

**CARACTERIZACIÓN GEOMÉTRICA DE CRISTALES DE SACAROSA
MEDIANTE TÉCNICAS DE VISIÓN ARTIFICIAL**

John Andrés Tierradentro Muñoz

Universidad del Valle
Facultad de Ingeniería
Escuela de Ingeniería Eléctrica y Electrónica
Programa de Ingeniería Electrónica
Cali – Colombia
2018



CARACTERIZACIÓN GEOMÉTRICA DE CRISTALES DE SACAROSA MEDIANTE TÉCNICAS DE VISIÓN ARTIFICIAL

Autor:

John Andrés Tierradentro Muñoz

Trabajo de grado Ingeniería Electrónica
Universidad del Valle

Directores:

Humberto Loaiza Correa, Ph.D.
José David Tascón Vidarte, MEng.

Proyecto del Centro de Investigación de la Caña de Azúcar de Colombia CENICAÑA

Universidad del Valle
Facultad de Ingeniería
Escuela de Ingeniería Eléctrica y Electrónica
Programa de Ingeniería Electrónica
Cali – Colombia
2018

Dedicatoria

Primeramente a Dios, por quien son todas las cosas e hizo posible que terminara esta etapa de mi vida con éxito y con su maravillosa presencia, quien me da a diario la vida, la sabiduría y la inteligencia para crecer en cada proyecto. A Él le debo absolutamente todo, a Él sean por siempre toda la gloria y la honra.

A mis padres, Nancy Muñoz y José Tierradentro, y mi abuela Blanca Salcedo, quienes siempre me dieron todo el apoyo y las fuerzas necesarias para cumplir este sueño.

A mi abuelo Luis Muñoz, a quien le debo gran parte de todo lo que soy y tengo, quien me dio todas las herramientas y todo lo que necesitaba para seguir mi camino cuando partió de esta vida. Me enseñó todo lo que me define actualmente como persona y todos los valores para poner en práctica. Gran parte de todo este proceso lleva su nombre.

A Connie Méndez, quien me acompañó durante todo este proceso y me dio su amor y apoyo de manera incondicional.

A mis compañeros, especialmente Victoria Carabalí, Luisa Loaiza y Andrés Rendón, con quienes compartí la mayoría de este tiempo, aportando para que fuera una maravillosa experiencia, les deseo los más grandes éxitos.

A mis directores de trabajo de grado, PhD Humberto Loaiza y MEng Jose Tascón, por su gran ayuda y direccionamiento para la finalización de este pregrado.

Finalmente, a cada una de las personas que aportaron de diferentes maneras para hacer esto posible, a mi amada Universidad del Valle y a CENICAÑA que me brindaron todo el conocimiento y lo necesario para formarme como ingeniero electrónico.

¡A todos muchísimas gracias!

CONTENIDO

1. INTRODUCCIÓN.....	10
1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	10
1.2. OBJETIVO GENERAL	11
1.3. OBJETIVOS ESPECÍFICOS	11
2. MARCO TEÓRICO	12
2.1. CRISTALOGRAFÍA	12
2.1.1. CRISTALES	12
2.1.2. CELDA UNITARIA.....	13
2.1.3. ÍNDICES DE MILLER	13
2.1.4. ELEMENTOS DE SIMETRÍA.....	14
2.1.5. CRISTALES DE AZÚCAR.....	14
2.2. PROCESO DE PRODUCCIÓN DEL AZÚCAR	15
2.2.1. EXTRACCIÓN DE JUGO, CLARIFICACIÓN Y EVAPORACIÓN.....	15
2.2.2. CRISTALIZACIÓN Y CENTRIFUGACIÓN.....	16
2.3. ANÁLISIS DEL TAMAÑO DEL CRISTAL POR TAMIZADO	17
2.3.1. MÉTODO DE POWERS.....	17
2.3.2. MÉTODO DE RENS	18
2.3.3. MÉTODO RRSB.....	19
2.3.4. MÉTODO DE BUTLER.....	19
2.3.5. COMPARACIÓN DE MÉTODOS.....	20
2.4. CLASIFICACIÓN DE CONGLOMERADOS.....	20
2.4.1. CONVEXIDAD PARA CLASIFICACIÓN DE CONGLOMERADOS	22
2.4.2. RNA PARA CLASIFICACIÓN DE CONGLOMERADOS	23
2.4.3. EVALUACIÓN DE LOS MÉTODOS DE CLASIFICACIÓN.....	24
2.5. PREPARACIÓN DE LAS MUESTRAS.....	25
2.6. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA	26
2.6.1. MEDICIÓN DE CRISTALES GENERALES.....	26
2.6.2. MEDICIÓN DE CRISTALES DE AZÚCAR.....	27
2.6.3. CARACTERÍSTICAS DE LOS CRISTALES DE SACAROSA.....	32
2.6.4. CALIBRACIÓN DE LA CÁMARA.....	33
2.7. CONCLUSIONES.....	36

3. METODOLOGÍA	37
3.1. SISTEMA HARDWARE PARA ADQUISICIÓN DE IMÁGENES	37
3.2. ALGORITMO PARA CARACTERIZACIÓN DE LOS CRISTALES	39
3.2.1. CALIBRACIÓN DE LA CÁMARA	39
3.2.2. IDENTIFICACIÓN DE CRISTALES	42
3.2.3. MEDICIÓN DE CRISTALES	45
3.2.4. ANÁLISIS	46
3.3. CONCLUSIONES	46
4. ANÁLISIS Y RESULTADOS	47
4.1. PROCESO DE CALIBRACIÓN DE LA CÁMARA	47
4.1.1. CALIBRACIÓN CON MICROSCOPIO	47
4.1.2. CALIBRACIÓN CON ESTEREOSCOPIO	49
4.1.3. ANÁLISIS DEL ERROR DE CALIBRACIÓN	50
4.2. ANÁLISIS DE CONGLOMERADOS	52
4.2.1. USO DE PARÁMETROS CARACTERÍSTICOS DE LOS CRISTALES PARA CLASIFICACIÓN DE CONGLOMERADOS	52
4.2.2. DESEMPEÑO DE RED NEURONAL PARA CLASIFICACIÓN DE CONGLOMERADOS	54
4.3. TAMAÑOS DE CRISTALES DE AZÚCAR	56
4.3.1. TIEMPO DE EJECUCIÓN	56
4.3.2. COMPARACIÓN CON IMAGEJ	56
4.3.3. COMPARACIÓN CON TAMIZADO COMO MÉTODO TRADICIONAL DE MEDICIÓN	58
4.3.4. ANÁLISIS DE TAMAÑOS	61
4.4. CONCLUSIONES	62
5. RESUMEN Y CONCLUSIONES	63
5.1. LIMITACIONES Y RECOMENDACIONES	63
5.2. CONCLUSIONES	63
5.3. TRABAJO FUTURO	64
6. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	65
7. ANEXOS	67

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1.1 Estructura básica y composición de una red cristalina.	13
Figura 2.1.2. Representación de una celda unitaria con sus parámetros.	13
Figura 2.1.3. Índices de Miller más comunes en una estructura cúbica.	14
Figura 2.2.1. Proceso de producción del azúcar de caña.	15
Figura 2.2.2. Configuración y valores típicos con tres templates de cristalización.	16
Figura 2.4.1. Definición de parámetros característicos para la clasificación de conglomerados.	21
Figura 2.4.2. Cálculo del casco convexo para un cristal.	22
Figura 2.4.3. Representación de una red tipo perceptrón multinivel.	23
Figura 2.4.4. Ejemplo e interpretación de la curva ROC.	24
Figura 3.1.1. Microscopio Nikon Eclipse 50i, Estereoscopio SMZ 45T y Cámara DS-Fi3.	37
Figura 3.2.1. Diagrama de flujo del algoritmo implementado.	39
Figura 3.2.2. Imagen del patrón de calibración.	40
Figura 3.2.3. Diagrama de flujo del algoritmo de calibración.	40
Figura 3.2.4. Diagrama de flujo para la identificación de cristales.	42
Figura 3.2.5. Banco de imágenes ejemplo de la base de datos.	43
Figura 3.2.6. Imagen del banco de datos y su histograma.	44
Figura 3.2.7. Diagrama de flujo para la medición de cristales.	45
Figura 3.2.8. Imagen final del procesamiento.	46
Figura 4.1.1. Medidas de fabricación e imagen adquirida de la cámara Neubauer.	47
Figura 4.1.2. Imágenes tomadas del patrón de calibración con el objetivo 10x.	48
Figura 4.1.3. Imágenes del patrón de calibración tomadas con el objetivo 40x.	48
Figura 4.1.4. Imágenes del patrón de calibración tomadas con el objetivo 100x.	48
Figura 4.1.5. Imágenes del patrón de calibración con estereoscopio.	49
Figura 4.2.1. Curva ROC para a) Relación de Caja Delimitadora b) Circularidad c) Convexidad d) Elongación e) Relación de Aspecto.	53
Figura 4.2.2. Topología de la red neuronal utilizada.	55
Figura 4.2.3. Matriz de confusión para clasificación de cristales con RNA (Clase 1: cristales simples, Clase 2: cristales conglomerados, Clase 3: no clasificados).	55
Figura 4.3.1. Gráfica de errores de la apertura media y coeficiente de variación por número de imágenes analizadas.	58
Figura 4.3.2. Gráfica de la desviación estándar a medida que el número de imágenes analizadas aumenta.	59
Figura 4.3.3. Histogramas de lados mayores y menores de cristales.	61
Figura 4.3.4. Histograma de las relaciones entre los lados menor y mayor.	61

LISTA DE TABLAS

Tabla 2.1. Clasificación de los métodos registrados para caracterización de cristales de azúcar.	32
Tabla 3.1. Recomendaciones de visualización para diferentes tipos de muestras.....	38
Tabla 4.1. Resultados del proceso de calibración con microscopio.	49
Tabla 4.2. Resultados de calibración con estereoscopio.	50
Tabla 4.3. Valores de error para la calibración con microscopio a 10x.	50
Tabla 4.4. Errores de calibración con estereoscopio.	51
Tabla 4.5. Parámetros de Calibración junto con sus errores.	51
Tabla 4.6. Resultados de la clasificación de conglomerados.	52
Tabla 4.7. Análisis de sensibilidad respecto al número de neuronas de la red.....	54
Tabla 4.8. Comparación de resultados obtenidos con Octave e ImageJ.	57
Tabla 4.9. Comparación de resultados del algoritmo con los valores obtenidos por tamizado.....	60

RESUMEN

La inteligencia artificial es uno de los campos más ampliamente estudiados en la actualidad y empleados en ámbitos laborales como la industria. La visión artificial, siendo una rama de lo anterior, se ha comenzado a emplear en estos campos con el fin de supervisar y controlar diferentes procesos, como es el caso de los ingenios azucareros, en donde se necesita realizar el seguimiento del proceso de cristalización y de ser posible, mejorarlo con el fin de obtener un producto lo más cercano posible a lo deseado. El objetivo de este trabajo fue el desarrollo de una herramienta capaz de determinar, mediante técnicas de visión artificial, las principales características de los cristales de sacarosa que permitan identificar la calidad del producto final. Se encontró que estas características corresponden a la apertura media (MA) y al coeficiente de variación (CV), por lo que la herramienta fue encaminada en la medición de estos parámetros. Se estudiaron las técnicas empleadas para este tipo de análisis, con lo que se estableció un esquema basado en la segmentación de las imágenes junto con un proceso de calibración de cámaras utilizadas en microscopía, que permite obtener las mediciones de los cristales de azúcar. Se utilizó una cámara adaptada a un microscopio y a un estereoscopio, la calibración presentó un error promedio de 140.248 nm y 5.595 μm para cada caso respectivamente. Se desarrolló un sistema clasificador de cristales conglomerados y simples basado en una red neuronal tipo MLP, que obtuvo un 87.63% de éxito en las pruebas realizadas. El algoritmo desarrollado se implementó también en el software ImageJ con el fin de demostrar la flexibilidad y robustez de las técnicas empleadas y la no dependencia de un entorno de programación, al comparar los resultados se obtuvieron diferencias inferiores al 5%. Para la validación de la herramienta se compararon los resultados con los obtenidos con el método primario de medición que es el tamizado, se obtuvieron errores por debajo del 2% para la determinación de la apertura media. En conclusión, el algoritmo para caracterización de cristales de azúcar aquí presentado muestra un gran potencial como método alternativo para la medición, que puede ser usado para la automatización y control de procesos, dando información de apoyo a los laboratorios de cristalografía de los ingenios azucareros de la región.

Palabras Clave: Visión artificial, cristalografía, apertura media, coeficiente de variación, red neuronal.

ABSTRACT

Recently, artificial intelligence is one of the fields most widely studied and used in employment settings such as industry. Machine vision, being a branch of the described above, has begun to be used in these fields to supervise and control different processes, as in the case of sugar mills, where it is necessary to monitor the crystallization process and if possible, to improve it to obtain a product as closely as possible to the desired. This project is focused to build a tool able to determine by means of machine vision techniques the main characteristics of the sucrose crystals that allow to identify the quality of the final product. It was found these characteristics correspond to the mean aperture (MA) and the coefficient of variance (CV). For this reason the tool was developed to quantify these parameters. The techniques used for this type of analysis were studied, which established a scheme based on the segmentation of the images together with a process of calibration of cameras used in microscopy that allows obtaining the measurements of the sugar crystals. It was used a camera adapted to a microscope and a stereoscope; the calibration got an average error of 140.248 nm and 5.595 μm for each case respectively. A simple and conglomerate crystal classifier system was developed based on a MLP type neural network, which obtained 87.63% success at the undertaken tests. The algorithm developed was also implemented in the ImageJ software in order to demonstrate the flexibility and robustness of the techniques used and the non-dependence on a programming environment. When comparing the results, differences of less than 5% were obtained. For the validation of the tool, the results were compared with those obtained with the primary measurement method, which is sieving, and errors below 2% were obtained for the determination of the mean aperture. In conclusion, the sugar crystals characterization algorithm presented in this project shows a great potential as an alternative method for measurement, which can be used for the automation and control of processes, giving support information to the crystallography laboratories of sugar mills of the region.

Keywords: Machine vision, crystallography, mean aperture, coefficient of variance, neural network.

1. INTRODUCCIÓN

De la misma manera como el ser humano utiliza sus ojos y cerebro para comprender el mundo que lo rodea, la visión artificial trata de alcanzar esto por medio de sistemas digitales que puedan adquirir, procesar, analizar y comprender una imagen o una secuencia de imágenes y poder tomar decisiones dependiendo de la situación o el contexto que se esté tratando. Un ejemplo de lo anterior se presenta en el ámbito industrial, en donde la visión artificial se puede emplear para realizar el seguimiento de un proceso determinado, entregando resultados valiosos para apoyar su supervisión y hacer posible su mejora [1].

Con lo descrito anteriormente, se tiene como campo de aplicación la industria azucarera, en donde se hace necesario el desarrollo de una herramienta computarizada que permita identificar la calidad del producto final. Es por esto que se plantea este proyecto, que tiene como objetivo determinar las principales características de los cristales de sacarosa mediante técnicas de procesamiento digital de imágenes, para apoyar el estudio cristalográfico de los ingenios azucareros de la región. Se plantea el desarrollo y validación de un algoritmo siguiendo los lineamientos observados en la revisión bibliográfica para el análisis de cristales de azúcar.

1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Históricamente la industria azucarera en Colombia se ha considerado como uno de los sectores más importantes y estratégicos para la economía nacional. Por lo tanto, es esencial que se cuente con un proceso de producción que garantice una buena calidad del azúcar, con el fin de asegurar los primeros lugares en el mercado. Una de las etapas más importantes del proceso de producción del azúcar es la cristalización. A pesar de su relevancia en la calidad, en muchos ingenios de Colombia la supervisión de los cristales se realiza manualmente por un operario altamente experimentado o con ayuda de software no adaptado a las características de los procesos del ingenio. Lo anterior coloca en desventaja a los ingenios nacionales respecto a los principales productores de azúcar que cuentan con líneas totalmente automatizadas.

El tamaño y el coeficiente de variación de los cristales son parámetros determinantes de la calidad del azúcar, por lo que en la mayoría de los ingenios de la región se cuenta con un laboratorio de cristalografía, dotado de una herramienta software con la cual se calculan las características de los cristales de sacarosa. Sin embargo, la herramienta software no se especializa en la medición de los cristales de azúcar, presenta poca precisión en las medidas y su calibración es desconocida. Además es de propósito general para la determinación de tamaños de objetos microscópicos en trabajos de biología, no fue pensada para aplicaciones industriales

y es vendida por un único proveedor. Lo anterior dificulta y encarece el rediseño de la herramienta software para propósitos exclusivos de caracterización de cristales de sacarosa.

La medición de las características en imágenes digitales es un proceso complejo dado que los cristales son heterogéneos y pueden estar en cualquier orientación, se presentan traslapes entre ellos, hay sombras, bajos contrastes, distorsión de perspectiva y se requiere medir características de objetos 3D en imágenes 2D.

Con base en lo anterior, el problema se plantea como: ¿Cuál es el proceso de análisis de imágenes digitales que permita obtener mediciones geométricas de cristales de sacarosa que pueda ser utilizado por los ingenios de la región?

El desarrollo de este trabajo abre un conjunto de oportunidades para el desarrollo de soluciones a problemas nacionales con ingeniería local, específicamente en el sector de la producción de azúcar.

1.2. OBJETIVO GENERAL

Caracterizar geométricamente cristales de sacarosa mediante técnicas de procesamiento digital de imágenes para apoyar el estudio cristalográfico de los ingenios azucareros de la región.

1.3. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Identificar las principales técnicas de visión artificial aplicables para el análisis geométrico de los cristales de sacarosa.
- Definir las principales características geométricas de los cristales de sacarosa para el análisis de las imágenes.
- Desarrollar un algoritmo de procesamiento digital de imágenes para extraer características geométricas de cristales de sacarosa.
- Establecer un protocolo de pruebas para validar resultados, determinar alcances y limitaciones del algoritmo desarrollado.

2. MARCO TEÓRICO

2.1. CRISTALOGRAFÍA

El término cristalografía hace referencia a la ciencia encargada de estudiar los cristales, junto con las leyes que gobiernan su formación y sus propiedades geométricas, químicas y físicas. Inicialmente la cristalografía era puramente descriptiva y considerada como una parte de la mineralogía, pero estudios posteriores permitieron que el estado cristalino fuera luego considerado más bien como una propiedad muy común de la materia [2].

Entre las clasificaciones de esta ciencia, una de las más importantes y de gran aporte a este proyecto, es la cristalografía geométrica, encargada de estudiar:

- La morfología externa de los cristales.
- La geometría y simetría de las redes cristalinas.
- La materia cristalina desde un punto de vista macroscópico considerándola como un medio homogéneo o continuo, anisótropo y simétrico.
- La materia cristalina desde un punto de vista microscópico considerándola como un medio homogéneo y discreto, isótropo y simétrico.

Se dice que la cristalografía comenzó en el momento que se establecieron las relaciones entre las caras de los cristales, a partir de allí comenzaron una serie de avances en este campo que comprenden la medición de los ángulos interfaciales, el establecimiento de ejes cristalinos, la definición de las caras cristalinas a partir de las interceptaciones recíprocas con estos ejes, entre otras. Estos avances conllevaron a la formalización de la ciencia de la cristalografía no sólo desde el punto de vista académico, sino también práctico, y propiciaron a los avances y relevancia hasta la actualidad [3].

2.1.1. CRISTALES

Un cristal se define como un material sólido que presenta un patrón definido por repeticiones de forma ordenada y paralela en sus elementos constitutivos, como son los átomos, iones o moléculas. Además de que su distribución en el espacio tiene determinadas relaciones de simetría. Una de las principales características que presentan estos materiales, corresponde a que se efectúan siguiendo los lineamientos de su simetría y de manera periódica, por lo que en cualquier dirección en el espacio permanecen idénticos a sí mismos con repeticiones monótonas de agrupaciones atómicas paralelas y a distancias repetitivas específicas formando de esta manera una red cristalina. Esta red se encuentra conformada por estructuras individuales denominadas *celdas unitarias* como se muestra en la *Figura 2.1.1*.

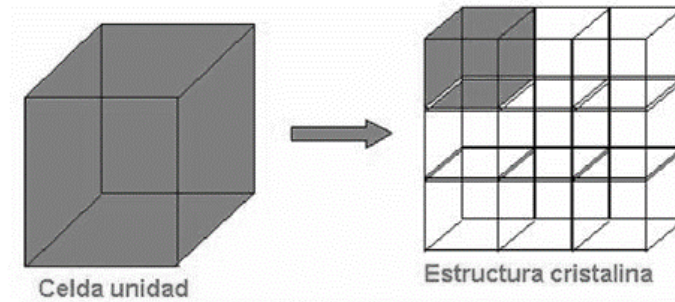


Figura 2.1.1 Estructura básica y composición de una red cristalina. (Fuente: Cristalografía, Laboratorio de estudios, Universidad de México)

2.1.2. CELDA UNITARIA

Es la porción más simple dentro de una estructura cristalina y que al repetirse en el espacio tridimensional define la estructura cristalina reproduciendo todo el cristal. Se caracteriza por tres vectores que definen las direcciones individuales del sistema de coordenadas de la celda. Lo anterior se describe mediante seis parámetros de la red cristalina, los módulos a , b y c de los tres vectores y sus correspondientes ángulos α , β y γ que forman entre sí, como se aprecia en la Figura 2.1.2. [2]

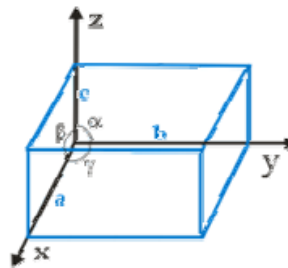


Figura 2.1.2. Representación de una celda unitaria con sus parámetros. (Fuente: Cristalografía, Laboratorio de estudios, Universidad de México)

Habitualmente a las superficies externas caracterizadas por ser planas y uniformes se les llama *caras*, éstas se agrupan según conjuntos equivalentes por simetría. La denominación de las caras cristalinas se realiza mediante los *índices de Miller*.

2.1.3. ÍNDICES DE MILLER

Los índices de Miller son un conjunto de números que permiten identificar los diferentes planos y direcciones de un cristal. Se establecen de forma genérica con las letras (h k l) [4]. Son además números enteros y primos entre sí, pueden ser también negativos, lo cual se indica con una línea sobre el índice determinado. Un ejemplo de estos índices para diferentes planos se presenta en la Figura 2.1.3.

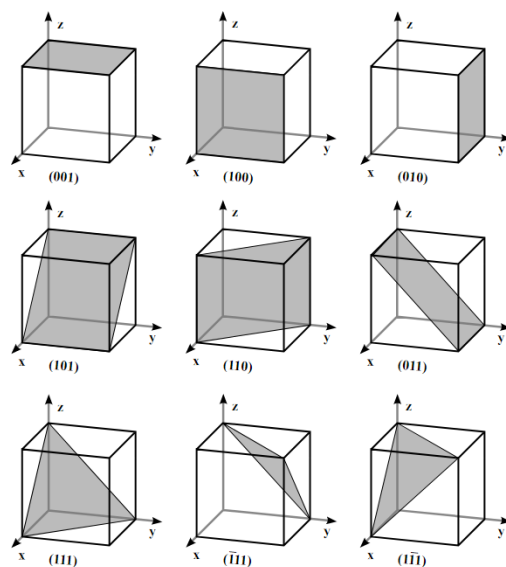


Figura 2.1.3. Índices de Miller más comunes en una estructura cúbica.
(Fuente: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Miller_Indices_Cubes2.svg)

Los índices de Miller se calculan comúnmente de la siguiente manera, se hallan las intersecciones o número de traslaciones con los tres ejes fundamentales del cristal. Finalmente se invierten y eliminan denominadores [4].

2.1.4. ELEMENTOS DE SIMETRÍA

La simetría es la propiedad que hace que un objeto no se distinga de su posición después de haberle aplicado alguna transformación. Los elementos de simetría puntual más destacables son:

- El *plano de simetría* que refleja partes o un objeto completo a través de un plano, en ambos lados de él aparecen caras cristalinas exactamente iguales.
- El *eje de rotación* que origina una rotación determinada del objeto alrededor del eje, haciendo que la cara cristalina se repita un número de veces dado según el orden del eje.
- El *centro de simetría* que invierte el objeto a través de una línea recta.

2.1.5. CRISTALES DE AZÚCAR

Los cristales de azúcar pueden formarse en un ambiente saturado, que generalmente se denomina jarabe. Cuando se alcanza la “supersaturación”, se comienzan a formar cristales en las partículas.

La falta de agitación física conlleva a la unión libre y formación pareja de cristales. Cuando una solución es agitada, se pueden separar las uniones moleculares, dando lugar a cristales más pequeños e irregulares [5].

En el estudio de los cristales de sacarosa se han planteado una serie de constantes cristalográficas, como se puede encontrar en el trabajo de Becker et al [6], en donde se plantean las siguientes razones axiales entre las caras de los cristales, tomando como referencia el eje b (2.1.1):

$$a:b:c = 1.2595:1:0.8782 \quad (2.1.1)$$

Además se plantea que el ángulo axial entre los ejes a y c es de $103^{\circ}30'$.

2.2. PROCESO DE PRODUCCIÓN DEL AZÚCAR

En la *Figura 2.2.1* se presenta un esquema en donde se resume el proceso de producción del azúcar a partir de caña, consta de los siguientes pasos principales: Extracción del jugo, clarificación, evaporación, cristalización y centrifugación. En seguida se explican brevemente estos pasos.

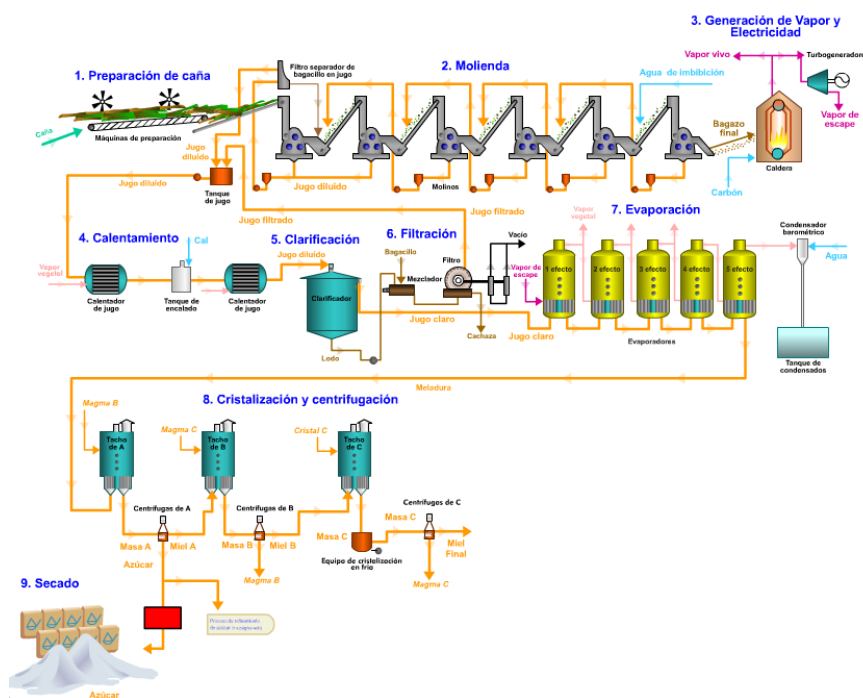


Figura 2.2.1. Proceso de producción del azúcar de caña.
(Fuente: http://www.cenicana.org/pop_up/fabrica/diagrama_obtencion.php)

2.2.1. EXTRACCIÓN DE JUGO, CLARIFICACIÓN Y EVAPORACIÓN

Como primer paso se realiza un proceso de preparación de la caña de azúcar, en donde generalmente se pesa. Los tallos son roturados y desfibrados con máquinas trituradoras antes de pasar a la molienda. Al pasar a este último, se realiza la extracción por medio de una serie de molinos que separan el jugo de la fibra y un lavado del bagazo restante para obtener el jugo extra. Posteriormente el jugo se

calienta a una temperatura cercana a su punto de ebullición (105°C) para ser expuesto al proceso de clarificación, en donde se separan los sólidos insolubles del jugo, eliminando suciedad y otras impurezas mediante la decantación en un clarificador. El lodo que se separa del jugo en la clarificación, se mezcla con bagacillo para ser filtrado mediante filtros rotarios de vacío que retienen la cachaza y dejan pasar el jugo filtrado. El proceso continua con la evaporación, en donde se retira la mayor cantidad de agua contenida en el jugo claro para obtener la meladura.

2.2.2. CRISTALIZACIÓN Y CENTRIFUGACIÓN

La meladura obtenida como se describe anteriormente es llevada al proceso de cristalización, en donde se forman los cristales de sacarosa mediante el uso de semillas (cristales más pequeños) que permiten la formación de los granos. En los tachos se obtienen masas con diferentes proporciones de cristales y miel, éstos se separan por medio de la centrifugación para luego exponer el azúcar a aire caliente para retirar la mayor cantidad posible de humedad. Estas etapas son cruciales para la obtención del producto final, por lo que se necesita realizar un buen ajuste de parámetros como la presión, temperatura, contenido de agua, entre otros, que garanticen la calidad adecuada del producto, fijada por las especificaciones comerciales que demandan un tamaño adecuado y granos homogéneos.

La semilla que entra a la templa *C* tiene un tamaño aproximado de $100\ \mu\text{m}$ y es elaborada a partir de miel *A*, miel *B* y una suspensión alcohólica que contiene “slurry” con un tamaño promedio de $10\ \mu\text{m}$. La semilla que sale de la templa *C* tiene un tamaño entre 220 y $300\ \mu\text{m}$, la de la templa *B* entre 350 y $400\ \mu\text{m}$ y el producto final se obtiene de la templa *A* con un tamaño aproximado entre 500 y $600\ \mu\text{m}$ [7]. En este trabajo se realizarán pruebas para medir azúcar comercial proveniente de la templa *A*.

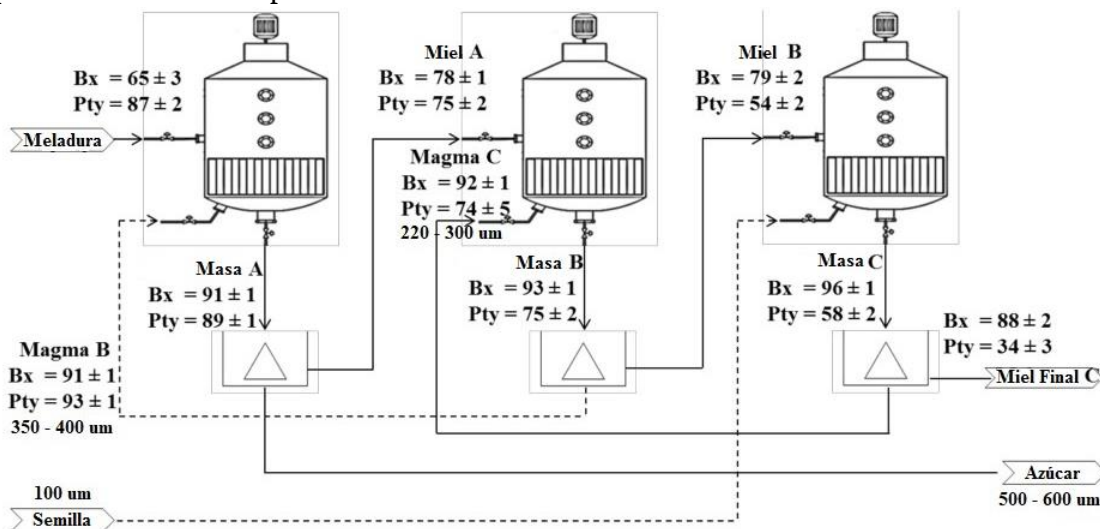


Figura 2.2.2. Configuración y valores típicos con tres templas de cristalización. (Fuente: Centro de Investigación de la Caña de Azúcar de Colombia CENICAÑA)

En la *Figura 2.2.2* se presentan cada una de las variables que influyen en el proceso de cristalización del azúcar, cada una con sus valores de brix (Bx) que indica el contenido porcentual de sólidos (sacarosa, azúcares reductores y otros constituyentes) solubles en agua y pureza (Pty) que es la razón porcentual entre la sacarosa en el jugo y el brix.

2.3. ANÁLISIS DEL TAMAÑO DEL CRISTAL POR TAMIZADO

En la búsqueda de la optimización del proceso de producción de azúcar es necesario controlar la etapa de crecimiento de los cristales, por lo que se han llevado a cabo distintos métodos de medición de sus tamaños. En este análisis se presentan dos variables importantes, la apertura media (MA) que expresa el tamaño cristalino promedio del azúcar y el coeficiente de variación (CV) que indica la uniformidad o distribución de los tamaños de los cristales. Para la medición existe el método ICUMSA, recomendado para el análisis del tamaño del grano y que propone cuatro técnicas que pueden ser utilizadas para calcular los valores de MA y CV que son: Powers, Rens, RRSB y Butler [8].

Consisten en el análisis de los datos provistos después de realizar un proceso de tamizado, en donde se emplean diferentes cribas con aperturas diferentes puestos consecutivamente de manera descendente con relación al tamaño. Luego de un proceso de agitación, se pesan las diferentes masas retenidas en cada tamiz y estos son los datos que utiliza cada técnica para caracterizar las muestras. A continuación se describe cada metodología.

2.3.1. MÉTODO DE POWERS

Es uno de los primeros métodos desarrollados para la medición del tamaño de los granos que se empleó en la industria azucarera, fue realizado por Philip Lyle y publicado por Powers. En este método se supone que las muestras de cristales siguen una función de distribución de probabilidad normal, con valores de media y desviación estándar bien definidos.

Para este caso se sigue la siguiente expresión (2.3.1) que define la desviación estándar:

$$\sigma = \frac{d_{84} - d_{16}}{2} * 100 \quad (2.3.1)$$

En donde d_{84} y d_{16} son los tamaños de las mallas por las cuales pasaría el 84.13% y el 15.87% de los cristales, respectivamente. El MA se define como la mediana de tamaño por masa y hace referencia al tamaño de la malla en donde se retiene el 50% de la masa de las partículas, mientras se deja pasar el otro 50%. Con todo esto, se define el coeficiente de variación CV de la siguiente manera (2.3.2):

$$CV = \frac{d_{84} - d_{16}}{2MA} * 100 \quad (2.3.2)$$

2.3.2. MÉTODO DE RENS

Este método utiliza una ecuación empírica para expresar la distribución del tamaño de los cristales y transformar el porcentaje de la masa retenida en las diferentes mallas en una relación lineal. Se tiene que para cada tamaño de apertura de las mallas d , el porcentaje de masa retenida Y , se convierte a un valor lineal correspondiente Z , siguiendo la siguiente expresión (2.3.3):

$$Z = \begin{cases} -34.5 \left[\sqrt[1.14]{\ln \frac{50}{Y}} - e^{-0.18Y} \right] & \text{para } 10\% < Y < 50\% \\ 0 & \text{para } Y = 50\% \\ 34.5 \left[\sqrt[1.14]{\ln \frac{50}{100-Y}} - e^{-0.18(100-Y)} \right] & \text{para } 50\% < Y < 90\% \end{cases} \quad (2.3.3)$$

Esta expresión es válida para valores de porcentaje de masa entre 10% y 90%, es aquí donde se asume una relación lineal. Ahora se tiene la siguiente expresión (2.3.4) que relaciona los tamaños de apertura d con los valores de Z :

$$d = a + kZ \quad (2.3.4)$$

Los valores de a y k se obtienen al realizar una regresión lineal. Cuando se tiene el valor de $Y = 50\%$ se obtiene la correspondencia $Z = 0$, por lo que:

$$d_{50} = MA = a \quad (2.3.5)$$

Para el caso de la malla con apertura que deja pasar el 16% de los granos se tiene:

$$d_{16} = MA + kZ_{16} \quad (2.3.6)$$

La expresión anterior (2.3.6) puede representarse de la siguiente manera (2.3.7), debido a que d_{16} representa el tamaño de la apertura que deja pasar el 16% del azúcar:

$$d_{16} = MA - \sigma \quad (2.3.7)$$

Combinando las fórmulas anteriores, finalmente se llega a la representación del coeficiente de variación así (2.3.8):

$$CV = \frac{kZ_{16}}{MA} \quad (2.3.8)$$

2.3.3. MÉTODO RRSB

Procedimiento propuesto por Rosin, Rammler, Sperling y Bennet, se basa en una expresión exponencial de la siguiente manera (2.3.9):

$$D(d) = 1 - R(d) = 1 - e^{-\left(\frac{d}{d'}\right)^n} \quad (2.3.9)$$

Al aplicar dos logaritmos naturales a la expresión anterior se obtiene:

$$\ln\left(\ln\left(\frac{1}{1 - D(d)}\right)\right) = n\ln(d) - n\ln(d') \quad (2.3.10)$$

$$\ln\left(\ln\left(\frac{1}{1 - D(d)}\right)\right) = n\ln(d) + C \quad (2.3.11)$$

Donde $D(d)$ es la fracción de masa acumulada que pasa, expresada en función del diámetro del cristal, $R(d)$ es la fracción de masa retenida, d es el diámetro del cristal dado en milímetros, d' la apertura del tamiz que deja pasar el 63.2% y n la pendiente de la función RRSB.

Las expresiones que relacionan la apertura media MA (2.3.12) y el coeficiente de variación CV (2.3.13) con los parámetros anteriormente mencionados, son las siguientes:

$$MA = d' * (\ln 2)^{1/n} \quad (2.3.12)$$

$$CV = \frac{[\ln(100/15.87)]^{\frac{1}{n}} - [\ln(100/84.13)]^{\frac{1}{n}}}{2 * (\ln 2)^{\frac{1}{n}}} \quad (2.3.13)$$

2.3.4. MÉTODO DE BUTLER

Permite el cálculo de la apertura media MA (2.3.14) y el coeficiente de variación CV (2.3.15) a partir del porcentaje de masa retenida por cada una de las mallas utilizadas en el análisis de distribución de tamaño. En este método se supone que el tamaño medio de las partículas de cada fracción porcentual es igual a la media de la apertura del tamiz en donde se retienen los granos y la apertura inmediatamente anterior. Así, se atribuye un tamaño a cada fracción y se calcula el MA tomando la media ponderada de cada fracción.

$$MA = \frac{\sum_i (R(d_i) * d_i'')}{\sum_i (R(d_i))} \quad (2.3.14)$$

$$CV = \frac{SD * 100}{MA} \quad (2.3.15)$$

En donde $R(d_i)$ es el porcentaje retenido en cada fracción y d_i'' es el tamaño dado a cada fracción como el promedio entre el correspondiente y el anterior. La desviación estándar SD viene dada por (2.3.16):

$$SD = \sqrt{\frac{\sum_i (R(d_i) * (MA - d_i'')^2)}{\sum_i (R(d_i))}} \quad (2.3.16)$$

El valor de d_i'' para el tamiz superior y el de la base se calcula teniendo en cuenta la apertura de la malla más grande y la más pequeña de la serie, respectivamente.

2.3.5. COMPARACIÓN DE MÉTODOS

El método ICUMSA sugiere que se calculen los valores de MA y CV con cualquiera de las cuatro técnicas anteriormente nombradas. Como ya se había aclarado, el método de Powers supone una distribución de probabilidad normal, lo cual no siempre es cierto, por lo que presenta una limitación para el análisis. Los métodos RRSB y Rens fueron desarrollados para adaptarse tanto a distribuciones normales y las que no cumplen esta condición. Además al calcular los valores de MA y CV con estas técnicas, los resultados se sitúan dentro de la tolerancia establecida por el Sugar Milling Research Institute (SMRI), que es de ± 0.03 mm para la apertura media y $\pm 2\%$ para el coeficiente de variación. Lo anterior se confirmó en el trabajo realizado por Schoonees [9], recomendando además la utilización del método Rens. En el trabajo de Argaw también se emplea dicha técnica para obtener resultados de medición de tamaños de partículas, que luego serían comparados con los provenientes del análisis con técnicas de procesamiento digital de imágenes.

2.4. CLASIFICACIÓN DE CONGLOMERADOS

Los cristales conglomerados se pueden entender como aquellas uniones de partículas que resultan del proceso de cristalización o debidas al traslape de ellas durante la adquisición de las imágenes. Los conglomerados afectan el análisis, dado que proveen información errónea que va a alterar el resultado final, por esto es necesaria la detección y clasificación de cristales simples y conglomerados. En los trabajos realizados por Ferreira [10] y Faria [11] se presentan algunos criterios y parámetros característicos que permiten la identificación de conglomerados, pero primeramente es necesario conocer las siguientes medidas:

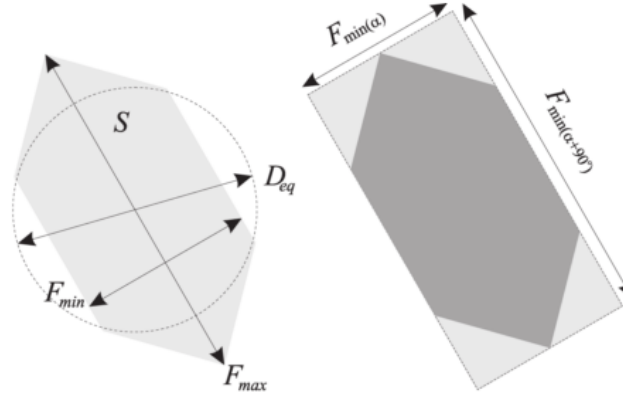


Figura 2.4.1. Definición de parámetros característicos para la clasificación de conglomerados.
(Fuente: A. Ferreira, "Using an online image analysis technique to characterize sucrose crystal morphology during a crystallization run", 2011)

Estos parámetros son: P que es el perímetro del objeto, S el área del objeto, S_{box} que es el área de la caja delimitadora dada por $S_{box} = F_{min}(\alpha) * F_{min}(\alpha + 90^\circ)$, F_{max} y F_{min} son las medidas del eje mayor y menor respectivamente y D_{eq}, que corresponde al diámetro de la circunferencia equivalente con el mismo área del objeto, dado por (2.4.1):

$$D_{eq} = \sqrt{4S/\pi} \quad (2.4.1)$$

Con estos parámetros definidos, se tienen algunos de los criterios para la clasificación de cristales conglomerados:

- **Circularidad:** Este parámetro permite medir el alargamiento y la rugosidad del objeto, se sigue la siguiente fórmula (2.4.2):

$$C = P^2 / (4\pi S) \quad (2.4.2)$$

- **Elongación:** Esta característica es de gran importancia en los cristales de sacarosa, ya que la forma alargada se presenta normalmente en este contexto debido a la presencia y la influencia de diferentes impurezas, aquí se tiene la siguiente expresión (2.4.3):

$$E = F_{max} / F_{min} \quad (2.4.3)$$

- **Relación de Aspecto:** Refleja la circularidad del cristal. Para objetos circulares toma el valor de 1, el valor de $\pi/2^{1/2}$ para objetos cuadrados y superior a este último para objetos rectangulares. Está dado por la expresión (2.4.4):

$$RA = F_{max} / D_{eq} \quad (2.4.4)$$

- **Relación de Caja:** Se compara el área de la caja delimitadora con el área del objeto, este parámetro es mayor en el caso de los cristales conglomerados, debido a que no encajan bien en la caja rectangular.

$$RC = S_{box} / S \quad (2.4.5)$$

2.4.1. CONVEXIDAD PARA CLASIFICACIÓN DE CONGLOMERADOS

Otro método para la clasificación de conglomerados hace uso de la convexidad [8]. Cada objeto se rellena con un casco convexo que une mediante líneas rectas los puntos más sobresalientes de los cristales como se aprecia en la Figura 2.4.2.

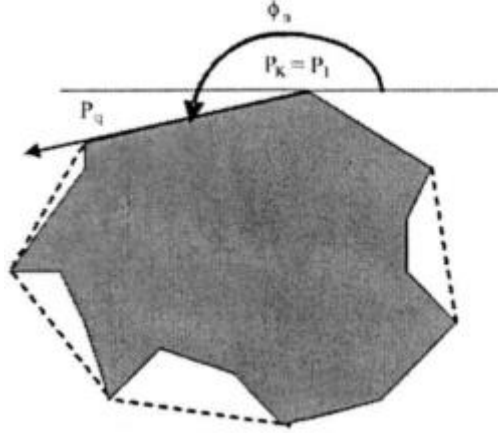


Figura 2.4.2. Cálculo del casco convexo para un cristal. (Fuente: G. Argaw, "Sugar crystal size characterization using digital image processing", 2007)

Este método también se utiliza para el mejoramiento de cristales que presentan deformidades con el fin de facilitar el análisis de sus tamaños. Con la generación de estos nuevos cristales, se calculan dos parámetros utilizados para caracterizar la convexidad de una forma, que son los basados en el área y perímetro del objeto. La convexidad basada en el área CA , se define como la relación entre el área del objeto original y del caso convexo (2.4.6):

$$CA(s) = \frac{A(s)}{A(CH(s))} \quad (2.4.6)$$

El otro parámetro es la convexidad basada en el perímetro CP , se define como la relación entre el perímetro del casco convexo y la forma original (2.4.7):

$$CP(s) = \frac{P(CH(s))}{P(s)} \quad (2.4.7)$$

Estos dos parámetros de la convexidad presentan las siguientes características:

- Sus valores se encuentran en el rango de 0 a 1.
- Son iguales a 1 sólo si la forma original es convexa.
- Invariante ante transformaciones de similitud.

2.4.2. RNA PARA CLASIFICACIÓN DE CONGLOMERADOS

Las redes neuronales artificiales (RNA) se emplean muy a menudo en la actualidad en diferentes campos en donde particularmente se necesita una clasificación, y el campo de la visión artificial no es la excepción, en donde se utilizan ampliamente para resolver este tipo de problemas con éxito. Un ejemplo de esto también se puede evidenciar en el trabajo de Argaw [8], quien aplica una red neuronal para el análisis de imágenes de cristales de azúcar y clasificación de cristales traslapados.

Existen diversas redes neuronales que utilizan diferentes configuraciones de sus elementos de procesamiento y reglas de formación o aprendizaje. Un ejemplo de esto se encuentra en la *Figura 2.4.3*, que ilustra un perceptrón multinivel que es una red compuesta por una capa de entrada, una capa de salida y la posibilidad de incluir capas intermedias entre estas dos.

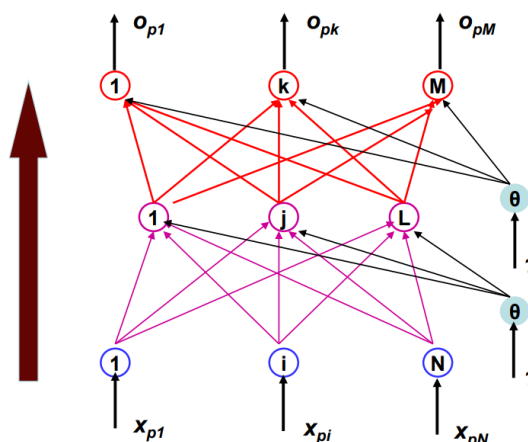


Figura 2.4.3. Representación de una red tipo perceptrón multinivel (Fuente: E. Caicedo, "Redes neuronales artificiales Aprendizaje supervisado Perceptrón multinivel MLP", 2017)

Si se aplica un estímulo a la red, se propaga una señal paralela hacia las capas superiores produciendo finalmente una señal de salida, que es comparada con una salida deseada y se calcula un error para cada señal final. Las señales de error se transmiten hacia atrás partiendo desde la salida hasta cada una de las capas intermedias. Este proceso se repite capa por capa hasta que todos los nodos de la red hayan recibido una señal de error que describa su contribución relativa al error total. Con todo este proceso y con base en la señal de error percibida se actualizan los pesos de conexión de cada unidad.

2.4.3. EVALUACIÓN DE LOS MÉTODOS DE CLASIFICACIÓN

Para analizar el rendimiento de cada uno de los métodos de clasificación se emplea una evaluación utilizando la curva de Característica de Operación del Receptor (ROC), generada por los valores umbral de las medidas de cada uno de los criterios anteriormente nombrados.

La curva ROC se ha utilizado ampliamente y durante mucho tiempo en la teoría de detección de señales. La curva es una representación gráfica de la sensibilidad frente a la especificidad para un sistema clasificador binario ante las variaciones del umbral de discriminación. En el trabajo realizado por Argaw [8], se emplea este método para evaluar las técnicas para medir la distribución de tamaño de los cristales, se emplea como una manera efectiva para analizar el desempeño de los clasificadores para separar los cristales superpuestos y no superpuestos.

El valor del área bajo la curva (AUC) como se ilustra en la *Figura 2.4.4* se utiliza para la elección entre varios clasificadores o métodos de diagnóstico. Se realiza una comparación de este valor que puede estar entre 0.5 y 1, donde 1 representa un valor de diagnóstico perfecto y 0.5 una capacidad discriminatoria nula. A modo de guía se han establecido los siguientes intervalos de los valores de AUC para interpretar las curvas ROC

- [0.5 – 0.6): Prueba mala
- [0.6 – 0.75): Prueba regular
- [0.75 – 0.9): Prueba buena
- [0.9 – 0.97): Prueba muy buena
- [0.97 – 1): Prueba excelente

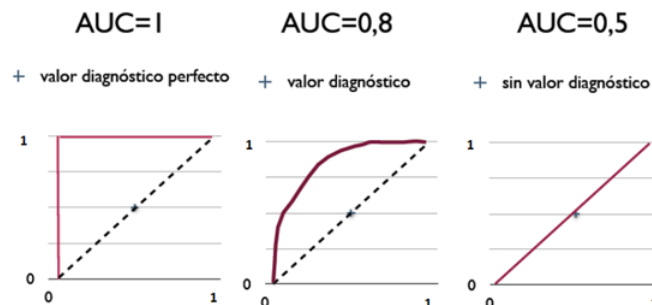


Figura 2.4.4. Ejemplo e interpretación de la curva ROC.
 (Fuente: https://es.wikipedia.org/wiki/Curva_ROC)

2.5. PREPARACIÓN DE LAS MUESTRAS

Para la medición de azúcar comercial solo basta con poner los cristales en un portaobjetos o una superficie que permita un buen contraste que mejore las condiciones para la adquisición de las imágenes. Se recomienda realizar una separación manual de los cristales que se solapan para obtener mejores resultados.

Por otra parte, para la preparación de las muestras obtenidas durante el proceso de cristalización, generalmente se colocan las muestras en un tipo de solución que permita que los cristales se dispersen y tener una adquisición con mejores condiciones para el análisis. Tradicionalmente se emplea una solución de glicerina para este fin, como se utiliza por ejemplo en el trabajo de Cardona [12], mejorando las condiciones de adquisición de imágenes para facilitar el procesamiento digital.

El uso de la glicerina para la dispersión de los cristales trae problemas adicionales, como por ejemplo la presencia de partículas finas en la solución que son indeseables, por lo que se buscan actualmente nuevos métodos que afecten mínimamente la medición, con el fin de obtener los mejores resultados. Daniels et al. [13] emplea una solución de fructuosa/sacarosa, dispersando 1 L de masa cocida en 10 g de ella, luego se procede a agitar por 10 minutos para finalmente depositar las muestras en el portaobjetos de un microscopio y analizarlas. Durante la preparación se presentó la formación de grano falso, por lo que se probó con variantes del método propuesto, una de ellas fue calentar la solución a 35-45 °C, así se produjo una menor formación de grano falso, pero los cristales comenzaron a disolverse parcialmente durante la fase de preparación de la muestra. Otra opción fue reemplazar la solución de fructuosa/sacarosa por glicerina saturada con sacarosa, pero esta condujo a la formación de grumos después de la adición de la masa cocida al glicerol, debido a que la baja viscosidad del último y la alta viscosidad de la masa complican la mezcla y conllevan a la formación de granos falsos. Acortar el intervalo de tiempo entre el muestreo del cristalizador y la dispersión de la masa cocida en la solución, redujo la formación de los granos falsos.

Con lo anterior se propone un nuevo procedimiento que consiste en extraer con una pipeta una pequeña muestra de la masa directamente del cristalizador, se ponen de 1 a 4 gotas en 10 g de la solución de fructuosa/sacarosa, la mezcla se agita suavemente hasta que sea visualmente homogénea, se pone en un portaobjetos y se cubre, después de 10 minutos, finalmente se analiza. Este método permite obtener buenos resultados y una gran reducción en el tiempo de la preparación de las muestras.

2.6. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

Antes de iniciar con la citación de los trabajos realizados alrededor del tema de este proyecto, cabe resaltar que en la búsqueda de antecedentes no se encontraron documentos locales que permitieran conocer el estado y avances obtenidos en la región. Por lo tanto, se presentan a continuación las publicaciones realizadas a nivel internacional y sus aportes significativos para el desarrollo de este proyecto.

2.6.1. MEDICIÓN DE CRISTALES GENERALES

Existen diversos trabajos de investigación enfocados en la cristalización y aplicados en diferentes industrias. En estos trabajos se utilizan técnicas de procesamiento digital de imágenes como herramienta de análisis. Un ejemplo de esto es el monitoreo en tiempo real de los procesos de cristalización de productos farmacéuticos y químicos propuesto por Simon et al. [14]. Los autores describen dicho concepto de monitorización por endoscopia y estroboscopia, demostrando que la aplicación de técnicas de visión artificial para tal fin proporciona un sistema sensor de bajo costo y con una eficiencia adecuada para el seguimiento de los procesos de cristalización, con la posibilidad de ser difundido ampliamente en la actualidad en el campo de diagnóstico basado en el análisis de estructuras cristalinas. Además de lo anterior, los autores se enfocan en el análisis de imágenes multivariantes, dándole importancia al color de las partículas, la transparencia, el tamaño y la forma de los cristales como parámetros esenciales para el monitoreo, aunque presentan procedimientos aplicados a distintos tipos de imágenes que producen resultados similares, por lo que no se puede inferir cual es el método y tipo de imagen más óptimo que permita extraer las mejores características.

Otro ejemplo de monitorización en tiempo real, similar al anterior, se encuentra en el trabajo propuesto por Huo et al. [15]. Los autores por medio de un sistema basado en imágenes del proceso de cristalización del ácido L-glutámico, midieron el tamaño de los cristales e identificó su forma para clasificarlos. Los procedimientos empleados para alcanzar lo anterior, son el preprocesamiento de las imágenes con el objetivo de facilitar su análisis, aplicando algoritmos prácticos que incluyen compresión, filtrado, mejora y segmentación. Posteriormente, mediante un método de calibración equivalente de píxeles, basado en la detección de bordes de subpíxeles y un ajuste circular, se determina el tamaño de los cristales. Se emplea una red neuronal para la clasificación de las formas presentes en el proceso, que alcanza aproximadamente un 96% en la tasa de reconocimiento y demuestra, junto con el respaldo de los bajos costos de procesamiento, que es un método de análisis que puede utilizarse eficazmente para la medición morfológica de los cristales en tiempo real.

Otro ejemplo similar es presentado por Schorsch et al. [16]. Los autores proponen un protocolo para obtener medidas de los tamaños de partículas específicamente de ácido L-glutámico, ácido acetilsalicílico y de paracetamol durante su proceso de cristalización, además de un sistema de reconocimiento y clasificación de acuerdo a la forma variada que presentan los cristales. Para el tema de análisis de las imágenes digitales se presentan algoritmos de segmentación por medio de la umbralización que permite separar el fondo de los objetos de interés, eliminación de objetos innecesarios que aún permanecen en la imagen, etiquetado y reconocimiento de los cristales a medir y finalmente, mediante el análisis de los bordes de las partículas se procede a la determinación de sus tamaños y clasificación. Para este último paso se fijan tres clases de acuerdo a la forma de los cristales, la primera clase son los esféricos caracterizados por su diámetro. La clase de agujas son cilíndricos con medidas de longitud y grosor; y por último, la clase de cúbicos con tres dimensiones que son largo, ancho y alto. Como parámetros característicos para la clasificación se extraen la forma de la proyección, su relación de aspecto, la convexidad, número de bordes y esquinas de cada partícula.

Además de lo anterior, estos sistemas basados en técnicas de procesamiento digital de imágenes pueden ser empleados aún en la predicción del tamaño medio de los cristales y la determinación de características durante la formación y el crecimiento de los mismos, un ejemplo de esto es el trabajo realizado por Zhang et al. [17], en donde se propone una herramienta para el monitoreo automático del proceso de cristalización y crecimiento de los cristales, que consiste en el empleo de técnicas de visión artificial para el análisis de imágenes de muestras tomadas durante la formación junto con un análisis fractal a través de Wavelets para la extracción de características que permitan realizar posteriormente la labor de predicción del tamaño medio.

2.6.2. MEDICIÓN DE CRISTALES DE AZÚCAR

Tratando específicamente el tema del proceso de cristalización del azúcar de caña, también se tienen diversos trabajos que buscan resaltar la importancia de aplicar técnicas de visión artificial en su seguimiento. Un ejemplo de esto es el trabajo realizado por Tadeo et al. [18], como una herramienta de apoyo que facilita las decisiones del operario en cuanto a la clasificación de las etapas de la cristalización. Se describen de manera muy concreta las técnicas empleadas para el mejoramiento de las imágenes, la binarización y las operaciones morfológicas, con el fin de acondicionarlas para la extracción de sus características mediante un análisis frecuencial, que sirven como patrones de entrada a una red neuronal para realizar el proceso de clasificación. Aunque no se presenta información que respalde por qué preferir un análisis frecuencial sobre uno espacial para la extracción de las características de las imágenes, si se realiza una comparación de las transformadas que pueden emplearse para tal fin, destacando la transformada Wavelets como una

técnica que mejora la eficiencia del sistema y reduce el esfuerzo computacional. También se presentan las desventajas de la transformada de Fourier al abarcar todo el rango frecuencial para el análisis, a diferencia de la primera que permite la elección de frecuencias concretas. Con todo lo anterior, este trabajo logra obtener resultados que demuestran la factibilidad de las herramientas utilizadas, presentando la propuesta como una buena solución para la automatización del proceso de cristalización en la industria azucarera.

El objetivo que se abarca al realizar la monitorización del proceso de cristalización, es seguir la evolución de los cristales, mayormente en cuanto a tamaño y forma, observando las variaciones que se presentan a medida que se dan las transiciones de etapas en el proceso. Al tomar el procesamiento digital de imágenes como herramienta de análisis de lo anterior, se presenta dificultad en cuanto a la complejidad de las formas, por lo que realizar un procesamiento en tiempo real resulta tedioso. Aunque existen investigaciones que demuestran que el análisis en línea de la cristalización por medio de la visión artificial es efectivo, como por ejemplo el trabajo de Wang et al. [19], para el caso de los cristales de azúcar presenta algunas limitaciones, por lo que sólo se logra conseguir herramientas que sirven de apoyo para este tipo de monitoreo. Estas limitaciones son presentadas en el trabajo de Velázquez et al. [20], en donde se utiliza un análisis fractal y de fluctuación sin tendencia (DFA) como indicadores de los efectos de ordenamiento creciente durante las fases iniciales del proceso y la aparición de núcleos secundarios indeseados, con el fin de hacer un seguimiento a la cristalización del azúcar, pero resaltando que el análisis de imágenes para este caso debe utilizarse sólo como un indicador rápido de la dinámica del proceso para el trabajo en tiempo real. Velázquez et al. en otro de sus trabajos [21], proponen otra alternativa como solución al estudio de la complejidad de las formas de los cristales, a través de un análisis fractal combinado con el concepto de lagunaridad, permitiendo obtener nuevos índices para la clasificación de estructuras no homogéneas. Con esto se demuestra que el procesamiento de imágenes puede usarse como una técnica de seguimiento para detectar cambios en el proceso de crecimiento de los cristales, como complemento en el trabajo dentro y fuera de línea.

Otro ejemplo de un trabajo realizado alrededor del tema del monitoreo del proceso de cristalización del azúcar, es el propuesto por Villanueva et al. [22]. Los autores proponen nuevamente una herramienta de apoyo para el seguimiento del proceso, pero esta vez analizando la masa cocida o miel en tiempos determinados por el sistema cuando se forman los cristales de azúcar. Lo anterior se realiza mediante el componente de lógica difusa acompañado de un sistema de visión artificial, con los que se logra realizar una clasificación de la masa cocida para decidir, básicamente, si se encuentra lista o no para entrar en el proceso de centrifugación en donde se separan los cristales de la miel. Este trabajo es otra clara evidencia de que el procesamiento digital de imágenes sirve eficazmente como una herramienta de

respaldo para el monitoreo del proceso de cristalización del azúcar y que se deja abierta una gran posibilidad de trabajos futuros que contribuyan al desarrollo de su automatización.

Existen más trabajos relacionados con la medición de cristales de azúcar que emplean técnicas de procesamiento digital de imágenes, como el propuesto por Cardona [12] en donde se realiza un análisis morfológico del tamaño y la forma de los cristales para la inspección de control de calidad. Se presenta un algoritmo para la caracterización basado en técnicas como filtrado, umbralización, operaciones morfológicas específicamente apertura y cierre, y finalmente se etiquetan los cristales para finalizar con el proceso de segmentación. Es necesario definir características que permitan una descripción de los cristales, para extraerlas del análisis digital y utilizarlas como parámetros claves para hallar las medidas o bien sea para una posterior clasificación, en este trabajo se definen el área de las partículas, el área de la caja que delimita los cristales, el centro, el diámetro equivalente, longitudes del eje mayor y menor y la orientación. Con todo esto se realiza un análisis estadístico para dar las medidas de apertura media (MA) y el coeficiente de variación (CV).

Un procedimiento similar al anterior es presentado por Simon et al. [23]. Los autores proponen un sistema automatizado para la caracterización de los cristales de azúcar. Se resalta la dependencia tan grande que tiene la calidad del producto final de la tasa de distribución de los tamaños de los cristales, por lo que se hace necesario el análisis de imágenes para determinar este parámetro. Las técnicas empleadas son las siguientes: se realiza un mejoramiento inicial de la imagen mediante la ecualización de su histograma, mejorando el contraste; para la eliminación del ruido se emplean operaciones de sustracción quitando efectos de iluminación junto con un filtro mediana; Al igual que en el trabajo de Cardona citado anteriormente, se utiliza un umbral global para la binarización de la imagen, separando los cristales y el fondo; se aplica el algoritmo de Canny [24] para la detección de bordes y finalmente se realiza un proceso de etiquetado para cada partícula presente. Este trabajo se constituye finalmente como una buena herramienta para la medición del tamaño de los cristales como una guía al operador de la planta para mejorar la calidad del producto final en la industria azucarera.

Es claro que el proceso de cristalización del azúcar es uno de los más importantes a nivel general, especialmente cuando se habla de la ebullición de los cristales, pero también se constituye como uno de los menos automatizados, debido a la necesidad de manipular muchas variables que se involucran en él. Por esto se emplea una operación manual que depende de la experiencia de los operarios en su nivel de observación que lleva a que se utilicen sus criterios propios para cristalizar. Por todo esto es necesario buscar opciones para encontrar la automatización de este proceso y es aquí cuando el procesamiento de imágenes se presenta como una herramienta

poderosa para la ayuda en la toma de decisiones, un ejemplo de esto es presentado por Meng et al. [25], que propone un sistema hardware y software bien constituido, este último basado en cuatro módulos que son: presentación y almacenamiento de imágenes, preprocesamiento, extracción de características y predicción del estado de cristalización. A diferencia de los trabajos realizados anteriormente, Meng propone una transformación lineal por tramos para el mejoramiento del contraste de la imagen, un filtro adaptativo para la eliminación del ruido presente, para el procedimiento de binarización se emplea la búsqueda del valor umbral por el método de Otsu [26], seguido por la aplicación de operaciones morfológicas como la apertura, búsqueda y relleno de huecos. También se presenta un proceso de segmentación basado en la transformada Watershed que da información de distancias para separar cristales adheridos. El resultado experimental que se obtiene demuestra que es posible cumplir con los requisitos en el proceso de producción en tiempo real, siendo una plataforma rápida y más precisa que otros métodos de detección.

Los cristales de azúcar son analizados en diferentes etapas del proceso de cristalización, debido a que en cada una de ellas el procedimiento y análisis pueden variar levemente. Se estudia la influencia de cada una de las etapas en la formación final de los cristales, un ejemplo de esto se tiene en el trabajo de Bahmari et al. [27]. Los autores analizan el azúcar de caña en bruto como la principal materia prima para la producción de azúcar blanco, extrayendo mediante el procesamiento de imágenes características como el área, el perímetro, la cuadratura y el número de cristales. El comportamiento durante la centrifugación, el transporte y el almacenamiento también son factores que influyen en las propiedades morfológicas y físicas del azúcar. También se tiene el análisis de otras etapas, como la masa cocida, en donde se presentan diferentes métodos de análisis como los ya vistos anteriormente y otras propuestas alternas o metodologías para la aplicación de técnicas en específico y la combinación de ellas, como por ejemplo el empleo de un análisis fractal junto con operaciones de correlación como un método rápido para hallar la distribución de tamaño de los cristales [28].

Además de analizar cada una de las etapas del proceso de cristalización, también se hace necesario determinar a partir de la información provista por imágenes, en que parte del proceso se encuentran los cristales estudiados. Un ejemplo de esta clasificación también se presenta en el trabajo de Tadeo et al. [18], en donde los autores usan una red neuronal como máquina de aprendizaje y las características proporcionadas al realizar un análisis frecuencial por medio de la transformada Wavelets, para definir en cuál de siete etapas establecidas del proceso de cristalización se encuentran los cristales. Estas etapas van desde la ausencia de partículas hasta una amalgama de cristales.

No solamente es necesario implementar un sistema clasificador para las diferentes etapas de la cristalización. También existen algunos trabajos alrededor del tema de clasificación de la forma y tipo de cristales, además de determinar grados de conglomeraciones. En cuanto a este último análisis se tiene el trabajo realizado por Ferreira et al. [10], que mediante técnicas de visión artificial se estudian, más allá de los tamaños de los cristales, su complejidad y la influencia de algunas impurezas en el proceso de cristalización. Para el tratamiento de las imágenes se utilizan técnicas de binarización, relleno de huecos, eliminación de ruido y de objetos en los bordes e identificación de los cristales. Pero tratando el tema propiamente de clasificación de la complejidad de los cristales, se extraen ciertas características como la silueta de la imagen para obtener el diámetro, medidas de largo y ancho de los cristales, circularidad, elongación, entre otros parámetros, con el fin de determinar partículas simples, aglomeraciones pequeñas, medias y largas empleando un análisis factorial discriminante [11].

Otro trabajo realizado alrededor del tema de clasificación de complejidad de los cristales y conglomeraciones, se encuentra en la propuesta de Argaw [8], quien resalta el tamaño de los cristales, la apertura media (MA) y el coeficiente de variación (CV) como parámetros esenciales que determinan la calidad y la tasa de crecimiento de los cristales. Se realiza una comparación de los métodos tradicionales para medición con las técnicas de procesamiento digital de imágenes, que consisten en el mejoramiento mediante la ecualización del histograma y binarización, encontrando el valor umbral con el método de Otsu, apertura morfológica para limpiar la imagen y segmentación mediante el algoritmo de Watershed, finalizando con la detección de los cristales por medio de sus bordes. Para la clasificación se utilizan las medidas de convexidad de área y perímetro, fijando inicialmente un valor umbral para la separación de clases, pero posteriormente se emplean máquinas de aprendizaje, específicamente una red neuronal y una máquina de soporte vectorial para la clasificación con los mismos parámetros de convexidad como entradas.

En la *Tabla 2.1* se presenta una clasificación de los métodos empleados en los trabajos encontrados alrededor del tema de aplicación de técnicas de procesamiento digital de imágenes para la medición y clasificación de cristales de azúcar.

Tabla 2.1. Clasificación de los métodos registrados para caracterización de cristales de azúcar.

Segmentación	Etiquetado de Regiones															
	Detección de bordes															
	Transformada Watershed															
Operaciones Morfológicas	Apertura															
	Cierre															
	Limpieza															
	Relleno de Huecos															
Binarización	Umbral Global (Inspección histograma)															
	Método de Otsu															
Mejoramiento	Filtrado															
	Ecualización Histograma															
	Transformaciones de intensidad															
Clasificación	Análisis Factorial Discriminante															
	Máquinas de aprendizaje															
Referencias Medición de Cristales	Tadeo [18]	✓		✓				✓		✓	✓			✓		
	Ferreira (2011) [10]		✓			✓		✓	✓							✓
	Faria (2003) [11]		✓			✓		✓	✓							✓
	Argaw (2007) [8]	✓			✓		✓					✓	✓	✓		
	Cardona [12]					✓		✓			✓	✓				✓
	Mironescu (2006) [28]															
	Simon [23]				✓	✓		✓						✓	✓	
	Meng (2015) [25]			✓		✓	✓		✓			✓	✓			
	Bahrami (2015) [27]															
	Velázquez (2010) [20]							✓								
	Velázquez (2010) [21]							✓								
	Villanueva (2015) [22]							✓						✓		

2.6.3. CARACTERÍSTICAS DE LOS CRISTALES DE SACAROSA

Uno de los principales objetivos de la industria azucarera es producir grandes cantidades de azúcar cristalino de alta pureza, a un precio comercialmente aceptable y la sacarosa presenta las características necesarias para hacer esto posible. Dos de sus características principales son su extrema solubilidad en agua y el aumento de ésta con la temperatura, pero no son suficientes para garantizar su éxito comercial, para esto es necesario poder controlar y acelerar su cristalización y hacer viable su producción. La tercera propiedad del azúcar hace referencia a la posibilidad de

causar nucleación y controlar el crecimiento de los cristales eligiendo condiciones correctas con respecto a la concentración y la temperatura, pudiendo obtener un índice de cristalización lo suficientemente rápido para ser utilizado industrialmente [29].

Mediante el procesamiento de imágenes aplicado al campo de análisis de la cristalización del azúcar, se busca obtener información acerca del tamaño y forma de los cristales. Varios autores, como por ejemplo Simon [23], Villanueva [22], Meng [25], Tadeo [18], Ferreira [10], Faria [11] y Velazquez [21] utilizaron la visión artificial para obtener información e inferir la distribución del tamaño y forma de los cristales, pero hablando de un análisis de parámetros más específicos, el número de cristales, las mediciones de la apertura media (MA) y coeficiente de variación (CV), proporcionan al operador la información necesaria para asegurar que el granulado esté enfocado hacia el objetivo de la industria: una producción rentable de cristales homogéneos con el tamaño deseado. De los anteriores parámetros dependen la calidad del producto final y la tasa de crecimiento del cristal, por lo que son las características esenciales a determinar por medio del análisis de imágenes digitales. Algunos de los trabajos que se enfocaron en la determinación de estas características por medio del procesamiento digital de imágenes son los propuestos por Gaillac [30], Argaw [8], Mironescu [28], Cardona [12] y Bahrami [27].

2.6.4. CALIBRACIÓN DE LA CÁMARA

Con la calibración de cámaras se busca trasladar y hallar una correspondencia métrica entre los diferentes puntos que se encuentran en el mundo real, con los dados en el sistema de coordenadas de las imágenes formadas. Al encontrar un modelo que defina una cámara, se tiene la geometría presente durante la adquisición de imágenes. Un modelo está caracterizado por parámetros extrínsecos e intrínsecos que presentan la relación entre los sistemas de coordenadas de la cámara y el mundo, y los sistemas de coordenadas de la cámara y la imagen, respectivamente [31].

Las técnicas existentes de calibración de cámaras se pueden clasificar de la siguiente manera:

- *Calibración Tradicional:* Es necesario el empleo de un patrón de calibración conocido. Se determinan los parámetros extrínsecos e intrínsecos mediante el establecimiento de las relaciones entre los valores de las coordenadas de los puntos característicos de la imagen digital y el sistema de coordenadas de la muestra de calibración. La precisión de la fabricación de la muestra afecta los resultados de calibración.

- *Basado en Visión Activa:* Aquí no es necesario el uso de un patrón de calibración, pero se necesita controlar la cámara para realizar un movimiento en especial, con esta información se realiza el procedimiento de calibración y se obtienen los parámetros internos de la cámara.
- *Autocalibración:* Se obtiene la correspondencia entre los puntos de normalmente dos imágenes, con la que se tienen posteriormente los parámetros intrínsecos de la cámara.

Una clasificación menos detallada presenta algoritmos lineales y no lineales, los primeros necesitan el empleo de un patrón de calibración 2D o 3D según sea la aplicación, y el segundo conjunto necesita el uso, por ejemplo de dos cámaras para la adquisición de imágenes desde perspectivas diferentes o una sola para obtener dos imágenes, éstas técnicas se comparan en el trabajo realizado por Upadhyay titulado “Linear and non-Linear camera calibration techniques” [32], en donde se obtiene información de profundidad para la reconstrucción 3D mediante técnicas no lineales.

Otro ejemplo de un trabajo en donde se emplean técnicas de calibración no lineales es el propuesto por Liu et al. [33], para la implementación de un sistema de localización mediante el uso de técnicas de visión artificial, para la obtención precisa de la ubicación de agujeros en un sistema electromagnético. Otra aplicación se aprecia en el trabajo de Romero [34], que propone un método que se basa en el principio proyectivo que anuncia que una imagen fotográfica de una línea recta es otra línea recta con características idénticas, cualquier cambio en ellas se le atribuye a la distorsión. Este método por consiguiente solo proporciona información de los parámetros de distorsión radial y por descentramiento. Pero si bien se aprecia, en cada uno de los trabajos anteriores no se utiliza un patrón de calibración, aun así se tiene la limitación de conocer claramente un parámetro característico en el que se basa el procedimiento de calibración, esto también se observa en el desarrollo de un sistema automático de ensamble de alta precisión de dos componentes A y B, por lo que se necesita un procedimiento de calibración que proporcione la exactitud requerida, se realiza a partir de una matriz jacobiana empleando información de ángulos de rotación y movimientos de traslación conocidos de una plataforma construida y con la ayuda de tres sistemas de visión microscópica [35].

En cuanto a las técnicas de calibración lineales que son ampliamente utilizadas mediante el empleo de un patrón con características de fabricación conocidas, se tiene el procedimiento propuesto por Zhang [36], que consiste en una técnica flexible y fácil, se necesita que la cámara observe un patrón plano conocido en algunas orientaciones diferentes, sin necesidad de conocer el movimiento del patrón. El procedimiento consiste en una solución cerrada junto con un refinamiento no lineal basado en el criterio de máxima verosimilitud. Esta técnica es ampliamente utilizada para la calibración de cámaras estándar, pero al referirse al

campo de la microscopía se tienen algunas diferencias con respecto a éstas, que son las siguientes [37]:

- *Parámetros únicos de calibración:* Debido a la óptica dada por los microscopios y la capacidad de ampliación que tienen. Se necesita conocer una distancia focal exacta (f), la pequeña distancia entre el plano del objeto y el plano focal delantero (d) y la longitud del tubo óptico (Top), como algunos de los parámetros intrínsecos únicos en este campo.
- *Requerimiento de patrones de calibración paralelos:* Debido a que los principios ópticos dictan que para los microscopios el plano del objeto y el plano de la imagen son paralelos o casi paralelos entre sí.
- *Se puede utilizar la calibración en un solo plano:* El campo de profundidad de un microscopio es muy estrecho, se tienen imágenes enfocadas cuando el objeto se encuentra dentro de ese rango y perpendicular al eje óptico del microscopio, por lo que no se pueden usar diferentes planos situados a profundidades variables.

Con lo anterior se tienen algunos ejemplos de calibración en el campo de la microscopía, uno de ellos es el trabajo realizado por Ammi et al. [38], que presenta un modelo de calibración basado en un patrón virtual mediante la reconstrucción de un microambiente virtual tridimensional del espacio de trabajo mediante la obtención de imágenes en tiempo real de dos microscopios ópticos perpendiculares.

Ante la necesidad de emplear sistemas de visión artificial en aplicaciones de microdominio, por ejemplo como elementos de retroalimentación para la manipulación en el ensamblaje de micropartes que es necesaria en la fabricación de sistemas microelectromecánicos (MEMS), se debe garantizar una calibración con altos niveles de precisión; para esto, se utiliza un ejemplo de calibración con coordenadas conocidas, se toman imágenes de éste con el fin de obtener sus coordenadas y relacionar las variables necesarias con el fin de dar solución al problema [37].

Finalmente en el trabajo “A fast calibration method of optical microscopes” [39], Se presenta un método rápido de calibración y con alta precisión para sistemas ópticos que emplean microscopios. Para el procedimiento también se cuenta con un ejemplo de calibración con coordenadas físicas conocidas, se tienen posteriormente las coordenadas de los píxeles de los puntos de referencia de la muestra a partir de imágenes tomadas de ella y finalmente con un método de regresión lineal múltiple se obtienen los parámetros de la cámara, específicamente de interés el alto y ancho de los píxeles en medidas de distancia.

2.7. CONCLUSIONES

Con base en la literatura estudiada, se definen como parámetros característicos de los cristales, la apertura media (MA) y el coeficiente de variación (CV), ya que son determinantes de la calidad del azúcar y de su tasa de crecimiento. La herramienta a desarrollar debe estar enfocada en la determinación de estas características, que permiten el análisis geométrico de los cristales que provee información de apoyo a los laboratorios de cristalografía de los ingenios azucareros de la región.

La estructura que se propone sigue los lineamientos que presentan algunos trabajos estudiados. Se plantea un proceso de mejoramiento de las imágenes, segmentación y finalmente medición. Se definen las siguientes etapas principales para el desarrollo del algoritmo para caracterización de los cristales de azúcar: conversión a escala de grises, filtrado, binarización por el umbral de Otsu, apertura morfológica y relleno de huecos, clasificación de cristales conglomerados mediante una red neuronal, etiquetado de regiones para concluir la segmentación y detección de bordes para obtener las medidas de los tamaños de los cristales.

Para la calibración de la cámara se establece el método empleado en el trabajo de Pan et. al [39], utilizando un patrón de calibración con características conocidas para relacionar sus coordenadas con los mismos puntos característicos en las imágenes.

3. METODOLOGÍA

3.1. SISTEMA HARDWARE PARA ADQUISICIÓN DE IMÁGENES

El sistema hardware necesario para el análisis de las muestras se representa mediante el siguiente diagrama de la *Figura 3.1.1*:



Figura 3.1.1. Microscopio Nikon Eclipse 50i, Estereoscopio SMZ 45T y Cámara DS-Fi3. (Fuente: propia)

Para el proceso de adquisición de las imágenes de los cristales se emplea una cámara que se adapta a un microscopio o un estereoscopio. Las características de estos equipos se presentan a continuación:

- *Microscopio Nikon Eclipse 50i*: Sistema óptico infinito CFI6o, oculares CFI 10X/22 con anillo de ajuste de dioptrías, enfoque fino 0.1 mm por rotación, enfoque grueso 13.8 mm por rotación, lectura mínima de 1 micra, filtro integrado ND8, platina rectangular ajustable de 159 mm x 243 mm, objetivos anti-moho Nikon CF 2x, 4x, 10x, 40x y 100x, condensador Nikon Abbe 0.90, consumo de energía 0.9 A/48 W, peso 10.4 kg.
- *Estereoscopio SMZ 745T*: Sistema óptico Greenough, oculares C-W 10 aumentos B (N.C. 22) con corrección de dioptría, aumento total de 3.35-300 aumentos según el ocular y el objetivo auxiliar utilizado, inclinación del ocular 45°, ajuste de distancia

interpupilar 52-75 mm, gama de zoom 0.67-5 aumentos, distancia de trabajo 115 mm.

- *Cámara DS-Fi3*: Equipada con un sensor de imagen CMOS de 5.9 megapíxeles, captura de imágenes de alta resolución hasta 2880 x 2048 píxeles, transferencia de datos de alta velocidad a través de USB 3.0, enfoque rápido.
- *PC*: Necesario para el proceso de digitalización. Se utiliza un computador portátil Dell Vostro 3360, con procesador Intel Core i7-3517U a 2.4 GHz, 8 GB de memoria RAM y sistema operativo Windows 10 de 64 bits.

Las diferencias entre emplear ya sea el estereoscopio o el microscopio y las distintas magnificaciones, se debe al tipo de muestra que se quiere analizar, ya que varían sus tamaños y es necesario utilizar el equipo apropiado para tener una buena visualización y posterior adquisición de imágenes. En la *Tabla 3.1* se muestran las recomendaciones para su utilización:

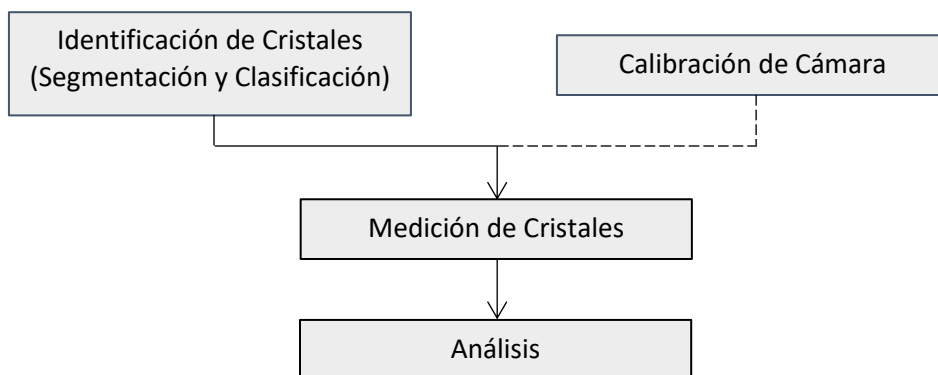
Tabla 3.1. Recomendaciones de visualización para diferentes tipos de muestras.

Equipo	Tipo de muestra	N° Cristales
Estereoscopio	Azúcar Comercial	30
Microscopio 2x	Magma B y C	17 - 23
Microscopio 4x	Magma C y Semilla	10 - 30
Microscopio 10x	Semilla	8
Microscopio 40x	Slurry	20
Microscopio 100x	Slurry	8

Aunque este trabajo está enfocado en el análisis de azúcar comercial como producto final de la producción, se puede extender el estudio para los diferentes tipos de muestras procedentes del proceso de cristalización en trabajos futuros.

3.2. ALGORITMO PARA CARACTERIZACIÓN DE LOS CRISTALES

El análisis de cristales de azúcar se realiza mediante un algoritmo que consta de cuatro etapas fundamentales (*Figura 3.2.1*). En la *etapa de identificación* de los cristales de azúcar, se segmentan las imágenes tomadas de las muestras de sacarosa con el fin de aislar las partículas de interés del resto de elementos presentes en la imagen, como el fondo y suciedades. Posteriormente se identifica de forma automática cada uno de los cristales resultantes como simples o conglomerados, y se genera información sobre la cantidad detectada en la muestra, pudiendo obtener información de la complejidad de la muestra. La *etapa de calibración* de la cámara busca obtener los parámetros necesarios para trasladar las medidas del sistema de coordenadas de la imagen al sistema del mundo real, generando valores en distancias métricas. En la *etapa de medición* se detectan las esquinas de los cristales identificados y se obtienen las medidas de sus tamaños en distancias métricas. En la *etapa de análisis* se obtiene información estadística de la apertura media, el coeficiente de variación de la muestra y los errores de los resultados obtenidos.



*Figura 3.2.1. Diagrama de flujo del algoritmo implementado.
(Fuente: propia)*

Cada una de las etapas anteriores se compone de subetapas para alcanzar sus objetivos en el procesamiento. A continuación se presenta detalladamente cada algoritmo y los resultados obtenidos en cada una de sus subetapas.

3.2.1. CALIBRACIÓN DE LA CÁMARA

Para el proceso de calibración se realiza un procedimiento basado en un patrón con medidas específicas como el de la *Figura 3.2.2*, se toma una imagen de él a través de la óptica del microscopio y posteriormente se procede a analizar y procesar dicha imagen.



Figura 3.2.2. Imagen del patrón de calibración. (Fuente: propia)

El patrón de calibración de la Figura 3.2.2 es una lámina con una regleta impresa con una longitud total de 1000 μm y separaciones de 10 μm entre cada línea. El procesamiento de la imagen cuenta con los siguientes pasos ilustrados con cada resultado obtenido como se muestra en la Figura 3.2.3:

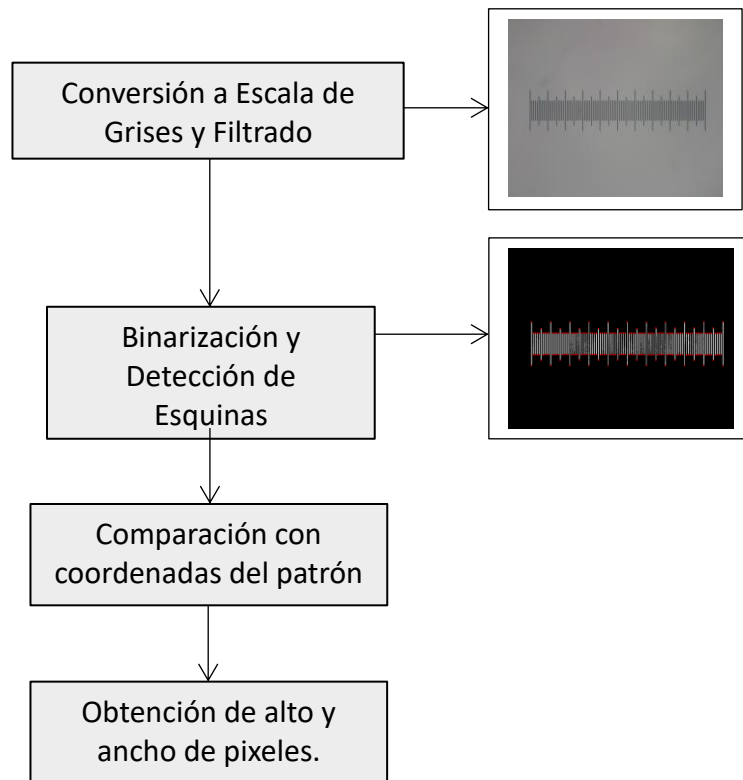


Figura 3.2.3. Diagrama de flujo del algoritmo de calibración. (Fuente: propia)

En el procesamiento de la imagen se realiza la conversión a escala de grises, un proceso de filtrado y la binarización de la imagen, que permiten el análisis posterior de sus características. Estos procesos se explicarán con más detalle en la sección 3.2.2.

El procedimiento de calibración empleado es el propuesto en el trabajo de Jianjun denominado “A fast calibration method of optical microscopes” [39], para ello se necesitan conocer las coordenadas en el plano imagen de algunos puntos característicos del patrón y relacionarlos con las coordenadas físicas del patrón que se pueden obtener por las especificaciones de las medidas de su fabricación. Para lo anterior, se toman como puntos característicos los extremos superiores e inferiores de cada una de las líneas de la regleta, por lo que en el procesamiento de la imagen se realiza una tarea de detección de esquinas para obtener las coordenadas en el plano imagen de estos puntos. Las coordenadas del patrón físico se obtienen tomando como punto inicial del sistema, el extremo superior de la primera línea de la izquierda de la regleta, a partir de allí se generan las posiciones de los demás extremos siguiendo las medidas conocidas dadas por la fabricación de la muestra.

Con la generación de las coordenadas en ambos sistemas, se siguen las expresiones dadas por el proceso de calibración que relacionan los conjuntos de datos, se realiza una regresión lineal múltiple para poder obtener a partir de los resultados obtenidos, el alto y ancho de los pixeles en distancias métricas.

Para analizar los errores de calibración se emplea el Error Cuadrático Medio (RMSE), que es una medida de uso frecuente de la diferencia entre los valores pronosticados por un modelo y los valores reales. Esas diferencias individuales se agregan a una sola medida de poder predictivo, que representará el error más probable que se podrá obtener en cada medida dada por el modelo.

El método de calibración y las ecuaciones empleadas se describen con detalle en el *Anexo3. Descripción del método de calibración*. Cabe resaltar que la calibración se realiza una sola vez y sus parámetros se emplean en la *etapa de medición*.

3.2.2. IDENTIFICACIÓN DE CRISTALES

En esta etapa se tienen los siguientes pasos ilustrados en la *Figura 3.2.4*, que permiten la separación e identificación de los cristales de azúcar en las imágenes de las muestras. Además se presentan los resultados obtenidos en cada uno de los pasos:

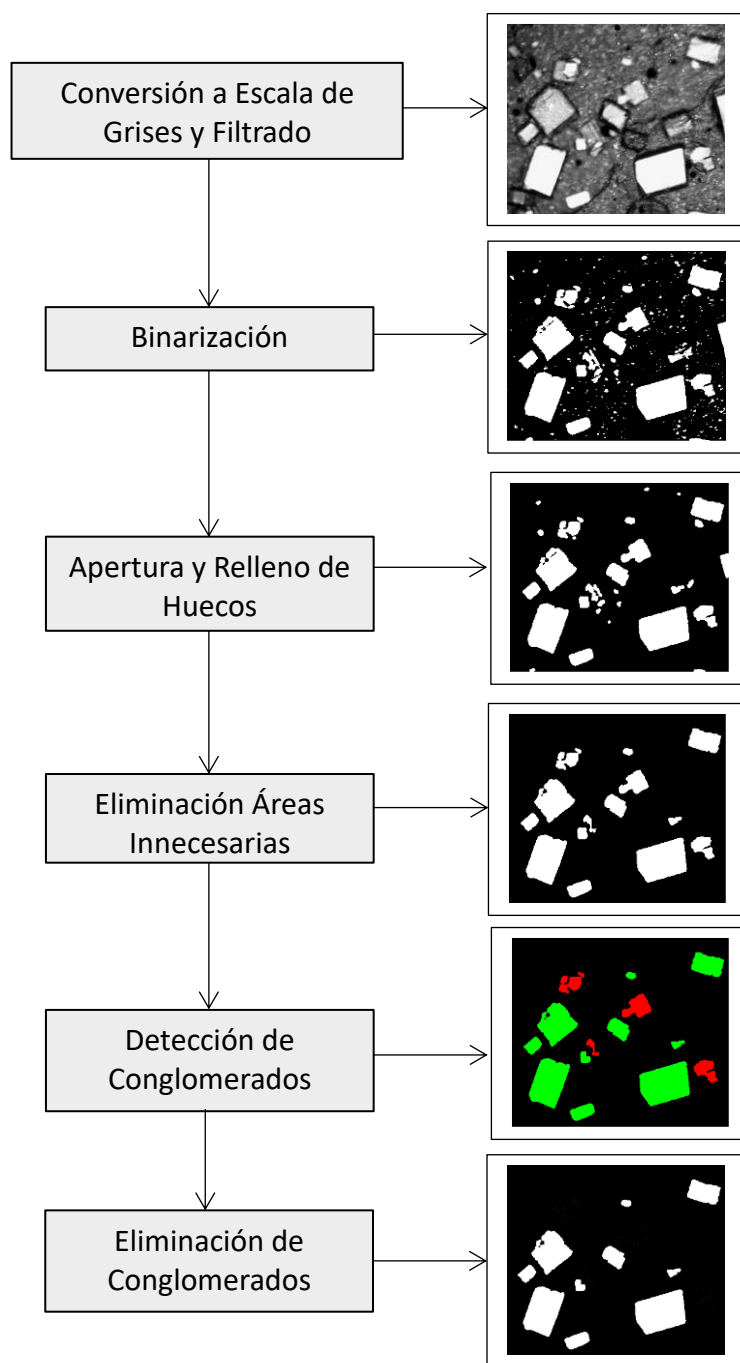


Figura 3.2.4. Diagrama de flujo para la identificación de cristales.
(Fuente: propia)

Inicialmente se tienen las imágenes de un banco de muestras como se presenta en la *Figura 3.2.5*. Estas muestras pueden encontrarse en formato de color RGB o escala de grises, pero debe garantizarse una operación de conversión a este último formato para hacer posible la realización de las etapas posteriores.

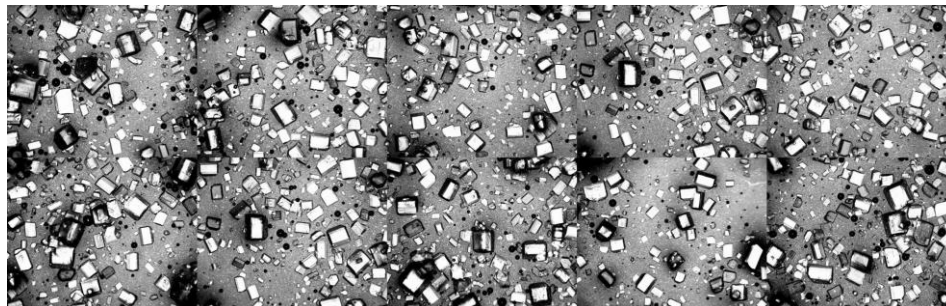


Figura 3.2.5. Banco de imágenes ejemplo de la base de datos. (Fuente: propia)

Para la conversión de RGB a escala de grises se realiza una suma ponderada de las componentes de color, siguiendo la siguiente expresión (3.2.1) dada por la función de conversión que usa el software Octave:

$$Img = 0.2989 * R + 0.5870 * G + 0.1140 * B \quad (3.2.1)$$

De esta manera para cada uno de los píxeles se obtiene un valor entre 0 y 255 dentro de la escala de grises, siendo el primer valor el tono negro y el máximo representando el color blanco.

La etapa de filtrado hace parte de un conjunto de técnicas utilizadas para el mejoramiento de imágenes con el fin de facilitar su posterior procesamiento y análisis, en este caso se emplea un filtro promedio de tamaño 3x3, de esta manera se eliminan las pequeñas variaciones de tono presentes que se visualizan como pequeños puntos y se suavizan los bordes de la imagen.

La binarización es en esencia una de las tareas más básicas del procesamiento digital de imágenes, consiste prácticamente en fijar un valor de umbral a partir del cual los píxeles que tomen valores por encima de él, tomarán un determinado color y los que se encuentren por debajo, les corresponde el otro color. Es una herramienta fácil para iniciar con el proceso de segmentación de las imágenes, permitiendo eliminar discontinuidades y elementos no deseados en ellas, separándolas en dos partes, el fondo y los objetos de interés.

Cuando el histograma de una imagen presenta dos picos que representan el fondo y los objetos de interés, o más picos que representan la separación de diversos objetos, el valor de umbral se debe fijar en los valles entre estos puntos [40]. En la *Figura 3.2.6* se presenta el histograma de una de las imágenes del banco de datos que tiene las características anteriores:

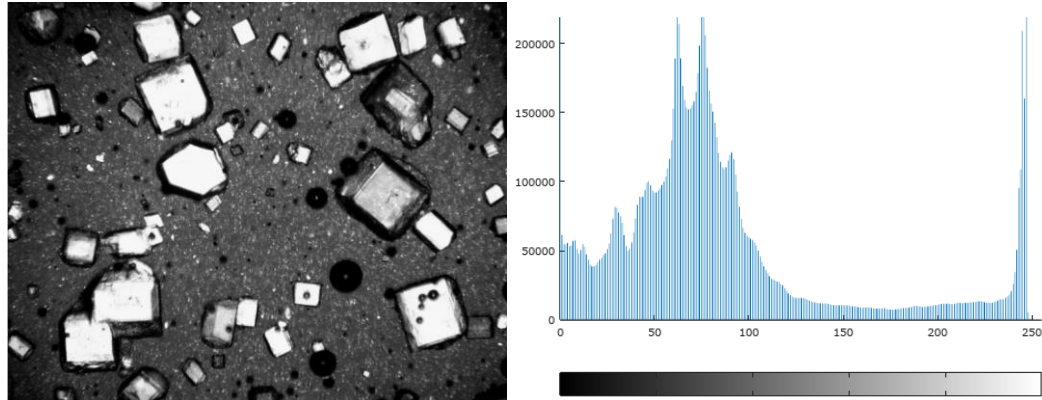


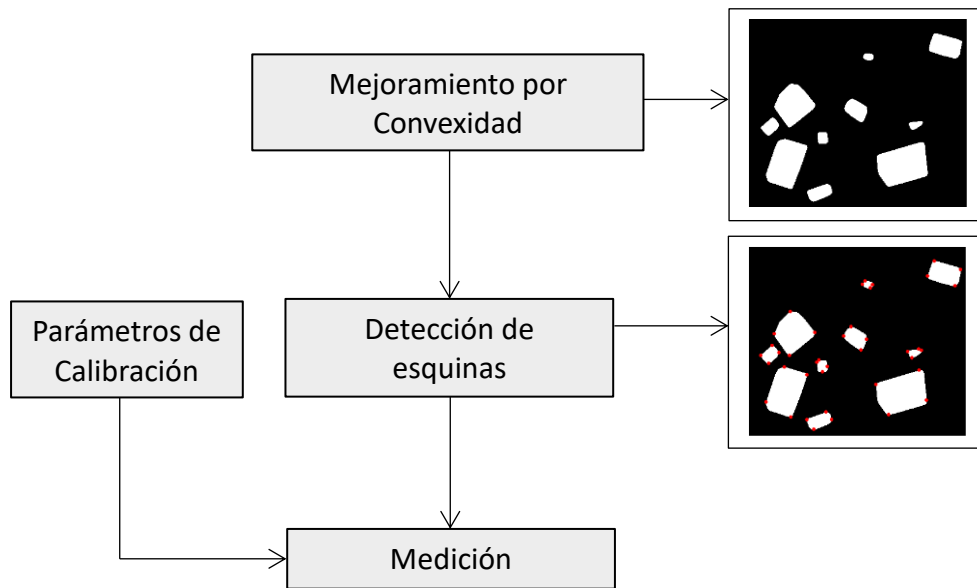
Figura 3.2.6. Imagen del banco de datos y su histograma. (Fuente: propia)

Para encontrar el valor umbral óptimo se emplea el método propuesto por Otsu [26], que es un procedimiento automático que maximiza una función discriminante para encontrar la mejor separación entre los objetos de interés y el fondo. Con este valor encontrado se realiza una binarización de la imagen, pero en el resultado aún persisten pequeños objetos que representan ruido, por lo que es necesario aplicar operaciones morfológicas que permitan el mejoramiento del resultado. Específicamente se aplica una operación de apertura que elimina pequeñas áreas presentes en la imagen como puntos, seguida de un relleno de huecos que permite obtener consistencia en la forma de los cristales. Cabe resaltar que aún después de aplicar esta serie de operaciones, se halla la presencia de áreas innecesarias en la imagen, pero esta vez no tan pequeñas como para ser consideradas como ruido.

Para continuar con el mejoramiento de la imagen, se realiza un procedimiento de detección de regiones en la imagen binaria, que comprende tanto los cristales como los objetos de no interés. Primero, se remueven los cristales que se encuentran en los bordes de la imagen, ya que normalmente son formas incompletas que afectan negativamente el análisis. Luego, al obtener y analizar el área de cada objeto es posible eliminar aquellos que están por fuera de un tamaño promedio que presentan los cristales, logrando eliminar todo el ruido en la imagen. Se continúa con la clasificación y eliminación de cristales conglomerados para evitar la adición de información errónea en el análisis, de esta manera se tiene una segmentación completa en donde sólo se encuentran presentes los cristales de interés.

3.2.3. MEDICIÓN DE CRISTALES

En esta parte del algoritmo, y en conjunto con los parámetros de calibración ya obtenidos, se realiza un procedimiento de detección y medición de las caras de los cristales, dando valores en distancias métricas. Los pasos se presentan en la *Figura 3.2.7*:



*Figura 3.2.7. Diagrama de flujo para la medición de cristales.
(Fuente: propia)*

Después de la segmentación en donde se tienen solo los cristales de interés, se aplica nuevamente una operación de relleno a cada cristal por medio de la convexidad, para adecuar la imagen para el procesamiento posterior y obtener mejores resultados. Se continúa con la detección de los bordes de cada uno de los objetos, para detectar las esquinas de cada cristal, y con los valores de conversión de distancias en píxeles a distancias métricas dados por la calibración, poder obtener las medidas de los tamaños de los cristales hallando la distancia euclidiana entre esquina y esquina.

3.2.4. ANÁLISIS

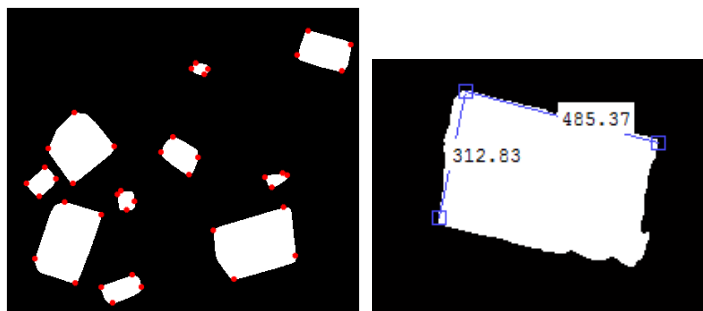


Figura 3.2.8. Imagen final del procesamiento. (Fuente: propia)

Con las medidas entre esquinas de cada cristal, se extrae el valor mayor de cada par de caras como se observa en la *Figura 3.2.8*, debido a que entre pares muchas veces existen grandes diferencias en las medidas por la forma de los cristales, pero finalmente la que influye es la medida mayor. Con esto, sólo es necesario realizar un promedio para hallar la apertura media (MA). Con este valor y con la desviación estándar (σ) de los tamaños de los cristales, se obedece la siguiente expresión para obtener el coeficiente de variación (CV) de la muestra:

$$CV = \frac{\sigma}{MA} * 100 \quad (3.2.2)$$

Con los valores de apertura media y coeficiente de variación obtenidos, se puede adquirir información adicional de interés como los tamaños de los lados mayor y menor de los cristales y las relaciones entre estas proporciones, debido a que se pueden plantear valores que relacionan las dimensiones geométricas del azúcar.

3.3. CONCLUSIONES

Los algoritmos empleados, tanto para la calibración como para la identificación y medición de cristales de azúcar, son robustos y enfocados en la generación de datos automáticos. Cada etapa funciona correctamente de forma individual y presenta las condiciones necesarias para acoplarse correctamente al resto con el fin de cumplir los objetivos del procesamiento.

El algoritmo de calibración depende ampliamente de la exactitud en la fabricación del patrón y se realiza sólo una vez para la obtención de las medidas de alto y ancho de los píxeles. Estos parámetros se continúan utilizando para el análisis de las imágenes mientras las condiciones de adquisición no varíen, si esto sucede debe repetirse nuevamente la calibración.

4. ANÁLISIS Y RESULTADOS

Se realizaron pruebas para la calibración de la cámara adaptada al microscopio y al estereoscopio, empleando para cada caso un patrón de calibración con características de fabricación conocidas. Se analizaron también varias imágenes con el fin de determinar el desempeño de las técnicas de clasificación de cristales simples y conglomerados, y finalmente, se presenta la determinación de las características geométricas de los cristales de azúcar por medio del análisis de imágenes, comparando sus resultados con los obtenidos con otra herramienta software y con el método tradicional de medición que es el tamizado.

4.1. PROCESO DE CALIBRACIÓN DE LA CÁMARA

4.1.1. CALIBRACIÓN CON MICROSCOPIO

Para el proceso de calibración de la cámara se tomaron diferentes imágenes con cada objetivo disponible del microscopio, con diferentes ubicaciones y orientaciones del patrón de calibración. Para los objetivos 2x y 4x se utilizó como patrón de calibración una cámara Neubauer que tiene alta precisión en sus medidas de fabricación. Estas medidas y la imagen adquirida de este patrón se presentan en la *Figura 4.1.1*.

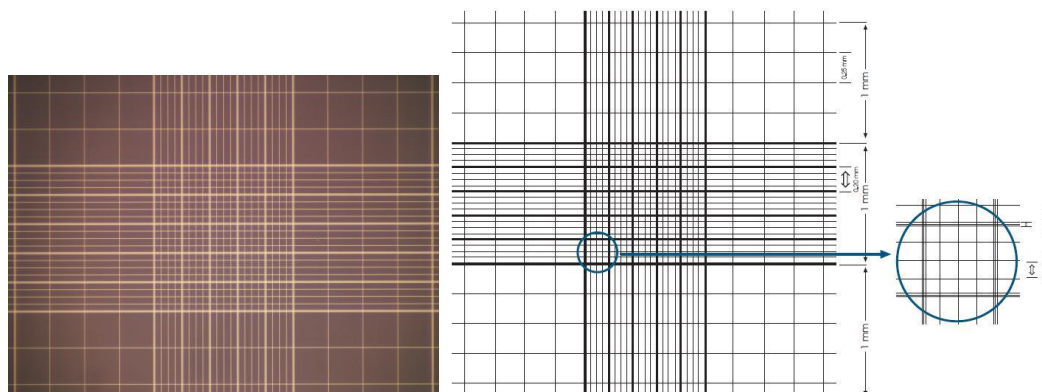


Figura 4.1.1. Medidas de fabricación e imagen adquirida de la cámara Neubauer. (Fuente: propia)

Para el resto de objetivos del microscopio se utilizó la regleta micrométrica ilustrada anteriormente en la *Figura 3.2.2* con una longitud total de 1000 μm y separaciones de 10 μm entre cada línea.

Para el objetivo de 10x se tienen las siguientes imágenes de la *Figura 4.1.2*:

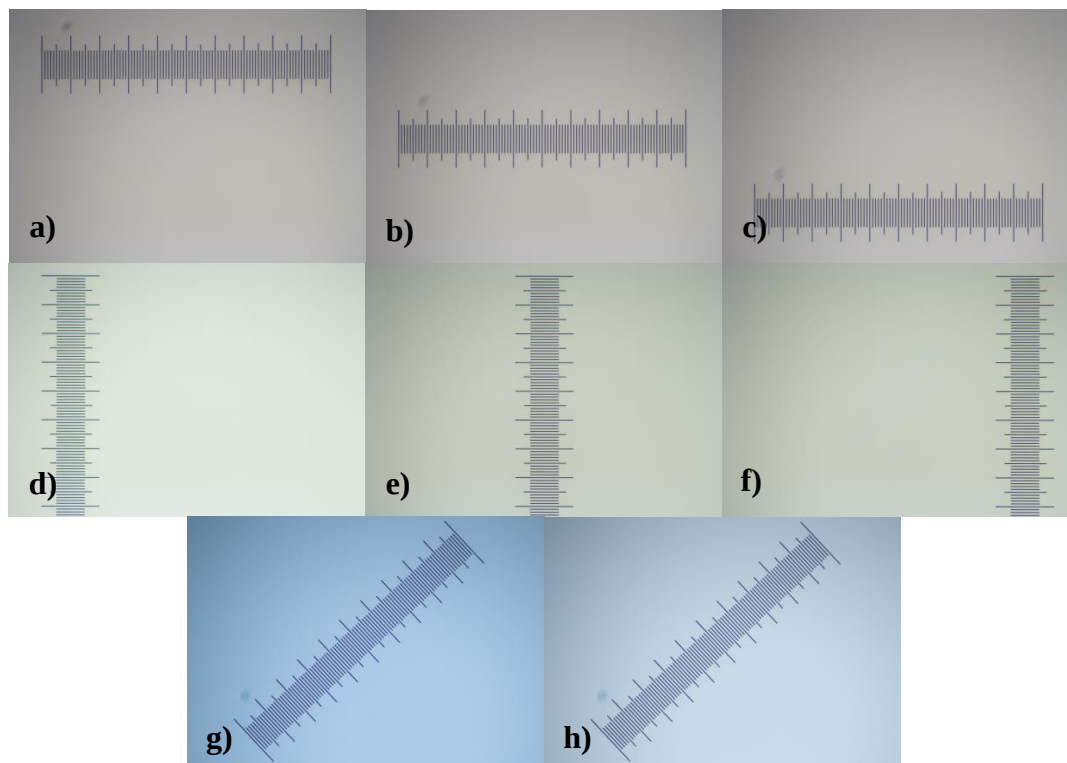


Figura 4.1.2. Imágenes tomadas del patrón de calibración con el objetivo 10x. (Fuente: propia)

Para los objetivos 40x y 100x se tomaron los siguientes pares de imágenes de la *Figura 4.1.3* y la *Figura 4.1.4* variando la orientación del patrón. El número de imágenes tomadas es reducido debido a la limitación del tamaño del patrón observado con estos objetivos.

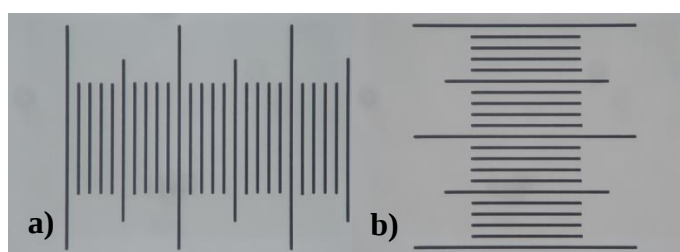


Figura 4.1.3. Imágenes del patrón de calibración tomadas con el objetivo 40x. (Fuente: propia)

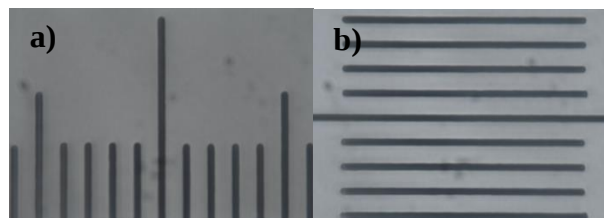


Figura 4.1.4. Imágenes del patrón de calibración tomadas con el objetivo 100x. (Fuente: propia)

Al aplicar el algoritmo de calibración a cada una de las imágenes anteriores, se obtienen los valores del ancho (Cx) y alto (Cy) de los pixeles, se realiza un promedio para cada objetivo y finalmente se obtienen los resultados dados en la *Tabla 4.1*:

Tabla 4.1. Resultados del proceso de calibración con microscopio.

Objetivos	Cx ($\mu\text{m}/\text{px}$)	Cy ($\mu\text{m}/\text{px}$)
2x	2.1601	2.1581
4x	1.0756	1.0760
10x	0.4314	0.4310
40x	0.1071	0.1068
100x	0.04373	0.04308

Cada imagen analizada presenta resultados similares para cada magnificación del microscopio, lo que se evidencia en la baja desviación estándar para cada caso. Esta respuesta se debe a la exactitud en la fabricación de los patrones de calibración. Cada objetivo al magnificar las imágenes es consistente con los valores encontrados en el proceso de calibración. Si se toman como valores de referencia los que se obtienen con el objetivo 10x por ejemplo, basta con dividir por 4 y 10 para obtener valores cercanos a los arrojados por la calibración para los objetivos 40x y 100x respectivamente.

4.1.2. CALIBRACIÓN CON ESTEREOSCOPIO

Para la calibración de la cámara utilizando un estereoscopio, se tomaron dos imágenes de un patrón de medida analizando 1 cm de distancia. El patrón se ubicó en dos orientaciones diferentes como se puede observar en la *Figura 4.1.5*:

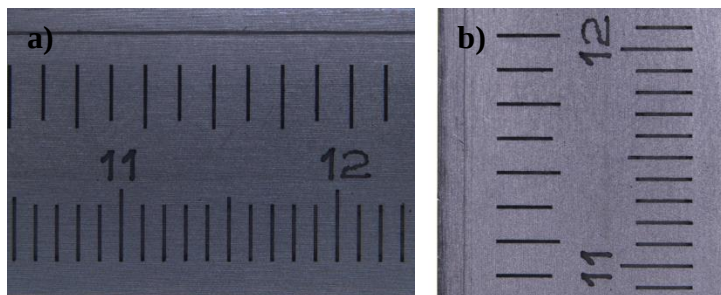


Figura 4.1.5. Imágenes del patrón de calibración con estereoscopio. (Fuente: propia)

La separación entre cada una de las líneas es de 1 mm. Para estas imágenes, el algoritmo de calibración arrojó los resultados que se consignan en la *Tabla 4.2*:

Tabla 4.2. Resultados de calibración con estereoscopio.

	Cx ($\mu\text{m/px}$)	Cy ($\mu\text{m/px}$)
Imagen a)	6.5625	6.8310
Imagen b)	6.8129	6.5709

Este patrón de calibración no tiene una buena exactitud en las medidas de las longitudes de las líneas, pero sí la tiene para las medidas de separación entre ellas. Por lo tanto, se toman como parámetros $C_x = 6.5625$ y $C_y = 6.5709$, que corresponden a las medidas del patrón con orientación horizontal y vertical respectivamente.

4.1.3. ANÁLISIS DEL ERROR DE CALIBRACIÓN

Para la validación del proceso de calibración, se toman nuevas imágenes de los patrones y se analizan con los valores de ancho y alto de los pixeles obtenidos anteriormente. Con los puntos extremos de cada línea del patrón se genera una grilla de coordenadas, se toma como punto inicial la primera línea de la izquierda y se recorren los puntos superiores de cada línea hasta la última, se realiza el mismo procedimiento con los puntos extremos inferiores. Al finalizar se tiene un conjunto de coordenadas dado por las distancias métricas de cada punto con respecto al origen. Se comparan los resultados obtenidos al analizar la imagen con los valores reales del patrón de calibración y se obtiene los errores correspondientes, un ejemplo de esto se evidencia en el *Anexo4. Tabla de Cálculo de Error de Calibración*.

Para la validación de la calibración con microscopio se analizan tres imágenes con ubicaciones diferentes del patrón de calibración: una horizontal, una vertical y una diagonal. Los resultados obtenidos se resumen en la *Tabla 4.3*:

Tabla 4.3. Valores de error para la calibración con microscopio a 10x.

	RMSE _x (nm)	RMSE _y (nm)
Imagen 1	130.847	20.8721
Imagen 2	110.015	30.9255
Imagen 3	400.325	130.503

Para la validación de la calibración con el estereoscopio se toman dos nuevas imágenes en ubicación horizontal y vertical. Los resultados obtenidos se presentan en la *Tabla 4.4*:

Tabla 4.4. Errores de calibración con estereoscopio.

	RMSE _x (μm)	RMSE _y (μm)
Imagen 1	6.5955	30.568
Imagen 2	31.896	4.5942

Con los anteriores resultados se observa que para la calibración con el microscopio se tiene un error muy bajo, los valores más altos se presentan cuando la imagen es ubicada diagonalmente, pero aun así siguen siendo buenos resultados, inferiores al 5%. Para la calibración con el estereoscopio, como ya se mencionó, no se tiene una buena exactitud de las longitudes de las líneas del patrón, se recurre entonces a tomar el error en el eje X cuando el patrón se ubica horizontalmente y en el error en el eje Y cuando se ubica verticalmente. De esta manera se tiene una buena respuesta para la calibración con el estereoscopio, teniendo en cuenta que la distancia mínima del patrón corresponde a 1 mm, se tienen también errores inferiores al 5%.

Con la determinación de los errores de calibración para cada equipo y sus magnificaciones correspondientes, se tiene finalmente los parámetros de calibración junto con sus errores correspondientes que se muestran en la *Tabla 4.5*.

Tabla 4.5. Parámetros de Calibración junto con sus errores.

Equipo	C _x (μm/px)	C _y (μm/px)
Estereoscopio	6.5625 ± 6.5955	6.5709 ± 4.5942
Microscopio 2x	2.1601 ± 0.2894	2.1581 ± 0.2014
Microscopio 4x	1.0756 ± 0.2809	1.0760 ± 0.2237
Microscopio 10x	0.4314 ± 0.1385	0.4310 ± 0.0319
Microscopio 40x	0.1071 ± 0.1469	0.1068 ± 0.1932
Microscopio 100x	0.04373 ± 0.5234	0.04308 ± 0.2748

4.2. ANÁLISIS DE CONGLOMERADOS

4.2.1. USO DE PARÁMETROS CARACTERÍSTICOS DE LOS CRISTALES PARA CLASIFICACIÓN DE CONGLOMERADOS

Para evaluar el desempeño de los parámetros de clasificación de cristales, se tomó un banco de imágenes con cristales simples y conglomerados, se analizaron con cada método propuesto en la sección anterior y se evaluaron los resultados obtenidos. El banco consta de 15 imágenes con un total de 77 cristales, 56 simples y 21 conglomerados.

En la *Tabla 4.6* se presentan los resultados obtenidos, mostrando el número de cristales simples y conglomerados que arrojó la evaluación con cada técnica, junto con una última columna correspondiente a la clasificación realizada manualmente como guía para evaluar el desempeño.

Tabla 4.6. Resultados de la clasificación de conglomerados.

Imágenes	Relación Caja		Circularidad		Elongación		Relación Aspecto		Convexidad		Manual	
	Cong.	Simp.	Cong.	Simp.	Cong.	Simp.	Cong	Simp.	Cong.	Simp.	Cong.	Simp.
N° 1	0	2	0	2	1	1	1	1	1	1	1	1
N° 2	1	1	0	2	1	1	1	1	1	1	1	1
N° 3	1	1	0	2	1	1	1	1	1	1	1	1
N° 4	1	3	1	3	0	4	0	4	0	4	0	4
N° 5	1	2	1	2	0	3	0	3	0	3	0	3
N° 6	0	2	0	2	1	1	1	1	1	1	1	1
N° 7	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2
N° 8	0	4	1	3	0	4	0	4	0	4	0	4
N° 9	1	1	0	2	1	1	1	1	1	1	1	1
N° 10	0	2	0	2	1	1	1	1	0	2	0	2
N° 11	2	1	0	3	1	2	1	2	1	2	1	2
N° 12	4	9	2	11	3	10	2	11	2	11	2	11
N° 13	6	4	2	8	3	7	3	7	3	7	3	7
N° 14	7	7	2	12	3	11	3	11	3	11	3	11
N° 15	7	4	2	9	5	6	5	6	1	10	1	10
TOTAL	32	45	12	65	22	55	21	56	16	61	16	61

Para dar información precisa que permita la elección del mejor método de clasificación, los resultados obtenidos se representaron mediante la curva ROC como se muestra en la *Figura 4.2.1*:

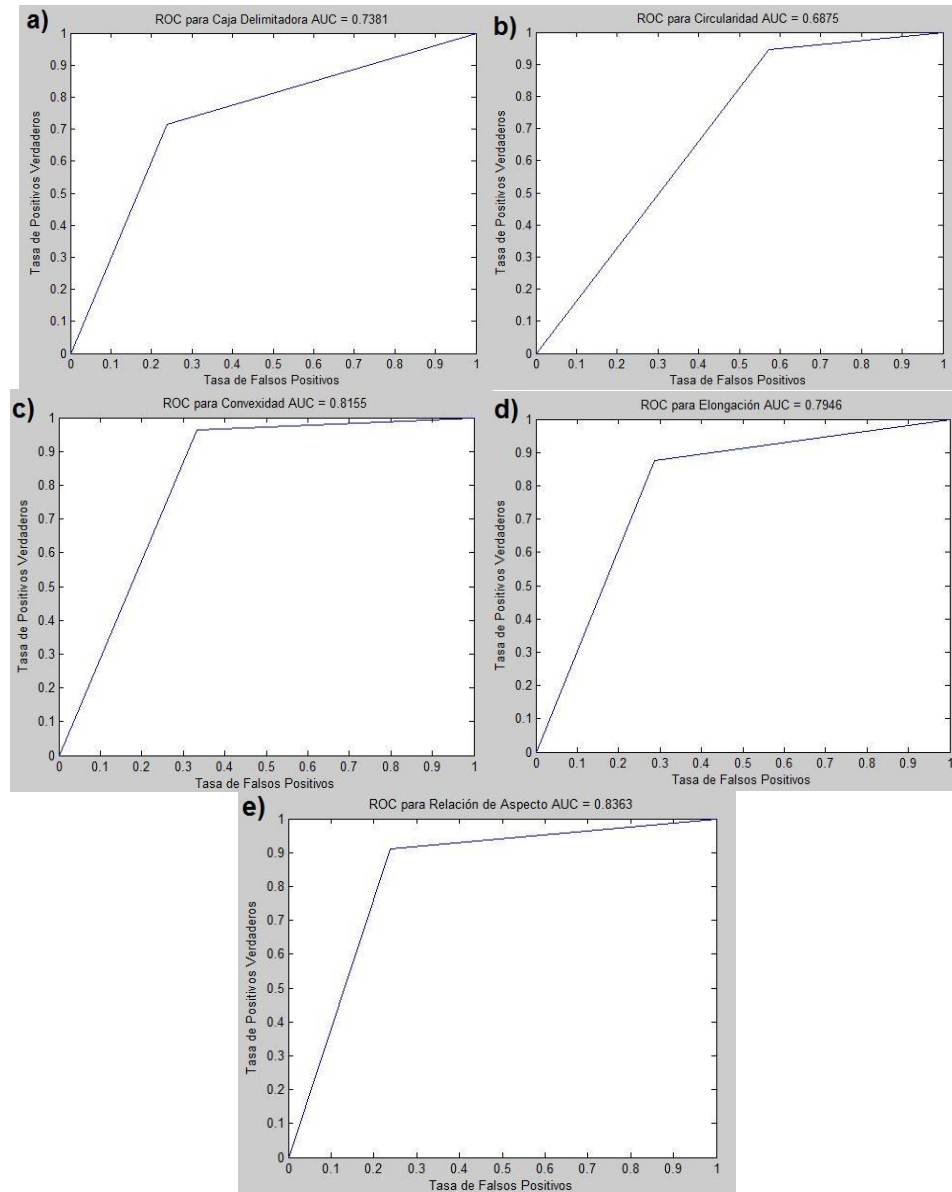


Figura 4.2.1. Curva ROC para a) Relación de Caja Delimitadora b) Circularidad c) Convexidad d) Elongación e) Relación de Aspecto. (Fuente: propia)

Con las curvas ROC para cada uno de los métodos de clasificación, se obtiene el área bajo la curva AUC como criterio de evaluación de desempeño, presentando los valores: 0.7381, 0.6875, 0.8155, 0.7946 y 0.8363, respectivamente al orden que se presentan los resultados en la figura anterior.

Con base en la guía dada para la interpretación de estos resultados se tiene que para la relación de caja delimitadora y la circularidad, se obtuvo un resultado regular (entre 0.6 y 0.75), mientras que para la convexidad, la elongación y la relación de aspecto, se obtuvo una buena respuesta (entre 0.75 y 0.9), siendo el último método el que presenta un mejor resultado.

4.2.2. DESEMPEÑO DE RED NEURONAL PARA CLASIFICACIÓN DE CONGLOMERADOS

En busca de una mejor respuesta en la clasificación de conglomerados, se define una red neuronal tipo perceptrón multicapa (MLP). Se utilizan los parámetros anteriores (relación caja delimitadora, circularidad, convexidad, elongación y relación de aspecto) como patrones de entrada de la red, separando la convexidad en área y perímetro, por lo que la capa de entrada está conformada por 6 neuronas. En la capa de salida se tienen 2 neuronas que representan las posibles opciones de clasificación. Se realiza un análisis de sensibilidad de la red variando el número de neuronas de la capa oculta con el fin de determinar la cantidad óptima, los resultados obtenidos se presentan en la *Tabla 4.7*.

Tabla 4.7. Análisis de sensibilidad respecto al número de neuronas de la red.

N° Neuronas	Aciertos (%)
1	86,89
2	90,21
3	88,08
4	89,89
5	90,1
6	90,02
7	90,05
8	89,44
9	89,07
10	89,94
11	89,07
12	89,82
13	88,13
14	87,82
15	86,89
16	87,63
17	88,88
18	87,63
19	86,5
20	85,56

Se observa que se tienen porcentajes de aciertos muy cercanos entre sí al variar el número de neuronas de la capa oculta, aunque se observa una ligera disminución en los aciertos cuando la cantidad de neuronas es mayor. El objetivo es tener el menor número posible con el que se tenga una buena respuesta, por lo que se toma este valor como 2.

Se establece la estructura de la red con una función de activación tangente sigmoideal en la capa oculta y lineal en la salida, el algoritmo de entrenamiento es el de Levenberg-Marquardt con 10000 iteraciones y una función gradiente descendente para el aprendizaje. Además se realiza un postprocesamiento de la respuesta de la red, las salidas pueden tomar valores entre 0 y 1, pero se define un valor umbral de 0.5 que se debe sobrepasar para definir que una entrada pertenece a una clase o a la otra. Las salidas que no cumplan esta condición se etiquetan como no clasificadas, así se garantiza una mayor seguridad en la clasificación. La topología empleada se muestra en la *Figura 4.2.2*.

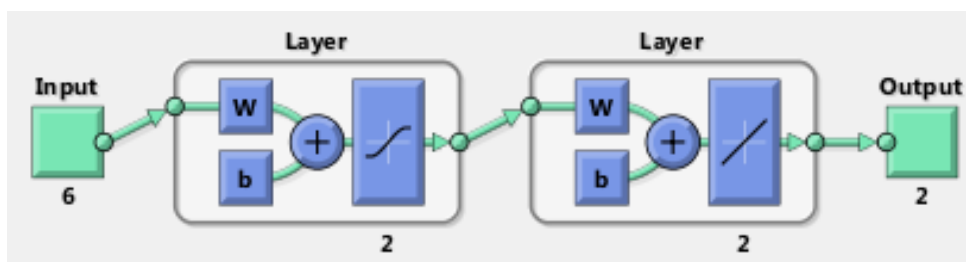


Figura 4.2.2. Topología de la red neuronal utilizada. (Fuente: propia)

Para el entrenamiento de la red se utilizaron 29 imágenes (incluidas las 15 imágenes utilizadas en la prueba de los parámetros característicos), que contienen 534 cristales (405 simples y 129 conglomerados).

Para el proceso de validación de la red, se seleccionaron 28 imágenes diferentes del entrenamiento, con un total de 194 cristales, 134 simples y 60 conglomerados. Los resultados de la validación se presentan en la matriz de confusión de la *Figura 4.2.3*:

Confusion Matrix				
Output Class	1	2	3	
	129 66.5%	14 7.2%	0 0.0%	90.2% 9.8%
	5 2.6%	46 23.7%	0 0.0%	90.2% 9.8%
	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	NaN% NaN%
				Target Class
				1
				2
				3

Figura 4.2.3. Matriz de confusión para clasificación de cristales con RNA (Clase 1: cristales simples, Clase 2: cristales conglomerados, Clase 3: no clasificados). (Fuente: propia)

Se evidencia una sensibilidad de 96.3% para la clasificación de cristales simples y de 76.7% para la clasificación de cristales conglomerados, para un total de aciertos de la red de 90.2%. Todos los cristales fueron clasificados con seguridad, por lo que el grupo de no clasificados tiene un valor nulo.

4.3. TAMAÑOS DE CRISTALES DE AZÚCAR

4.3.1. TIEMPO DE EJECUCIÓN

Con el fin de determinar el tiempo de ejecución del algoritmo desarrollado, se analizaron una serie de 25 imágenes con una resolución de 2880x2040 con el software Octave y Matlab. El equipo empleado fue un PC con procesador Intel Core i5-3330 CPU a 3.0 GHz, 4 GB de memoria RAM y sistema operativo Windows 7 de 64 bits. Los resultados obtenidos se presentan en el *Anexo5. Tiempos de ejecución del algoritmo*. Se tiene un tiempo de ejecución promedio de 29.2 y 10.4 segundos para Octave y Matlab respectivamente.

Cada una de las imágenes tiene un promedio de 20 cristales. El proceso que más toma tiempo es la clasificación de conglomerados, debido a que se deben identificar estos cristales y se eliminan recorriendo toda la matriz y cambiando los valores de los pixeles, lo cual es una tarea dispendiosa.

Al comparar los resultados con ambas herramientas software, se tiene una ejecución más rápida por parte de Matlab, casi tres veces más que Octave, esto debido a que a pesar de que se utilizan exactamente las mismas instrucciones y funciones, en Matlab se encuentran optimizadas.

4.3.2. COMPARACIÓN CON IMAGEJ

ImageJ es un software de procesamiento digital de imágenes de dominio público programado en Java y desarrollado en el National Institutes of Health. ImageJ fue desarrollado con una arquitectura abierta que proporciona extensibilidad por medio de plugins Java y macroinstrucciones globales.

El algoritmo desarrollado se programó mediante macroinstrucciones en ImageJ con el fin de analizar las imágenes de cristales de azúcar y obtener los valores de apertura media y coeficiente de variación, que se utilizan para obtener una comparación de resultados con otra herramienta software realizando el mismo proceso y demostrar la flexibilidad y robustez de las técnicas empleadas. Debido a que con ImageJ no es posible implementar un sistema clasificador de cristales

simples y conglomerados, la tarea de eliminación de los solapamientos se realiza manualmente para obtener resultados con las mismas condiciones para ambas herramientas software. Se analizaron un total de 25 imágenes con ambos programas, los resultados se presentan en la *Tabla 4.8*:

Tabla 4.8. Comparación de resultados obtenidos con Octave e ImageJ.

Imagen	Octave		ImageJ		Diferencia MA (μm)	Diferencia CV (%)
	MA (μm)	CV (%)	MA (μm)	CV (%)		
1	156.128	41.52	148.176	38.62	7.952	2.9
2	192.084	67.4	193.559	73.66	1.475	6.26
3	173.232	49.82	167.009	45.86	6.223	3.96
4	91.541	96.01	90.423	99.46	1.118	3.45
5	145.914	81.18	137.353	76.62	8.561	4.56
6	170.329	59.79	165.026	65.07	5.303	5.28
7	162.009	69.85	151.382	64.71	10.627	5.14
8	144.903	59.55	136.398	59.9	8.505	0.35
9	75.978	88.55	72.968	86.82	3.01	1.73
10	490.545	18.95	501.043	9.75	10.498	9.2
11	96.739	77.03	91.808	75.22	4.931	1.81
12	174.836	57.95	160.047	63.24	14.789	5.29
13	211.987	78.03	191.365	77.99	20.622	0.04
14	594.777	54.57	595.158	57.49	0.381	2.92
15	635.449	55.89	635.009	53.6	0.44	2.29
16	888.754	21.42	895.281	24.21	6.527	2.79
17	956.556	31.96	959.56	36.97	3.004	5.01
18	578.393	44.98	563.718	47.54	14.675	2.56
19	433.073	76.19	419.525	70.73	13.548	5.46
20	567.184	58.66	560.823	53.24	6.361	5.42
21	862.565	30.3	872.776	33.43	10.211	3.13
22	665.487	48.83	678.25	52.28	12.763	3.45
23	886.048	29	879.76	31.21	6.288	2.21
24	707.107	33.44	683.509	27.68	23.598	5.76
25	785.223	45.15	793.655	41.12	8.432	4.03
PROMEDIO					8.394	3.8
DESVIACIÓN ESTÁNDAR					5.931	2.01

Se puede observar que de manera general, ambos programas presentaron resultados cercanos, aun tratándose de imágenes con un número mayor de cristales, que es en dónde se presentan mayores variaciones, pero los resultados siguen siendo aproximados, con una diferencia inferior al 5%. Las diferencias pueden darse

debido a los procesos de calibración, ya que para el software ImageJ sólo se tiene el escalamiento de una distancia métrica conocida con su correspondencia con la misma distancia en pixeles dentro de la imagen.

4.3.3. COMPARACIÓN CON TAMIZADO COMO MÉTODO TRADICIONAL DE MEDICIÓN

Para realizar una comparación de los resultados que se obtienen con el algoritmo desarrollado y el método tradicional de medición, se realizó el tamizado de 10 muestras de azúcar comercial, cada muestra de aproximadamente 150 g. Se empleó el método de Rens para analizar los resultados del tamizado y obtener los valores de apertura media y coeficiente de variación, los resultados del tamizado se presentan en el *Anexo6. Resultados de análisis por tamizado*.

Se eligió una muestra a la cual se le tomaron 30 imágenes que fueron analizadas con el algoritmo de caracterización, para obtener los valores de apertura media y coeficiente de variación con la información que se va acumulando por imagen, estos resultados se presentan en el *Anexo7. Resultados del algoritmo por número de imágenes*. Se hallan los errores en ambos parámetros al tomar como método primario de comparación el tamizado. Los resultados al realizar las diferencias para cada caso se presentan en la *Figura 4.3.1*:

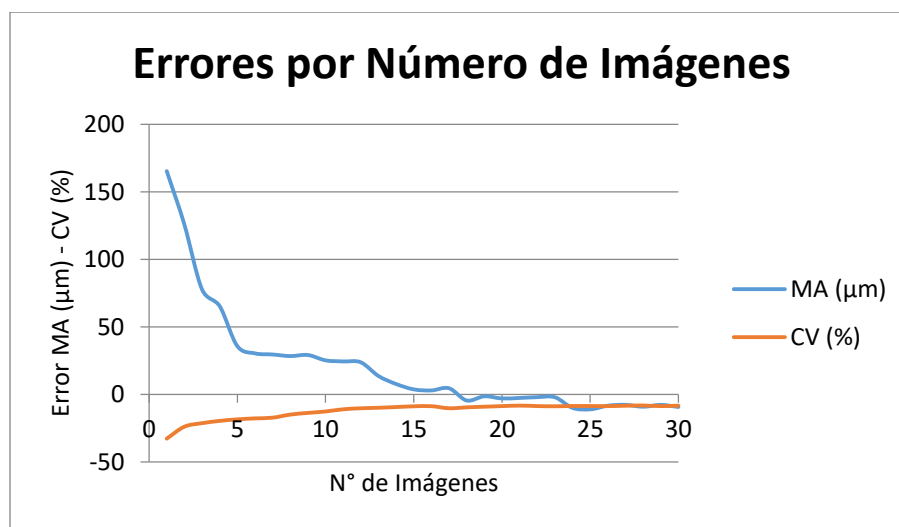


Figura 4.3.1. Gráfica de errores de la apertura media y coeficiente de variación por número de imágenes analizadas. (Fuente: propia)

Se obtienen comportamientos exponenciales para ambos parámetros, para la apertura media (MA) se tienen comúnmente resultados iniciales por debajo de valor dado por el tamizado, pero para el coeficiente de variación (CV) se tienen resultados iniciales por encima del valor de comparación, por lo que se tienen errores negativos. El error se hace cada vez más pequeño a medida que el número de

imágenes analizadas aumenta. Como la idea es obtener el número mínimo de imágenes que deben ser analizadas para obtener una buena respuesta, se fija como 15 este valor, debido a que allí se presenta el primer acercamiento a un error mínimo como se evidencia en la *Figura 4.3.1*.

Se respalda lo anterior al realizar un estudio de la desviación estándar a medida que el número de imágenes analizadas aumenta, los resultados obtenidos se presentan en la *Figura 4.3.2*.

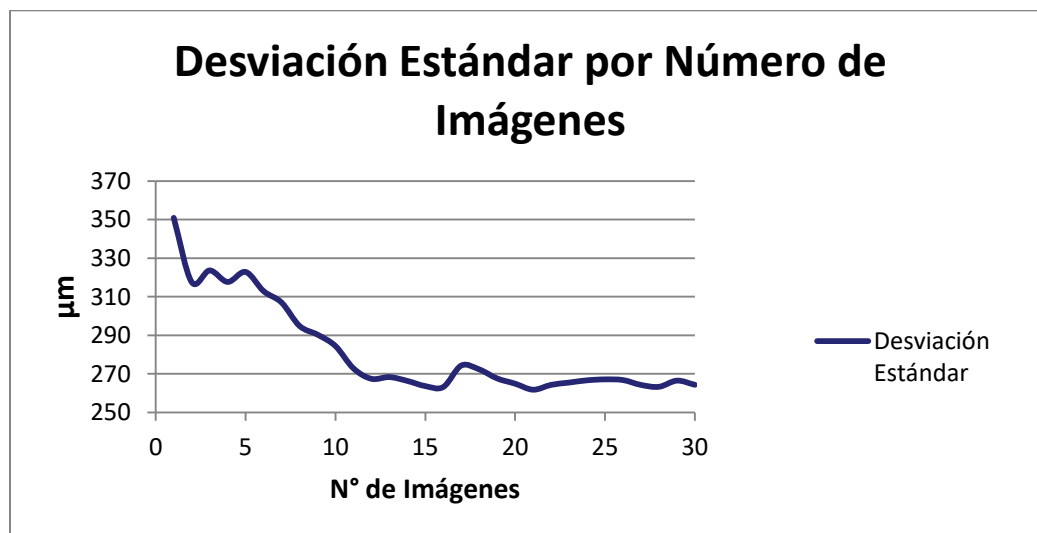


Figura 4.3.2. Gráfica de la desviación estándar a medida que el número de imágenes analizadas aumenta. (Fuente: propia)

Se observa que la desviación estándar presenta un comportamiento similar al error, disminuyendo a medida que el número de imágenes analizadas aumenta y presenta una estabilidad en la dispersión de los datos a partir de las 15 imágenes.

Con lo anterior, se tomaron 15 imágenes por muestra de azúcar acumulando el número de cristales y se analizaron con el algoritmo desarrollado. La *Tabla 4.9* presenta la comparación de estos resultados con los obtenidos por medio del tamizado:

Tabla 4.9. Comparación de resultados del algoritmo con los valores obtenidos por tamizado.

Tamizado		Algoritmo sin eliminar conglomerados		Error		Algoritmo eliminando conglomerados		Error	
MA (μm)	CV (%)	MA (μm)	CV (%)	MA (μm)	CV (%)	MA (μm)	CV (%)	MA (μm)	CV (%)
703.8	26.12	750.76	33.35	46.96	7.23	723.02	36.92	19.22	10.8
627	33.16	637.62	29.16	10.62	4	616.61	31.82	10.39	1.34
626.2	35.32	620.67	26	5.53	9.32	618.98	28.13	7.22	7.19
715.32	30.34	749	36.82	33.68	6.48	717.7	35.21	2.38	4.87
764.05	25.82	772.63	34	8.58	8.18	760.35	34.67	3.7	8.85
757.39	27.72	794.51	29.88	37.12	2.16	770.14	32.91	12.75	5.19
671.97	33.32	705.76	37.32	33.79	4	665.63	40.38	6.34	7.06
705.13	30.3	718.44	33.68	13.31	3.38	700.5	36.84	4.63	6.54
704.75	31.87	750.46	36.45	45.71	4.58	712.32	40.82	7.57	8.95
660.22	38.52	719.44	33.12	59.22	5.4	680.12	38.03	19.9	0.49
ERROR PROMEDIO				29.45	5.47			9.41	6.13
DESVIACIÓN ESTÁNDAR				18.78	2.28			6.15	3.28

Se presentan los resultados del análisis de las imágenes sin eliminar conglomerados y eliminándolos. Para el primer caso se tiene un error mayor para los valores de apertura media y en el segundo caso aumenta el error del coeficiente de variación, pero este último no presenta diferencias considerables, por lo que se evidencia la necesidad de clasificación de cristales y la eliminación de los conglomerados para la obtención de una mejor respuesta. El error en la determinación de la apertura media no supera el 2%, pero si se tiene un error más grande para el coeficiente de variación tomando valores alrededor de un 20%. Este problema se puede solucionar aumentando el número de imágenes analizadas por muestra.

4.3.4. ANÁLISIS DE TAMAÑOS

Con las medidas de los tamaños de los cristales obtenidas mediante el algoritmo desarrollado, se realiza una serie de análisis de interés en cuanto a la geometría de las partículas. Se analizaron 44 imágenes de un lote de azúcar comercial refinado, con un total de 545 cristales. A partir de la información de tamaños obtenida, se representa en la *Figura 4.3.2* por medio de histogramas, los tamaños de los lados mayor y menor de los cristales:

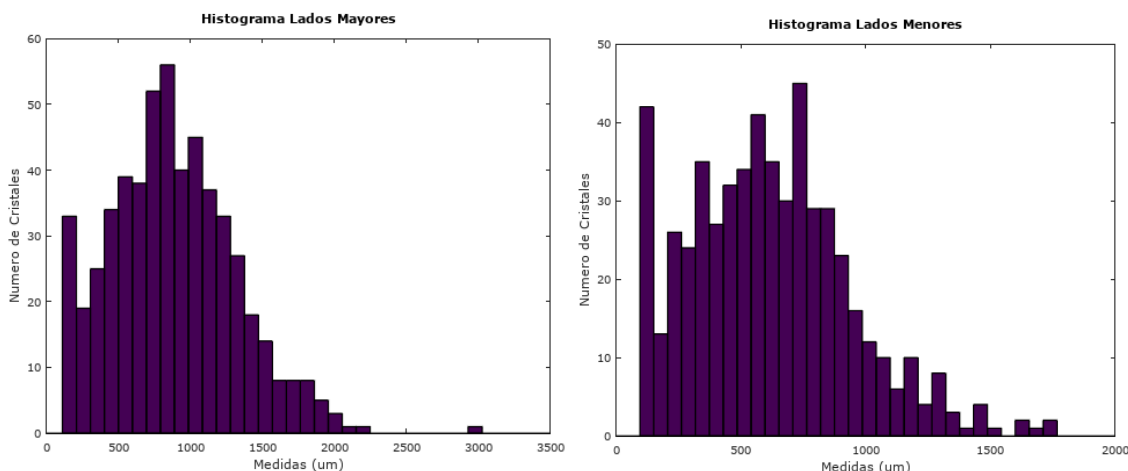


Figura 4.3.3. Histogramas de lados mayores y menores de cristales. (Fuente: propia)

Con lo anterior se tiene que los tamaños promedio del lado mayor y menor son $877.98 \mu\text{m}$ y $615.84 \mu\text{m}$ respectivamente. Las relaciones entre estos lados dan como promedio el valor 0.7107 al realizar la razón entre el lado menor y mayor, esta información se presenta en la *Figura 4.3.3*. Este análisis es de interés, debido a que se han planteado teorías acerca de las relaciones entre las caras de los cristales de azúcar, esto se presenta en el trabajo de Becker et al. [6], de donde se extrae información y se tiene que la relación entre el lado c y el lado a corresponde a 0.6973, por lo que los resultados hallados presentan una cercanía que respalda dicha propuesta y valida los resultados obtenidos.

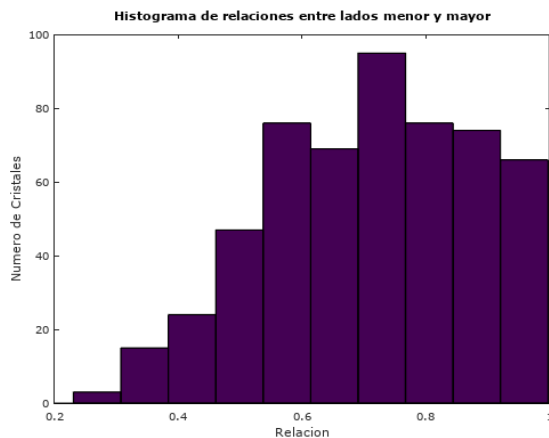


Figura 4.3.4. Histograma de las relaciones entre los lados menor y mayor. (Fuente: propia)

4.4. CONCLUSIONES

Con los errores dados para la calibración de la cámara se corrobora el hecho de que la obtención de un buen resultado en este proceso depende considerablemente de la exactitud en la fabricación de los patrones de calibración. A pesar de que para ambos casos se obtuvieron buenos resultados, para la calibración con microscopio se tiene un error mucho menor debido a la precisión y dimensiones del patrón utilizado.

Al realizar la clasificación de cristales simples y conglomerados con la evaluación de los métodos basados en los parámetros característicos de los cristales de manera individual, se tiene un porcentaje de éxito menor que el 85%, por lo que utilizar estos parámetros como patrones de entrada para una red neuronal, resulta en la obtención de un sistema más óptimo y robusto para la clasificación, con un porcentaje de éxito de 90.2%. Además al realizar el postprocesamiento de los resultados de la red neuronal, se obtiene una mayor seguridad en la determinación de los cristales a una clase, que finalmente fortalece este sistema.

En la comparación con los resultados dados por ImageJ se tienen diferencias inferiores al 5% para la determinación de la apertura media y de 10% para el coeficiente de variación, lo que demuestra que se obtienen respuestas similares al implementar el algoritmo en otro entorno de trabajo. En la comparación con el tamizado se evidencia la mejora en la respuesta al eliminar la presencia de conglomerados en el análisis, obteniéndose un error inferior al 2% para el caso de la apertura media. Se presenta un error alto de 20% para el coeficiente de variación, lo que se puede mejorar aumentando el número de imágenes analizadas por muestra de azúcar, aunque en la gráfica de la *Figura 4.3.1* se observa que aún con un número alto de imágenes, el error llega a permanecer constante en un valor lejano a cero, por lo que para la medición de este parámetro se requiere de un sistema de patronamiento o metrología adicional, de mayor exactitud, que permita evaluar el desempeño de la herramienta en la determinación de dicho coeficiente.

5. RESUMEN Y CONCLUSIONES

5.1. LIMITACIONES Y RECOMENDACIONES

Uno de los grandes problemas en la caracterización de los cristales de azúcar es la presencia de conglomerados en las imágenes de las muestras. Con el algoritmo desarrollado se clasifican este tipo de cristales y se eliminan con el fin de evitar la influencia de información errónea en los resultados, pero aquí se tienen dos casos, el primero corresponde a los cristales conglomerados provenientes del proceso de cristalización y su eliminación debe ser considerada, ya que dan información importante en cuanto a la complejidad de la muestra y aún en procesos de medición como el tamizado influyen en los resultados porque no se retiran del análisis. El segundo caso corresponde a los cristales que se traslapan al momento de la adquisición de las imágenes, que para una obtención de mejores resultados se recomienda su separación manual o la toma de más imágenes que permitan obtener un mayor número de cristales simples para ser analizados.

El análisis de un número mayor de imágenes por muestra también se puede considerar como una solución para reducir los errores en los valores de coeficiente de variación, por lo que se recomienda obtener la mayor cantidad de información posible que se pueda adquirir por medio del aumento del número de cristales analizados.

5.2. CONCLUSIONES

En la industria azucarera, es necesario realizar un control de procesos que asegure que el producto final cumpla con los requerimientos de calidad. El proceso de cristalización es uno de los menos automatizados, depende de resultados de medidas indirectas y del juicio y experiencia de los operarios. La herramienta desarrollada para la caracterización de los cristales de azúcar presenta una buena respuesta y se forma como un sistema automatizado que permite el control del proceso evitando efectos asociados al error humano ocasionados por el cansancio y otros factores que podría causar alteraciones en las muestras.

El método computarizado desarrollado, se enfoca en medir los parámetros de tamaño de los cristales de azúcar, que son la apertura media (MA) y el coeficiente de variación (CV), a partir de imágenes digitales tomadas a muestras de azúcar comercial. En este proceso se encontró un problema que es la presencia de cristales conglomerados en las muestras, estos debido a la mala formación durante la cristalización o al solapamiento de cristales durante la adquisición de las imágenes. Para esto se desarrolló un clasificador de cristales simples y conglomerados basado en una red neuronal tipo MLP con patrones característicos de la forma de los cristales que son la elongación, circularidad,

relación de caja delimitadora, convexidad y relación de aspecto. Este sistema finalmente presenta un 90.2% de aciertos en la prueba realizada de clasificación de cristales simples y conglomerados.

Los resultados de apertura media (MA) y coeficiente de variación (CV) obtenidos con la herramienta desarrollada, se compararon con la respuesta dada al implementar el mismo algoritmo en otro software que es ImageJ y con el método tradicional de medición de cristales de azúcar que es el tamizado. En la primera comparación con ImageJ se obtuvieron diferencias regularmente por debajo del 5% y en la segunda comparación con el tamizado se obtuvieron errores por debajo del 2% para la apertura media. Para el caso de la determinación del coeficiente de variación, en la comparación con el software ImageJ se tienen diferencias por debajo del 10% y con el tamizado alrededor de un 20%. Este error se puede disminuir aumentando el número de imágenes analizadas, aunque como se mencionó anteriormente, debe considerarse un método de medición más exacto como por ejemplo la difracción láser que permita obtener tamaños de comparación más cercanos a los reales y poder determinar con más seguridad una validación de la herramienta desarrollada.

Con el algoritmo desarrollado se obtuvieron resultados en la determinación de la apertura media con un error promedio de $\pm 9.41 \mu\text{m}$ en comparación con el método ICUMSA, que se pueden evidenciar en la *Tabla 5.8*. Estos resultados son ligeramente mayores al error de calibración obtenido de $\pm 6 \mu\text{m}$, por lo que los valores son consistentes con lo esperado. El método ICUMSA, específicamente la técnica de Rens que fue la empleada en la granulometría, presenta una tolerancia establecida de $\pm 30 \mu\text{m}$ para la determinación de la apertura media [9], por lo que los resultados se encuentran dentro de este margen de error. Con todo lo anterior, se demostró la viabilidad de este método para la caracterización y medición de cristales de azúcar a partir del análisis de imágenes digitales tomadas de las muestras, ya que se tienen buenos resultados que sirven de apoyo al estudio cristalográfico de los ingenios azucareros.

5.3. TRABAJO FUTURO

Las pruebas de este trabajo se realizaron sobre azúcar comercial, pero es posible extender el análisis de los cristales en las etapas del proceso de cristalización, que es en donde realmente se tendría una aplicación que proporcione información para el control y automatización. Se tiene planeado el análisis de masa cocida proveniente de la templa B que contiene cristales con un tamaño promedio entre 350 – 400 μm . Además se puede realizar una comparación de los resultados obtenidos con el algoritmo desarrollado y herramientas más precisas, como es el caso de la medición por difracción láser, que permita conocer un tamaño más exacto de los cristales de azúcar y obtener una validación más robusta de la herramienta.

6. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] “Aplicación práctica de la visión artificial en el control de procesos industriales,” p. 8, 2012.
- [2] U. N. A. de M. México, “Cristalografía,” *Cristal. Lab. Estud.*, vol. 1, pp. 1–39.
- [3] F. International, “Crystallography,” *Int. Sugar J.*, no. 1972, 2017.
- [4] “Índices de Miller,” *Cristal. Cristal. líquidos Mater. Amorfos Mater.*
- [5] E. Hugot and G. H. Jenkins, “Hanbook of Cane Sugar Engineering.”
- [6] K. Becker and H. Rose, “Rontgenspektroskopie an organischen Verbindungen,” no. 3, pp. 4–8, 1923.
- [7] J. D. Tascon, J. M. Latorre, J. G. Rodriguez, and N. J. Gil, “Overview of crystallization in vacuum pans in the Colombian sugar industry,” vol. 29, pp. 311–320, 2016.
- [8] G. A. Argaw, “Sugar crystal size characterization using digital image processing .,” 2007.
- [9] B. M. Schoonees, “Grain size sieve analysis calculations,” 2002.
- [10] A. Ferreira, N. Faria, F. Rocha, and J. A. Teixeira, “Using an online image analysis technique to characterize sucrose clystal morphology durring a crystallization run.pdf,” pp. 6990–7002, 2011.
- [11] N. Faria, M. N. Pons, S. Feyo de Azevedo, F. A. Rocha, and H. Vivier, “Quantification of the morphology of sucrose crystals by image analysis,” *Powder Technol.*, vol. 133, no. 1–3, pp. 54–67, 2003.
- [12] M. Cardona, “Sugar Crystals Characterization for Quality Control Inspection Using Digital Image Processing,” *Ieee*, no. Cv.
- [13] R. Daniels, D. Nouws, and A. Wittenberg, “Improved image analysis system for technical sugar crystal suspensions,” *SUGAR Ind.*, vol. 142, no. 9, pp. 538–543, 2017.
- [14] L. L. Simon, T. Merz, S. Dubuis, A. Lieb, and K. Hungerbuhler, “In-situ monitoring of pharmaceutical and specialty chemicals crystallization processes using endoscopy-stroboscopy and multivariate image analysis,” *Chem. Eng. Res. Des.*, vol. 90, no. 11, pp. 1847–1855, 2012.
- [15] Y. Huo, T. Liu, H. Liu, C. Y. Ma, and X. Z. Wang, “In-situ crystal morphology identification using imaging analysis with application to the L-glutamic acid crystallization,” *Chem. Eng. Sci.*, vol. 148, pp. 126–139, 2016.
- [16] S. Schorsch, T. Vetter, and M. Mazzotti, “Measuring multidimensional particle size distributions during crystallization,” *Chem. Eng. Sci.*, vol. 77, pp. 130–142, 2012.
- [17] B. Zhang, A. Abbas, and J. A. Romagnoli, “Automatic image-based estimation of texture analysis as a monitoring tool for crystal growth,” *Chemom. Intell. Lab. Syst.*, vol. 121, pp. 42–51, 2013.
- [18] F. Tadeo, T. Álvarez, S. González, F. De Ciencias, and U. De Valladolid, “Procesado De Imagen Con Wavelets.”
- [19] X. Z. Wang, J. Calderon De Anda, and K. J. Roberts, “Real-time measurement of the growth rates of individual crystal facets using imaging and image analysis: A feasibility study on needle-shaped crystals of L-glutamic acid,” *Chem. Eng. Res. Des.*, vol. 85, no. 7 A, pp. 921–927, 2007.
- [20] O. Velazquez-Camilo, E. Bolaños-Reynoso, E. Rodriguez, and J. Alvarez-Ramirez,

- “Fractal analysis of crystallization slurry images,” *J. Cryst. Growth*, vol. 312, no. 6, pp. 842–850, 2010.
- [21] O. Velazquez-Camilo, E. Bolaños-Reynoso, E. Rodriguez, and J. Alvarez-Ramirez, “Characterization of cane sugar crystallization using image fractal analysis,” *J. Food Eng.*, vol. 100, no. 1, pp. 77–84, 2010.
- [22] D. Villanueva, R. Posada, I. González, Á. García, and A. Martínez, “Monitoring of a sugar crystallization process with fuzzy logic and digital image processing,” *J. Food Process Eng.*, vol. 38, no. 1, pp. 19–30, 2015.
- [23] P. Simon and L. Thomas, “Automated Massecuite Sucro Crystal Size Characterization System for Crystallization Pan in Sugar Industry,” pp. 1–5.
- [24] J. Canny, “A computational approach to edge detection,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 8, no. 6, pp. 679–698, 1986.
- [25] Y. Meng, K. Zheng, W. Li, Y. Zhou, R. Qin, and Z. Tang, “Research of key technology for microscopic image processing platform in sugar cane crystallization process,” *Chem. Eng. Trans.*, vol. 46, no. 2010, pp. 1339–1344, 2015.
- [26] N. Otsu, “A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms,” *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.*, vol. 9, no. 1, pp. 62–66, 1979.
- [27] M. E. Bahrami and M. Honarvar, “Measurement of Morphological Characteristics of Raw Cane Sugar,” vol. 5, no. 2, pp. 11–18, 2015.
- [28] I. D. Mironescu, F. Paper, F. Technologies, P. Section, and F. Science, “Image Analysis for Crystallization Process,” vol. XII, no. 1, pp. 7–12, 2006.
- [29] F. International, “The sucrose crystal : Fundamentals,” vol. II, no. 1959, 2016.
- [30] B. Gaillac, “Further progress on crystal growth on- line monitoring,” no. May, 2015.
- [31] H. L. Correa and S. Nope, “Visión Artificial. Modelo y Calibración de Cámaras,” *Curso Visión Artif. Univ. del Val.*, 1996.
- [32] S. Upadhyay, S. K. Singh, M. Gupta, and A. K. Nagawat, “Linear and Non-Linear Camera Calibration Techniques,” *J. Glob. Res. Comput. Sci.*, vol. 2, no. 5, 2011.
- [33] J. Liu, Z. Zeng, B. Wang, and T. Li, “Research of vision localization and measuring system for magnetic field distribution,” *9th Int. Conf. Control. Autom. Robot. Vision, 2006, ICARCV '06*, 2006.
- [34] A. Romero-manchado, ““ Calibración de cámaras no métricas por el método de las líneas rectas ,”” no. January 1999, 2015.
- [35] S. Liu, D. Xu, D. Zhang, and Z. Zhang, “High Precision Automatic Assembly Based on Microscopic Vision and Force Information,” *IEEE Trans. Autom. Sci. Eng.*, pp. 1–12, 2014.
- [36] Z. Zhang, “A Flexible New Technique for Camera Calibration (Technical Report),” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 22, no. 11, pp. 1330–1334, 2002.
- [37] Y. Zhou and B. J. Nelson, “Calibration of a parametric model of an optical microscope,” *Opt. Eng.*, vol. 38, no. 12, pp. 1989–1995, 1999.
- [38] M. Ammi, V. Frémont, and A. Ferreira, “Automatic camera-based microscope calibration for a telerobotic manipulation system using a virtual pattern,” *IEEE Trans. Robot.*, vol. 25, no. 1, pp. 184–191, 2009.
- [39] J. Pan, Y. Niu, and Y. Xing, “A fast calibration method of optical microscopes,” *Int. Conf. Signal Process. Proceedings, ICSP*, vol. 2, pp. 943–946, 2012.
- [40] R. M. Haralick and L. G. Shapiro, “Image segmentation techniques,” *Comput. Vision, Graph. Image Process.*, vol. 29, no. 1, pp. 100–132, 1985.

7. ANEXOS

ANEXO 1. PSEUDOCÓDIGOS

Identificación de Cristales

```

 $I_1 \leftarrow \text{imread}(\text{Imagen1})$ 
 $I_2 \leftarrow \text{ConversionGray}(I_1)$ 
 $\text{mascara} \leftarrow [1/9] * [1 \ 1 \ 1; 1 \ 1 \ 1; 1 \ 1 \ 1]$ 
 $I_3 \leftarrow \text{imfilter}(I_2, \text{mascara})$ 
 $I_4 \leftarrow \text{Binarización}(I_3)$ 
 $\text{SE1} \leftarrow \text{strel}(\text{Disco}, \text{radio: } 10)$ 
 $I_5 \leftarrow \text{imopen}(I_4, \text{SE1})$ 
 $I_6 \leftarrow \text{imfill}(I_5)$ 
 $I_7 \leftarrow \text{Eliminación}(I_6)$ 
 $\text{Sc} \leftarrow \text{NetClassification}(I_7)$ 
 $I_8 \leftarrow \text{ClasificaciónConglomerados}(I_7, \text{Sc})$ 
 $I_9 \leftarrow \text{MejoramientoConvexidad}(I_8)$ 
 $C \leftarrow \text{DetecciónEsquinas}(I_9)$ 
 $D \leftarrow \text{Medidas}(C)$ 
 $\text{Media1} \leftarrow \text{mean}(D)$ 
 $\text{MA} \leftarrow \text{mean}(\text{Media1})$ 
 $\text{CV} \leftarrow \text{std}(D)/\text{MA}$ 

```

Conversión Escala de Grises

Función ConversionGray(Imagen)

Var: Salida

Inicio

Si Color de Imagen es diferente de 'grayscale' e 'indexed' entonces

Salida $\leftarrow \text{rgb2gray}(\text{Imagen})$

Si Color de Imagen es diferente de 'grayscale' e igual a 'indexed' entonces

```

    Salida  $\leftarrow$  ind2gray(Imagen)
Fin Si
Retornar Salida
Fin Función

```

Binarización

```

Función Binarización(Imagen)
Var: Salida, level, umbral
Inicio
    level  $\leftarrow$  graythresh(Imagen)
    umbral  $\leftarrow$  Nivel * 255
    Salida  $\leftarrow$  and(Imagen, Imagen  $\geq$  umbral)
    Retornar Salida
Fin Función

```

Eliminación

```

Función Eliminación(Imagen)
Var: Salida, L, propied, s, d
Inicio
    L  $\leftarrow$  bwlabel(Imagen)
    propied  $\leftarrow$  regionprops(L)
    s  $\leftarrow$  find(propied.Area < median(propied.Area))
    Imagen  $\leftarrow$  imclearborder(Imagen)
    Desde n = 1 hasta longitud de s Hacer
        d  $\leftarrow$  round(propied(s(n)).BoundingBox)
        Imagen(d(2) hasta d(2) + d(4), d(1) hasta d(1) + d(3))  $\leftarrow$  0
    Fin Desde
    Salida  $\leftarrow$  Imagen
    Retornar Salida

```

Fin Función

Red Neuronal para Clasificación

Función NetClassification(Imagen)

Var: Salida, L, Ne, propied, Extent, Cir, Elong, AspRatio, LConv, NeConv, propiedConv, d, C_r, C_c, Ncorresp, CA, CP, Pe

Inicio

Load('Red.mat')

[L Ne] ← bwlablel(Imagen)

propied ← regionprops(L)

Desde n = 1 hasta Ne Hacer

Extent(n) ← propied(n).Extent

Fin Desde

Desde n = 1 hasta Ne Hacer

Area(n) ← propied(n).Area

Peri(n) ← propied(n).Perimeter

Fin Desde

Desde n = 1 hasta Ne Hacer

$$Cir(n) \leftarrow \frac{Peri(n)^2}{4 * \pi * Area(n)}$$

Fin Desde

Desde n = 1 hasta Ne Hacer

$$Elong(n) \leftarrow \frac{propied(n).MajorAxisLength}{propied(n).MinorAxisLength}$$

Fin Desde

Desde n = 1 hasta Ne Hacer

$$AspRatio(n) \leftarrow \frac{(propied(n).MajorAxisLength)}{(propied(n).EquivDiameter)}$$

Fin Desde

$Itemp \leftarrow MConvex(Imagen)$

$[LConv \ NeConv] \leftarrow bwlabel(Itemp)$

$propiedConv \leftarrow regionprops(LConv)$

Desde $n = 1$ *hasta* Ne *Hacer*

$d \leftarrow round(propied(n).BoundingBox)$

$[C_r \ C_c] \leftarrow find(LConv(d(2) \text{ hasta } d(2) + d(4), d(1) \text{ hasta } d(1) + d(3)) \neq 0)$

$NCorresp \leftarrow LConv(d(2) + C_r(1) - 1, d(1) + C_c(1) - 1)$

$$CA(n) \leftarrow \frac{propied(n).Area}{propiedConv(NCorresp).Area}$$

$$CP(n) \leftarrow \frac{propiedConv(NCorresp).Perimeter}{propied(n).Perimeter}$$

Fin Desde

$Pe \leftarrow [Extent \ Cir \ Elong \ AspRatio \ CA \ CP]$

Desde $n = 1$ *hasta* Ne *Hacer*

$Salida(:, n) \leftarrow abs\left(round\left(sim(net, Pe(1 \text{ hasta } 6, n))\right)\right)$

Fin Desde

$Salida \leftarrow find(Salida(1, :))$

Retornar Salida

Fin Función

Clasificación de Conglomerados

Función $ClasificaciónConglomerados(Imagen, Sc)$

Var: $Salida, L, Ne, propied, Enu, Sn, CGA, d1, d2, Itemp1, Itemp2$

Inicio

```

[L Ne] ← bwlabel(Imagen)
propied ← regionprops(L)
Enu ← Desde 1 hasta Ne
Sn ← setdiff(Enu, Sc)
CGA(:, :, 1) ← Imagen    CGA(:, :, 2) ← Imagen    CGA(:, :, 3) ← zeros(size(Imagen))
Desde n = 1 hasta longitud de Sc Hacer
    d1 ← round(propied(Sc(n)).BoundingBox)
    Itemp1 ← L(d1(2) hasta d1(2) + d1(4), d1(1) hasta d1(1) + d1(3))
    Desde i = 1 hasta (d1(4) + 1) Hacer
        Desde j = 1 hasta (d1(3) + 1) Hacer
            Si Itemp1(i, j) es igual a Sc(n) entonces
                CGA(d1(2) + i - 1, d1(1) + j - 1, 1) ← 0
            Fin Si
        Fin Desde
    Fin Desde
Fin Desde

Desde n = 1 hasta longitud de Sn Hacer
    d2 ← round(propied(Sn(n)).BoundingBox)
    Itemp2 ← L(d2(2) hasta d2(2) + d2(4), d2(1) hasta d2(1) + d2(3))
    Desde i = 1 hasta (d2(4) + 1) Hacer
        Desde j = 1 hasta (d2(3) + 1) Hacer
            Si Itemp2(i, j) es igual a Sn(n) entonces
                CGA(d2(2) + i - 1, d2(1) + j - 1, 2) ← 0
            Fin Si
        Fin Desde
    Fin Desde
Fin Desde

Salida ← CGA

```

Retornar Salida

Fin Función

Mejoramiento por Convexidad

Función MConvex(Imagen)

Var: Salida, X1, L, Ne, r, c, CvH, distance, spacing, numPoints, xLine, yLine, rows, columns

Inicio

$[L \text{ } Ne] \leftarrow \text{bwlabel}(\text{Imagen})$

$X1 \leftarrow \text{zeros}(\text{size}(\text{Imagen}))$

Desde $n = 1$ hasta Ne Hacer

$[r \text{ } c] \leftarrow \text{find}(L == n)$

$CvH \leftarrow \text{convhull}(c, -r)$

Desde $i = 1$ hasta (logitud de $CvH - 1$) Hacer

$\text{distance} \leftarrow \text{sqrt}((c(CvH(i)) - c(CvH(i + 1)))^2 + (r(CvH(i)) - r(CvH(i + 1)))^2)$

$\text{spacing} \leftarrow 0.4$

$\text{numPoints} \leftarrow \text{distance}/\text{spacing}$

$xLine \leftarrow \text{linspace}(c(CvH(i)), c(CvH(i + 1)), \text{numPoints})$

$yLine \leftarrow \text{linspace}(r(CvH(i)), r(CvH(i + 1)), \text{numPoints})$

$\text{rows} \leftarrow \text{round}(yLine)$

$\text{columns} \leftarrow \text{round}(xLine)$

Desde $j = 1$ hasta logitud de $xLine$ Hacer

$X1(\text{rows}(j), \text{columns}(j)) \leftarrow 1$

Fin Desde

Fin Desde

Fin Desde

$\text{Salida} \leftarrow \text{imfill}(X1)$

Retornar Salida

Fin Función

Detección de Esquinas*Función DetecciónEsquinas(Imagen)**Var: Salida, B, C, boundary, z1, z2, z3, z4, u1, u2, u3, u4**Inicio* *$B \leftarrow \text{bwboundaries}(\text{Imagen})$* *Desde $k = 0$ hasta (longitud de $B - 1$) Hacer* *$\text{boundary} \leftarrow B(k + 1)$* *$z1 \leftarrow \min(\text{boundary}(:,1))$* *$C(1, (2 * k) + 1) \leftarrow z1$* *$u1 \leftarrow \text{find} ([\text{boundary}(:,1)] == z1,1)$* *$C(1, (2 * k) + 2) \leftarrow \text{boundary}(u1,2)$* *$z2 \leftarrow \max(\text{boundary}(:,1))$* *$C(2, (2 * k) + 1) \leftarrow z2$* *$u2 \leftarrow \text{find} ([\text{boundary}(:,1)] == z2,1)$* *$C(2, (2 * k) + 2) \leftarrow \text{boundary}(u2,2)$* *$z3 \leftarrow \min(\text{boundary}(:,2))$* *$C(3, (2 * k) + 2) \leftarrow z3$* *$u3 \leftarrow \text{find} ([\text{boundary}(:,2)] == z3,1)$* *$C(3, (2 * k) + 1) \leftarrow \text{boundary}(u3,1)$* *$z4 \leftarrow \max(\text{boundary}(:,2))$* *$C(4, (2 * k) + 2) \leftarrow z4$* *$u4 \leftarrow \text{find} ([\text{boundary}(:,2)] == z4,1)$* *$C(4, (2 * k) + 1) \leftarrow \text{boundary}(u4,1)$* *Fin Desde**Salida $\leftarrow C$* *Retornar Salida**Fin Función*

Medidas*Función Medidas(C)**Var: Salida, Cx, Cy, k, Dist**Inicio* $k \leftarrow 1$ *Desde $i = 1$ con saltos de 2 hasta longitud de C Hacer* $Dist(1, k) \leftarrow \sqrt{((C(1, i) - C(3, i)) * Cy)^2 + ((C(1, i + 1) - C(3, i + 1)) * Cx)^2}$ $Dist(2, k) = \sqrt{((C(2, i) - C(4, i)) * Cy)^2 + ((C(2, i + 1) - C(4, i + 1)) * Cx)^2}$ $Dist(3, k) = \sqrt{((C(2, i) - C(3, i)) * Cy)^2 + ((C(2, i + 1) - C(3, i + 1)) * Cx)^2}$ $Dist(4, k) = \sqrt{((C(1, i) - C(4, i)) * Cy)^2 + ((C(1, i + 1) - C(4, i + 1)) * Cx)^2}$ $k \leftarrow k + 1$ *Fin Desde* $Salida(1, :) \leftarrow \max(Dist(1: 2, :))$ $Salida(2, :) \leftarrow \max(Dist(3: 4, :))$ *Retornar Salida**Fin Función*

ANEXO 2. TABLAS DE FUNCIONES Y VARIABLES

Función	Entradas (Inputs)	Salidas (Outputs)	Descripción
uigetfile	File name	File name	Abre un cuadro de diálogo para seleccionar un archivo.
imread	File name	Image data	Lee la imagen del archivo gráfico dado.
imfilter	Image, Filter	Filtered image	Filtra la imagen con el arreglo dado.
strel	Element type, size	Structuring Element	Crea un elemento estructural.
imopen	Image, Structuring Element	Opened image	Realiza apertura morfológica con el elemento estructural dado.
imfill	Binary image	Filled image	Realiza operación de relleno morfológico.
imfinfo	File name	Information	Provee información de un archivo gráfico.
strcmp	Input text	True or False	Compara si los textos son idénticos.
rgb2gray	Color image	Grayscale image	Convierte una imagen a color en una imagen en escala de grises.
Ind2gray	Indexed image	Grayscale image	Convierte una imagen indexada en una en escala de grises.
graythresh	Image	Level	Calcula el valor del umbral global de la imagen de entrada utilizando el método de Otsu.
and	Numbers	Number	Realiza la operación lógica AND.
bwlabel	Binary image	Label matrix, number objects	Etiqueta los elementos conectados en una imagen binaria.
regionprops	Binary image	Measurement values	Mide las propiedades de las diferentes áreas en la imagen.
find	Input array	Indices	Encuentra los índices y los valores de los elementos distintos de cero en un arreglo.
imclearborder	Image	Cleaned image	Elimina los elementos en los bordes de la imagen.
length	Input array	length	Proporciona la longitud del arreglo de entrada.
size	Input array	size	Proporciona el tamaño del arreglo de entrada.
round	Input array	Output array	Redondea al decimal o entero más cercano.
abs	Input array	Output array	Devuelve el valor absoluto del arreglo de entrada.
setdiff	Input arrays	Differences	Encuentra los valores diferentes entre los arreglos.
double	Input array	double array	Transforma a un arreglo con valores de doble precisión.
zeros	size	Array	Crea un arreglo de tamaño definido con valores iguales a cero.
convhull	Coordinate array	2D convex hull	Retorna el casco convexo de las coordenadas de entrada.
linspace	Point interval, Number of points	Array	Retorna un vector de un número de puntos determinado entre los intervalos de entrada.
bwboundaries	Binary image	Coordinates boundary pixel	Devuelve las coordenadas de los píxeles de los bordes de los objetos en la imagen binaria.
min	Input array	Minimum values	Encuentra los valores mínimos en un arreglo.
max	Input array	Maximum values	Encuentra los valores máximos en un arreglo.
mean	Input array	Mean	Calcula el promedio de un arreglo.

median	Input array	Median	Calcula el valor medio de un arreglo.
std	Input array	Standard deviation	Calcula la desviación estándar de un arreglo.
hist	Input array, Number bins	counts	Cuenta y grafica el número de elementos pertenecientes a los rangos determinados.
load	File name	Loaded data	Carga los datos guardados.
sim	Model, Parameters	Simulation	Simula un sistema dinámico como es el caso de las redes neuronales.

Función	Entradas (Inputs)	Salidas (Outputs)	Descripción
ConversiónGray	Image	Grayscale image	Realiza la conversión de la imagen de entrada a escala de grises dependiendo de su formato inicial.
Filtrado	Image, Filter	Filtered image	Filtra la imagen de entrada con el arreglo especificado.
Binarización	Grayscale image	Binary image	Realiza la binarización de la imagen de entrada a partir de un valor de umbral global calculado con el método de Otsu.
Apertura	Binary image, Structuring element	Opened image	Realiza la apertura morfológica con base en el elemento estructural especificado.
Relleno	Binary image	Filled image	Hace operación de relleno a la imagen binaria de entrada.
Eliminación	Binary image	Cleaned image	Continúa con un nuevo proceso de filtrado, eliminando los objetos en los bordes de la imagen y aquellos con un tamaño muy pequeño como para ser considerados como ruido.
NetClassification	Cleaned image	Cluster labels	Retorna las etiquetas que identifican a los cristales conglomerados clasificados a partir de una red neuronal.
ClasifiConglo	Cleaned image, labels	Classified image	Realiza un proceso de separación de cristales simples y conglomerados con base en las etiquetas dadas como una de las entradas.
MConvex	Simple crystals image	Enhanced image	Realiza un mejoramiento de la imagen de entrada, rellenando los cristales a partir de operaciones basadas en la convexidad.
DetectEsquinas	Enhanced image	Corner coordinates	Detecta las esquinas de cada uno de los cristales, devolviendo sus coordenadas de ubicación dentro de la imagen.
Medidas	Corner coordinates	Measures	Calcula las distancias entre las esquinas dadas como entradas.

Variable	Tipo	Descripción
Imagen1	Caracteres	Guarda el archivo imagen a analizar.
Info1	Estructura	Información del archivo imagen
I1	Matriz de enteros	Imagen inicial.
I2	Matriz de enteros	Imagen en escala de grises.
I3	Matriz de enteros	Imagen filtrada.
I4	Matriz lógica	Imagen binaria.
I5	Matriz lógica	Imagen tras la apertura morfológica.
I6	Matriz lógica	Imagen rellenada.
I7	Matriz lógica	Imagen totalmente filtrada.
I8	Matriz de enteros	Imagen RGB con clasificación de conglomerados.
I9	Matriz de enteros	Imagen con cristales simples mejorados por convexidad.
mascara	Arreglo	Filtro.
SE1	Elemento estructural	Elemento estructural para realizar operaciones morfológicas.
Sc	Arreglo	Etiquetas de cristales conglomerados.
Sn	Arreglo	Etiquetas de cristales simples.
umbral	Real	Valor de umbral global por método de Otsu.
L, LConv	Matriz de enteros	Imagen con los objetos etiquetados.
Ne, NeConv	Entero	Número de elementos de la imagen.
propied, propiedConv	Estructura	Contiene las propiedades de los elementos de la imagen.
Extent	Arreglo	Contiene los valores de la relación de área con la caja delimitadora de cada cristal.
Cir	Arreglo	Contiene los valores de circularidad de cada cristal.
Elong	Arreglo	Contiene los valores de elongación de los cristales.
AspRatio	Arreglo	Contiene los valores de relación de aspecto de los cristales.
CA	Arreglo	Contiene los valores de convexidad basada en el área de cada cristal.
CP	Arreglo	Contiene los valores de convexidad basada en el perímetro de cada cristal.
Pe	Matriz de reales	Contiene los patrones de entrada a la red neuronal.
CvH	Matriz de enteros	Contiene los puntos de las formas mejoradas por convexidad.
xLine	Arreglo	Puntos en el eje X de las formas convexas.
yLine	Arreglo	Puntos en el eje Y de las formas convexas.
B	Celda	Coordenadas de los bordes de los cristales.
C	Arreglo	Contiene las coordenadas de las esquinas de los cristales.
Dist	Matriz de reales	Medidas de las cuatro caras de los cristales.
D	Arreglo	Medidas de distancia entre las esquinas.
Media1	Arreglo	Contiene los tamaños medios de cada cristal.
MA	Real	Apertura media de la muestra.
CV	Real	Coeficiente de variación de la muestra.

ANEXO 3. DESCRIPCIÓN DEL MÉTODO DE CALIBRACIÓN

Para el proceso de calibración se necesita un patrón con características de fabricación conocidas (medidas). Se fijan puntos característicos en el patrón que puedan ser ubicados con coordenadas métricas fijando un punto de referencia. Se toman imágenes del patrón de calibración con diferentes ubicaciones y orientaciones. Al analizar las imágenes se extraen las coordenadas en el plano imagen de los mismos puntos característicos fijados anteriormente y al tener estas correspondencias de coordenadas se sigue la siguiente expresión (8.1):

$$\begin{cases} X_f = X_0 + a_1 X_b + a_2 Y_b \\ Y_f = Y_0 + b_1 X_b + b_2 Y_b \end{cases} \quad (8.1)$$

Donde X_f y Y_f son las coordenadas imagen en pixeles de los puntos característicos del patrón de calibración, y X_b y Y_b las coordenadas físicas de los mismos puntos.

Al tener estas relaciones de coordenadas, se calculan los valores de X_0 , Y_0 , a_1 , a_2 , b_1 y b_2 por medio de una regresión lineal múltiple.

Los valores del ancho (C_x) y alto (C_y) de los pixeles se calculan siguiendo las siguientes expresiones (8.2):

$$C_x = \frac{\cos \alpha}{a_1}; C_y = \frac{\sin \alpha}{b_1} \quad (8.2)$$

Donde se tiene lo siguiente (8.3):

$$\sin \alpha = \pm \sqrt{\frac{a_1^2 b_1^2 - a_2^2 b_1^2}{a_1^2 b_2^2 - a_2^2 b_1^2}} \quad (8.3)$$

ANEXO 4. TABLA DE CÁLCULO DE ERROR DE CALIBRACIÓN

N° de punto	X (Real)	Y (Real)	X (Imagen)	Y (Imagen)	Error X (μm)	Error Y (μm)
1	0	0	0	0	0	0
2	1	5	1.0354	5.12873	0.0354	0.12873
3	2	5	2.02766	5.17182	0.02766	0.17182
4	3	5	3.0415	5.17182	0.0415	0.17182
5	4	5	4.05533	5.21492	0.05533	0.21492
6	5	2.5	5.04759	3.06	0.04759	0.56
7	6	5	6.06142	5.12873	0.06142	0.12873
8	7	5	7.05368	5.12873	0.05368	0.12873
9	8	5	8.04594	5.12873	0.04594	0.12873
10	9	5	9.08135	5.12873	0.08135	0.12873
11	10	0	10.07361	0	0.07361	0
12	11	5	11.08744	5.21492	0.08744	0.21492
13	12	5	12.0797	5.21492	0.0797	0.21492
14	13	5	13.09353	5.21492	0.09353	0.21492
15	14	5	14.08579	5.21492	0.08579	0.21492
16	15	2.5	15.09963	3.06	0.09963	0.56
17	16	5	16.09189	5.17182	0.09189	0.17182
18	17	5	17.10572	5.17182	0.10572	0.17182
19	18	5	18.11955	5.17182	0.11955	0.17182
20	19	5	19.11181	5.17182	0.11181	0.17182
21	20	0	20.10407	0	0.10407	0
22	21	5	21.09634	5.21492	0.09634	0.21492
23	22	5	22.11017	5.21492	0.11017	0.21492
24	23	5	23.10243	5.21492	0.10243	0.21492
25	24	5	24.11626	5.21492	0.11626	0.21492
26	25	2.5	25.10852	3.0169	0.10852	0.5169
27	26	5	26.12235	5.12873	0.12235	0.12873
28	27	5	27.11462	5.12873	0.11462	0.12873
29	28	5	28.12845	5.12873	0.12845	0.12873
30	29	5	29.14228	5.17182	0.14228	0.17182
31	30	0	30.11297	0.0431	0.11297	0.0431
32	31	5	31.1268	5.17182	0.1268	0.17182
33	32	5	32.14063	5.17182	0.14063	0.17182
34	33	5	33.11132	5.21492	0.11132	0.21492
35	34	5	34.10358	5.21492	0.10358	0.21492
36	35	2.5	35.11742	3.06	0.11742	0.56
37	36	5	36.13125	5.17182	0.13125	0.17182
38	37	5	37.10194	5.17182	0.10194	0.17182

39	38	5	38.11577	5.17182	0.11577	0.17182
40	39	5	39.1296	5.17182	0.1296	0.17182
41	40	0	40.12186	0.0431	0.12186	0.0431
42	41	5	41.1357	5.21492	0.1357	0.21492
43	42	5	42.14953	5.17182	0.14953	0.17182
44	43	5	43.12022	5.17182	0.12022	0.17182
45	44	5	44.13405	5.21492	0.13405	0.21492
46	45	2.5	45.12631	3.06	0.12631	0.56
47	46	5	46.11857	5.12873	0.11857	0.12873
48	47	5	47.13241	5.12873	0.13241	0.12873
49	48	5	48.14624	5.17182	0.14624	0.17182
50	49	5	49.1385	5.17182	0.1385	0.17182
51	50	0	50.13076	0.0431	0.13076	0.0431
52	51	5	51.14459	5.21492	0.14459	0.21492
53	52	5	52.13685	5.21492	0.13685	0.21492
54	53	5	53.15069	5.21492	0.15069	0.21492
55	54	5	54.14295	5.25802	0.14295	0.25802
56	55	2.5	55.11364	3.14619	0.11364	0.64619
57	56	5	56.12747	5.17182	0.12747	0.17182
58	57	5	57.1413	5.21492	0.1413	0.21492
59	58	5	58.13356	5.21492	0.13356	0.21492
60	59	5	59.12582	5.17182	0.12582	0.17182
61	60	0	60.11808	0.0431	0.11808	0.0431
62	61	5	61.15349	5.21492	0.15349	0.21492
63	62	5	62.14575	5.21492	0.14575	0.21492
64	63	5	63.13801	5.21492	0.13801	0.21492
65	64	5	64.15184	5.25802	0.15184	0.25802
66	65	2.5	65.16567	2.8014	0.16567	0.3014
67	66	5	66.17951	5.17182	0.17951	0.17182
68	67	5	67.1502	5.17182	0.1502	0.17182
69	68	5	68.1856	5.12873	0.1856	0.12873
70	69	5	69.17786	5.17182	0.17786	0.17182
71	70	0	70.14855	0	0.14855	0
72	71	5	71.16238	5.17182	0.16238	0.17182
73	72	5	72.17621	5.21492	0.17621	0.21492
74	73	5	73.16848	5.17182	0.16848	0.17182
75	74	5	74.16074	5.21492	0.16074	0.21492
76	75	2.5	75.17457	2.8014	0.17457	0.3014
77	76	5	76.16683	5.17182	0.16683	0.17182
78	77	5	77.13752	5.17182	0.13752	0.17182

79	78	5	78.15135	5.12873	0.15135	0.12873
80	79	5	79.16518	5.17182	0.16518	0.17182
81	80	0	80.15745	0	0.15745	0
82	81	5	81.14971	5.21492	0.14971	0.21492
83	82	5	82.16354	5.21492	0.16354	0.21492
84	83	5	83.1558	5.21492	0.1558	0.21492
85	84	5	84.14806	5.21492	0.14806	0.21492
86	85	2.5	85.14032	2.75831	0.14032	0.25831
87	86	5	86.15415	5.12873	0.15415	0.12873
88	87	5	87.14642	5.12873	0.14642	0.12873
89	88	5	88.16025	5.17182	0.16025	0.17182
90	89	5	89.15251	5.12873	0.15251	0.12873
91	90	0	90.16634	-0.0431	0.16634	0.0431
92	91	5	91.20174	5.12873	0.20174	0.12873
93	92	5	92.17243	5.17182	0.17243	0.17182
94	93	5	93.20784	5.17182	0.20784	0.17182
95	94	5	94.2001	5.17182	0.2001	0.17182
96	95	2.5	95.21393	2.75831	0.21393	0.25831
97	96	5	96.20619	5.12873	0.20619	0.12873
98	97	5	97.22002	5.12873	0.22002	0.12873
99	98	5	98.21228	5.12873	0.21228	0.12873
100	99	5	99.22612	5.08563	0.22612	0.08563
101	100	0	100.23995	-0.1293	0.23995	0.1293
102	0	20	0.02157	20.21321	0.02157	0.21321
103	1	15	1.05697	15.29998	0.05697	0.29998
104	2	15	2.07081	15.21378	0.07081	0.21378
105	3	15	3.0415	15.21378	0.0415	0.21378
106	4	15	4.03376	15.25688	0.03376	0.25688
107	5	17.5	5.04759	17.7135	0.04759	0.2135
108	6	15	6.06142	15.29998	0.06142	0.29998
109	7	15	7.05368	15.17068	0.05368	0.17068
110	8	15	8.04594	15.17068	0.04594	0.17068
111	9	15	9.05978	15.17068	0.05978	0.17068
112	10	20	10.05204	20.21321	0.05204	0.21321
113	11	15	11.06587	15.25688	0.06587	0.25688
114	12	15	12.12284	15.21378	0.12284	0.21378
115	13	15	13.09353	15.21378	0.09353	0.21378
116	14	15	14.08579	15.21378	0.08579	0.21378
117	15	17.5	15.09963	17.7135	0.09963	0.2135
118	16	15	16.11346	15.25688	0.11346	0.25688

119	17	15	17.10572	15.17068	0.10572	0.17068
120	18	15	18.11955	15.17068	0.11955	0.17068
121	19	15	19.11181	15.12759	0.11181	0.12759
122	20	20	20.10407	20.17012	0.10407	0.17012
123	21	15	21.09634	15.25688	0.09634	0.25688
124	22	15	22.11017	15.17068	0.11017	0.17068
125	23	15	23.10243	15.17068	0.10243	0.17068
126	24	15	24.11626	15.17068	0.11626	0.17068
127	25	17.5	25.13009	17.6704	0.13009	0.1704
128	26	15	26.12235	15.21378	0.12235	0.21378
129	27	15	27.11462	15.12759	0.11462	0.12759
130	28	15	28.12845	15.12759	0.12845	0.12759
131	29	15	29.09914	15.08449	0.09914	0.08449
132	30	20	30.0914	20.17012	0.0914	0.17012
133	31	15	31.1268	15.21378	0.1268	0.21378
134	32	15	32.11906	15.12759	0.11906	0.12759
135	33	15	33.13289	15.17068	0.13289	0.17068
136	34	15	34.10358	15.12759	0.10358	0.12759
137	35	17.5	35.11742	17.6704	0.11742	0.1704
138	36	15	36.13125	15.21378	0.13125	0.21378
139	37	15	37.10194	15.08449	0.10194	0.08449
140	38	15	38.11577	15.08449	0.11577	0.08449
141	39	15	39.10803	15.12759	0.10803	0.12759
142	40	20	40.12186	20.17012	0.12186	0.17012
143	41	15	41.1357	15.21378	0.1357	0.21378
144	42	15	42.12796	15.12759	0.12796	0.12759
145	43	15	43.12022	15.12759	0.12022	0.12759
146	44	15	44.11248	15.17068	0.11248	0.17068
147	45	17.5	45.12631	17.6273	0.12631	0.1273
148	46	15	46.11857	15.17068	0.11857	0.17068
149	47	15	47.11083	15.12759	0.11083	0.12759
150	48	15	48.12467	15.08449	0.12467	0.08449
151	49	15	49.11693	15.08449	0.11693	0.08449
152	50	20	50.13076	20.12702	0.13076	0.12702
153	51	15	51.12302	15.21378	0.12302	0.21378
154	52	15	52.13685	15.12759	0.13685	0.12759
155	53	15	53.15069	15.17068	0.15069	0.17068
156	54	15	54.0998	15.17068	0.0998	0.17068
157	55	17.5	55.09207	17.6704	0.09207	0.1704
158	56	15	56.12747	15.21378	0.12747	0.21378

159	57	15	57.16287	15.12759	0.16287	0.12759
160	58	15	58.11199	15.12759	0.11199	0.12759
161	59	15	59.12582	15.17068	0.12582	0.17068
162	60	20	60.11808	20.12702	0.11808	0.12702
163	61	15	61.13192	15.21378	0.13192	0.21378
164	62	15	62.12418	15.12759	0.12418	0.12759
165	63	15	63.13801	15.12759	0.13801	0.12759
166	64	15	64.15184	15.17068	0.15184	0.17068
167	65	17.5	65.12253	17.5842	0.12253	0.0842
168	66	15	66.13636	15.21378	0.13636	0.21378
169	67	15	67.12863	15.08449	0.12863	0.08449
170	68	15	68.16403	15.08449	0.16403	0.08449
171	69	15	69.15629	15.08449	0.15629	0.08449
172	70	20	70.12698	20.12702	0.12698	0.12702
173	71	15	71.14081	15.17068	0.14081	0.17068
174	72	15	72.15464	15.08449	0.15464	0.08449
175	73	15	73.1469	15.08449	0.1469	0.08449
176	74	15	74.13917	15.08449	0.13917	0.08449
177	75	17.5	75.13143	17.5842	0.13143	0.0842
178	76	15	76.14526	15.17068	0.14526	0.17068
179	77	15	77.15909	15.08449	0.15909	0.08449
180	78	15	78.15135	15.08449	0.15135	0.08449
181	79	15	79.14361	15.12759	0.14361	0.12759
182	80	20	80.13587	20.12702	0.13587	0.12702
183	81	15	81.10657	15.25688	0.10657	0.25688
184	82	15	82.14197	15.12759	0.14197	0.12759
185	83	15	83.13423	15.12759	0.13423	0.12759
186	84	15	84.12649	15.17068	0.12649	0.17068
187	85	17.5	85.14032	17.6273	0.14032	0.1273
188	86	15	86.13258	15.17068	0.13258	0.17068
189	87	15	87.14642	15.08449	0.14642	0.08449
190	88	15	88.16025	15.08449	0.16025	0.08449
191	89	15	89.15251	15.04139	0.15251	0.04139
192	90	20	90.14477	20.08392	0.14477	0.08392
193	91	15	91.1586	15.21378	0.1586	0.21378
194	92	15	92.15086	15.08449	0.15086	0.08449
195	93	15	93.1647	15.12759	0.1647	0.12759
196	94	15	94.15696	15.12759	0.15696	0.12759
197	95	17.5	95.12765	17.6273	0.12765	0.1273
198	96	15	96.20619	15.17068	0.20619	0.17068

199	97	15	97.19845	15.08449	0.19845	0.08449
200	98	15	98.19071	15.08449	0.19071	0.08449
201	99	15	99.20455	15.04139	0.20455	0.04139
202	100	20	100.19681	20.04082	0.19681	0.04082
ERROR DE LA RAÍZ CUADRADA DE LA MEDIA (RMSE)					0.013847	0.0028721

ANEXO 5. TIEMPOS DE EJECUCIÓN DEL ALGORITMO

	Tiempos (segundos)	
Imágenes	Octave	Matlab
R1	29.2917	8.8622
R2	21.6812	8.1118
R3	27.7796	8.2341
R4	36.4391	8.4230
R5	31.1258	8.9264
R6	35.4950	7.5080
R7	30.8348	7.3987
R8	33.8219	9.7300
R9	28.0236	9.2833
R10	28.6396	11.3234
R11	30.1207	13.4746
R12	22.7863	12.9062
R13	18.6081	10.1492
R14	30.5777	10.8386
R16	27.7216	11.1157
R17	19.2781	10.9173
R18	24.3114	10.7435
R19	67.9939	10.8808
R20	34.3830	9.5490
R21	30.0927	12.8050
R22	28.6466	14.7378
R23	25.7205	11.7534
R24	20.3132	9.5705
R25	25.3725	12.7318
R26	20.8912	9.4790
PROMEDIO	29.1980	10.3781

ANEXO 6. RESULTADOS DE ANÁLISIS POR TAMIZADO

Muestra: 1	Peso Inicial: 149109.6 mg		Peso Final: 147959.3 mg	
MA: 703.8 μm			CV: 26.12 %	
N° Malla	Apertura (μm)	Peso Retenido (mg)	% Retenido	% Retenido Acumulado
16	1180	2483	1.68	1.68
20	850	13963.8	9.44	11.12
35	500	106319.8	71.86	82.98
40	425	12450.3	8.41	91.39
50	300	9805.3	6.63	98.02
60	250	1630	1.1	99.12
70	212	945.1	0.64	99.76
Recaudador		362	0.24	100

Muestra: 2	Peso Inicial: 151656.7 mg		Peso Final: 151107.7 mg	
MA: 627 μm			CV: 33.16 %	
Nº Malla	Apertura (μm)	Peso Retenido (mg)	% Retenido	% Retenido Acumulado
16	1180	1359.9	0.9	0.9
20	850	9061.2	6	6.9
35	500	102225.2	67.65	74.55
40	425	14721.1	9.74	84.29
50	300	15230.1	10.08	94.37
60	250	3403.4	2.25	96.62
70	212	2964.8	1.96	98.58
Recaudador		2142	1.42	100

Muestra: 3	Peso Inicial: 150848.3 mg		Peso Final: 150713.5 mg	
MA: 626.2 μm			CV: 35.32 %	
Nº Malla	Apertura (μm)	Peso Retenido (mg)	% Retenido	% Retenido Acumulado
16	1180	1552.2	1.03	1.03
20	850	11773	7.81	8.84
35	500	100134.7	66.44	75.28
40	425	13586.2	9.01	84.29
50	300	13592.4	9.02	93.31
60	250	3402.5	2.26	95.57
70	212	3134.2	2.08	97.65
Recaudador		3538.3	2.35	100

Muestra: 4	Peso Inicial: 157454.8 mg		Peso Final: 155272.1 mg	
MA: 715.32 μm			CV: 30.34 %	
Nº Malla	Apertura (μm)	Peso Retenido (mg)	% Retenido	% Retenido Acumulado
16	1180	4480	2.88	2.88
20	850	17393	11.2	14.08
35	500	116724	75.17	89.25
40	425	6275.2	4.04	93.29
50	300	4293.7	2.76	96.05
60	250	3449.2	2.22	98.27
70	212	1428.6	0.92	99.19
Recaudador		1228.4	0.81	100

Muestra: 5	Peso Inicial: 152157.5 mg		Peso Final: 152024.9 mg	
MA: 764.05 μm			CV: 25.82 %	
Nº Malla	Apertura (μm)	Peso Retenido (mg)	% Retenido	% Retenido Acumulado
16	1180	4761.5	3.13	3.13
20	850	21030.3	13.83	16.96
35	500	118606.2	78.02	94.98
40	425	5007.4	3.29	98.27
50	300	997.1	0.66	98.93
60	250	259.5	0.17	99.1
70	212	609.4	0.4	99.5
Recaudador		753.5	0.5	100

Muestra: 6	Peso Inicial: 152996.9 mg		Peso Final: 152723.3 mg	
MA: 757.39 μm			CV: 27.72 %	
Nº Malla	Apertura (μm)	Peso Retenido (mg)	% Retenido	% Retenido Acumulado
16	1180	5345.3	3.5	3.5
20	850	22065	14.45	17.95
35	500	117837.9	77.16	95.11
40	425	4087.5	2.68	97.79
50	300	960.9	0.63	98.42
60	250	362.2	0.24	98.66
70	212	825.4	0.54	99.2
Recaudador		1239.1	0.8	100

Muestra: 7	Peso Inicial: 149245.7 mg		Peso Final: 148695.5 mg	
MA: 671.97 μm			CV: 33.32 %	
Nº Malla	Apertura (μm)	Peso Retenido (mg)	% Retenido	% Retenido Acumulado
16	1180	2220.3	1.5	1.5
20	850	22377.3	15.05	16.55
35	500	91795.4	61.73	78.28
40	425	11408.3	7.67	85.95
50	300	13330.5	8.97	94.92
60	250	3138.5	2.11	97.03
70	212	2815.8	1.89	98.92
Recaudador		1609.4	1.08	100

Muestra: 8	Peso Inicial: 152879.2 mg		Peso Final: 152451.8 mg	
MA: 705.13 μm			CV: 30.3 %	
Nº Malla	Apertura (μm)	Peso Retenido (mg)	% Retenido	% Retenido Acumulado
16	1180	3333	2.19	2.19
20	850	25043	16.43	18.62
35	500	92629.1	60.76	79.38
40	425	11285	7.4	86.78
50	300	16253.5	10.66	97.44
60	250	1523	1	98.44
70	212	1505.7	0.99	99.43
Recaudador		879.5	0.57	100

Muestra: 9	Peso Inicial: 150536 mg		Peso Final: 150017.4 mg	
MA: 704.75 μm		CV: 31.87 %		
Nº Malla	Apertura (μm)	Peso Retenido (mg)	% Retenido	% Retenido Acumulado
16	1180	3794.5	2.53	2.53
20	850	25531.7	17.02	19.55
35	500	89009.7	59.33	78.88
40	425	10883.8	7.26	86.14
50	300	16369.9	10.91	97.05
60	250	1577.4	1.05	98.1
70	212	1683.2	1.12	99.22
Recaudador		1167.2	0.78	100

Muestra: 10	Peso Inicial: 150965.8 mg		Peso Final: 150675.9 mg	
MA: 660.22 μm			CV: 38.52 %	
Nº Malla	Apertura (μm)	Peso Retenido (mg)	% Retenido	% Retenido Acumulado
16	1180	3994.4	2.65	2.65
20	850	16469.8	10.93	13.58
35	500	103681.3	68.81	82.39
40	425	11190.5	7.43	89.82
50	300	2497	1.66	91.48
60	250	838.6	0.56	92.04
70	212	4533.2	3.01	95.05
Recaudador		7471.1	4.95	100

ANEXO 7. RESULTADOS DEL ALGORITMO POR NÚMERO DE IMÁGENES

N° Imágenes	MA (μm)	CV (%)	Error	
			MA (μm)	CV (%)
1	598.76	58.61	165.29	-32.79
2	638.29	49.76	125.76	-23.94
3	686.31	47.16	77.74	-21.34
4	698.71	45.46	65.34	-19.64
5	728.3	44.33	35.75	-18.51
6	733.7	43.6	30.35	-17.78
7	734.53	43.08	29.52	-17.26
8	735.71	40.8	28.34	-14.98
9	734.93	39.56	29.12	-13.74
10	738.88	38.49	25.17	-12.67
11	739.68	36.88	24.37	-11.06
12	740.33	36.12	23.72	-10.3
13	750.45	35.75	13.6	-9.93
14	756.39	35.21	7.66	-9.39
15	760.35	34.67	3.7	-8.85
16	761.14	34.58	2.91	-8.76
17	759.54	36.11	4.51	-10.29
18	768.58	35.43	-4.53	-9.61
19	765.49	34.96	-1.44	-9.14
20	767.06	34.53	-3.01	-8.71
21	766.71	34.14	-2.66	-8.32
22	766.13	34.5	-2.08	-8.68
23	766.18	34.65	-2.13	-8.83
24	774.08	34.45	-10.03	-8.63
25	775.14	34.46	-11.09	-8.64
26	772.46	34.54	-8.41	-8.72
27	771.8	34.24	-7.75	-8.42
28	773.21	34.05	-9.16	-8.23
29	771.84	34.53	-7.79	-8.71
30	773.41	34.18	-9.36	-8.36

Resultados Tamizado	
MA (μm)	CV (%)
764.05	25.82