



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL

ESCUELA SUPERIOR DE INGENIERIA MECANICA Y ELECTRICA
UNIDAD PROFESIONAL "ADOLFO LÓPEZ MATEOS"

"BIOMETRÍA FACIAL"

T E S I N A

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:
INGENIERO EN COMUNICACIONES Y ELECTRONICA

PRESENTA:
**ARODITH MONCAYO LÓPEZ
ROBERTO AMADOR CHÁVEZ**

ASESORES:

ING. JOSÉ IRENE OLEA RAMÍREZ
M. EN C. PEDRO GUSTAVO MAGAÑA DEL RIO



MÉXICO, D.F. 2012

INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
ESCUELA SUPERIOR DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELECTRICA
UNIDAD PROFESIONAL “ADOLFO LÓPEZ MATEOS”

REPORTE TÉCNICO

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE
POR LA OPCIÓN DE TITULACIÓN
DEBERA(N) DESARROLLAR

INGENIERO EN COMUNICACIONES Y ELECTRÓNICA
CURRICULAR
C. ROBERTO AMADOR CHÁVEZ
C. ARODITH MONCAYO LÓPEZ

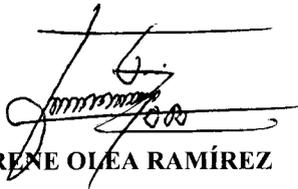
“BIOMETRÍA FACIAL”

DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN ALGORITMO DE BIOMETRÍA FACIAL PARA DETECCIÓN DE IDENTIDAD.

- INTRODUCCIÓN
- ANTECEDENTES
- BIOMETRÍA
- TEXTURIZACIÓN
- REDES NEURONALES
- DESARROLLO DEL PROYECTO
- CONCLUSIONES
- INVESTIGACIÓN A FUTURO
- BIBLIOGRAFÍA

MÉXICO D.F. A 21 DE MARZO DE 2012

ASESORES


ING. JOSÉ IRENE OLEA RAMÍREZ


M. EN C. PEDRO GUSTAVO MAGAÑA DEL RÍO


ING. DAVID YÁÑEZ ÁLVAREZ
JEFE DEL DEPARTAMENTO ACADÉMICO DE
INGENIERÍA EN COMUNICACIONES Y ELECTRÓNICA



Dedicatoria

A Martha, Mi Madre

Mamá, te doy las gracias por haberme brindado tu apoyo en el largo camino de la carrera. Gracias por estar siempre al pie del cañón, no importando si llovía, tronara o relampagueara, tú siempre de pie para apoyarme en todo momento. Gracias por caminar hombro a hombro conmigo en las buenas y en las malas, por soportarme en los malos ratos, por todas las palabras de aliento que me diste en los momentos de tensión.

Podría escribir mil hojas más, pero no alcanzarían para seguir escribiendo todo lo que te tengo que agradecerte.

¡Gracias MAMA!

A mi padre Roberto

Gracias Papá, por inyectarme la confianza que necesito para poder saber que se pueden lograr las cosas cuando todo parece estar peor. Por darme tu confianza y decirme que no claudicara en este largo camino de la carrera, y mejor aún porque me dices que no me rinda en el camino de la vida. Tus palabras llenas de experiencia y sabiduría son ahora parte de mí.

De todo corazón ¡Gracias PAPA!

Roberto

Agradecimientos

Gracias a **Cesar Amador Chávez**

Le agradezco a mi hermano Universitario que tiene grandes agallas y que es frio como las matemáticas, por enseñarme con sus acciones que todo lo que uno se propone, lo logra cueste lo que cueste sin voltear atrás, que las piedras en el camino son oportunidades para saber quiénes somos.

Gracias a **Faviola Martínez León**

Le agradezco a esta niña hermosa por ser la linda persona que es. La misma dureza de la vida no te dobla ni te tira. Gracias por enseñarme a enfrentar las cosas con valor, que con la mínima ayuda haces posible la solución de las dificultades, sin importar lo que sea o quien sea.

Gracias a **Dios**

La obscuridad que tenia el camino de la carrera no prevalece en la Luz que tú me das.

¡Gracias por todo!

También le doy las gracias a **Edgar Duron Gómez, Maricela Olvera Mendoza, Teresa Mendoza Romero, Manuel Aguilar Miranda y Rubén García Cristalinas** en donde quiera que se encuentre, **Adolfo Franco, Ramón González, Tomás Gallegos y Luis Aguilar Miranda.**

Y a las **familias** de cada uno de ellos, quienes son unas finísimas personas que me apoyaron y brindaron su amistad y apoyo en todo momento solo por el simple hecho de ser mi familia.

Roberto Amador Chávez

Dedicatoria

A ti *María Luz Rosa*, mi mamá

Te digo mamá que este logro es tuyo, por tu esfuerzo, paciencia, dedicación te felicito y te admiro. Yo solo fui el vehículo en el cual se concentraron todos tus sentimientos amor, esperanza y cariño. Solo me queda decirte que te felicito por un logro más en tu vida “yo”.

A *José Luis*, mi papá

Te digo papá gracias a todos por demostrarme que la grandeza es alcanzable a base de esfuerzo, dedicación, determinación y confianza en sí mismo. De igual forma este logro es tuyo.

Gracias a dios por haberme hecho su hijo.

LOS AMO A AMBOS.

Frodith.

Agradecimientos

A mis hermanos:

Luis Miguel, Mismi.

Gracias por tu guía y apoyo en la realización de este proyecto ya que sin él no se hubiera realizado este sueño.

Omar, Mares.

Aunque estés lejos los sentimientos de superación que me mandaste por medio de tus deseos fueron soporte e inspiración para mi vida.

Alan, Nan.

Apoyo y paciencia, gracias por demostrarme que aunque el mar este agitado se puede conservar la calma.

Saúl, Sauloso.

Aunque el más chico; pero gracias por tus frases llenas de grandeza y sabiduría que me ayudaron a salir adelante.

Laura.

Por llegar a ser una gran amiga en quien confiar y por tus porra que me hachaste desde que llegaste a la familia y que jamás me hicieron claudicar.

Maurin.

Gracias amiga y ahijada por tu apoyo en esos momentos tan difíciles en los cuales me acompañaste y que con tus frases de ánimo me hiciste ver la salida.

Gracias a todos por ser tan especiales y diferentes, por enseñarme el carácter siempre de un triunfador, de ser el mejor, el más bueno el más grande y siempre lo seré porque siempre contare con su apoyo incondicional.

Arodith Moncayo López.

Índice

<i>Introducción</i>	VIII
<i>Antecedentes</i>	IX
<i>Estado de arte</i>	XI
<i>Justificación</i>	XIII

CAPÍTULO 1. BIOMETRÍA 1

1.1 Concepto de biometría	2
----------------------------------	---

1.2 Biometría a futuro	3
-------------------------------	---

1.3 Sistemas biométricos	5
---------------------------------	---

1.3.1 Sistema biométrico de ADN	5
--	---

1.3.2 Sistema biométrico de ESCRITURA	5
--	---

1.3.3 Sistema biométrico de FIRMA	6
--	---

1.3.4 Sistema biométrico por la FORMA DE ANDAR	6
---	---

1.3.5 Sistema biométrico por GEOMETRIA DE LA MANO	7
--	---

1.3.6 Sistema biométrico por HUELLA DACTILAR	7
---	---

1.3.7 Sistema biométrico por HUELLA PALMAR	8
---	---

1.3.8 Sistema biométrico por IRIS	8
--	---

1.3.9 Sistema biométrico por OLOR	9
--	---

1.3.10 Sistema biométrico de OREJA	9
---	---

1.3.11 Sistema biométrico de RETINA	10
--	----

1.3.12 Sistema biométrico de TERMOGRAMA	10
--	----

1.3.13	<i>Sistema biométrico de VOZ</i>	11
1.3.14	<i>Sistema biométrico FACIAL</i>	11
1.4	<i>Métodos más utilizados en el reconocimiento facial</i>	12
1.4.1	<i>Método Viola Jones</i>	12
1.5	<i>Comparaciones y errores de las tecnologías biométricas</i>	13
1.5.1	<i>Razones más comunes para variación de representación biométrica</i>	16
1.6	<i>Biometría: Aceptación y Privacidad</i>	17
1.7	<i>Funcionamiento de un sistema biométrico</i>	18
1.8	<i>Técnicas de reconocimiento de patrones</i>	20
 CAPÍTULO 2. TEXTURIZACIÓN		 22
2.1	<i>Introducción</i>	23
2.2	<i>Definición</i>	23
2.3	<i>Histograma</i>	23
2.4	<i>Modelo RGB</i>	25
2.5	<i>Matriz de Concurrencia</i>	26
2.6	<i>Concepto de Matriz de Concurrencia</i>	26
2.7	<i>Representación gráfica</i>	28
2.8	<i>Obtención de vectores de Correlación o concurrencia</i>	32
2.8.1	<i>Algunas fórmulas para su obtención</i>	32

2.8.1.1	<i>Eventos</i>	32
2.8.1.2	<i>Energía</i>	33
2.8.1.3	<i>Momento de distinción de Elementos de orden K</i>	33
2.8.1.4	<i>Momento inverso de la distancia de Elementos de orden K</i>	33
2.8.1.5	<i>Entropía</i>	34
2.8.1.6	<i>Uniformidad</i>	34
2.8.1.7	<i>Correlación</i>	34
2.8.1.8	<i>Inercia</i>	34
2.8.1.9	<i>Homogeneidad</i>	35
2.8.1.10	<i>Promedio aritmético</i>	35
2.9	<i>Método para resolver la matriz de concurrencia</i>	35
2.10	<i>El Histograma</i>	37
2.10.1	<i>Representación gráfica del Histograma</i>	38
2.11	<i>Normalización</i>	43
 CAPÍTULO 3. REDES NEURONALES		44
3.1	<i>Introducción</i>	45
3.2	<i>Redes Neuronales</i>	45
3.2.1	<i>Organización de la Redes Neuronales</i>	47
3.2.2	<i>Construcción de la Red Neuronal</i>	47
3.2.2.1	<i>Diseño de la Red Neuronal</i>	47
3.3	<i>Reglas para el aprendizaje de una Red Neuronal</i>	47
3.3.1	<i>Invarianza</i>	51
3.4	<i>Perceptrón multicapa</i>	52

3.5 Aprendizaje supervisado	54
3.6 Aprendizaje	55
3.7 Red Neuronal Feed-Forward	56
CAPÍTULO 4. DESARROLLO DEL PROYECTO	58
4.1 Introducción	59
4.2 JAVA	59
4.3 Texturización	60
4.3.1 Extracción y cálculo de La matriz de concurrencia	60
4.4 Redes Neuronales	61
4.5 Proyecto paso a paso	62
4.5.1 Ambiente Controlado	64
4.5.2 Ambiente NO controlado	65
CONCLUSIONES	81
INVESTIGACIÓN A FUTURO	81
BIBLIOGRAFÍA	84



Introducción.

INTRODUCCIÓN

En este proyecto se implementará y evaluará un detector facial en imágenes digitales. Y eligiendo el modelo de implementación Viola y Jones como el adecuado a nuestras necesidades debido a su aplicabilidad.

Dentro del rostro de una persona se ubican un conjunto de elementos o rasgos (boca, ojos, cejas, nariz, orejas, contorno, pómulos), cuyas características más representativas o discriminantes pueden ser medidas y de esta manera asociar estas mediciones a la persona.

En el reconocimiento de rostro el problema principal es la determinación de la ubicación del rostro dentro de la imagen. En este proyecto haremos que el sistema de captura sea diseñado para la obtención del rostro desde un algoritmo automático.

Con lo anterior; será posible, a partir de una imagen digital, aplicar técnicas para obtener los valores correspondientes a cada rasgo o característica del rostro las cuales son variados e independientemente de cada rostro, que identifiquen a una persona perteneciente a un grupo o conjunto acotado o delimitado con anterioridad por nosotros.



Antecedentes.

ANTECEDENTES.

Estado del arte:

1. Documento Nacional de Identidad (D.N.I.)

Investigador:

Mat. Delgado Gómez David. Departamento de estadística de la universidad Carlos III.

Desarrollado por la universidad Carlos III de Madrid, para el rostro de cada persona con características más destacadas con una precisión alrededor del 95 %.

Se basa en la idea de los modelos individualizados, esto es “cada rostro es único”. En otras palabras es la descripción de una persona mediante características que las demás personas no posean.

2. Grupo CISTIB de la universidad PompeuFabra de Barcelona y BjarneErsboll y JensFagertun, grupo de modelaje matemático de la universidad técnica de Dinamarca.

Su sistema desarrollado consta de tres componentes:

1. registro de imagen: captura de imágenes por medio de algún hardware en este caso una cámara digital.
2. un software: programa o sistema que determine si en la imagen capturada aparece algún rostro localizando, la geometría del rostro: disposición de ojos, nariz, boca, y otros rasgos significantes.
3. sistema capaz de clasificar todos los elementos para diferenciar entre una y otras personas. Proceso de mayor complejidad ya que se combinan la geometría y la textura del rostro.

En sistemas controlados alcanza el 95 % de precisión.

3. Reconocimiento facial 3D con doble cámara, certificación: CE FCC Class A ROHS.

Incorpora un algoritmo de reconocimiento facial con sensor dual: esto quiere decir que utiliza dos cámaras de reconocimiento facial; cámara infrarroja, que detecta el calor humano y activá el sensor, y otra cámara visible que captura la imagen de una persona. La captura de las dos cámaras conforma un patrón con información 3D.

Los usuarios deberán acercarse a una distancia promedio de 0.5 a 1.0 metros para tener una tasa de aceptación considerablemente baja.

Será confiable en entornos con diferentes condiciones de luminosidad e incluso en ambientes oscuros.

4. Universidad StonyBrook de Nueva York (SUNY) en asociación con el Centro estratégico de seguridad portuaria y marítima del Estado de Nueva York.

Utiliza Características geométricas del rostro, Texturización del rostro. Utiliza un patrón de coincidencia del rostro, es decir, usa detalles de la piel, Termo grama del rostro. Utiliza una cámara de infrarrojo para la detección de patrones de calor facial las cuales son únicas cada individuo. Y la incorporación de un sistema llamado **smile** que es capaz de reconocer los cambios de arrugas al sonreír. Que en realidad es la toma de dos instantáneas de una persona sonriendo en rápida sucesión, analiza la piel que se mueve alrededor de la boca del individuo entre las dos imágenes capturadas. Se hace un seguimiento de los cambios en la posición de las arrugas en la piel, el cual no es afectado por el uso de maquillaje.

5. Kirby&SiriVich Análisis de Componentes Principales (Principal ComponentAnalysis, PCA).

La captura de imágenes debe ser del mismo tamaño y deben de ser normalizadas para alinear los ojos y la boca de los individuos. La aproximación del PCA se utiliza para la reducción de la dimensión de los patrones faciales. Es decir, reduce la información que no es útil y descompone la estructura facial en componentes ortogonales (no correlativos) llamados Eigenfaces. Cada imagen puede ser representada por la suma (vector de rasgos) de los Eigenfaces.



Justificación.

Justificación:

La implementación del sistema biométrico será para cumplir con las exigencias de seguridad ya sea de una empresa o nuestra propia seguridad individual (equipo personalizado), este sistema realizara las siguientes tareas:

- El sistema biométrico funcionara del mismo modo para cualquier número de sistemas o ya sea individualizado.
- Puede proporcionar características representativas diarias de los usuarios al utilizar la red neuronal adecuada.
- Muy alta fiabilidad en el reconocimiento de usuarios.
- No se puede sabotear con vídeos o fotos.
- Amigable para el usuario.
- Rápido procesamiento de la información.



CAPÍTULO 1

Biometría.

CAPÍTULO 1. Biometría.

1.1 Concepto de biometría:

La biometría, es descrita como ciencia orientada al reconocimiento de un Individuo, Los métodos automatizados de reconocimiento miden las características fisiológicas, psicológicas y conductuales que definen un vector asociado unívocamente a una sola persona. La biometría fisiológica incluye huellas dactilares, geometría de la mano, retina, iris, rasgos faciales.

Las características conductuales incluyen la firma, voz (que también puede considerarse físico), escritura, firma y la manera de andar. [48].

Utilizando esta información, es posible verificar e identificar un vector de características dentro de una base de datos con información de otras personas. La importancia de diseñar un sistema automático depende principalmente del contexto donde se utiliza el reconocimiento.

Se puede decir que la biometría es una tecnología de lectura basada en el reconocimiento de una característica física intransferible de las personas, Los sistemas de lectura biométricos, incluyen un sistema de captación y un software biométrico que interpreta la muestra física y la transforma en una secuencia numérica llamada patrón de registro queda almacenada en una base de datos segura.

Es la herramienta de autenticación más segura y conveniente. La razón es porque Un rasgo no puede pedirse prestado ni se puede robar u olvidar, al tratar de falsificarlo sería prácticamente imposible. Ya que Cada ser humano tiene su propia identidad biológica, distinta de la de los demás.

La ventaja de esta tecnología es que es más segura y cómoda que los sistemas tradicionales basados en otro tipo de identificadores (passwords, tarjetas, etc.) [54].

1.2 Biometría a futuro.

La Biometría está empezando a ser considerada como la mejor alternativa para incrementar la seguridad del proceso. Esto lleva a dos importantes aspectos relacionados con la evaluación de la seguridad.

- La Biometría se va a utilizar como mecanismo de seguridad, debe existir una metodología y criterios, para poder ser evaluado el grado de seguridad deseado y alcanzado.
- Existe pérdida de datos puede desencadenar que un usuario pierda su verdadera identidad. La gran sensibilidad de los datos biométricos.

Pero:

La elección de un sistema o sistemas biométricos para la seguridad.

Esto se puede responder con los siguientes argumentos:

1. Necesidad de seguridad en diversas actividades debida a las nuevas tecnologías.
2. Posibilidad de olvido o robo de claves (passwords, PIN, etc.).
3. Mayor comodidad para el usuario.

En biometría permiten localizar estructuras relevantes, clasificar y comparar patrones biométricos.

En la actualidad existen aplicaciones muy variadas y métodos automáticos que analizan las características humanas con el fin de identificar y autenticar unívocamente. Para la confiable utilización; los sistemas biométricos deben cumplir con los siguientes requerimientos para que sean eficientes ya que Su uso en situaciones donde la fiabilidad es obligada, hace necesario establecer algunos requisitos a considerar un sistema biométrico:

Universalidad: Cada individuo debe tener una característica individual definida.

Unicidad o Distintividad: La característica debe ser lo suficientemente diferenciable entre los Individuos.

Permanencia: La característica debe ser lo suficientemente estable para no Cambiar significativamente con el tiempo o en distintos medios.

Mensurabilidad: Debe ser posible adquirir y digitalizar la señal biométrica Utilizando los dispositivos adecuados que no invadan a la privacidad del individuo; y dicha señal debe ser medible.

Rendimiento: La precisión de la identificación debe corresponder a la requerida.

Aceptabilidad y Colectividad: Indica el grado de tolerancia de la sociedad. La característica debe ser evaluable cuantitativamente. Para que los sistemas biométricos sean aceptados. Por esto deben ser eficientes, confiables, no invasivos y lo suficientemente robustos.

Fiabilidad o fraude: Facilidad para burlar el sistema.

Un único sistema biométrico no es suficiente para cumpla los requerimientos (precisión, coste, fiabilidad, etc.), En otras palabras, ningún sistema biométrico es ideal. Por tal motivo daremos a continuación una explicación breve y clara sobre algunos sistemas biométricos.

1.3 Sistemas biométricos.

1.3.1

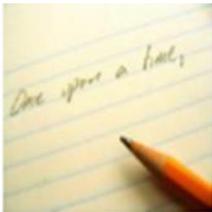
Sistema biométrico de ADN (ácido desoxirribonucleico).



Es único para cada individuo, excepción de gemelos idénticos que tienen patrones ADN idénticos. A pesar de esto, es utilizado en aplicaciones forenses para el reconocimiento e identificación de personas. El uso de este sistema biométrico está limitado hacia otras aplicaciones: contaminación y sensibilidad, es fácil de robar, reconocimiento automático en tiempo real, privacidad; esto es, que información si un individuo se encuentra enfermo puede ser obtenida a través del ADN.

1.3.2

Sistema biométrico de Escritura.



Es considerado de comportamiento y poco invasivo, por lo que es invariante a lo largo de un gran intervalo de tiempo. Los cambios en la escritura hacen que no sea un rasgo discriminatorio. Puede ser copiado por otro individuo.

1.3.3

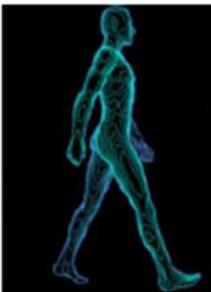
Sistema biométrico de firma.



Está relacionada con el sistema biométrico por escritura. Pero a diferencia es que siempre es el mismo texto. La forma de realizar la firma es una característica individual y específica de cada individuo. Este sistema biométrico ha sido aceptado como un método de autenticación; en transacciones gubernamentales, legales, comerciales etc.

1.3.4

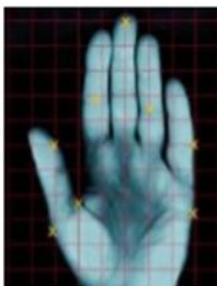
Sistema biométrico por la forma de andar.



No es un método muy distintivo, pero es suficientemente discriminatorio para permitir la verificación en algunas aplicaciones en bajos requerimientos de seguridad. Sin embargo, es un sistema biométrico de comportamiento por lo cual puede que no se mantenga invariable a lo largo del tiempo. Ya que este sistema está basado en secuencias de video de la longitud de los pies de una persona andando para medir diferentes movimientos de cada articulación.

1.3.5

Sistema biométrico por geometría de la mano.



Está basado en la toma de medidas tomadas como: su forma, tamaño de la Palma, longitud y anchura de los dedos. Es muy simple de usar. En este sistema los factores medioambientales como un clima seco o anomalías como piel seca no tienen ningún efecto negativo sobre la precisión, pero la geometría de la mano no es muy distintiva por lo cual estos sistemas no pueden desempeñar tareas de identificación de un individuo entre un gran conjunto de individuos.

1.3.6

Sistema biométrico por Huella dactilar.



Para la identificación personal es de alta precisión. Las huellas dactilares de gemelos son diferentes. Así como las de diferentes dedos de una misma persona. La precisión de estos sistemas, es adecuada para verificación y e identificación en grupos de individuos no tan grandes. La toma de múltiples huellas dactilares de una persona provee información adicional para permitir el reconocimiento a gran escala. Un problema que presenta es que requiere grandes cantidades de recursos computacionales.

1.3.7

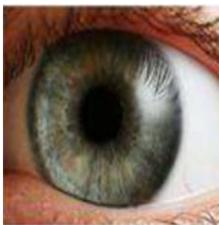
Sistema biométrico por Huella palmar.



Al igual que la huella dactilar, es una de las maneras más eficaces para identificar a un individuo, debido a su estabilidad y unicidad. El área de la palma de la mano es mucho más grande que el de un dedo, es por ello que este sistema biométrico podría ser más útil a la hora de distinguir individuos que el sistema biométrico por huella dactilar.

1.3.8

Sistema biométrico por Iris.



El iris es la región anular del ojo comprendida entre la pupila y el blanco del ojo. La textura visual del iris se estabiliza durante los dos primeros años de vida. La exactitud y velocidad de los actuales sistemas de reconocimiento basados en el iris hacen pensar en sistemas de identificación a gran escala. Se cree que cada iris es diferente, incluso en gemelos idénticos. En estos sistemas necesitan una interacción del usuario y son caros.

1.3.9

Sistema biométrico por Olor.



Cada objeto emite un olor que es característico por su composición química y que podría ser utilizado para distinguir varios objetos. Un componente del olor emitido por un individuo es distintivo en particular. Sin embargo, la invariabilidad del olor del cuerpo podría no ser detectada a pesar de los olores del desodorante o la variante composición química del medio.

1.3.10

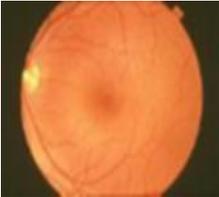
Sistema biométrico de Oreja.



La forma de la oreja y estructura del tejido cartilaginosa del pabellón auditivo son características de cada persona. El reconocimiento se basa en verificar la distancia de los puntos salientes del pabellón de la oreja con respecto a una referencia común del interior de la misma.

1.3.11

Sistema biométrico de Retina.

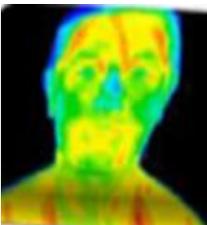


El escaneo de la retina muestra una estructura vascular abundante que en teoría es única para cada individuo y ojo. Se diría que es el biométrico más seguro ya que prácticamente es imposible de modificar, cambiar o copiar.

La adquisición necesita un contacto con el dispositivo de captura, ya que se adquiere cuando un individuo mira dentro de un dispositivo y fija su mirada en un punto dentro del campo visual para que una parte predeterminada de la estructura vascular sea extraída.

1.3.12

Sistema biométrico de Termografía.



Es patrón de calor radiado por el cuerpo, es característico de cada individuo y puede ser capturado por una cámara de infrarrojos parecido a una fotografía. El sistema es no invasivo, pero la adquisición de la imagen es difícil en medios no controlados donde habrá elementos que emanen calor en las proximidades del cuerpo humano.

1.3.13

Sistema biométrico de Voz.



Es una combinación de rasgos físicos y de comportamiento. Las características físicas se mantienen invariantes a través del tiempo, pero las de comportamiento varían debido a la edad.

1.3.14

Sistema biométrico facial.



Es un método no invasivo y los rasgos faciales son probablemente las características biométricas más utilizadas para hacer un reconocimiento individual.

Cada uno de los métodos propuestos anteriormente presenta tanto ventajas como desventajas. Unos sistemas biométricos son más o menos invasivos que otros sistemas biométricos, presentan niveles diferentes de resistencia ante ataques.

Para vencer los problemas de un determinado sistema lo que podemos hacer es:

Utilizar distintas fuentes de información biométrica, dando así lugar a un sistema multibiométrico. Esta puede ser vista como distintas muestras de un mismo rasgo, múltiples rasgos, distintos algoritmos de reconocimiento.

1.4 Métodos más utilizados en reconocimiento facial.

1.4.1 El método Viola Jones

El método Viola Jones, forma un enfoque común cuando se trata de rostros a identificar. En cuanto a las diferentes intensidades de píxeles de cada región de una imagen. Basado en el algoritmo de aprendizaje automático.

Este método consta de tres niveles.

1. Detector.

Detecta información como la probabilística, escalas (grises). Por lo general cuenta con un tipo de métrica de referencias conocidas para proporcionar una identificación positiva.

2. Segmentación.

Consta de un Algoritmo que segmenta en regiones de alta probabilidad de la imagen original.

3. Identificador.

Localiza solo región donde se encuentra el rostro a identificar.

Identifica intensidades de los píxeles en una imagen. El uso común de la matriz de color RGB no es muy adecuado, porque ocupa una amplia gama en el espacio de colores primarios. Las variaciones debidas a la iluminación es difícil de tratar, como los colores en las paredes y la ropa, siendo más difíciles de discriminar.

Ya que las intensidades de píxeles están concentradas en regiones específicas, se puede hacer una conversión de píxeles al color elegido y un gráfico de dispersión.

Cualquier píxel que se encuentra dentro de la aproximación o que se encuentre en los límites establecidos se considera que es un píxel

Correspondiente a la región a identificar en este caso el rostro.

1.4.2. Localización y forma de los atributos faciales, como ojos, cejas, nariz, labios y mentón y la distancia entre estos.

1.4.3. El análisis de la imagen de la cara, que representa una cara como una combinación ponderada de un cierto número de caras canónicas. A pesar de que estos sistemas están actualmente disponibles en el mercado, algunos requieren unas condiciones especiales de pose, fondo o iluminación. Para que un sistema de reconocimiento facial trabaje bien en la práctica; deberá automáticamente:

a) Detectar si hay una cara presente en la imagen.

b) Localizar la cara, reconocer la cara desde un punto de vista general, es decir, desde cualquier pose.

Este sistema biométrico tiene una Problemática múltiple: tipo de iluminación, variabilidad del fondo de la imagen, posición/rotación del rostro, distorsión del objetivo/captador empleado, etc.

Variabilidad del rostro: paso del tiempo, uso de gafas, uso de maquillaje, barba/bigote/patillas, *piercing*, Peinado, tintes, lentillas estéticas, colgantes, pendientes y diademas, etc.

1.5 Comparaciones y errores de tecnologías biométricas.

A continuación se muestra las comparaciones de las tecnologías biométricas anteriormente analizadas.

Biométrico	Universalidad	Distintividad	Estabilidad	Evaluabilidad	Rendimiento	Aceptabilidad
A.D.N.	A	A	A	B	A	B
Retina.	A	A	M	B	A	B
Forma de caminar.	M	B	B	A	B	A
Firma.	B	B	B	A	B	A
Escritura.	B	B	B	A	B	A
Huella dactilar.	M	A	A	M	A	M
Geometría de la mano.	M	M	M	A	M	M
Iris.	A	A	A	M	A	B
Olor.	A	A	A	B	B	M
Oreja.	M	M	A	M	M	A
Rostro.	A	B	M	A	B	A
Termograma.	A	A	B	A	M	A
Voz.	M	B	B	M	B	A

Tabla 1. Comparación de tecnologías biométricas, A = alta, M = media, B = baja.

En la siguiente tabla se muestra la posible causa de error de algunos sistemas biométricos.

biométrico	<i>Causa de error</i>	<i>Solución</i>
<i>Huella dactilar</i>	<i>Tipo de trabajo</i>	<i>Implementarlo con varios dedos</i>
<i>Rostro</i>	<i>Iluminación, fondo, contraste</i>	<i>base de datos que almacenen todo tipo de ambiente</i>
<i>Voz</i>	<i>Interfaces, enfermedad</i>	<i>Implementarlo periódicamente</i>
<i>Geometría de la mano</i>	<i>Heridas</i>	<i>Implementarlo en ambas manos</i>
<i>Iris</i>	<i>Posicionamiento, gafas</i>	<i>Implementación con posición adecuada</i>
<i>TODAS</i>	<i>Envejecimiento</i>	<i>Implementarlo periódicamente</i>

Tabla 2. Causas de error y soluciones de algunos sistemas biométricos.

Las características o rasgos del ser humano que pueden llegar a utilizarse para la medición biométrica pueden variar dependiendo de varios factores:

1. Adquisición.
2. Medio en el que se produce la adquisición.
3. Tipo de interacción con el dispositivo que realiza la adquisición.
4. Variación de rasgos a utilizar.

1.5.1 Razones más comunes para la variación de representación biométrica.

A) Presentación inconsistente.

La característica o conjunto de rasgos más representativos capturados por el dispositivo a utilizar. En este caso la cámara. Tiene una gran dependencia sobre las características de fabricación del dispositivo, y sin dejar a un lado la importancia de la interacción del individuo con dicho dispositivo.

En nuestro caso tenemos como ejemplo la captura del rostro en forma bidimensional con el dispositivo (cámara) con el cual siendo el rostro un objeto rígido, se podrá estudiar o analizar como un objeto como tal y al no ser tomado como una imagen en una sola posición con la misma cámara en todas las iteraciones (algunos autores las nombran como épocas) tendremos varias representaciones de un mismo rostro las cuales tendremos ya almacenadas en una base de datos que contenga la gran amatoria de estas representaciones.

B) Presentación irreproducible.

El conjunto de rasgos o características biométricas pueden estar sujetas a cambios y modificaciones, debido al tiempo o algún accidente modifique directamente a estas características. Por ejemplo en el caso del sistema biométrico de voz. Una gripe puede llegar afectar a la voz, en el caso del biométrico facial vello facial, una cirugía, etc.

C) Adquisición de señal y/o representación imperfecta.

Las condiciones de adquisición de un determinado conjunto de rasgos o características biométricas no son perfectas, por lo que causan variaciones en la imagen o señal adquirida. Por ejemplo, iluminaciones distintas pueden provocar variaciones significativas en la extracción facial que conllevarían un mal análisis.

1.6 Biometría: Aceptación y privacidad:

En toda nueva tecnología aplicada, depende totalmente de la aceptación de los usuarios. La facilidad al interactuar con un sistema biométrico contribuye a su aceptación. Cuanto menor sea la interacción del individuo con un sistema biométrico para que este obtenga los datos necesarios, mayor será la aceptación de dicho sistema.

Sin embargo, esto conlleva otro problema: *la privacidad*. Ya que con el uso de estos sistemas se perderá la privacidad.

Si podemos ser objeto de extracción de información biométrica sin nuestra autorización o colaboración, sin siquiera percibirlo, tendremos la incógnita de ¿Quién guarda nuestra información relevante?, ¿Qué clase de personas tendrán acceso a esa información?, ¿cómo y con qué fin será utilizada nuestra información? que por ley es privada.

En este aspecto, se tendrían que proporcionar las garantías en materia de respeto a la vida privada y de protección de datos, de forma que se controle el uso de los datos biométricos y se impida su uso ilegal.

Actualmente es un tema muy importante para las agencias gubernamentales y de seguridad. En algunos países ya se ha implantado con gran éxito, como por ejemplo de Alemania donde ya se utiliza el pasaporte biométrico.

1.7 Funcionamiento de sistemas biométricos:

En general, todos los sistemas biométricos poseen un funcionamiento similar. En la siguiente figura se ilustra un sistema biométrico.



Figura 1. Representación de un sistema biométrico.

Esencialmente un sistema de reconocimiento de patrones que adquiere datos biométricos de un individuo, extrae un conjunto de características o rasgos, compara este conjunto con otro conjunto guardado en una base de datos y ejecuta una acción en función de la respuesta obtenida a partir de la comparación.

Adquisición de datos (*sensor*).

Con un sensor el cual se pueda obtener datos de interés de un individuo. El tipo de sensor define el tipo de interacción entre el individuo y la máquina y es fundamental a la hora de definir el funcionamiento del sistema.

Pre-procesamiento (*pre-processing*).

Habría que adaptar la señal obtenida del sensor a modo de operación y el algoritmo que utilizamos sea el óptimo para su análisis.

Generación de patrones o extracción de características (*template generator*).

Para realizar la etapa de registro dentro de nuestro sistema, el conjunto de características se guardan en la base de datos después de haberse generado un patrón que será utilizado posteriormente para realizar las comparaciones necesarias para el funcionamiento. Estos rasgos se generan siempre que nuevos datos lleguen al sistema.

Comparador de patrones (*matcher*).

Los patrones generados a partir de las nuevas muestras que han entrado en el sistema se comparan con los guardados en la base de datos. Esta comparación nos proporciona unos valores (*match scores*) que se utilizan a la hora de tomar una decisión en el sistema al confrontarlos con un umbral. Moviendo estos umbrales; es como se consigue modificar el rendimiento del sistema.

Los rasgos o características de un usuario pueden ser extraídas de una o varias muestras biométricas.

Algunos sistemas tienen múltiples muestras de un mismo usuario, esto es para tomar en cuenta las variaciones que pueden sufrir un rasgo o característica biométrica a lo largo del tiempo.

Los sistemas de reconocimiento facial, por ejemplo, tienen que guardar múltiples rasgos de un mismo individuo con diferentes poses con respecto a la cámara.

Así, se obtienen más posibilidades de obtener un correcto funcionamiento del sistema, pues tiene más datos con los que trabajar, aunque aumentan las necesidades computacionales.

1.8 Técnicas de reconocimiento de patrones.

1.8.1 El análisis en componentes principales (PCA).

Se basa en el cálculo de la matriz de covarianza o correlación de los vectores de características

Los auto-valores de la matriz dan el orden de importancia de las componentes principales

Los auto-vectores asociados poseen la misma dirección que las dimensiones principales

Para facilitar la detección suele usarse también el *coeficiente de correlación* normalizando el resultado al intervalo $[-1, 1]$.

$$r = (\sigma_{xy}) / ((\sigma_x) (\sigma_y))$$

Fórmula 1

1.8.2 Las redes neuronales permiten reducir la dimensionalidad de los vectores.

Los patrones de entrenamiento son los vectores y la salida deseada también.

La capa oculta, más pequeña que la entrada y salida proporcionan una representación más compacta de las características.



CAPÍTULO 2

Texturización.

Capítulo 2. Texturización.

2.1 Introducción.

La texturización es una parte muy importante para poder tener éxito en el procesamiento de las imágenes, para buscar en una gran base de datos de imágenes.

Pero existe un gran problema para encontrar un método óptimo de texturización.

2.2 Definición.

Las características extraídas de la imagen dependen de que la textura del contenido de la imagen se pueda definir por las propiedades estadísticas locales de un píxel en escala de grises o en escala de RGB (Red, Green & Blue). Estos datos estadísticos se pueden adaptar de manera eficiente en el algoritmo computacional a partir del cálculo de la matriz de concurrencia. La cual detalla de manera exacta y matemáticamente la imagen capturada con todos sus detalles.

2.3 Histograma.

El histograma de una imagen es una herramienta visual de gran aceptación y utilidad para el estudio de imágenes digitales. Con una simple mirada puede proporcionar una idea muy aproximada de la distribución de niveles de gris, el contraste que presenta la imagen y alguna pista del método más adecuado para manipularla.

Forma:

Histograma acumulado:

$$H(i) = \sum_{k=0}^i h(k)$$

Fórmula 1

En el caso de que el histograma fuese en su totalidad plano, utilizamos la fórmula del histograma acumulado para cada uno de los niveles de grises:

$$G(i') = (i' + 1) \frac{NM}{256} \quad \text{Fórmula 2}$$

En particular necesitamos que el histograma acumulado sea igual al histograma acumulado para cada nivel de grises, lo cual quedaría:

$$(i' + 1) \frac{NM}{256} = H(i') \quad \text{Fórmula 3}$$

$$\left\lfloor i' = \frac{256}{NM} H(i) - 1 \right\rfloor \quad \text{donde: } i' = \text{parte entera} \left(\frac{256}{NM} H(i) - 1 \right) \quad \text{Fórmula 4}$$

Las intensidades o niveles de gris están representadas a lo largo del eje (X, Y) .

Suele ir de 0 a 255, mientras que el número de ocurrencias para cada intensidad se representan en el eje y . Debemos poner mucho énfasis en remarcar que la frecuencia de aparición de cada nivel de gris en el histograma se muestra siempre en forma relativa debido a que el valor absoluto puede variar bastante en función del tamaño de la imagen que usemos, así como también puede variar el máximo valor a representar.

Si usamos una imagen a color, no podemos hablar de un único histograma que caracterice a la imagen, en este caso usaremos tres histogramas, uno para cada color (RGB) .

2.4 El modelo RGB.

En el modelo RGB cada color aparece en sus componentes espectrales primarios: Rojo, Verde y Azul (por sus siglas en inglés). Este modelo está basado en sistema de coordenadas cartesianas. El subespacio de color de interés es el tetraedro mostrado en la figura 1. En el cual los valores RGB se encuentran en tres vértices; Cyan, Magenta y Amarillo se encuentran en otros tres vértices, el color negro se localiza en el origen y el color blanco se sitúa en el vértice más alejado del origen. En este modelo, la escala de grises se extiende desde el negro al blanco a lo largo de la diagonal que une a esos dos puntos, y los colores se encuentran dentro del tetraedro, definidos por vectores desde el origen. Por comodidad y practicidad se asume que todos los vectores se encuentran normalizados, de modo que el tetraedro es unitario, es decir, todos los valores RGB se encuentran en el rango $(0, 1)$. Las imágenes en este modelo se forman por la combinación en diferentes proporciones de cada uno de los colores primarios RGB.

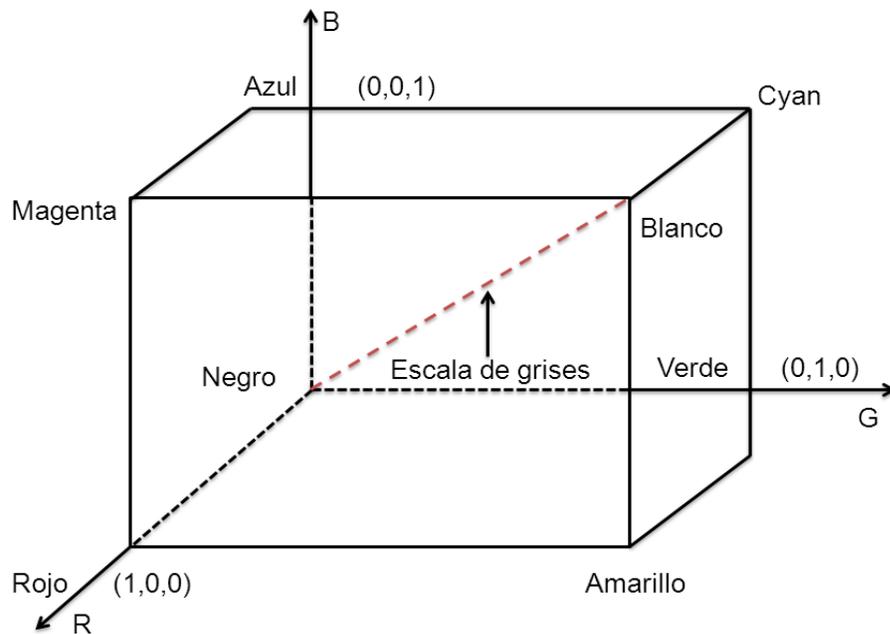


Figura 1. Tetraedro de color RGB. Los puntos a lo largo de la diagonal principal tienen valores de gris, desde el negro en el origen al punto $(1, 1, 1)$.

La forma del histograma proporciona información que utilizaremos, como la intensidad media y la dispersión de los valores de nivel de gris, que es la medida de contraste de la imagen.

Siendo esta lo referente al contraste, 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 podemos visualizar a simple vista una máxima apreciación de la imagen, un perfil estrecho (toma muy cercana) corresponderá a una imagen de bajo contraste.

Y la intensidad de la imagen, en el histograma refleja una descripción de la apariencia global de la imagen de forma que si los niveles de gris están concentrados hacia el extremo oscuro del rango de la escala de gris, podremos apreciar que la apariencia global de la imagen será oscura, pero si concentramos los niveles de grises al lado claro de la imagen, valores cercanos a 255, la imagen será brillante.

2.5 Matriz de concurrencia.

La información de texturización de la imagen está en la relación espacial que los tonos de gris tienen entre sí. Esas relaciones las podemos obtener de la matriz de concurrencia espacial que son usadas para obtener la información, en una dirección específica (0° , 45° , 90° y 135°) entre los píxeles que existen dentro de una ventana dentro en la imagen.

Con este método podremos extraer una gran cantidad de información de textura de la imagen por la gran variedad de descriptores que podemos obtener de esta matriz, así podemos caracterizar los valores cuantificables de cada imagen analizada.

2.6 Concepto de matriz de concurrencia.

El procedimiento de generación de imágenes de textura requiere que el analista defina cinco variables:

- tamaño de la ventana.

- banda espectral de entrada.
- las texturas derivadas.
- cubanización (número de bits) del canal de salida.
- la componente espacial (la distancia interpixel y el ángulo para el computo de la concurrencia).

El tamaño de la ventana, debe ser cuadrada y con número impar de pixeles. El cálculo de la textura es un único número que nos va a representar la ventana completa, el cual vamos a colocar en el lugar del pixel central. Luego, la ventana se mueve un pixel.

Esto lo repetiremos nuevamente, calculando una nueva matriz de coocurrencia para la nueva ventana y la cual nos dará un resultado, es decir un nuevo valor, para el píxel central de esta nueva posición de la ventana. Con este método se construye una nueva imagen con valores de texturas.

Cada celda de la ventana debe colocarse en una celda que esté ocupada en la imagen original. Es decir el pixel central de la ventana No ocupar un borde de la imagen. Si la ventana tiene dimensiones (H x H), una franja de:

$$\frac{(H-1)}{2} \text{ Píxeles alrededor de la imagen permanecerá sin resultado.} \qquad \text{Fórmula 5}$$

Normalmente los píxeles de borde representan una fracción de las imágenes, por lo cual es un pequeño problema. Pero, si la imagen es pequeña o la ventana es muy grande, este efecto lo tendremos que considerar en el análisis de los resultados obtenidos.

Esto lo podemos solucionar al llenar esas celdas con el valor calculado para el pixel más cercano.

En una imagen, que representa una situación real, primero debe ser capturada y después para que sea procesada por un sistema de cómputo para que pueda ser digitalizada.

Una imagen digitalizada se puede considerar como una función $f(X, Y)$, se puede decir que la genera un medio óptico el cual la muestreo y la cuantifico tanto en brillantes, muestreado como una matriz cuyos renglones y columnas están exactamente espaciadas e identificadas en cierto punto de la imagen, y el valor que corresponda al elemento de dicha matriz determinara la información del nivel de grises en dicho punto.

Los pixeles tienen una ubicación es decir un número de renglón y un número de columna es una coordenada.

Una imagen puede ser considerada como una función en 2 dimensiones que nos puede mostrar información.

2.7 Representación gráfica.

A continuación en la figura 2. Podremos observar un ejemplo de una imagen digitalizada y su proceso.



Figura. 2 Imagen física a Imagen digital

En la imagen anterior podemos observar un cuadrado que enmarca el rostro de un sujeto, y del lado derecho es como se almacena la imagen en una computadora que es en forma de matriz, aquí estamos extrayendo una región de la imagen. Dicho rostro es el que nos interesa identificar de toda la imagen.

Existe un problema muy grande, el cual es identificar el rostro sin confundirlo con alguna otra parte del cuerpo o algún otro individuo que se encuentre en la foto como podría ser un animal u otro objeto como un árbol. Esto es por si los demás objetos en la imagen puedan tener parecidas intensidades en su pixelaje.

Es por eso que se emplea la técnica de la matriz de concurrencia. Que es la que nos va a dar la texturización del rostro que es lo que nos interesa y no de otros objetos que se encuentren en la imagen.

En la imagen tomaremos los pixeles que contengan parte del rostro, y los pixeles que contengan mayor parte de rostro dentro de ellos esos pixeles van a tener más posibilidad de que sea rostro su contenido. Como se muestra a continuación en la figura 3.

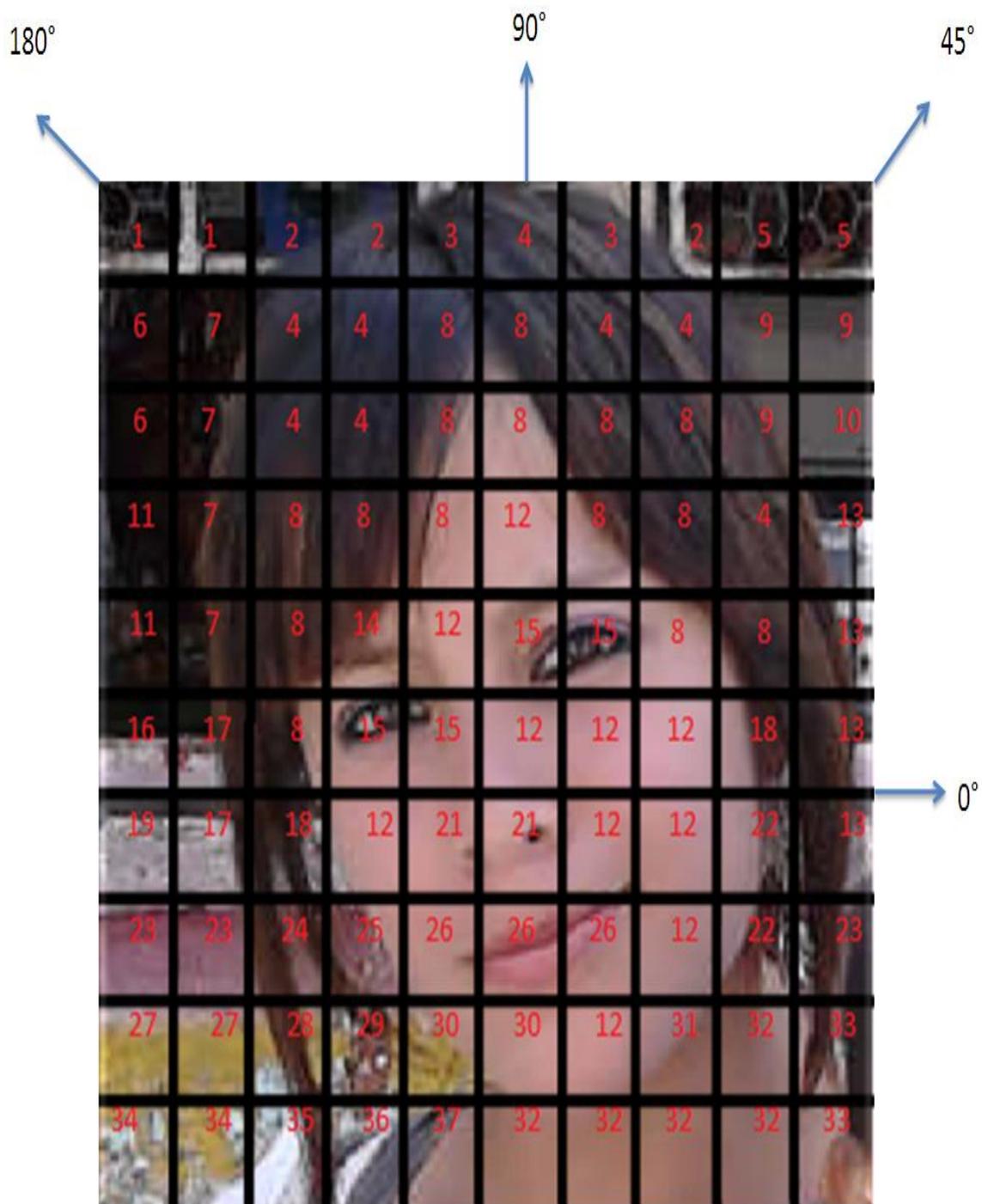
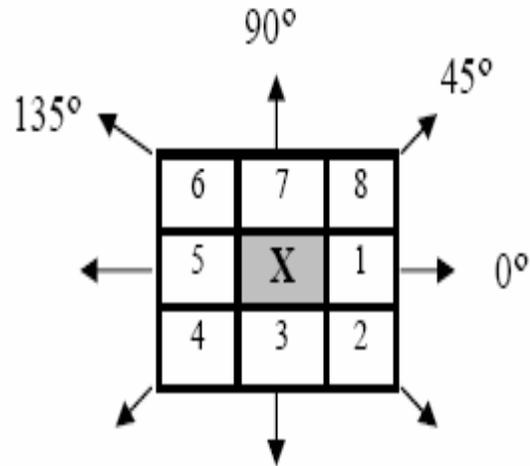


Figura.3 Imagen con pixeles propuestos.



Usamos las siguientes combinaciones que dan lugar a las cuatro orientaciones principales.

$\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ y 135°

Una vez obtenida la matriz simétrica, necesitamos expresar esta matriz como probabilidad.

2.8 Obtención de vectores de concurrencia.

2.8.1 Algunas fórmulas para su obtención.

2.8.1.1 Eventos.

Es el número de veces que un evento ocurre, dividido por el número total de posibles eventos.

Esto se puede calcular con la siguiente expresión:

$$C_{i,j} = \frac{V_{i,j}}{\sum_{i,j=0}^{N-1} V_{i,j}} \quad \text{Fórmula 6}$$

Dónde:

i = Es el número de filas.

j = El número de columnas.

V = Es el valor de la celda (i, j) en la ventana.

C_{ij} = Es la probabilidad en la celda (i, j) .

N = Es el número de filas o columnas.

2.8.1.2 Para la energía.

$$\sum_i \sum_j |C_{ij}|^2 \quad \text{Fórmula 7}$$

2.8.1.3 Momento de distinción de elementos de orden k

$$\sum_i \sum_j |i - j|^k C_{ij} \quad \text{Fórmula 8}$$

2.8.1.4 Momento inverso de la distancia de elementos de orden k donde $i \neq j$.

$$\sum_i \sum_j \frac{1}{(i-j)^k} C_{ij} \quad \text{Fórmula 9}$$

2.8.1.5 Entropía.

$$-\sum_i \sum_j C_{ij} \log c_{ij} \quad \text{Fórmula 10}$$

2.8.1.6 Uniformidad

$$\sum_i \sum_j C^2_{ij} \quad \text{Fórmula 11}$$

2.8.1.7 Correlación

$$\frac{1}{\sigma_x \sigma_y} \sum_i \sum_j (i - \mu_x)(j - \mu_y) C_{ij} \quad \text{Fórmula 12}$$

Dónde:

$$\mu_x = \sum_i i \sum_j C_{ij} \quad \text{Fórmula 13}$$

$$\mu_y = \sum_j j \sum_i C_{ij} \quad \text{Fórmula 14}$$

$$\sigma^2_x = \sum_i (i - \mu_x)^2 \sum_j C_{ij} \quad \text{Fórmula 15}$$

$$\sigma^2_y = \sum_j (j - \mu_y)^2 \sum_i C_{ij} \quad \text{Fórmula 16}$$

2.8.1.8 Inercia.

$$\sum_i \sum_j (i - j)^2 C_{ij} \quad \text{Fórmula 17}$$

2.8.1.9 Homogeneidad.

$$\sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} C_{ij}$$

Fórmula 18

2.8.1.10 Promedio aritmético.

$$\sum \frac{f(i,j)}{|R|}$$

Fórmula 19

2.9 Método para resolver la matriz de concurrencia.

Primero se ubican los números que se encuentran en las filas y las columnas del exterior de la matriz de concurrencia, como se indica en la matriz de 4X4 que se muestra a continuación:

c/f	0	1	2	3
0	0	2	3	1
1	1	0	2	3
2	0	3	2	1
3	1	0	2	3

Después se toma como número central el primer número de la columna, y el primer número de la fila será el número adyacente, que inicializara, con $a_{0,0}$ seguirá $a_{0,1}$. Así sucesivamente se realizara el barrido hasta terminar con todos los números de las filas y columnas del barrido tomando en cuenta los grados a los que se hará dicho barrido.

A continuación se resuelve la matriz a: 0° , 45° , 90° y 135° .

Matriz de concurrencia resultante a 0°.

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 3 & 1 \\ 2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 3 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Matriz de concurrencia resultante a 45°.

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Matriz de concurrencia resultante a 90°.

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 \\ 2 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 2 & 1 \\ 1 & 2 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Matriz de concurrencia resultante a 135°.

$$\begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

De igual forma se realizan las matrices de concurrencia resultantes para 180°, 225°, 270° y 315°.

2.10 El histograma.

Como se mencionó anteriormente en este capítulo; y retomando la definición del histograma que es una herramienta muy importante en el análisis de una imagen, pues es una función discreta que va a representar el número de pixeles de la imagen en función de los niveles de grises.

Para calcular la probabilidad de concurrencia de los niveles de gris:

$$P(g) = \frac{N(g)}{M}$$

Fórmula 19

M= número de pixeles de la imagen.

$N(g)$ = número de pixeles en el nivel de intensidad.

2.10.1 Representación gráfica del histograma.

A continuación representamos el histograma de la imagen (Figura 3, con pixeles propuestos), tomamos los pixeles que contienen la imagen, donde tomamos 36 niveles de grises, para ejemplificar el histograma, donde la matriz queda de la siguiente forma.

1	1	2	2	3	4	3	3	2	5
6	7	4	4	8	8	4	4	4	9
6	7	4	4	8	8	8	8	8	9
11	7	8	8	8	12	8	8	8	4
11	7	8	14	12	15	15	15	8	8
16	17	8	15	15	12	12	12	12	18
19	17	18	12	21	21	12	12	12	22
23	23	24	25	26	26	26	26	12	22
27	27	28	29	30	30	12	12	31	32
34	34	35	36	27	32	32	32	32	32

Figura 4. Matriz con los pixeles correspondientes a la figura 3.

El histograma obtenido a partir de los niveles de gris de dicha imagen es:

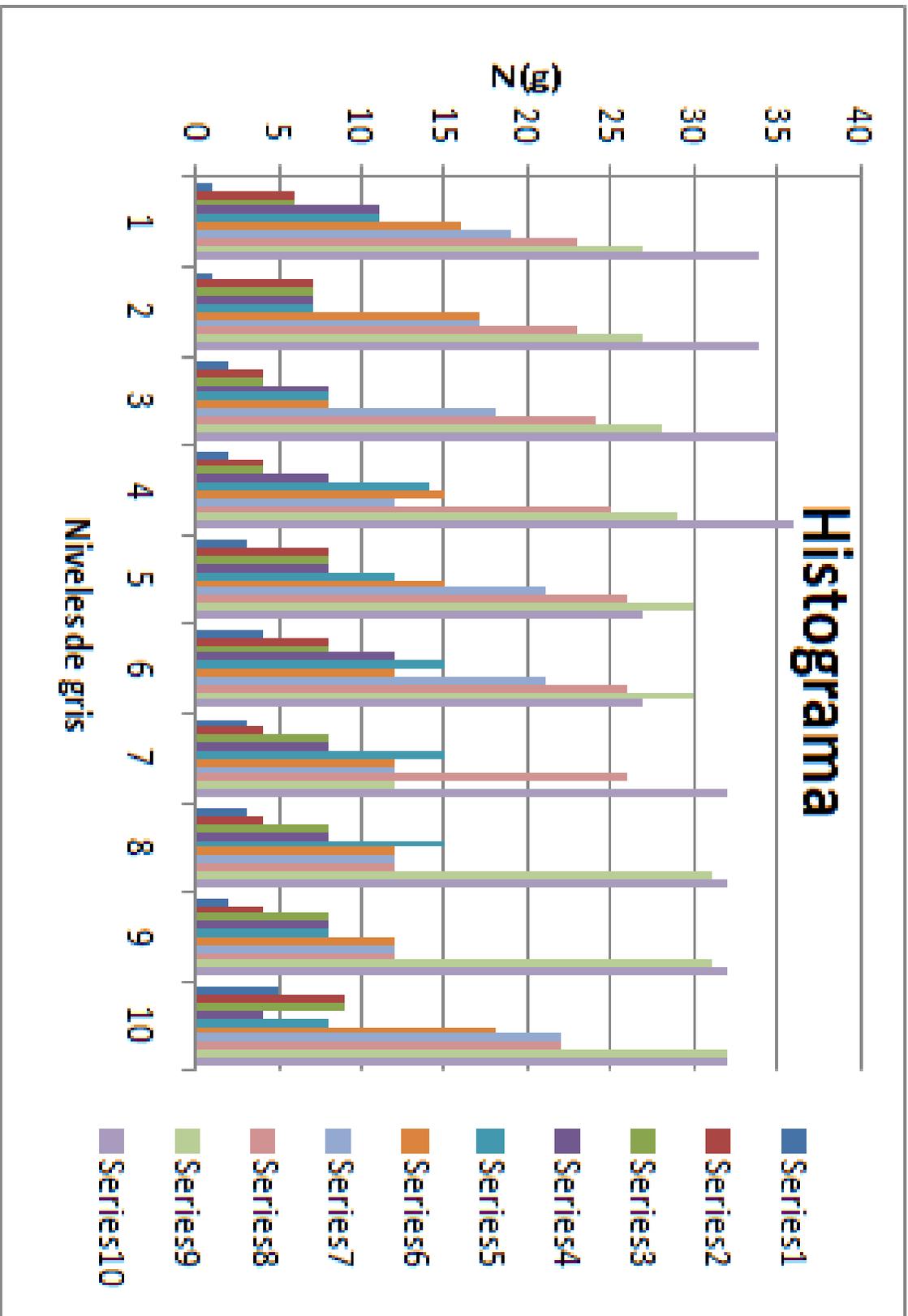


Figura. 4. Histograma de la imagen pixelado.

El histograma nos proporciona información bastante importante, nos da la intensidad media y la dispersión de los valores de nivel de gris, que es la medida de contraste de la imagen.

En el ejemplo anterior de la figura 4. Podemos observar claramente en el histograma la cantidad de niveles de gris que se encuentran en cada serie.

En la serie 1: Se encuentra de color azul marino la intensidad de gris 1, en el rojo y verde la intensidad que corresponde al 6, en la morada y en la azul la intensidad correspondiente a la 11 en la anaranjada la intensidad 16, en la purpura la intensidad 19, en el verde claro se encuentra la intensidad 27 y en la morada claro se encuentra la intensidad 34.

Y así en cada serie nos damos cuenta cuantos niveles de gris tiene la imagen.

Las figuras siguientes muestran los histogramas individualmente tanto para la componente espectral Rojo, Verde y Azul. Como el histograma total RGB y el histograma en tonalidades de grises.

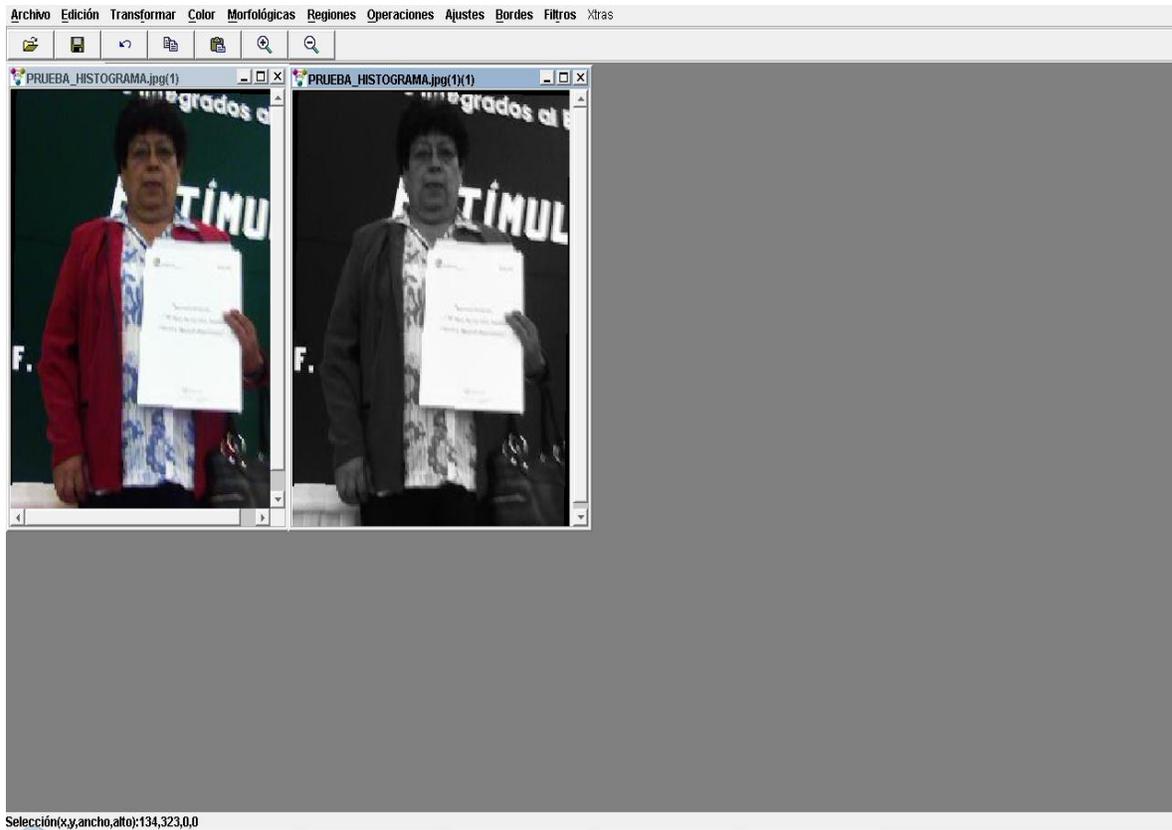


Figura. 5 Imagen en componentes espectrales RGB y tonalidades en gris.

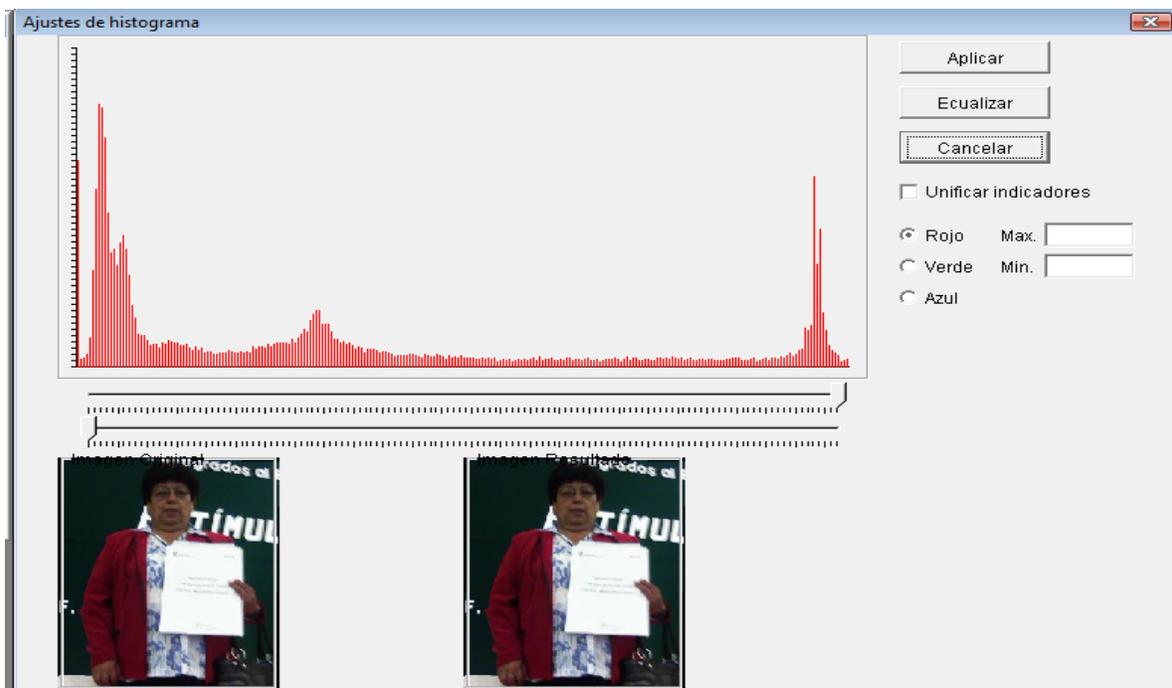


Figura. 6 Imagen en su componente espectral rojo.

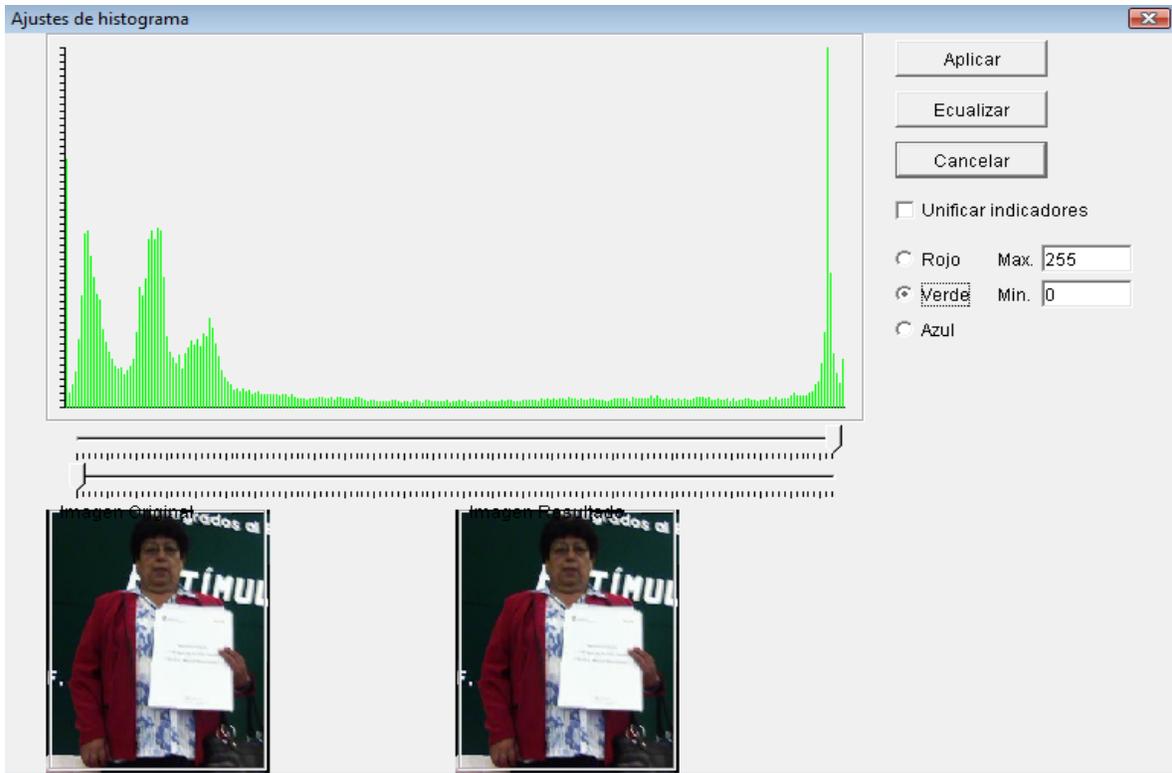


Figura 7. Imagen en su componente espectral verde.

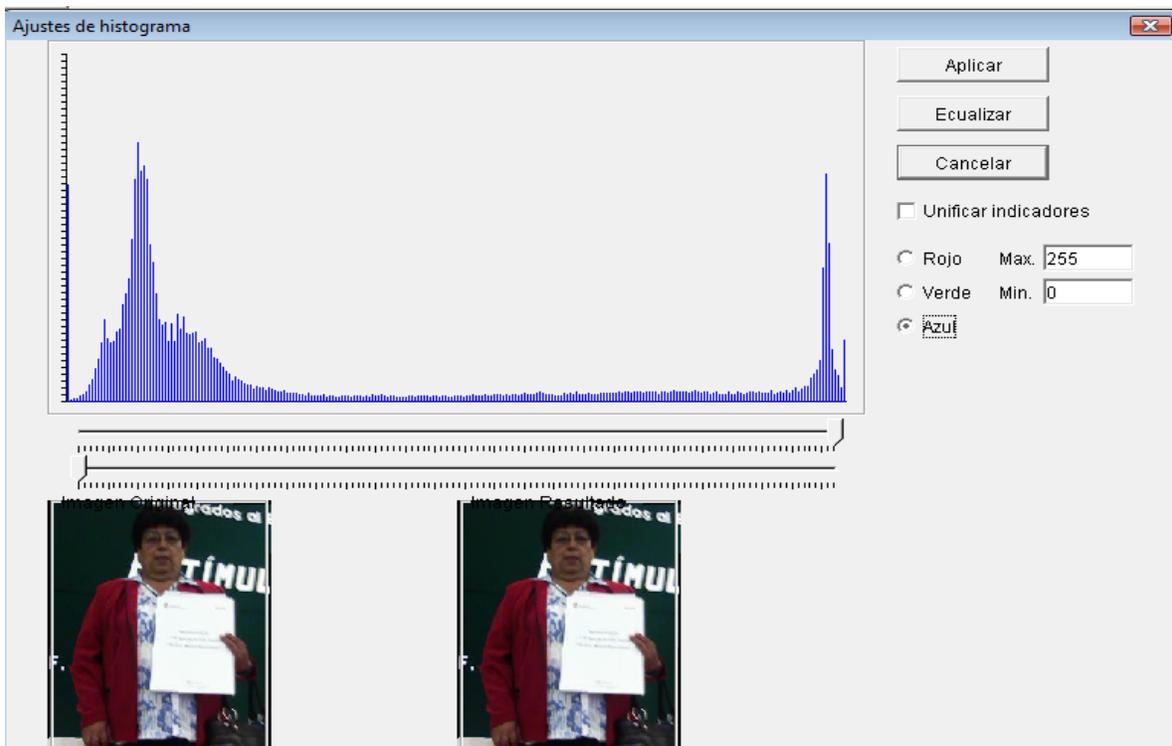


Figura 8. Imagen en su componente espectral azul.

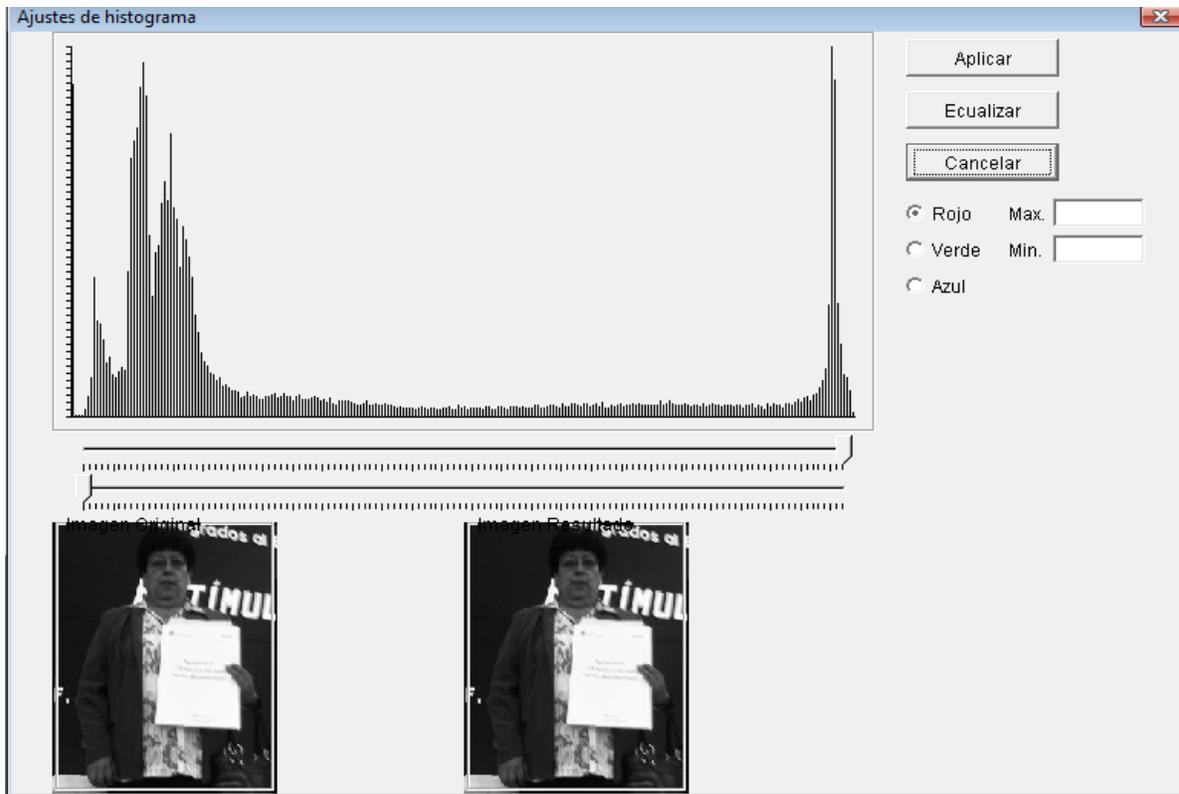


Figura. 9 Imagen en sus tonalidades en gris.

2.11 Normalización.

La ecuación transforma la matriz de concurrencia en una aproximación de tabla de probabilidad. Se queda como aproximación pues los valores de grises son valores enteros, esto nos indica que son valores discretos.

Toda la información está contenida en la matriz de dependencia espacial desarrolladas para las 4 direcciones. Entonces se dice que cuanto mayor es el número de la diagonal en la matriz de concurrencia, más homogénea es la textura en esa parte de la imagen que se está analizando.



CAPÍTULO 3

Redes Neuronales.

Capítulo 3. Redes Neuronales.

3.1 Introducción.

Son modelos computacionales con propiedades de habilidad de adaptación, aprender, generalizar, agrupar u organizar datos y su operación está basada en un procesamiento paralelo.

3.2 Red neuronal.

Una red neuronal es constituida por un conjunto de células de procesamiento llamadas neuronas. Una neurona es un dispositivo sencillo formado por una serie de entradas una sola salida, cada neurona acepta como entrada las salidas procedentes de otras neuronas, siendo la entrada a la neurona la suma de las entradas a dicha neurona (ver fig. 1).

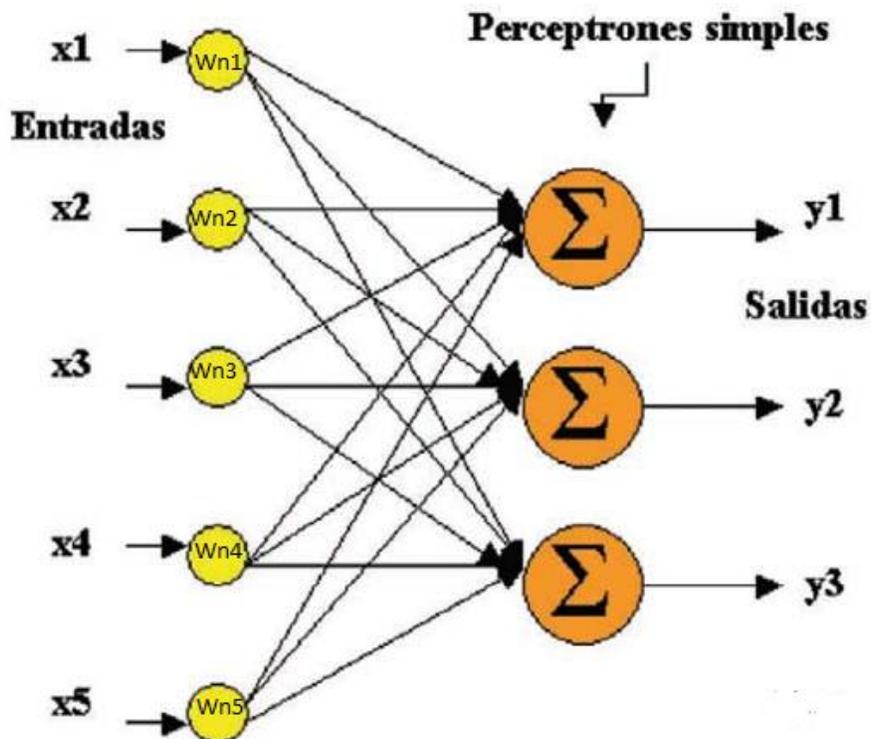


Figura 1. Esquema de una Red Neuronal.

Explicando la figura 1.

Dónde:

X_n = *Corresponde a la n – sima señal de entrada.*

W_{nj} = *Pesos sinápticos.*

Y_n = *Corresponde a la n – sima señal de salida.*

\sum = *Suma de las señales de entrada multiplicados por los pesos sinápticos.*

Cada neurona se caracteriza por un estado de activación, que es un valor que oscila entre 0 y 1 (no pueden ser otros números diferentes, pues el “0” indica que no hay nada y el “1” indica que hay algo). Si el estado de activación de la neurona es igual a 0, la neurona no está activada. En caso contrario, cuando el estado de activación es igual a 1, corresponde a una neurona activada. En otras palabras si la función de salida y_n es igual a 1 corresponderá al rostro y si la función de salida y_n es igual a 0 corresponderá al caso contrario.

$y_n = 0 = \text{NOROSTRO.}$

$y_n = 1 = \text{ROSTRO.}$

Cada neurona realiza un procesamiento sencillo: recibe información de neuronas vecinas o del exterior y la utiliza para calcular una señal de salida que se propaga hacia otras neuronas.

3.2.1 Organización de la red neuronal.

En general las neuronas se organizan en capas dependiendo de su función en la red neuronal. Esto es; que hay tres tipos de neuronas: las neuronas en donde la activación son datos de entrada del problema (In), las neuronas cuya salida es la salida del problema(Out) y el resto de las neuronas se les llama neuronas ocultas (no son “visibles” del exterior).

3.2.2 Construcción de la red neuronal.

Para construir una red neuronal que haga nuestra tarea. Hay que decidir cuantas neuronas se van a emplear, el tipo de neuronas y como se van a conectar.

3.2.2.1 Diseño de la red neuronal:

1. Definir el tipo de red y su estructura.
2. Dimensión de la entrada y la salida.
3. Entrenamiento de Red neuronal.
4. Presentación de los ejemplos.

3.3 Reglas para el aprendizaje de una red neuronal.

La red neuronal aprende de los ejemplos pero no codifica el conocimiento en un momento específico, ya que está distribuido en la estructura de la misma red neuronal, que debe cumplir cuatro reglas de representación de conocimiento.

Regla 1.

Entradas similares, pertenecientes a clases similares, deben producir representaciones similares y ser clasificados como pertenecientes a la misma categoría.

Entrada: $[X_1, X_2, \dots, X_p]$

Fórmula 1

Distancia Euclidiana:

$$d_{xy} \|X - Y\| = \sqrt{\sum_{i=1}^p (x_i - y_i)^2}$$

Fórmula 2

$$\text{similitud} = 1/d_{xy}$$

Similitud usando producto interno.

$$\text{si } \|X - Y\| \rightarrow 0 \text{ entonces } X \rightarrow Y.$$

Fórmula 3

Implica que a mayor similitud lo que supone mayor producto interno. Si la similitud es alta por lo tanto pertenecen a la misma categoría.

Regla 2.

Ejemplos a categorizarse separadamente deben tener una representación muy diferente a la red neuronal.

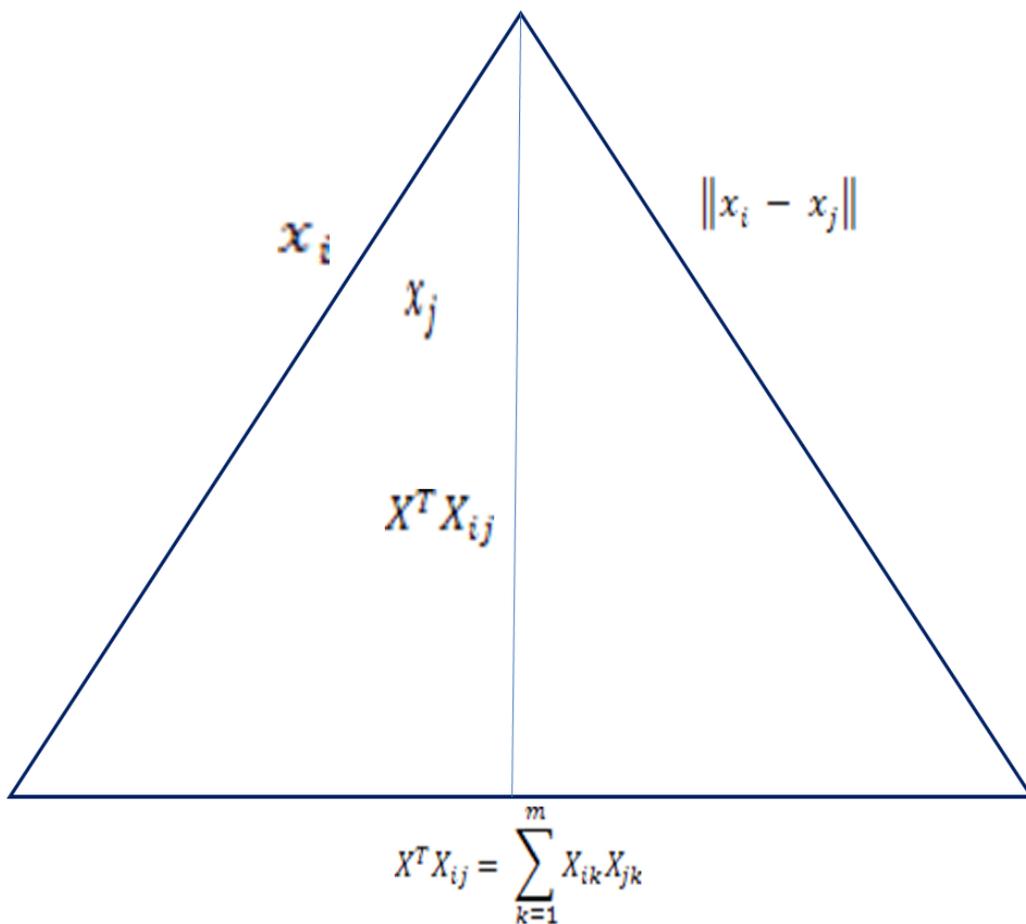


Fig. 2. Relación entre el producto y la distancia Euclidiana como mediciones de la similitud entre patrones.

Regla 3.

Si una característica es importante, debe existir un gran número de neuronas dedicadas a su representación.

Regla 4.

Información a Priori e invarianzas, deben incorporarse a la estructura de la red neuronal. Implica la presencia de una estructura especializada.

La información a priori se incorpora:

- Seleccionando la estructura de la red neuronal con conexiones locales (parcialmente conectadas).
- Restringiendo la selección de pesos.
- Por procesamiento para extraer características.

Ventajas de incluir información a priori:

- a)** Menos parámetros a ajustar en el aprendizaje (reduce la complejidad y el tiempo de respuesta).
- b)** Aceleración del proceso de la información.
- c)** Reducción del costo de implementación.

3.3.1 Invariancia:

Determinación de las características que no varían o cambian en las diferentes representaciones. Y se puede incorporar por:

1. La estructura. Seleccionar la estructura de la red neuronal de tal forma que diferentes representaciones del mismo objeto den la misma salida.

Como ejemplo pondremos la clasificación de imágenes invariantes a rotación.

W_{ij} = peso sináptico que conecta el pixel i con la neurona j .

$$\text{si } W_{ij} = W_{jk}$$

Fórmula 5

Para todos los píxeles tales que la distancia al centro sea la misma, se obtiene la invarianza a la rotación. Su desventaja es la duplicación de pesos e incremento excesivo del número de pesos.

2. Utiliza pares de entrenamiento con diferentes representaciones. Su desventaja es que no garantiza la clasificación de diferentes objetos con diferentes representaciones esto quiere decir que tiene alta complejidad de entrenamiento.

3. Características invariantes. La cual se obtiene por medio de procesamiento. Las características invariantes puede ser reducido a un valor suficiente; el diseño del clasificador neuronal se simplifica (figura 3), la invarianza se puede garantizar en todos los ejemplos. Su desventaja es que requiere de información a priori, y no existe una teoría desarrollada para optimizar la estructura de una red neuronal.

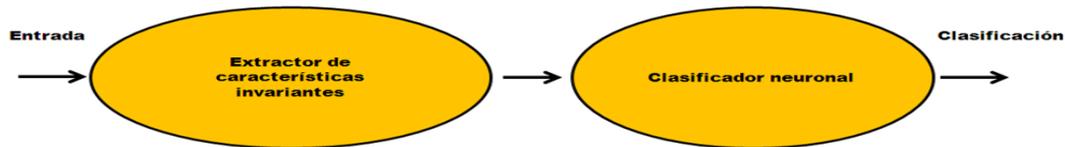


Figura 3. Diagrama de un sistema del tipo de espacio de características invariante.

3.4 Perceptrón multicapa.

Es un conjunto de neuronas que se comunican entre ellas, enviándose entre sí a través de conexiones. Y en la cual podemos destacar algunos elementos.

- Un conjunto de neuronas para el procesamiento.
- Un estado de activación a_i para cada neurona que es equivalente a la salida neuronal.
- Conexiones entre neuronas, generalmente se define por un peso sinóptico W_{jk} el cual determina el efecto de la señal de la neurona j en la neurona k .
- Una regla de propagación que determina la entrada efectiva U_i de una neurona a partir de entradas externas.
- Una entrada externa θ_i para cada neurona, que va a hacer uno de los componentes de la entrada efectiva $U_i(t)$ de la neurona.

- Una función de activación $f(\cdot)$ que determine el nuevo nivel de activación a partir del valor de la entrada efectiva $U_i(t)$ y de la activación actual $a_i(t)$.
- Un método de aprendizaje (en este proyecto utilizaremos el aprendizaje supervisado).
- Un entorno que proporcione a las señales de entrada y con el cual debe operar red neuronal.

Una red neuronal está formada por múltiples capas en donde las neuronas de cada capa están conectadas con todas las neuronas siguientes, esta conexión está ponderada (examinada o pesada), mediante un peso que es el que determina, junto con la salida, la activación o no activación de la neurona.

La primera tarea de la red neuronal es el ajuste de los pesos entre las neuronas ya que inicialmente se les da un peso aleatorio en un sistema de entrenamiento supervisado como el que se utiliza en este proyecto; durante la fase de entrenamiento se le presentan a la red neuronal patrones que queremos que diferencie. Como los resultados que debe proporcionar cada patrón, la red va ajustando los pesos de las conexiones en función del error cometido, hasta que los patrones iniciales, la salida de la red neurona sea la correcta.

Al terminar esta fase, los pesos quedaran fijos y la red neuronal estará lista para clasificar nuevos datos que le presenten.

En la red neuronal es posible distinguir una capa de entrada a la que se le proporcionan datos, una capa de salida, que es la que produce los resultados finales y un número de capas ocultas (intermedias).

El número de neuronas en la capa de entrada depende de la cantidad de información disponible. El número de neuronas de salida depende del problema a resolver.

La red neuronal puede ser utilizada dentro de un sistema de reconocimiento facial para clasificar las características de un individuo, interviniendo solo en la parte final del proceso. En nuestro estas características han sido calculadas usando el método de la matriz de concurrencia, considerados a la entrada de las neuronas los niveles de grises o RGB (Red, Green, Blue) de la imagen, de tal forma que la red neuronal selecciona las características más importantes.

La representación geométrica del rostro se codifica implícitamente pero se añaden elementos como la textura, esto hace que la red neuronal preserve información de la configuración. Uno de los limitante de este modelo son las variaciones de iluminación, orientación.

3.5 Aprendizaje supervisado:

Es en el cual se necesita un maestro externo que conozca el mapeo entre las salidas y entradas de la misma red neuronal.

El entrenamiento se realiza mediante la comparación de la respuesta exacta, el maestro es capaz de proveer el valor de la respuesta correcta (acción óptima a obtenerse). Los parámetros son ajustados por el vector de características de entrenamiento y el error definido como la diferencia entre la respuesta de la red neuronal y el maestro, esto se lleva a cabo de manera iterativa, con el objetivo de que la red neuronal emule al maestro. Cuando esta condición es alcanzada, el maestro se puede excluir y la red neuronal puede interactuar con el medio por ella misma.

La desventaja de la red neuronal utilizada, es que sin el maestro, la red neuronal no es capaz de aprender nuevas técnicas o estrategias para problemas particulares que no hayan sido considerados anteriormente en el entrenamiento. Cuando la misma red neuronal es demasiado grade y no-lineal nuestro algoritmo tendrá la posibilidad de hacerse algo lento en su procesamiento para dar la respuesta ideal.

3.6 Aprendizaje:

Es la facultad de la red neuronal que requiere para aprender y puede lograr a hacerlo por medio de los siguientes parámetros.

1. Aproximación.

Si en un mapeo no-lineal entre las entradas y las salidas de tal forma de que $P = g(x)$, donde g es desconocida. El objetivo de la red neuronal es aproximar esta relación dado un conjunto de ejemplos (x_i, P_i) .

2. Asociación.

Puede tener dos formas:

a) *Auto-asociación:*

La red neuronal debe almacenar una serie de patrones a través de ejemplos repetitivos, ante la presentación de estos mismos ejemplos parciales o defectuosos de algunos de los patrones la red neuronal debe ser capaz de recuperar el patrón original.

b) *Hetero-asociación:*

El conjunto de patrones de entrada tiene correspondencia con un conjunto de patrones de salida (este caso es ideal para el tipo de aprendizaje supervisado), por lo cual será utilizado posteriormente en el desarrollo del sistema.

3. Clasificación de patrones:

Clasifica los vectores en una serie de categorías, si estas categorías son conocidas de antemano y se tiene un conjunto de ejemplos, se utiliza una red neuronal de aprendizaje supervisado, esto es que, la red neuronal permite ver irregularidades de los vectores antes de clasificarlos.

4. Predicción:

Su objetivo es obtener una predicción determinada \hat{x} de la próxima muestra de $x(n)$, esto es:

Si se tiene m muestras de una señal de $x(n-1), x(n-2), \dots, x(n-m)$ en un determinado tiempo hay que mencionar los ejemplos de entrenamiento se toman en una misma señal.

$x(n)$ Cumple la función de respuesta, por lo tanto se define el error $e = x(n) - \hat{x}$ para utilizarlo como base de un algoritmo de aprendizaje que ajuste los para los parámetros de la red neuronal (model building).

3.7 Red neuronal Feed-forward.

También llamadas perceptrones, consiste en un conjunto de terminales de entrada, una serie de capas de neuronas intermedias y una capa de salida.

Restringe las conexiones o neuronas de capas adyacentes y exclusivamente hacia adelante. Las capas entre las entradas y las salidas se llaman capa oculta por no tener conexión con el exterior.

Las redes neuronales sin ninguna capa se les conoce como receptores simples y las que tienen una o más capas ocultas se les llama perceptrones multicapa.

El procesamiento de cada neurona en una *Feed-Forward* es:

$$P_i = F(h_i) = F(\sum_k W_{ik} I_j) \quad \text{Fórmula 6}$$

P = salida.

K = entrada

W_{ik} = pesos sinampticos

F(h) = funcion de activacion.

Los perceptrones multicapa están aplicados a problemas de aproximación de funciones. La señal de entrada se propaga hacia adelante, pasando por cada capa de la red neuronal hasta la salida.

Esta red neuronal tiene tres características que las diferencia de las demás:

1. Cada neurona tiene una función de activación no-lineal, si no fuera así, la red neuronal sería de perceptrón simple.
2. Se cuenta con varias capas ocultas que permiten el aprendizaje extrayendo las características de los valores de los vectores característicos de entrada.
3. Tiene un alto grado de conectividad.

Esto permite que la red neuronal aprenda de la experiencia pero se hace más lento el aprendizaje.



CAPÍTULO 4

Desarrollo del proyecto.

Capítulo 4. Desarrollo del proyecto.

4.1 *Introducción.*

En este capítulo se aplicaran todas las herramientas que se describieron en los capítulos anteriores de este reporte, para que el lector se dé una idea del cómo se realizó el proyecto paso a paso. Y que este escrito se pueda retomar a un futuro como herramienta como referencia o guía en trabajos futuros.

4.2 **JAVA.**

En este proyecto terminal utilizaremos el lenguaje de programación **JAVA** como herramienta principal, porque es una herramienta poderosa multiplataforma para el desarrollo de aplicaciones críticas. No importando que tipo de sistema operativo se tenga en la maquina a usar.

Así como facilita la programación y desarrollo a niveles superiores y permite el desarrollo incremental de aplicaciones futuras, independientemente de la plataforma utilizada.

Se eligió **JAVA** porque tiene mayor dinamismo, fácil de programar, usar y es muy cómodo y amigable con la programación a comparación de otros lenguajes como el C, C++, etc. Y tiene la ventaja de desarrollar proyectos de gran peso.

Otra razón por la que elegimos el lenguaje **JAVA** es porque se pueden conseguir versiones adelantadas o actualizaciones a un bajo costo en internet.

Puede ser integrado con cualquier plataforma, que cada empresa o usuario puede implementarlo como más le plazca adecuándolo a sus necesidades, políticas o metodologías que necesite.

Facilita y dinamiza el monitoreo de errores en la programación del proyecto, así como la toma de decisiones y observar detalles técnicos.

4.3 Texturización.

Utilizaremos esta técnica para saber las intensidades de pixeles en una imagen capturada digitalmente. Y así saber cuáles son las regiones que contengan la información de interés para nosotros, en este caso donde se encuentra el rostro.

Cada imagen digitalizada se integra por un numero de pixeles determinado, cada pixel contiene un nivel de intensidad propio; en escala de grises van desde 0 a 255 niveles de intensidad, en la escala RGB (Red Green Blue) por sus siglas en inglés, a cada una le corresponde un nivel de intensidad desde 0 a 255.

Por comodidad y grado de complejidad una imagen en tonalidades de grises es más fácil de analizar. Esto lógicamente es porque se trabaja con una sola escala de intensidades.

4.3.1 Extracción y Cálculo de la matriz de concurrencia.

Como se mencionó anteriormente las imágenes digitales están integradas por pixeles de diferentes tonalidades o niveles de intensidad ya sea en escala de grises o en RGB.

La imagen o fotografía capturada la podemos analizar como una matriz completa de $N \times M$ elementos y a su vez la podemos dividir en un conjunto de submatrices de $M \times N$ elementos, estos elementos serán los valores de intensidad de cada pixel.

Podemos ejemplificar este concepto calculando la matriz de concurrencia B, de la matriz A, tomada o extraída de la imagen capturada. Con tres niveles de intensidad, y a 45° y definiendo la matriz A como una matriz de 4 x 4 elementos.

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \\ 0 & 1 & 3 & 3 \\ 2 & 2 & 1 & 3 \end{bmatrix} \xrightarrow{45^\circ} B = \begin{bmatrix} 4 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 4 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 2 \\ 0 & 1 & 2 & 0 \end{bmatrix}$$

Figura.1 Ejemplo matriz concurrencia

Calculada la matriz de concurrencia matriz B, podemos aplicarle las formulas descritas en el capítulo 2 y pasar al siguiente paso que es la inserción de los vectores de concurrencia o funciones de entrada de las redes neuronales.

4.4 Redes Neuronales.

Esta herramienta es tal vez la más importante sin demeritar a las técnicas anteriores, pero esta será la herramienta que nos dirá a través de un procesamiento la ubicación de un rostro en una imagen.

Esto es; con los valores obtenidos de la matriz de concurrencia a través de la aplicación de las formulas estadísticas n que se mencionaron anteriormente en el capítulo 2.

Estos valores serán ordenados de manera vectorial que se llaman funciones de entrada a la red neuronal, esto se aplicara para excitar o inhibir a las neuronas.

A través de *épocas* (iteraciones) entre las neuronas se irán ajustando los pesos sinápticos W_{ij} por medio del algoritmo, y que tendrán valores aleatorios al principio de las épocas, también tendremos que incluir una velocidad de aprendizaje α .

Esto es en el cálculo del error, que debe ser muy pequeña; esto se podría ejemplificar muy fácilmente.

Si en el barrido de la imagen pixel a pixel se podría perder, saltar o no tomar en cuenta un pixel se podría perder un elemento o conjunto de pixeles de suma importancia o que contengan parte del rostro esto nos llevaría a un error de poca eficiencia en la salida de la red neuronal; o sea, a mayor velocidad de aprendizaje será menor eficiente y a menor velocidad de aprendizaje mayor será la eficiencia.

Al final de cada época si el resultado es incorrecto, esto quiere decir que en ese matriz no existe un rostro o solo se encuentra una pequeñísima parte del rostro, tendremos que ajustar los pesos sinápticos con la fórmula de error e , así como el umbral Θ .

4.5 El proyecto paso a paso.

Esto lo representaremos paso a paso de forma matemática y gráfica para el mejor entendimiento para el lector.



Fig. 2 Imagen capturada.

- Toma o captura de la imagen a analizar. No importa el ambiente, ya que puede ser en ambiente controlado o no controlado. Y sin importar el dispositivo de captura, (cámara, celular, etc.) no importando el nivel de calidad de la imagen (pixelaje).

A continuación se dará una explicación más específica sobre ambientes controlados y no controlados.

4.5.1. Ambiente controlado:

Se refiere aquel sitio o lugar en donde se puede controlar tanto la intensidad de luz como el fondo del lugar y las personas u objetos en el área al momento de capturar la imagen, por ejemplo en una habitación.



Fig. 3 Imagen capturada en ambiente controlado.

4.5.2. Ambiente NO controlado:

Es un lugar en donde no podemos controlar la intensidad de luz, como la luz solar y tampoco el fondo del lugar, ni los objetos o personas, animales etc.

Que se encuentren o crucen por el lugar en el momento de la captura de la imagen, por ejemplo la calle, el campo o lugares públicos como son centros comerciales bares, algún tipo de transporte, etc.



Fig. 4 Imagen capturada en un ambiente no controlado. (Cima del volcán popocatépetl).

- Posteriormente se abre la fotografía desde el sistema y se elige como se muestra en las siguientes figuras 5 y 6.

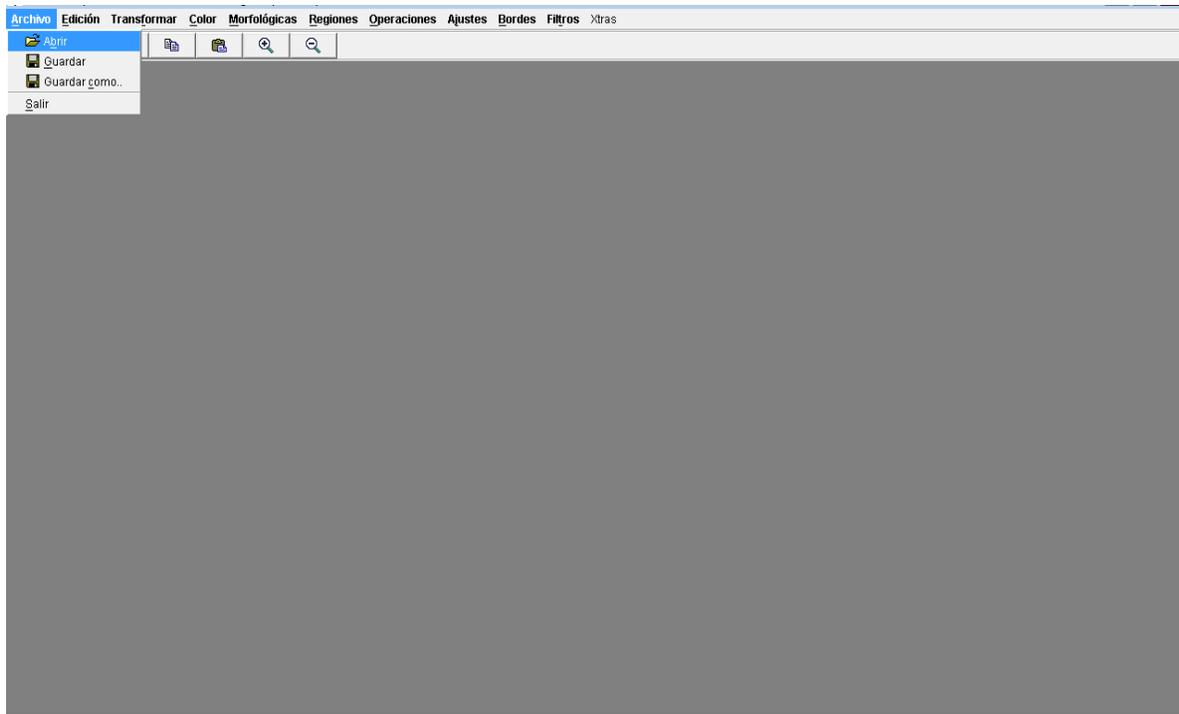


Figura. 5 Imagen del sistema para abrir archivo.

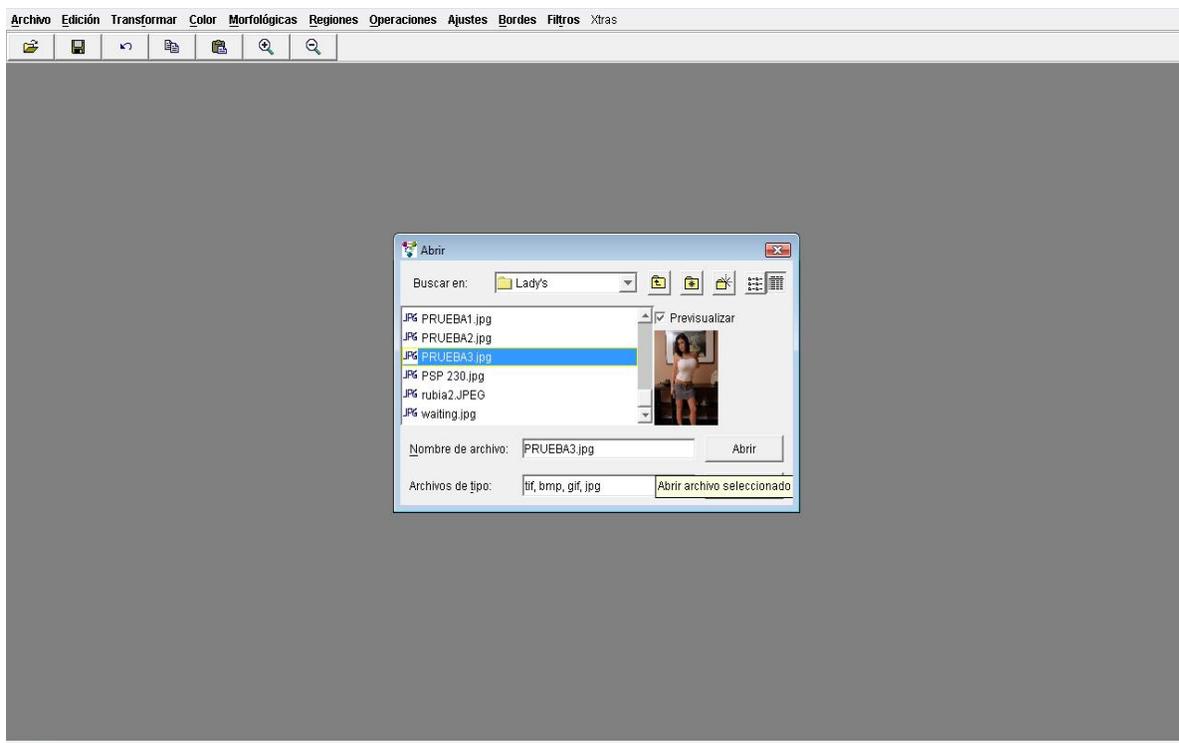


Figura. 6 Imagen del sistema para seleccionar la imagen.

- Posteriormente abierta la imagen en el sistema, se puede trabajar sobre ella modificándola, transformarla en otras tonalidades del pixelaje como puede ser la binarización. Además de mostrar las intensidades de cada pixel por separado. Como se muestra en la figura 7.

El punto seleccionado en el rostro de la imagen el cual esta seleccionado con un punto blanco tiene una intensidad en el formato RGB de (174, 123, 104) en las coordenadas (X, Y): 287, 140. Las cuales están mostradas en el rectángulo rojo.

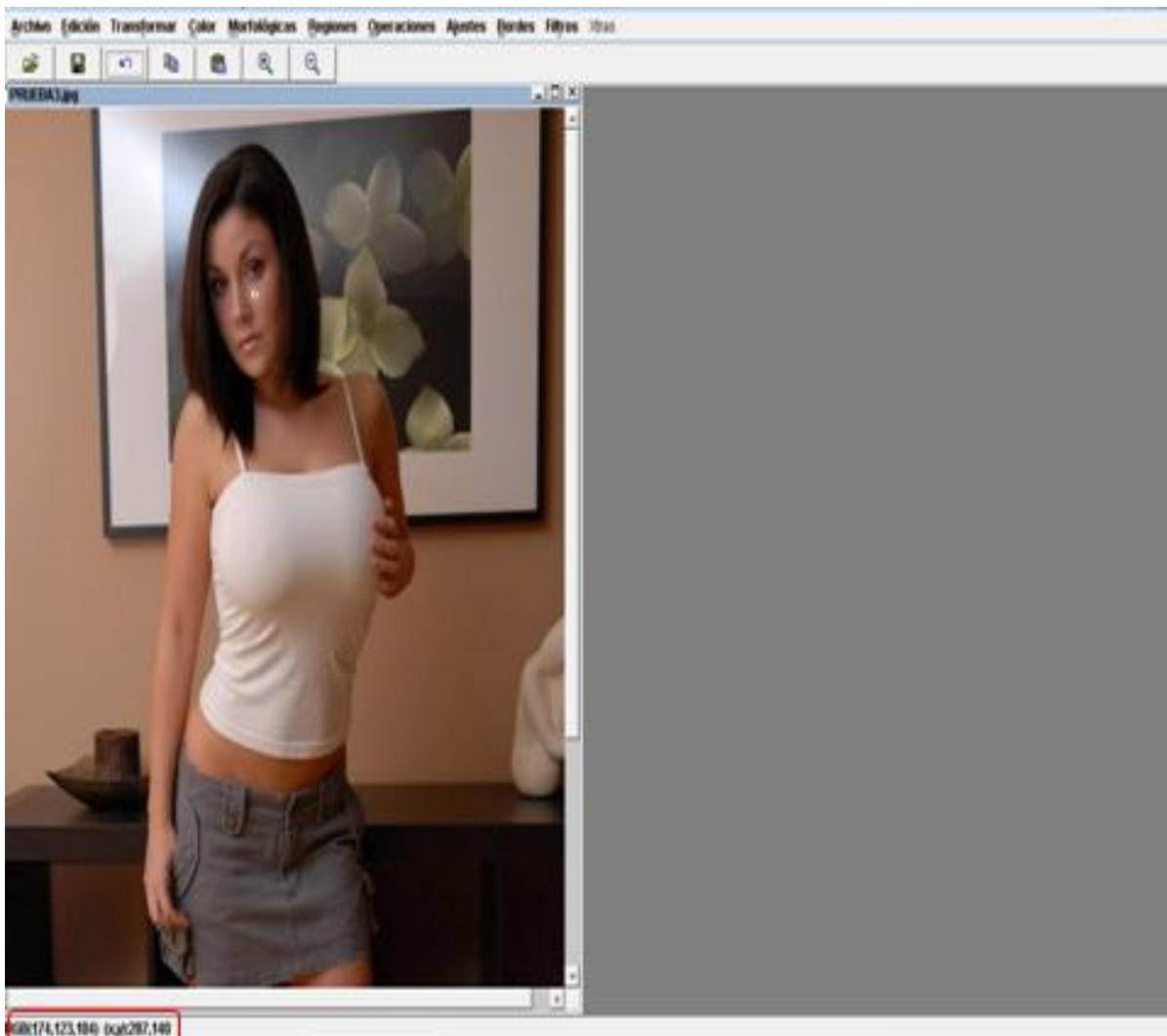


Figura. 7 Imagen del sistema que muestra la coordenada (x,y) y su componente espectral RGB .

- La transformación de la imagen original que por sus componentes espectrales se encuentra en la escala **RGB**, pixel seleccionado RGB (174, 123, 104) con las coordenadas (X, Y): 287, 140. A su componente en escala de grises (136).

Esto es para facilitar en su análisis ya que la escala **RGB** tiene tres componentes de intensidades para el rojo de (255, 0,0) para verde de (0, 255,0) y de igual manera para el azul de (0, 0,255).

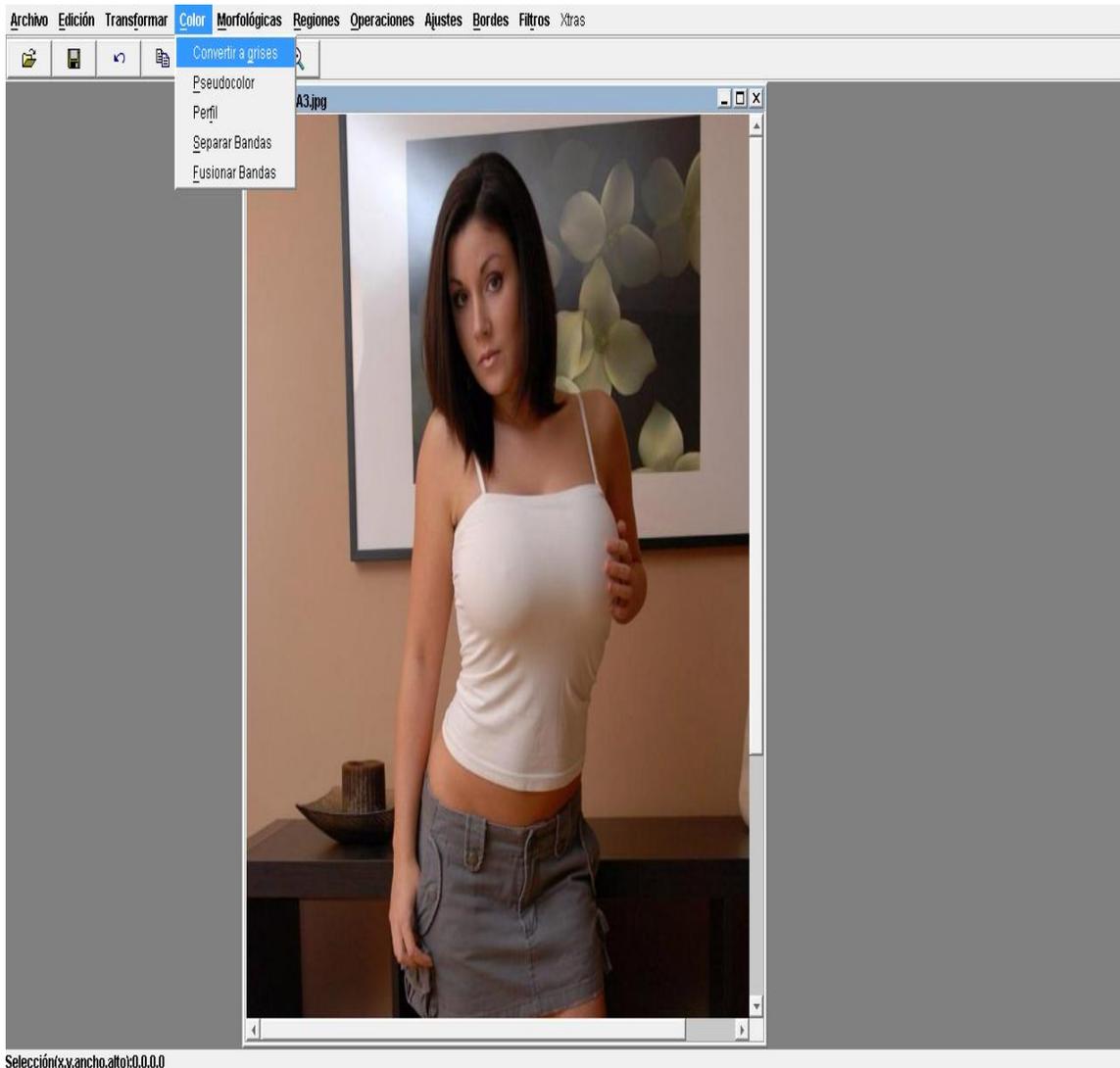


Figura. 8 Imagen que muestra la transformación a tonos de gris.

La escala de grises solo cuenta con solo un componente de intensidades de 0 a 255. Como se muestra a continuación.

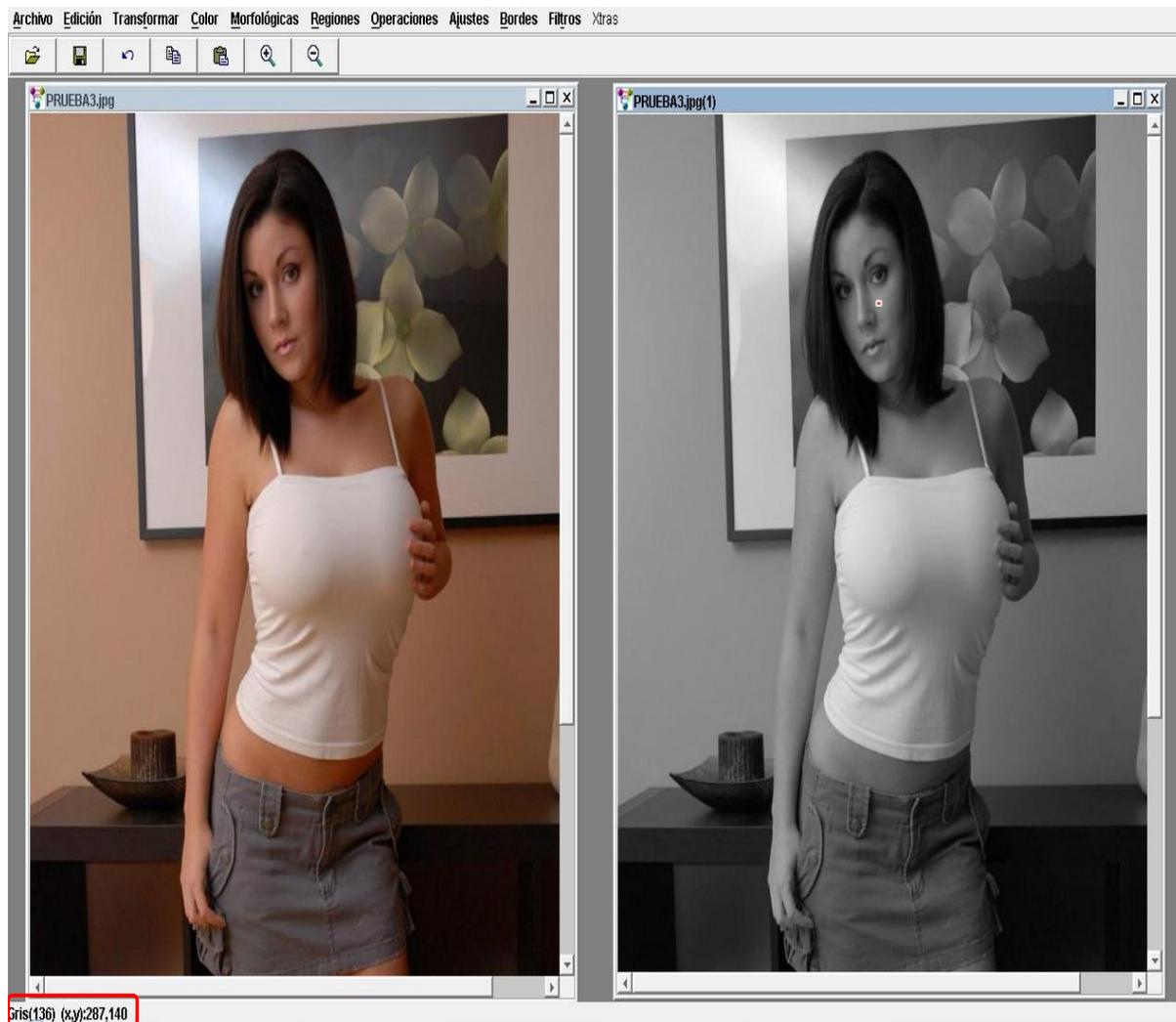


Figura. 9 Imagen ya transformada de RGB a tonalidades a gris.

- Posteriormente a partir de esta transformación se hará el barrido de toda la imagen desde la posición (0,0) que es la esquina superior izquierda hasta la posición (n,m) que es la esquina inferior derecha. Esto se hará tomando la imagen como la composición de submatrices en una sola matriz.

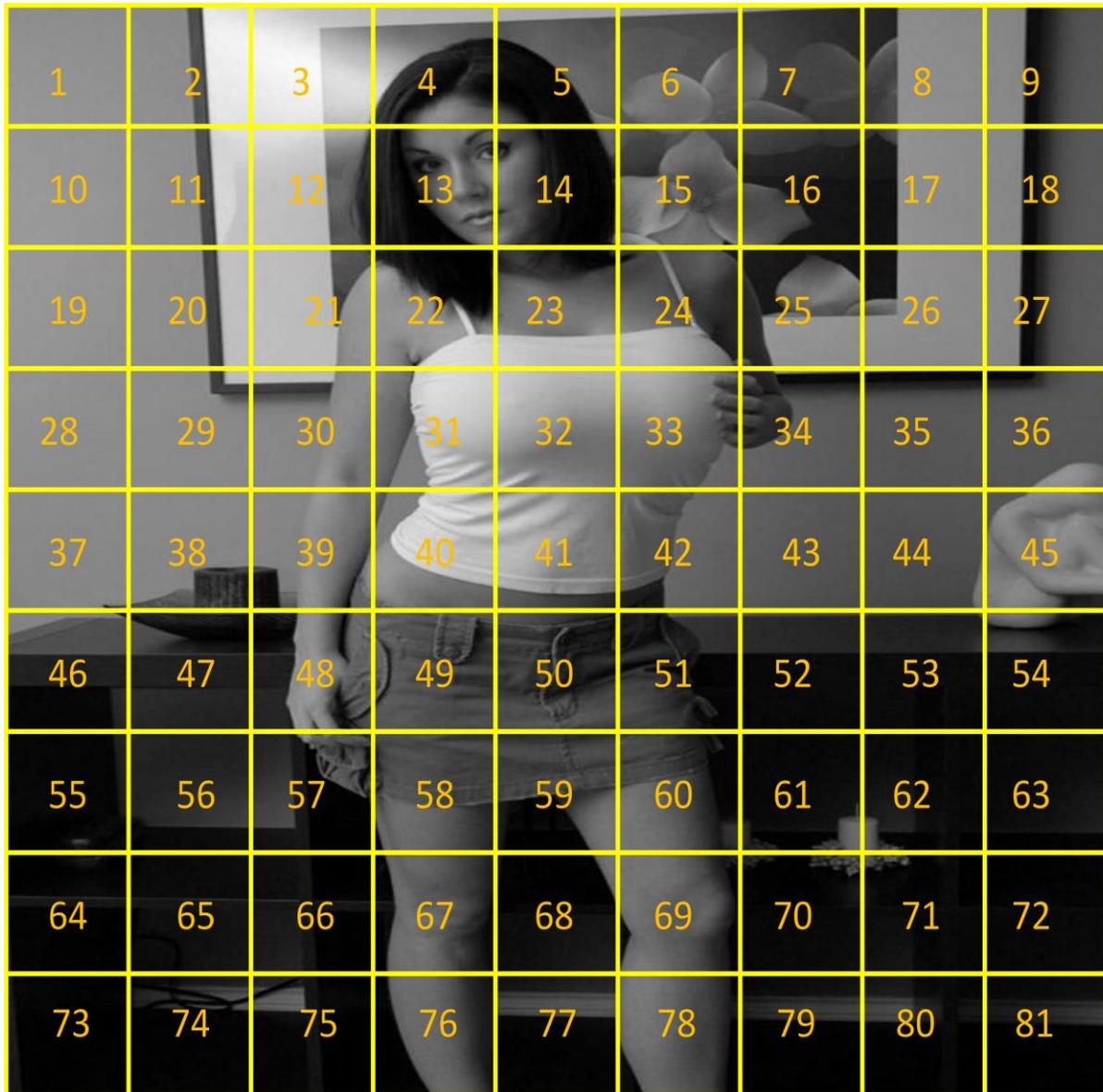


Figura. 10 submatrices de la imagen.

- Ya que se realizó la división de la imagen en un cierto número de submatrices determinado, a cada submatriz se le analizara por separado e independientemente de las demás.

- Obteniendo de cada una de estas submatrices, la matriz de concurrencia para saber que intensidad que tiene un pixel y si sus vecindades en la matriz son iguales a la intensidad del mismo pixel. Esto se lleva a cabo para saber cuántos pixeles hay con la intensidad que nos interesa en este caso es: que si es rostro o no es rostro.

Matemáticamente la matriz de barrido de toda la imagen, tomando aleatoriamente una zona correspondiente al rostro en la figura en tonalidades de intensidad RGB sería la siguiente de 0 a 255. Ver figura 11.

$$\begin{bmatrix} (178,128,117)(176,127,113)(175,126,112)(116,124,110)(172,120,106)(167,114,100)(162,109,95)(161,105,92)(,..,..) \\ (179,129,118)(178,129,114)(179,127,113)(176,124,110)(171,118,104)(167,114,98)(166,110,95)(159,103,86) (,..,..) \\ (,..,..) (,..,..) \\ (,..,..) (,..,..) \\ (,..,..) (,..,..) \end{bmatrix}$$

Figura. 11 submatriz de la imagen tomada aleatoriamente en sus componentes RGB.

Se observa la dificultad mayor ya que contiene tres componentes espectrales. Correspondientes al sistema RGB.

Se transformara esta misma matriz pero ahora en su tonalidades en gris. Como se muestra la siguiente matriz. Tomada aleatoriamente de la imagen tomada anteriormente.

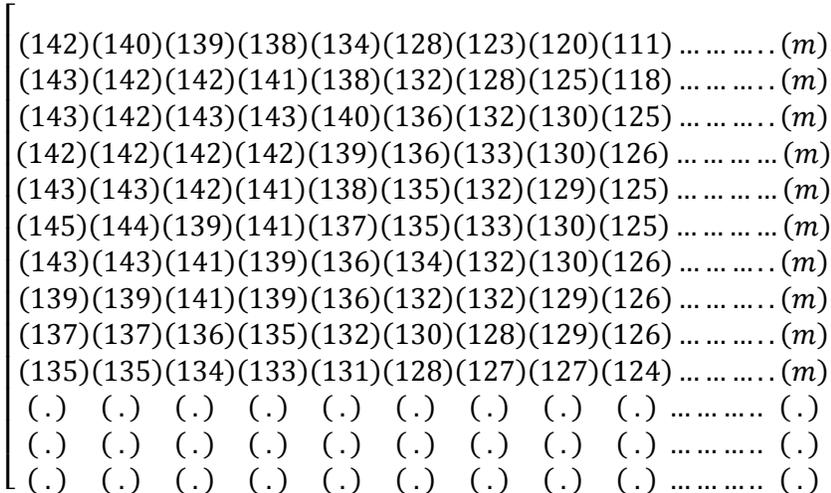


Figura. 12 submatriz de la imagen transformada en sus tonalidades de grises.

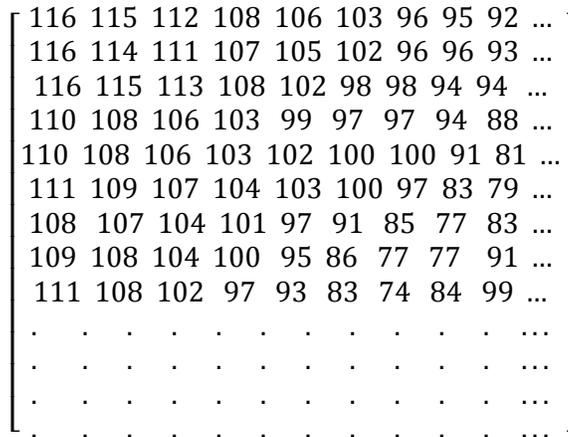


Figura. 13 submatriz de la imagen correspondiente a la zona del rostro.

Se observa que las matrices de las figuras 12 y 13 tienen diferentes intensidades en su pixelaje; así, la matriz de la figura 12, que fue tomada de una zona que no corresponde al rostro. Sus vectores de correlación que entran a la red neuronal no corresponderán a un

rostro, por lo tanto la salida de la red neuronal corresponderá a un 0. Y la matriz de la figura 13, que si fue tomada de la zona del rostro. Los vectores de correlación que entran a la red neuronal corresponderán a un rostro, por lo tanto la salida de la red neuronal será a un 1.

Tomando como la matriz de arriba en la imagen (figura 10), al analizarla con la matriz de concurrencia y obteniendo los vectores de correlación o funciones de entrada para la red neuronal, arrojará un mensaje de que no corresponde a las intensidades del rostro. En otras palabras que en esa parte de la imagen no se encuentra un rostro o parte de él.

Por lo tanto el barrido de la imagen seguirá hasta encontrar el número de intensidades del rostro.

En la imagen se puede observar que solo las matrices 4, 5, 13, 14, 22 y 23. Tendrán una matriz de concurrencia con pixeles de intensidad correspondientes a un rostro y por lo tanto las funciones de entrada correspondientes a la red neuronal serán las correctas y así; la función de salida de la red neuronal corresponderá a que realmente existe un rostro en esa parte de la imagen.



Figura. 11 parte de la imagen perteneciente al rostro.

Matemáticamente la red neuronal con la funciones de entradas o vectores de correlación obtenidos de la matriz de concurrencia sería:

$$Y = f[\sum_{i=1}^n X_i W_i + \theta] \quad \text{Fórmula 1}$$

Se obtendrá:

$$\begin{aligned} f(x) &= \{1; x > 0 \dots \dots \text{rostro.} \\ f(x) &= \{1; x < 0 \dots \dots \text{no rostro.} \end{aligned} \quad \text{Fórmula 2}$$

Si en las épocas la función de salida corresponde a que no es rostro; esto es que si $x < 0$, se tendrán que ajustar los pesos sinápticos W_i y el umbral Θ . Esto se realiza a través de las siguientes formulas:

$$W_{new} = W_{dd} + \alpha(e)x \quad \text{Fórmula 3}$$

$$e = d - y \quad \text{Fórmula 4}$$

$$\theta = \theta_{0w} + \alpha(e) \quad \text{Fórmula 5}$$

Dónde:

$\alpha =$ Velocidad de aprendizaje.

$e =$ error.

$W_{dd} =$ Peso anteriormente caculado.

$d =$ error deseado.

$y =$ error calculado.

$\theta_{0w} =$ umbral anterior.

$\alpha =$ velocidad de aprendizaje.

Este proceso se repite hasta que el análisis de las submatrices se termine, esto es, terminando el análisis de la matriz ***n***.

Al término del análisis completo de la imagen dará como resultado final la ubicación del rostro en dicha imagen esto sería como se muestra en la siguiente figura 12.



Fig. 12 ubicaciones del rostro en la imagen.

A continuación se muestran solamente dos de las entradas de la red neuronal usando el método feed-forward.

Por razones de espacio y repetitividad se ofrecen como ejemplo ilustrativo el código de estas dos funciones de entradas correspondientes a las formulas numero 8 aplicada al momento de distinción de elementos de orden k donde k=3 es la Asimetría y la número 12 aplicada a la correlación.

Valores iniciales (aleatoriamente): $W1 = 1.0$, $W2 = 2.0$, $\Theta = -10.0$, $\alpha = 0.5$

```
System.out.println("Impresion de vectores; valores iniciales: W1 = " + W1 + ", W2 = " + W2 +  
", Teta = " + Teta + "\n\n");
```

```
    for ( int r = 0; r < indice; r++ ) {  
        System.out.println("W1 = " + W1 + ", W2 = " + W2 + ", Teta = " + Teta);  
        Xi = 0;  
        Xi = (rasimetria[r]*W1 + rcorrelacion[r]*W2) + Teta;  
        error = W1 - Xi;  
        W1 = W1 + vaprendizaje*rasimetria[r]*error;  
        Teta = Teta + vaprendizaje*error;  
        W2 = W2 + vaprendizaje*rcorrelacion[r]*error;  
        System.out.println("    Xi = " + Xi + ", Error = " + error);  
        System.out.print("    Vector " + r + ". [ " + rasimetria[r]*W1 + ", " +  
rcorrelacion[r]*W2 + " ]. ");  
        if ( Xi > 0 ){  
            System.out.println("Rostro correcto.");  
            error = W1;  
        }  
        else {  
            System.out.println("Rostro incorrecto.");
```

```
error = W1 - 1;
```

```
}
```

```
}
```





Conclusiones.

Conclusiones:

La evaluación de la Seguridad en Sistemas Biométricos es de gran importancia que se encuentra en fase de definición. Pero se puede definir una metodología aproximada que permita evaluar el grado de seguridad de los Sistemas Biométricos. Con este proyecto tratamos de ofrecer una pequeña introducción a la problemática expuesta así como un tipo guía para las investigaciones futuras.

Esta investigación presenta el desarrollo de la metodología de reconocimiento de características o patrones del rostro. Los resultados demuestran que un sistema biométrico para la identificación de rostros es viable, principalmente porque los algoritmos de extracción de características demostraron que es efectivo en identificar una persona. Con la observación de que la detección tiene gran variabilidad en condiciones de luz y posición. Por este motivo el sistema debe tener algunas condiciones controladas las cuales deben ser cumplidas por los usuarios, ya que evitan el aumentar la complejidad y tiempo de procesamiento para el reconocimiento.

Para la solución del problema de estimar coordenadas de un objeto conocido a partir de una imagen digital capturada desde cualquier ángulo, utilizan las redes neuronales que ayudan a resolverlo con su método de aprendizaje supervisado, a partir de un conjunto de rasgos o vectores de entrenamiento dispuestos por un maestro.

Investigación a futuro.

Como trabajo futuro resta utilizar bases de datos de rostro con mayor cantidad de individuos. Adicionalmente los efectos de emplear otros métodos de selección de características y diferentes números de atributos de rostro combinados.

Al desarrollar el sistema con eficiencia, el siguiente paso será un sistema con imágenes, de captura y respuesta de la red neuronal en tiempo real. Sin importar de que ángulo o distancia es capturada la imagen.





Bibliografía.

Bibliografía.

[1] G. Drets & H. Liljenström, "Fingerprint Sub-Classification and Singular Point Detection", International Journal of Pattern recognition and Artificial Intelligence, vol. 12, no. 4, 407-422, 1998.

[2] M. Eleccion, "Automatic Fingerprint Identification", IEEE Spectrum, vol. 10, 36-45, 1973.

[3] R. González y R. Woods, Digital Image Processing, Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1992. Chap. 7.2.2.

[4] L. Hong and A. Jain, "Integrating Faces and Fingerprints for Personal Identification", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, no. 12, pp. 1295-1307, 1998.

[5] A. Hrechack and J. McHugh, "Automated Fingerprint Recognition Using Structural Matching", Pattern Recognition, vol. 23, no. 8, pp. 893-904, 1990.

[6] B. Jähne, Digital Image Processing, Springer-Verlag, 1997. Chap. 14.5.

[7] A. Jain and R. Bolle, "On-Line Fingerprint Verification", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 19, no. 4, 302-313, 1997.

[8] B. Miller, "Vital Signs of Identity", IEEE Spectrum, vol. 31, no. 2, 22-30, 1994.

[10] N. Ratha, S. Chen, and A. Jain, "Adaptive Flow Orientation Based Feature Extraction in Fingerprint Images", Pattern Recognition, vol. 28, no. 11, 1657-1672, 1995.

[11] N. Ratha, K. Karu, S. Chen and A. Jain, "A Real-Time Matching System for Large Fingerprint Databases", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 18, no. 8, pp. 799-813, 1996.

[12] R. Schalkoff, Digital Image Processing and Computer Vision, John Wiley & Sons, Inc., 1989. <http://www.commoncriteriaportal.org/>

[13] Common Criteria, "User Guide", Octubre, 1999.
<http://www.commoncriteriaportal.org/public/files/ccusersguide.pdf>.

[14] Biometrics Systems Lab (BioLab): <http://bias.csr.unibo.it/>

[15] NIST: Face Recognition Grand Challenge. <http://face.nist.gov/frgc/>.

[16] A. Mansfield, J. L. Wayman "Best Practices in Testing and Reporting Performance of Biometric Devices" v2.01. 2002.
<http://www.cesg.gov.uk/site/ast/biometrics/media/BestPractice.pdf>

[17] Common Criteria - Common Methodology for Information Technology Security Evaluation – "Biometric Evaluation Methodology Supplement[BEM]".
http://www.cesg.gov.uk/site/ast/biometrics/media/BEM_10.pdf.

[18] UK Government Biometrics Working Group, "Biometric Device Protection Profile (BDPP)", Draft Edition 0.82, 2001.

[19] BSI, "Common Criteria Protection Profile: Biometric Verification Mechanisms", BSI-PP-0016, v1.04. 2005.

[20] US Information Assurance Directorate, "Biometric Verification Mode Protection Profile for Basic Robustness Environments", v1.0. 2006.

[21] US Information Assurance Directorate, "Biometric Verification Mode Protection Profile for Medium Robustness Environments", v1.0. 2003.

[22] EWA Ltd, "Security Target for Bioscrypt™ Inc. Bioscrypt™ Enterprise for NT Logon", v3.2 EWA-1360-013-350. 2001 ISO/IEC International Standard 19795-1:2005

[23] Common Criteria, "Evaluation Methodology", v2.3, Agosto 2005.
<http://www.commoncriteriaportal.org/>.

[24] A. K. Jain, R. Bolle, and S. Pankanti (eds.), *Biometrics – personal Identification in Networked Society*, Kluwer Academic Publishers, 1999.

[25] J. Kittler and M. Nixon (eds.), *Proc. of the 4rd International Conference on Audio- and Video- Based Person Authentication*, AVBPA-03, LNCS series, Springer, 2003.

[26] NIST, National Institute of Standards and Technology, USA. Available at:
<http://www.nist.gov/speech/tests/spk/index.htm>

[27] NPL Report, available at CESG website:
<http://www.cesg.gov.uk/site/ast/biometrics/media/Biometric%20Test%20Report%20pt1.pdf>

[28] J. Ortega-Garcia, J. Gonzalez-Rodriguez, D. Simon-Zorita, and S. Cruz-Llanas, "From Biometrics Technology to Applications Regarding Face, Voice, Signature and Fingerprint Recognition Systems", Chap. 12 in *Biometric Solutions for Authentication in an E-World*, (D. D. Zhang, ed.), pp. 289-337, Kluwer Acad. Pub., Julio 2002.

[29] W. Shen and R. Khanna (eds.), Special Issue on Automated Biometrics, Proc. of the IEEE, Vol. 85, No. 9, Septiembre 1997.

[30] M. Tistarelli, J. Bigün, and A. K. Jain (eds.), *Proceedings of the post-ECCV 2002 Workshop on Biometric Authentication*, volume LNCS-2359, Springer, 2002.

[31] D. D. Zhang, *Automated Biometrics – Technologies and Systems*, Kluwer Academic Publishers, 2000.

[32] D. D. Zhang (ed.), *Biometrics Solutions for Authentication in an E-World*, Kluwer Academic Publishers, Julio 2002.

[33] P. Viola, M. J. Jones, Robust Real-Time Face Detection., *International Journal of Computer Vision*, Vol. 57, pp. 137-154, 2004.

[34] A. K. Jain, A. Ross, S. Prabhakar, An Introduction to Biometric Recognition. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for video Technology*, Vol. 14, pp. 4-20, Enero 2004.

[35] A. Ross, K. Nandakumar, Anil K. Jain. *Handbook of multibiometrics*.ed.: Springer, 2006. ISBN 0387222960.

[36] D. D. Zhang, *Automated biometrics: technologies and systems* .ed.: Kluwer Academic Publishers, 2000. ISBN 0792378563.

[37] Y. Zhu, T. Tan, Y. Wang, Biometric Personal Identification Based on Handwriting., *International Conference on Pattern Recognition*, Vol. 2, 2000.

[38] D. Maio, D. Maltoni, R. Cappelli, J. L. Wayman, A. K. Jain. FVC2002: Fingerprint verification competition., *Proc. Int. Conf. Pattern Recognition (ICPR)*, pp. 744-747, Agosto 2002.

- [39] J. Galbally, J. Fierrez and a. J. Ortega-Garcia, Vulnerabilities in biometric systems: attacks and recent advances in liveness detection., in *Proc. Spanish Workshop on Biometrics, SWB*, Girona, Spain, Junio 2007.
- [40] A. Ross, A. K. Jain, Information fusion in biometrics., *Pattern Recognition Letters*, Vol. 24, pp. 2115—2125, 2003
- [41] U. M. Bubeck, Multibiometric Authentication - An Overview of Recent Developments. *Term Project CS574, San Diego State University*, Spring 2003.
- [42] L.-F. Chen, H.-Y.M. Liao, J.-C.Lin, C.-C. Han, Why Recognition in a Statistics based Face Recognition System Should be based on the Pure Face Portion: a Probabilistic Decision-based Proof. *Pattern Recognition*, Vol.34, No.5, pp. 1393-1403, 2001.
- [43] G. Yang, T.S. Huang, Human Face Detection in a Complex Background. *Pattern Recognition*, pp. 53-63, Vol. 27, 1994.
- [44] P. Peer, F. Solina, An Automatic Human Face Detection Method., *Proceedings of Computer Vision Winter Workshop, Ed. N. Brändle*, pp. 122-130, 1999.
- [45] R. Lienhart, J. Maydt, An Extended Set of Hair-Like Features for Rapid Object Detection., *IEEE ICIP*, pp. 900-903, 2002.
- [46] E. Saber, A. Murat Tekalp, Frontal-View Face Detection and Facial Feature Extraction using Color, Shape and Symmetry Based Cost Functions.1998.
- [47] A. L. Yuille, P. W. Hallinan, D. S. Cohen, Feature extraction from faces using deformable templates.,*International Journal of Computer Vision*, Vol. 8, pp. 99-111, 1992.
- [48] P. Sinha, Object Recognition via Image Invariants: A case Study., *Investigative Ophthalmology and Visual Science*, Vol. 35, pp. 1735-1740. 1994.

- [49] T. V. Pham, M. Worring, A. W. M. Smeulders, Face detection by aggregated Bayesian network classifiers, *Pattern recognition Letters*, Vol. 23, pp. 451-461, 2001.
- [50] H. A. Rowley, S. Baluja, T. Kanade, Neural Network-Based Face Detection. *IEEE Transactions On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 20, pp. 23-38, 1996.
- [51] D. Roth, M.-H. Yang, N. Ahuja. A SNoW-Based Face Detector., *MIT Press*, pp. 855-861, 2000.
- [52] M. Castrillón-Santana, O. Déniz-Suárez, L. Antón-Canalís and J. Lorenzo-Navarro, "Face and facial feature detection evaluation.
- [53] O. H. Jensen, "Implementing the Viola-Jones Face Detection Algorithm, *IMMM.Sc.-2008-93*, KongensLyngby 2008.
- [54] MBGC, Multiple biometric grand challenge,. NIST - National Institute of Standard and Technology, <http://face.nist.gov/mbgc/>.
- [55] J. Friedman, T. Hastie, R. Tibshirani, Additive logistic regression: a statistical view of boosting, *Annals of Statistics*, Vol. 28, 2000.
- [56] H.-S. Kim, W.-S.Kang, J.-I.Shin, S.-H.Park, Face Detection Using Template Matching and Ellipse Fitting, *IEICE TRANSACTIONS on Information and Systems*. Vols. E83-D, pp. 2008-2011.
- [57] F. Rosenblatt, The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain. *Psychological Review*, Vol. 65, pp. 386-408, 1958.
- [58] T. Kanade, Picture Processing System by Computer Complex and Recognition of human Faces., *PhD thesis, doctoral issertation*, Kyoto University 1973.

[59] S. Z. Li, A. K. Jain, *Handbook of Face Recognition* Springer. ISBN# 0-387- 40595-x.
48. W. Zhao et al. Face Recognition: A Literature Survey. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, Vol. 35, pp. 399 – 458, ISSN: 0360-03002003.

[60] I. Alexander & H Morton. Introduction to Neuronal Computing. Chapman & Hall.

[61] S. Becker. Unsupervised Learning Procedures for Neuronal Networks. *The International Journal of Neuronal Systems*, 1, 1991

[62] S.Haykin. Neuronal Networks: A Compressive Fundation. MacMillan College Publishing Company.

[63] J. Hertz. A. Krogh & R. Palmer. Introduction to the Theory of Neuronal Computing. Perseus, Publishing, 1991.

[64] J. Lu, K.N. Plataniotis, and A.N. Venetsanopoulos, "Regularized Discriminant Analysis For the small Sample Size Problem in Face Recognition," *Pattern Recognition Letters*, Diciembre 2003, Vol. 24, Edicion 16: 3079-3087.

[65] LaurentzWiskott, "Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching," 24/Abril/1996.
<http://www.neuroinformatik.ruhrunibochum.de/ini/VDM/research/computerVision/graphMatching/identification/facerecognition/contents.html>.

[66] D.M. Blackburn, J. M. Bone, and P.J. Phillips, "Facial Recognition Vendor Test 2000 Evaluation Report," Febrero/2001.
<http://www.frvt.org>.

[67] P.J. Phillips, P.J. Flynn, T. Scruggs, K. W. Bowyer, J. Chang, K. Hoffman, J. Marquazz, J. Min, and W. Worek, "Overview of the Face Recognition Grand Challenge,"

[68] A.J. goldstein, L.D. Harmon, and A.B. Lesk, "Identification of Human Faces," *Proc. IEEE*, Mayo/1971, Vol. 59, No.5, 748-760.

[69] L. Sirovich and M. Kirby, "A Low-dimensional Procedure for the Characterization of human Faces," J. Optical Soc. Am. A, 1987, Vol. 4, No. 3, 519-524.

Links:

[1] <http://www.wcu.edu/aidc/BioWebPages/eigenfaces.htm>.

[2] <http://www.ieee-nns.org/>.

[3] <http://www.faqs.org/faqs/ai-faq/neuronal-networks/>.

[4] <http://www.cis.hut.fi/research/>.

[5] <http://www.fuzzytech.com>.

[6] <http://www.mathworks.com/products/fuzzylogic/>.

[7] <http://www.biometrics.org/html/introduction.html>.

[8] <http://www.commoncriteriaportal.org/public/files/ccintroduction.pdf>.