflectancia de Antocianina 2 en el grano completo;  $ABS418E$ , absorbancia en 418nm de la parte externa del grano;  $ABS478E$ , absorbancia en 478nm de la parte externa del grano;  $RBEA$  y  $RBEAE$  según [17].

El modelo PCA de 124 observaciones y 7 variables hiperespectrales por los 6 días de fermentación representa una bondad de ajuste sobre el experimento de 92.85% (capacidad explicativa) y un 92.83% de capacidad predictiva, con 53.78% para la primera componente y 39.07% para la segunda.

En la Fig. 12 se aprecia una contribución alta de las variables  $ARI2(C)$ ,  $ARI2(P)$  y  $ARI2(GC)$  a las dos componentes, de igual forma para las absorbancias. El conjunto de variables  $ABS$  y  $RBEAE$  presentan una correlación negativa y presentan una tendencia según el tiempo. Para el  $RBEA$  su contribución es baja para la primera componente y alta para la segunda.

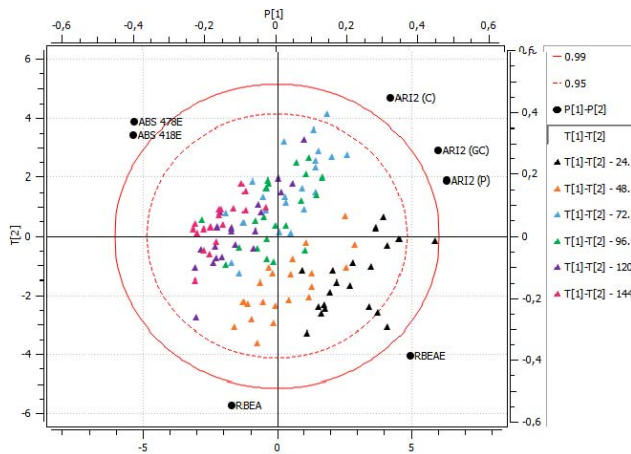


Fig. 12. Gráfica Bi-plot del modelo PCA.

3.2. Regresión de Mínimos Cuadrados Parciales (PLS)

Se considera que el proceso de fermentación culminó a los 5 días (120 h) debido a la sobre-fermentación, por lo tanto, el modelo PLS consta de 106 observaciones, 7 variables independientes (ARI2(C), ARI2(P), ARI2(GC), ABS418, ABS478, RBEA y RBEAE) y 5 variables dependientes (pH T, pH en la testa; pH C, pH en el cotiledón; pH GC, pH en el grano completo; T, temperatura en °C y %H, porcentajes de humedad)

Se obtuvo un modelo con tres componentes principales (55.99%, 1.91% y 11.84%), capacidad explicativa y predictiva de 69.74% y 67.84% respectivamente.

La Fig. 13 muestra el gráfico de variable independiente de proyección (VIP) de las variables explicativas (hiperespectrales) hacia las variables independientes (físico-químico), donde el RBEAE aporta mayor importancia a todas las variables predichas, es decir, aporta significativamente y el valor de sus coeficientes es alto, sin embargo, el índice ARI2 del cotiledón aporta en menor escala.

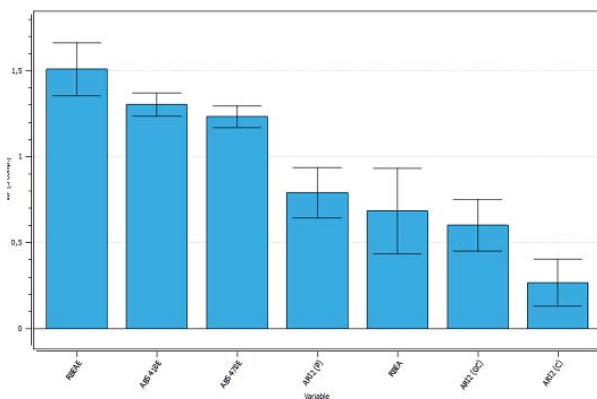


Fig. 13. Gráfica VIP del modelo PCA.

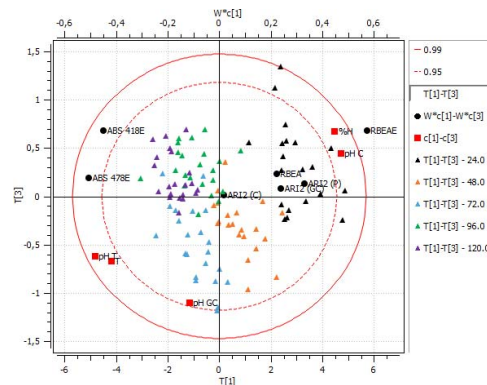


Fig. 14. Gráfica Bi-plot del modelo PLS.

La Fig. 14 representan las componentes 1 y 3 que otorgan un mayor aporte al modelo, además se aprecia el comportamiento de las observaciones según el tiempo de la fermentación. El índice de reflectancia de antocianina 2 del cotiledón no contribuye a las componentes 1 y 3, mientras que el valor de la variable RBEA e índice de reflectancia de antocianina 2 de la pulpa y grano completo contribuyen en menor grado a las componentes 1 y 3 en comparación al aporte del RBEAE. Este presenta una correlación negativa con el pH T, pH GC y T y positiva con pH C y %H.

CONCLUSIONES

El planteamiento de nuevos índices hiperespectrales ha otorgado información relevante sobre el estado de la fermentación mediante el uso de visión hiperespectral, una técnica rápida y confiable.

El valor de pH es un primer indicador del término del proceso de fermentación y guarda una relación con los índices espectrales ARI2, RBEA y RBEAE.

Las componentes 1 y 3 otorgan un mayor aporte al modelo, el índice de reflectancia de antocianina 2 del cotiledón no contribuye a las componentes 1 y 3, mientras que el valor de la variable RBEA e índice de reflectancia de antocianina 2 de la pulpa y grano completo contribuyen en menor grado a las componentes 1 y 3 en comparación al aporte del RBEAE. Este presenta una correlación negativa con el pH T, pH GC y T y positiva con pH C y %H.

El hallazgo más importante es el índice RBEAE es su alta contribución a las variables predichas (pH, temperatura y porcentaje de humedad) permite la estimación del estado de la fermentación mediante el análisis de la parte externa del grano violeta de cacao, es decir, sin recurrir a la destrucción del grano.

La tecnología aplicada a este proceso conlleva a un nuevo método para la medición y análisis de la evolución del proceso de fermentación, además de identificar parámetros que otorguen un diagnóstico rápido y confiable sobre el estado del mismo.

## REFERENCIAS

- [1] Goetz, A. F. H., Vane, G., Solomon, J. E., and Rock, B. N., 1985, Imaging spectrometry for earth remote sensing: Science, 228, 1147- 1153.
- [2] Diago, M., Pou, A., Millan, B., Tardaguila, J., Fernandes, A., Melo-Pinto. (2012) Assessment of grapevine water status from hyperspectral imaging of leaves. 7th International Symposium on Irrigation of Horticultural Crops. Alemania.
- [3] Landgrebe, D. Hyperspectral image data analysis. IEEE Signal Processing Magazine, 19: 17-28, 2002.
- [4] Gonzáles, C. Tesis Doctoral - Procesamiento a bordo de imágenes hiperespectrales de la superficie terrestre mediante hardware reconfigurable. Madrid, 2012.
- [5] Astika, I Wayan; Solahudin, Mohamad; Kurniawan, Andri; Wulandari, Yunindri. (2010). Department of Agricultural Engineering Bogor Agricultural. University Bogor, Indonesia.
- [6] Soto, J., Ipanaqué, W., Prieto, F., Machacuay, J., Granda, G. (2015). Cocoa bean quality assessment by using hyperspectral images and fuzzy logic techniques. 12th International Conference on Quality Control by Artificial Vision. University of Burgundy, Le Creusot – Francia. DOI: 10.1117/12.2182598, Vol. 9534.
- [7] Diwan, A., Renfu, L., Daniel, G. (2006). Near-infrared hyperspectral reflectance imaging for detection of bruises on pickling cucumbers, Computers and Electronics in Agriculture, 52, 60 – 70.
- [8] Garrido-Novell, C., Pérez, D., Amigo, J.M., Fernández-Novales, J., Guerrero, J.E., Garrido-Varo, A. (2012), Grading and color evolution of apples using RGB and hyperspectral imaging vision cameras, Journal of Food Engineering, 113, 281 -288.
- [9] Cheng, J.H., Qu, J.H., Sun, D.W., Zeng, X.A. (2014). Visible/near-infrared hyperspectral imaging prediction of textural firmness of grass carp (*Ctenopharyngodon idella*) as affected by frozen storage, Food Research International, 56, 190 –198.
- [10] Ignat, T., Schmilovitch, Z., Alchanatis, V., Feloldi, J. (2014). Hyperspectral imaging of intact bell peppers, Biosystems Engineering, 117, 83- 93.
- [11] Yao-Ze Feng, Gamal EsMasry, Da-Wen Sun, Amalia G. M. Scannell, Des Walsh, Noha Morcy. (2013). Near-Infrared Hyperspectral imaging and partial least squares regression for rapid and reagentless determination of enterobacteriaceae on chicken fillets. Food Chemistry 138(2013) 1829-1836.
- [12] Sandoval, Z., Prieto, F., Caracterización de café cereza empleando técnicas de visión artificial. (2007). Revista Facultad Nacional de Agronomía – Medellín, vol. 60, núm. 2, 2007, pp. 4105-4127.
- [13] García, P. (2000). Caracterización microbiana, bioquímica y cinética del proceso de fermentación tradicional durante el beneficio de cacao. (Tesis Grado Magister, Universidad Autónoma Metropolitana Iztapalapa, 2000).
- [14] Palacios, A. (2008). Establecimientos de parámetros (físicos, químicos y organolépticos) para diferenciar y valorizar el cacao (*Theobroma cacao* L.) producido en dos zonas identificadas al norte y sur del litoral ecuatoriano. (Tesis de Grado, 2008, Universidad Técnica de Manabí).
- [15] Wollgast, J. & Anklam, E. (2000). Review on polyphenols in *Theobroma cacao*: changes in composition during the manufacture of chocolate and methodology for identification and quantification. *Food Research International*, 33, 423-447.
- [16] Reyes, H., Vivas, J. & Romero, A. (2000). La calidad del cacao: II. Cosecha y fermentación. *FONAIAP Divulga Número 66*.
- [17] Ruiz, J.M. (2016). Estudio de la visión hiperespectral del proceso de fermentación del cacao. (Tesis Grado Magister, Universidad de Piura, 2016).
- [18] Gitelson, A.A., Merzlyak, M. N. & Chivkunova, O.B. (2001). Optical properties and nondestructive estimation of anthocyanin content in plant leaves. *Photochemistry and Photobiology*, 74(1), 38–45.
- [19] Graziani, L., Ortiz, L., Alvarez, N. & Trujillo, A. (2003). Fermentación del cacao en dos diseños de cajas de maderal. *Agronomía Tropical*, 53(2), 175-187.
- [20] Guzmán, R., Pérez, E., Álvarez, C., Lares, M. & Rodríguez, P. (2008). Caracterización fisicoquímica y nutricional de almendras de cacao (*Theobroma cacao* L.) frescas y fermentadas provenientes de la región de Río Chico estado Miranda-Venezuela. *V Congreso Internacional XVI Congreso Nacional de Ingeniería Bioquímica VI Jornadas científicas de Biotecnología Molecular y Biomedicina*, 1.
- [21] Lagunes-Gálvez, S., Loiseau, G., Paredes, J.L., Barel, M. & Guiraud, J.P. (2007). Study on the microflora and biochemistry of cocoa fermentation in the Dominican Republic. *International Journal of Food Microbiology*, 114, 124-130.



**Jessica Magaly Ruiz Reyes** recibió el grado de Bachiller en Ingeniería Mecánico – Eléctrica de la Universidad de Piura, Perú, en el año 2012; En la actualidad es estudiante de Maestría en Ingeniería Mecánico – Eléctrica con mención en Automática y Optimización en la Universidad de Piura. Autora de Papers sobre Supervisión y Monitoreo de

Fotobiorreactores de Microalgas y Análisis de Imágenes Hiperespectrales. Su interés actual por la investigación es el análisis hiperespectral en el proceso de fermentación del grano de cacao orgánico en la Región Piura, Perú.



**Juan Carlos Soto Bohórquez** recibió el título de Ingeniero Mecánico - Eléctrica de la Universidad de Piura, Perú, en el año 2013; ha realizado una Maestría con mención en Eficiencia Energética en la Universidad de Piura, 2014; Investigador del Laboratorio de Sistemas Automáticos de Control desde el año 2012; ha trabajado en proyectos I+D+i con el

FINCyT y CONCYTEC; posee registros de propiedad intelectual, derechos de autor y patente; ha realizado publicaciones en áreas de Sistemas Embebidos, Control Automático y Procesamiento de Imágenes Hiperespectrales, Algoritmos de Procesamiento de Imágenes.



**William Ipanaqué Alama** recibió el título de Ingeniero Industrial en la Universidad de Piura, Perú, en 1984; PhD en Ingeniería Informática y Automática en el Politécnico de Milán, Italia; actualmente es docente e investigador de la Universidad de Piura; autor de papers sobre Modelación, Simulación y Control

Avanzado (Predictivo) de Procesos Industriales. Además es director de varios proyectos de investigación en el Perú, y del Doctorado en Automatización, Control y Optimización de la Universidad de Piura.



**Cesar Chinguel Alama** recibió el título de Ingeniero Industrial en la Universidad de Piura, Perú, en 1986; Doctor en Ingeniería Industrial por la Universidad de Navarra, España. Gestión Académica Universitaria Gestión de tecnología con normas militares Consultorías de Gestión

Tecnológica Automatización Industrial Instrumentación Inteligente Especialidades: Automatización Industrial, Electrónica y Sistemas Digitales, Algoritmos de Procesamiento de Imágenes, Industrial Machine Vision, Industrial Instrumentation, Data Fusion, Radar Tracking