UNIVERSIDAD MAYOR DE SAN ANDRÉS

FACULTAD DE CIENCIAS PURAS Y NATURALES
CARRERA INFORMÁTICA

TESIS DE GRADO

"ECUALIZACIÓN DEL HISTOGRAMA PARA EL PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES ESTÁTICAS"

PARA OPTAR AL TÍTULO DE LICENCIATURA EN INFORMÁTICA
MENCIÓN: INGENIERIA DE SISTEMAS INFORMÁTICOS

POSTULANTE: HERNY FRANKLIN CHOQUE HUANCA

TUTOR METODOLÓGICO: M.Sc. CUEVAS QUIROZ FRANZ

ASESOR: Ph.D. YOHONI CUENCA SARZURI

NUESTRA SEÑORA DE LA PAZ – BOLIVIA

2018

UNIVERSIDAD MAYOR DE SAN ANDRÉS
FACULTAD DE CIENCIAS PURAS Y NATURALES
CARRERA DE INFORMÁTICA

LA CARRERA DE INFORMÁTICA DE LA FACULTAD DE CIENCIAS PURAS Y NATURALES PERTENECIENTE A LA UNIVERSIDAD MAYOR DE SAN ANDRÉS AUTORIZA EL USO DE LA INFORMACIÓN CONTENIDA EN ESTE DOCUMENTO SI LOS PROPÓSITOS SON ESTRICTAMENTE ACADÉMICOS.

LICENCIA DE USO

El usuario está autorizado a:

a) visualizar el documento mediante el uso de un ordenador o dispositivo móvil.
b) copiar, almacenar o imprimir si ha de ser de uso exclusivamente personal y privado.
c) copiar textualmente parte(s) de su contenido mencionando la fuente y/o haciendo la referencia correspondiente respetando normas de redacción e investigación.

El usuario no puede publicar, distribuir o realizar emisión o exhibición alguna de este material, sin la autorización correspondiente.

TODOS LOS DERECHOS RESERVADOS. EL USO NO AUTORIZADO DE LOS CONTENIDOS PUBLICADOS EN ESTE SITIO DERIVARA EN EL INICIO DE ACCIONES LEGALES CONTEMPLADOS EN LA LEY DE DERECHOS DE AUTOR.

DEDICATORIA

A mi amada familia, por su cariño y comprensión a lo largo de mi vida universitaria, también por los enormes sacrificios que realizaron en esta última etapa de mi carrera.

AGRADECIMIENTO

Al Padre Celestial por las enormes bendiciones recibidas.

A mis Padres por su apoyo incondicional y cariño.

A mí adorada abuela quien con indescriptible amor me impulso a terminar y cumplir esta meta.

A mi hermano quien por el momento está alejado de la familia en una misión de servicio, por su gran ejemplo de positivismo y dedicación.

A mi tutor y asesor por la paciencia bridada.

RESUMEN

El procesamiento digital de imágenes es un paso previo a cualquier aplicación que utilice el análisis de imágenes digitales, lo que nos da la necesidad de constantemente mejorar dichos procedimientos, es entonces que se presenta como parte de tal mejora la ecualización del histograma, que es el proceso de aumentar el rango dinámico de una imagen digital.

El análisis de las técnicas estándar propuestas en la literatura, permite poner en evidencia ciertas dificultades de los algoritmos para distinguir objetos pequeños en algunos casos, o en dificultades típicas de una imagen digital.

En este trabajo, se exhibe una modificación de dichos algoritmos, que corrigen el problema mencionado, y se aplica a una imagen digital sintética para mostrar su eficiencia, lo que nos da como resultado una mejora significativa en la calidad de distinción de la imagen, tales mejoras se aplican posteriormente a fotografías digitales en escala de grises y luego a fotografías en escala de color.

Los Resultados son mostrados claramente al obtener tres nuevos algoritmos que son producto de una modificación de los dos estudiados en la literatura, al someter los cinco algoritmos a una prueba en distintas imágenes según tres métricas de análisis de imagen, se observó un notable cambio, mejora en la calidad y aumento de contraste global de las imágenes.

Palabras Clave: Procesamiento de imágenes, análisis de histogramas, análisis de imágenes digitales, fotografía digital.

ABSTRACT

Digital image processing is a preliminary step to any application that uses the analysis of digital images, which gives us the need to constantly improve these procedures, it is then that the equalization of the histogram is presented as part of such improvement. process of increasing the dynamic range of a digital image.

The analysis of the standard techniques proposed in the literature, allows to put in evidence certain difficulties of the algorithms to distinguish small objects in some cases, or in typical difficulties of a digital image.

In this work, a modification of said algorithms is shown, which correct the aforementioned problem, and is applied to a synthetic digital image to show its efficiency, which gives us as a result a significant improvement in the quality of image distinction, such improvements are then applied to digital photographs in grayscale and then to color scale photographs.

The results are clearly shown by obtaining three new algorithms that are the product of a modification of the two studied in the literature, by submitting the five algorithms to a test in different images according to three metrics of image analysis, a notable change was observed, improvement in the quality and increase in overall contrast of the images.

Keywords: Image processing, histogram analysis, digital image analysis, digital photography.

INDICE

Pág.

CAPÍTULO I

MARCO REFERENCIAL

1.1 Introducción…….. 1

1.2 Antecedentes…… 1

1.3 Planteamiento del problema…….. 4

1.4 Objeto de estudio o de investigación…….....4

1.5 Objetivos

1.5.1 Objetivo General

1.5.2 Objetivo Especifico…….. 4

1.6 Justificación…….. 5

1.7 Hipótesis……5

1.8 Alcances…… 5

1.9 Metodología…….. 6

1.10 Importancia del estudio……. 7

CAPITULO II

MARCO TEORICO

2.1 Imagen digital……8

2.1.2 Pixel…….. 8

2.1.3 Fundamentos del Color……..... 8

2.1.4 Modelos de Color……..... 10

2.2 Procesamiento Digital de Imágenes…….. 13

2.2.1 Áreas relacionadas con Imágenes Digitales…….. 13

2.2.2 Pre – Procesado de Imágenes…… 14

2.2.3 Arquitectura……...14

2.2.4 Etapas básicas de una aplicación en Visión Artificial……...16

2.3 Iluminación……17

2.3.1 Tipos de iluminación artificial…….. 18

2.3.2 Técnicas de iluminación……20

2.3.3 Interacción entre la luz y la materia…….. 21

2.4 Histogramas……...……21

2.4.1 Histograma en Imágenes en escala de Grises……21

2.4.2 Histograma en Imágenes a color……... 24

2.4.3 Interpretación de un Histograma Digital…….. 26

2.5 Ecualización Básica de Histogramas…… 28

2.5.1 Cálculo y normalización del Histograma de una Imagen……. 29

2.5.2 Función de Transformación Estándar para la Ecualización de Histograma……..30

2.5.3 Ecualización de Histogramas basado en una operación sobre funciones de Dominio Continuo……31

CAPITULO III

MARCO APLICATIVO

3.1 Obtención de las Imágenes……33

3.2 Análisis de Histogramas……33

3.2.1 Obtener el Histograma de una Imagen Digital……..33

3.2.2 Obtener el Histograma Acumulado de una Imagen Digital…….…. 36

3.3 Técnicas de Ecualización de Histogramas…… 37

3.3.1 Ecualización de histogramas Estándar…….. 37

3.3.2 Ecualización de Histogramas basado en una operación sobre funciones de Dominio Continuo (BOFDC)……40

3.3.3 Mejora de la Ecualización de Histogramas BOFDC……..…42

3.3.4 Combinación de la técnica Estándar y la mejora de la técnica BOFDC.…..…… 45

3.4 Análisis y Técnicas de ecualización de Histogramas en imágenes a color...…… 46

3.4.1 Ecualización de Histogramas por la técnica Estándar……...……47

3.4.2 Ecualización de Histogramas por la técnica BOFDC……... 48

3.4.3 Ecualización de Histogramas por la técnica BOFDC Mejorada……... 49

3.4.4 Ecualización de Histogramas por el promedio de las técnicas Estándar y BOFDC Mejorada……50

3.5 Descripción y análisis de resultados……. 50

CAPITULO IV

DISCUSION

4.1 Conclusiones…….…… 54

4.2 Recomendaciones……..55

Bibliografía……..56

INDICE DE FIGURAS

Pág.

Figura 1.1: Imagen de Plutón, cortesía de la NASA……. 2

Figura 2.1: Pixeles en matriz componen toda imagen Digital……... 8

Figura 2.2: Representación de una imagen binaria y su matriz……. 12

Figura 2.3: Representación de una imagen de intensidad y su matriz……... 13

Figura 2.4: Gama de especialidades relacionadas con el tratamiento de imágenes…..… 13

Figura 2.5: Metodología de procesamiento de imágenes……...14

Figura 2.6: Subsistemas físicos de un equipo de visión artificial…….. 15

Figura 2.7: Niveles de procesamiento……16

Figura 2.8: Iluminación estándar……... 17

Figura 2.9: a) Imagen en escala de grises, b) Histograma correspondiente…….. 22

Figura 2.10: a) Imagen Original con muestras de baja iluminación, b) Histograma……. 22

Figura 2.11: Histograma Acumulado correspondiente a la figura 2.10……23

Figura 2.11: a) Imagen Original, b) Histograma, c) Histograma Acumulado correspondiente……23

Figura 2.12: Ejemplo de Histograma Acumulado de una Imagen Ecualizada……..… 24

Figura 2.13: Imagen dividida en sus canales de color RGB…….. 25

Figura 2.14: Histogramas en imágenes multicanal…… 25

Figura 2.15: a) Canal R con su respectivo histograma, b) Canal G con su respectivo histograma, c) Canal B con su respectivo histograma…… 26

Figura 2.16: Histograma de Imagen Subexpuesta, a) Escala de Grises, b) Imagen a color…… 27

Figura 2.17: Histograma de Imagen expuesta, a) Escala de Grises b) Imagen a color…. 28

Figura 2.18: Histograma de Imagen Sobrexpuesta, a) Escala de Grises b) Imagen a color……28

Figura 2.19: a) Histograma antes de la ecualización b) Histograma después de la ecualización……29

Figura 2.20: Ecualización de histograma, se muestran superpuestos los histogramas….. 30

Figura 3.1: a) Imagen sintética a Analizar, b) Histograma hallado……...…… 34

Figura 3.2: a) Fotografía a Analizar, b) Histograma correspondiente…….. 35

Figura 3.3: a) Imagen con poca Iluminación, b) Histograma correspondiente……. 36

Figura 3.4: Histograma Acumulativo con respecto a la figura 3.2 a……. 36

Figura 3.5: Histograma Acumulativo con respecto a la figura 3.3 a……..37

Figura 3.6: a) Resultado Ecualización Estándar con respecto a la figura 3.2, b) Histograma ecualizado……39

Figura 3.7: a) Resultado Ecualización Estándar con respecto a la figura 3.3, b) Histograma ecualizado Estándar……39

Figura 3.8: a) Resultado Ecualización BOFDC con respecto a la figura 3.2, b) Histograma ecualizado BOFDC……. 41

Figura 3.9: a) Resultado Ecualización BOFDC con respecto a la figura 3.3, b) Histograma ecualizado BOFD…… 41

Figura 3.10: Histograma con problema de color predominante……42

Figura 3.11: Histograma del negativo de la imagen…….. 43

Figura 3.12: Optimización de la Ecualización de Histogramas por la técnica BOFDC… 43

Figura 3.13: Imagen sintética Original…….. 43

Figura 3.14: Original Ecualizado…….. 44

Figura 3.15: Negativo…… 44

Figura 3.16: Negativo Ecualizado……. 44

Figura 3.17: Negativo (Negativo Ecualizado)……...… 44

Figura 3.18: Promedio……... 44

Figura 3.19: Ecualización Estándar Mejorada……... 45

Figura 3.20: Resultado del promedio…… 46

Figura 3.21: Imagen RGB a Ecualizar…….. 46

Figura 3.22: Histogramas de los niveles de Color RGB con respecto a la figura 3.21…..47

Figura 3.23: Ecualización Estándar……47

Figura 3.24: Histogramas de los niveles de Color RGB con respecto a la figura 3.23…..48

Figura 3.25: Ecualización BOFDC…… 48

Figura 3.26: Histogramas de los niveles de Color RGB respectivamente con respecto a la figura 3.25……48

Figura 3.27: Ecualización BOFDC Mejorada……49

Figura 3.28: Histogramas de los niveles de Color RGB respectivamente con respecto a la figura 3.27…… 49

Figura 3.29: Ecualización Promedio……. 50

Figura 3.30: Histogramas de los niveles de Color RGB respectivamente con respecto a la figura 3.29…… 50

Figura 3.31: a) Imagen Original, b) Ecualización Estándar, c) Ecualización Estándar Mejorada, d) Ecualización BOFDC, e) Ecualización BOFDC Mejorada, f) Ecualización Promedio……. 52

INDICE DE TABLAS

Tabla 2.1 Características de cada uno de los tipos de iluminación artificial……..……... 18

Tabla 3.1 Resultados de la comparación según las métricas establecidas……..53

INDICE DE ALGORITMOS

Algoritmo 3.1: Cálculo del Histograma de una imagen en escala de grises……..…. 34

Algoritmo 3.2: Bucles para obtener el histograma acumulativo…… 36

Algoritmo 3.3: Bucle de Distribución para Ecualización Estándar del Histograma de una imagen en escala de Grises……. 38

Algoritmo 3.4: Bucle de Distribución para ecualización de Histogramas BOFDC…... 40

CAPITULO I

MARCO REFERENCIAL

1.1 Introducción

El campo de investigación en visión artificial ha avanzado notablemente en los últimos años y es empleado para múltiples usos, la biometría, la clasificación de imágenes o la seguridad.

Por tal motivo las técnicas de procesamiento de imágenes, es decir, la inspección de materiales por métodos ópticos también está progresando. Ante la eventualidad de obtener imágenes de bajo rango dinámico, que desde el punto de vista visual significa bajo contraste de la imagen, es necesario disponer de técnicas computacionales que resuelvan el problema. El procedimiento más utilizado descrito en la literatura técnica consiste en la ecualización del histograma de la imagen. Esta técnica es aplicable en forma directa a imágenes en tonos de grises. También se puede utilizar en imágenes en color, si se aplica en el plano de luminancia o intensidad, según el modelo de color elegido.

El procesamiento o tratamiento digital de imágenes consiste en procesos algorítmicos que transforman una imagen en otra en donde se resalta cierta información de interés, y/o se atenúa o elimina información irrelevante para la aplicación. Así, las tareas del procesamiento de imágenes comprenden la supresión de ruido, mejoramientos de contraste, eliminación de efectos no deseados en la captura como difuminaciones o distorsiones por efectos ópticos o de movimiento, mapeos geométricos, transformaciones de color, etc. (Moya, 2012)

La ecualización del histograma es un proceso para aumentar el rango dinámico de una imagen digital. En este trabajo, se exhibirán las diferentes técnicas de ecualización de histograma para ver la solución óptima de realce de características según la imagen y su respectiva aplicación.

1.2 Antecedentes

Se puede decir que los primeros intentos de manipulación, almacenamiento y transmisión de imágenes surgieron en 1920, cuando se desarrolló un sistema de transmisión de fotografías a través de un cable transatlántico usando códigos telegráficos. Este sistema permitía una codificación de la imagen en 5 niveles de gris, y luego fue mejorado a 15 niveles de gris en 1929. Este sistema redujo la transmisión de imágenes de calidad para la publicación en periódicos, de dos semanas (tiempo requerido para el envío por barco) a alrededor de quince minutos (Gonzales, 1987).

Estas técnicas tuvieron un renacimiento en 1964 con el procesamiento de las imágenes recibidas del Ranger 7 que transmitía cerca de la luna. Este procesamiento era básicamente la corrección de distintos tipos de distorsión producida por las cámaras de TV. Algunas de las distorsiones que se eliminaron en esa oportunidad fueron:

- La distorsión geométrica producida por la diferencia de velocidades de barrido entre el vidicon en la sonda y el tubo reproductor en la tierra.
- La no linealidad fotométrica debida a una respuesta irregular en el tubo.
- El ruido oscilatorio debido a la contaminación de la señal de televisión por los sistemas electrónicos de la sonda.

Afortunadamente, estos tres problemas se pudieron solucionar y a partir de esta época e impulsado fundamentalmente por el Jet Propulsion Laboratory, el procesamiento digital de imágenes ha cobrado gran importancia en diversos ámbitos de la vida actual. La figura 1.1 muestra una imagen de Plutón, procesada después de haber sido adquirida por el telescopio espacial Hubble después de su reparación (Alvarez G., Guevara G., & Holguin, 2006).

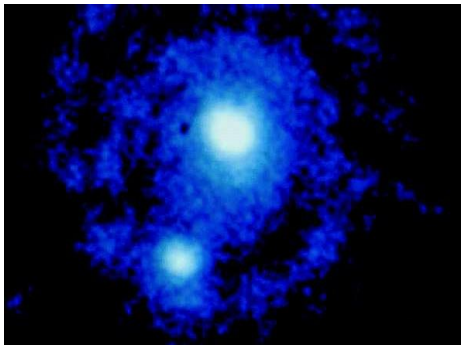


Figura 1.1: Imagen de Plutón, cortesía de la NASA

Fuente: Alvarez, Guevara, & Holguin, 2006

Dentro del procesamiento de imágenes, se pueden distinguir tres tipos de procesamiento para mejorar las características o para evaluar algunos aspectos estadísticos de la escena que se esté analizando. Estos métodos son: Procesamiento óptico, donde se emplean arreglos de lentes para mejorar las características de la imagen. Algunos ejemplos típicos, son los lentes que se emplean para dotar de visión normal a las personas con deficiencias en la visión y los procesos empleados en fotografía, incluyendo los lentes de las cámaras y los de las ampliadoras fotográficas (UNSJ, 2010).

Ya en una epoca actual se cuenta con diversas tecnologías que realizan el trabajo de procesamiento digital de imágenes una de las más reconocidas es ImageJ que puede mostrar, editar, analizar, procesar, guardar, e imprimir imágenes de 8 bits (256 colores), 16 bits (miles de colores) y 32 bits (millones de colores). Puede leer varios formatos de imagen incluyendo TIFF, PNG, GIF, JPEG, BMP, DICOM, FITS, así como formatos RAW. ImageJ aguanta pilas o lotes, una serie de imágenes que comparten una sola ventana, y es multiproceso, de forma que las operaciones que requieren mucho tiempo se pueden realizar en paralelo en hardware multiCPU. ImageJ puede calcular el área y las estadísticas de valor de píxel de selecciones definidas por el usuario y la intensidad de objetos umbral. Puede medir distancias y ángulos. Se puede crear histogramas de densidad y gráficos de línea de perfil. Es compatible con las funciones estándar de procesamiento de imágenes tales como operaciones lógicas y aritméticas entre imágenes, manipulación de contraste, convolución, análisis de Fourier, nitidez, suavizado, detección de bordes y filtrado de mediana. Hace transformaciones geométricas como ampliar, rotación y flips. El programa es compatible con cualquier número de imágenes al mismo tiempo, limitado solamente por la memoria disponible (ImageJ, 2017).

Antes del lanzamiento de ImageJ en 1997, existía un programa de análisis de imagen conocido como NIH Image desarrollado para ordenadores Macintosh de sistema operativo preMac OS X. El desarrollo de este software continúa en la forma de Image SXM, una variante para investigación física de imágenes microscópicas escaneadas. También fue desarrollada una versión para Windows – portada por Scion Corporation, llamada Scion Image for Windows. Ambas versiones están aún disponibles (ImageJ, 2017).

Un trabajo descriptivo reciente en el campo de la ecualización de histogramas, que cabe destacarse es de los alumnos de procesamiento digital de imágenes de la universidad de Utah en 2015, el trabajo está puesto en el siguiente sitio web de Sujin Philip http://www.cs.utah.edu/~sujin/courses/reports/cs6640/project2/ahe.html con esto se prueba experimentalmente la descripción del método del paper "Adaptive Histogram Equalization and its Variations" de Pizer. Allí se listan 8 pasos a seguir para cumplir la ecualización del histograma con interpolación (Universidad de Utah, 2015).

1.3 Planteamiento del problema

El tema de Procesamiento digital de imágenes ha sido grandemente abordado y se ha demostrado que es un campo en el que aún hay mucho por investigar, ya que es la base de campos de prioridad máxima como la visión artificial. Y muchas de las técnicas de Ecualización de Histogramas han dado soluciones a problemas de procesamiento digital de imágenes, por tal motivo la propuesta del problema de investigación es la siguiente:

¿La ecualización de histogramas mejora indiscriminadamente el contraste de una imagen?

1.4 Objeto de estudio o de investigación

Ecualización en la imagen digital.

1.5 Objetivos

1.5.1 Objetivo General

Estudiar las técnicas de Ecualización de Histogramas, que permitan el tratamiento de imágenes estáticas en dos dimensiones con el fin de hacer que el histograma de una imagen sea plano, es

decir, hacer que cada intensidad en el rango de intensidades posibles sea igualmente probable, lo que de hecho mejora el contraste de la imagen.

1.5.2 Objetivos Específicos

- Analizar los histogramas en imágenes digitales estáticas.
- Hacer un estudio de las diferentes técnicas de ecualización de histogramas.
- Implementar un algoritmo con el fin de construir un prototipo que permita la ecualización de histogramas en imágenes estáticas de dos dimensiones.

1.6 Justificación

En este trabajo se realiza un repaso de las técnicas de ecualización de histogramas relacionadas con el procesamiento digital de imágenes. Estas técnicas son fundamentales para la mejora de la calidad de la imagen digital y sus tratamientos y usos posteriores.

Un ejemplo claro se ve denotado en el campo de la medicina donde las imágenes médicas tanto en radiografías, ecografías, resonancias magnéticas y las diferentes técnicas que producen imágenes de aspectos internos del cuerpo o partes de él, se han desarrollado notablemente pero aun así no siempre es posible obtener una imagen 100% nítida y precisa, para esto el procesado de imágenes es una solución óptima ya que el costo de dichas imágenes médicas en muchas ocasiones son muy elevadas.

En el aspecto de Seguridad ciudadana las cámaras de seguridad se han propagado grandemente en las ciudades y son una herramienta muy importante para las investigaciones policiales, pero muchas veces estos delitos son cometidos a altas horas de la noche y con muy poca iluminación, a pesar de que las cámaras contaran con tecnología que aumente la iluminación, las imágenes no siempre son óptimas, entonces también este campo se hallaría altamente beneficiado por la ecualización de histogramas para un mejor procesamiento digital de imágenes.

Una gran ambición es aportar al campo de visión artificial en, y poder facilitar en un futuro la segmentación y clasificación automática de imágenes, con esto se observa que son variados los campos que podrán hallar beneficio en esta investigación.

1.7 Hipótesis

La ecualización de histogramas se puede optimizar para una mejora en el contraste global de la imagen sin pérdida de información.

1.8 Alcances

El presente trabajo está limitado a imágenes en dos dimensiones, el ideal que persigue es que pueda en el futuro mejorar el contraste y realzar la información de interés en imágenes en movimiento. No se investigara ningún otro método de procesamiento digital de imágenes más que el ya citado, que es la Ecualización de histogramas, pero si se mencionara algunas técnicas previas de pre-procesamiento.

Se harán las pruebas correspondientes con diferentes tipos de imágenes.

1.9 Metodología

Se trata de un proyecto de corta duración en cuanto a tiempo, realizado por una sola persona, y con los objetivos bien definidos. Los requerimientos son claros y no existe ningún usuario externo para el que se desarrolle el proyecto, por lo que no se prevén cambios inesperados en los requisitos.

Por lo tanto el proceso más relevante será la toma de imágenes, se utilizara un banco de imágenes estáticas ya escogidas previamente para realizar las pruebas. Se seguirán las siguientes etapas al momento de procesar la imagen y aplicar las técnicas de Ecualización de Histogramas.

Captación: Es el proceso a través del cual se obtiene una imagen visual.
Pre-procesamiento: Incluye técnicas tales como la reducción de ruido.
Ecualización de histograma: Se Aplicaran las técnicas estudiadas.
Comparación: Se hará un análisis de la imagen original con la imagen resultante

Existen herramientas que ayudan a tomar una decisión de los métodos y algoritmos que se aplican a los sistemas de procesamiento de imágenes, debido a que la información gráfica no

siempre responde a resultados de métodos o algoritmos definidos, esto es porque cada sistemas de procesamiento es distinto y las aplicaciones son variadas. (Microsoft, s.f.)

Como el ruido existe tanto en frecuencias altas como en frecuencias bajas, y la imagen sólo tiene valores significativos de amplitud en frecuencias bajas, una forma de suprimir el ruido de la imagen es aplicándole un filtro paso-bajas, para eliminar las componentes de alta frecuencia del ruido. La nitidez es la ausencia de ruido, entre más nítida sea una imagen menos ruido tiene, lo cual se puede apreciar como una resta entre la imagen original y la imagen que contiene ruido, así como la imagen que fue tratada con un filtro para eliminar el ruido. A esta resta se le llama error de estimación, y se puede observar que el error de estimación es menor en la imagen tratada, que en la imagen que contiene ruido. El error de estimación se espera que sea el mínimo entre una imagen nítida y una imagen filtrada. Sin embargo es interesante observar que si la imagen contiene poco ruido, los observadores preferirán las imágenes con ruido, que las imágenes que han sido filtradas (Aranda Delgadillo, Medina Muñoz, Rodriguez Espinoza, & Gonzáles Lopez, 03-02-2017).

1.10 Importancia del estudio

Son citadas a continuación los puntos de aporte a los diversos campos de estudio en el uso de Imágenes Digitales:

- Obtener parámetros de imagen digital eficientes para cada tipo de escenario que se pueda presentar. Esto no solo se limita a campos informáticos sino también al tratamiento de imágenes médicas, imágenes espaciales, imágenes captadas por cámaras de seguridad, etc.
- Utilización de herramientas tecnologías emergentes y poco frecuentes en uso, para tratamiento de imágenes.
- Estudio y comparación de técnicas de mejoramiento de imagen basados en la ecualización de histogramas.
- Muchas tareas simples se están automatizando a medida que la tecnología avanza y con la visión Artificial no será diferente, por ende una mejora en las técnicas de procesado y mejora de imágenes es trascendental.

2 MARCO TEÓRICO

2.1 Imagen Digital

Una imagen digital se compone de una agrupación de pixeles, cada uno con un valor de intensidad o brillo asociado. Una imagen digital se representa mediante una matriz bidimensional, de forma que cada elemento de la matriz se corresponde con cada pixel en la imagen (Benito, 2005).

2.1.2 Pixel

Denominado así a la abreviatura de las palabras en inglés “Picture Element”. Es el menor de los elementos de una imagen al que se puede aplicar individualmente un color o una intensidad o que se puede diferenciar de los otros mediante un determinado procedimiento (Bustos, 2002). En la figura 2.1 pueden verse los múltiples píxeles de colores que componen esa región ampliada de la fotografía. Las imágenes gráficas son formadas por una matriz rectangular de píxeles.

Figura 2.1: Pixeles en matriz componen toda imagen Digital
Fuente: *http://holatelcel.com/holatelcel/te-decimos-que-son-los-pixeles/*, Abr-2018

2.1.3 Fundamentos del Color

El color es pues un hecho de la visión que resulta de las diferencias de percepciones del ojo a distintas longitudes de onda que componen lo que se denomina el "espectro" de luz blanca reflejada en una hoja de papel. Estas ondas visibles son aquellas cuya longitud de onda está comprendida entre los 400 y los 700 nanómetros; más allá de estos límites siguen existiendo radiaciones, pero ya no son percibidos por nuestra vista (Santos, 2010).

Básicamente, los colores que los seres humanos percibimos en un objeto están determinados por la naturaleza de la luz reflejada por el objeto. La luz visible está formada por una banda de frecuencias relativamente estrecha del espectro electromagnético. Un cuerpo que refleje luz que está relativamente equilibrada en todas las longitudes de onda aparece como blanco para el observador. Sin embargo, un cuerpo que tiene una mayor reflectancia en una determinada banda del espectro visible aparece como coloreado. Si la luz es acromática (sin color), su único atributo es la intensidad (o cantidad de luz). Así, el término nivel de gris se refiere a una medida escalar de la intensidad que va del negro al blanco, pasando por los grises (Correa & Chichizola, 2001).

Para describir las características de una fuente cromática de luz, se emplean tres magnitudes básicas:

- La **radiancia**: La cantidad total de energía que sale de la fuente luminosa. Se mide en watios (w).
- La **luminancia**: Se mide en lúmines (Ln). Proporciona una medida de la cantidad de energía que un observador percibe procedente de una fuente luminosa (difiere de la radiancia porque si está fuera del rango que el hombre percibe, esta es nula).
- El **brillo**: Es un descriptor subjetivo que resulta difícil de medir. Incluye la nación acromática de la intensidad, y es uno de los factores fundamentales para describir las sensaciones del color.

Debido a la estructura del ojo humano, todos los colores se ven como combinaciones variables de los denominados tres colores primarios: rojo (R), verde (G), y azul (B). (Santos, 2010)

Los colores primarios se pueden sumar para obtener los colores secundarios de luz: magenta, cián, y amarillo. Mezclando los tres colores primarios, o uno secundario con su color primario opuesto, en las proporciones adecuadas se obtiene luz blanca (Santos, 2010).

Es importante la distinción entre colores primarios de la luz y colores primarios de pigmentos o colorantes. Para los últimos, un color primario se define como algo que absorbe o sustrae un color primario de luz y refleja o trasmite los otros dos. Por lo tanto, los colores primarios de pigmentos son: magenta, cián y amarillo. Y los secundarios son rojo, verde y azul. La

combinación adecuada de los tres pigmentos primarios o de uno secundario con su primario opuesto, produce el negro (Correa & Chichizola, 2001).

Las características generalmente empleadas para distinguir un color de otro son:

- **Brillo**: está relacionado con la noción cromática de intensidad.
- **Tono**: representa el color dominante en una mezcla (por ejemplo, si decimos que un objeto es rojo, amarillo o naranja, estamos especificando su tono).
- **Saturación**: se refiere a la pureza relativa o cantidad de luz blanca mezclada con su tono. Los colores puros del espectro están completamente saturados, colores como el rosa (rojo y blanco) están menos saturados, siendo su grado de saturación inversamente proporcional a la cantidad de luz blanca añadida (Correa & Chichizola, 2001).

2.1.4 Modelos de color

Un modelo de color es la especificación de un sistema de coordenadas tridimensional y de un subespacio de este sistema en el que cada color quede representado por un único punto (Santos, 2010).

La mayoría de los modelos están orientados bien hacia el hardware, o bien hacia aplicaciones donde se pretende manipular el color. Entre los primeros se encuentran los modelos:

- RGB (rojo, verde, azul).
- CMY (cián, magenta, amarillo).
- YIQ (Y= luminicencia, I y Q son dos componentes cromáticos llamados fase y cuadratura). (Correa & Chichizola, 2001)
- Imágenes binarias.
- Imagen de intensidad.

El modelo de color RGB: En este modelo, cada color aparece con sus componentes espectrales primarias de rojo, verde y azul. Este modelo está basado en un sistema de coordenadas cartesianas. El subespacio de color de interés es el cubo de ancho, alto, y largo igual a 1, desde el origen, en el cual los colores RGB están en tres vértices (1,0,0) (0,1,0) (0,0,1) , respectivamente; el cian, magenta, y amarillo en otros tres vértices (0,1,1) (1,0,1) (1,1,0) ,

respectivamente; el negro en el origen (0,0,0); y el blanco en el vértice opuesto (1,1,1) (Santos, 2010).

La escala de grises se extiende del negro al blanco a lo largo de una diagonal del cubo, y los colores son puntos del cubo o de su interior, definidos por vectores que se extienden desde el origen. Por conveniencia, se supone que todos los valores de color han sido normalizados, de forma que el subespacio de interés es el cubo unidad, es decir que todos los valores de R, G, B están en el intervalo [0,1]. Las imágenes del modelo de color RGB consiste en tres planos de imagen independientes, uno por cada color primario, que al combinarlos forman una imagen en color compuesta. (Correa & Chichizola, 2001)

El modelo de color CMY: Como ya se vio, C, M, Y son los colores secundarios de luz, o bien los colores primarios de los pigmentos. Por ejemplo, si se ilumina con luz blanca una superficie recubierta de un pigmento cián, no se refleja luz roja de ella (el cián absorbe la luz roja de la luz blanca) (Santos, 2010).

Este modelo es igual al anterior, pero invirtiendo las posiciones de los colores. Para pasar del modelo RGB al CMY se hace la siguiente operación:

$$(C, M, Y) = (1, 1, 1) - (R, G, B) \qquad (1)$$

Para la conversión inversa (de CMY a RGB) se hace:

$$(R, G, B) = (1, 1, 1) - (C, M, Y) \qquad (2)$$

En ambos casos todos los valores de color están normalizados. (Correa & Chichizola, 2001)

El modelo de color YIQ: Básicamente, el YIQ es una recodificación del RGB. La componente Y de este sistema proporciona toda la información de vídeo que necesita un sistema de televisión monocromática. La conversión de RGB a YIQ se define como:

$$\begin{vmatrix} Y \\ I \\ Q \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 0{,}299 & 0{,}587 & 0{,}114 \\ 0{,}596 & -0{,}275 & -0{,}321 \\ 0{,}212 & -0{,}523 & 0{,}311 \end{vmatrix} \begin{vmatrix} R \\ G \\ B \end{vmatrix} \qquad (3)$$

Para la conversión inversa (de YIQ a RGB), se lleva a cabo la operación matricial inversa (3). La principal ventaja del modelo YIQ en el procesamiento de imágenes es que la luminancia (Y) y la información del color (I y Q) están desacopladas. (Correa & Chichizola, 2001)

Imágenes binarias: Se corresponde con una profundidad de color de 1 bit. La imagen está formada por píxeles blancos o píxeles negros puros.

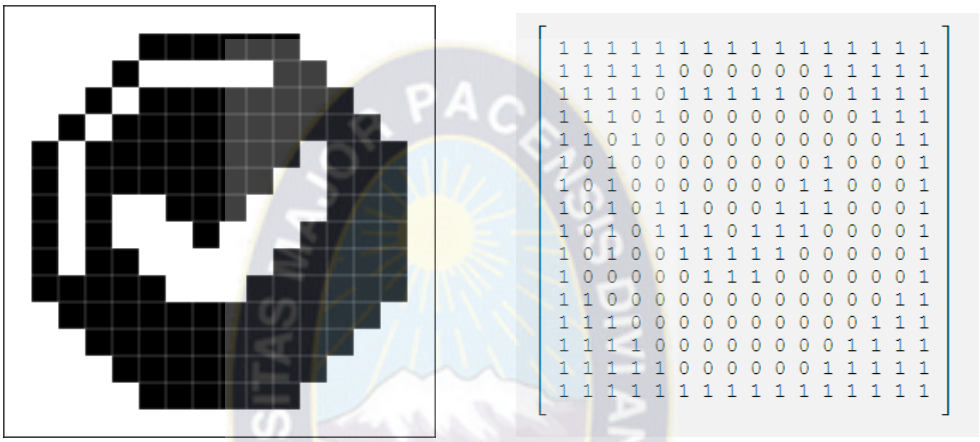


Figura 2.2: Representación de una imagen binaria y su matriz
Fuente: Platero Dueñas, 2009

Imagen de intensidad: Maneja el canal negro y permite 256 tonos de gris entre el blanco y negro puros.

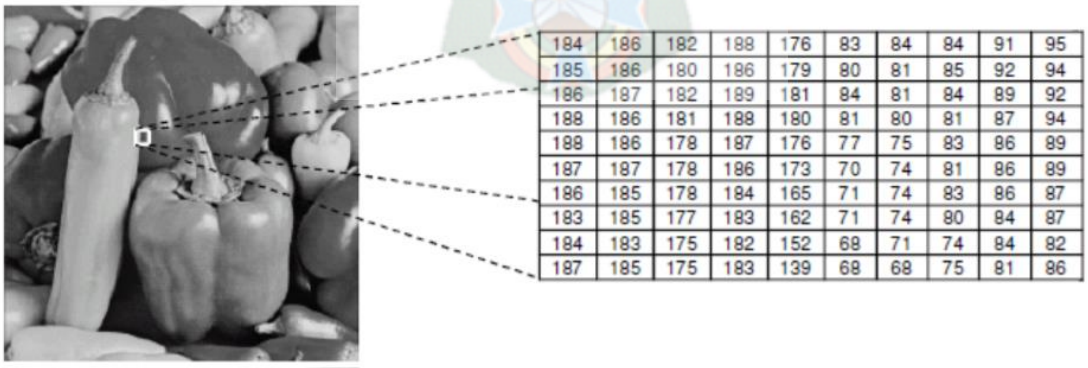


Figura 2.3: Representación de una imagen de intensidad y su matriz
Fuente: OpenCV, 2017

2.2 Procesamiento Digital de Imágenes

2.2.1 Áreas Relacionadas con Imágenes digitales

El uso del computador para tratar imágenes se ha especializado en los últimos años, y se distinguen las siguientes áreas:

- Adquisición de imágenes
- Procesamiento de imágenes
- Análisis de imágenes
- Comprensión de imágenes
- Visión por computador
- Visión industrial

No existe consenso en la literatura técnica sobre dónde inicia y dónde termina cada una de estas áreas; sin embargo, si es común colocar en la gama de especialidades al procesamiento de imágenes en un extremo y a la visión por computador en el otro. En la figura 2.4 se esbozan las áreas, enfatizando la diferencia entre ellas de acuerdo al tipo de información éstas producen (Moya, 2012).

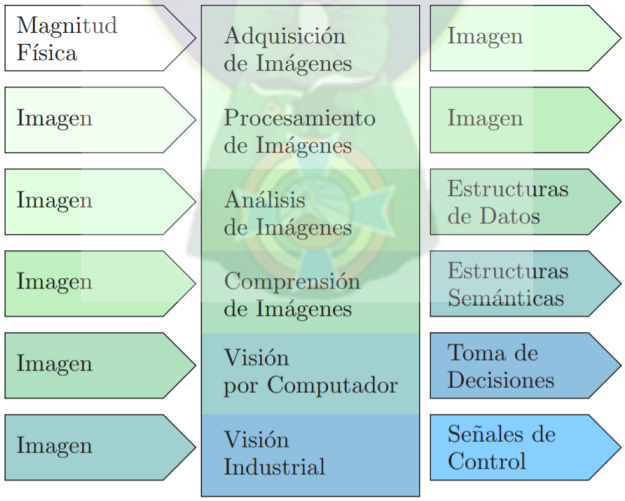


Figura 2.4: Gama de especialidades relacionadas con el tratamiento de imágenes
Fuente: Moya, 2012

2.2.2 Pre – Procesado de Imágenes

En la adquisición de imágenes existen factores físicos difíciles de controlar, entre los que se pueden citar los niveles bajos de iluminación, la reflexión sobre los objetos y el ruido aleatorio, que hacen que las imágenes no presenten siempre una buena calidad para su utilización, por estas razones es necesario un mejoramiento de la imagen utilizando técnicas de reducción del área de trabajo, técnicas de reducción del ruido y técnicas de realce de contraste. Ver figura 2.6. Permitiendo que etapas posteriores como la de extracción de características y clasificación tengan mayores porcentajes de acierto. (Alvarez G., Guevara G., & Holguin, 2006)

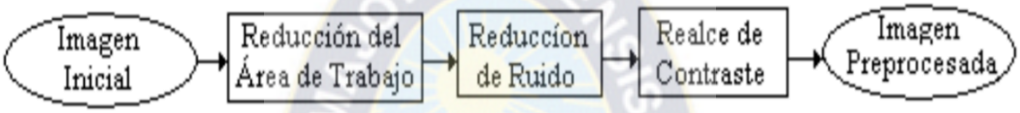


Figura 2.5: Metodología de procesamiento de imágenes
Fuente: Alvarez G., Guevara G., & Holguin, 2006

2.2.3 Arquitectura

Los dos pilares del sistema físico de visión artificial son: el sistema de formación de las imágenes y el sistema de procesamiento de éstas. En el primer apartado estaría constituido por el subsistema de iluminación, de captación de la imagen y de adquisición de la señal en el computador. Una vez introducida la señal en el computador, ésta es procesada mediante los algoritmos para transformarla en información de alto nivel. La cual puede ser utilizada para su representación visual, para actuar en el planificador de un robot o ser fuente de datos para un autómata programable. En definitiva, múltiples periféricos pueden ser receptores de esta información y vincularse con el sistema de procesamiento de las imágenes (Sucar & Gómez, 2016).

Desgranado las peculiaridades de cada subsistema, éstas tienen las siguientes reflexiones introductorias:

- **Subsistema de iluminación:** conjunto de artefactos que producen radiación electromagnética para que incidan sobre los objetos a visualizar. Se puede citar algunos elementos como lámparas, pantallas fotográficas, filtros de luz, láseres, etc.

• **Subsistema de captación:** son los transductores que convierten la radiación reflejada luminosa en señales eléctricas. Fundamentalmente se habla de las cámaras CCD, no sólo en el espectro visible, sino que van desde la radiación gamma hasta la radiofrecuencia o microondas, dando paso a sensores de ultrasonidos, sonar, radar, telescopía, etc.

• **Subsistema de adquisición**: la señal eléctrica procedente de las cámaras forman la señal de vídeo. Hay una tendencia creciente a que su naturaleza sea de tipo digital, pero todavía existen muchas señales de vídeo de carácter analógico (CCIR, PAL, RS170, NTSC,…). Para ser tratadas hay que muestrearlas y cuantificarlas. Ambas tareas son realizadas por las tarjetas de adquisición. También se las llama frame grabbers. Se depositan en el bus de expansión del computador. Hay para buses desde PCI hasta VMP. Recientemente, también se están empleando las tecnologías de USB o FireWire.

• **Subsistema de procesamiento:** Suele ser un computador o un cluster de computadores, dependiendo de las necesidades de los algoritmos de Visión Artificial. Parten de una representación digital de las imágenes y procesan esta información hasta alcanzar otro tipo de información de más alto nivel. La transformación dependerá de la algoritmia.

• **Subsistemas de periféricos:** conjunto de elementos receptores de la información de alto nivel. Puede ser un monitor de altas prestaciones gráficas, un automatismo, una impresora sacando las características.

En la figura 2.6 se muestran los Subsistemas físicos de un equipo de visión artificial

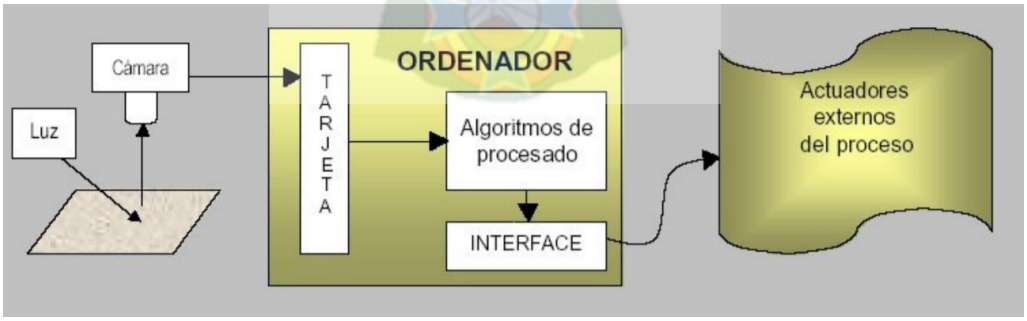


Figura 2.6: Subsistemas físicos de un equipo de visión artificial
Fuente: Sucar & Gómez

2.2.4 Etapas básicas de una aplicación en Visión Artificial

Visión consiste en partir de una imagen (pixeles) y llegar a una descripción (predicados, geometría, etc.) adecuada de acuerdo a nuestro propósito. Como este proceso es muy complejo, se ha dividido en varias etapas o niveles de visión, en cada una se va refinando y reduciendo la cantidad de información hasta llegar a la descripción deseada. Se consideran generalmente tres niveles como se muestra en la figura 2.7:

- Procesamiento de nivel bajo - se trabaja directamente con los pixeles para extraer propiedades como orillas, gradiente, profundidad, textura, color, etc.
- Procesamiento de nivel intermedio - consiste generalmente en agrupar los elementos obtenidos en el nivel bajo, para obtener líneas, regiones, generalmente con el propósito de segmentación.
- Procesamiento de alto nivel - esta generalmente orientada al proceso de interpretación de los entes obtenidos en los niveles inferiores y se utilizan modelos y/o conocimiento a priori del dominio. (Sucar & Gómez, 2016)

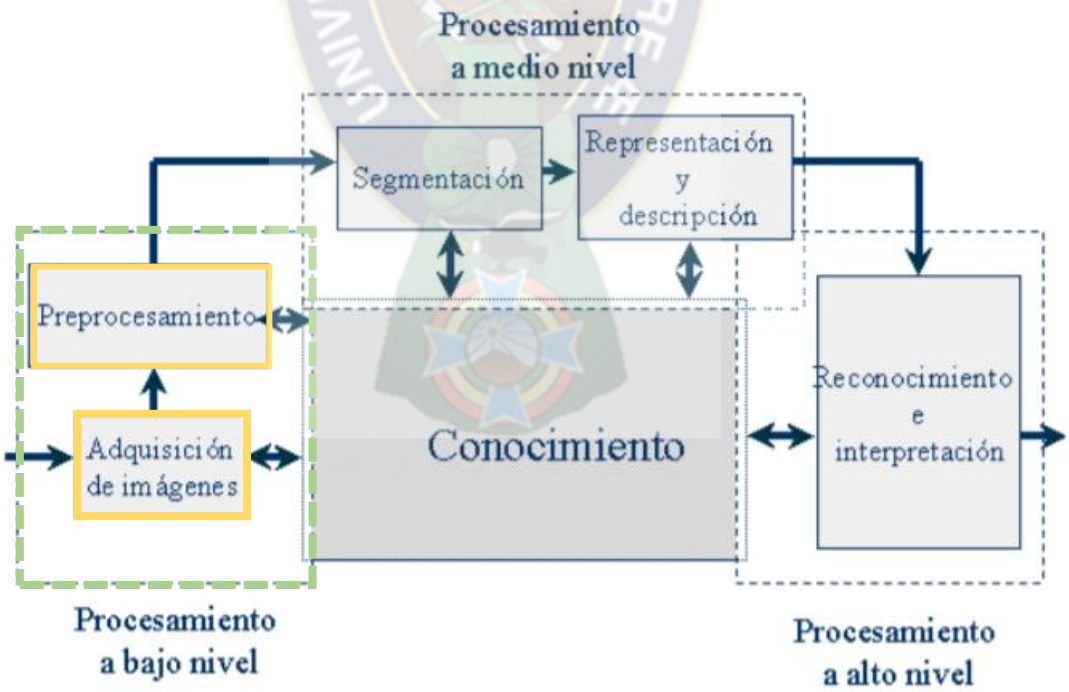


Figura: 2.7 Niveles de procesamiento
Fuente: (Platero Dueñas, 2009)

2.3 Iluminación

La luz fue considerara, hasta el siglo XVIII, como una corriente de corpúsculos. Éstos eran emitidos por los focos luminosos y disminuía su densidad a medida de que se alejaban del foco. Podían penetrar en las sustancias transparentes y se reflejaban en las superficies de los cuerpos opacos.

Cuando los corpúsculos penetraban en el ojo, excitaban el sentido de la vista. Esta teoría corpuscular fue desarrollada por Newton en el siglo XVII y mejorada posteriormente, con el modelo cuántico, por Plank a principios del siglo XX. (Platero Dueñas, 2009)

La correcta elección del sistema de iluminación es una de las partes fundamentales de un sistema de visión y de ello depende en gran parte el éxito de la aplicación. (BCNVisión, 2017)

Figura 2.8: Iluminación estándar
Fuente: BCNVisión, 2017

Las cámaras de visión artificial capturan la luz reflejada en los objetos, obteniendo información lumínica para su posterior análisis. El propósito de la iluminación utilizada en las aplicaciones de visión es controlar la forma en que la cámara ve el objeto. (BCNVisión, 2017)

“No puede analizarse aquello que no puede verse”.

Los objetivos principales de la iluminación son:

- Optimizar el contraste.
- Normalizar cualquier variación de la iluminación ambiente.
- Simplificar el proceso de tratamiento posterior de la imagen (si se utilizan filtros por software el tiempo de procesado se ve incrementado). (BCNVisión, 2017)

En el diseño de sistemas de visión industriales la iluminación no controlada del entorno no suele ser aceptable ya que se obtienen imágenes con bajo contraste, reflexiones especulares, sombras y destellos. Un sistema de iluminación bien diseñado proporciona luz a la escena de forma que la imagen que se obtiene favorezca el posterior proceso sobre la misma, manteniendo e incluso mejorando la información necesaria para la detección y extracción de los objetos y las características de interés. (Alegre Gutiérrez, Pajares Martinsanz, & de la Escalera Hueso, 2016)

2.3.1 Tipos de iluminación artificial

En lo referente a los tipos de iluminación que podemos utilizar para resolver una aplicación de visión artificial, se puede decir que dependiendo del fenómeno físico que produce la transformación de energía eléctrica en fotones existen diferentes tipos de iluminación con características propias. Las características principales que definen un tipo de iluminación son el rango de longitudes de onda en la que emite la luz, la durabilidad de la misma, sus variaciones a lo largo del tiempo y la temperatura que pueda alcanzar. En la tabla 2.1 se clasifican los tipos de iluminación en función del fenómeno físico que produce la luz valorando las características de cada una de ellas.

Tabla 2.1 Características de cada uno de los tipos de iluminación artificial.

Tipo de Iluminación	Ventajas	Inconvenientes
Incandescente/Halógena	• Bajo coste y fáciles de utilizar. • Permiten ajustar la intensidad de luz. • Oscila 50 veces por segundo.	• Desprenden una gran cantidad de calor • Su espectro se centra en el rojo siendo deficiente para azules verdes o amarillos

Fluorescentes	• Se calienta menos que el incandescente • Su espectro se centra en los colores del ojo humano • La duración está estimada en torno a 10.000 horas	• La longitud de onda de la luz cambia con el uso • Para que sean válidos en aplicaciones industriales tienen que trabajar en altas frecuencias
Led	• Gran durabilidad (100.000 horas) • Posibilidad de encender y apagar solamente en el tiempo de captura de la imagen • Fácil elección de la longitud de onda de la fuente de luz dentro del espectro visible e infrarrojo • Las fuentes de luz se pueden construir en multitud de formas	• Precio
Láser	• Se utilizan para generar luz estructurada con forma diversas tales como líneas, líneas paralelas, líneas cruzadas, retículas, puntos y matriz de puntos. Para generar las formas se utilizan ópticas específicas. • Están disponibles en multitud de longitud de ondas desde el visible al infrarrojo cercano. • Dado que el ojo humano es muy sensible al verde, un diodo láser en esta longitud de onda genera un mejor contraste en los bordes especialmente sobre superficies rojas.	• Precio
Fibra óptica	• Se utiliza para llevar la luz a cualquier punto distante de la fuente de luz. • Permite iluminar pequeñas áreas. • Proporciona luz fría, es decir, no se • calienta	• Precio. • Sólo sirve para iluminar pequeñas áreas.

Fuente: (Alegre Gutiérrez, Pajares Martinsanz, & de la Escalera Hueso, 2016)

2.3.2 Técnicas de iluminación

El éxito de una aplicación de visión está altamente condicionado por la iluminación que se utilice. En el caso de no utilizar una iluminación adecuada, aparecen problemas de contrastes, brillos y sombras que complican el algoritmo de inspección o que incluso pueden llegar a que el algoritmo no pueda obtener una solución. Para mejorar notablemente la eficiencia del sistema de visión es necesario utilizar la técnica de iluminación adecuada que permita obtener una imagen correcta para ser procesada. Una imagen correcta para el procesado es aquella en la que los píxeles que representan los objetos de interés en la misma tienen características de luminosidad parecida y son muy distintas de los píxeles que no representan objetos de interés. Una iluminación apropiada es crítica para obtener una imagen correcta en la que no aparecen zonas saturadas o sombras que oculten información dentro de la imagen. Además las sombras causan falsas detecciones de bordes resultando en medidas incorrectas. También, una iluminación pobre puede resultar en una baja relación señal/ruido, lo que puede provocar una imagen con píxeles ruidosos. Igualmente, una iluminación no uniforme puede además dificultar notablemente operaciones de segmentación (Vélez Serrano, Moreno Diaz, Sanchez Calle, & Sanchez-Marin, 2003).

Para elegir una correcta iluminación también es necesario conocer el papel que juega cada componente del sistema de visión en la captura de la imagen. Cada componente influye en la cantidad de luz que llega al sensor y en consecuencia en la calidad de la imagen capturada. La apertura del diafragma de la óptica afecta directamente a la cantidad de luz que llega al sensor. Si el diafragma se cierra debe ser aumentada la cantidad de luz que llega de la escena o aumentar el tiempo de exposición si se quiere conseguir una imagen con los mismos valores de luminosidad. También es importante el área que se está inspeccionando. Un área pequeña refleja menos luz que un área grande y en consecuencia esto tiene que tenerse en cuenta desde el punto de vista de la iluminación. La sensibilidad mínima de la cámara también es importante para determinar la cantidad mínima de luz que necesitamos para el sistema. Además el tiempo de exposición, la ganancia de la cámara también afectan directamente a la sensibilidad del sensor (Alegre Gutiérrez, Pajares Martinsanz, & de la Escalera Hueso, 2016).

2.3.3 Interacción entre la luz y la materia

Cuando un cuerpo recibe radiación luminosa, una parte es absorbida, otra es reflejada y hay otra parte que es transmitida. Por el principio de conservación de la energía, el flujo luminoso incidente será igualado a los tres mecanismos mencionados:

$$\Phi_{INCIDENTE} = \Phi_{TRANSMITIDA} + \Phi_{ABSORBIDA} + \Phi_{REFLEJADA} \quad (4)$$

2.4 Histograma

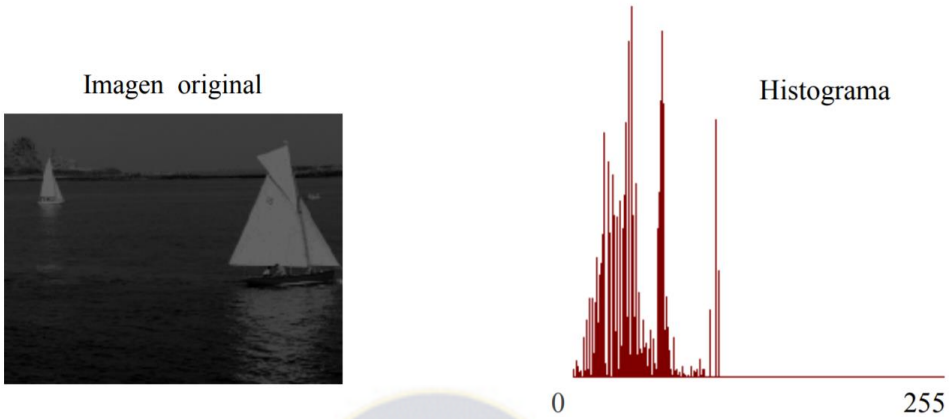
2.4.1 Histograma en Imágenes en escala de Grises

El histograma es un diagrama de barras cuyas abscisas representan los niveles de gris de una imagen, y las ordenadas, las frecuencias relativas de los distintos niveles de gris, es decir, la cantidad de puntos asociados a cada nivel de gris, dividido por la cantidad total de puntos de la imagen (Depaoli, Fernandez, & Diaz, 2012).

$$P_k = \frac{n_k}{n} \quad (5)$$

n_k = Cantidad de pixeles de nivel gris.
n = Cantidad total de pixeles.

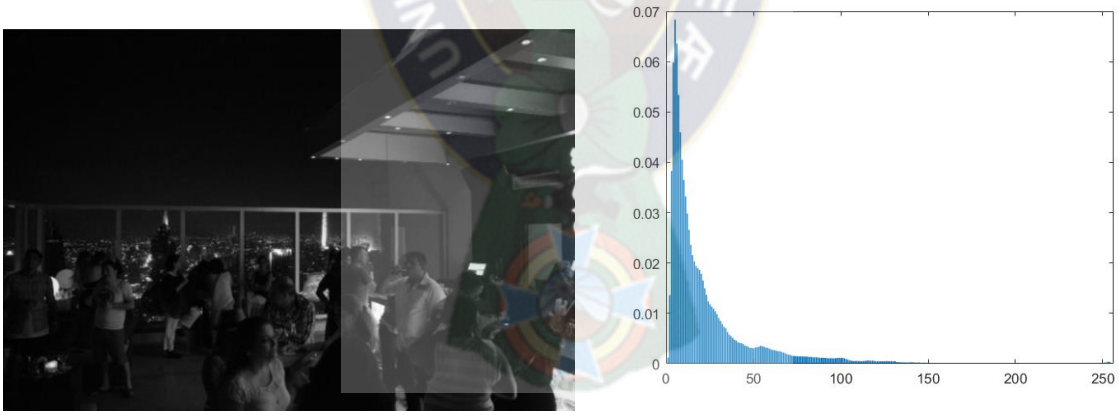
En la figura 2.10 se observa un histograma estrecho, de bajo rango dinámico, en concordancia con el poco contraste visual de la imagen correspondiente. El objetivo de la ecualización del histograma es ampliar el rango dinámico de los niveles de gris, para acentuar el contraste visual de la imagen.



a) b)

Figura 2.9: a) Imagen en escala de grises, b) Histograma correspondiente
Fuente: Depaoli, Fernandez, & Diaz, 2012

Por otro lado tenemos el grafico del histograma acumulado o acumulativo que es una variante del histograma normal, refleja información importante para las operaciones de pixel, por ejemplo para equilibrar un histograma. La función del histograma acumulativo se define como una función monótona creciente en donde todos los valores a partir del segundo valor son recalculados con la suma de su valor inmediato anterior.



a) b)

Figura 2.10: a) Imagen Original con muestras de baja iluminación, b) Histograma

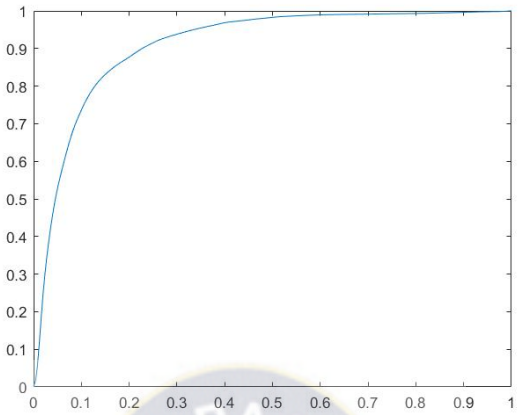
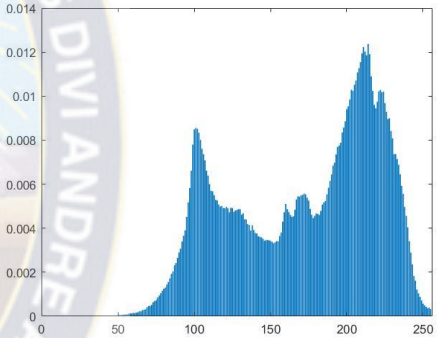
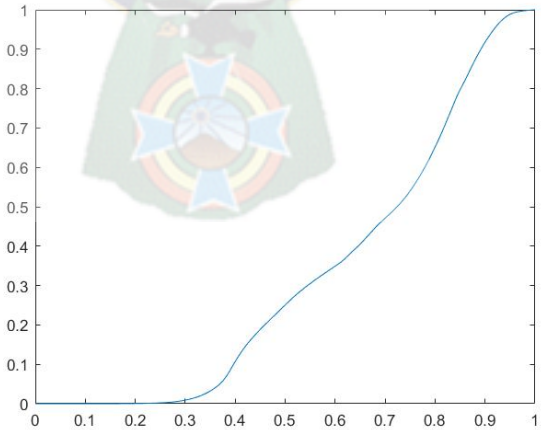


Figura 2.11: Histograma Acumulado correspondiente a la figura 2.10



a) b)



c)

Figura 2.11: a) Imagen Original, b) Histograma, c) Histograma Acumulado correspondiente

Al observar las curvas resultantes, se tiene la primera con pendiente positiva, esto nos muestra que los pixeles obscuros son los dominantes como ya habíamos visto con el histograma, en el segundo ejemplo tenemos una curva con un crecimiento logarítmico casi exponencial que tiende a crecer en los niveles más cercanos a 1, lo que nos indica que los pixeles más claros son los dominantes en la imagen.

Los gráficos del histograma Acumulado son necesarios para saber el nivel de ecualización que requiere una imagen, en el siguiente grafico observaremos el histograma Acumulado de un histograma ecualizado:

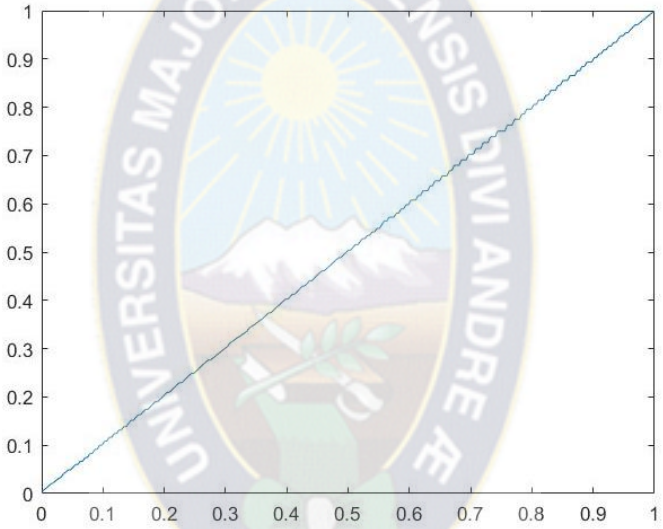


Figura 2.12: Ejemplo de Histograma Acumulado de una Imagen Ecualizada

Vemos que es similar a una recta que parte del origen y con crecimiento constante en un ángulo de 45 grados, esto es porque todos los niveles de gris están equilibrados y entonces el histograma se considera ecualizado si todos los niveles de intensidad tienen una frecuencia lo más similar posible. Para lograr esto en la práctica, basta con lograr que el histograma acumulado de la imagen se aproxime a una recta, tal como se muestra en la Figura 2.12.

2.4.2 Histograma en Imágenes a color

De la misma manera en una imagen digital a color, el histograma es la representación gráfica de la distribución de los diferentes niveles de intensidad de cada una de las componentes del

espacio de color en el que se representa la imagen, en función del número de píxeles que la forman (Google, 2012).

Una imagen RGB es una matriz de (N x M x 3), entonces al hacer la división tenemos 3 matrices de (N x M) cada una, con diferentes niveles de intensidad de los pixeles que la componen.

Figura 2.13: Imagen dividida en sus canales de color RGB

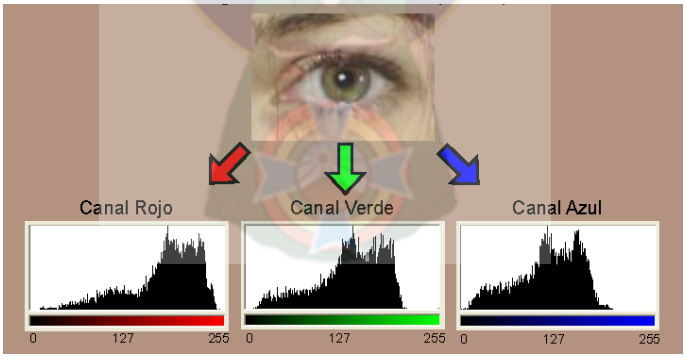


Figura 2.14: Histogramas en imágenes multicanal
Fuente: Foto Digital, 2012

Una vez la imagen dividida en sus canales RGB puede realizarse el mismo proceso de recorrido de cada matriz para hallar el histograma correspondiente.

a)

b)

c)

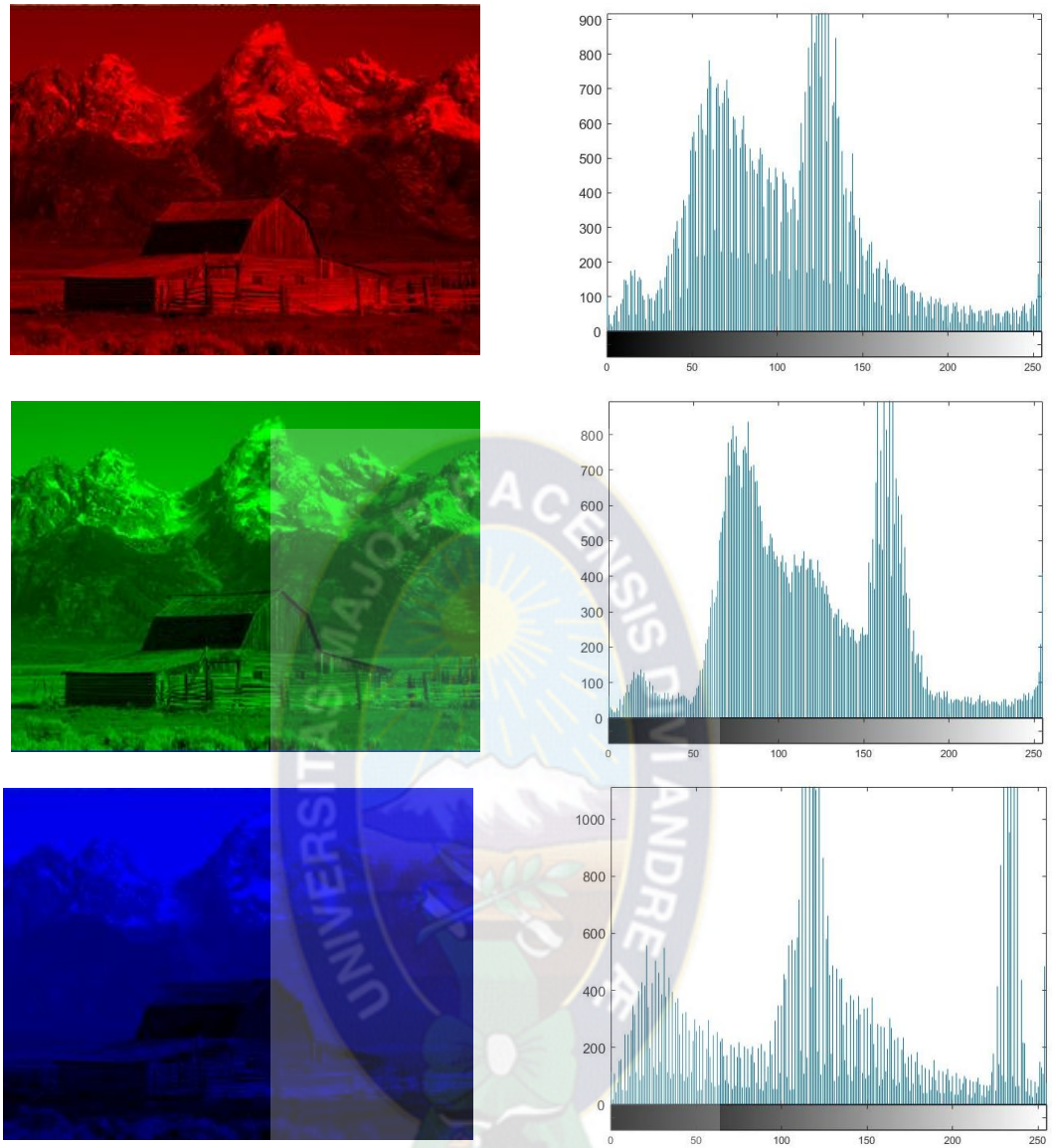


Figura 2.15: a) Canal R con su respectivo histograma, b) Canal G con su respectivo histograma, c) Canal B con su respectivo histograma

La representación de un histograma ideal sería la de una recta horizontal, ya que todos los posibles valores de cada una de las componentes de la imagen estarían distribuidos de manera uniforme.

2.4.3 Interpretación de un Histograma Digital

La forma del histograma proporciona informaciones importantes como la intensidad media y la dispersión de los valores de nivel de gris, siendo esta última, la medida de contraste de la imagen. Cuanto mayor es la dispersión a lo largo del eje de los niveles de gris, mayor es el contraste de

la imagen y es entonces cuando el sistema visual humano consigue una mejor respuesta en su apreciación de la imagen (Aristizábal & Ramirez, 2006).

Una foto correctamente expuesta puede considerarse aquella donde las áreas más importantes de la imagen lucen "correctas" inclusive sus detalles. Por lo tanto, no hay un histograma de exposición perfecto. Una imagen oscura, lo que se conoce de bajo perfil tendrá un histograma con agrupaciones principalmente al extremo izquierdo de la gráfica. El histograma de una imagen brillante y de alto perfil tendera a agrupar se al extremo derecho. La imagen con una gama de luz más "promediada" se extenderá más uniforme en todo el espectro creando una gráfica tipo montaña (Alicea, Fotografia Digital, 2011).

Histograma – Imagen Subexpuesta

Este histograma de la figura 2.16 se corta al lado izquierdo (el oscuro) lo que significa que la imagen en general está demasiado oscura De hecho, el rango de luz de este histograma demuestra que excede la capacidad del sensor de la cámara, lo que significa que los datos de las sombras se perdieron (Alicea, Aprende Fotografia Digital, 2011).

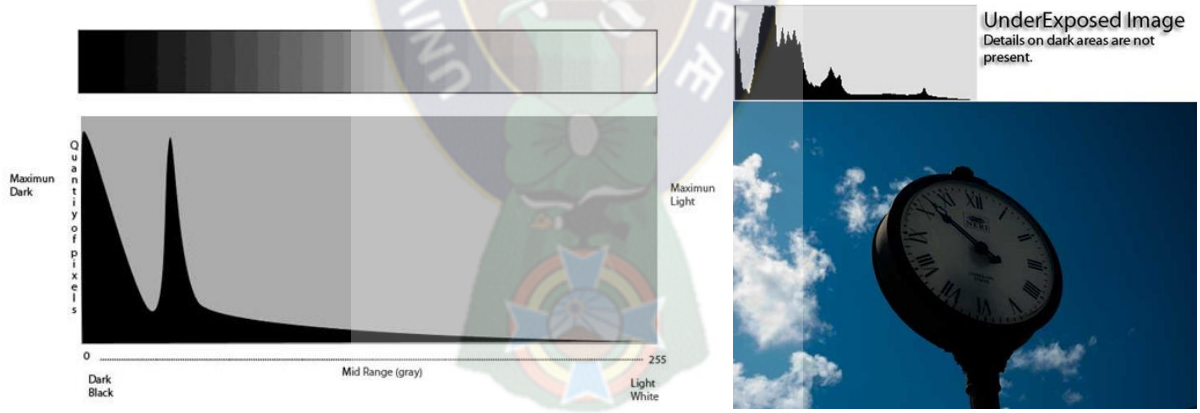


Figura 2.16: Histograma de Imagen Subexpuesta, a) Escala de Grises b) Imagen a color
Fuente: Alicea, 2012

Histograma – Imagen expuesta

Este histograma de la figura 2.17 contiene casi la gama completa de tonalidades de luz que el sensor de la cámara puede capturar. La gama de luz está representada por un gráfico simulando un pico de montaña. Se trata de una exposición "correcta" ya que el histograma no

se corta en ninguno de sus extremos Si usted logra que el histograma de sus fotos sea de esta forma, usted tendrá muy buenas imágenes (Alicea, Fotografia Digital, 2011).

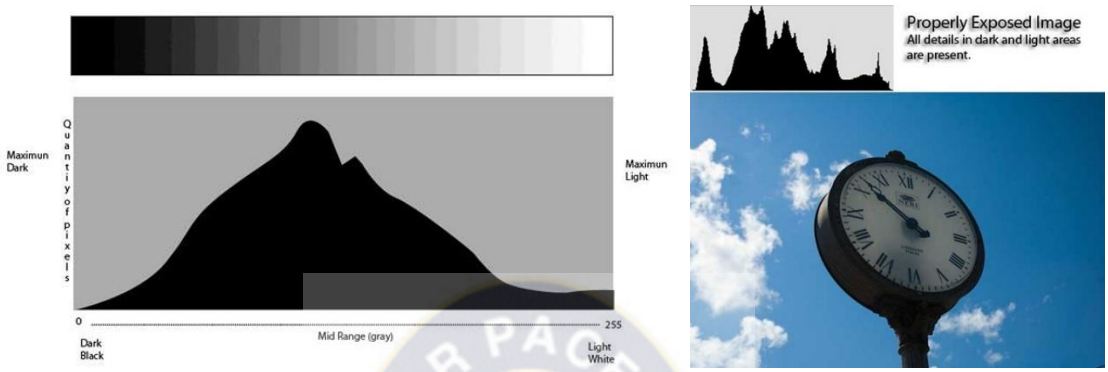


Figura 2.17: Histograma de Imagen expuesta, a) Escala de Grises b) Imagen a color
Fuente: Alicea, 2012

Histograma – Imagen Sobreexpuesta

Este histograma se corta al lado derecho del grafico (área del Blanco) lo que significa que la imagen está demasiado blanca. De hecho, el rango de luz excede la capacidad del sensor por lo que los detalles de las zonas más blancas se habrán perdido.

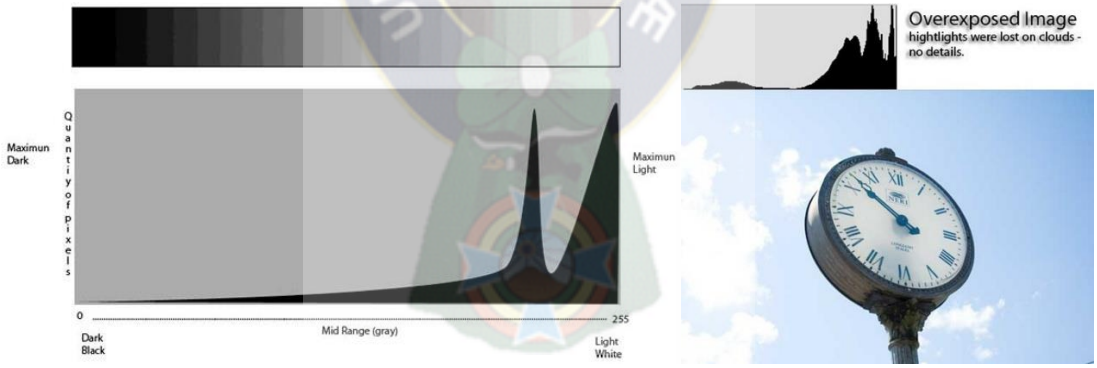
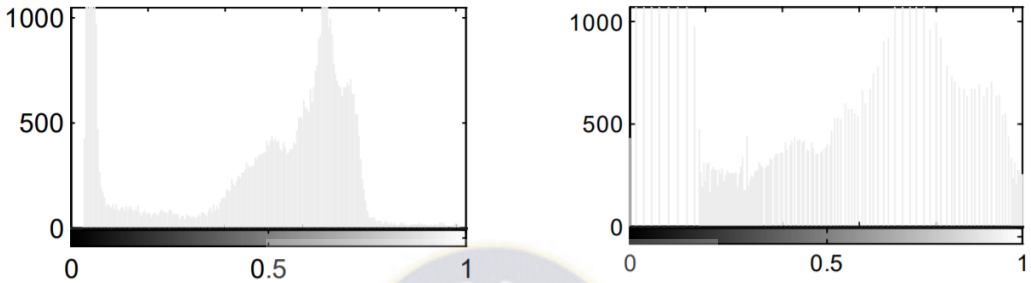


Figura 2.18: Histograma de Imagen Sobrexpuesta, a) Escala de Grises b) Imagen a color
Fuente: Alicea, 2012

2.5 Ecualización Básica de Histogramas

La ecualización del histograma es un método que consiste en la variación del histograma de una zona de una imagen (o de la imagen entera) a otra de otra forma. Así si se posee un histograma

del tipo de la figura 2.19 a, y se quiere aproximar a una recta quedará de la forma dada en la figura 2.19 b (Peña, 2012).



a) b)

Figura 2.19: a) Histograma antes de la ecualización b) Histograma después de la ecualización
Fuente: Peña, 2012

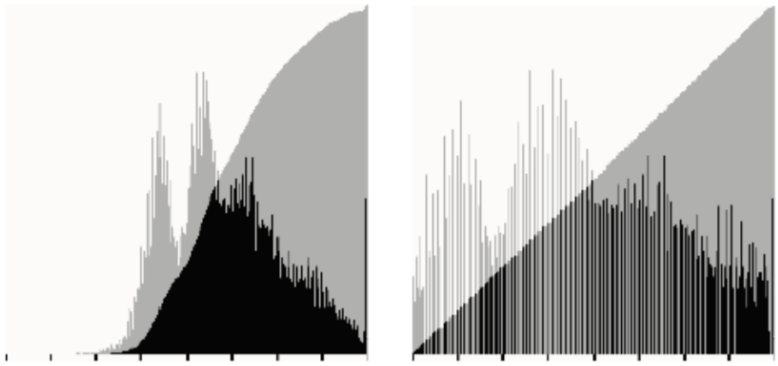
2.5.1 Cálculo y normalización del Histograma de una Imagen

Un histograma es una medida de frecuencia en la ocurrencia de cada valor o rango de valores de nivel de intensidad de gris dentro de una imagen. Usualmente se utiliza la frecuencia relativa, representando la probabilidad de ocurrencia para ese nivel de gris, pero también puede utilizarse una frecuencia absoluta dependiendo del uso que se le quiera dar (Solar, 2015). En (x) se muestra como se calcula el valor del histograma y su normalización para el nivel k en una imagen de tamaño N × M.

$$H(k) = \frac{\#pixeles\ de\ intensidad\ k}{N \cdot M} \qquad (6)$$

Con esta medida se puede evaluar el contraste de la imagen, ya que si el grafico del histograma es estrecho, se identifica un bajo contraste, pues se utilizan pocos niveles y con valores muy cercanos. Si el grafico muestra una distribución más amplia entre todos los niveles de gris, se tiene un mayor contraste al visualizarse más diferencias de intensidad en la imagen.

El histograma se considera ecualizado si todos los niveles de intensidad tienen una frecuencia lo más similar posible. Para lograr esto en la práctica, basta con lograr que el histograma acumulado de la imagen se aproxime a una recta, tal como se muestra en la Figura 2.



a) b)

Figura 2.20: Ecualización de histograma, se muestran superpuestos los histogramas acumulados de una imagen sin procesar (a) y de una imagen cuyo histograma ha sido ecualizado (b).

2.5.2 Función de Transformación Estándar para la Ecualización de Histograma

Para una imagen dada X de dimensión M × N pixeles, donde X (*i, j*) representa a un pixel dentro de la imagen y siendo (*i*, *j*) las coordenadas espaciales del pixel dentro de la imagen, el histograma H asociado a la imagen que describe la frecuencia de los valores de intensidades k que aparecen en la misma, donde k = 0, 1,..., L − 1, es definido como:

$$H(k) = n_k \tag{7}$$

Donde L representa el nivel máximo de gris en una imagen y n_k representa el número de ocurrencia de la intensidad *k* en la imagen. La función de densidad de probabilidad, p (k) es dada por:

$$p(k) = \frac{H(k)}{M \times N} \tag{8}$$

Donde M × N es el número total de pixeles en la imagen. Luego, la función de densidad acumulada, c (*k*) es dada por:

$$c(k) = \sum_{i=X_0}^{k} p(i) \tag{9}$$

La función de transformación f (*k*) para la ecualización de histograma estándar mapea la imagen de entrada al rango dinámico $[X_0, X_{L-1}]$, usando c (*k*), $X_0 = 0$ y $X_{L-1} = 255$. La función está dada por la siguiente ecuación:

$$f(k) = X_0 + (X_{L-1} - X_0) \times c(k) \tag{10}$$

La ecualización de histograma estira el contraste de las regiones altas del histograma, y comprime el contraste en las regiones bajas del mismo (Sengee & Choi, 2008).

2.5.3 Ecualización de Histogramas basado en una operación sobre funciones de Dominio Continuo

El histograma es una función de dominio discreto, pero esta técnica de ecualización está inspirada en una operación sobre funciones de dominio continuo o BOFDC, cuyo significado explicamos brevemente. Supongamos que *s* es una variable aleatoria con valores en el intervalo continuo [0 1], con función de densidad *f(s)* y función de distribución *F(s).* Si queremos definir una nueva variable aleatoria *r* que sea función de *s* y que tenga distribución uniforme en [0 1], se debe cumplir que:

$$r = F(s) = \int_0^s f(t)dt \tag{11}$$

Si el rango de variable *s* es estrecho, la trasformación expande el rango uniformemente sobre el intervalo [0 1]. Si *f(s)* es la densidad asociada al histograma, supuesto continuo, hemos obtenido una solución para el caso continuo. Para el caso discreto, discretizamos la integral, dividiendo [0 1] en 256 partes iguales, para obtener una solución correspondiente a una escala de 256 niveles de gris. Queda entonces:

$$F(k) = \sum_{i=0}^{K} f\left(\frac{i}{256}\right) \cdot \frac{1}{256} \tag{12}$$

Como

$$P_i = f\left(\frac{i}{256}\right) \cdot \frac{1}{256} \quad \text{con} \quad 0 \le i \le 255 \tag{13}$$

$$F(k) = \sum_{i=0}^{k} P_i \quad \text{para} \quad 0 \le k \le 255 \tag{14}$$

Como en la práctica trabajamos con valores entre 0 y 255 tomaremos

$$F(k) = 255 \sum_{i=0}^{k} P_i \quad \text{para} \quad 0 \le k \le 255 \tag{15}$$

La transformación *F* define una operación puntual que a cada pixel de nivel de gris *k*, lo transforma en un pixel de nivel de gris *F(k)*, logrando una ampliación del rango dinámico de la imagen dada. Si *F(0)* es distinto de cero, mediante la utilización de la siguiente aplicación podemos distribuir los niveles de gris en todo el rango dinámico (Depaoli, Fernandez, & Diaz, 2012).

$$G(k) = 255 \frac{F(k) - F(0)}{255 - F(0)} \tag{16}$$

3 MARCO APLICATIVO

3.1 Obtención de las imágenes

Para el desarrollo del presente trabajo se utilizó una gama amplia de imágenes, estas con diferentes variaciones en la iluminación y el contraste, los tipos de iluminación también varían entre naturales y artificiales, las fotografías fueron recopiladas y elegidas previamente.

Se trabajó principalmente en imágenes con personas, tras un escenario de fondo ubicado en las calles de ciudades, para probar la hipótesis se utilizará imágenes que no cuenten con una buena iluminación o que tengan muy bajo contraste, aunque también se utilizará imágenes normales, con buenos rangos de nitidez para que se vea una mejora evidente aun en dichas imágenes. Cabe mencionar que se realizaron imágenes sintéticas para una mejor percepción del trabajo de ecualización de histogramas.

En un principio se trabaja con imágenes en escala de grises pero posteriormente las imágenes que se utilizaran serán a color, el modelo de color en el que se elaborara el presente proyecto es RGB.

3.2 Análisis de Histogramas

El histograma es la representación de la densidad de probabilidad de cada valor de gris en una imagen digital, por lo tanto, es un diagrama de barras cuyas abscisas representan los niveles de gris, y las ordenadas, las frecuencias relativas de los distintos niveles de gris, es decir, la cantidad de puntos asociados a cada nivel de gris, dividido por la cantidad total de puntos de la imagen, tanto el histograma, como el histograma ecualizado, fueron representados por vectores en el presente trabajo.

3.2.1 Obtener el Histograma de una Imagen Digital

La tarea de hallar el histograma de una imagen, así como la posterior implementación de las técnicas de ecualización del histograma se realizó utilizando la tecnología de MATLAB.

En el ejemplo en una imagen de tamaño M x N pixeles, para obtener el histograma con un algoritmo simple, lo que se hizo es recorrer la matriz de pixeles con tres bucles los dos primeros por las columnas y las filas, el ultimo para los valores de intensidad de gris que llegan hasta 255.

```
for i=1:M
    for j=1:N
       for k=1:256
           if k==(x(i,j)+1)
             histograma(k)=histograma(k)+1;
           end;
        end;
    end;
end;
```

Algoritmo 3.1: Cálculo del Histograma de una imagen en escala de grises

Ya que no se reconoce la posición cero en el manejo de vectores en Matlab, se representó los niveles de gris del 1 al 256.

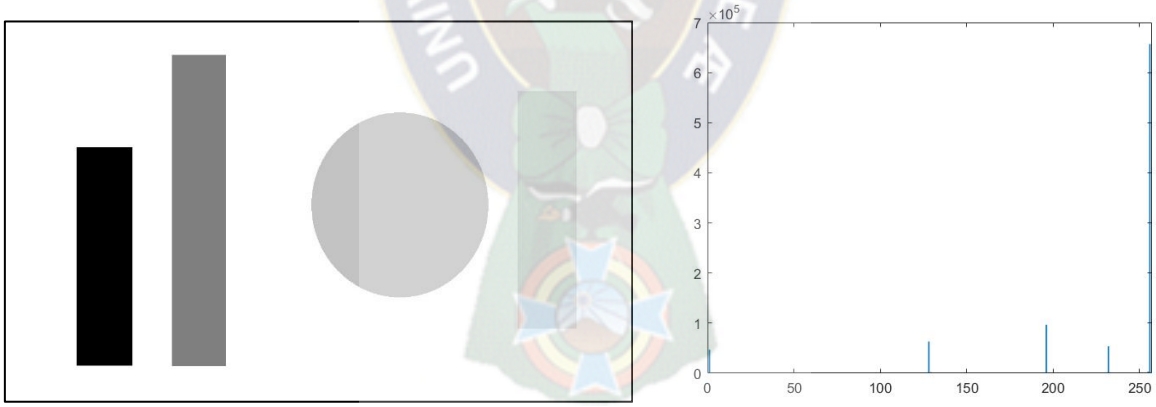


Figura 3.1: a) Imagen sintética a Analizar, b) Histograma hallado

En la figura 3.1 observamos una imagen en escala de grises, donde al hallar su histograma se tiene cinco barras que representan las diferentes tonalidades de gris, la que está más a la izquierda representa al negro con un nivel de cero y de esta manera las siguientes formas también según su tamaño, es decir, la cantidad de pixeles que contiene.

Así mismo, podemos observar hay una barra que se sobrepone a todas, es la que está más a la derecha, con un tamaño muy superior a las demás, esto es porque representa al color blanco, 255 en la representación de los niveles de gris.

Ya que las diferentes técnicas de ecualización de histogramas se utilizan principalmente en imágenes que tienden a no ser visualmente nítidas se presentan dos principales problemas, poca iluminación y bajo contraste. Para lo cual se hará un análisis para estos casos puntuales.

Bajo Contraste

En la siguiente figura 3.2 se observa el histograma de una imagen con tonalidades de gris más variadas pero la mayoría de ellas agrupadas en el lado derecho, es decir, la mayoría de los tonos de gris son claros, lo que da a la imagen una perspectiva global de bajo contraste.

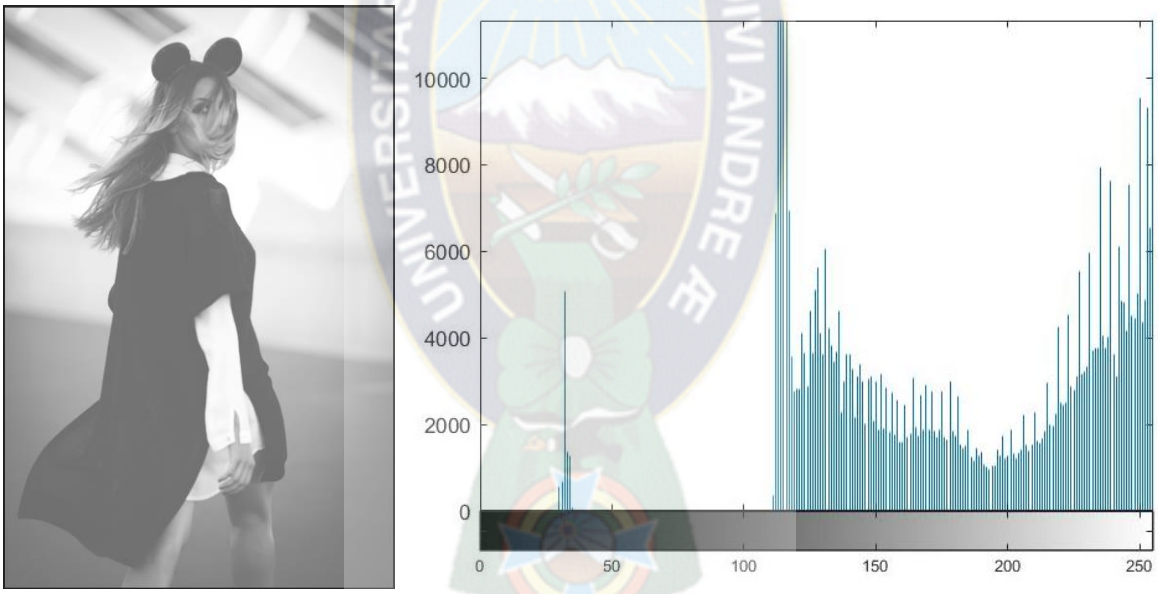


Figura 3.2: a) Fotografía a Analizar, b) Histograma correspondiente

Poca Iluminación

El siguiente caso que veremos es el de una imagen con las tonalidades de gris agrupadas a la izquierda, que significa que los tonos obscuros son los predominantes en la imagen, lo que dará una perspectiva visual de poca iluminación.

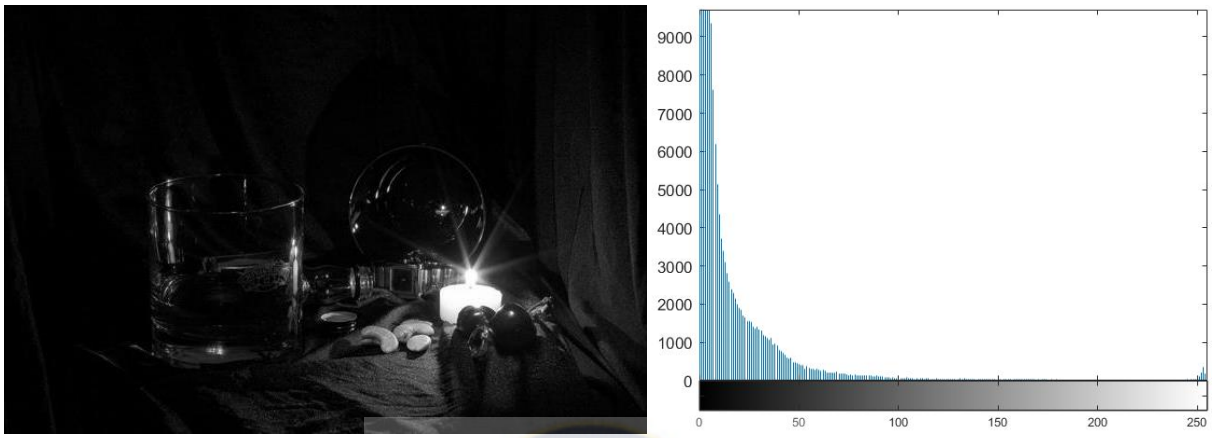


Figura 3.3 a) Imagen con poca Iluminación, b) Histograma correspondiente

3.2.2 Obtener el Histograma Acumulado de una Imagen Digital

Como se mencionó en el capítulo anterior, la función del histograma acumulativo se define como una función monótona creciente en donde todos los valores a partir del segundo valor son recalculados con la suma de su valor inmediato anterior.

```
for i=1:length(histograma)
    for j=1:i
        ecu(i)=ecu(i)+histograma(j);
    end;
end;
```

Algoritmo 3.2: Bucles para obtener el histograma acumulativo

De esta manera al recorrer el histograma y hacer una sumatoria posición por posición de dicho histograma en un nuevo vector, se obtiene el histograma acumulativo.

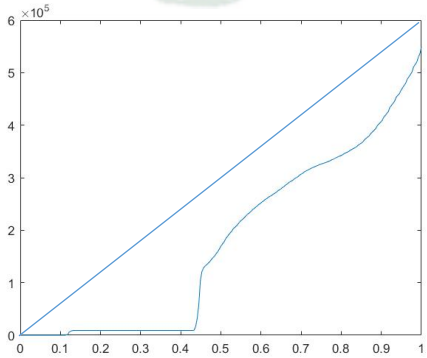


Figura 3.4: Histograma Acumulativo con respecto a la figura 3.2 a

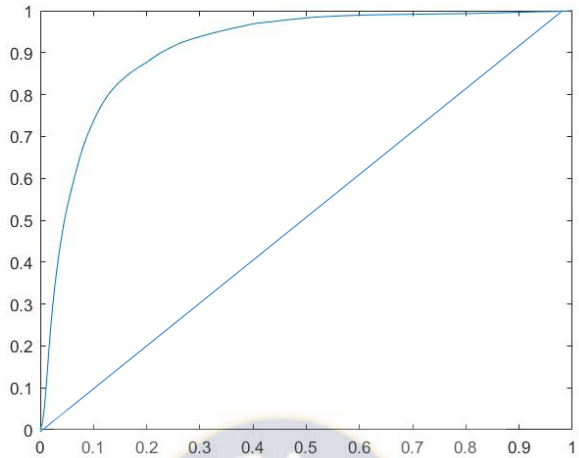


Figura 3.5: Histograma Acumulativo con respecto a la figura 3.3 a

Al observar tales histogramas acumulados, vemos como se diferencian las curvas de una imagen con poca iluminación y otra con bajo contraste, la primera en la figura 3.4 está por debajo de la mediana que parte del origen lo que indica una clara predominación de niveles de gris claros, la segunda que muestra la figura 3.5, está muy por encima de la mediana, lo que indica que los niveles predominantes de gris son los obscuros.

Puesto que el presente trabajo se enfoca en como optimizar la ecualización de histogramas cabe mencionar lo importante del previo análisis de histogramas para optar por la técnica adecuada.

3.3 Técnicas de Ecualización de Histogramas

Ecualizar el Histograma es hacerlo lo más llano y separado posible. Esto hace que los píxeles se distribuyan más ampliamente por todo el rango de valores (del 0 al 255) y que en la imagen ecualizada se resaltarán detalles que antes no eran evidentes.

3.3.1 Ecualización de histogramas Estándar

La Ecualización de histogramas Estándar o Global según (Aquino Moringo & Lugo Soliz, 2015) es uno de los métodos más populares para la mejora de imágenes digitales. Después de contar con el histograma y el histograma acumulado de la imagen a mejorar, se debe utilizar la función de transformación f (k) para la ecualización de histograma estándar. La función está dada por la siguiente ecuación:

$$f(k) = X_0 + (X_{L-1} - X_0) \times c(k) \tag{1}$$

Sin embargo, para nuestras implementaciones se usara la función de ecualización modificada presentada por Ibrahim (Ibrahim, 2009). En vez de la presentada en (1); esto se debe a que la misma presenta mejores resultados en la mejora de la imagen acorde.

$$f(k) = X_0 + (X_{L-1} - X_0) \times [c(k) - 0.5 \times p(k)] \tag{2}$$

Donde X_0 es el mínimo valor de los pixeles en la imagen representada por la matriz X (M x N), y X_{L-1} es el máximo valor de cualquiera de los pixeles en dicha matriz, c(*k*) es el valor de la función del histograma acumulado en el punto *k*. Se realiza un barrido de toda la matriz con dos bucles nuevamente para crear la nueva matriz que representa la imagen ecualizada, si el pixel analizado es igual a cero se incrementa en cantidad para ser analizado ya que se toma los valores de [1,256].

```
for i=1:m
    for j=1:n
        if x(i,j)~=0
          newx(i,j)=((mayor-menor)+menor)  *
          (ecu(x(i,j))-0.5*histograma(x(i,j))));
        else
          newx(i,j)=((mayor-menor)+menor)  *
          (ecu(x(i,j)+1-0.5*histograma(x(i,j))));
        end;
    end;
end;
```

Algoritmo 3.3: Bucle de Distribución para Ecualización Estándar del Histograma de una imagen en escala de Grises

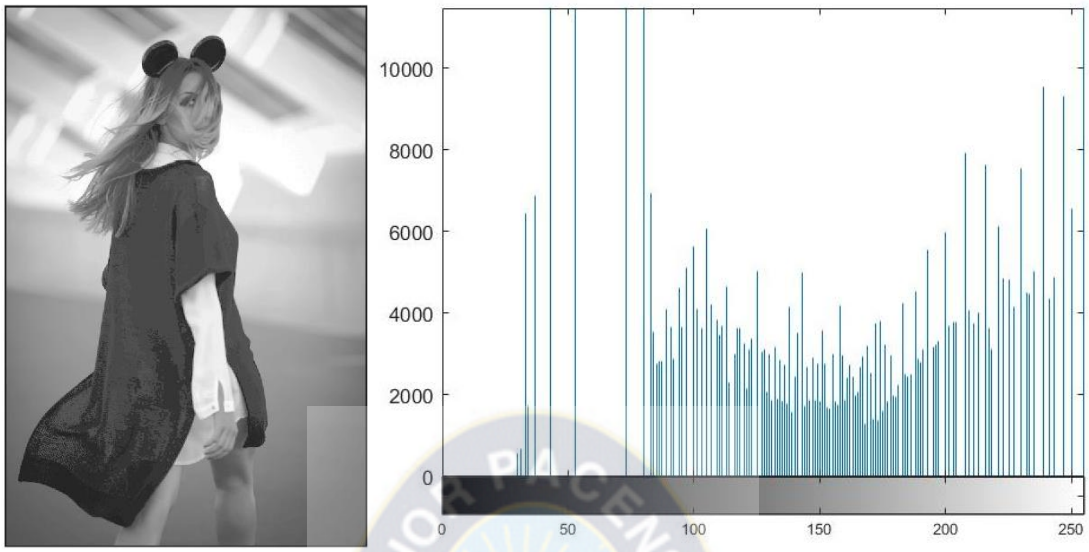


Figura 3.6: a) Resultado Ecualización Estándar con respecto a la figura 3.2, b) Histograma ecualizado

En la figura 3.6 observamos el resultado de la ecualización estándar del histograma con respecto a la figura 3.2, el histograma resultante en la figura 3.6 b, muestra claramente una dispersión más equilibrada en los niveles de gris con respecto al histograma que se muestra en la figura 3.2 b.

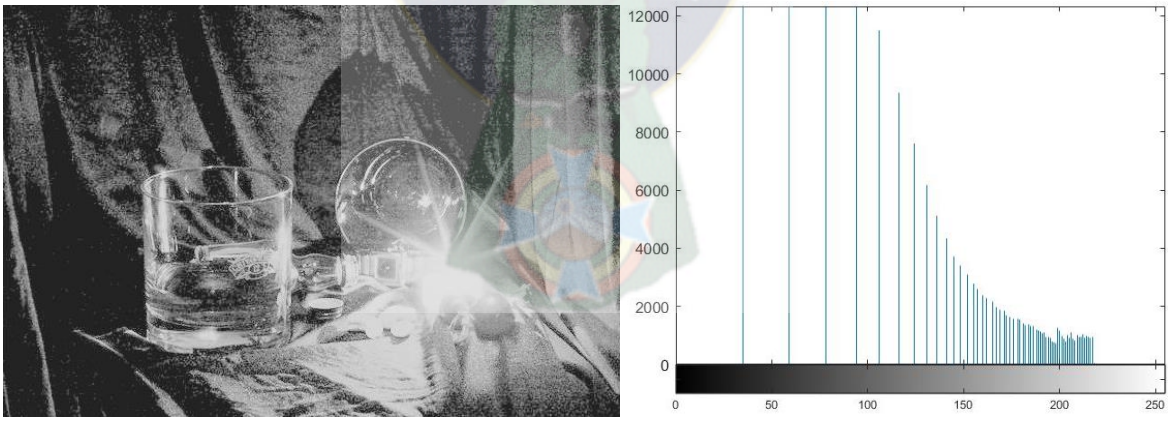


Figura 3.7: a) Resultado Ecualización Estándar con respecto a la figura 3.3, b) Histograma ecualizado Estándar

En la figura 3.7 también podemos observar la ecualización de la figura 3.3 a, al comparar los histogramas se vio una diferencia por más notable, así como en la iluminación.

3.3.2 Ecualización de Histogramas basado en una operación sobre funciones de Dominio Continuo (BOFDC)

Como se estudió en la literatura esta técnica se basa en una operación sobre funciones de dominio continuo lo que nos da como resultado la siguiente ecuación para ecualización de histogramas:

$$G(k) = 255\frac{F(k) - F(0)}{255 - F(0)} \qquad (3)$$

La modificación en el Algoritmo con respecto a la anterior técnica de ecualización (Algoritmo 3.1), es puntual, ya que de la misma manera es necesario hallar el histograma y el histograma acumulado primeramente, para luego realizar la operación de distribución en dos bucles:

```
for i=1:m
    for j=1:n
        if x(i,j)~=0
       newx(i,j)=255*((255*ecu(x(i,j)))-
                  (255*ecu(1)))/255-(255*ecu(1));
        else
        newx(i,j)=255*((255*ecu(x(i,j)+1))-
                   255*ecu(1)))/255-(255*ecu(1));
        end;
    end;
end;
```

Algoritmo 3.4: Bucle de Distribución para ecualización de Histogramas BOFDC

La imagen que se muestra a continuación, resulta de aplicar el proceso de ecualización a la imagen de la figura 3.2 b. Puede observarse la ampliación del rango dinámico en el histograma, así como el aumento del contraste visual en la imagen.

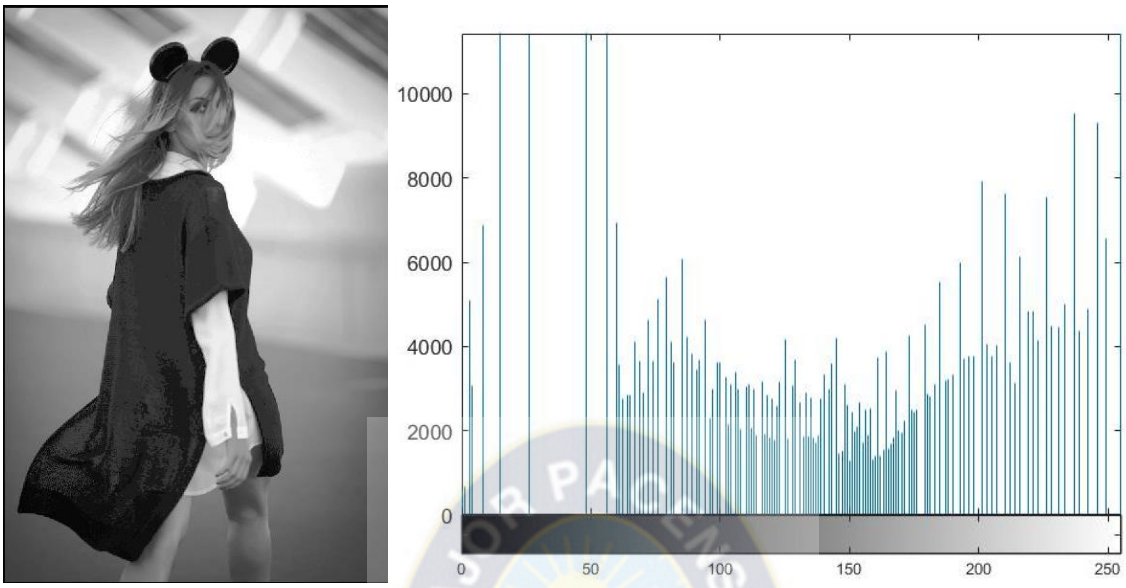


Figura 3.8: a) Resultado Ecualización BOFDC con respecto a la figura 3.2, b) Histograma ecualizado BOFDC

Al comparar y analizar la figura 3.6 y la figura 3.8, vemos que visualmente la imagen resultante no parece haber cambiado mucho, pero si se observa algunas leves diferencias, lo cual se denotan mucho más cuando se comparan los histogramas resultantes, ya que se ve una distribución más extensa a lo largo de todos los niveles de gris, llegando al cero, lo cual no ocurría con la técnica anterior.

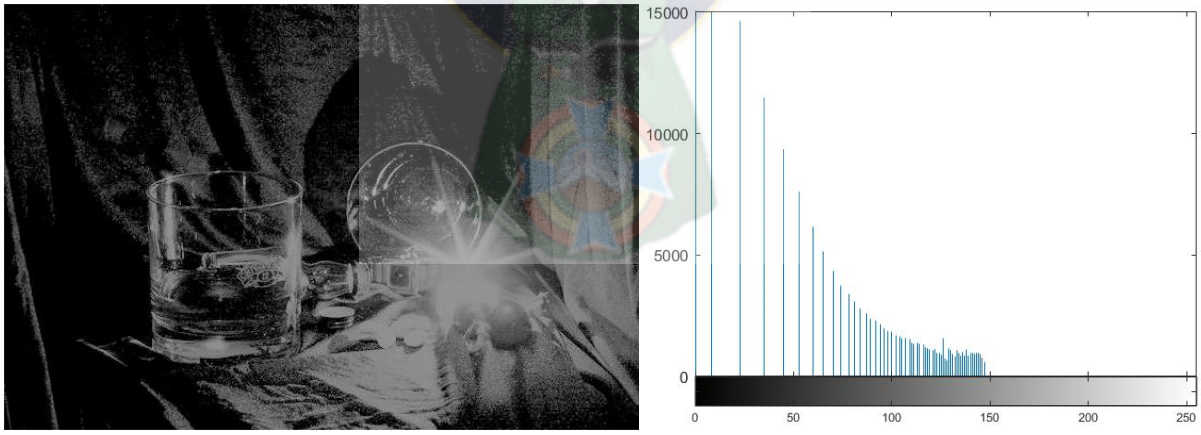


Figura 3.9: a) Resultado Ecualización BOFDC con respecto a la figura 3.3, b) Histograma ecualizado BOFD

En este caso, vemos que el resultado de la técnica BOFDC tiene una distribución menor de los niveles de gris con respecto a la técnica Estándar.

Una dificultad denotada se mostró al realizar el análisis de histogramas, cuando el valor predominante tomaba un valor de gris más alto véase la figura 3.2 a, en el siguiente ejemplo se muestra parte de un histograma con las características mencionadas:

Figura 3.10: Histograma con problema de color predominante

En la figura 3.10 las barras del diagrama representan una porción del histograma de una imagen, en la que un objeto, cuyo nivel de gris corresponde a la barra más pequeña, se halla inmerso en una zona, en la que el nivel de gris, más oscuro, es el de la barra de mayor longitud.

La separación de dos niveles de gris consecutivos, luego de la ecualización de histogramas BOFDC, depende de la cantidad de pixeles asociada al nivel más brillante, según se desprende de las fórmulas dadas antes. En el caso presente, ello provocaría que el objeto fuera prácticamente indistinguible de su fondo en la imagen ecualizada.

3.3.3 Mejora de la Ecualización de Histogramas BOFDC

Los autores (Depaoli, Fernandez, & Diaz, 2012) en un artículo proponen una solución a dicho problema, el cual se aplicó en el presente trabajo a la ecualización en imágenes en escala de gris y posteriormente en imágenes a color.

Este problema puede evitarse si se ecualiza el negativo de la imagen. El negativo se obtiene reemplazando el nivel gris k por 255-k en cada píxel de la imagen. En particular, la porción del histograma de la imagen original mostrada en la figura 3.2, se convierte en la porción del histograma del negativo mostrado en la figura 3.8.

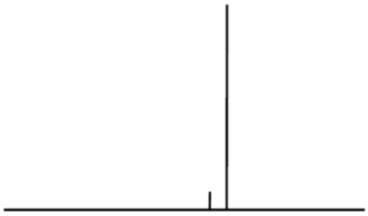


Figura 3.11: Histograma del negativo de la imagen

En síntesis, tomando el negativo de la imagen, ecualizando y volviendo a aplicar el negativo, el objeto contrastaría claramente con su fondo. Sin embargo, es fácil imaginar una situación en la que resulte más eficiente la ecualización directa de la imagen. Además, ambas situaciones pueden presentarse en la misma imagen, con lo cual los dos métodos fallarían. Una solución, tal como se especifica en el siguiente diagrama, es ecualizar de las dos formas y promediar las imágenes obtenidas (Depaoli, Fernandez, & Diaz, 2012).

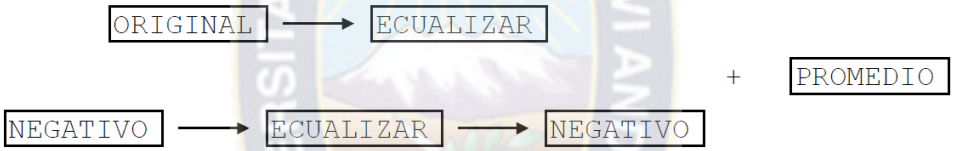


Figura 3.12: Optimización de la Ecualización de Histogramas por la técnica BOFDC
Fuente: Depaoli, Fernandez, & Diaz, 2012

Aplicación del Proceso de Mejora

Para ilustrar este proceso se generó una imagen sintética, de bajo rango dinámico, que está compuesta por dos zonas de gran cantidad de pixeles y tres pequeños círculos que involucran pocos pixeles.

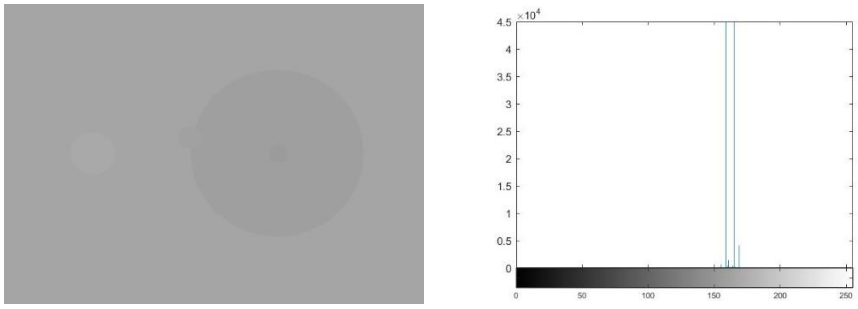


Figura 3.13: Imagen sintética Original

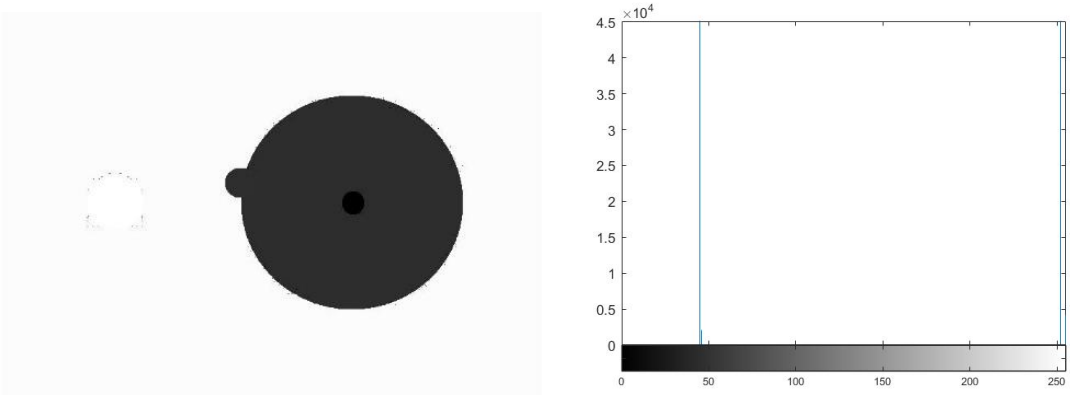


Figura 3.14: Original Ecualizado

Figura 3.15: Negativo

Figura 3.16: Negativo Ecualizado

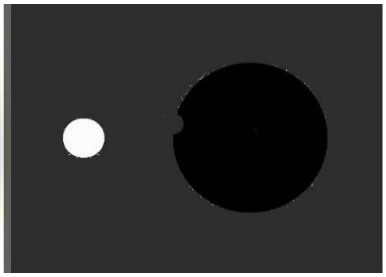


Figura 3.17: Negativo (Negativo Ecualizado)

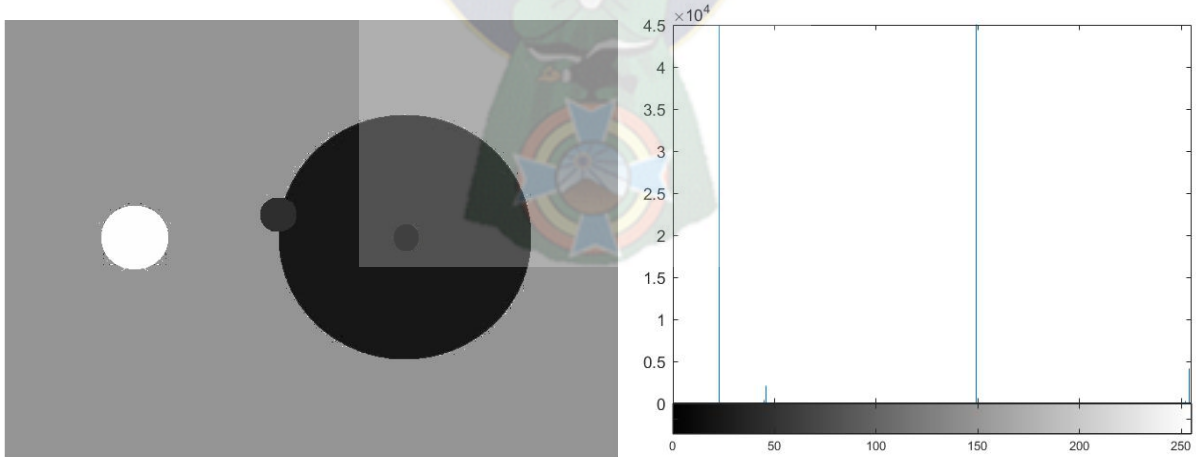


Figura 3.18: Promedio

Al realizar la operación de promediar la primera ecualización de histogramas en la imagen original, con el negativo de la segunda ecualización de histogramas del negativo de la imagen original, se observó cómo se distinguen los tres pequeños círculos en la figura. Esto no ocurre ni con la ecualización directa figura 3.11, ni con la ecualización del negativo como muestra la figura 3.15.

3.3.4 Combinación de la técnica Estándar y la mejora de la técnica BOFDC

Al realizar los experimentos en el ejemplo puntual de la figura 3.11 y analizar su resultado en la figura 3.16, se observó que a pesar de una notable mejora en la calidad de la imagen, pero aun no era totalmente nítida y los elementos totalmente distinguibles, por lo cual se procedió a combinar ambas técnicas y promediar sus resultados, en dicho proceso se presentó un resultado mucho más aceptable.

Lo que se realizó es ecualizar el histograma de la figura 3.11 con la técnica estándar dando como resultado:

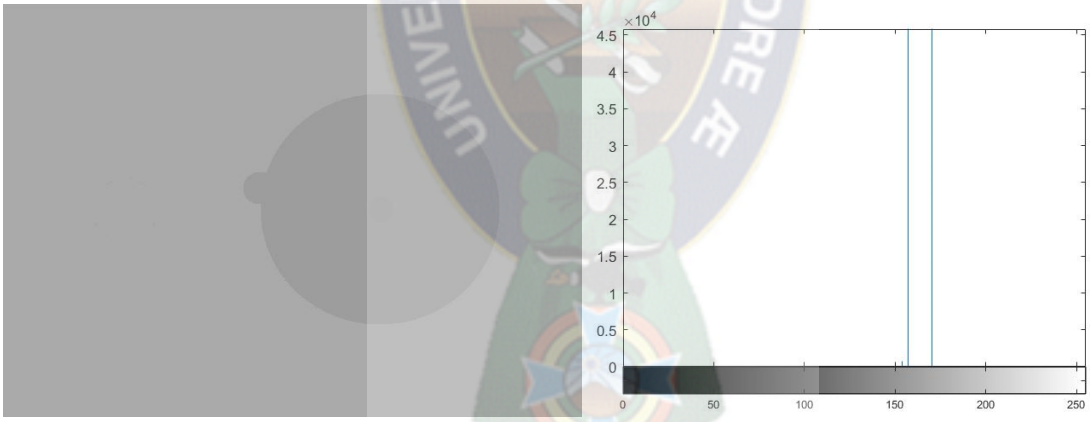


Figura 3.19: Ecualización Estándar Mejorada

Posterior a esto y con los resultados mostrados en la figura 3.18, se realizo un nuevo promedio, esta vez entre los resultados de la ecualizacion estandar que se muestra en la figura 3.19 y los resultados en la figura 3.18. Dando como resultado una matriz representada por la siguiente imagen e histogrma:

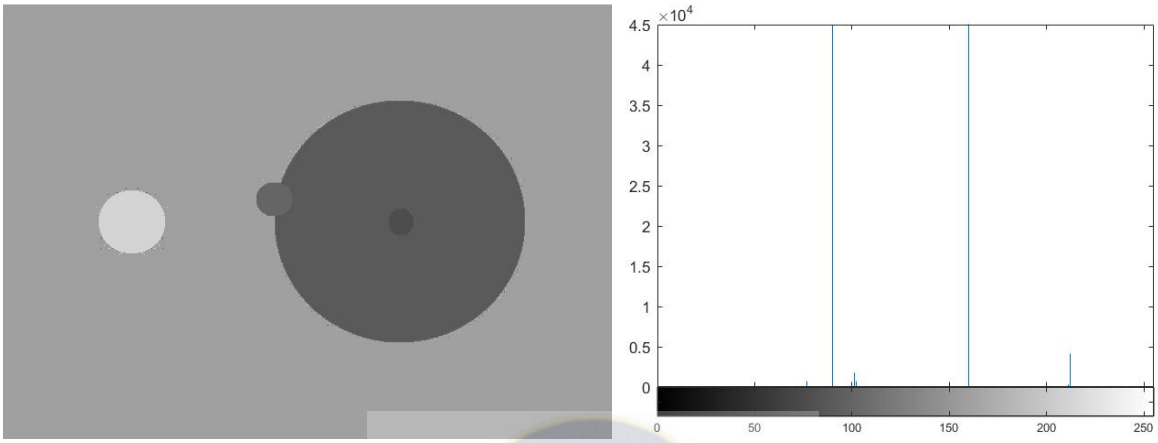


Figura 3.20: Resultado del promedio

Al observar y analizar esta nueva imagen y su histograma se observa una clarísima distinción entre los objetos lo cual para este tipo de imágenes es una mejora bastante aceptable.

3.4 Análisis y Técnicas de ecualización de Histogramas en imágenes a color

Como bien se definió en el capítulo 2, los histogramas en imágenes a color dependen de la intensidad en sus diferentes niveles de color, para este trabajo únicamente se trabajara con el modelo RGB puesto que ha presentado excelentes resultados en los experimentos hechos por varios autores en la materia, y su aplicabilidad se extiende ampliamente a varios otros modelos de color.

Figura 3.21: Imagen RGB a Ecualizar

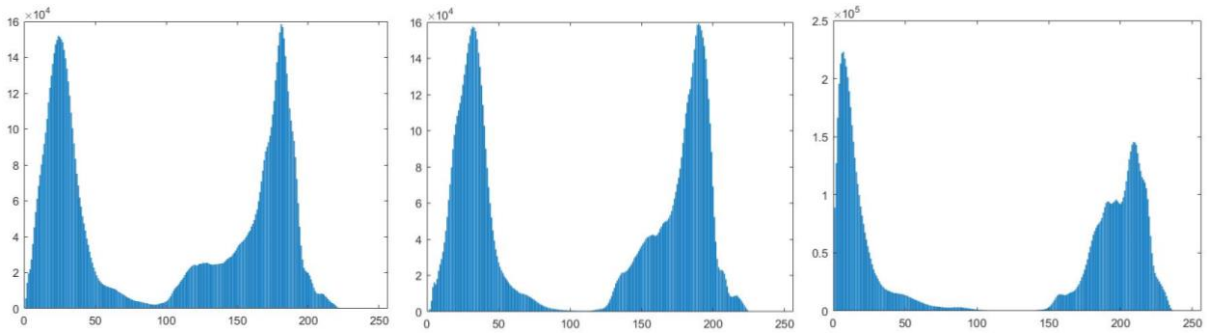


Figura 3.22: Histogramas de los niveles de Color RGB con respecto a la figura 3.21

En el ejemplo que se trató, durante el análisis de histogramas puede identificarse una clara variación en cuanto a los niveles de color. En su mayoría agrupados muy a la izquierda o muy a la derecha, lo que genera una clara disminución en el contraste, así como en la iluminación, el efecto de contra-luz es muy común en las fotografías, pero con esto se puede perder mucha información.

3.4.1 Ecualización de Histogramas por la técnica Estándar

Al tener los niveles de Color separados, podemos realizar una ecualización de histogramas Estándar en cada nivel de color, de esta manera se obtiene los siguientes resultados.

Figura 3.23: Ecualización Estándar

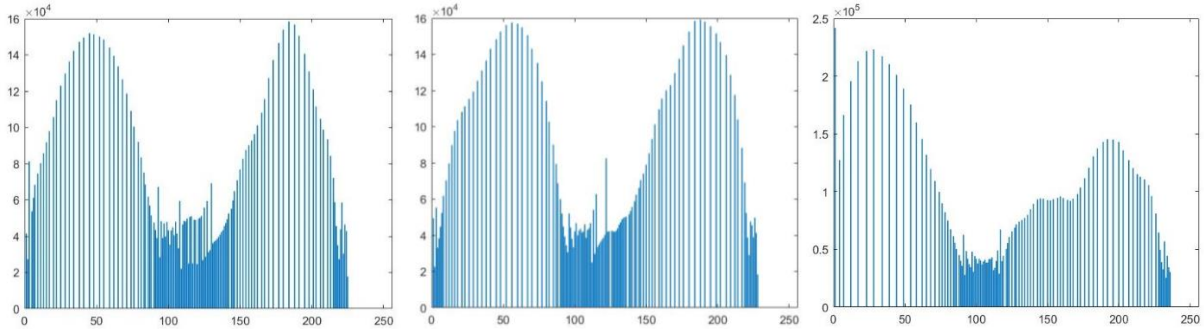


Figura 3.24: Histogramas de los niveles de Color RGB con respecto a la figura 3.23

Observamos que la técnica nos ayuda a realizar una distribución bastante extensa del histograma.

3.4.2 Ecualización de Histogramas por la técnica BOFDC

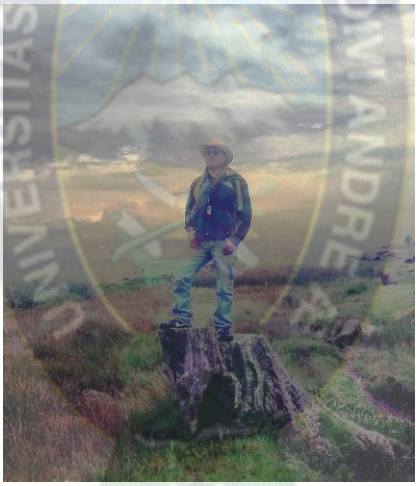


Figura 3.25: Ecualización BOFDC

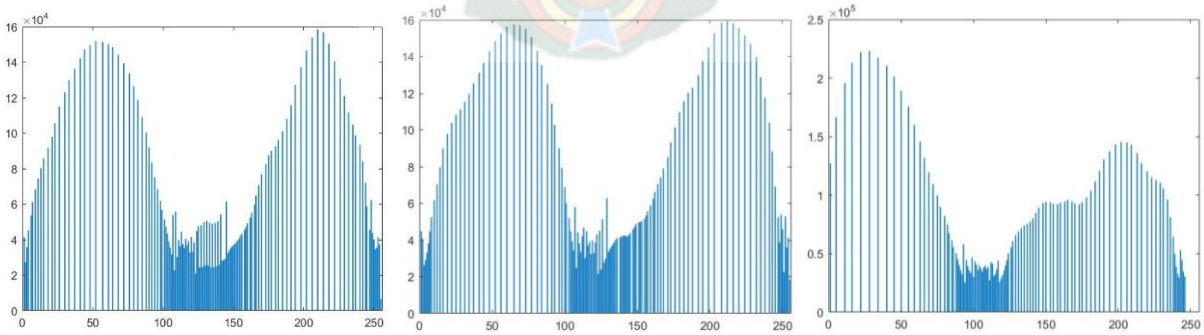


Figura 3.26: Histogramas de los niveles de Color RGB respectivamente con respecto a la figura 3.25

Se observó en el histograma una mayor dispersión por el plano, ya que llegó a los niveles 255 en los casos de los niveles de color R y G.

3.4.3 Ecualización de Histogramas por la técnica BOFDC Mejorada

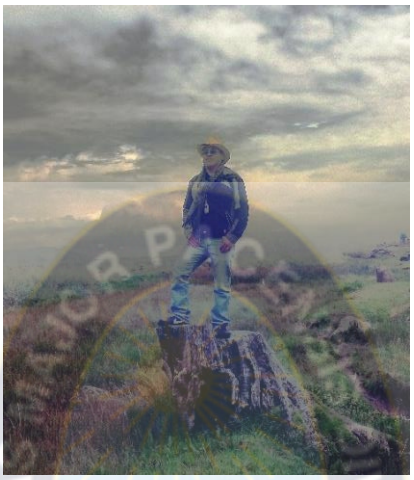


Figura 3.27: Ecualización BOFDC Mejorada

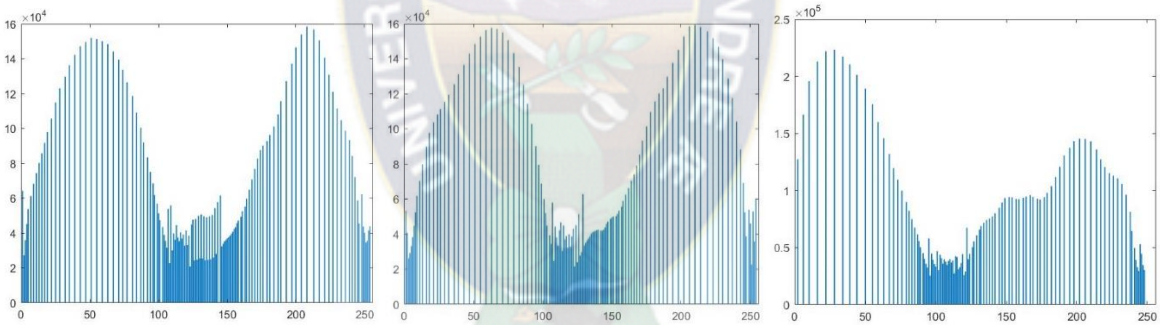


Figura 3.28: Histogramas de los niveles de Color RGB respectivamente con respecto a la figura 3.27

Se observa en los resultados un alto parecido a los resultados de la técnica BOFDC, con algunos niveles más llanos, que se aprecian más ampliamente en el histograma del nivel azul, que en este último caso está más cercano a 255 lo que nos da ver que la iluminación es superior en este caso.

3.4.4 Ecualización de Histogramas por el promedio de las técnicas Estándar y BOFDC Mejorada

Figura 3.29: Ecualización Promedio

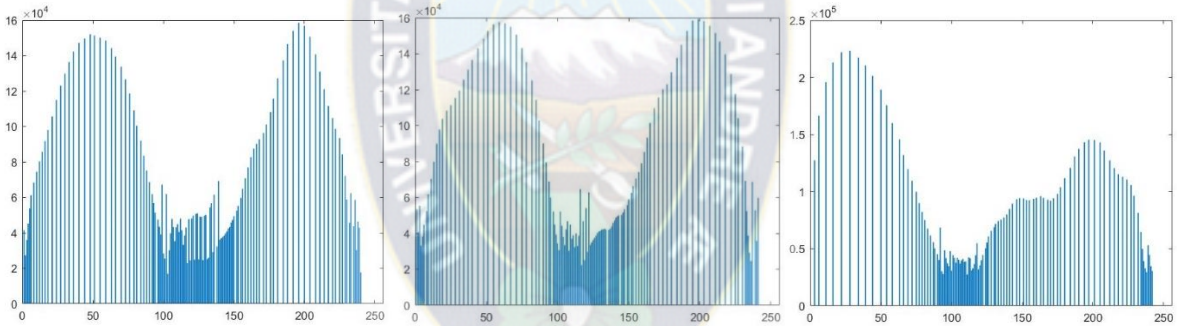


Figura 3.30: Histogramas de los niveles de Color RGB respectivamente con respecto a la figura 3.29

Se observa un punto medio entre la nitidez de los tonos fuertes que ofrece la técnica estándar y la iluminación equilibrada que ofrece la técnica BOFDC mejorada.

3.5 Descripción y análisis de resultados

Se realizó un análisis comparativo de las técnicas de ecualización: Estándar, BOFDC, BOFDC mejorada, Promedio. El análisis comparativo incluye métricas para mostrar la validez de los algoritmos para aplicaciones de tiempo real, mejoramiento de contraste y preservación de la información.

Durante el experimento fueron usadas 10 imágenes de 8 bits cada una, obtenidas de forma que abarquen todos los problemas que una imagen digital presenta comúnmente, esto es, poca iluminación, bajo contraste, imágenes a contra luz, etc. Con tamaños que varían entre: 400x600 y 1200x2000 pixeles. Las imágenes fueron convertidas a escala de grises, obteniendo sus intensidades, de manera a poder realizar los experimentos.

Las métricas utilizadas fueron:

- La entropía que es una métrica muy útil que determina la riqueza de los detalles en la imagen resultado y viene dada por:

$$Entropia = -\sum_{k=0}^{L-1} p(k)\log_2(p(k)) \tag{4}$$

  Donde *p (k)* es la probabilidad de ocurrencia de la k-ésima intensidad y *L* representa el mayor nivel de intensidad posible para la imagen. Mientras mayor es la entropía mayor será la riqueza de los detalles en la imagen.

- El Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) que se usa para determinar la cantidad de ruido introducido en la imagen luego de su transformación, es decir dada una imagen de entrada X (i, j) que contiene M ×N pixeles y una imagen reconstruida Y (i, j), indica la relación señal ruido de Y comparada con X. PSNR está dada por:

$$PSNR = 10\log_{10}(\frac{(L-1)^2}{MSE}) \tag{5}$$

  Donde L representa el mayor nivel de intensidad posible para la imagen y el Mean Squared Error (MSE) está dado por:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}[X(i,j) - Y(i,j)]^2}{M \times N} \tag{6}$$

- El PSNR se mide en decibeles, y mientras mayor sea el valor, menor es el ruido introducido en la transformación de la imagen y por tanto es mejor la calidad de la imagen resultado.
- El contraste se define como:

$$C = \sqrt{\sum_{k=0}^{L-1} (k - E(Y))^2 \times p(k)} \tag{7}$$

Donde *E (Y)* representa la intensidad media de la imagen. El valor del contraste de la imagen resultado debe ser mayor al de la imagen de entrada para suponer una mejora.

Para este experimento los algoritmos fueron implementados en MATLAB versión R2018a y fueron ejecutados en una computadora Core i7 de 2.4 GHz y 12.0 GB de RAM.

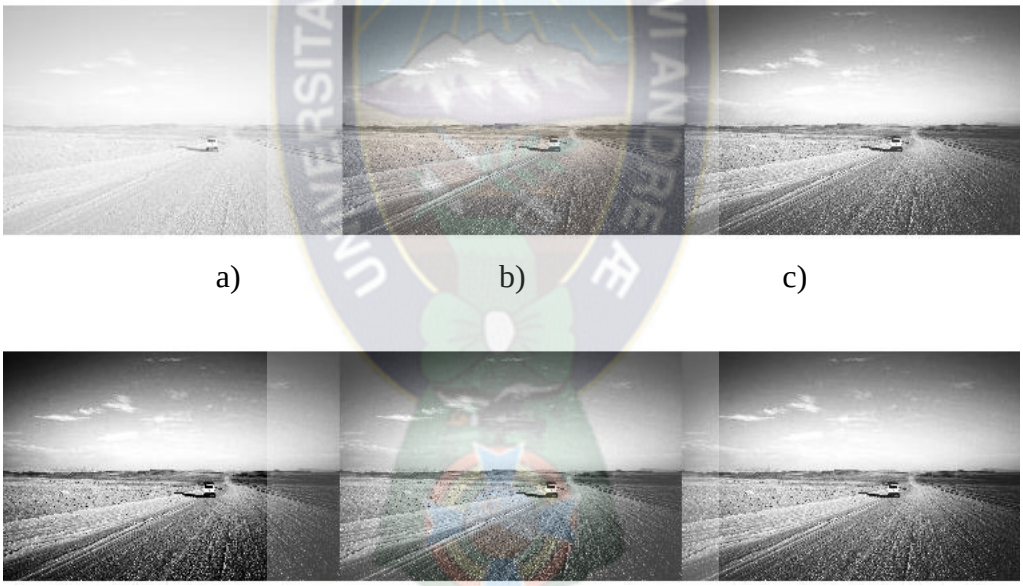


Figura 3.31: a) Imagen Original, b) Ecualización Estándar, c) Ecualización Estándar Mejorada, d) Ecualización BOFDC, e) Ecualización BOFDC Mejorada, f) Ecualización Promedio

En la Figura 3.31 se puede observar una imagen elegida de las que se usaron, con sus respectivas ecualizaciones de manera a demostrar de forma visual los resultados obtenidos para cada uno de los algoritmos implementados.

Tabla 3.1 Resultados de la comparación según las métricas establecidas

Métodos	**Entropía**	**PSNR**	**Contraste**
Original	0.66687		15248.2541
Estándar	0.3	15.25	2532.254
Estándar Mejorado	0.45	15.2487	2635.417
BOFDC	0.7	17.2654	1587.265
BOFEDC Mejorado	0.857	16.325	1852.32
Promedio	0.6	16.3254	2635.321

La Tabla 3.1 muestra los resultados promediados de las 10 imágenes, en ella se puede observar los buenos resultados obtenidos por el método propuesto, demostrando una buena preservación de la información y brillo a la par que mejora el contraste de la imagen. Vale destacar también que presenta el mayor PSNR y la mayor entropía garantizando una buena calidad en la imagen así como buenos detalles en la misma.

4 DISCUSION

4.1 Conclusiones

En este trabajo se presentaron cinco técnicas de ecualización de histogramas, dos de ellas las más utilizadas comúnmente, las siguientes dos incluyen modificaciones de mejora a las primeras, la última es la propuesta que salió de la investigación a un caso puntual, para la optimización de la ecualización de histogramas.

Los resultados experimentales indican que las técnicas presentadas incluyen una mejora global de contraste y preservación de información dependiendo mucho de la imagen original a analizar y sus características, la técnica Estándar y Estándar Mejorada ha dado mejores resultados con imágenes que tienen bajo contraste o saturación de iluminación, la técnica BOFDC y BOFDC Mejorada ha dado mejores resultados con imágenes que tienen poca iluminación o están a contra-luz y por último la técnica por Promedio ayuda a estabilizar todos los casos y encuentra un punto medio que en algunos casos especiales es el óptimo.

Con esto se puede afirmar que se probó la hipótesis, ya que se analizaron diversas técnicas de ecualización de histogramas y al aplicarlas se demostró, en imágenes especialmente diseñadas como se muestra en el capítulo 3 en la figura 3.13, que los resultados pueden variar según la técnica y que dichos resultados pueden ir mejorando al aplicar los cambios propuestos en el algoritmo de la técnica o inclusive añadir pasos previos a la ecualización, como usar el negativo de la imagen como bien ilustra el diagrama de la figura 3.12.

Dicho esto se cumplió el objetivo general, al estudiar dos de las técnicas más utilizadas y proponer su respectiva optimización, se abarco un campo extenso en la tarea de Ecualización de histogramas y se probó que al hacer que cada intensidad en el rango de intensidades posibles de una imagen digital sea igualmente probable, hace que el contraste global de la imagen mejore, tomando en cuenta que puede perderse información si se utiliza una técnica no adecuada para tal tarea, en dicha imagen.

Cabe mencionar que no se estudiaron todas las técnicas de ecualización de histogramas, esto por limitaciones de tiempo y recursos, por lo cual se añade más adelante en el apartado de

recomendaciones que se pueda investigar mucho más a fondo tales técnicas, pero se cree que este trabajo sirve de base firme para dichas investigaciones futuras.

Así también se dio cumplimiento a los objetivos específicos, ya que como se aprecia en el capítulo 3 en el apartado 3.2 se hizo un amplio análisis del histograma de una imagen digital, aplicado a los problemas más comunes que tiene una imagen. Posterior a esto se realizó el estudio de las técnicas de ecualización como ya se mencionó, lo que dio paso a la elaboración de un prototipo que permite aplicar el estudio de este trabajo con imágenes digitales estáticas.

Para finalizar se concluye que, por ser el procesamiento digital de imágenes un paso por demás trascendente para la mayoría de las aplicaciones que tiene como base imágenes digitales, esto es, visión artificial, seguridad, detección de enfermedades por medio de imágenes médicas, etc. Las técnicas de ecualización de histogramas presentadas, se adaptan fácilmente a diversos tipos de imágenes, su tiempo de computo es rápido, mejoran ampliamente el contraste global de una imagen sin pérdida de información, por ende son una herramienta muy importante para el procesamiento de imágenes digitales.

4.2 Recomendaciones

- En el trabajo se realizó múltiples experimentos con imágenes en escala de grises y a pesar de q se probó que las técnicas son utilizables con imágenes a color, se recomienda continuar la investigación haciendo énfasis en la ecualización de histogramas basado principalmente en imágenes a color.

- Como bien recalca la conclusión el elegir una de las técnicas de ecualización de histogramas depende de la imagen original a ecualizarse, se recomienda investigar más con profundidad los diferentes problemas puntuales que presenta una imagen digital y la óptima ecualización de histogramas para dicha imagen.

A lo largo de la investigación se presentaron otro tipo de técnicas llamadas ecualización Bi-histograma, estos aplicados con límites de Plateu para dar solución al problema de preservación de brillo medio, se recomienda implementar dichos tipos de técnicas y complementarlas o hacer una comparación con las técnicas presentadas en este trabajo.

Bibliografía

Alegre Gutiérrez, E., Pajares Martinsanz, G., & de la Escalera Hueso, A. (2016). *Conceptos y Métodos en Vision por Computador.* España.

A. Morelli, P. S. (4 de 2013). Obtenido de http://www.dc.uba.ar/inv/tesis/licenciatura/2011/morelli-padovani

Alegre, E., Pajares, G., & De la Escalera, A. (2016). *Conceptos y Metodos en Vision por computador.* España.

Alicea, S. (19 de 04 de 2011). *Aprende Fotografia Digital*. Obtenido de http://www.aprendefotografiadigital.com/afd/2011/04/19/entendiendo-histograma/#axzz5GGB0nnlU

Alicea, S. (19 de 04 de 2011). *Fotografia Digital*. Obtenido de http://www.aprendefotografiadigital.com/afd/2011/04/19/entendiendo-histograma/#axzz5FgAsM4NA

Alvarez G., D., Guevara G., M., & Holguin, G. (2006). PREPROCESAMIENTO DE IMÁGENES . *Scientia et Technica*.

Apple. (7 de 11 de 2017). *apple.com*. Obtenido de https://support.apple.com/es-mx/HT208108

Aquino Moringo, P. B., & Lugo Soliz, F. R. (2015). Ecualización Bi-Histograma Usando Dos Límites de Plateu.

Aranda Delgadillo, m., Medina Muñoz, l. A., Rodriguez Espinoza, I., & Gonzáles Lopez, S. (03-02-2017). *Aplicación de Técnicas de Visión Artificial y Sistemas Expertos para la Determinación del Valor de Monedas.* Instituto Tecnológico de Nogales, Departamento de Posgrado e Investigación Universidad Tecnológica de Nogales.

Aristizábal, L., & Ramirez, C. (2006). *Conceptos Básicos del Procesamiento Digital de imagenes.* Medellin Colombia.

BCNVisión. (05 de 04 de 2017). *http://www.bcnvision.es*. Obtenido de http://www.bcnvision.es/blog-vision-artificial/iluminacion-vision-artificial/

Correa, M. S., & Chichizola, F. (2001). *Diseño de Sistema de Reconocimiento de Rostros.*

Depaoli, R., Fernandez, L., & Diaz, D. (2012). Optimización de la ecualización del histograma en el procesamiento de imágenes digitales. *Departamento de Ingeniería e Investigaciones Tecnológicas*.

Diario de Leon.es. (22 de 09 de 2017). Smart Counter. *Proconsi presenta nuevo sistema de conteo de pasajeros basado en visión artificial*, pág. 13.

GenBeta. (s.f.). *genbeta.com*. Obtenido de https://www.genbeta.com/actualidad/openface-un-nuevo-software-de-reconocimiento-facial-de-codigo-abierto

Gomez Rodriguez, F., & Dominguez Morales, M. j. (s.f.). *Fundamentos de la Visión Artificial.* Universidad de Sevilla, Arquitectura y tecnologia de Computadores.

Gonzales. (1987). *Antecedentes del Procesamiento digital de imagenes.*

Gonzales Reyna, S., Lopez Jimenes, E., Zabala Mateo, E., Yañez Vargas, I., & Guerrero Turrubiates, J. (2016). *Research in Computing Science*, 125-135.

Gonzales, R., & Wintz, P. (1996). *Procesamiento digital de imagenes.*

Google. (2012). *sites.google*. Obtenido de https://sites.google.com/site/tratamientoimagen20112012/mejora-de-imagenes-en-color/5-ecualizacion-y-modificacion-de-histograma/5-1-ecualizacion-de-histograma-componente-a-componente

Ibrahim, H. (2009). *Image sharpening using sub-regions histogram equalization.* Consumer Electronics.

ImageJ. (2017). *imagej.nih.gov*. Obtenido de https://imagej.nih.gov/ij/

Insights. (2016). *insights.la*. Obtenido de http://insights.la/2016/11/18/preparate-futuro-reconocimiento-facial/

LibrosWeb. (2013). *librosweb.com*. Obtenido de http://librosweb.es/libro/tdd/capitulo_1/modelo_en_cascada.html

Microsoft. (s.f.). *catarina.udlap.mx*. Obtenido de http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/msp/florencia_y_an/capitulo3.pdf

Moya, J. P. (2012). *Procesamiento y Análisis de imagenes Digitales.*

OpenCV. (2017). *opencv.org*. Obtenido de https://opencv.org/about.html

P. J., P., H., W., J. S., H., & P. J., R. (1998). *The FERET Database and Evaluation Procedure for Face-Recognition Algorithms.*

Paz, N. (2009). *Adaboost con aplicación a detección de caras.* Uruguay: 2009.

Peña, C. J. (2012). ECUALIZACIÓN DEL HISTOGRAMA ADAPTATIVO. *Universidad Politécnica de Madrid Grupo de Control e Informática Industrial*.

Platero Dueñas, C. (2009). *Apuntes de Visión Artificial.*

Proconsi. (2017). *proconsi.com*. Recuperado el 11 de 2017, de http://www.proconsi.com/proconsi-toda-la-tecnologia-de-tu-negocio-desde-4990-al-mes

Salgado, D. L. (2012). *Visión Artificial*:. E.T.S. Ingenieros de Telecomunicación Universidad Politécnica de Madrid, Madrid, Spain. Obtenido de http://www.gti.ssr.upm.es

Santos, A. d. (2010). *La Teoria del color.*

Sengee, N., & Choi, H. (2008). *Brightness preserving weight clustering histogram equalization.*

Solar, J. R. (2015). Filtrado de Imágenes y ecualización de histograma. En *Procesamiento Avanzado de Imagenes.*

Sucar, E. L., & Gómez, G. (2016). *Visión Computacional.*

Tello, J. C. (s.f.). *La visión artificial y las operaciones morfológicas en imágenes binarias.* Escuela Técnica Superior de Informática. Universidad de Alcalá. Obtenido de jesus.caceres@uah.es

Universidad de Utah. (2015). *http://www.cs.utah.edu*. Obtenido de http://www.cs.utah.edu/~sujin/courses/reports/cs6640/project2/index.html

UNSJ. (2010). *Imagenes Digitales.*

Vélez Serrano, J. F. (2003). *Vision por computador.* Universidad Rey Juan Carlos.

Vélez Serrano, J. F., Moreno Diaz, A. B., Sanchez Calle, A., & Sanchez-Marin, L. E. (2003). *Visión por computador* (2da Edicion ed.). Madrid, España: Dikinson.

Vera Meaurio, D. A., & MArtinez Jara, E. A. (2016). *Conteo de personas en imagen y video mediante la técnica de Viola-Jones a través de clasificadores Haar utilizando software libre.* Ciudad del Este, Paraguay: articulo.

Vicente, P. C. (2012). Ecualizacion del Histograma Adptativo. *Universidad Politécnica de Madrid Grupo de Control e Informática Industrial*.

Viola, P., & Jones, M. (2001). *Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features.* Cambridge.

Wikipedia. (5 de 11 de 2017). *wikipedia.com*. Obtenido de https://en.wikipedia.org/wiki/Face_ID