

Determination of the Degree of Fermentation of Cocoa through Different Techniques of Artificial Vision

Pablo Parra, Ph.D¹, Teddy Negrete, M.Sc.², Jorge Llaguno, M.Sc.², Nino Vega, M.Sc.¹

¹Universidad Politécnica Salesiana, Grupo de Investigación de Procesos Industriales GIPI, Ecuador, pparra@ups.edu.ec, nvega@ups.edu.ec

²Universidad Politécnica Salesiana, Ecuador, tnegrete@ups.edu.ec, jllaguno@ups.edu.ec

Abstract– This article presents the results of the application of several computer vision methods on the fermentation process of cocoa beans. The analyzed methods are: Vector quantification, k-means, fuzzy clustering. With these methods, the training and classification of the images of the cocoa beans in the fermentation process has been developed, these methods have been codified in m files of MATLAB and have allowed to estimate the level of fermentation of the cocoa from the information of the color in RGB format with 75% certainty. This work is based on the technique of sensory profiles, used empirically by farmers in charge of cocoa cultivation.

Keywords– Artificial vision, Benefited from cocoa, Cocoa Fermentation, Edge detection, Segmentation.

I. INTRODUCCIÓN

En el Ecuador y en todos los países productores de cacao su utilizan los perfiles sensoriales, como la técnica principal para la determinación del grado de fermentación del cacao. Esta técnica es empírica y consiste en apreciar el color, aroma y sabor del grano de cacao, durante y después del proceso de fermentación del mismo. La experiencia de los agricultores productores de cacao, les permite determinar el tiempo de fermentación basados en los perfiles sensoriales, ellos logran clasificar el nivel de fermentación en escalas de tiempo por días, es decir, ubican el grado de fermentación como grado 1 día, grado 2 días, grado 3 días, etc. [1]. En esta investigación se han aplicado técnicas de visión por computador clásicas y reconocimiento de imágenes para estimar la fermentación del cacao a partir de patrones que el sistema entrenó previamente antes del reconocimiento o de la clasificación de una muestra de granos de cacao.

A. Fermentación de Cacao

La fermentación involucra dos etapas: Una fase microbiana, que elimina el mucílago presente en las semillas y otra fase que consiste en reacciones bioquímicas internas producidas en el cotiledón del grano; en esta segunda fase, se producen los cambios en la composición química de los granos de cacao. La temperatura es el agente inductor de las dos fases, como resultado de estas, se producirá la migración del ácido acético desde el mucílago hacia el cotiledón o semilla. [2].

Cuando se abren las mazorcas de cacao, los granos se contaminan con levaduras que actúan sobre los azúcares del mucílago, transformando dicha azúcar en alcohol etílico, hay un incremento de calor y consecuentemente un aumento en la

temperatura del cacao, el ácido láctico, presente en esta etapa se transformará en ácido butírico. A esta etapa se la conoce como fase anaeróbica. [3]

En la Fig. 1 se muestran los cambios químicos producidos en el cacao durante 6 días de fermentación. Se puede evidenciar de forma clara que los cambios más significativos en el contenido de sacarosa, glucosa, fructuosa, amino ácido, ácido acético y etanol, suceden durante el primer día de fermentación. [4]

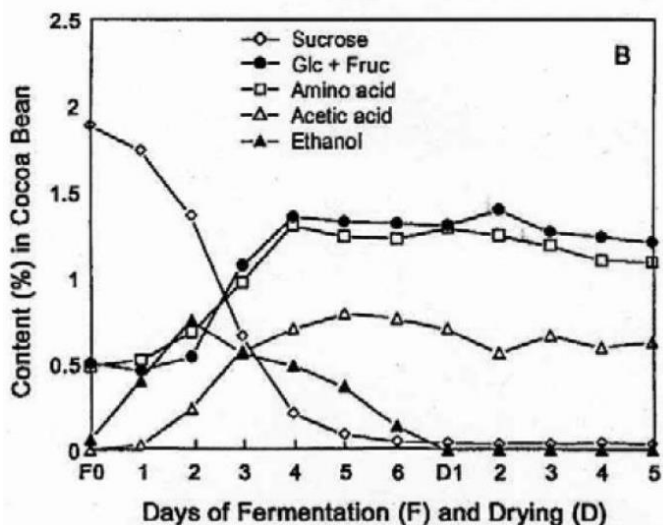


Fig. 1 Cambios químicos durante el proceso de fermentación. [4]

En la segunda etapa, conocida como fase aeróbica, se produce la transformación del alcohol en ácido acético o vinagre, el cual ingresa al cotiledón y produce la muerte del embrión en el grano de cacao. [5]

Predominantemente, la fermentación del cacao es un proceso artesanal y genera gran interés en los productores el hecho de poder implementar nuevos métodos, técnicas o mecanismos que con la ayuda de la tecnología permitan reducir los tiempos de fermentación, garantizando un correcto secado del producto en la siguiente etapa de la cadena productiva, gracias a un nivel de fermentación apropiado. Una de las posibles técnicas que pueden aplicarse en este proceso es la Visión Artificial o Visión por Computador. Se analizan varios algoritmos de reconocimiento de patrones a partir de la imagen digital de un grano. [6]

Existen varios trabajos en la literatura científica que abordan el tema la fermentación del cacao y la técnica de visión por computadora. Dentro de la fase de post-cosecha del cacao y los tipos de semilla que se cultivan en la región de América se encuentra a Ortiz de Bertorelli et al. [7].

Rivera et al, expone en su trabajo los diferentes métodos de fermentación aplicados. [8]. El proceso de segmentación de imágenes adquiridas es detallado por Pajares et al. en [9]. En [10], Ruíz et al, describen las técnicas de reconocimiento y clasificación y explica un análisis de imágenes hiper-espectrales durante la fermentación del grano de cacao. La visión hiper-espectral aporta información valiosa sobre los cambios producidos en el grano de cacao durante el proceso de fermentación tradicional. El índice de reflectancia antocianina 2 (ARI2) ha sido detectado como un parámetro en la imagen hiper-espectral de dos regiones en el grano de cacao y se han establecidos correlaciones de este índice con el pH, la humedad y la temperatura. En la Fig. 2. Se muestran 6 imágenes hiper-espectrales tomadas durante los 6 primeros días de fermentación, una imagen por cada día.

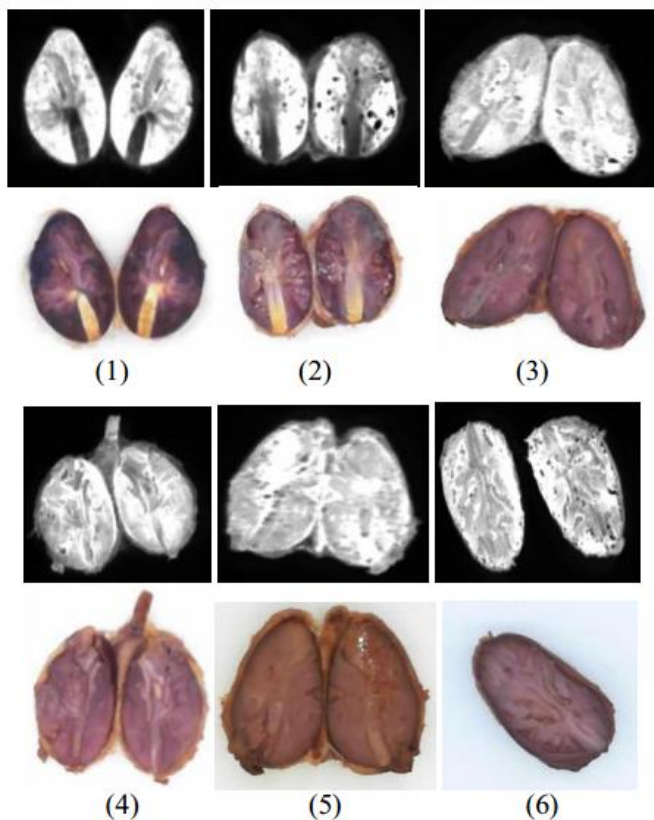


Fig. 2 Prueba de corte. Imágenes Híper – espectrales para 6 días de fermentación. [10]

Parra et al, describen un proceso de secado forzado de cacao y resaltan la importancia de contar con un grano de cacao correctamente fermentado en la etapa previa del beneficiado [11], [12].

B. La Visión Artificial en procesos industriales

La nariz electrónica, la lengua electrónica y la visión por computador son sistemas que se han utilizado por separado en las industrias alimenticias y farmacéuticas en diferentes métodos de evaluación. [13]. La Visión Artificial emula el modo del funcionamiento de la visión humana, ejecutando un análisis multivariado de datos y reconocimiento de las imágenes con la finalidad de extraer atributos específicos, como son parámetros de calidad y color, entre otros; utilizando sistemas de cómputo.

Tareas industriales como: la soldadura, verificación de soldadura, medición, corte, perforación, ensamblaje de partes mecánicas, etc., son asistidas por la técnica de visión por computadora [14]. Riomoros, en [15] afirma que las técnicas de clasificación son parte del análisis estadístico de multivariable que puede ser aplicado en reconocimiento de patrones, minería de datos, aprendizaje automático, análisis de imágenes, En la Fig. 3 se muestra la segmentación de la imagen de diferentes campos de cultivo, pudiéndose destacar el exceso de coloración verde.

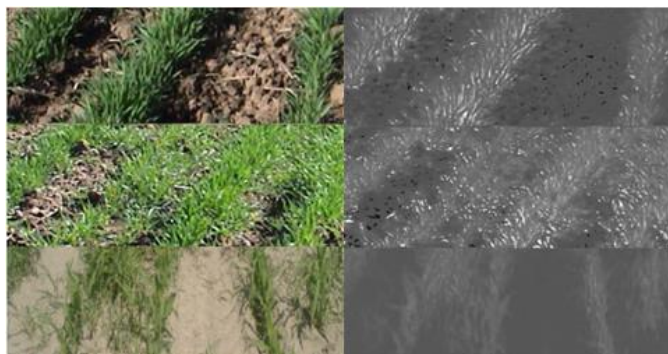


Fig. 3 Segmentación de imágenes. [15]

Se deben considerar varios métodos de clasificación de texturas, los supervisados y los no supervisados, estos métodos cuentan con diferentes parámetros, que caracterizan a los mismos. Cada juego de parámetros va definir una partición, una clase o un agrupamiento significativamente diferente y se trata de seleccionar la mejor partición, se considera que una forma de hacerlo posible es analizando los índices de validación. [15].

La información de color es útil para el reconocimiento de patrones en tareas relacionadas con la visión por computador [16]. El ojo humano puede distinguir miles de tonos e intensidades de color, pero, al mismo tiempo puede distinguir solamente 24 tonos de gris; considerando que el color proporciona información adicional a la intensidad, entonces la información del color de los objetos no se puede extraer utilizando solamente la escala de grises.

El procesamiento de imágenes en color es posible gracias al desarrollo de los equipos tecnológicos que actualmente cuentan con gran capacidad de cómputo [17].

Los modelos de color RGB y HSV, se pueden utilizar para cualquier longitud de onda de la luz, en el espectro visible. Los valores triestímulos necesarios para crear el color correspondiente a esa longitud de onda pueden obtenerse a partir de los datos obtenidos de en forma experimental. [1].

C. Equipos para la adquisición de datos

Un CVS, sistema de visión por computador, está conformado por varias etapas, las técnicas del procesamiento de las imágenes (captura, transformación, codificación de imágenes), el reconocimiento de formas (teoría estadística de decisiones, enfoques sintácticos y neuronales aplicados a la clasificación de patrones).

La cámara fotográfica es el dispositivo encargado de transformar las señales luminosas que aparecen en la escena, en señales analógicas. La cámara está constituida por el sensor que captura las propiedades del objeto en forma de señales luminosas y lo transforma en señales analógicas, y la sección óptica que se encarga de proyectar los elementos de la escena a una distancia focal adecuada. Los sensores de CVA que se utilizan actualmente están basados en matrices de dispositivos acoplados por carga CCD (charge-coupled device); estos transductores proporcionan una señal con amplitud proporcional a la luminosidad de la escena y realizan una digitalización espacial completa en dos dimensiones (líneas y columnas), para descomponer la imagen en una matriz de puntos [18]. El CCD es un circuito integrado formado por capacitores acoplados, integrado en las cámaras fotográficas y de videos digitales; está compuesto por pequeñas células fotoeléctricas que guardan la imagen proveniente de los filtros rotatorios de los colores en el modelo de color RGB [19].

En el tratamiento de alimentos casi siempre se realiza la captura de las imágenes con la luz natural y a la intemperie en donde están las estructuras vegetales o los alimentos, sin embargo, en [20], García (1995) describe la selección de granos de cacao fermentados para la posterior captura de imágenes en un ambiente controlado.

D. Reconocimiento de patrones

Consiste en la clasificación de objetos en cierto número de categorías, grupos o clases. Estos objetos pueden ser imágenes, señales, cuerpos, en general todo lo que tenga una métrica que requiera ser clasificado, por lo que en forma genérica se utiliza el término “patrones” [9]. En la visión por computador, el reconocimiento de patrones tiene una gran importancia, el reconocimiento de patrones es parte de muchos sistemas inteligentes tanto de la toma de datos, como la toma de decisiones.

Dentro del reconocimiento de patrones, se pueden citar algunas aplicaciones, reconocimiento de voz, clasificación de señales de radar, procesamiento de las señales geofísicas, diagnósticos médicos por imágenes, determinación de texturas agrícolas no deseadas, reconocimiento de caracteres, análisis automático de documentos, etc.

Se conoce como segmentación al proceso de dividir una imagen en sus partes constituyentes u objetos, se realiza para separar las partes que son consideradas de importancia para un estudio, y separa el resto para resolver el problema [22]. La discontinuidad y la similitud son los principios fundamentales de la segmentación. [23]

Existen estudios que relacionan la visión por computador, frutas, hortalizas, vegetales, imágenes digitales a color y reconocimiento de patrones, en este contexto se encontró la aplicación del método de Otsu para la identificación del estado de madurez de frutas a través de un sistema de visión artificial [24].

Las transformadas wavelets se utilizan en la segmentación de imágenes, en lo relacionado con altas frecuencias o el suavizado en bajas frecuencias, resultando más eficiente que el método aplicado con la transformada rápida de Fourier. La TDW divide la imagen original en imágenes de menor resolución espacial, obteniendo una más pequeña con suavizado por filtro pasa-bajo y otras cuatro más con cambios relacionados con las frecuencias altas por el filtrado pasa-alto y los tres cambios más se deben conjuntos de coeficientes de transformación llamados: coeficientes verticales, diagonales y horizontales. [1] La aplicación de técnicas de descomposición mediante las transformadas wavelets a imágenes agrícolas se ha estudiado por varios investigadores [25]; (Bossu y col. 2007, 2008) en [26] e (Ishak y col. 2009) en [27] ellos utilizaron varias wavelets y filtros de Gabor para diferenciar entre las partes vegetales del cultivo y la maleza, tierra u otros elementos ajenos al cultivo, los mejores resultados los obtuvieron con las wavelets Daubechies en relación al tiempo de procesamiento y precisión en la clasificación, y la familia con los peores resultados fue con la wavelet Biortogonal.

El presente trabajo de investigación plantea como objetivos: seleccionar las técnicas de segmentación adecuadas para los granos tipo criollo y CCN-51, y para la fermentación aplicada; discriminar los métodos computacionales más efectivos para los diferentes tipos de granos de cacao; comparar los resultados del grado de fermentación obtenido con cada método de entrenamiento o clasificación, con los patrones calificados por el agricultor experto y finalmente, analizar la técnica óptima para la clasificación de la muestra en los patrones seleccionados, usando al menos dos métodos de optimización donde se analicen los parámetros que determinan esta condición.

E. Métodos de aprendizaje o entrenamiento, agrupamiento, clasificación o clustering.

El lector puede interpretar los conceptos de “Aprendizaje y Clasificación”, si relaciona la analogía con lo que realiza un ser humano cuando tiene que decidir la selección de 2 frutas, por ejemplo, digamos una manzana y una pera. Inicialmente primero se debe conocer que es una manzana y que es una pera, de esa forma cualquier otro objeto que no sea una de las dos, simplemente será excluido.

En consecuencia, primero debemos “Aprender” ¿qué es? y ¿cómo es?, cada fruta; y luego un objeto cualquiera podemos “Clasificarla” entre una de las dos o en ninguna de ellas. Esto implica posteriormente realizar un agrupamiento. Note que en estos dos procesos hay otro concepto fundamental que es la “decisión”.

A continuación, se explican las técnicas de clasificación o agrupamientos usadas en esta investigación. Se han usado las técnicas clásicas, aunque hoy se deben aplicar los métodos con las redes neuronales. Los objetos a clasificar constan de mucha información, la misma que forman un universo de datos y se debe particionar, toda la información en partes semejantes las que se denominan grupos o clases en donde los elementos de cada clase son representados por su centro. La unión de todas las particiones forma un objeto similar al objeto analizado, pero con menos información, esto es para la simplificación de los procesos de identificación o de decisión.

Quantización o cuantificación vectorial.

Inicialmente los centros de las particiones son asignados arbitrariamente, en cada iteración se analiza un píxel que será ubicado en cada agrupación de acuerdo con el criterio de la distancia máxima o “umbral” que deben tener los píxeles a su centro, si hay un nuevo píxel que está fuera de cualquiera de la distancia máxima, entonces se creará una nueva agrupación con centro y así cada vez que se analiza un nuevo píxel, éste contribuye a la reasignación de los nuevos centros, que se basa en la distancia promedio de todos los puntos que pertenecen a esa clase. [9]. También es conocida como LVQ esta técnica se aplica para el entrenamiento y representa las iniciales en inglés de Learning Vector Quantization.

K-Means.

Si se tiene un conjunto de n observaciones, se requiere obtener k particiones o grupos, cada una con un centro y todas las observaciones en cada k -ésima partición debe ser menor al valor promedio, o sea en cada k particiones se debe minimizar la suma de los cuadrados dentro de cada grupo. Es un método muy rápido, pero es de naturaleza heurística y no hay garantía sobre la convergencia en un valor óptimo global. [9]

Fuzzy clustering.

Los elementos de cada uno de los agrupamientos tienen un grado de pertenencia borroso o difuso, a su correspondiente clase. Un elemento se encuentra en una partición cuando el grado de pertenencia es el más alto y los valores están entre 0, si no pertenece y 1 si pertenece. Se aplican la forma clásica del agrupamiento borroso y otra conocida como c-Means que tiene por objetivo resolver un mal comportamiento que se originan en los datos con mucho ruido. [9]

II. PREPARACIÓN DE LAS IMÁGENES

Se ha utilizado el CCD de una cámara SONY Cyber-shot modelo DSC-W630, esta matriz de elementos fotosensibles captura la imagen a color de acuerdo con la luz incidente sobre la misma y cubre la retícula de las celdas con filtros de las componentes RGB. En general, son imágenes digitales en formato *.JPG con resolución 2592x1944 píxeles, se incluye el etiquetado del grano en cada una, para la organización de la información.

La Fig. 4 presenta las imágenes de las muestras de granos de cacao tipo criollo, que han sido clasificadas por el experto agricultor de acuerdo a los días de fermentación, en 2-días, 3-días, 4-días y 5-días, utilizando la técnica de análisis sensorial.

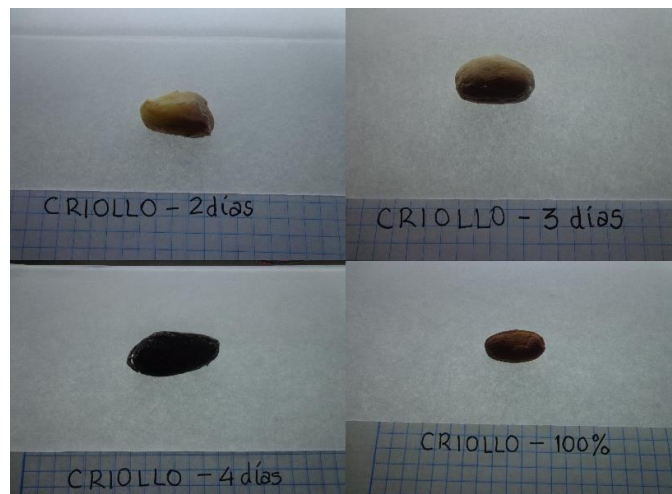


Fig. 4 Imágenes de cacao tipo criollo en proceso de fermentación.

La Fig. 5 presenta las imágenes de las muestras de granos de cacao tipo clon CCN-51, que han sido clasificadas por el experto agricultor de acuerdo a los días de fermentación, en 2-días, 3-días, 4-días y 5-días, utilizando la técnica de análisis sensorial.

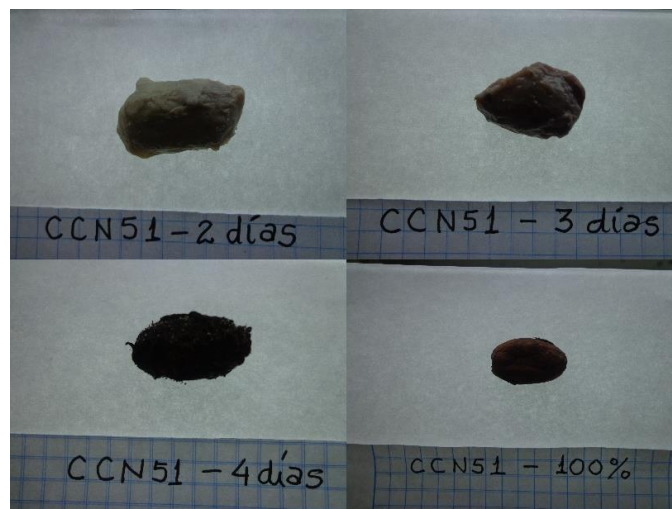


Fig. 5 Imágenes de cacao tipo CCN51 en proceso de fermentación.

A. Visualización

El color que se percibe de las imágenes depende de la luz reflejada por el objeto, en este caso los granos de cacao, por lo tanto es fundamental la luz incidente en los granos de cacao, y las imágenes fueron captadas con la ayuda de dos puntos de luz fluorescentes, desde arriba y debajo del grano, ya que fueron colocadas sobre una superficie de vidrio, dicho color depende del componente dominante o el croma, como se ha explicado anteriormente, al mismo tiempo de la saturación y el brillo que posea la imagen. El color de las imágenes de los granos de cacao puede ser representado por varios modelos de color.

Los espacios y modelos del color que se han utilizado en este trabajo son RGB, HSV, YCbCr, CIE-xy, cada uno de ellos posee diferentes características y formas de representar los colores en el espectro visible y otros parámetros como la luminosidad, la crominancia, la saturación, la tonalidad, entre otros. Se debía evaluar el espacio con el que se obtendrían los mejores vectores que caracterizan a cada uno de los centros de las clases obtenidas en los agrupamientos de tal forma que se obtenga una segmentación más representativa, por lo tanto, fue necesario probar con estos espacios y se comprobó que los mejores resultados se obtenían con el espacio RGB.

Se debe indicar que el análisis para obtener los vectores característicos de las clases no solamente se podría realizar utilizando la información del color y sus propiedades, sino también la información relacionada con la forma, dimensión, contorno y otros que poseen los granos de cacao, para ello se hubiese requerido de otros estudios.

La Fig. 6 presenta la imagen de un grano de cacao en el modelo RGB y en formato de archivo de imagen JPEG (en inglés, Joint Photographic Experts Group = Grupo de Expertos Fotográficos Unidos) que ha sido analizada posteriormente, en la Fig. 7, la misma imagen ha sido presentada, en diferentes modelos de color.



Fig. 6 Cacao tipo criollo en modelo RGB

En la Fig. 7, se ha convertido la imagen de la Fig. 6 en el espacio RGB a: (a) imagen en escala de grises, “Gray”; (b) imagen indexada, “Index”; (c) imagen en espacio CIE-1976 Lab, “CIEab”; (d) imagen en espacio HSV, “HSV”; (e) imagen

en espacio CIE-1931 XYZ, “CIExy”; (f) imagen en espacio YCbCr, “YCbCr”.

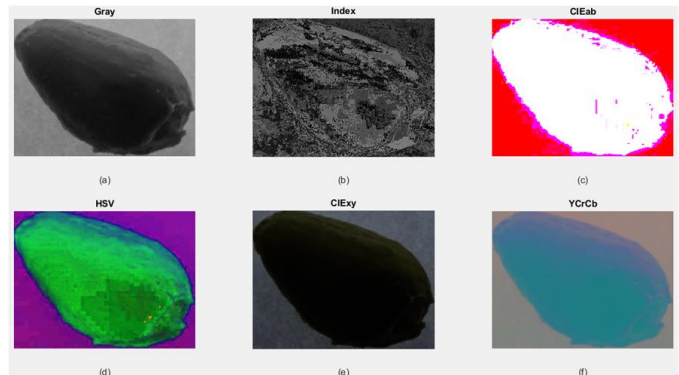


Fig. 7 Cacao tipo criollo en diferentes espacios de color

Con el fin de obtener más información de las imágenes de los granos de cacao, se convirtieron en imágenes en la versión del modelo CIE-1976 Lab, donde el canal "L" representa la luminosidad, el canal "a" es la crominancia, que oscila entre verde y rojo y el canal "b" es la crominancia, que oscila entre azul y amarillo. También se convirtieron en imágenes en la versión del modelo CIE-1931 XYZ, primer modelo matemático que definió el espacio de color, el canal X define el estímulo de color rojo-verde, el canal Y mide la luminosidad y el canal Z es aproximadamente igual al color azul. Las imágenes se convirtieron en el modelo YCbCr, no es un espacio absoluto, y es usado para sistemas de video y fotografía digital, el componente Y es luma y las componentes Cb y Cr son las crominancias, este modelo es considerado una codificación del modelo RGB. Se convirtieron en escalas de grises, lo cual no representa un nuevo espacio o modelo de color, pues solo representa un escalamiento o nueva codificación de la imagen digital, también en imagen de color indexado y en el espacio de color HSV.

Los descriptores constituyen características globales o locales de los patrones, el histograma representa el más simple de los descriptores de las imágenes, en cualquier espacio o modelo de color. El color es un atributo visual importante para la visión humana y el procesamiento de la computadora. Aunque en este trabajo se ha utilizado los histogramas para determinar el umbral que separa la región de interés, las imágenes de las muestras de cacao han quedado descritas por sus componentes espectrales de color $\langle R_i, G_i, B_i \rangle$ de cada píxel, para todas las técnicas de clasificación se ha usado este vector descriptor en el espacio de color RGB.

B. Grado de fermentación del grano de Cacao

En este trabajo se estima el grado de fermentación, de la misma forma que lo estiman los productores y agricultores de Cacao, esto es “por días”, dos días, tres días, cuatro días y hasta cinco días, no se establece como un número adimensional como se manejan los índices porcentuales, sino

por días, independientemente de la técnica de fermentación y del tipo de grano de Cacao.

Se considera una fortaleza el procedimiento basado en el conocimiento de perfil sensorial del productor, capaz de determinar naturalmente con sus sentidos el nivel de fermentación del grano, lo cual no conlleva un estudio bioquímico y de oxidación del proceso de fermentación, sino un proceso de perfiles sensoriales sobre el grano de cacao.

C. CVS para determinar el grado de fermentación del cacao

El productor experto con habilidades sensoriales para catar el grano de Cacao aplica más de un sentido para lograr el resultado, pero principalmente aplica la visión natural, esta investigación no pretende mejorar ese nivel de experticia, sin embargo, se quiere probar que estas técnicas son suficientemente buenas para alcanzar un resultado próximo o satisfactorio al del productor, caso contrario el nivel de la investigación sería mucho más complejo y se requeriría de la aplicación de inter-disciplinas que aporten otros conocimientos, que realicen procesos equivalentes al tacto y al olfato. Una posible debilidad podría encontrarse en variedad de las frutas cultivadas y cosechadas, las diferentes formas de producción, de forma especial en los diferentes métodos de fermentar lo que se reflejará en las diferencias muy asentadas entre un patrón y otro patrón que se podría obtener en una muestra de una misma finca, por ejemplo. La oportunidad que tiene este trabajo es ser el pionero en el Ecuador, la visión artificial aplicada a la producción de una fruta tan importante en el Ecuador no se ha realizado, porque todavía no se ha pensado en la producción supervisada automáticamente del grano de cacao.

D. Segmentación de las imágenes

En la Fig. 8 se muestran los histogramas de las muestras original y recortada en color y en grises.

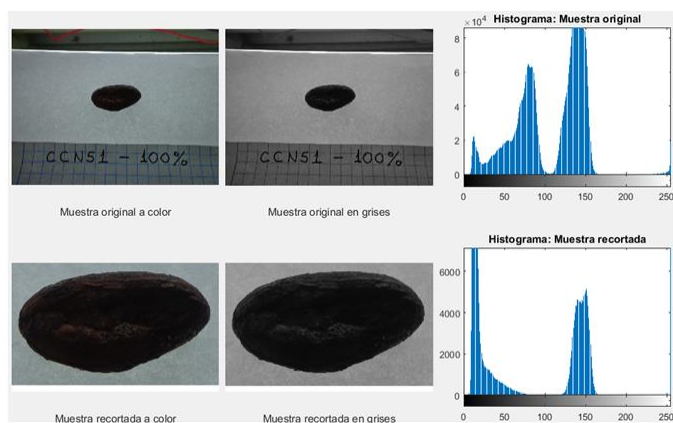


Fig. 8 Extracción de las regiones de interés

Todos estos patrones son necesarios para realizar el entrenamiento y aprendizaje del sistema, sin embargo, en todas las técnicas empleadas se requiere realizar una preparación de las imágenes antes que ellas se conviertan en los patrones que

se utilizan para calcular el grado de fermentación, a este proceso de preparación de las imágenes etiquetadas con los días de fermentación se conoce “Segmentación de las imágenes”.

Las imágenes de los granos de cacao fueron suavizadas usando cuatro herramientas diferentes, el filtro de medias, el filtro pasa-bajo y el filtro gaussiano, se verifican los mejores resultados en el siguiente nivel de la preparación de la imagen, es decir cuando se realiza la extracción de regiones de la imagen y se determina el umbral óptimo. En la Fig. 9, se muestra las imágenes suavizadas con estos filtros.

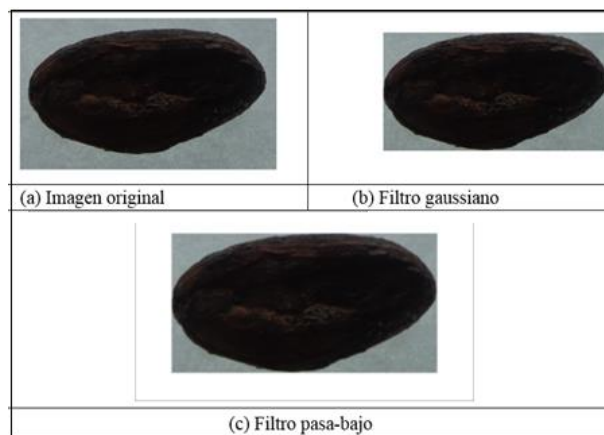


Fig. 9 Imágenes filtradas

Se han realizado pruebas de erosión y dilatación a las imágenes de granos de cacao, y se puede detectar un mejoramiento en la extracción de características al momento de realizar los agrupamientos, también se han realizado pruebas para la determinación de bordes y de selección de umbral. En la Fig. 10 se muestran los resultados de aplicar el método de Otsu. Los resultados de aplicar el método de Ridler Calvard, se muestran en la Fig. 11.

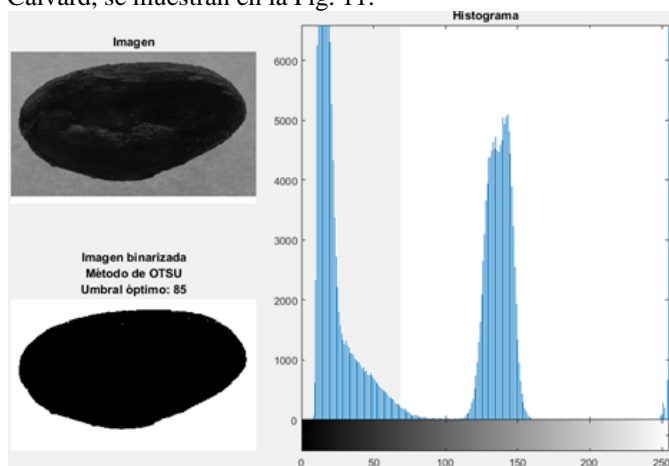


Fig. 10 Umbralización óptima con el método de Otsu. [28] (Negrete y col., 2017)

Los vectores descriptores con atributos especiales para el entrenamiento, es decir que se estiman las propiedades de

alguna distribución estadística a partir de las muestras de entrenamiento. En este sistema resaltan dos estados en la operación de aprendizaje:

- (1) aprendizaje/estimación, a partir de las muestras de entrenamiento y
- (2) operación/predicción, que estima el resultado de una muestra de prueba.

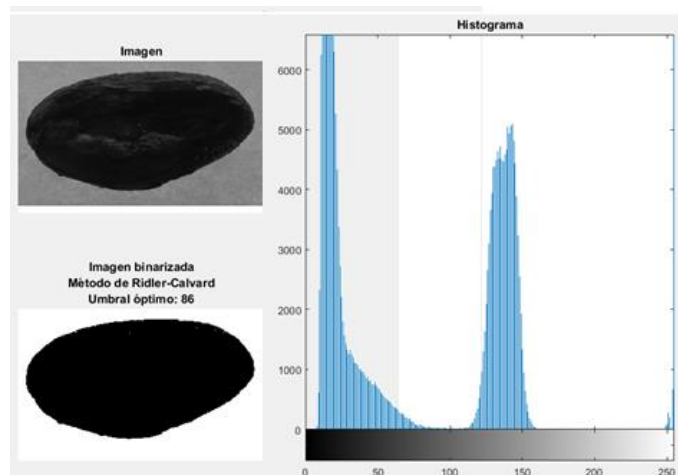


Fig. 11 Umbralización óptima con el método de Ridler-Calvard. [28] (Negrete y col., 2017).

III. RESULTADOS

La Fig. 12, detalla los pasos que se han realizado para obtener la información de cada método y que luego ha sido comparado y analizado para estimar los resultados que mejor se aproximen a la determinación del grado de fermentación que tiene una muestra de cacao.

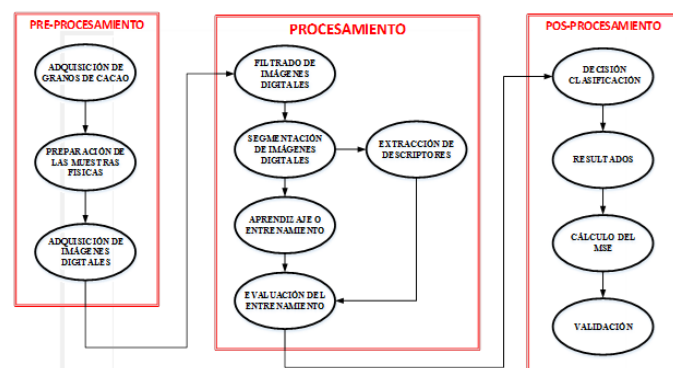


Fig. 12 Proceso de identificación

Las fases que se desarrollan en cada etapa son:

A. Ingreso de la Información

Esta fase se aplica en ambas etapas (off-line y on-line), y por consiguiente tanto en el aprendizaje como en la clasificación, siendo el mismo procedimiento para el que se han empleado las mismas herramientas e instrumentación para su captura.

Por tanto, en esta fase se obtiene la información digital proveniente de las imágenes de las semillas en proceso de fermentación. Sobre cada una de estas imágenes se realiza el proceso de preparación de la señal (imagen) discreta con la eliminación de ruido y perturbaciones carentes de información verdadera.

B. Extracción y codificación de la información

Esta fase también se aplica en ambas etapas y corresponde al pre-procesamiento de la información contenida en las imágenes (semillas de cacao en proceso de fermentación), ya que dichas imágenes son codificadas en el estándar de color RGB (rojo, verde, azul) y almacenadas en la memoria de la cámara digital.

Las imágenes originales son procesadas mediante un filtrado paso bajo de tipo Gaussiano con un tamaño de ventana de 7x7 y varianza 5 sobre la componente de intensidad (V) en el modelo HSV previa transformación del modelo RGB a este último. La extracción de las regiones de interés, basada en umbralización se realizó principalmente con el método de Otsu, aunque también se aplicó Ridler-Calvard.

De la fase anterior “Ingreso de información”, se obtienen las imágenes según cuatro diferentes niveles de fermentación, claramente identificados por el agricultor, esto es, las imágenes de las muestras de semillas de cacao, tipo Criollo o Clon CCN-51, etiquetadas con el correspondiente parámetro: 2-días, 3-días, 4-días y 5-días.

Debido que todas las imágenes originales contenían las etiquetas del tipo de semilla y tiempo estimado de fermentación, además algunas de ellas capturaron segmentos de los conductores de alumbrado, el procedimiento requirió un filtro y se extrajo las regiones de interés, así como el tamaño adecuado de dicha imagen que sería tratada en el estudio.

De este proceso de filtrado las nuevas imágenes fueron llamadas “filtrada-recortada”, estas imágenes todavía no eran totalmente adecuadas para los procesamientos y pruebas que se requerían realizar ya que poseían un tamaño relativamente grande, considerando que casi siempre se realizaban pruebas iterativas al menos a 5 imágenes a la vez, o a múltiplos de cinco, entonces se utilizó el nombre referencial “Universo”, para referirse a la imagen completa, pero limpia y filtrada, en cambio se denomina “Muestra” a la imagen reducida al 10%, 20%, 30%, 50% y 80%.

C. Entrenamiento o aprendizaje

Esta fase solo se aplica en la etapa de su mismo nombre, esto es Aprendizaje, y propiamente se encarga de enseñarle al sistema los patrones seleccionados por el agricultor, en este caso él es el experto humano que representa al maestro “catador” de la fermentación de los granos de cacao.

Se utilizaron los siguientes métodos: Cuantificación Vectorial, Clasificador Kmeans, Fuzzy C-means, y Agrupamiento Borroso, los dos últimos se han presentado en versiones diferentes, aunque conceptualmente representan el mismo algoritmo.

Ordenados los archivos *.JPG, clasificados por tipo y tiempo de fermentación, se extrajo la información principal de los granos de cacao, eliminando la mayor cantidad de fondo, etiquetas y otra información no deseada. En algunas imágenes fue necesario cargar el filtro paso bajo tipo Gaussiano.

A simple vista hay varios granos que parecen no pertenecer al grupo indicado, sin embargo, esto fue corroborado con la ejecución de los algoritmos de agrupamiento o de entrenamiento.

En la Fig. 13 se presentan 6 muestras de grano “Criollo, 2 días”, sin embargo, la última muestra de la semilla (f), desentona la coloración correspondiente a las demás, la visión humana tiene limitaciones que la visión artificial puede superar y se debe verificar que todas estas muestras caen en la misma clasificación.

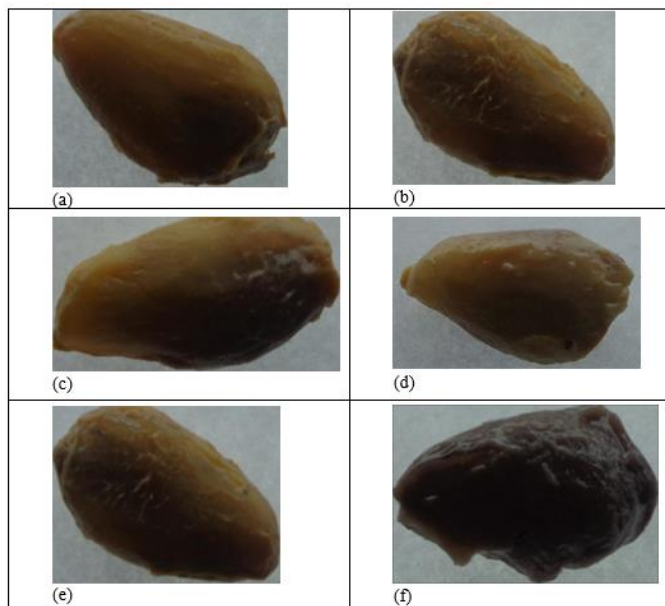


Fig. 13 Muestras de grano tipo “criollo”, 2 días

Después de la clasificación de las imágenes limpias, la mitad de ellas, en total 200 imágenes en formato RGB se las utilizó para el entrenamiento con los métodos: LVQ, Kmeans, Fuzzy y Borroso.

Con el fin de comprobar que los resultados son similares con muestras reducidas para acelerar el procesamiento computacional, se efectuó la determinación de centros con varios porcentajes de reducción de las imágenes originales. Se crea la BC, con los métodos propuestos y el juego de datos establecidos.

Con las imágenes de los datos que no se han utilizado para el entrenamiento o aprendizaje o los agrupamientos, se realiza las mediciones de la eficiencia del procedimiento y la clave es la forma con que se decide la clasificación. Sin embargo, estas imágenes también son procesadas igualmente que las anteriores, pero la diferencia es el siguiente paso.

Se calcula el coeficiente de correlación entre las matrices formadas por los vectores de los centros por cada día de

fermentación, y la matriz formada por los vectores de los centros que se desea determinar el nivel de fermentación.

La decisión para la clasificación se toma con el valor más alto de la matriz de correlación, la matriz que tenga sus 4 elementos más cercanos a uno indicará que la muestra a determinar el grado de fermentación se correlaciona linealmente con la muestra que corresponde a ese día de fermentación.

Cabe resaltar que en esta fase el agricultor es una pieza fundamental, porque en base a su experiencia y conocimiento mostrará al sistema los patrones en los cuatro niveles de fermentación apropiados para que los métodos utilizados generen los parámetros requeridos por cada método, que se almacenarán en la Base de Conocimiento (BC) necesaria para la fase de clasificación y decisión (Negrete y col., 2017). De la fase anterior “Extracción y codificación de la información” se toman las muestras de las imágenes, son preparadas para la aplicación de los algoritmos antes indicados de tal forma que cada una de estas muestras quedan descritas por sus vectores de características. Así en el modelo de color RGB las componentes de los vectores descriptores son precisamente estos valores espectrales, es decir $x = (R,G,B)$.

D. Identificación o Decisión.

Tras el proceso de aprendizaje, se procede al agrupamiento o clasificación de nuevos píxeles procedentes de nuevas imágenes, asignándoles a la clase (en inglés, cluster) que les corresponda, según el método de clasificación seleccionado, Cuantificación Vectorial, Clasificador Kmeans, Fuzzy C-means, y Agrupamiento Borroso.

Esta es la fase final del proceso y de la etapa de Clasificación, pues se trata de concluir el grado de la fermentación que debe tener la semilla de cacao en proceso de fermentación, de tal forma que el sistema ayude a la persona encargada de estimar cuánto tiempo falta para finalizar la fermentación o para confirmar que la semilla ya está lista para la siguiente etapa del proceso de beneficiado del cacao, es decir del secado natural o artificial.

De la fase anterior “Entrenamiento o aprendizaje”, se toman los vectores descriptores o característicos de las imágenes de granos de cacao para cada tipo y día de fermentación, y con el mismo método se obtienen los nuevos vectores descriptores o característicos de la nueva imagen del grano de cacao, que “si se conoce que tipo de grano es”, es decir se conoce que es “Criollo” o “Clon CCN-51”, pero que se desconoce el día de fermentación y se realiza un proceso de identificación por similitudes de los vectores característicos conocidos desde el entrenamiento o aprendizaje, con los vectores característicos nuevos, de la imagen que se desconoce el tiempo de fermentación, para esto se utiliza el criterio de las “matrices de correlación” [28]. (Negrete y col., 2017).

La decisión se realiza siguiendo los siguientes pasos:

De los “vectores característicos del entrenamiento” del 2-días, se obtiene la matriz llamada “m2días”.

De los “vectores característicos del entrenamiento” del 3-días, se obtiene la matriz llamada “m3días”.

De los “vectores característicos del entrenamiento” del 4-días, se obtiene la matriz llamada “m4días”.

De los “vectores característicos del entrenamiento” del 5-días, se obtiene la matriz llamada “m5días”.

De los nuevos “vectores característicos de identificación”, que corresponden a la nueva imagen con tiempo de fermentación desconocida de X-días, se obtiene la matriz llamada “mXdías”.

Luego se realiza el cálculo de las matrices de correlación entre cada matriz formada de los vectores de entrenamiento m2días, m3días, m4días y m5días, con la matriz formada por los vectores de identificación mXdías. De tal forma que se obtienen las “matrices de correlación”, r2X, r3X, r4X y r5X.

Las matrices de los coeficientes de correlación se obtienen definiendo los dos elementos que se van a correlacionar linealmente, ellos son la matriz formada por los vectores de los centros de cada agrupamiento o clústeres para cada día de fermentación.

Si se define un agrupamiento con 8 centros, entonces esta matriz es 8x3, lo mismo que debe tener la matriz 8x3 del dato que se quiere clasificar, las pruebas han comprobado un mejor rendimiento si se ordenan en forma ascendente. Se convierten estas matrices en un vector columna y luego se aplica la definición, correlación consigo mismo y con la otra columna, por esa razón la diagonal principal es 1, pero en la diagonal secundaria será 1 solamente cuando esté correlacionada, porque es del mismo tiempo de fermentación.

Finalmente, se calcula la “media de la matriz de correlación” con el promedio a cada una de las matrices de correlación, así se obtienen: Mr2X, Mr3X, Mr4X y Mr5X y la decisión se toma en función de la media más alta, es decir se halla el máximo valor del siguiente conjunto [Mr2X, Mr3X, Mr4X, Mr5X], “vector de medias de correlación”.

La conclusión es que la nueva imagen con X-día de fermentación corresponde al índice del valor máximo aplicado al “vector de medias de correlación”, calculado en el último paso. Esto es correcto siempre que se haya aplicado todo el proceso al mismo tipo de grano, es decir, si todas las imágenes son tipo “Criollo” o si todas son tipo “CCN-51” (Negrete y col., 2017).

Se define como una “prueba acertada o exitosa” cuando se establece una correlación igual a 1 entre la matriz de los n-centros de n-agrupamientos que tiene la muestra a clasificar y una sola de las matrices de los n-centros de n-agrupamientos que tiene una matriz por cada día de fermentación, definida en la fase de entrenamiento.

Se define como una “prueba fallida” cuando se establece una correlación menor que 1 entre la matriz de centros a clasificar y la matriz formada con los centros de entrenamiento para cada día de fermentación. Cabe indicar que los resultados cambian en función de la variación de los parámetros, por ello es necesario analizar y buscar herramientas que ayuden a

definir las causas que producen los errores o las pruebas fallidas.

E. Validación de Resultados

La validación o comprobación de los resultados de este procedimiento se realizó con uno de los siguientes métodos [28]. (Negrete y col., 2017):

Determinación o cálculo de índices o coeficientes de calidad o validación de los agrupamientos para la fase de entrenamiento o aprendizaje

Determinación o cálculo de la calidad de las imágenes segmentadas con los métodos de entrenamiento o agrupamiento, en diferencia con la muestra de los datos de la imagen original. Este cálculo se realiza con el “MSE”, entre las dos imágenes indicadas.

Se ha definido MSE (en inglés mean squared error) entre la imagen que tiene los datos para el entrenamiento con respecto a la imagen que ha sido segmentada según se hallan definidos los k centros de ese agrupamiento. Por la visión natural se puede creer que mientras mayor sea el número de agrupamientos menor va a obtenerse el MSE, pero esto no es una regla general. Sin que transcurra más de una hora desde que se capturó la imagen del mismo grano de cacao que el sistema de este proyecto ha identificado, es observado con la visión natural de un “experto agricultor” para que determine el tiempo de fermentación, en número de días. Él requiere de la observación y tacto del mismo grano de cacao.

Se elaboró y ejecutó un algoritmo que determina este umbral, se etiqueta la región de interés, es decir el grano propiamente dicho, luego se fija un rectángulo equivalente a una ventana que contiene dicha región de interés, es decir, el grano y se desecha el resto de la información, con ello se obtiene una imagen mucho más pequeña, con la información principal. Cabe indicar que en la conversión de RGB a escalas de grises el procedimiento se efectúa eliminando la información de matiz y saturación mientras se conserva la luminancia, tal como se estructura el modelo HSV, de aquí que dicha conversión se muestra en (1)

$$\text{Gray} = 0,2989 * R + 0,5870 * G + 0,1140 * B. \quad (1)$$

La Fig. 14 que hace referencia un grano de cacao procesado aplicando el método de Otsu.

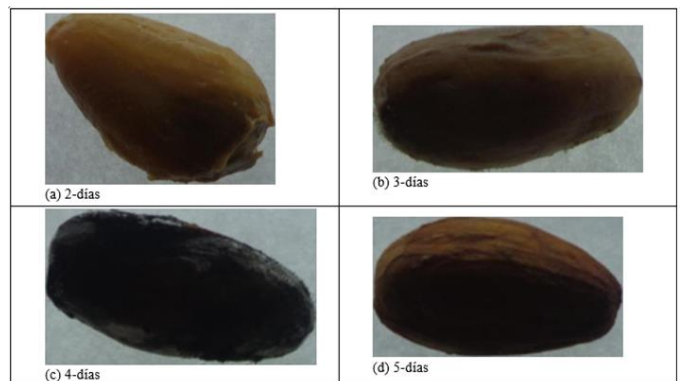


Fig. 14 Imágenes obtenidas con el método de Otsu

En la Fig. 15 se puede observar la extracción de la región de interés para muestras de cacao CCN51. Naturalmente los algoritmos de entrenamiento o aprendizaje obtienen resultados fiables y coherentes con información precisa, además el procesamiento se ejecutará con mayor rapidez con muestras más pequeñas pero que sean representativas de los datos existentes en el universo de todos los datos.

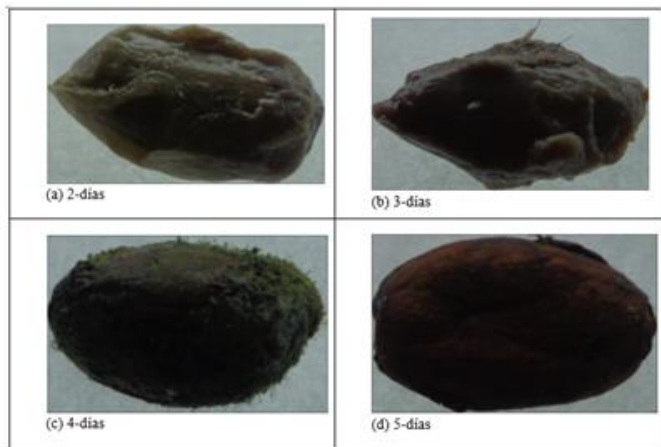


Fig. 15 Extracción de regiones de interés.

F. Análisis comparativo de resultados

El método empleado se basó en el entrenamiento de las imágenes en formato *.JPG, cuyos tamaños correspondientes a las “imágenes originales” varían de 1114 a 3094 Kilobyte, y que después de ejecutar el algoritmo que extrae la región de interés, las “imágenes recortadas” varían entre 5 hasta 48 Kilobyte. Para la ejecución continua de los algoritmos con los datos de estos archivos fue necesario convertir la información en formato de datos para los archivos m de Matlab *.MAT, cuyos tamaños varían desde 90 hasta 1193 Kilobyte. Naturalmente es más eficiente trabajar con una imagen de 48 Kb, en lugar que una imagen de 3094 Kb, si ambas tienen la información que se necesita.

En la Fig. 16, se presenta las gráficas para el análisis del comportamiento del cálculo de los centros con el método de Kmeans efectuado con 3 agrupaciones, es decir $k=3$, de un grano de cacao tipo criollo de 2-días de fermentación, se puede interpretar que las coordenadas $[kR_i, kG_i, kB_i]$ de cada centro ($i=1,2,3$) son las mismas para las 7 imágenes reducidas (del 10% al 70%). Las gráficas de la izquierda prácticamente se sobrepone, en cambio las gráficas de la derecha se mantiene constante para cada uno de los porcentajes de reducción.

Para los granos tipo criollo de 2 días de fermentación basta con trabajar con las imágenes al 10% de reducción.

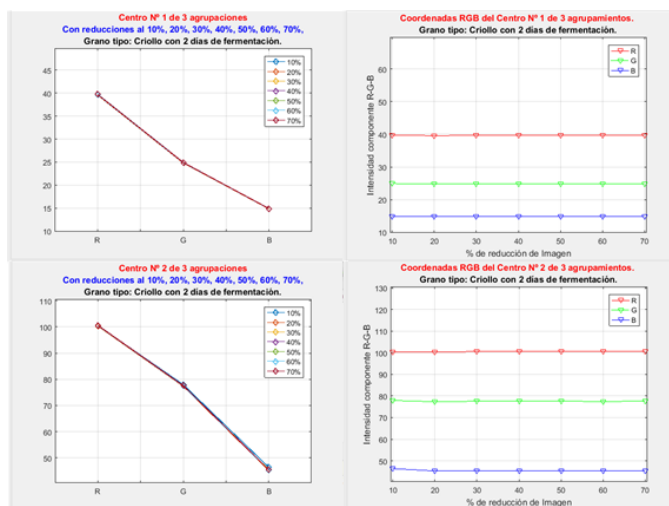


Fig. 16 Comparación de resultados

En la Fig. 17 se muestran las imágenes correspondientes a la imagen reducida (a) al 40% con la información del grano de cacao tipo criollo con dos días de fermentación. La imagen segmentada con LVQ, (b) con umbral $T=120$ que corresponde a 1 clase, también (c) con umbral $T=30$, corresponde a 9 clases. Las imágenes segmentadas (d), (g) con Kmeans con 1 y 10 centros. Las imágenes segmentadas (e), (h) con Fuzzy C-means con 1 y 10 centroides. Las imágenes segmentadas (f), (i) con Agrupamiento Borroso con 1 y 10 centroides.

En la Fig. 18, se muestran los resultados de cada método utilizado (LVQ, Kmeans, Fuzzy y agrupamiento borroso) y muestra el error cuadrático medio (MSE) en cada canal RGB, de las imágenes reducidas y las imágenes segmentadas. Para los cuatro métodos analizados se observa una convergencia de error, con el incremento del número de particiones. En la Fig. 18 (a), el método LVQ se aprecian 2 segmentos uniformes debido que el decremento del umbral T , no incrementa el número de particiones. En la Fig. 18(b), el método Kmeans presenta una particularidad en $k=6$, pues los 3 canales coinciden en el mismo valor de error, pero sigue decrementando hasta 4 unidades de error. En la Fig. 18(c), el método agrupamiento borroso, tiene un incremento del error de $c=6$ a $c=7$ y mantiene uniformidad hasta $c=8$, aunque luego tiende a la convergencia exponencial. En la Fig. 18(d), el método Fuzzy C-means, presenta un salto en el valor inicial $c=1$, pero para $c>1$ mantiene un decremento exponencial uniforme en los 3 canales.

IV. CONCLUSIONES

De las técnicas de aprendizaje y clasificación aplicadas se ha preferido utilizar k-medias, cuantificación vectorial y agrupamiento borroso, debido a la rapidez del procesamiento y obtención de los resultados, así como por la rápida convergencia.

El mejor resultado del análisis aplicado tanto a los granos de cacao tipo “criollo” o al “cn-51” se obtiene con el método agrupamiento borroso, en la versión fuzzy clustering c-means con imágenes reducidas al 50%, con 10 clases, con peso exponencial $m=2$ y con criterio de parada $e=0.01$.

En el método lvq se requiere modificar el umbral T, cuidadosamente a intervalos no uniformes para obtener el mismo número de clases, con las imágenes de entrenamiento y de clasificación, de tal manera, que se pueda aplicar el coeficiente de correlación.

Se trabajó con una muestra de cacao que no se ha utilizado para el entrenamiento y no constituyen granos de cacao de la misma finca utilizada en todo el proceso donde se conoce el nivel de fermentación de cada grano, en este caso para la validación de los resultados se recurre al agricultor “experto” o experto en perfiles sensoriales para conocer cuál es el nivel de fermentación, los resultados sobre una prueba de 46 imágenes indican que 29 imágenes tiene una definición acertada de fermentación tanto para el sistema experto como para los métodos algorítmicos utilizados, el sistema de predicción computacional arroja 5 valores aproximados de los 11 considerados por el experto. Si se mide el acierto se tiene 29 de 35, es decir 83% de acierto.

Es indispensable realizar una pre-clasificación de los diferentes tipos de granos de cacao, pues a simple vista existen diferencias considerables entre los niveles de fermentación de un tipo de grano y de otro, por lo tanto, los descriptores obtenidos difieren significativamente para cada tipo de grano de cacao.

De los resultados obtenidos al ejecutar los algoritmos propuestos a los diferentes conjuntos de muestras completas, provenientes de un mismo sector agrícola, se puede afirmar que con muestras puras, bien seleccionadas y clasificadas para los patrones del entrenamiento los resultados tienen un acierto 75%, en promedio por cada nivel de fermentación analizado, con pruebas realizadas desde 4 hasta 20 muestras de entrenamiento y con pruebas de 2 hasta 12 clases. El porcentaje de acierto se ha obtenido con el cociente entre el número de las “pruebas acertadas o exitosas” sobre el número total de pruebas, en ese nivel de fermentación.

Siempre se dependerá del agricultor experto, pues, aunque se supervise los niveles de fermentación, los tipos de granos también influyen en los resultados, es decir que todos los elementos de la muestra son del tipo de cacao Nacional o Criollo, entonces los resultados son satisfactorios para los métodos kmeans, de Agrupamiento Borroso y del Agrupamiento por Cuantificación Vectorial.

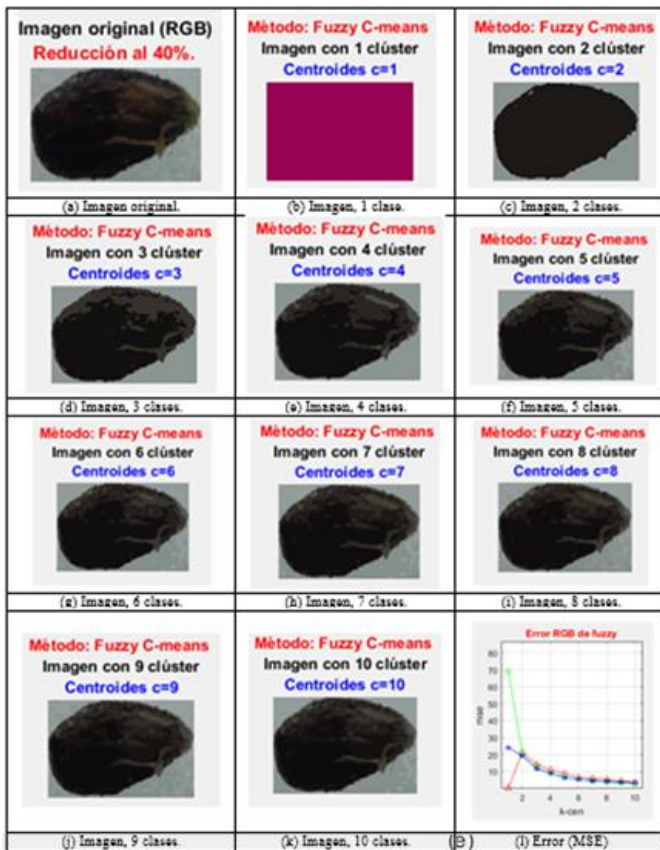


Fig. 17 Segmentación de la imagen de un grano de cacao tipo criollo con 2 días de fermentación, de una a diez particiones aplicando el método fuzzy cmeans. [1]

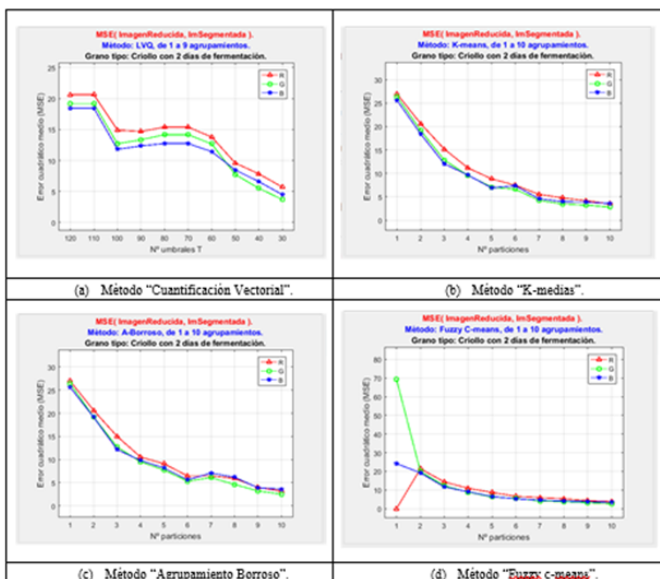


Fig. 18 Comportamiento del error en los canales RGB, de la imagen original y la imagen particionada con los métodos de entrenamiento analizados. [1]

Así mismo si las muestras que se revisan y se quieren clasificar, todas ellas son del clon CCN-51, entonces los resultados son satisfactorios para los métodos Kmeans, de Agrupamiento Borroso (Fuzzy) y del Agrupamiento por Cuantificación Vectorial.

Cuando se realiza la validación de la clasificación con muestras de granos de cacao que no han sido fermentadas naturalmente, con un tiempo de fermentación desconocido, la evaluación del resultado se complica porque no siempre se dispone del experto agricultor que cate inmediatamente la semilla y si transcurre mucho tiempo desde la prueba computacional, la fermentación avanza y cambia el grado de la estimación sensorial del agricultor.

Se debe incluir otros métodos para realizar el entrenamiento, así como otras maneras de realizar la decisión para la clasificación de la muestra que se desconoce el grado de la fermentación, la tolerancia de un nivel a otro es un día, tal como se realiza en el campo agrícola, sin embargo, para la implementación de estos algoritmos se recomienda que se tomen muestras con intervalos de tiempo más pequeños, para que el error que se genera con este método no sea muy grande.

REFERENCIAS

- [1] Negrete, T., Pajares, G., Guijarro, M. (2017). Análisis del nivel de fermentación del cacao mediante técnicas de visión por computador. UNED-UCM Universidad Nacional de Educación a Distancia y Universidad Complutense de Madrid. Máster en Ingeniería de Sistemas y Control.
- [2] Portillo, E.; L. Graziani de Fariñas y E. Betancourt. (2005). Efecto de los tratamientos post-cosecha sobre la temperatura y el índice de fermentación en la calidad del cacao criollo porcelana. Revista de la Facultad de Agronomía. 22 (4): 1-11.
- [3] Parra, P.; Saavedra, R. y Ipanaque, W. (2012). "Modelación y simulación en ambiente Ecosimpro de una cámara de secado para Cacao". INGENIUS. N.º 8, (Julio/Diciembre). pp. 54-60. ISSN: 1390-650X
- [4] Thompson S., Miller K., López A. (2001) Cocoa & Coffee Food Microbiology: Fundamentals and Frontier, Second Edition, ASM, Washington, D.C. – USA, páginas 724-728.
- [5] Parra Rosero, P. (2014). Secado artificial de cacao. Estado del arte. Universidad Politécnica Salesiana. Disponible on-line <http://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/10984>
- [6] Tellaiche, A., Burgos Artizzu, X., Pajares, G., Ribeiro, A. (2007). A vision-based hybrid classifier for weeds detection in precision agriculture through the Bayesian and Fuzzy k-Means paradigms. Innovations in Hybrid Intelligent Systems, 72-79.
- [7] Ortiz de Bertorelli, L.; Fariñas, L.; Rovedas, G. (2009). Influencia de varios factores sobre características del grano de cacao fermentado y secado al sol. Agronomía Trop, 59(2), 119-127.
- [8] Rivera, R., Fernández, D., Mecías, F., Guzmán, Á., Peña, M., Medina, H., Nivelá, P. (2012). Efecto del tipo y tiempo de fermentación en la calidad física y química del cacao (Theobroma cacao L.) tipo Nacional. Ciencia y Tecnología, 5(1), 7-12.
- [9] Pajares, G.; Jesús, M. de la Cruz (2007). Visión por Computador. Imágenes digitales y aplicaciones.
- [10] Juan Soto; Jessica Ruiz; William Ipanaque; Cesar Chinguel. (2016). New hyperspectral index for determining the state of fermentation in the non-destructive analysis for organic cocoa violet. Automática (ICA-ACCA), IEEE.
- [11] Pablo Parra Rosero ; William Ipanaque Alama ; Jose Manrique Silupu. (2016). Artificial Drying of Cocoa Beans Based on a Continuous Flow Revolving System. IEEE Latin America Transactions. Year: 2016, Volume: 14, Issue: 6, Pages: 2570 – 2575. Disponible on-line en: <http://ieeexplore.ieee.org/search/searchresult.jsp?newsearch=true&queryText=%5B11%5D%09Pablo%20Parra%20Rosero%20;%20William%20Ipanaque%20Alama%20;%20Jose%20Manrique%20Silupu.%20LB.2016.RB..%20Artificial%20Drying%20of%20Cocoa%20Beans%20Based%20on%20a%20Continuous%20Flow%20Revolving%20System.%200>
- [12] Parra Rosero Pablo; Ipanaque Alama William; Manrique José; Oviden José. Predictive and adaptive nonlinear controller applied to a drying process of cocoa beans. Ecuador Technical Chapters Meeting (ETCM), IEEE. (2016). Disponible en: ieeexplore.ieee.org/document/7750842/
- [13] Kiani, S., Minaei, S., Ghasemi-Varnamkhasti, M. (2016). Fusion of artificial senses as a robust approach to food quality assessment. Journal of Food Engineering, 171, 230-239.
- [14] Loja Bravo, C. (2015). Inspección de soldadura MIG/MAG de piezas metálicas utilizando técnicas de visión artificial y procesamiento de imágenes (Bachelor's thesis).
- [15] Riomoros C, M. (2010). Segmentación automática de texturas en imágenes agrícolas. Proyecto fin de máster en sistemas inteligentes. Universidad Complutense de Madrid. Facultad de Informática. Departamento de ingeniería del software e inteligencia artificial. Máster en investigación en informática.
- [16] Macedo, A. (2013). Técnicas de clasificación automática de uso de suelos agrícolas y forestales basadas en imágenes digitales (Doctoral dissertation, Universidad Complutense de Madrid).
- [17] Lucchesez, L., Mitray, S. (2001). Color image segmentation: A state of the art survey. Proceedings of the Indian National Science Academy (INSA-A), 67(2), 207-221.
- [18] Malpartida, E. A. S. (2003). Sistema de visión artificial para el reconocimiento y manipulación de objetos utilizando un brazo robot. Pontificia Universidad Católica de Perú, Perú.
- [19] Thuewissen, A. (2005). Image sensor architectures for digital cinematography. Technical report, Technical report, DALSA Digital Cinema.
- [20] García, A., Amézaga, B. R. (1995). Fundamentos de fotografía digital. Universidad de Cantabria, Aula de Fotografía.
- [21] Chen, C. H., Pau, L. F. (1995). PSP Wang Handbook of Pptern recognition and Computer Vision World Scientific.
- [22] Palomino, N. L. S.; Concha, U. N. R. (2009). Técnicas de segmentación en Procesamiento digital de imágenes. Revista de investigación de Sistemas e Informática, 6(2), 9-16.
- [23] Fu, K. S., Mui, J. K. (1981). A survey on image segmentation. Pattern recognition, 13(1), 3-16.
- [24] Figueroa, D. E., Guerrero, E. R. (2016). Sistema de visión artificial para la identificación del estado de madurez de frutas (granadilla). Redes de Ingeniería, 7(1), 78-86.
- [25] Chou, J., Chen, C., Yeh, J. (2007). Crop identification with wavelet packet analysis and weighted Bayesian distance. Computers and electronics in Agriculture, 57(1), 88-98.
- [26] Bossu, J., Géé, Ch., Jones, G., Truchetet, F. (2009). Wavelet transform to discriminate between crop and weed in perspective agronomic images. Computers and Electronic in Agriculture, 133-143.
- [27] Ishak, A., Hussain, A., Mustafa, M. (2009). Weed image classification using Gabor wavelet and gradient field distribution. Computers and Electronics in Agriculture, 66, 53-61.
- [28] Negrete, T., Llaguno, J., Parra, P. (2017). Comparación de técnicas de visión artificial para determinar el grado de fermentación de varios tipos de granos de cacao en el proceso postcosecha en la región litoral del Ecuador. Universidad Politécnica Salesiana del Ecuador. Maestría de Métodos matemáticos y simulación numérica en Ingeniería. Cuenca, Ecuador.