

UNIVERSIDAD PÚBLICA DE EL ALTO

CARRERA INGENIERÍA DE SISTEMAS



TESIS DE GRADO

“SISTEMA BIOMÉTRICO DE RECONOCIMIENTO DE LA OREJA BASADO EN REDES NEURONALES”

Para optar al título de Licenciatura en Ingeniería de Sistemas

Mención: INFORMÁTICA Y COMUNICACIONES

Postulante: Elsa Mollericona Quispe
Tutor Metodológico: Ing. Maricel Yarari Mamani
Tutor Especialista: Ing. Beatriz Condori Cueva
Tutor Revisor: Lic. Freddy Salgueiro Trujillo

EL ALTO – BOLIVIA

2020

DEDICATORIA

Dedico la presente Tesis a Dios, esposo, y a mi hija por ser inspiradores para cada uno de mis pasos, dados en mi convivir diario; a mis padres por ser los guías en el sendero de cada acto que realizo hoy, mañana y siempre; a mis hermanos, por ser el incentivo para seguir adelante con este objetivo, a mis Tutores por guiarme e inculcarme sus conocimientos para el desarrollo y culminación del mismo.

AGRADECIMIENTO

Agradezco profundamente a Dios, por guiarme en el sendero correcto de la vida, cada día en el transcurso de mi camino e iluminándome en todo lo que realizo de mi convivir diario.

A mis padres, por ser mi ejemplo para seguir adelante y por inculcarme valores que de una u otra forma me han servido en la vida, gracias por eso y por muchos más.

A mis hermanos y en especial a mi hermano Javier Mollericona que se encuentra allá en el cielo porque siempre me apoyo hasta los últimos días de su vida por apoyarme en cada decisión que tome, y por estar a mi lado en cada momento hoy, mañana y siempre.

A mis tutores porque me impartieron su guía, conocimientos y experiencias en el transcurso del desarrollo de este Sistema.

RESUMEN

Las redes Neuronales artificiales son un paradigma de la inteligencia artificial que trata de simular una red neuronal biológica. A lo largo de la historia se da el uso de las RNA en diversos ámbitos, uno de los más conocidos e importantes es el reconocimiento de patrones biométricos.

Actualmente en nuestro medio no se cuenta con un sistema de registro de orejas, que posibilite el reconocimiento de las personas. Las huellas de las orejas son identificadores únicos que a lo largo del tiempo no presentan modificaciones por lo cual estas características pueden ser aprovechadas en diferentes ámbitos como el control de: empleados, criminales, identificación de cadáveres, etc. Aunque recientemente compañías como Descartes Biometrics y Yahoo Labs, presentaron aplicaciones que permiten autenticarse y desbloquear los dispositivos móviles mediante la oreja, pero estas aún están en una fase de prueba.

Este trabajo nace de la idea de que la oreja de las personas tiene patrones únicos, y para poder efectivizar este manifiesto se desarrolló el prototipo en una primera versión la cual está basado en el procesamiento de imágenes digitales mediante redes neuronales.

En primer lugar se generó una base de datos, con imágenes capturadas de la oreja derecha de personas más los datos personales. Las imágenes fueron sometidos a procesamientos que permitieron extraer los patrones para el entrenamiento de la red neuronal multicapa, consecutivamente mediante la evaluación de casos de prueba del prototipo, se obtuvo el promedio de efectividad del sistema en el reconocimiento, el cual fue del 70%, siendo este valor menor al planteado en la hipótesis del trabajo.

El objetivo principal de la investigación fue desarrollar un sistema de reconocimiento de características morfológicas de la oreja utilizando la red neuronal *backpropagation*, que permita identificar de manera efectiva a la persona.

CONTENIDO

1. MARCO PRELIMINAR	1
1.1. INTRODUCCIÓN	1
1.2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	2
1.2.1. Problema Principales.....	2
1.2.2. Problema Secundarios	2
1.3.OBJETIVOS	3
1.3.1. Objetivo General	3
1.3.2. Objetivo Específico.....	3
1.4. HIPÓTESIS	3
1.5. IDENTIFICACIÓN DE VARIABLES.....	3
1.6. JUSTIFICACIONES	5
1.6.1. Justificación Técnica	5
1.6.2. Justificación Económica	5
1.6.3. Justificación Social	5
1.6.4. Justificación Científica	5
1.7. METODOLOGÍA.....	6
1.7.1. Metodología Científica.....	6
1.7.2. método de ingeniería.....	6
1.8. HERRAMIENTAS.....	7
1.9. LIMITES Y ALCANCES.....	8
1.9.1. Limites	8
1.9.2. Alcances.....	8
1.10. APORTES	9
2.MARCO TEÓRICO.....	10
2.1.SISTEMA.....	10
2.2. BIOMETRÍA.....	10
2.2.1.Principios de la biometría	11
2.3. SISTEMAS DE RECONOCIMIENTOS BIOMÉTRICOS.....	11
2.3.1. Los sistemas de Reconocimiento Biométricos de Mayor Aplicación.	12
2.3.2. Importancia De La Aplicación De Las Tecnologías Biométricas	15
2.4. LA OREJA COMO MÉTODO DE IDENTIFICACIÓN	17
2.4.1. El Análisis De La Huella De Oreja.....	18
2.4.2 Ventajas De La Biometría De La Oreja Frente A La Biometría Facial	20

2.5. IMAGEN DIGITAL	22
2.6. PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES EN MATLAB	22
2.6.1. Operaciones para procesamiento de imágenes en Matlab	23
2.7. REDES NEURONALES ARTIFICIALES (RNA)	27
2.7.1. Elementos De Una Red Neuronal	30
2.7.2. Principales Características de las Redes Neuronales Artificiales.....	31
2.7.3. El Estado De Activación	31
2.7.4 Función de salida o transferencia.....	32
2.7.5. Clasificación de las RNA	34
2.8. RED PERCEPTRÓN MULTICAPA	37
2.9. ALGORITMO <i>BACKPROPAGATION</i>	39
2.10. RECONOCIMIENTO DE PATRONES.....	40
2.11. MODELO DE PROTOTIPO.....	41
3. MARCO APLICATIVO	43
3.1 METODOLOGÍA.....	43
3.2. ADQUISICIÓN DE IMÁGENES.....	44
3.3. CLASIFICACIÓN DE IMÁGENES-.....	44
3.4. GENERACIÓN DE LA BASE DE DATOS	10
3.5. PROCESAMIENTO DE IMÁGENES	45
3.6. EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS.....	50
3.7.DESARROLLO DE LA RED NEURONAL	55
3.8. DISEÑO DE LA RED NEURONAL.....	56
3.9.NORMALIZACIÓN DE DATOS DE LA BASE DE CONOCIMIENTOS PARA EL ENTRENAMIENTO DE LA RN.....	57
3.9.1 Datos De Entrenamiento De La Red Neuronal.....	58
3.10. PARÁMETROS DE LA RED PARA ENTRENAMIENTO.....	58
3.11.RESULTADOS DEL ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL	60
4.PRUEBA DE HIPÓTESIS.....	61
4.1.CÁLCULO DEL ESTADO DE LA HIPÓTESIS	61
5.CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	71
5.1 CONCLUSIONES.....	71
5.2.RECOMENDACIONES	73
BIBLIOGRAFIA	74

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura N° 2.1: Reconocimiento de la Huella Dactilar.....	12
Figura N° 2.2: Reconocimiento de la cara	13
Figura N° 2.3: Reconocimiento de iris y retina	13
Figura N° 2.4: Geometría De Dedos Y Mano	14
Figura N° 2.5: Comparativa Entre Los Sistemas Biométricos	15
Figura N° 2.6: Pliegues Del Pabellón De La Oreja	18
Figura N° 2.7: Partes De La Oreja.....	18
Figura N° 2.8: Particularidades diferentes De Las Orejas	20
Figura N° 2.9: Conversion de Imágenes a Escala de Grises.....	24
Figura N° 2.10: Imagen en escala de grises y filtrada	24
Figura N° 2.11: Calculo Umbral.....	25
Figura N°. 2.12: Selección De Una Sección De Una Imagen	26
Figura N° 2.13 (A) Impresión De La Oreja. (B) Diagrama De Voronoi. (C) Gráfico De Vecindad	27
Figura N°. 2.14: Neurona biológica.....	29
Figura N° 2.15: Funciones de Transferencia del tipo Escalon.....	33
Figura N°. 2.16: Funciones De Activación Tipo Sigmoidal	34
Figura N°. 2.17: RNA con Conexiones hacia Adelante Mono-Capa.....	35
Figura N° No 2.18: RNA Con Conexiones Hacia Atrás.	36
Figura N°. 2.19: Perceptrón Multicapa simple	38
Figura N° 2.20: Sistema Basico de Reconocimiento de Patrones.....	41
Figura N° 3.1: Estructura del método desarrollado.....	43
Figura N° 3.2: Selección y recorte de interes de la imagen.....	43
Figura N° 3.3: Estandarizacion de la imagen	43
Figura N° 3.4: Eliminación de ruido	47
Figura N° 3.5: Conversión de la imagen a escala de grises	48
Figura N° 3.6: Realce de contraste.....	43
Figura N° 3.7: Imagen Umbralizada Por El Método De Otsu.....	50
Figura N° 3.8: Detección de borde de la imagen.....	50

Figura N° 3.9: Imagen Segmentada	51
Figura N° 3.10: Detección del centro de la imagen	52
Figura N° 3.11: Distancia De Centroides y Puntos Del Borde.....	52
Figura N° 3.12: Detección De Puntos Similares del Borde De La Oreja.....	52
Figura N° 3.13: Rectángulo base de un contorno.....	54
Figura N° 3.14 Arquitectura de la red neuronal	59
Figura N° 3.15: Comportamiento del error cuadrático medio vs épocas	60
Figura N° 4.1: Resultado de la Hipótesis Planteada.....	60
Figura N° 4.2 Segmentación incorrecta de la imagen por obtención de muestra a mucha distancia	60
Figura N° 4.3 Segmentación incorrecta de la imagen por presencia de objetos ...	60
Figura N° 4.4: Segmentación incorrecta de imagen con bordes mal procesados .	70

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla Nº. 1. Operacionalización de Variables	4
Tabla Nº. 3.1 Datos de variables normalizados de huella de oreja para entrenamiento de red neuronal	58
Tabla Nº 3.2 Parámetros de la red perceptrón multicapa.....	59
Tabla Nº 4.1 Resultados para una muestra de 100 imágenes	61
Tabla Nº 4.2 Resultados para una muestra de 100 imágenes orejas no identificadas	62
Tabla Nº 4.3 Resultados para una muestra de 100 estadísticamente.....	63
Tabla Nº 4.4. Resultados para una muestra de 100 imágenes (Total)	63
Tabla Nº 4.5: Resultados de muestra (Pequeña)	64
Tabla Nº 4.6: Resultados de muestra (Pequeña) Orejas Identificadas	64
Tabla Nº 4.7: Resultados de muestra (Pequeña) Orejas No Identificadas	64
Tabla Nº 4.8: Resultados Estadísticos de muestra (Pequeña).....	65

1. MARCO PRELIMINAR

1.1 INTRODUCCIÓN

El área de Ingeniería de Sistemas abarca diferentes ramas de estudio, una de ellas es la inteligencia artificial (IA), la cual presenta diferentes campos de estudio como ser: las redes neuronales, sistemas expertos, robótica entre otros. Las Redes Neuronales Artificiales (RNA) son modelos computacionales inspirados en redes neuronales biológicas que pueden ser consideradas como sistemas de procesamiento de información con características de aprendizaje a través de ejemplos, adaptabilidad, robustez, capacidad de generalización y tolerancia a fallo (Haykin, 1999). Consecuente a ello, las redes neuronales han tenido bastante aceptación en la sociedad y en el campo de la investigación de los sistemas de reconocimiento biométrico.

La nueva característica de la biometría es el oído humano que es cada vez más popular. Tiene varias ventajas sobre otras tecnologías biométricas tales como el iris, huellas dactilares, la cara y escáner de retina. El oído es grande en comparación con el iris y las huellas dactilares y a diferencia de ellos, la adquisición de la imagen del oído humano es fácil de capturar desde una distancia sin la cooperación del individuo.

El oído humano contiene características estructurales estables que son permanentes con el aumento de la edad, no son afectados por las variaciones de expresión y es más fiable que la cara (Wilhelmi, 2004). Se ha encontrado que no hay dos orejas exactamente iguales, incluso ni la de los gemelos son idénticas.

Los datos biométricos del oído se muestran como una buena solución alternativa para la verificación e identificación humana informatizada. Una de las principales aplicaciones para esta tecnología es en el campo de investigación de delitos.

1.2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

A lo largo de últimos años la tecnología se ha desarrollado rápidamente siendo así que millones de equipos se enfrentan y resuelven el mismo problema de verificar si los patrones o datos identifican y corresponden a la persona. Hace años la herramienta más usada de seguridad de datos personal fue la contraseña, no obstante este método estaba sujeto al robo, debido a los problemas surgidos con las claves de acceso, por lo cual es necesario desarrollar otros sistemas orientados al reconocimiento biométrico, las cuales hacen uso de medios como la voz, huellas, rostro y otras características físicas para identificar y autenticar a los individuos.

1.2. 1. Problemas Principales

Los actuales sistemas biométricos inciden en un error aproximado de un 10% lo que genera un error cálculo así como en el reconocimiento biométrico de orejas.

1.2.2. Problemas Secundarios

- La característica morfológica de la oreja en las personas tienen diferentes patrones.
- Los sistemas biométricos tradicionales requieren equipos avanzados.
- El reconocimiento de la oreja es una actividad que está ligada a la percepción visual, memoria, análisis y experiencia humana esto genera confusiones dando lugar a no poder identificar los datos y a quien corresponde de cada oreja

Por lo cual se plantea la siguiente pregunta de investigación:

¿Es posible realizar el reconocimiento biométrico de la oreja de una persona de manera efectiva?

1.3. OBJETIVOS

1.3.1. Objetivo General

Desarrollar un sistema biométrico de reconocimiento de características morfológicas de la oreja utilizando la red neuronal *backpropagation*, (Algoritmo de propagación hacia atrás) que permita identificar de manera efectiva a la persona.

1.3.2. Objetivo Específico

- Obtener imágenes digitales de orejas de personas para extraer y medir determinadas características biométricas, mediante el uso de herramientas de extracción de patrones.
- Construir la red neuronal multicapa *backpropagation*, para el aprendizaje del significado de las características morfológicas a partir de las imágenes.
- Desarrollar una aplicación que efectúe el proceso de reconocimiento de personas según las características morfológicas de su oreja.

1.4. HIPÓTESIS

Ha: La aplicación del sistema biométrico de reconocimiento de oreja basado en red neuronal *backpropagation*, permite la identificación de las personas con un nivel estadísticamente significativo del 95%

H₀: La aplicación del sistema biométrico de reconocimiento de oreja basado en red neuronal *backpropagation*, no permite la identificación de las personas con un nivel estadísticamente significativo del 95%

1.5. IDENTIFICACIÓN DE VARIABLES.

Variable Dependiente: Reconocimiento de la persona mediante las características morfológicas de su oreja.

Variable Independiente: Sistema biométrico de reconocimiento basado en redes neuronales *backpropagation*

Tabla Nº. 1: Operacionalización de Variables

Fuente: Elaboración Propia

Variable	Descripción	Dimensión	Indicador
<p>Variable Dependiente</p> <p>Reconocimiento de la persona mediante características morfológicas de su oreja</p>	<p>Proceso en el que el sistema presenta resultados de reconocimiento del sujeto o persona.</p>	<p>➤ Análisis de patrones morfológicos de forma.</p>	<p>➤ Área</p> <p>➤ Longitud</p>
<p>Variable Independiente</p> <p>Sistema biométrico de reconocimiento basado en redes neuronales <i>backpropagation</i></p>	<p>Software, en base a conocimiento de aprendizaje supervisado ejecutará proceso de reconocimiento de los sujetos o personas.</p>	<p>➤ Extracción de patrones morfológicos de forma.</p>	<p>Porcentaje de efectividad del reconocimiento de las imágenes, que proporciona la confiabilidad del sistema.</p>

1.6. JUSTIFICACIONES

1.6.1 Justificación Técnica

Efectuar la clasificación subjetiva de reconocimiento e identificación de individuos o personas.

Además tecnologías como las redes neuronales son capaces de realizar la clasificación de patrones mediante algoritmos, que nos permiten diseñar este tipo de software.

1.6.2 Justificación Económica

Este tipo de sistemas no supone costos en su mantenimiento y tampoco requiere renovación constantemente por robo, pérdida o desperfecto, además que permitirá reducir enormemente ciertos costos en papelería.

1.6.3 Justificación Social

El trabajo de investigación está orientado para beneficiar a diferentes ámbitos, principalmente para instituciones que ofrecen seguridad a la sociedad como la policía y también para empresas que requieren un control efectivo de su personal, dado que este tipo de sistemas puede ofrecer soluciones globales en requisitos de seguridad, sumando a esto su facilidad de uso y rendimiento.

1.6.4. Justificación Científica

Actualmente en Bolivia no existe un sistema de reconocimiento biométrico de oreja, (Cuerpo Nacional de Policía, Sistema Automático de Identificación – SAID) y son más usuales los sistemas de reconocimiento dactilar y el de rostro los cuales tienen mayor uso en las empresas públicas, privadas e instituciones de estudio superior.

Por lo cual el presente trabajo se presenta como una alternativa que podría principalmente coadyuvar en el tema de seguridad social y control de empleados

1.7 METODOLOGÍA

1.7.1 Metodología Científica

En el presente trabajo de investigación, se utilizará el método científico de (Mario B, 2002) que se debe seguir los siguientes pasos.

1. Especificación de la hipótesis

Mediante el análisis y estudio de la información recopilada y tomando en cuenta las características del problema se realizó la formulación de la hipótesis.

2. Análisis y verificación mediante el prototipo y caso de prueba

Mediante el análisis de información se elabora el Sistema Biométrico de Reconocimiento de la Oreja Basado en Redes Neuronales para la Identificación de la persona con el cual se realizara el análisis y verificación del funcionamiento de la solución propuesta. Se elaboran casos de prueba para ser utilizados por el Sistema Biométrico de Reconocimiento de la Oreja Basado en Redes Neuronales para la identificación Biométrica de la persona y comprobar resultados.

3. Verificación de resultados

Mediante los casos de prueba utilizados con el sistema se evaluaron los resultados tanto obtenidos como los esperados de esta manera comprobar que la hipótesis planteada cumple.

1.7.2 Método de Ingeniería

La inteligencia artificial constituye un término altamente conocido pero quizás su concepto aun no es comprendido así como sus aplicaciones, se conceptualiza "Inteligencia artificial " como la ciencia que reúne un conjunto de técnicas que permitan simular el proceso de decisión de los seres humanos con base en el conocimiento, las redes neuronales son modelos computacionales que pueden ser

consideradas como sistemas de procesamiento de información con características de aprendizaje a través de ejemplos.

(Hickman, 1999) la inteligencia artificial es un proyecto de desarrollo de un sistema basado en el conocimiento está formado por cuatro etapas, llamadas procesos producto las cuales son:

- **Especificación de requerimientos:** Descripción de la funcionalidad esperada de la aplicación y las limitaciones o restricciones eventuales que deben seguirse.
- **Modelo conceptual:** Este proceso proporciona un modelo del experto que captura las entidades relevantes del dominio, la estructura de la tarea y el comportamiento que tiene el experto en la solución de problemas.
- **Modelos de diseño:** Comprende el modelo de diseño funcional y el modelo de diseño técnico. El primero provee una descripción independiente de la implementación del sistema basado en el conocimiento objetivo y el segundo es una relación entre el modelo del diseño funcional y el código ejecutable.
- **Código ejecutable:** Comprende todos los componentes del software embebidos en la aplicación.

1.8 HERRAMIENTAS

Las herramientas que se utilizaran en este trabajo, permitirá demostrar los objetivos planteados expresados a continuación:

- Las redes neuronales artificiales, nos permitirán el reconocimiento de patrones de las imágenes digitales permitiendo obtener ciertos resultados numéricos que indican la identificación de una persona específica (Khepri, 2001).
- El software MATLAB para el desarrollo de la red neuronal en él se puede encontrar algoritmos para el tratamiento de las imágenes digitales (Pessana, 2004).
- La metodología de diseño se enfoca a orientación objetos. Los objetos son manipulados mediante una colección de funciones (llamadas métodos,

operaciones o servicios) y se comunican entre ellos mediante un protocolo de mensaje (Pessana, 2004).

1.9 LIMITES Y ALCANCES

1.9.1 Limites

La aplicabilidad del sistema biométrico de reconocimiento de imágenes basada en redes neuronales artificiales contribuirá la identificación de personas mediante la oreja.

El sistema biométrico de reconocimiento de imágenes tiene la siguiente limitación:

Para un mejor procesamiento de las imágenes el sistema trabajara con una imagen las cuales tendrán que ser tomadas con cámaras digitales de 12Mp.

1.9.2 Alcances

El sistema biométrico de reconocimiento de personas mediante el procesamiento morfológico de la imagen de la oreja, podría ofertarse como una buena alternativa para su implementación en instituciones de seguridad y empresas con el fin de mejorar la confiabilidad al momento de reconocimiento de la persona.

- **Módulo de captura de imagen:** El proceso por el cual se logra una imagen digital, empieza con sensores que leen la intensidad de la luz, usando diferentes filtros de color y dispositivos de memoria digital que se encargan de guardar la imagen digital.
- **Módulo de pre - procesamiento de la imagen:** Como se puede intuir las orejas serán captadas en momentos diferentes, lo que con lleva a que cada imagen sea diferente debido a la variación de la iluminación, el ángulo de enfoque y el tamaño, por lo cual será importante el pre – procesado de estas.

Entre las tareas de procesamiento se puede mencionar: extracción de información, aislamiento de la imagen según las características que sean relevantes y normalización del tamaño de la imagen.

- **Módulo de extracción de características:** La extracción de las características es una de las etapas de la cual depende el desempeño del sistema de reconocimiento de personas mediante su oreja. El objetivo principal de esta etapa es extraer la información más discriminante de una imagen eliminando la información innecesaria.

- **Módulo de entrenamiento:** El entrenamiento básicamente consiste en utilizar alguna forma de aprendizaje que permita al sistema aprender las características morfológicas de los objetos en estudio.

- **Módulo de identificación:** La última etapa en un sistema de identificación es la etapa de reconocimiento consiste en alimentar al sistema con imágenes no utilizadas durante el entrenamiento, las cuales nos permitirán obtener como resultado la identificación de la persona a la que corresponde la imagen de la oreja.

1.10. APORTES

El trabajo de investigación permitirá integrar un sistema de reconocimiento de la oreja identificar a la persona, mediante el flujo de imágenes con grado de efectividad deseado por el usuario, también está contará con un interfaz amigable de fácil acceso y portabilidad para el usuario

2. MARCO TEÓRICO

2.1. SISTEMA

Un sistema se refiere a un conjunto ordenado de componentes relacionados entre sí, también se define como la sumatoria de partes que tienen un objetivo o un fin común (Kendall, 1997).

2.2. BIOMETRÍA

El concepto de biometría proviene de las palabras bio (vida) y metría (medida); por lo tanto, con ello se infiere que todo equipo biométrico mide e identifica alguna característica propia de las personas. La biometría como concepto general es un método de identificación y autenticación de los seres humanos a través de características fisiológicas y de comportamiento. Todos los seres humanos tenemos características morfológicas únicas que nos diferencian. Entre las que se mencionan: La forma de la cara, la geometría de partes de nuestro cuerpo, como las manos, nuestros ojos y tal vez la más conocida, la huella digital, que son algunos rasgos que nos diferencian del resto de los seres humanos. Entre las características del comportamiento humano que se utilizan en este tipo de sistemas se encuentra la realización de la firma, el análisis de voz (Friday, 2012).

Se ha establecido que existen dos tipos de biometría, **la estática y la dinámica**. La biometría estática se basa en la identificación según la anatomía del individuo, por ejemplo, las huellas digitales, la geometría de la mano, la termografía, el análisis del iris o de la retina, forma de la oreja, el reconocimiento facial o de la mano, etc.

La biometría dinámica atiende la forma en que el individuo se comporta, o a su dinámica de actividad; es decir, que estudia el comportamiento humano a través del patrón de voz, la firma manuscrita, la dinámica de tecleo, el análisis gestual y otros (Harvey, 2001).

2.2.1. Principios de la biometría

Harvey (2001), La biometría se soporta en siete pilares o principios básicos que son:

- **Universalidad:** que tan común es encontrar igualdad biométrica en los individuos.
- **Singularidad:** que tan único o diferenciable es la huella biométrica entre uno y otro individuo.
- **Permanencia:** que tanto perdura la huella biométrica en el tiempo de manera inalterable.
- **Recolectable:** que tan fácil es la adquisición, medición y almacenamiento de la huella biométrica.
- **Calidad:** que tan preciso, veloz y resistente es el sistema en el manejo de la huella biométrica.
- **Aceptabilidad:** que tanta aprobación tiene la tecnología entre el público.
- **Fiabilidad:** que tan fácil es engañar al sistema de autenticación.

2.3 SISTEMAS DE RECONOCIMIENTOS BIOMÉTRICOS

El reconocimiento es un término genérico que no implica por defecto una verificación o identificación de un individuo. Todos los sistemas biométricos realizan reconocimiento automático de los individuos basándose en sus características fisiológicas o de comportamiento. La biometría ofrece una precisión mucho mayor que los métodos tradicionales de reconocimiento (Harvey, 2001).

Un sistema biométrico en general consta de componentes tanto hardware como software para el proceso de reconocimiento. Dentro del hardware se incluyen principalmente los sensores que son los dispositivos encargados de extraer las características deseadas, una vez obtenida la información del sensor, será necesario realizar sobre ella las tareas de acondicionamiento necesarias, para ello se emplean diferentes métodos dependiendo del sistema biométrico utilizado (Clark, 1954).

2.3.1 Los sistemas de Reconocimiento Biométricos de Mayor Aplicación.

Behnke (2003), Algunos de los sistemas biométricos de mayor aplicación de identificación humanos son:

- **Reconocimiento de la huella dactilar:** los sistemas de reconocimiento de huellas digitales buscan patrones en las líneas casi tan distintivos como los de las huellas digitales. El sistema toma entonces los puntos característicos de la palma de la mano, los compara contra el modelo de referencia, y determina su identificación o no correspondencia (Behnke, 2003), (Figura. 2.1).

Figura N° 2.1: Reconocimiento de la Huella Dactilar

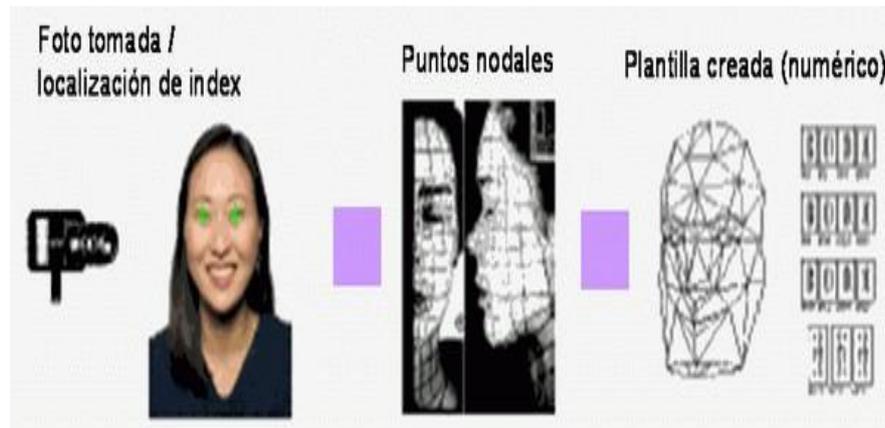
Fuente: (Behnke, 2003)



- **Reconocimiento del Rostro:** la tecnología de reconocimiento facial se halla entre las de más reciente evolución dentro del ámbito de la biometría. A través de un software un computador conectado a una cámara de vídeo es capaz de capturar la imagen de rostros humanos, y extraer puntos que permiten su comparación con un conjunto de imágenes, de acuerdo con los patrones faciales almacenados en una base de datos como se observa en la figura 2.2. Este dispositivo captura patrones geométricos del rostro a través de una cámara (Pitts, 1943).

Figura N° 2.2: Reconocimiento de la cara

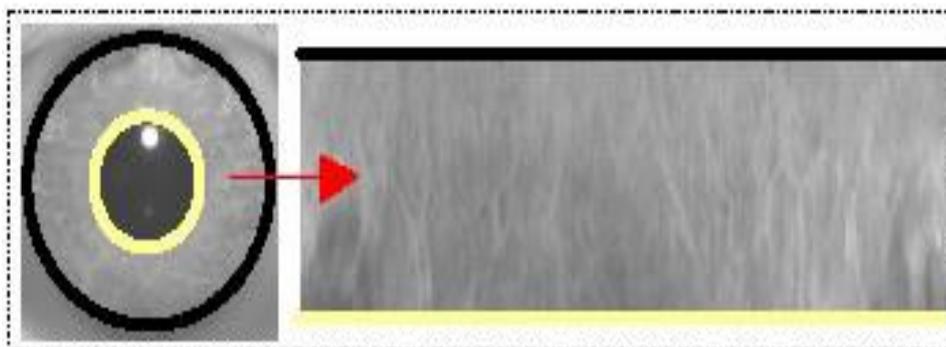
Fuente: (Pitts, 1943)



- **Reconocimiento de iris/retina:** Pitts (1943), se trata del reconocimiento mediante la estructura indivisible del cuerpo humano más distintiva matemáticamente. En sus 11 milímetros de diámetro cada iris concentra más de 400 características que pueden ser usadas para identificar a su propietario (*criptas, surcos, anillos, fosos, pecas, corona en zig-zag*). Cuenta con un número de puntos distintivos 6 veces superior al de una huella dactilar (Figura 2.3).

Figura N° 2.3: Reconocimiento de iris y retina

Fuente: (Pitts, 1943)



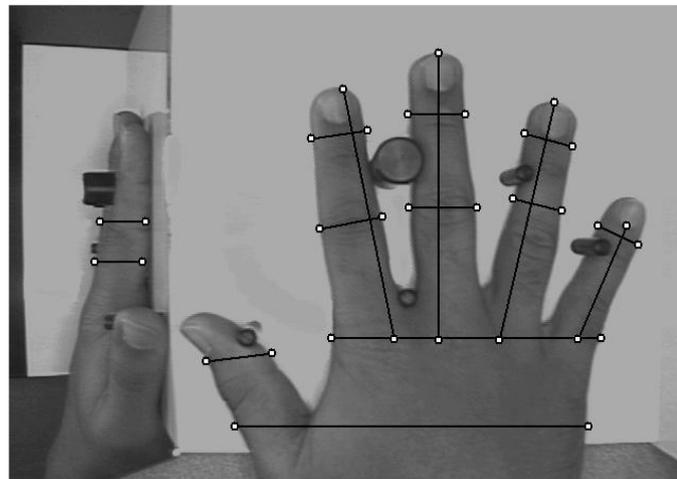
- **Geometría de Dedos y Mano:** la forma de la mano puede ser de gran valor en biometría. A diferencia de las huellas dactilares, la mano humana no es única, y sus características individuales no son suficientes para identificar

una persona. Sin embargo, su perfil resulta útil si el sistema biométrico lo combina con imágenes

Individuales de algunos dedos, extrayendo datos como las longitudes, anchuras, alturas, posiciones relativas, articulaciones. Janices (2012), estas características se transforman en una serie de patrones numéricos que pueden ser comparados. Su principal aplicación es la verificación de usuario (Figura 2.4).

Figura N° 2.4: Geometría De Dedos Y Mano

Fuente: (Janices, 2012)

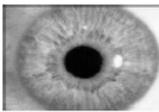


- **Autenticación de la voz:** la voz es otra característica que las personas utilizan comúnmente para identificar a los demás. Es posible detectar patrones en el espectro de la frecuencia de voz de una persona que son casi tan distintivos como las huellas dactilares (Hickman, 2001).
- **Reconocimiento de la firma:** para utilizar un sistema de autenticación basado en firmas se solicita en primer lugar a los futuros usuarios un número determinado de firmas ejemplo, de las cuales el sistema extrae y almacena ciertas características; esta etapa se denomina de aprendizaje la identificación por medio de las huellas digitales(Pitts,1943).

- **Reconocimiento vascular:** en la biometría vascular se extrae el patrón biométrico a partir de la geometría del árbol de venas del dedo (o de las muñecas). A diferencia de la huella dactilar el patrón biométrico es interno por esta razón no deja rastro y solo se puede conseguir en presencia de la persona. Es por tanto muy difícil el robo de identidad (Tapiador, 2005).
- **Comparativa entre los sistemas biométricos:** De acuerdo a diferentes variables tales como aceptación, costo, rendimiento entre otros se tiene la siguiente figura 2.5.

Figura Nº 2.5: Comparativa Entre Los Sistemas Biométricos

Fuente: (Tapiador, 2005)

TECNICA	VENTAJAS	INCONVENIENTES
 VOZ	-Muy bajo costo -En algunas aplicaciones puede resultar inapropiadas para el usuario (por ejemplo servicios telefónicos)	-Rendimiento bajo. -Se está estudiando el aumento de la unicidad y la estabilidad
 HUELLAS	-Muy estudiado/desarrollado -Unicidad, estabilidad y rendimientos altos. -Reconocimiento legal. -Medio coste	-connotaciones "policiales" para el usuario -Detención de dedo vivo, depende de pruebas colaterales a la captura
 IRIS	-Unicidad mayor que huella -Gran estabilidad por protección de la cornea. -FAR prácticamente nula. -Fácil detención de ojo vivo	-Alto coste. -Inicialmente incomodo para el usuario
 MANO	-Fácil uso y gran aceptación por el usuario. -Medio coste. -Bajo coste computacional. -Sin connotación "policial"	-unicidad y estabilidad no probadas en grandes poblaciones. -Detención de mano viva, depende de pruebas colaterales
 ROSTRO	-Cómodo, e incluso inapreciable para el usuario. -Medio coste	-Sensible a cambios del sujeto (barbas, gafas, pelos...). Todavía en investigación y desarrollo

2.3.2 Importancia De La Aplicación De Las Tecnologías Biométricas

- **Seguridad en la movilidad y accesos:** Aeropuertos, fronteras, centrales eléctricas, centros de control de suministro, instalaciones industriales, instituciones públicas, control hospitalario de neonatos.

- **Seguridad en las transacciones:(comercio electrónico y banca):**
Cajeros automáticos, verificación de uso de tarjetas de crédito en comercios, pago por Internet.
- **Seguridad en el acceso y firma de documentos electrónicos:** Validación de firma digital, sistemas de voto electrónico y voto por internet. Maquinaria que sólo deba ser utilizada por personal específicamente formado.
- **Aplicaciones comerciales:** Las tecnologías tradicionales de las que disponemos utilizan sistemas basados en el conocimiento y en muestras.
- **Reforzar la seguridad de las infraestructuras PKI (Clave de Infraestructura Pública):** De esta manera puede ofrecerse una protección más eficaz a los certificados y firmas digitales que se utilizan en este tipo de estructuras (Lander, 1998).
- **Aplicaciones gubernamentales y forenses:** Conseguir la misma autenticidad en un sistema de identificación que un sistema de verificación es mucho más difícil debido al gran número de comparaciones que han de realizarse. Las herramientas tradicionales de reconocimiento del personal como pueden ser las contraseñas o los PINs no son útiles para el reconocimiento negativo de las aplicaciones.

Los beneficios del uso de la tecnología biométricas en las empresas en comparación con los sistemas de autenticación e identificación automática son superiores en diferentes aspectos estos ofrecen: confidencialidad, posibilidades bajas de robo y pérdida, registro inicial y posibilidad de regeneración, proceso de comparación fácil, comodidad del usuario, vulnerabilidades bajas en cuanto espionaje y ataques por fuerza bruta con costos bajos en implantación y mantenimiento bajos (Lander, 1998).

2. 4. LA OREJA COMO MÉTODO DE IDENTIFICACIÓN

Según Alfred (2002), En los últimos años se ha desarrollado en el campo de la medicina legal y forense el análisis de las huellas de oreja, con la finalidad de convertirlo en un procedimiento de identificación análogo al de las huellas dactilares.

La identificación de una persona, establece su individualidad, determina aquellos rasgos o conjunto de cualidades que le distinguen de todos los demás y hacen que sea única.

En un breve repaso histórico de la ciencia de la identificación de huellas de oreja, fueron varios científicos destacados como (Lombroso, 1909), médico y criminólogo italiano, representante del positivismo criminológico, y Lambert Adolfo Quetelet (1786-1874), estadístico y astrónomo belga, padre de la ciencia social cuantitativa moderna y de la antropometría.

Pero, sin duda, (Bertillón, 1914) es la figura más relevante. Creó un procedimiento identificativo propio que se dividía en tres partes principales, según el objeto de las observaciones del operador: el señalamiento antropométrico, el señalamiento descriptivo y el señalamiento de las marcas particulares, fue el primer científico que utilizó la oreja como medio de identificación.

Dentro del señalamiento antropométrico, realizaba varias mediciones de la cabeza, una de las cuales era la longitud de la oreja derecha efectuando el señalamiento descriptivo de las características morfológicas como bordes, lóbulo, pliegues, forma general, separación y particularidades.

La oreja era el carácter de mayor importancia en la filiación descriptiva, por ser considerada inmutable en sus formas y proporciones.

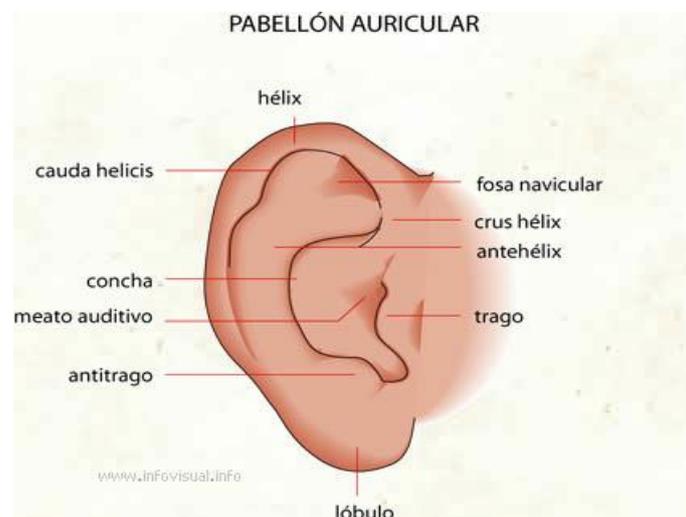
Análogamente, aunque de manera más tardía, se ha desarrollado en la ciencia criminológica el análisis de las huellas de oreja. El despertar del interés forense por la descripción de las huellas de oreja y la identificación a través de las mismas es relativamente reciente. Se trata de un paso más en la interminable carrera entre los métodos delictivos y la ciencia criminalística.

La primera identificación de un delincuente por la huella de oreja se realizó en Suiza en 1965. En Holanda existen ya más de 200 casos judiciales de identificaciones por huella de oreja. En España la primera sentencia condenatoria basada parcialmente en este tipo de evidencia se produjo el 19 de noviembre de 2001. A esta sentencia le han seguido al menos otras dos, y se han realizado más de 20 identificaciones. Existen en la actualidad bases de datos de huellas de oreja en Palencia, Valladolid y Santander (Lander, 1998).

2.4.1 El Análisis De La Huella De Oreja

Las orejas presentan el pabellón auricular la cual está constituido por un esqueleto cartilaginoso revestido por tegumentos. La lámina de cartílago se pliega sobre sí misma formando relieves y depresiones que confieren al pabellón su forma característica (Figura 2.6).

Figura Nº 2.6: Pliegues Del Pabellón De La Oreja



Fuente: (Lleida, 1998)

Existen también en la literatura descripciones de las variaciones de la normalidad que pueden producirse por causas múltiples como alteraciones por enfermedad, traumatismos mecánicos o quirúrgicos, o por motivos estéticos.

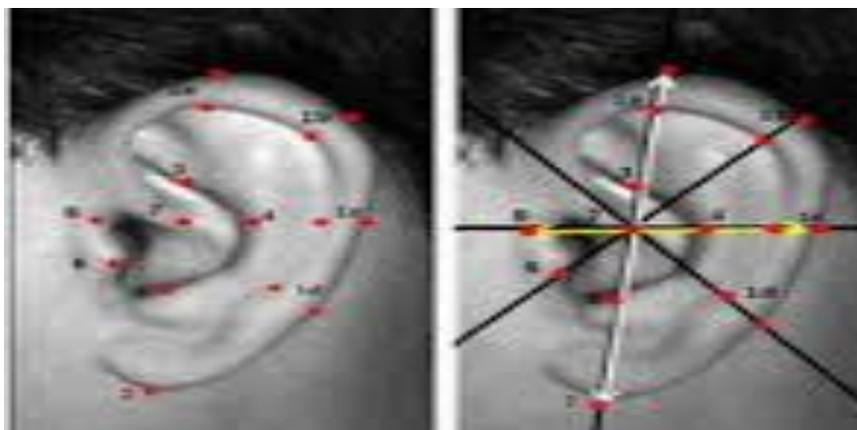
Se han descrito también las modificaciones debidas al envejecimiento, relacionadas con el aumento de la laxitud de los tejidos, lo cual se manifiesta en un aumento de la longitud vertical del pabellón. Existen además importantes variaciones de origen étnico, particularmente en el tamaño de las orejas. Referencia (Lunarelli, 2004).

Para sistematizar la descripción del pabellón auricular se han utilizado diversos métodos. (Bertillón, 2004) efectuó un análisis puramente descriptivo de sus partes. Schwalbe describía la forma del hélix, el lóbulo y seis variantes del tubérculo de Darwin, además del trago, antitrago y el ángulo del pabellón con el cráneo; diseñó cinco líneas imaginarias en base a las cuales hablaba del índice morfológico auricular y del índice fisionómico auricular. Lunarelli utilizaba un sistema de cuatro líneas centradas en el trago para la partición radial del pabellón en ocho áreas con fines comparativos (Lander, 1998).

- **Huella de la oreja:** La huella de oreja es una reproducción en dos dimensiones de las partes del pabellón auricular que se han puesto en contacto con una determinada superficie, y que habitualmente son las regiones más prominentes del mismo, es decir, de forma más constante el hélix, antehélix, trago y antitrago (Lander, 1998).

Figura N° 2.7: Partes de la oreja

Fuente: (Lander, 1998)



El grado en que una huella de oreja representa a la oreja original puede verse alterado por diversos factores. Pero la solución se perfila a través de las técnicas de procesamiento de imágenes con algoritmos que permitan extraer a partir de la huella un modelo fiable de las características de un determinado pabellón auricular (Prada, 2001).

Figura N° 2.8: Particularidades diferentes de las orejas

Fuente: (Darcele, 2003)



2.4.2 Ventajas De La Biometría De La Oreja Frente A La Biometría Facial

- La oreja no cambia de manera significativa a partir del estado adulto del individuo; la cara, por el contrario, sigue cambiando (lentamente) durante toda la vida del individuo.
- La cara cambia notablemente de aspecto con la expresión (tristeza, alegría, miedo, sorpresa, etc...), lo cual es una seria dificultad para su procesamiento por el ordenador. Por el contrario la forma y aspecto de la oreja son fijos (salvo mutilaciones u otros casos extremos).

- La distribución del color es más uniforme en la oreja que en la cara (piénsese en los ojos, por ejemplo), por lo que se pierde menos información al trabajar con imágenes de tonos de gris o blanco y negro.
- La superficie ocupada por la oreja es más pequeña (aproximadamente 1/20 ó 1/25 de la de la cara), lo que permite utilizar imágenes de menor resolución y hacer más eficiente y económico el proceso.

También presenta algunas ventajas respecto a otras biometrías como la voz o las huellas dactilares:

- Mientras que la biometría de la oreja solo necesita el uso de una cámara CCD ordinaria, el reconocimiento de las huellas dactilares requieren el uso de sensores especialmente diseñados, que pueden resultar muy caros para su empleo a gran escala.
- El reconocimiento de las orejas es un procedimiento menos invasivo que el de las huellas dactilares, lo cual puede ser esencial en escenarios no cooperativos (i.e. identificación de terroristas). Esta naturaleza pasiva de la captura de imágenes reduce la oportunidad de tapar/dañar el dispositivo de captura.
- La calidad de la voz de un sujeto puede variar enormemente con el estado de salud y verse afectado por ruido de fondo, mientras que la apariencia de la oreja es invariante respecto a estas variables.
- Sin embargo, hay varias posibilidades de error en la identificación de la oreja:
- Básicamente, la forma de la oreja es la misma durante toda la vida y el crecimiento proporcional. A pesar de ello, la gravedad puede causar algún estiramiento o alargamiento (más apreciable en la parte del lóbulo). Este estiramiento es mayor entre la edad de 4 meses hasta los 8 años y, nuevamente, a partir de los 70 años

- Las orejas pueden aparecer total o parcialmente tapadas por el pelo o por pendientes; aunque lo mismo le ocurre a la cara (si bien en menor medida) con el maquillaje, barba, peinado, etc..., o al iris con el uso de gafas o lentes de contacto.

2.5. IMAGEN DIGITAL

Una imagen puede definirse como una función bidimensional $f(x, y)$ donde x e y son coordenadas en el plano y la amplitud f es llamada intensidad o nivel de gris en ese punto.

Cuando (x, y) y f son todos finitos (cantidades discretas) llamamos a la función como imagen digital. Es decir, una imagen digital estará compuesta por un número finito de elementos llamados píxeles, cada uno de los cuales con un valor y una posición particular (Gonzales, 1996).

El valor es relativo a alguna propiedad del punto que representa, como por ejemplo su brillo o su matiz.

El término píxel (abreviación de Picture elemento de imagen), se trata de la unidad mínima de información de una imagen, la cual aparece como un punto en la pantalla o en una impresora. En realidad cada píxel se compone de tres registros de color, mediante la combinación de cierta cantidad de rojo, verde y azul, el píxel adopta un color particular (Gonzales, 1996).

Las imágenes bidimensionales son el resultado de una proyección en perspectiva de escenas tridimensionales. Cuando se obtiene una imagen bidimensional del mundo tridimensional desaparece gran cantidad de información (Gonzales, 1996).

2.6. PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES EN MATLAB

El software MATLAB es un entorno de desarrollo de aplicaciones que integra análisis numérico, cálculo matricial, procesamiento de señales y visualización gráfica en un entorno completo (Friedman, 1985).

Además, MATLAB dispone de una amplia gama de colecciones de funciones especializadas, denominados Toolbox, que extienden significativamente el número de Funciones incorporadas en el programa principal los mismos cubren casi todas las áreas principales en el mundo de la ingeniería y la simulación, destacando entre ellos: procesamiento de imágenes, procesamiento de señales, control robusto, estadística, análisis financiero, matemática simbólica, redes neuronales, lógica difusa, identificación de sistemas, simulación de sistemas dinámicos, Simulink, etc.

2.6.1. Operaciones para procesamiento de imágenes en Matlab

La Morfología matemática es una técnica de procesado no lineal de imágenes, interesada en la geometría de los objetos. Las operaciones morfológicas son operaciones sobre imágenes basadas en formas o estructuras. Estas operaciones toman como entrada una imagen regresando como resultado una imagen del mismo tipo modificada, el valor de cada píxel de la imagen resultado es basado en el valor del correspondiente píxel de la imagen original y de sus vecinos. Entre sus principales aplicaciones están la eliminación de ruido y segmentación de objetos.

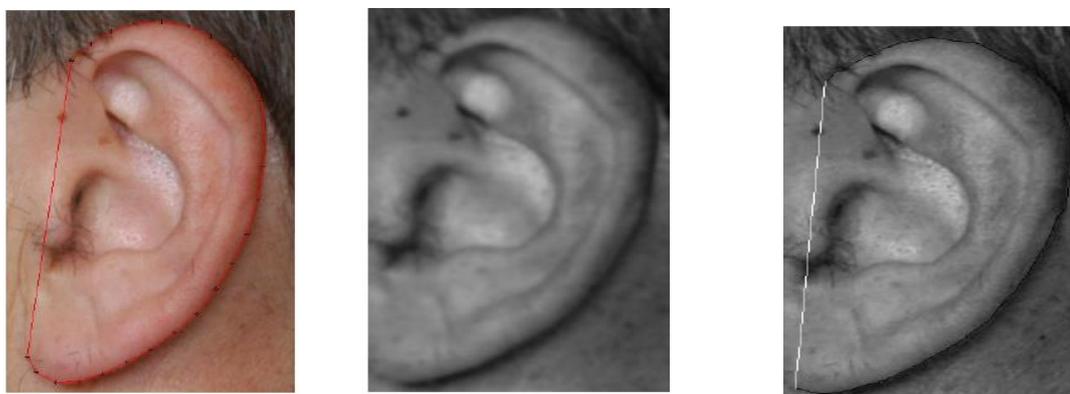
Existe tres tipos de morfología: Morfología binaria, Morfología de niveles de gris y Morfología de imágenes policromáticas. En esta sección se muestra las herramientas utilizadas en Morfología binaria y de niveles de gris (Stern, 1998).

Conversión de imagen RGB a escala de grises

- Comando **rgb2gray** Crea una imagen de intensidad en escala de gris a partir de una imagen RGB como se muestra en la figura 2.9

Figura N° 2.9: Conversión de imágenes escala de grises

Fuente: Elaboración propia

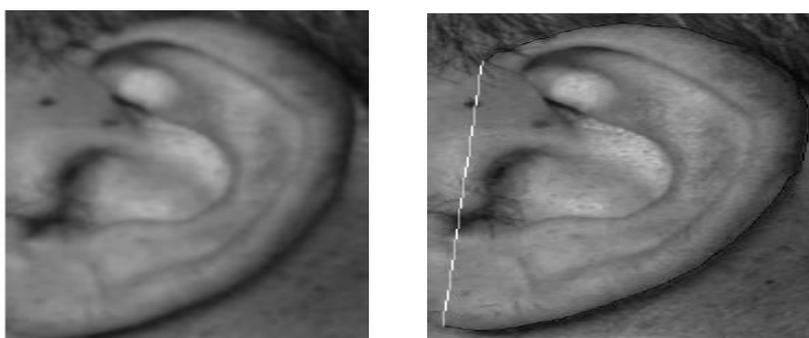


Filtrado y Realzado de Imágenes: Los filtros morfológicos se realizan sobre una imagen en escala de grises o binaria usando un elemento estructural, resaltan objetos de color contrario al fondo. Existen dos tipos de filtros.

Positivo (white top-hat): Esta operación es útil para resaltar detalles en la presencia de sombras. En la figura 2.10 se muestra como se resaltan los pixeles más claros sobre los oscuros (Stern, 1998).

Figura N° 2.10 Imagen en escala de grises y filtrada

Fuente: (Stern, 1998)



Filtros espaciales de paso bajo (Suavizantes)

Los filtros suavizantes se emplean para hacer que la imagen aparezca algo borrosa y también para reducir el ruido. Se tiene dos subtipos principales:

- **Filtro de Promedio:** Se basa en el promediado de los píxeles adyacentes al píxel que se evalúa tomando en cuenta máscaras de vecindad cuadráticas. Su implementación en Matlab se la realiza mediante las funciones `fspecial` e `imfilter`. Se muestra la imagen con el filtro de promedio (Clawson, 2007).
- **Filtro de la mediana:** Éste filtro se basa en sustituir el valor de un píxel por el de la mediana del conjunto formado por el mismo y sus ocho vecinos, se suele utilizar en el procesamiento de imágenes para reducir el ruido "sal y pimienta". En Matlab este filtro se encuentra implementado en la función `medfilt` (Clawson, 2007).
- **Binarización:** Esta operación se efectúa (Clawson, 2007) mediante comando `im2bw` Crea una imagen binaria a partir de una imagen de intensidad, imagen indexada o RGB basado en un umbral de luminancia (Figura 2.11).

Figura N°. 2.11: Calculo Umbral

Fuente: (Clawson, 2007)



Fuente: (Clawson, 2007)

Segmentación basada en cálculo del Umbral: Segmentación basada en cálculo del Umbral es un proceso que permite convertir una imagen de niveles de gris o color en una en imagen binaria, de tal forma que los objetos de interés se etiqueten con un valor distinto de los píxeles del fondo. Es una técnica rápida y su costo

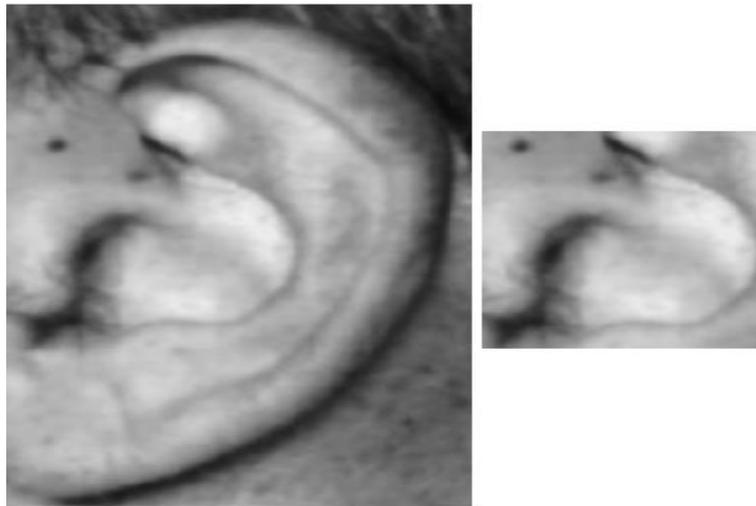
computacional es bajo. El método de mayor confiabilidades el método de Otsu el cual permite encontrar el umbral óptimo para la segmentación de la imagen a segmentar Thresholding.

Matlab posee la función **graythresh**, que calcula el umbral de la imagen global utilizando el método de Otsu (Darcele, 2003).

- **Selección de una sección de una imagen:** Esta operación de seleccionar la sección de interés de la imagen en **Matlab** se efectúa mediante el comando (Gonzales, 1996) **imcrop** (Figura 2.12).

Figura N°. 2.12: Selección De Una Sección De Una Imagen

Fuente: (Gonzales, 1996)

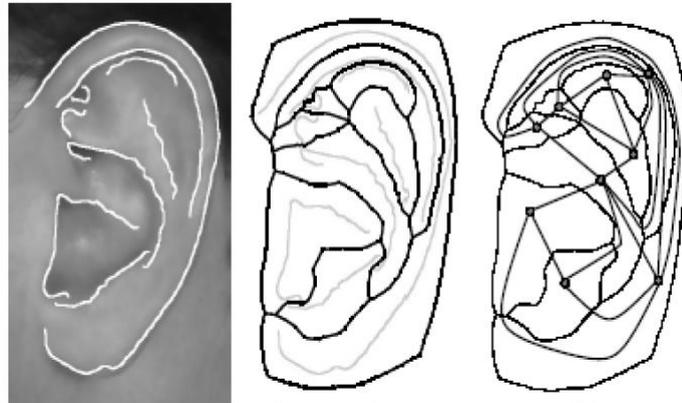


Encaje de gráficos de vecindad usando diagramas de Voronoi:

- Burge (1998) propuso el uso de la coincidencia gráfica para la identificación de las orejas. En esta propuesta, la oreja de cada individuo se modela como un gráfico de adyacencia construido a partir de los segmentos de curva en un diagrama de Voronoi, el cual extrae por detección los bordes, como se muestra en la figura 2.13.

Figura N° 2.13 (A) Impresión De La Oreja. (B) Diagrama De Voronoi. (C) Gráfico De Vecindad

Fuente: (Gonzales, 1996)



Extracción de contornos:

- Es un paso intermedio en el reconocimiento de patrones en imágenes digitales. En una imagen, los contornos corresponden a los límites de los objetos presentes en la imagen. Para hallar los contornos se buscan los lugares en la imagen en los que la intensidad del píxel cambia rápidamente. La detección de contornos se encuentra implementada en Matlab en el comando **edge** y se aplica a imágenes de intensidad, esta función devuelve una imagen de bordes binaria (Gonzales, 1996).

2.7. REDES NEURONALES ARTIFICIALES (RNA)

Las redes neuronales son sistemas de procesamiento de la información cuya estructura y funcionamiento están basados en las redes neuronales biológicas. Estos sistemas están compuestos por elementos simples denominados nodos o neuronas, los cuales se organizan por capas.

Cada neurona está conectada con otra a partir de unos enlaces denominados conexiones, cada una de las cuales tiene un peso asociado. Estos pesos son

valores numéricos modificables y representan la información que será usada por la red para resolver el problema que se presente (Darcele, 2003).

La actividad de esta unidad de procesamiento es sencilla. Esta consiste en sumar los valores de entrada (inputs) que recibe de las unidades a las que se encuentra conectada. Compara esta cantidad con el valor del umbral y, si lo iguala o supera, envía una salida (output) a las demás unidades con las que está conectada. En cambio, si es menor que el valor del umbral, no se produce una salida (Gonzales, 1996).

La arquitectura del procesamiento de la información del sistema conexionista es en paralelo, es decir, se pueden activar diversas neuronas al mismo tiempo. Otra característica del sistema conexionista es que la información no se encuentra localizada en un solo punto o compartimentos, sino que está distribuida a lo largo de las conexiones de la red. Este tipo de distribución del conocimiento de la red (Pajares, 2002).

Tiene sus ventajas, ya que hace que la red sea tolerante a los fallos porque cada unidad lleva a cabo una computación simple y el funcionamiento de la red resulta de la intervención de todas las neuronas. Aunque una pequeña parte del sistema haya sido dañada, esto no afecta a su funcionamiento total (Pajares, 2002).

Además, son sistemas adaptativos que aprenden de la experiencia, es decir, que requieren de un entrenamiento para poder resolver unos problemas. Con esto nos referimos a que primero se le han de haber presentado a la red un número de situaciones parecidas a la situación problema (muestra representativa de casos). Y el aprendizaje se da cuando la red haya hecho la representación interna del problema a partir de la modificación o ajuste de los pesos de las conexiones (auto organización), a través de un algoritmo o regla determinados (Palmer, 1999).

Con este tipo de aprendizaje la red será capaz de responder adecuadamente cuando se le presenten situaciones a las cuales no había sido expuesta con anteriormente (Montano y Palmer, 1999), es decir, las RNA son capaces de generalizar las situaciones a casos nuevos. Por último, la representación de la información que maneja la red, es decir, el valor de los pesos y de las entradas y salidas de la red, es numérica. Estos valores pueden ser un valor real continuo,

como la edad, o un valor binario, el sexo de una persona (hombre, mujer) o respuestas de sí o no (Palmer, 1999).

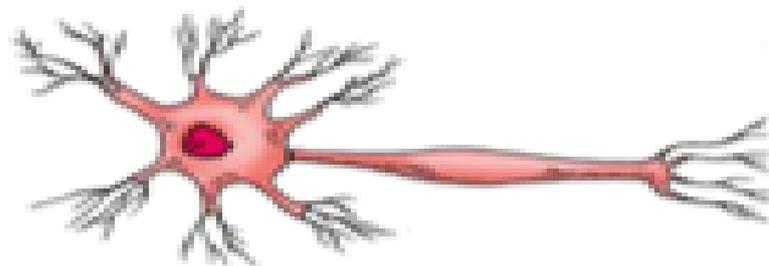
Fundamentos biológicos:

- Las redes neuronales artificiales están basadas en el funcionamiento del sistema nervioso humano, cuyo componente principal es la neurona (Palmer, 1999).

Una neurona (Woods, 1996) está compuesta por un cuerpo o soma, del cual salen unas pequeñas ramificaciones, denominadas dendritas, y una ramificación principal, el axón, el cual también se acaba ramificando en varias ramas de longitud variable, lo que constituye el terminal axónico (Figura 2.14)

Figura N°. 2.14: Neurona biológica

Fuente: (Woods, 1996)



Las neuronas se encuentran intercomunicadas entre sí, con lo que tienen una gran capacidad comunicativa. El proceso de comunicación sigue de la siguiente forma: primero las dendritas reciben las señales de entrada y en el soma se integran y se emiten señales de salida que pasan al axón. El axón transporta las señales emitidas hasta los terminales axónicos, los cuales son los encargados de distribuir la información a las neuronas más próximas. El momento en el que la señal pasa de una neurona a la siguiente neurona se denomina sinapsis (Woods, 1996),

La señal eléctrica comienza con un cambio de permeabilidad de la membrana de la neurona, la cual deja entrar los iones del medio al interior y se da una despolarización de la neurona, lo cual constituye el potencial de acción e inicia la señal eléctrica (Woods, 1996).

Luego esta señal viaja a lo largo del axón hasta llegar al terminal sináptico, en donde la señal eléctrica se transforma en química. Cuando se llega al terminal esta señal estimula las vesículas llenas de una sustancia denominada neurotransmisores, lo cuales son liberados y viajan hasta llegar a la siguiente neurona. Una vez la alcanzan y se unen a sus receptores se crea un cambio en la siguiente neurona y se vuelve a dar la señal eléctrica (Darcele, 2003).

2.7.1 Elementos De Una Red Neuronal

Una red neuronal es un conjunto de unidades elementales con unas (Otsu, 1979): determinadas conexiones. Se pueden encontrar tres tipos de unidades o neuronas:

- **Unidades de entrada:** son las que reciben las señales del entorno.
- **Unidades de salida:** envían las señales fuera del sistema, es decir, dan una respuesta.
- **Unidades ocultas:** las entradas y salidas de estas se encuentran dentro de la red, es decir, siempre conectadas con otra unidad.

Cada conjunto de neuronas cuyas señales proceden de la misma fuente y sus conexiones se dirigen al mismo destino forman una capa. Las conexiones entre las capas tienen un peso o valor asignado, el cual es importante para el aprendizaje de la red (Darcele, 2003).

Parámetros Topológicos

N: Número de neuronas en la capa de entrada.

Y: Número de neuronas en la capa de salida.

O: Número de neuronas en la capa oculta.

W_{ij}: Peso sináptico de la neurona i hacia la neurona j.

2.7.2 Principales Características de las Redes Neuronales Artificiales

Según Hilera (1995), las principales características de las RNA son, como apreciaremos muy semejantes a las de las Redes Neuronales Biológicas, entre las principales podemos mencionar las siguientes:

- Aprenden a través de ejemplos.
- Inferencia estadística.
- Adaptabilidad.
- Dilema plasticidades y estabilidad.
- Capacidades de generalización.
- Tolerante a fallas.
- Rápida implantación.

2.7.3. El Estado De Activación

Una neurona artificial puede tener diferentes estados de activación; a veces como las neuronas biológicas solamente dos, pero otras veces pueden tomar cualquier valor dentro de un rango definido.

La *función de activación* calcula el estado de actividad de una neurona; transformándola entrada global (menos el umbral) en un valor (estado) de activación, cuyo rango normalmente va de (0 a 1) o de (-1 a 1) (Palmer, 1999).

Una definición formal para un estado de activación resultante de una función de activación de tipo lineal es el siguiente:

$$f(x) = \begin{cases} -1, & x < -1/a \\ 1, & x \geq 1/a \end{cases}$$

Donde gin , representa el estado global producto de las entradas y pesos a la neurona y 0 , es el umbral.

El procesamiento que realiza la red se ve entonces como la evolución de un patrón de activación en el conjunto de unidades que lo componen a través de las fases de entrenamiento. Todas las neuronas que componen la red se hallan en cierto estado, y es el estado global de la red misma el que le brinda un estado de conocimiento (Palmer, 1999).

2.7.4 Función de salida o transferencia

Palmer (1999) las unidades de proceso que conforman una red neuronal, existe un conjunto de conexiones que unen a unas con otras. Cada unidad transmite señales a aquellas que están directamente conectadas a su salida. Asociada con cada unidad U , hay una función de salida $f_i(a_j(t))$, que transforma el estado actual de activación $a_i(t)$ en una señal de salida $y_i(t)$, es decir:

$$y_i(t) = f_i(a_j(t)) \quad (1)$$

Y el vector que contiene las salidas de todas las neuronas en un instante t es:

$$Y(t) = (f_1(a_1(t)) \ 1 \ f_2(a_2(t)) \dots \dots \ f_n(a_n(t))) \quad (2)$$

En algunos modelos, esta salida es igual al nivel de activación de la unidad, en cuyo caso la función f_i es la función identidad, $f_i(a_i(t)) = a_i(t)$. A menudo, f_i es de tipo sigmoideal, y suele ser la misma para todas las unidades (Palmer, 1999).

Existen cuatro funciones de transferencia típicas que determinan distintos tipos de salidas:

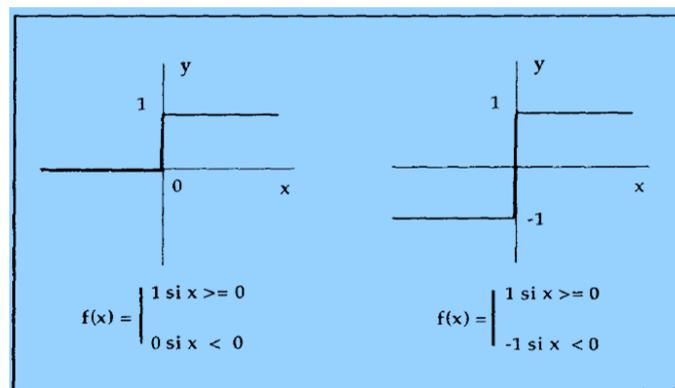
- Función escalón
- Función lineal
- Función Mixta
- Función Sigmoideal
- Función Gaussiana

Neuronas con función escalón:

- La función escalón, conocida también como función umbral se utiliza únicamente cuando las salidas de la red son binarias. La salida de una unidad de proceso se produce solo cuando el estado de activación es mayor o igual a cierto valor umbral (Figura 2.15).

Figura N°.2.15: Funciones De Transferencia Del Tipo Escalón.

Fuente: (Darcele, 2003)



Neuronas con función continua (sigmoidal):

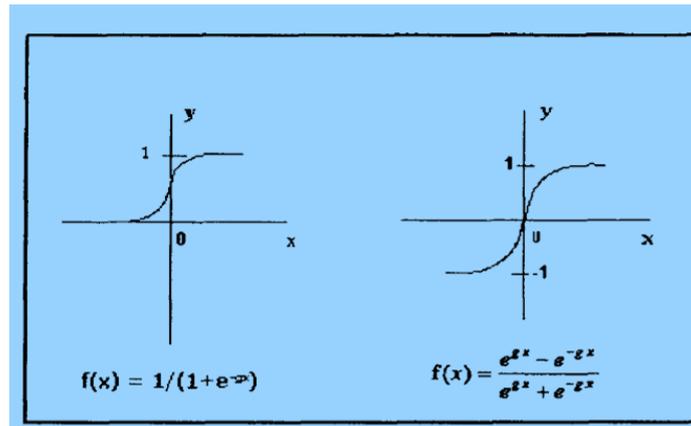
- Cualquier función definida simplemente en un intervalo de posibles valores de entrada, con un incremento monótonico y que tenga ambos límites superior e inferior (por la función sigmoidal), podrá realizar la función de activación o de transferencia de manera satisfactoria.

Con la función sigmoidal, para la mayoría de los valores de entrada, se retorna un valor que es cercano a una de las asíntotas. Esto hace en la mayoría de los casos, el valor de salida esté comprendido en la zona alta o bien baja del sigmoideo. De hecho, cuando la pendiente es elevada, esta función tiende a la función escalón, Sin embargo, la importancia de la función sigmoidal es que su derivada es siempre positiva y cercana a cero para los valores grandes positivos o negativos; además, la función identidad toma su valor máximo cuando x es **0**. Esto a su vez posibilita que se puedan utilizar reglas de aprendizaje definidas (Palmer, 1999). Para las

funciones escalón, con la ventaja sigmoidea, la derivada está definida en todo el intervalo. La función escalón no puede definir la derivada en el punto de transición, lo cual no ayuda a los métodos de aprendizaje en los cuales se utilizan derivadas (Figura 2.16).

Figura N°. 2.16 Funciones De Activación Tipo Sigmoidal

Fuente: (Haykin, 1999)



2.7.5. Clasificación de las RNA

Las RNA se pueden clasificar según su arquitectura, el tipo de aprendizaje y según sus aplicaciones.

a. Según su Arquitectura.

Las neuronas de una RNA están distribuidas en niveles o capas que están unidas entre sí por conexiones llamadas sinapsis; dependiendo del sentido de sus conexiones pueden ser recurrentes y no recurrentes.

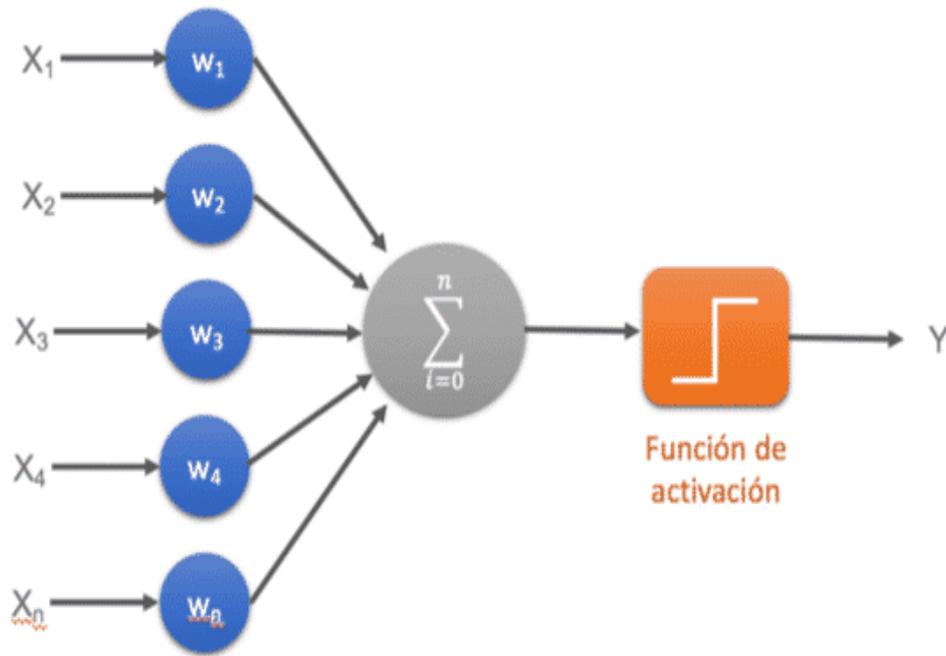
Con Conexiones hacia Adelante (No Recurrentes o Feedforward):

➤ Son aquellas cuyas conexiones son hacia adelante y unidireccionales
Según el número de capas que posean pueden ser:

Redes Neuronales Monocapa:

- Sólo tienen una capa de neuronas que proyectan las entradas a una capa de neuronas de salida, donde se realizan diferentes cálculos (Figura 2.17).

Figura N°. 2.17: RNA con Conexiones hacia Adelante Mono-Capa.



Fuente: (Ganster, 2001)

Entre las RNA más conocidas con esta arquitectura se encuentran: el monocapa Perceptron y Adaline.

Redes Neuronales Multicapa:

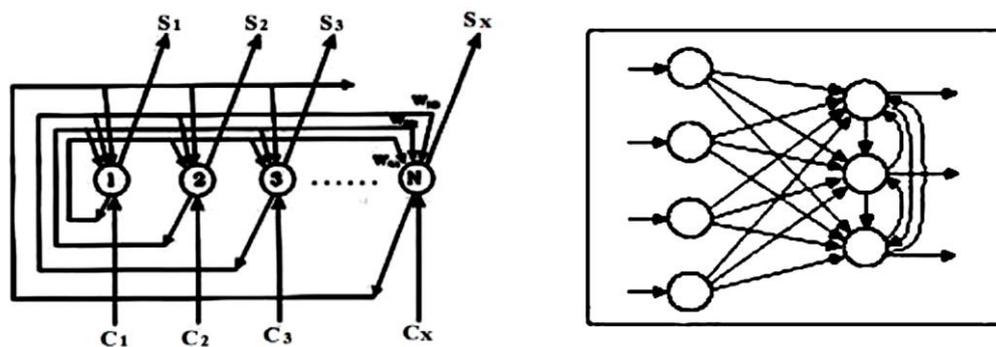
- Es una generalización de la anterior existiendo un conjunto de capas Intermedias entre la entrada y la salida (Darcele, 2003).

Con Conexiones hacia Atrás (Recurrentes o Feedback):

- Se caracterizan por la existencia conexiones de retorno entre neuronas de una determinada capa con otras de capas anteriores, conexiones entre neuronas una misma capa o conexiones de una neurona consigo misma (Figura 2.18).

Figura N° No 2.18: RNA Con Conexiones Hacia Atrás.

Fuente: (Ganster,2001)



b. Según Su Aprendizaje

Las Redes Neuronales Artificiales aprenden a partir de la modificación de los pesos en función de una información de entrada. La forma en la que la red cambia estos valores asignados de las conexiones sigue una serie de reglas, (Palmer, 1999), las cuales se conocen como reglas de aprendizaje. Estas reglas se pueden clasificar de dos formas diferentes: En función de si hay presente o no un agente externo, encontramos dos tipos de aprendizajes:

- **Aprendizaje supervisado:** Está presente un agente externo que controla el aprendizaje de la red, es el que cambia los valores para obtener la respuesta deseada.
- **Aprendizaje no supervisado:** El agente externo no está presente, con lo que no hay control externo en el aprendizaje de la red, por esto se dice que estas redes tienen la capacidad de auto organizarse.

c. Según su aplicación

- **Redes de Reconocimiento de Patrones:** son del tipo no recurrente y con aprendizaje supervisado.
- **Redes de Clasificación:** hacen uso del aprendizaje no supervisado para obtener características de clasificación a base de las entradas del problema.
- **Redes de Predicción:** tienen como objetivo modelar una función no lineal.
- **Redes de Memoria Asociativa:** aprender (Ganster, 2001) es el proceso donde se forman asociaciones entre patrones relacionados. Asociamos patrones con la misma modalidad sensitiva (imagen visual con otra imagen) o con tipos diferentes (un olor con una imagen).

2.8. RED PERCEPTRÓN MULTICAPA

Perceptron multicapa junto con su algoritmo de *backpropagation error*, es la red más usada actualmente se debe principalmente a que es capaz de actuar como aproximador universal de funciones. Junto con el algoritmo de *backpropagation* es capaz de aprender cualquier tipo de función continua entre un grupo de variables de entrada y de salida. Dependiendo de la complejidad de la red, el Perceptron puede resolver desde funciones continuas, si únicamente presenta una sola capa oculta, hasta funciones no continuas, si presenta más de una capa oculta puede resolver las funciones (Palmer, 1999).

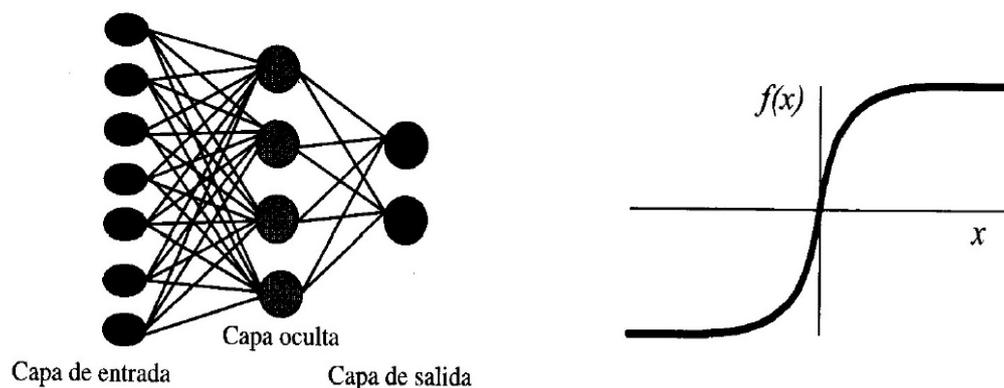
El uso del algoritmo *backpropagation* permite que la red aprenda la asociación existente entre un conjunto de patrones de entrada y sus salidas. Esto se consigue a partir de una representación interna del conocimiento en las capas ocultas a fin de aprender la relación y aplicar esta misma a las nuevas entradas. En pocas palabras, permite generalizar la información (Palmer, 1999).

Esta red está compuesta por una capa de entrada, una de salida y una o más capas ocultas. En la figura 2.19, se muestra la estructura de un Perceptron Multicapa

simple, es decir, con una sola capa oculta. Las conexiones son siempre feedforward. El tipo de aprendizaje es supervisado, es decir, que es el usuario quien determina la salida deseada (Ganster, 2001).

Figura N°. 2.19: Perceptrón Multicapa simple

Fuente: (Darcele, 2003)



El algoritmo usado, es el nombrado anteriormente, backpropagation error. Para que la red pueda aprender y adquiera esa capacidad de generalizar se diferencian dos etapas: de entrenamiento y de funcionamiento. La primera etapa de entrenamiento consiste en la presentación de un grupo denominado grupo de entrenamiento en el cual, cuyo principal objetivo es conseguir la mínima discrepancia entre el valor de salida obtenido y el valor de salida deseado (Darcele, 2003).

En la segunda etapa, la etapa de funcionamiento, se presenta un nuevo grupo de datos que no han sido presentados anteriormente, grupo de validación, la señal se transmite hacia las neuronas ocultas en donde se transforman las señales a partir de la aplicación de una función de activación y proporcionan un valor de salida que se transmite a la siguiente capa, en donde, a partir de la misma operación se obtiene una salida de la red. El objetivo de este grupo es el de controlar el proceso de aprendizaje.

2.9. ALGORITMO *BACKPROPAGATION*

Conocido también como Retropropagación o propagación hacia atrás la primera descripción fue dada por Werbos (1974), es un algoritmo de aprendizaje supervisado que se usa para entrenar RNA de arquitectura multicapa y con conexiones hacia adelante. El algoritmo consiste en minimizar un error (comúnmente cuadrático) por medio de gradiente descendiente, por lo que la parte esencial del algoritmo es el cálculo de las derivadas parciales de dicho error con respecto a los parámetros de la RNA (Sanz, 2002).

Principales Problemas del *Backpropagation*

Los principales problemas que suelen presentarse son:

- Tiempo de entrenamiento no acotado.
- La línea de máxima pendiente no es siempre la ruta más directa hacia el mínimo de la función error.
- Puede converger a un mínimo local.
- Si la pendiente es escasa, el entrenamiento es muy lento.
- Si la pendiente es muy alta, el punto de convergencia puede ser ignorado.
- Parálisis de la red - los pesos toman valores muy grandes y la red no cambia.
- Mínimos locales - la superficie de error está llena de valles y picos. Es difícil localizar el mínimo global de energía, y se suele caer en mínimos locales.
- Dificultad en elegir la arquitectura de la red (número de capas, número de unidades en cada capa) y los parámetros de aprendizaje (alpha, momento, error aceptable).

Tasa de Aprendizaje

- El algoritmo requiere que las modificaciones a los pesos de las conexiones.
- A efectos prácticos, valores finitos son suficientes para obtener la convergencia.

- Alpha indica cuánto cambian los pesos, si es muy pequeño, la velocidad de aprendizaje es muy lenta. Si alpha es grande, aparecen efectos oscilatorios (Sanz, 2002).

2.10. RECONOCIMIENTO DE PATRONES

El reconocimiento de patrones llamado también lectura de patrones, identificación. De figuras y reconocimiento de formas consiste en el reconocimiento de patrones de señales. Los patrones se obtienen a partir de los procesos de segmentación, extracción de características y descripción dónde cada objeto queda representado por una colección de descriptores. El sistema de reconocimiento debe asignar a cada objeto su categoría o clase (Sanz, 2002).

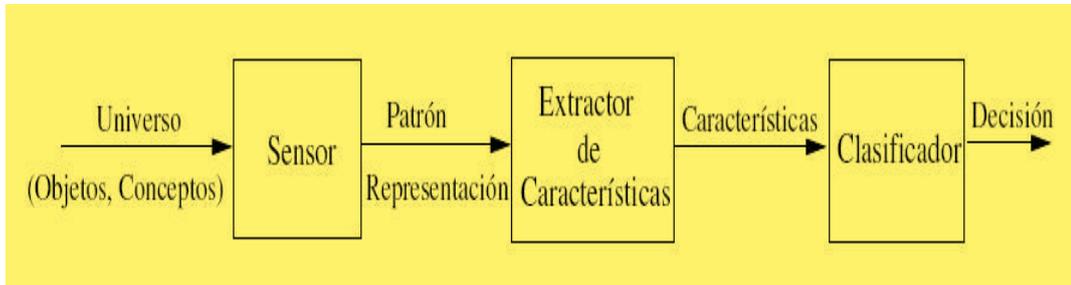
Para poder reconocer los patrones se siguen los siguientes procesos: adquisición de datos, extracción de características y toma de decisiones. El punto esencial del reconocimiento de patrones es la clasificación, se quiere clasificar una señal dependiendo de sus características (Sanz, 2002).

Sistema Básico de Reconocimiento de Patrones:

- El objetivo de un sistema completo de reconocimiento de patrones es asignar un patrón a la clase a la que pertenece (lo más automáticamente posible). Un sistema debe incluir un sensor que recoja fielmente los elementos del universo a ser clasificado, un mecanismo de extracción de características cuyo propósito es extraer la información útil, eliminando la información redundante e irrelevante, y finalmente una etapa de toma de decisiones en la cual se asigna a la categoría apropiada los patrones de clase desconocida (Figura 2.20)

Figura N° 2.20: Sistema Básico de Reconocimiento de Patrones.

Fuente: (Sanz, 2002)



2.11 MODELO DE PROTOTIPO

El modelo de prototipos permite que todo el sistema, o algunos de sus partes, se construyan rápidamente para comprender con facilidad y aclarar ciertos aspectos en los que se aseguren que el desarrollador, el usuario, el cliente estén de acuerdo en lo que se necesita así como también la solución que se propone para dicha necesidad y de esta forma minimizar el riesgo y la incertidumbre en el desarrollo, este modelo se encarga del desarrollo de diseños para que estos sean analizados y prescindir de ellos a medida que se adhieran nuevas especificaciones, es ideal para medir el alcance del producto, pero no se asegura su uso real.

Este modelo principalmente se lo aplica cuando un cliente define un conjunto de objetivos generales para el software a desarrollarse sin delimitar detalladamente los requisitos de entrada procesamiento y salida, es decir cuando el responsable no está seguro de la eficacia de un algoritmo, de la adaptabilidad del sistema o de la forma en que interactúa el hombre y la máquina. Este modelo se encarga principalmente de ayudar al ingeniero de sistemas y al cliente a entender de mejor manera cuál será el resultado de la construcción cuando los requisitos estén satisfechos (Haykin, 1999).

- **Ventajas del Modelo de Prototipo:** Este modelo es útil cuando el cliente conoce los objetivos generales para el software, pero no identifica los requisitos detallados de entrada, procesamiento o salida. También ofrece un mejor enfoque cuando el responsable del desarrollo del software está inseguro de la eficacia de un algoritmo, de la adaptabilidad de un sistema operativo o de la forma que debería tomar la interacción humano-máquina (Haykin, 1999).

- **Desventajas del Modelo de Prototipo:** Su principal desventaja es que una vez que el cliente ha dado su aprobación final al prototipo y cree que está a punto de recibir el proyecto final, se encuentra con que es necesario reescribir buena parte del prototipo para hacerlo funcional, porque lo más seguro es que el desarrollador haya hecho compromisos de implementación para hacer que el prototipo funcione rápidamente. Es posible que el prototipo sea muy lento, muy grande, no muy amigable en su uso, o incluso, que esté escrito en un lenguaje de programación inadecuado (Haykin, 1999).

El cliente ve funcionando lo que para él es la primera versión del prototipo que ha sido construido con "plastilina y alambres", y puede desilusionarse al decirle que el sistema aún no ha sido construido. El desarrollador puede ampliar el prototipo para construir el sistema final sin tener en cuenta los compromisos de calidad y de mantenimiento que tiene con el cliente (Isasi, 2004).

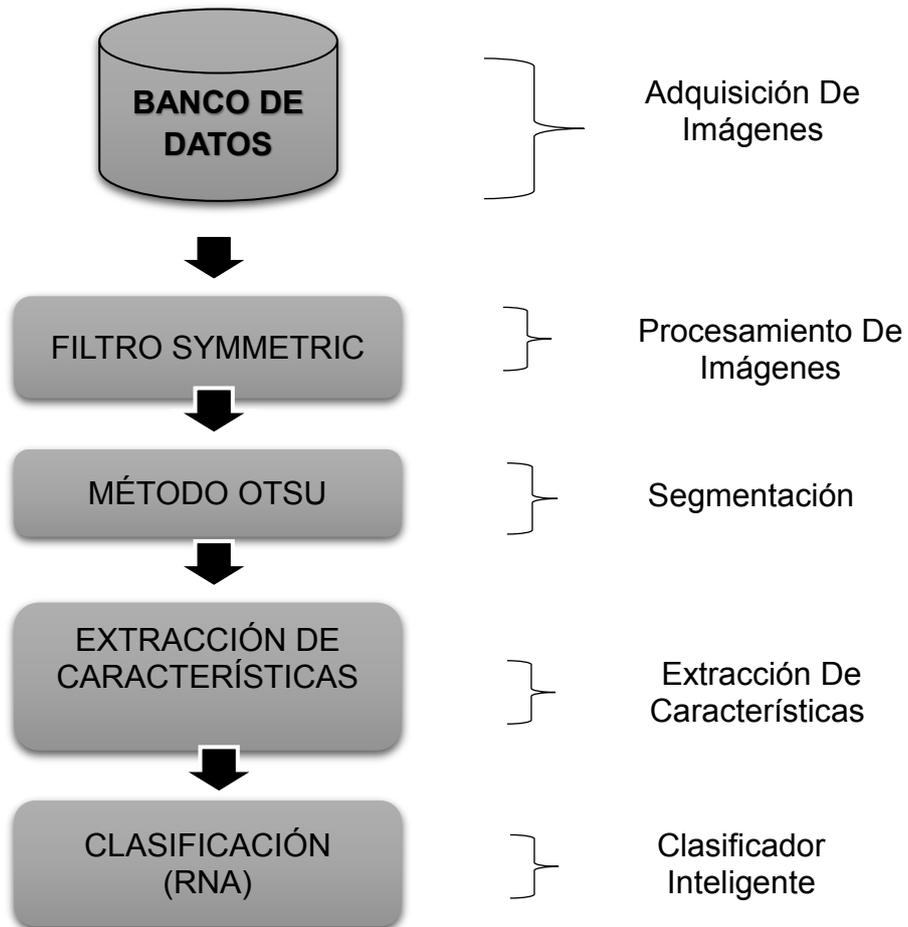
3. MARCO APLICATIVO

3.1 METODOLOGÍA

Este capítulo presenta el método desarrollado para la adquisición de imágenes, procesamiento, segmentación y extracción de características para el reconocimiento de imágenes en orejas de personas mediante redes neuronales con aprendizaje supervisado.

Figura N° 3.1: Estructura del método desarrollado

Fuente: Elaboración propia



Donde:

- La Adquisición de la imagen: Es la obtención de una imagen digital.
- El Procesamiento de la imagen: Es el mejoramiento de la imagen en cuanto a contraste y eliminación de ruido.
- La Segmentación: Es la separación de la imagen en sus partes constituyente para extraer las características u objetos de interés.
- La Extracción de características: Es la selección de rasgos que permitan identificar los patrones de la oreja.
- El Clasificador inteligente: Es la interpretación de resultados que proporciona la red neuronal.

3.2. ADQUISICIÓN DE IMÁGENES

La obtención y captura de las imágenes se efectuó de forma directa de la oreja del sujeto a una distancia de 10 cm, se tuvo especial cuidado con el ángulo, calidad de la luz, evitando también la presencia de los efectos de destello, distorsión o manchas en el lente del teléfono móvil esto a razón de evitar efectuar procesos para mejorar la imagen.

La cantidad de imágenes capturadas fue de 200 de 20 personas (10 imágenes por persona).

3.3. CLASIFICACIÓN DE IMÁGENES

Obtenidas las imágenes se procedió a su clasificación visual según la calidad que presentaban las mismas, quedando finalmente como mínimo siete imágenes por individuo. Por lo que se contó con un total de 140 imágenes de orejas. Se destinó 100 para entrenamiento y 40 imágenes para la prueba de efectividad de reconocimiento del sistema neuronal.

3.4. GENERACIÓN DE LA BASE DE DATOS

Se capturo fotos de identificación de las personas con la debida correspondencia de la imagen de su oreja derecha, seguidamente se ingresó y registro los datos de la persona (Nombre, Apellido, C.I., Fecha de nacimiento, etc.).

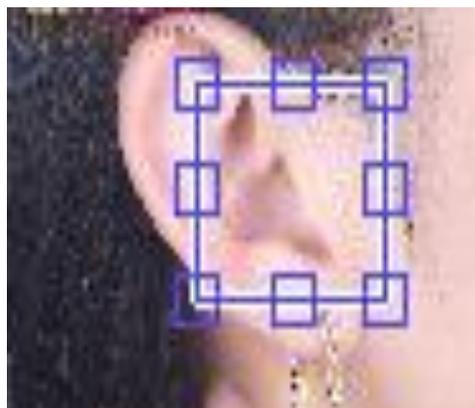
3.5. PROCESAMIENTO DE IMÁGENES

Selección y Recorte del Área de Interés De Imagen:

- Las imágenes clasificadas fueron recortadas, con el fin de eliminar candidatos a puntos de borde de modo que solo se conserven áreas de utilidad para su posterior procesamiento y extracción del contorno. El objetivo de efectuar el recorte es disminuir el área de procesamiento y el peso de la imagen factores que conllevarían a bajar el rendimiento de aprendizaje de la red neuronal. (Figura 3.2)

Figura N° 3.2: Selección y recorte de interés de imagen

Fuente: Elaboración propia



Estandarización De Imagen:

- Todas las imágenes recortadas presentaron las siguientes dimensiones: ancho 144 pixeles y altura 169 pixeles con resolución de 96 ppp (pixeles por pulgada), con una profundidad de 24 bits (Figura 3.3).

Figura N° 3.3: Estandarización de imagen

Fuente: Elaboración propia



Eliminación De Ruido:

- Una vez estandarizadas en tamaño las imágenes, se procedió a eliminar el ruido presente en ellas mediante filtrados, con el objetivo principal de mejorar la imagen e incrementar las posibilidades de éxito en los procesos posteriores de su procesamiento. Por lo que se llevó a cabo la aplicación del filtro symmetric el cual permitió suavizar las imágenes y homogenizar la superficie de la imagen de la oreja (Figura 3.4).

Filtro symmetric. Este filtro promedia el valor del pixel con sus vecinos, su resultado depende del tamaño de la matriz utilizada. Un filtro de tamaño tres está definido de la siguiente manera. $c=3, j=4$.

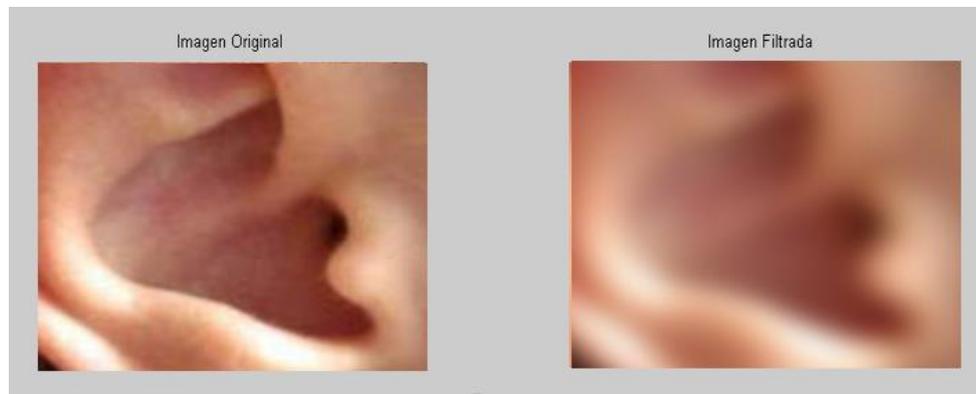
$$\frac{1}{12} * \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

Figura N° 3.4: Eliminación de ruido

Fuente: Elaboración propia

(a) Imagen original

(b) Imagen sin ruido



Conversión a Escala de Grises:

- Para posibilitar un análisis rápido de las imágenes, el color no fue un factor relevante en el reconocimiento por lo cual se vio más conveniente cambiar la imagen RGB a una escala de grises, para esta conversión se eliminó la información del tono de saturación y se tomó solo el valor de luminancia esto a razón de tener una imagen con alto contraste entre el fondo y el objeto de estudio (los valores en una imagen de escala de grises se encuentran entre 0 y 255).

La conversión a escala de grises se efectuó a través de la función **imadjust** de Matlab, el cual genera una matriz que va almacenando los valores de los pixeles de la imagen, cuando se encuentra un pixel con valor 0 binario, se asigna al elemento correspondiente en la matriz el valor 255 decimal, y cuando se encuentra un pixel con valor 1 binario, se asigna al elemento correspondiente en la matriz el valor 0 decimal y la imagen presenta tonalidades grises como se muestra en la figura 3.5.

Figura N° 3.5: Conversión de la imagen a escala de grises

Fuente: Elaboración propia



Realce de Contraste:

- Este procedimiento consistió en modificar los datos de la imagen para realzar su contraste y mejorar su interpretación visual. Esta operación se lo denomina también “operación por punto” porque se aplica independientemente un brillo o transformación de color a cada pixel en la imagen. Esto se consiguió aplicando a la imagen un filtro morfológico y **stretchlim** que devuelve un par de intensidades que se pueden utilizar nuevamente por **imadjust** para aumentar el contraste de una imagen (Figura 3.6)

Figura N° 3.6 Realce de contraste

Fuente: Elaboración propia



Umbralización:

- Una vez realizada el contraste de la imagen en escala de grises se sometió la misma a un proceso de umbralización, la cual se basó en transformarla en imagen binaria, este procedimiento se vio complicado dado que se debe determinar el valor del umbral que segmentara la imagen. Por lo que se calculó este por medio del **método de Otsu**, el cual proporciona un umbral óptimo (**threshold**) para la segmentación de la imagen, bajo el criterio de máxima varianza entre fondo (background) y objeto (foreground).

La umbralización según este método sigue los principios que rigen a la similitud entre los pixeles pertenecientes a un objeto y sus diferencias respecto al resto.

Al aplicar el valor del umbral **T** a la imagen de escala de grises, esta se expresara como una función variable **f(x,y)** donde **x** e **y** son las coordenadas de ubicación (fila columna) y la cual quedara binarizada etiquetando con **1** los pixeles correspondientes al objeto y con **0** aquellos que son del fondo, para realizar este paso se tomó en cuenta dos casos.

Caso 1. Si el objeto es claro respecto al fondo se aplicara esta formula

$$g(1,0)= \quad 1 = f(1,1) > T \quad (1)$$

$$0 = f(0,0) \leq T \quad (2)$$

Caso 2. Si el objeto es oscuro con respecto al fondo se aplicara esta formula

$$g(1,0)= \quad 1 = (1,1) < T \quad (3)$$

$$0 = f(0,0) \geq T \quad (4)$$

En este caso los objetos (imagen de oreja recortada) son oscuros respecto del fondo, por lo cual se aplicó el caso 2. El resultado de esta operación en la imagen se muestra en la figura 3.7.

Figura N° 3.7: Imagen Umbralizada Por El Método De Otsu

Fuente: Elaboración propia



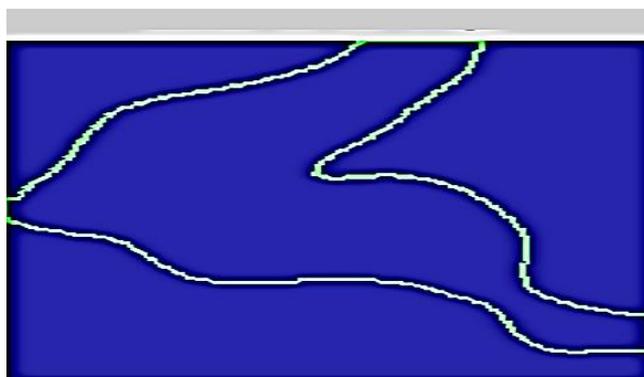
La aplicación de la umbralización de la imagen nos permitió interpretar los valores del color blanco, negro en ceros y unos respectivamente, para así almacenarlos en una matriz que evite el uso de la memoria innecesariamente.

3.6. EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

- **Detección de Bordes:** El siguiente paso efectuado después de la umbralización fue la detección del borde del área de interés para lo cual se procedió a determinar la tasa de variación en ambas direcciones por encima y debajo utilizando la función **edge** de Matlab, la cual utiliza operadores matriciales (Figura 3.8)

Figura N° 3.8 Detección de borde de la imagen

Fuente: Elaboración propia



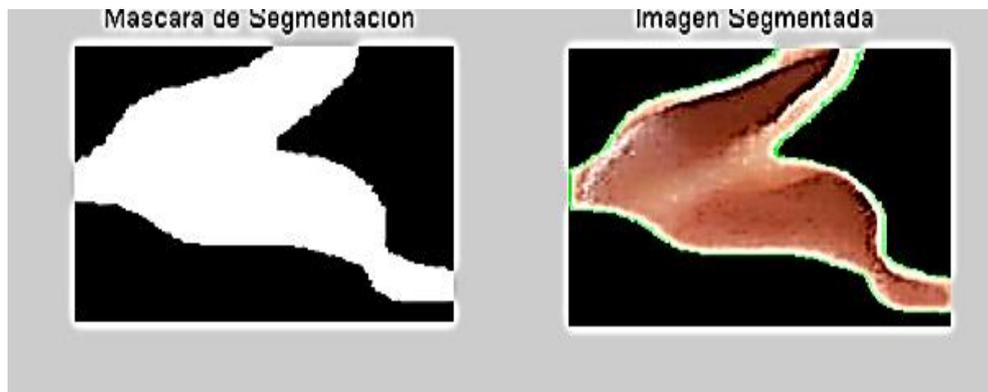
Si bien se tiene el borde o contorno del área de interés, pero está aún se encuentra como una matriz, la cual debe ser transformada en un vector lineal para esto se efectuó el siguiente artificio el cual consiste en asignar el valor uno (1) en las celdas por donde pasa la marca del borde y el valor cero (0) en lugares donde no pasa la marca.

Segmentación:

- Este proceso permitió aislar el objeto de interés basándose en los principios de discontinuidad (cambios bruscos nivel de gris) y similitud (zonas con valores similares de gris). El resultado de la segmentación se observa en la figura 3.9.

Figura N° 3.9 Imagen Segmentada

Fuente: Elaboración propia



Luego de obtener la segmentación de la imagen con la región de interés se procedió a obtener y calcular varias medidas de descripción como el centroide, distancia de centroide y puntos del borde de la huella de la oreja (DCPO), alargamiento y área.

Centroide:

- El centroide puede ser definido como el punto interior de la imagen que define su centro geométrico. Considerado como una colección de coordenadas de puntos en el espacio bidimensional, el centroide $\bar{c} =$

(\bar{x}, \bar{y}) de una imagen binaria representada por R puede ser definido como la media aritmética de las coordenadas x e y (January, 2013).

$$\bar{x} = \frac{1}{R} * \sum_{(u,v) \in R} u \qquad \bar{y} = \frac{1}{R} * \sum_{(u,v) \in R} v \qquad (1)$$

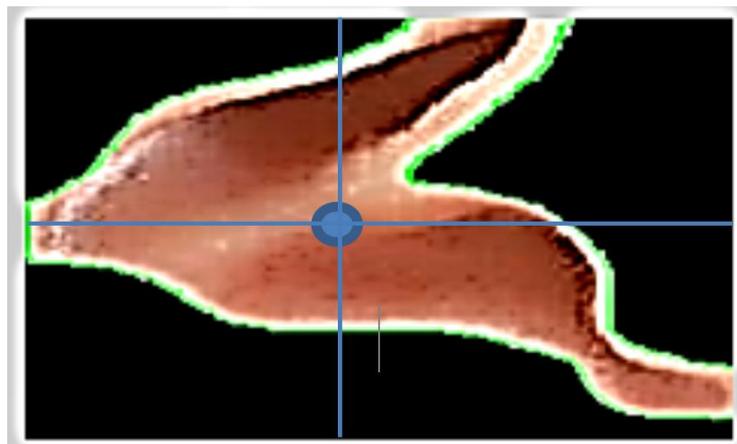
El centro de gravedad o centroide se obtuvo calculando la media de todos los puntos del borde (figura 3.10).

Centro y = redondeo (suma (media x .* $IMy(:,1)$)/suma (media x))

Centro x = redondeo (suma (media y .* IVx) /suma (media y))

Figura N° 3.10: Detección del centro de la imagen

Fuente: Elaboración propia

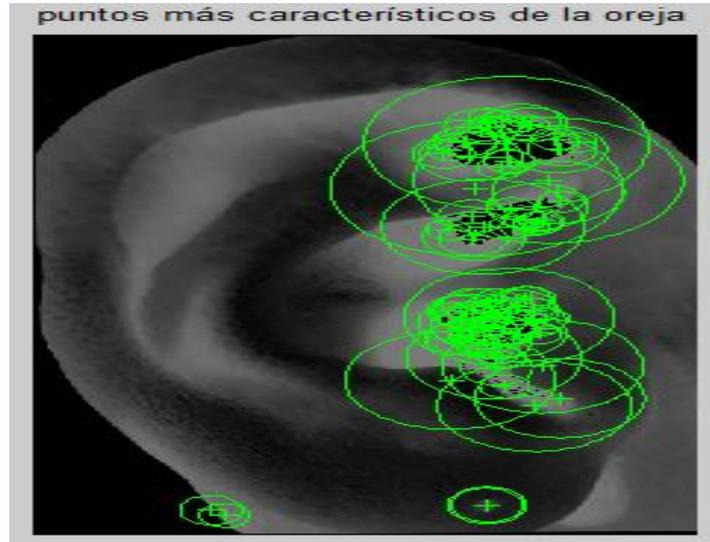


Distancia De Centroide Y Puntos Del Borde De La Huella De La Oreja (Dcpo)

- Para obtener los valores de este proceso se calculó el conjunto de distancias entre los puntos del borde y el punto geométrico de la imagen de la oreja segmentada esto con el fin de extraer, de entre todas estas medidas, el conjunto de características que mejor discriminan las imágenes de huella de oreja de cada persona (Figura 3.11)

Figura N° 3.11: Distancias De Centroide Y Puntos Del Borde

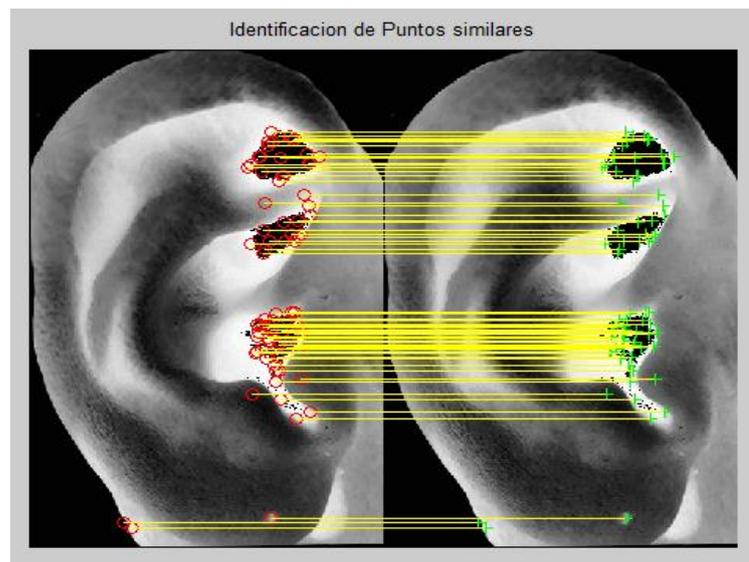
Fuente: Elaboración propia



Los resultados obtenidos nos permitieron señalar (para la población analizada) qué zonas de las orejas son más importantes, del individuo, y que zonas presentan menos diferencias entre ellos (Figura 3.12)

Figura N° 3.12: Detección De Puntos Similares Del Borde De La Oreja

Fuente: Elaboración propia



A partir de la imagen se puede determinar cuántos píxeles corresponden a la medida de un milímetro y con una simple regla de tres se determina la distancia entre el centro geométrico y los puntos.

La distancia entre los puntos con la misma abscisa (0 valor de x) es el valor absoluto de la diferencia de sus coordenadas.

La distancia d entre los puntos P, (x1, y1) y P2 (x2, y2) es:

$$D = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad \text{o} \quad D = \sqrt{(Ax)^2 + (Ay)^2} \quad (1)$$

Alargamiento:

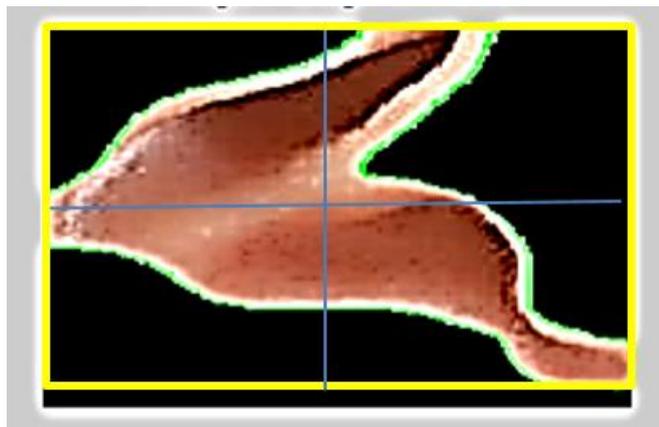
- El alargamiento o elongación mide la relación entre el ancho (La) y el alto (Lb), del menor rectángulo que envuelve completamente la región.

$$\text{Alargamiento} = L_b / L_a$$

El rectángulo, con dos lados paralelos al diámetro mínimo, que tiene la propiedad de que es el menor rectángulo que contiene al contorno se llama *rectángulo base*. El valor de esta característica se la obtuvo mediante la función **regionprops** (Figura 3.13).

Figura N° 3.13: Rectángulo base de un contorno

Fuente: Elaboración propia



Área:

- Para obtener este descriptor se recurrió al conteo de número de píxeles que pertenecen a la región siendo esta una matriz, el cálculo del área se redujo a un conteo de píxeles por lo que es importante tener una buena segmentación de la imagen.

El área matemáticamente puede representarse con la siguiente expresión:

$$A = \sum_{y=0}^{R-1} \sum_{x=0}^{C-1} p(x, y)$$

$p(x,y)$ = Valor gris del píxel (valores 0 o 1 en imágenes binarias).

R = Número de filas.

C = Número de columnas.

Función **regionprops** de Matlab nos facilita obtener el valor de esta variable.

3.7. DESARROLLO DE LA RED NEURONAL

Se optó por el modelo de la red neuronal Perceptron Multicapa con el algoritmo de retro propagación (backpropagation). La razón por la cual se seleccionó este modelo Neuronal fue, porque este emplea un ciclo de propagación y adaptación. Esto significa que una vez que se ha aplicado un patrón a la entrada de la red como estímulo este se propaga desde la primera capa a través de las capas superiores de la red, hasta generar una salida. La señal de salida se compara con la salida deseada y se calcula una señal de error para cada una de las salidas.

Las salidas de error se propagan hacia atrás, partiendo de la capa de salida, hacia todas las neuronas de la capa oculta que contribuyen directamente a la salida.

Sin embargo las neuronas de la capa oculta solo reciben una fracción de la señal total del error, basándose aproximadamente en la contribución relativa que haya aportado cada neurona a la salida original. Este proceso se repite, capa por capa,

hasta que todas las neuronas de la red hayan recibido una señal de error que describa su contribución relativa al error total.

Basándose en la señal de error percibida, se actualizan los pesos de conexión de cada neurona, para hacer que la red converja hacia un estado que permita predecir correctamente todo los patrones de entrenamiento.

3.8. DISEÑO DE LA RED NEURONAL

El modelo de red neuronal de retro propagación se encuentra estructurado por una arquitectura de tres capas de neuronas. (Capa de entrada, una o más capas ocultas y capa de salida).

El objetivo de la red neuronal artificial consiste en aprender ciertas tareas mediante su entrenamiento y posteriormente poder diferenciar patrones así como también de estar cambiando constantemente para adaptarse a nuevas condiciones [Quiroz G.,2008].

El modelo de red neuronal Perceptrón Multicapa de retro propagación con aprendizaje supervisado, tuvo la siguiente representación en cuanto a las entradas y salidas, funciones de activación y el algoritmo de aprendizaje.

Inicialmente para crear la red neuronal se recurrió a la función **newff** del toolbox de Matlab cuya sintaxis se presenta de la siguiente forma **newff = (P, T, [S1 S2...], {TF1, TF2...}, BTF, BLF, PF)**. Esta función recibe varios argumentos para poder crear la red neuronal estas son:

P: Un vector cuyo número de filas es el número de entradas. Este vector debe señalar los valores mínimos y máximos que pueden tomar cada una de las entradas a la red.

T: Representa la salida deseada.

[S1, S2,...] Es un vector que describe el número de neuronas que tiene cada capa oculta de la red y el número de neuronas de salida. El tamaño de dicho vector

permite conocer al programa el número de capas que debe tener la red que se va a crear.

{TF1 TF2...} Es un vector en el que se señala las funciones de activación que van a poseer todas las neuronas de una capa. Este vector debe tener tantas funciones como capas vaya a tener nuestra red.

BTF: Algoritmo de entrenamiento a utilizar, por defecto utiliza ***trainlm***.

BLF: Función de actualización de los pesos, por defecto utiliza ***learnngdm***.

PF: Función para evaluar el desempeño de la red, por defecto utiliza ***mse***.

Trainlm, Algoritmo que actualiza los pesos y las ganancias de acuerdo a la optimización de Levenberg-Marquardt. Es el algoritmo más rápido para redes Backpropagation; tiene la desventaja de requerir de un set de entrenamiento lo más estándar posible, pues de otra forma solo aproximará correctamente valores que se encuentren dentro de los patrones de aprendizaje.

La sintaxis del algoritmo **Trainlm**, de aprendizaje es la siguiente:

- **net.trainParam.epochs:** Máximo número de iteraciones del entrenamiento.
- **net.trainParam.goal:** Error deseado.
- **net.trainParam.lr:** Tasa de aprendizaje.
- **net.trainParam.max_fail:** Máximo número de veces que falla el valor de Mu.
- **net.trainParam.mem_reduc:** Factor de fraccionamiento de Jacobiano para ahorrar memoria.
- **net.trainParam.min_grad:** Mínimo rendimiento del gradiente.
- **net.trainParam.show:** Intervalo de visualización de los resultados.
- **net.trainParam.time:** Máximo tiempo de entrenamiento en segundos.

3.9. NORMALIZACIÓN DE DATOS DE LA BASE DE CONOCIMIENTOS PARA EL ENTRENAMIENTO DE LA RN

Antes de entrenar la red neuronal los valores se normalizaron para que estas estén en el intervalo de 0 a 1 (funciones de activación se encuentran acotadas en estos dos valores) para lo cual recurrimos a la siguiente ecuación.

$$y = \frac{(Y_{\max} - Y_{\min}) * (X - X_{\min})}{(X_{\max} - X_{\min}) + Y_{\min}}$$

3.9.1 Datos de Entrenamiento de La Red Neuronal

Los datos de entrada se generan de la extracción de características que a su vez fueron normalizados y transformados en secuencias de vectores lineales y estos contienen los elementos **x1, x2, x3 y x4**.

Tabla N°. 3.1 Datos de variables normalizados de huella de oreja para entrenamiento de red neuronal

Fuente: Elaboración propia

	x1	x2	x3	x4
No	Borde	DBCB	Alargamiento	Área
s1	720,456	63,456	220,345	657,786
s2	834,567	56,789	239,563	758,577
s3	745,789	69,437	227,484	895,723
s4.....s20

3.10. PARÁMETROS DE LA RED PARA ENTRENAMIENTO

En la tabla 3.2 se muestra los valores y parámetros Establecidos para el entrenamiento de la red neuronal.

Tabla N° 3.2 Parámetros de la red perceptrón multicapa

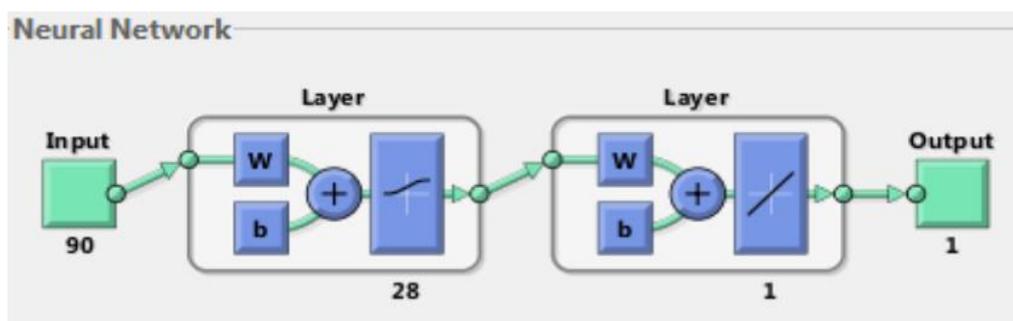
Fuente: Elaboración propia.

PARÁMETRO	VALOR
Numero de capas ocultas	3
Numero de neuronas en la capa oculta	28
Función de activación en capa oculta	Logsig
Función de activación capa de salida	Purelin
función de error	0.00001
Valor de función de error alcanzar	0.0001
Número máximo de épocas	300

En la siguiente figura 3.14, se muestra la arquitectura de la red en la interfaz de Matlab.

Figura N° 3.14 Arquitectura de la red neuronal

Fuente: Elaboración propia



3.11. RESULTADOS DEL ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL

Se puede indicar con los parámetros anteriormente establecidos para el entrenamiento de la red neuronal, esta ha convergido al error cuadrático esperado, por lo que la fase de entrenamiento se considera exitosa.

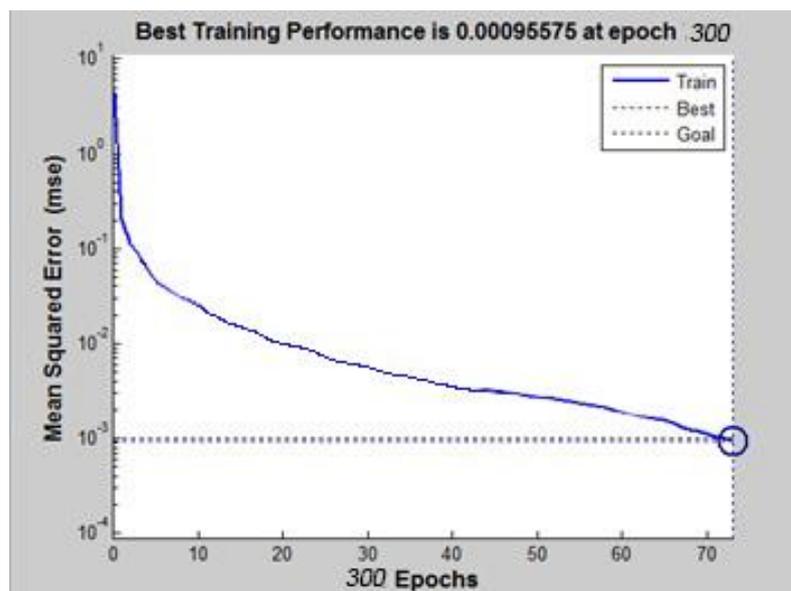
Pero cabe mencionar que se probó con varias variantes hasta alcanzar el adecuado. También como observación se puede decir que al aumento en el número de neuronas en la capa oculta acrecentó la tasa de aprendizaje, produciéndose la convergencia de la red en menor tiempo.

Error Cuadrático Medio:

- Como se puede observar el error va en disminución cuando se incrementa las iteraciones hasta llegar a ser constante con los datos correctos esperados (Figura 3.15).

Figura N° 3.15: Comportamiento del error cuadrático medio vs épocas

Fuente: Elaboración propia.



4. PRUEBA DE HIPÓTESIS

Para la demostración de la hipótesis planteada, se recurrió a la estadística descriptiva, con el propósito de determinar si la muestra elegida al azar, proviene razonablemente o no de una población debidamente especificada. Usando, el método de operación de modelos de la décima de proporciones (Siñani J., 2008).

Witten y Frank (2005), indican que la proporción para entrenamiento de la red neuronal multicapa es del 70% y el restante 30% es para evaluar al sistema neuronal. Por lo que se contó con 40 imágenes para efectuar las pruebas de validación del sistema.

4.1. Cálculo del Estado de la Hipótesis

La demostración de la hipótesis planteada será comprobada con los datos reales otorgados por el sistema. Las pruebas de hipótesis generalmente fueron construidas alrededor del siguiente criterio: Particionar el espacio muestral en dos conjuntos (la zona de aceptación) y su complemento (la zona de rechazo).

Cuadro de Prueba del Sistema Neuronal de Reconocimiento de Orejas

Los resultados obtenidos durante la prueba del sistema son observados en la tabla 4.1. Donde se observa lo siguiente:

Tabla N° 4.1 Resultados para una muestra de 100 imágenes

Orejas Identificadas

Fuente: Elaboración propia

OREJAS IDENTIFICADAS					
		Frecuencia	Porcentaje	Validad %	Acumulativa %
Validad	,0	11	3,9	11,0	11,0
	1,0	89	31,4	89,0	100,0
	Total	100	35,3	100,0	
Total		183	64,7		
		283	100,0		

Tabla N° 4.2 Resultados Para Una Muestra De 100 Imágenes Orejas No Identificadas

Fuente: Elaboración propia

OREJAS NO IDENTIFICADAS					
		Frecuencia	Porcentaje	Validad %	Acumulativa %
Validad	0	89	31,4	89,0	89,0
	1	11	3,9	11,0	100,0
	Total	100	35,3	100,0	
	Sistema	183	64,7		
	Total	283	100,0		

Fuente: Elaboración Propia

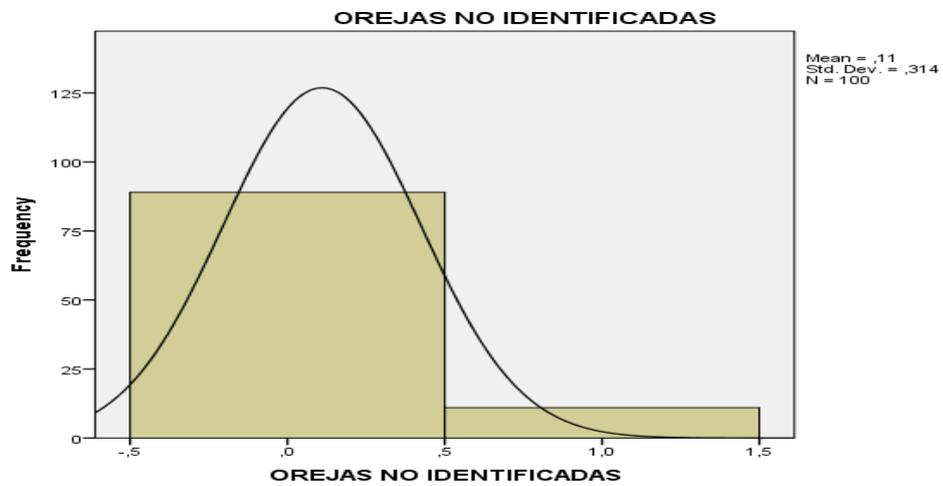
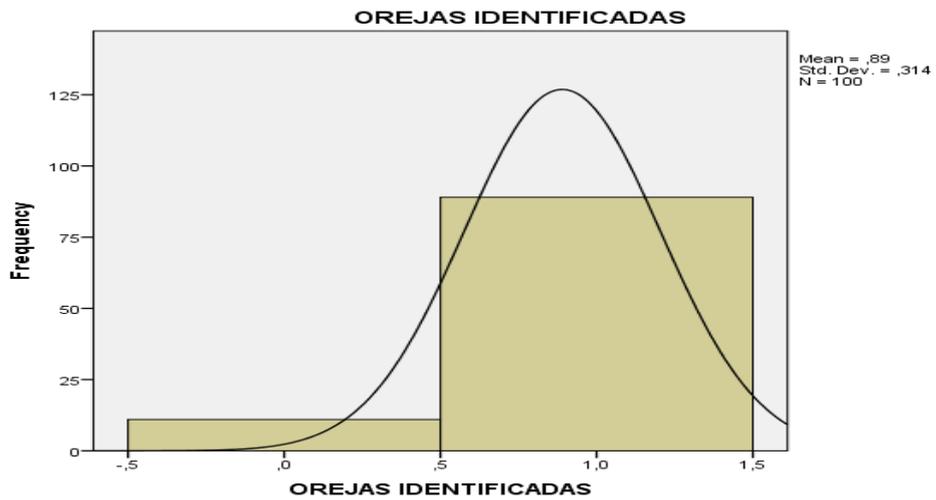


Tabla N° 4.3 Resultados Para Una Muestra De 100 Estadísticamente

Fuente: Elaboración Propia

Estadísticamente		
	OREJAS IDENTIFICADA S	OREJAS NO IDENTIFICADA S
Total	100	100
	183	183
Media	,89	,11
Media	1,000	,00
Moda	1,0	0
Suma	89,0	11

Tabla N° 4.4. Resultados para una muestra de 100 imágenes (Total)

Fuente: Elaboración Propia.

No de pruebas	Acertados	Errados
100	89	11

En una muestra de 100 pruebas, 89 acertó el sistema neuronal, errados 11 arrojando 89% de acierto y un 11% errado.

Y posteriormente se efectuó pruebas al sistema neuronal con 40 imágenes de orejas de las 20 personas, las mismas que no fueron usadas en su entrenamiento con el objetivo de validar la efectividad de reconocimiento de la red (Anexo 5). En la tabla siguiente se muestran los resultados para la validación del sistema (Tabla 4.5).

Tabla N° 4.5: Resultados de muestra (Pequeña)

Fuente: Elaboración Propia

No de pruebas	Acertados	Errados
40	28	12

En una muestra de 40 pruebas, 28 acertó el sistema neuronal, erróneos 12 haciéndose del 70 % de acierto y un 30 % errados (Anexo 5).

Tabla N° 4.6: Resultados de muestra (Pequeña) Orejas Identificadas

Fuente: Elaboración Propia

OREJAS IDENTIFICADAS					
		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	,0	11	30,0	30,0	30,0
	1,0	28	98,0	70,0	100,0
	Total	40	100,0	100,0	

Tabla N° 4.7: Resultados de muestra (Pequeña) Orejas No Identificadas

Fuente: Elaboración Propia

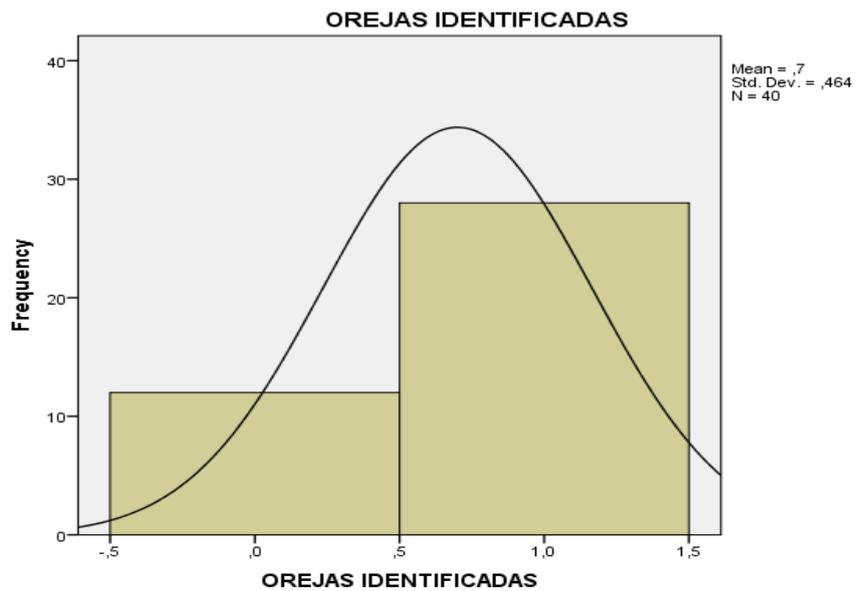
OREJAS NO IDENTIFICADAS					
		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	,0	28	70,0	70,0	70,0
	1,0	12	30,0	30,0	100,0
	Total	40	100,0	100,0	

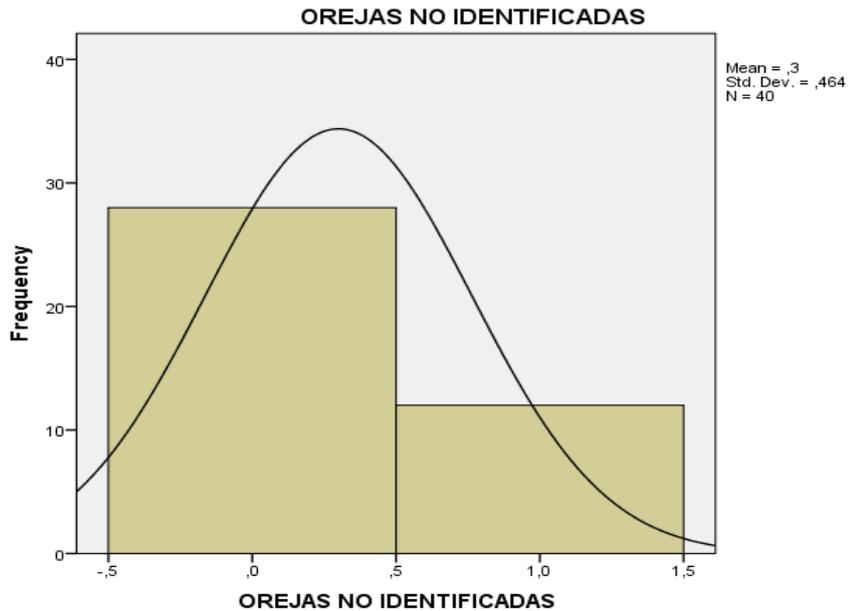
Tabla N° 4.8: Resultados Estadísticos De Muestra (Pequeña)

Fuente: Elaboración Propia

Estadísticamente		
	OREJAS IDENTIFICADAS	OREJAS NO IDENTIFICADAS
	S	S
N	40	40
Moda	,700	,300
Mediana	1,000	,000
Modo	1,0	,0
Std. Desviación	,4641	,4641
Diferencia	,215	,215
Error de sesgo	,374	,374
Rango	1,0	1,0
Minima	,0	,0
Maxima	1,0	1,0

Fuente: Elaboración Propia





Para una muestra de 100 imágenes

$N=100$

$X=89$

$\hat{p} = \frac{X}{N}$ muestreo probabilístico

Reemplazando a la formula

Se obtiene:

$\hat{p} = \frac{89}{100} = 0,89 \approx 89\%$ "aproximadamente igual a"

$(1-P) = (1-0,89) = 0,11 \approx 11\%$

$H_i = P \neq 89\%$ (no es igual a, diferente de)

$H_o = P = 89\%$

Para una muestra de 40 imágenes

$n=40$

$x=28$

$\hat{p} = \frac{28}{40} = 0,70 \approx 70\%$

$(1-P) = (1-0,70) = 0,30 \approx 30\%$

Se aplicara la distribución normal

$$z = \frac{\hat{P} - P}{\sqrt{\frac{P(1-P)}{n}}}$$

$$z = \frac{0.70 - 0.89}{\sqrt{\frac{0.89(1-0.89)}{40}}}$$

$$z = \frac{-0.19}{\sqrt{\frac{(0.89)(0.11)}{40}}}$$

$$z = \frac{(-0.19)}{\sqrt{0.00245}}$$

$$z = - \frac{0.19}{\sqrt{0.00245}}$$

$$z = - \frac{0.19}{0.0495}$$

$$Z = - 3.8$$

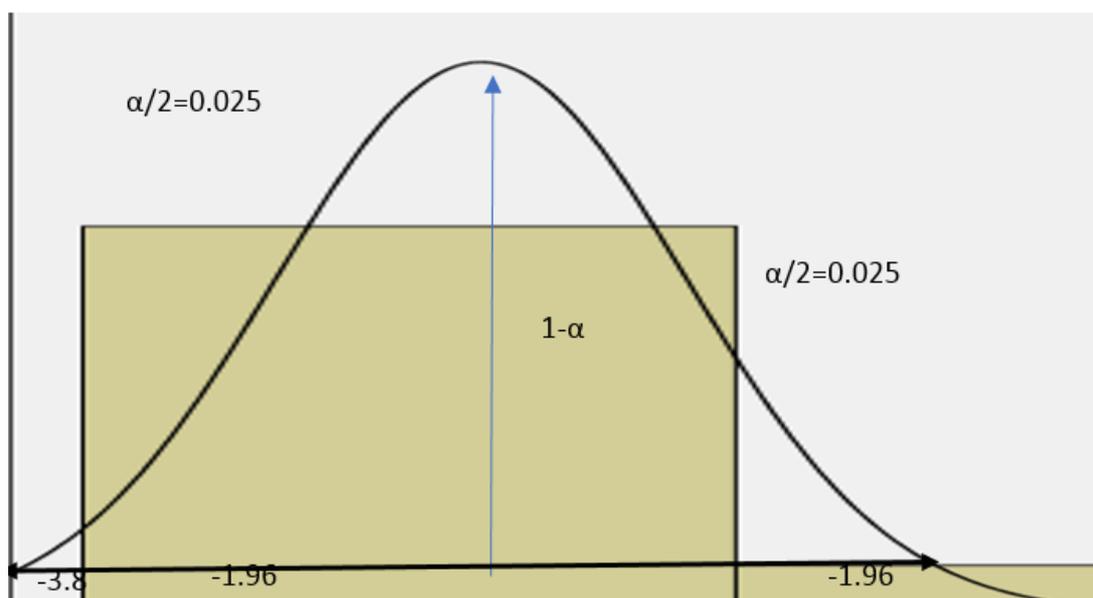
Se hallara el intervalo del nivel de confianza:

$$\alpha = 5\% \approx 95\%$$

$$Z_{1-\frac{0.05}{2}} \Rightarrow Z_{1-0.025} = \Rightarrow Z_{0.975} \Rightarrow z = 1.96$$

Figura N° 4.1: Resultado de la Hipótesis Planteada

Fuente: Elaboración, Propia



El valor calculado del nivel de confianza de z crítico es: $z = -3.8$ este valor se ubica en la zona de rechazo; por consiguiente el promedio de éxito del prototipo al momento de reconocer las muestras es menor al nivel de confianza del 95% planteado en la hipótesis del trabajo.

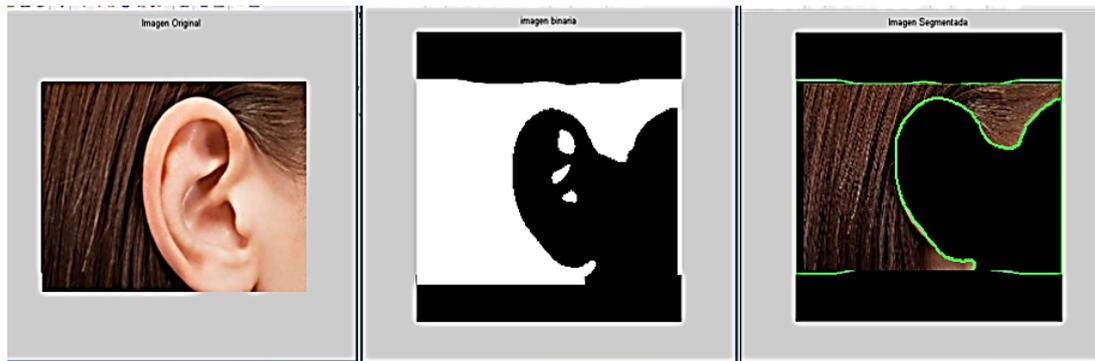
Esto puede atribuirse a los siguientes casos presentados:

Muestra Tomada a Mayor Distancia:

- En los casos en que la imagen sea tomada de muy larga distancia es decir mayor a 10 cm, no se logra determinar objetos que pueden pertenecer a una oreja. En la figura 3.16 se observa un ejemplo para estos casos mostrando que el resultado al aplicar el proceso de segmentación es erróneo ya que toma todo el conjunto de la imagen como un objeto sin poder separar las partes sin interés.

Figura N° 4.2 Segmentación Incorrecta De La Imagen Por Obtención De Muestra A Mucha Distancia

Fuente: Elaboración propia.



Demasiados Objetos:

- existen casos en los cuales el cabello o sombras cubren regiones que no pertenecen a nuestra área de interés, provocando la unión entre varios de estos, a los cuales el programa toma como un solo objeto que no cumple con los criterios de discriminación. Se observa un ejemplo de estos casos, mostrando el resultado en el proceso de segmentación, el cual une varios objetos como uno solo evitando de esta manera que el programa escoja este objeto como una oreja no identificada ya que este nuevo objeto no cumple con las características preestablecidas (Figura 4.3).

Figura N° 4.3 Segmentación Incorrecta De La Imagen Por Presencia De Objetos.

Fuente: Elaboración propia.



Imágenes Muy Oscuras con Media Luz:

- Este problema se presenta en los casos en que la imagen a identificar no es adquirida de manera frontal. En la figura 4.4 se muestra un ejemplo de estos casos en el que se puede observar que se toma un objeto extra como parte de la región de interés.

Figura N° 4.4: Segmentación incorrecta de imagen con bordes mal procesados por falta de luz

Fuente: Elaboración propia



5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1. CONCLUSIONES

Respecto al software Matlab utilizado se pudo apreciar que es una herramienta muy versátil para el trabajo con imágenes y redes neuronales.

Los algoritmos creados presentaron buenos resultados al momento del reconocimiento, el problema que presentan es que son muy dependientes de la calidad de la imagen obtenida, del tamaño de la misma y de la posición respecto a la iluminación.

En la elección de la Arquitectura de la Red Neuronal, para la resolución del problema planteado, no existe ningún criterio definido que imponga el tipo de arquitectura a emplear, la elección del número de capas que componen y el número de neuronas de cada una de ellas debe tener, es más por la experiencia del diseñador de la RNA, en muchos casos es realizado por un método de ensayo y error.

La clasificación de imágenes como pertenecientes a un individuo se realiza, basándonos en la simple comparación entre el vector de características de la imagen a clasificar y los vectores de características presentes en la base de datos.

Para la resolución del problema planteado cabe resaltar, la característica fundamental de la red neuronal multicapa con el algoritmo de aprendizaje de retropropagación, presentando una capacidad de generalización, es decir, su facilidad de entregar una salida satisfactoria a entradas que el sistema no ha visto en su fase de entrenamiento, esta característica del modelo de red neuronal, permitió el reconocimiento de la oreja de los sujetos.

Finalmente para las pruebas de validación del sistema biométrico de reconocimiento de orejas, se evidencio que para una muestra de 40 imágenes de

orejas, el 70% de las pruebas resultaron positivas y el restante 30% negativas en cuanto a su reconocimiento.

El promedio de éxito del prototipo al momento de reconocer las muestras es menor al 95% y no se asemeja a lo planteado en la hipótesis del trabajo posiblemente se deba a diferentes factores relacionado con la captura de las imágenes.

El sistema desarrollado se presenta como una propuesta inicial para coadyuvar al control biométrico de las personas de modo que sea lo suficientemente efectivo para la identificación y verificación de patrones apuntando especialmente al área forense.

5.2. RECOMENDACIONES

Durante el desarrollo y pruebas de sistema neuronal se evidencio muchas observaciones en cuanto a las características de la imagen por lo cual se recomienda para futuros trabajos relacionados o similares las siguientes recomendaciones:

Las imágenes capturadas deben cumplir ciertas especificaciones para que esta presente una satisfactoria segmentación, por lo cual la resolución debe ser mayor a 72 ppp. Las imágenes de la oreja deben ser puntuales y limpias sin ningún tipo de obstrucciones.

El centroide, calculado a partir de los puntos del contorno interno, es un punto de referencia clave en el desarrollo del algoritmo. Partiendo de él se obtienen todas las medidas de las distancias a los dos contornos de la oreja, que luego servirán para clasificar las imágenes y para determinar las zonas de la oreja que más discriminan entre los individuos.

Para tener un mejor sistema biométrico de reconocimiento de imágenes de oreja podría implementarse un algoritmo que discrimine entre el cabello y la oreja, ya que este es el elemento que mayormente incide en producir un error.

Re entrenar a la red neuronal con imágenes recientes de orejas para mantener el sistema actualizado.

BIBLIOGRAFÍA

- (Alfred, 2016)** **A. Curiel, Yatomín Curiel, A. M.; Granell,** La huella de oreja como método de identificación en Actas de Otorrinolaringología Española. (57) 329-332.
- (Otsu,1979)** **Otsu Nobuyuki,** "A threshold selection method from gray - level histograms," IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. SMC - 9, no. 1, pp. 62 - 66, January 1979.
- (Sanz, 2002)** **Sanz Molina, Alfredo y del Brío, Bonifacio Martín.** Redes Neuronales y Sistemas Difusos. México, DF: Alfa omega, 2002.
- (Woods, 2002)** **Woods Richard E.** digital Image processing. New Jersey: Prentice Hall. 2002.
- (Argenziano, 2000)** **G. Argenziano, G. Fabbrocini, P. Carli, V. De Giorgi, E. San marco,** "procesamiento de imágenes" M. Delfino,2000
- (Alfred, 2016)** **A. Curiel, Yatomín Curiel, A. M.; Granell,** La huella de oreja como método de identificación en Actas de Otorrinolaringología Española. (57) 329-332.
- (Bunge, 2000)** **B, Mario.** La Investigación Científica. 1ra edición Ed. Siglo XXI. Mexico.A. Curiel, Yatomín Curiel, A. M.; Granell, 2000.
- (Haykin, 1999)** **S.Haykin,** "Neural Networks", A Comprehensive Foundation, second Edition, Prentice Hall,pp 138-350,1999.

- (Lander, 2007)** **G. Omar.** Un enfoque a las Redes Neuronales. Cartagena – España 2007.
- (Condori, 2016)** **B. Cueva. Sistema Experto Basado en Redes Neuronales:** para el reconocimiento de frutas y su estado de madurez. Tesis de Licenciatura Universidad Pública del Alto. La Paz 2016.
- (Castilla, 2004)** **A. Crael:** Biometria de la mano y todos los dedos en general Universidad de la Republica de Panama 2004.
- (Curiel, 2008)** **M. Crael: Otogramas.** Técnicas de la Identificación. ResearchGate 1-7 pp 2008.
- (Clark, 1954)** **B.** Tipos de entrenamiento en las Redes Neuronales y Maquinas de Aprendizaje 3ra Ed. Canadá 1954.
- (Moreno, 2000)** **A & L. Day Anton y Barbera F;** de Luis y Turgano, JV: Policia Cientifica” 4ta Ed. Tirant lo Blanch. Valencia, 2000.
- (Hickman, 1999)** **G & H.** Redes Neuronales Artificiales con retro propagación directa 5ta Ed. Francia, 1999.
- (Siñani, 2008)** José Luis. Inferencia Estadística Orientada a las Ciencias Sociales y Educación. 1ra. Edición. El Alto-Bolivia.

ANEXO 1

Funciones y variables de entrenamiento

Para entrenar una red en Matlab se utiliza la variable `train` dicha función se utiliza como argumento al nombre de la red que se quiere entrenar y los patrones (P) y sus correspondientes salidas (T) sintaxis.

La variable `tr` contiene información sobre el proceso de entrenamiento y la variable `net` contiene la red ya entrenada es decir con sus pesos y umbrales ajustados por otro lado esta función utiliza una serie de variables para definir el entrenamiento y que pueden definirse con anterioridad estas variables varían según el entrenamiento utilizando entre las principales variables están.

- `apochs` define el máximo número de épocas de entrenamiento que puede tener el proceso de aprendizaje.
- `show` indica la forma de visualización que deseamos tener durante el entrenamiento de la red su valor es (Nan) quiere decir que no quiere ningún tipo de visualización.
- `goal` esta variable indica el valor mínimo de la gradiente del error una vez que la gradiente tome un valor menor a este parámetro el aprendizaje se detendrá
- `min-grad` determina el valor mínimo de la gradiente del error una vez que la gradiente tome un valor menor a este parámetro el aprendizaje se detendrá
- `time` este parámetro indica el tiempo máximo en segundos que durara el entrenamiento de la red una vez que el tiempo alcance dicho valor el entrenamiento se detendrá
- `max fail` es el máximo número de iteraciones que puede incrementarse el error de validación antes de detenerse el entrenamiento.

ANEXO 2

Método de otsu

El método de Otsu realiza eficientemente la búsqueda de un umbral adecuado para la imagen de forma automática. Este umbral se emplea en el proceso de segmentación empleando el histograma. A continuación se va a definir como está compuesto teóricamente. El método de Otsu se fundamenta en la hipótesis de que la función de densidad del fondo, C_f y la del objeto C_o , tienen patrón gaussiano.

$$N(\mu_f, \sigma_f^2) \vee N(\mu_o, \sigma_o^2)$$

Cada uno de estos grupos está formado por sus respectivas tonalidades de escala de grises donde el umbral es el limitante para estas áreas.

$$C_f = \{0, 1, 2, \dots, T\} \quad C_o = \{T+1, T+2, \dots, I-1\}$$

El umbral está obligado a disminuir la suma ponderada de cada una de las varianzas de la región C_f y la región C_o ya que conforman la suma de las dos normales y se aproxima más al histograma real. Las desviaciones serán menores.

Probabilidad del histograma:

$$P_{C_f} = \sum_{i=0}^T p_i \quad P_{C_o} = \sum_{i=T+1}^{I-1} p_i$$

Donde p_i es la probabilidad de la intensidad i de la imagen. Las medias y varianzas están definidas de la siguiente forma:

$$\mu_{C_f} = \frac{1}{P_{C_f}} \sum_{i=0}^T i * p_i \quad \mu_{C_o} = \frac{1}{P_{C_o}} \sum_{i=T+1}^{I-1} i * p_i$$

$$\sigma_{C_f}^2 = \frac{1}{P_{C_f}} \sum_{i=0}^T (i - \mu_{C_f})^2 * p_i \quad \sigma_{C_o}^2 = \frac{1}{P_{C_o}} \sum_{i=T+1}^{I-1} (i - \mu_{C_o})^2 * p_i$$

Obteniendo finalmente la varianza ponderada:

$$\sigma_p^2 = P_{C_f} * \sigma_{C_f}^2 + P_{C_o} * \sigma_{C_o}^2$$

De esta forma el método de Otsu determina el umbral T , que corresponde al nivel de gris que proporcione la mínima varianza ponderada entre las dos clases.

ANEXO 3

Algoritmo *backpropagation*

El algoritmo *backpropagation* o de retroalimentación debe su nombre a la forma en que se propagan los errores a través de la red para la actualización del valor de los pesos en cada iteración haciendo uso del método del gradiente decreciente hasta encontrar el valor deseado en la etapa de entrenamiento, de manera que coincida la salida de la red.

Con la salida esperada por el usuario ante la presentación de un determinado patrón. Por este motivo, se dice que el aprendizaje en las redes que emplean este esquema es de tipo supervisado. La función de error que se pretende minimizar viene dado por la ecuación.

$$E_p^2 = \frac{1}{2} \sum_{s=1}^m (d_{ps} - a_{ps})^2 \quad (1)$$

Aquí d_{ps} representa la salida deseada en la neurona s ante la presentación de la entrada p y a_{ps} es valor obtenido a la salida para el mismo patrón y E_p^2 es el error cuadrático medio para cada patrón de entrada. A partir de la anterior ecuación se puede obtener una medida general del error en el proceso de aprendizaje en una iteración.

$$E^2 = \sum_{p=1}^p E_p^2 \quad (2)$$

Teniendo en cuenta que E_p^2 es función de los pesos de la red (ecuación 1 y 2) podemos expresar el gradiente decreciente del error (w) como la derivada parcial de E_p^2 respecto a cada uno de los pesos de la red con signo negativo para garantizar su decremento.

$$\nabla_w = - \sum_{p=1}^p \frac{\partial E_p^2}{\partial W_{j,i}} \quad (3)$$

A nivel práctico, la forma de modificar los pesos de manera iterativa consiste en aplicar la regla de la cadena a la ecuación del gradiente (debido a que el error no

es una función implícita de los pesos) y añadir una tasa de aprendizaje η y un factor momento α .

$$\Delta_{W_{ji}(n+1)} = \eta \left(\sum_{p=1}^p \delta_{pj} * x_{pi} \right) + \alpha \Delta_{W_{ji}(n)} \quad (4)$$

Dónde: representa el error de los pesos en la capa j afectada por la función de activación a la salida del nodo j (ecuación 5) y x_{pi} es el valor i que tiene el patrón de entrada p .

$$\delta_{pj} = E_{pj} * f'(net_{pj}) \quad (5)$$

Aquí: E_{pj} error de los pesos en la capa j

$f'(net_{pj})$ función de activación a la salida de la neurona.

El uso de estos coeficientes además de procurar optimizar el proceso de convergencia se debe a que la superficie del error puede contener mínimos locales y si el algoritmo no está bien implementado los resultados pueden ser desacertados. La tasa de aprendizaje (η) decide el tamaño del cambio de los pesos en cada iteración: un valor de η demasiado pequeño puede ocasionar una disminución importante en la velocidad de convergencia y la posibilidad de acabar atrapado en un mínimo local por el contrario un ritmo de aprendizaje demasiado grande puede conducir a inestabilidades en la convergencia debido a que se darán saltos en torno al mínimo sin poder alcanzarlo. Por ello, se recomienda elegir el valor de la tasa de aprendizaje entre 0.05 y 0.5. Por su parte el valor del momento (α) ajusta la velocidad de descenso por la superficie del error teniendo en cuenta el signo que toma el incremento de un peso en la iteración anterior, para el que se recomienda utilizar un valor cercano a 1.

ANEXO 4

Tabla de Área bajo la curva normal desde la media 0 a z

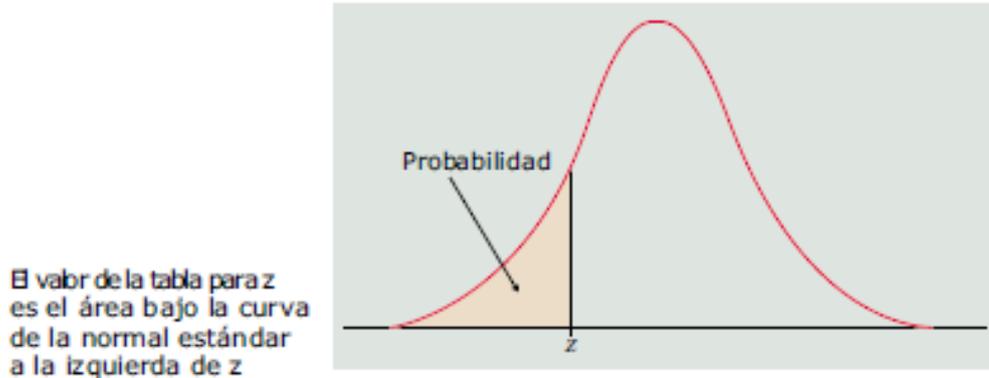


TABLA A: Probabilidades de la normal estándar										
z	.00	.01	.02	.03	.04	.05	.06	.07	.08	.09
-3.4	.0003	.0003	.0003	.0003	.0003	.0003	.0003	.0003	.0003	.0002
-3.3	.0005	.0005	.0005	.0004	.0004	.0004	.0004	.0004	.0004	.0003
-3.2	.0007	.0007	.0006	.0006	.0006	.0006	.0006	.0005	.0005	.0005
-3.1	.0010	.0009	.0009	.0009	.0008	.0008	.0008	.0008	.0007	.0007
-3.0	.0013	.0013	.0013	.0012	.0012	.0011	.0011	.0011	.0010	.0010
-2.9	.0019	.0018	.0018	.0017	.0016	.0016	.0015	.0015	.0014	.0014
-2.8	.0026	.0025	.0024	.0023	.0023	.0022	.0021	.0021	.0020	.0019
-2.7	.0035	.0034	.0033	.0032	.0031	.0030	.0029	.0028	.0027	.0026
-2.6	.0047	.0045	.0044	.0043	.0041	.0040	.0039	.0038	.0037	.0036
-2.5	.0062	.0060	.0059	.0057	.0055	.0054	.0052	.0051	.0049	.0048
-2.4	.0082	.0080	.0078	.0075	.0073	.0071	.0069	.0068	.0066	.0064
-2.3	.0107	.0104	.0102	.0099	.0096	.0094	.0091	.0089	.0087	.0084
-2.2	.0139	.0136	.0132	.0129	.0125	.0122	.0119	.0116	.0113	.0110
-2.1	.0179	.0174	.0170	.0166	.0162	.0158	.0154	.0150	.0146	.0143
-2.0	.0228	.0222	.0217	.0212	.0207	.0202	.0197	.0192	.0188	.0183
-1.9	.0287	.0281	.0274	.0268	.0262	.0256	.0250	.0244	.0239	.0233
-1.8	.0359	.0351	.0344	.0336	.0329	.0322	.0314	.0307	.0301	.0294
-1.7	.0446	.0436	.0427	.0418	.0409	.0401	.0392	.0384	.0375	.0367
-1.6	.0548	.0537	.0526	.0516	.0505	.0495	.0485	.0475	.0465	.0455
-1.5	.0668	.0655	.0643	.0630	.0618	.0606	.0594	.0582	.0571	.0559
-1.4	.0808	.0793	.0778	.0764	.0749	.0735	.0721	.0708	.0694	.0681
-1.3	.0968	.0951	.0934	.0918	.0901	.0885	.0869	.0853	.0838	.0823
-1.2	.1151	.1131	.1112	.1093	.1075	.1056	.1038	.1020	.1003	.0985
-1.1	.1357	.1335	.1314	.1292	.1271	.1251	.1230	.1210	.1190	.1170
-1.0	.1587	.1562	.1539	.1515	.1492	.1469	.1446	.1423	.1401	.1379
-0.9	.1841	.1814	.1788	.1762	.1736	.1711	.1685	.1660	.1635	.1611
-0.8	.2119	.2090	.2061	.2033	.2005	.1977	.1949	.1922	.1894	.1867
-0.7	.2420	.2389	.2358	.2327	.2296	.2266	.2236	.2206	.2177	.2148
-0.6	.2743	.2709	.2676	.2643	.2611	.2578	.2546	.2514	.2483	.2451
-0.5	.3085	.3050	.3015	.2981	.2946	.2912	.2877	.2843	.2810	.2776
-0.4	.3446	.3409	.3372	.3336	.3300	.3264	.3228	.3192	.3156	.3121
-0.3	.3821	.3783	.3745	.3707	.3669	.3632	.3594	.3557	.3520	.3483
-0.2	.4207	.4168	.4129	.4090	.4052	.4013	.3974	.3936	.3897	.3859
-0.1	.4602	.4562	.4522	.4483	.4443	.4404	.4364	.4325	.4286	.4247
-0.0	.5000	.4960	.4920	.4880	.4840	.4801	.4761	.4721	.4681	.4641

El valor de la tabla para z es el área bajo la curva de la normal estándar a la izquierda de z

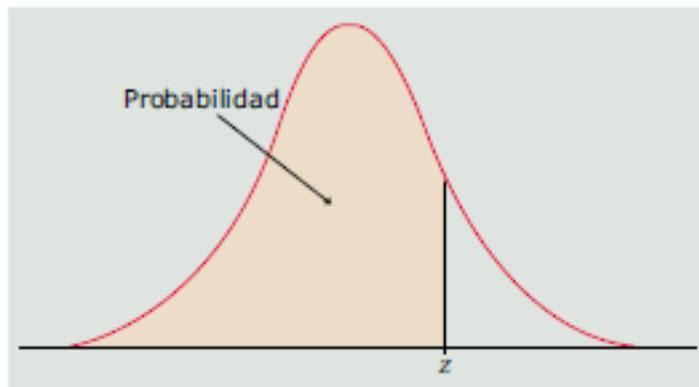
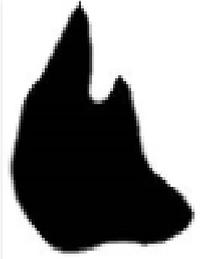


TABLA A: Probabilidades de la normal estándar (cont.)

z	.00	.01	.02	.03	.04	.05	.06	.07	.08	.09
0.0	.5000	.5040	.5080	.5120	.5160	.5199	.5239	.5279	.5319	.5359
0.1	.5398	.5438	.5478	.5517	.5557	.5596	.5636	.5675	.5714	.5753
0.2	.5793	.5832	.5871	.5910	.5948	.5987	.6026	.6064	.6103	.6141
0.3	.6179	.6217	.6255	.6293	.6331	.6368	.6406	.6443	.6480	.6517
0.4	.6554	.6591	.6628	.6664	.6700	.6736	.6772	.6808	.6844	.6879
0.5	.6915	.6950	.6985	.7019	.7054	.7088	.7123	.7157	.7190	.7224
0.6	.7257	.7291	.7324	.7357	.7389	.7422	.7454	.7486	.7517	.7549
0.7	.7580	.7611	.7642	.7673	.7704	.7734	.7764	.7794	.7823	.7852
0.8	.7881	.7910	.7939	.7967	.7995	.8023	.8051	.8078	.8106	.8133
0.9	.8159	.8186	.8212	.8238	.8264	.8289	.8315	.8340	.8365	.8389
1.0	.8413	.8438	.8461	.8485	.8508	.8531	.8554	.8577	.8599	.8621
1.1	.8643	.8665	.8686	.8708	.8729	.8749	.8770	.8790	.8810	.8830
1.2	.8849	.8869	.8888	.8907	.8925	.8944	.8962	.8980	.8997	.9015
1.3	.9032	.9049	.9066	.9082	.9099	.9115	.9131	.9147	.9162	.9177
1.4	.9192	.9207	.9222	.9236	.9251	.9265	.9279	.9292	.9306	.9319
1.5	.9332	.9345	.9357	.9370	.9382	.9394	.9406	.9418	.9429	.9441
1.6	.9452	.9463	.9474	.9484	.9495	.9505	.9515	.9525	.9535	.9545
1.7	.9554	.9564	.9573	.9582	.9591	.9599	.9608	.9616	.9625	.9633
1.8	.9641	.9649	.9656	.9664	.9671	.9678	.9686	.9693	.9699	.9706
1.9	.9713	.9719	.9726	.9732	.9738	.9744	.9750	.9756	.9761	.9767
2.0	.9772	.9778	.9783	.9788	.9793	.9798	.9803	.9808	.9812	.9817
2.1	.9821	.9826	.9830	.9834	.9838	.9842	.9846	.9850	.9854	.9857
2.2	.9861	.9864	.9868	.9871	.9875	.9878	.9881	.9884	.9887	.9890
2.3	.9893	.9896	.9898	.9901	.9904	.9906	.9909	.9911	.9913	.9916
2.4	.9918	.9920	.9922	.9925	.9927	.9929	.9931	.9932	.9934	.9936
2.5	.9938	.9940	.9941	.9943	.9945	.9946	.9948	.9949	.9951	.9952
2.6	.9953	.9955	.9956	.9957	.9959	.9960	.9961	.9962	.9963	.9964
2.7	.9965	.9966	.9967	.9968	.9969	.9970	.9971	.9972	.9973	.9974
2.8	.9974	.9975	.9976	.9977	.9977	.9978	.9979	.9979	.9980	.9981
2.9	.9981	.9982	.9982	.9983	.9984	.9984	.9985	.9985	.9986	.9986
3.0	.9987	.9987	.9987	.9988	.9988	.9989	.9989	.9989	.9990	.9990
3.1	.9990	.9991	.9991	.9991	.9992	.9992	.9992	.9992	.9993	.9993
3.2	.9993	.9993	.9994	.9994	.9994	.9994	.9994	.9995	.9995	.9995
3.3	.9995	.9995	.9995	.9996	.9996	.9996	.9996	.9996	.9996	.9997
3.4	.9997	.9997	.9997	.9997	.9997	.9997	.9997	.9997	.9997	.9998

ANEXO 5

Muestra de imágenes para el entrenamiento de la red neuronal

Sujeto	Imagen de oreja	Imagen de oreja recortada	Segmentación de huella de oreja
s1			
s2			
s3			
s4			

s5			
s6			
s7			
s8			
s9			

s10			
s11			
s12			
s13			
s14			
s15			

s16			
s17			
s18			
s19			
s20			

DATOS PARA EL ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL CON 100 IMÁGENES

Apellidos	Nombre	Fecha De Nacimiento	Orejas Identificadas	Orejas No Identificadas
Abdo Francis	Juan Miguel	10/02/1995	1	0
Abreu Hernández	Luis Felipe	05/02/1992	0	1
Acosta Torres	Laura Susana	06/03/2014	1	0
González Aguayo	Álvaro	07/03/2014	1	0

Aguilars Alinas	Carlos Alberto	06/03/2002	1	0
Aguilar Seti3n	Jos3 Alvaro	01/01/1998	1	0
Aguirre Cruz	María Lucinda	17/05/1973	1	0
Aguirre Cruz	Jesús	20/10/1961	0	1
Aguirre Gas	H3ctor Gerardo	17/05/1973	1	0
Alberú G3mez	Josefina María	01/05/2016	1	0
Alc3ntar Curiel	María Dolores	10/02/1992	1	0
Alcaraz Verduzco	Manuel	05/02/1992	0	1
Alcocer Varela	Jorge	06/03/2015	0	1
Alexanderson Rosas	Erick	07/03/2014	1	0
Almeda Vald3s	Paloma	06/03/2002	1	0
Alonso Vanegas	Mario Arturo	01/01/1998	1	0
Alonso Viveros	Patricia	17/05/1973	1	0
Alpuche Aranda	Celia Mercedes	20/10/1961	0	1
Alva	Carlos Alfonso	17/05/1973	1	0
Alvarado Cabrero	María Isabel	01/05/2016	1	0
3lvarez Cordero	Rafael	10/02/1995	1	0
3lvarez Del R3o	María Asunci3n	05/02/1992	0	1
3lvarez Leffmans	Francisco Javier	06/03/2014	1	0
3lvarez Maldonado	Pablo	07/03/2014	1	0
3lvarez Nemegeyi	Jos3	06/03/2002	1	0
Amato Mart3nez	Jos3 Dante	01/01/1998	1	0
Amigo Castañeda	María Del Carmen	17/05/1973	1	0
3ngeles 3ngeles	Arturo	20/10/1961	1	0
3ngeles Castellanos	Alberto Manuel	17/05/1973	1	0
Apiquian Guitart	Rogelio	01/05/2016	1	0
Araico Laguillo	Joaqu3n	25/02/1997	1	0
Arauz G3ngora	3ngel Antonio	03/10/1996	1	0
Arcila Herrera	Heriberto	12/06/2000	1	0
Arellanes Garc3a	María De Lourdes	17/01/2000	1	0
Arenas Guzm3n	Roberto	07/07/1985	1	0
Argüero S3nchez	Rub3n	08/10/1997	1	0

Arias Montaña	José Antonio	06/03/1992	1	0
Ariza Andraca	Cuauhtémoc Raúl	03/10/1999	1	0
Arredondo García	José Luis	07/07/1985	1	0
Arriaga Gracia	Jaime Jacobo	08/10/1997	1	0
Arriaga Pizano	Lourdes Andrea	06/03/1992	1	0
Arrieta Rodríguez	Oscar Gerardo	03/10/1999	1	0
Arroyo Acevedo	Pedro	17/12/1997	1	0
Arteaga Gómez	Ana Cristina	06/03/1992	1	0
Arzate	Higinio	03/10/1999	1	0
Astiazarán García	Humberto Francisco	17/12/1997	1	0
Ávalos Díaz	Esperanza Del Refugio	19/03/1998	1	0
Ávila Casado	María Del Carmen	18/03/2000	0	1
Ávila Funes	José Alberto	09/11/1993	1	0
Ávila Rodríguez	Miguel Ángel	07/05/2000	1	0
Aviña Valencia	Jorge Arturo	29/07/1998	1	0
Ayala Ruíz	Aquiles R.	12/04/1996	1	0
Báez Sánchez	Alejandra Renata	31/01/2000	1	0
Baeza Bacab	Manuel Antonio	02/05/2000	1	0
Baeza Herrera	Carlos	06/10/1999	1	0
Baptista González	Héctor Alfredo	19/07/1999	1	0
Barinagarremente ría Aldatz	Fernando	A 30/03/2000	0	1
Barquera Cervera	Simón	15/09/1999	1	0
Barragán García	Rodolfo	19/11/1999	1	0
Barrera Franco	José Luis	28/04/2000	1	0
Barrera Saldaña	Hugo Alberto	09/03/2000	1	0
Barrientos Gutiérrez	Tonatiuh	22/08/1982	1	0
Barriguete Meléndez	Jorge Armando	09/07/1999	1	0
Barroso Villa	Juan Gerardo	18/05/2000	1	0
Basurto Acevedo	María De Lourdes	30/12/1998	1	0
Becker Fauser	Ingeborg Dorothea	11/02/2000	1	0

Beltrán Ortega	Arturo	16/01/1998	1	0
Berlanga Cisneros	Carlos Hernán	13/03/1999	1	0
Bermudez Gómez	José Arturo	26/04/1999	1	0
Berruecos Villalobos	José Manuel	29/01/2000	1	0
Berumen Campos	Jaime	11/07/1981	1	0
Biagi Filizola	Francisco	11/01/2000	1	0
Blanco Favela	Francisco Antonio	01/03/2000	1	0
Bobadilla Sandoval	Norma Aracelí	18/02/2000	1	0
Bojalil Parra	Rafael	03/09/1999	1	0
Bolio Cicero	Álvaro	17/04/2000	1	0
Borja Aburto	Victor Hugo	30/10/1997	1	0
Borrayo Sánchez	Gabriela	12/07/1999	1	0
Bosques Padilla	Francisco Javier	31/05/1999	1	0
Bourges Rodríguez	Héctor	29/05/1977	1	0
Bracho Blanchet	Eduardo Del Sagrado Corazón	03/10/1980	1	0
Briones Garduño	Jesús Carlos	09/01/2000	1	0
Buendía Hernández	Alfonso	23/06/1999	1	0
Burgos Vargas	Rubén	12/05/1999	1	0
Cabral Castañeda	Antonio Rafael	11/11/1997	1	0
Calderón Colmenero	Juan Eberto	10/05/1968	1	0
Calderón Garcidueñas	Ana Laura	21/06/1999	1	0
Calleja Castillo	Juan Manuel	02/02/1998	1	0
Calva Mercado	Juan José	09/07/2000	0	1
Calva Y Rodríguez	Roberto Guillermo	23/02/1999	1	0
Camacho Ortiz	Adrián	26/04/1999	1	0
Campillo Serrano	Carlos Daniel	31/01/1995	1	0
Campos Navarro	Roberto	27/02/1999	1	0
Campuzano Navarro	Manuel	10/04/1999	1	0
Cano Valle	Fernando Rubén	12/05/1998	1	0
Canto De Cetina	Thelma E.	18/06/1998	1	0

Cantú Brito	Carlos	20/11/1997	0	1
Cantú De León	David Francisco	20/11/1997	1	0
Carabez Trejo	Alfonso	03/05/1992	0	1

TOTAL DE MUESTRA PEQUEÑA PARA EL ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL

APellidos	NOMBRE(S)	FECHA DE NACIMIENTO	OREJAS IDENTIFICADAS	OREJAS NO IDENTIFICADAS
CAREAGA REYNA	GUILLERMO	01/03/1988	1	0
CARNEVALE CANTONI	ALESSANDRA	01/03/1988	0	1
CARRILLO ESPER	RAÚL	22/08/1996	0	1
CARRILLO RUIZ	JOSÉ DAMIÁN	27/09/1996	1	0
CASTAÑO MENESES	VÍCTOR MANUEL	11/12/1998	1	0
CASTAÑÓN GONZÁLEZ	JORGE ALBERTO	04/01/2000	0	1
CASTELLANOS VILLEGAS	GASTÓN	03/01/2000	1	0
CASTILLO MARTÍNEZ	LILIA	24/04/2000	0	1
CASTILLO SALGADO	CARLOS	10/11/1997	1	0
Cebrián SALGADO	Mariano Enrique	04/05/1998	1	0
CELIS LÓPEZ	MIGUEL ÁNGEL	16/04/1989	0	1
CEREJIDO MATTIOLI	MARCELINO	23/02/1995	1	0
CETINA MANZANILLA	JOSÉ ANTONIO	18/10/1999	0	1
CHAN NÚÑEZ	LUIS CARLOS	16/02/2000	1	0
CHAPELA MENDOZA	MARÍA DEL ROCÍO	17/11/1999	0	1
CHÁVEZ COSÍO	EDMUNDO	20/10/1998	1	0

CHÁVEZ NEGRETE	ADOLFO	17/11/1999	0	1
CHÁVEZ LÓPEZ	MARÍA DE GUADALUPE	20/10/1998	1	0
CHICO PONCE DE LEÓN	FERNANDO	01/08/1986	1	0
CICERO SABIDO	RAÚL	27/03/2000	1	0
CLARK PERALTA	PATRICIA ELENA	31/12/1998	1	0
CONTRERAS RUIZ	JOSÉ	29/07/1992	0	1
CORDERA PASTOR	ARMANDO	19/09/1998	1	0
CÓRDOVA VILLALOBOS	JOSÉ ÁNGEL	25/04/1987	0	1
CORONA VÁZQUEZ	TERESA	26/05/1999	1	0
CORREA ROTTER	JOSÉ RICARDO	27/03/2000	1	0
COSSÍO DÍAZ	JOSÉ RAMÓN	31/12/1998	1	0
CRAVIOTO QUINTANA	ALEJANDRO RAFAEL	29/07/1992	1	0
CRIALES CORTÉS	JOSÉ LUIS	19/09/1998	0	1
CRUZ LÓPEZ	MIGUEL	25/04/1987	1	0
CUEVAS RAMOS	DANIEL	26/05/1999	1	0
DE LA FUENTE RAMÍREZ	JUAN RAMÓN	30/12/1997	1	0
GARZA SALAZAR	JAIME GUILLERMO	27/09/1997	1	0
DE LA LLATA ROMERO	MANUEL	31/03/1999	1	0
De la Peña Díaz	Aurora	07/01/2000	0	1
DE LA ROSA LARIS	CARLOS	09/08/1999	1	0
DE LA TORRE BRAVO	ANTONIO	16/04/2000	1	0
Decanini Terán	César	19/11/1967	1	0
DEHESA VIOLANTE	MARGARITA	02/04/1999	1	0
DÍAZ JOUANEN	EFRAÍN	22/03/1998	1	0

ANEXO 6

Resultados de prueba de reconocimiento del sistema biométrico de reconocimiento de orejas utilizando redes neuronales

Imágenes de Prueba de orejas	No	Valor Núm.	Área	Cancroide
s1.jpg	1	1	1116	21.5842
s2.jpg	2	0	0	0
S3.jpg	3	1	1206	22.3806
S4.jpg	4	1	1838	21.7040
s5.jpg	5	1	250	10.7707
s6.jpg	6	1	194	39.422
s7.jpg	7	1	1187	24.0918
s8.jpg	8	0	0	0
s9.jpg	9	1	750	12.0533
s10.jpg	10	1	761	12.3022
s12.jpg	11	1	147	35.9864
s11.jpg	12	0	0	0
s13.jpg	13	0	0	0
s14.jpg	14	1	150	19.1533
s15.jpg	15	1	486	19.9815
s16.jpg	16	1	360	19.8970

s17.jpg	17	1	1451	24.077
s18.jpg	18	0	0	0
s19.jpg	19	1	4534	65.8976
s20.jpg	20	1	8789	43.9087
s21.jpg	21	1	7876	89.7690
s22.jpg	22	0	0	0
s23.jpg	23	1	7865	67.8760
s24.jpg	24	1	1232	23.8976
s25.jpg	25	1		
s26.jpg	26	1	4532	56.9876
s27.jpg	27	1	3423	34.8765
s28.jpg	28	1	4565	34.8976
s29.jpg	29	1	6543	54.8765
S30.jpg	30	1	3445	54.7654
S31.jpg	31	1	3424	23.5643
S32.jpg	32	1	1234	56.8765
S33.jpg	33	1	3452	56.8987
S34.jpg	34	1	6576	10.0987
S35.jpg	35	1	695	10.4489
S36.jpg	36	1	256	12.7654
S37.jpg	37	1	453	45.345
S38.jpg	38	1	3421	45.34

S39.jpg	39	1	3423 4	67.654
S40.jpg	40	1	3424	65.654
S41.jpg	41	1	5454 3	45.432
S42.jpg	42	1	2345	5.434
S43.jpg	43	1	123	45.432
S44.jpg	44	1	234	8.976
S45.jpg	45	1	456	6.754
S46.jpg	46	1	564	2.345
S47.jpg	47	1	4532	1.232
S48.jpg	48	0	453	1.870
S49.jpg	49	1	195	1.754
S50.jpg	50	1	123	1.765
S51.jpg	51	1	178	67543
S52.jpg	52	1	234	7654
S53.jpg	53	1	453	4543
S54.jpg	54	1	234	3432
S55.jpg	55	1	908	3432
S56.jpg	56	1	876	3456
S57.jpg	57	0	876	6765
S58.jpg	58	1	124	3456
S59.jpg	59	1	187	1234

S60.jpg	60	1	453	3432
S61.jpg	61	1	127	45345
S62.jpg	62	1	190	67654
S63.jpg	63	1	196	6765
S64.jpg	64	1	132	6765
S65.jpg	65	1	345	45432
S66.jpg	66	1	786	3432
S67.jpg	67	1	678	3234
S68.jpg	68	1	678	3432
S69.jpg	69	1	798	10.8987
S70.jpg	70	1	546	56.0987
S71.jpg	71	1	123	45.8987
S72.jpg	72	1	145	10.9876
S73.jpg	73	1	187	34.2345
S74.jpg	74	1	345	65.676
S75.jpg	75	1	765	2.987
S76.jpg	76	1	987	2.3454
S77.jpg	77	1	987	34.556
S78.jpg	78	1	3456	34.56
S79.jpg	79	1	453	1.989
S80.jpg	80	1	765	1.3.24
S81.jpg	81	1	8765	5.654

S82.jpg	82	1	4567	23.123
S83.jpg	83	1	3452	7.8987
S84.jpg	84	1	3214	5.456
S85.jpg	85	1	4354	3.434
S86.jpg	86	0	0	0
S87.jpg	87	1	3421	4.234
S88.jpg	88	1	123	1.221
S89.jpg	89	1	3421	1.543
S90.jpg	90	1	4532	1.222
S91.jpg	91	1	234	1.878
S92.jpg	92	1	134	1.342
S93.jpg	93	0	0	0
S94.jpg	94	1	876	1.222
S95.jpg	95	1	987	2.323
S96.jpg	96	1	765	1.988
S97.jpg	97	1	345	3.455
S98.jpg	98	1	345	4.555
S99.jpg	99	0	231	7.678
S100.jpg	100	1	123	5.665
s1.jpg	1	1	4563	3.432
s2.jpg	2	1	234	2.343
s3.jpg	3	0	0	0

s4.jpg	4	0	0	0
s5.jpg	5	1	3432	6.545
s6.jpg	6	1	2345	5.434
s7.jpg	7	0	0	0
s8.jpg	8	1	123	4.543
s9.jpg	9	0	0	0
s10.jpg	10	1	595	10.876
S11.jpg	11	1	453	
S12.jpg	12	0	0	0
S13.jpg	13	1	987	9.098
S14.jpg	14	1	654	7.876
S15.jpg	15	1	765	5.876
S16.jpg	16	0	456	3.765
S17.jpg	17	1	234	8.098
S18.jpg	18	0	432	9.098
S19.jpg	19	1	543	2.3098
S20.jpg	20	0	432	9.098
S21.jpg	21	0	0	0
S22.jpg	22	1	345	
S23.jpg	23	0	0	0
S24.jpg	24	1	765	10.88
S25.jpg	25	0	0	0

S26.jpg	26	1	453	7.987
S27.jpg	27	1	234	5.987
S28.jpg	28	1	345	7.987
S29.jpg	29	1	543	9.098
S30.jpg	30	0	165	9.000
S31.jpg	31	1	465	8.987
S32.jpg	32	0	0	0
S33.jpg	33	1	342	7.987
S34.jpg	34	0	0	0
S35.jpg	35	1	534	9.090
S36.jpg	36	0	0	0
S37.jpg	37	1	176	7.987
S38.jpg	38	1	198	9.098
S39.jpg	39	1	123	9.090
S40.jpg	40	1	189	10.78

Nota.- 1 (Acertado); 0 (Erróneo)

Requisitos del programa

Para el correcto funcionamiento del programa es necesario tener cubiertos una serie de requisitos, tanto como hardware y software.

Los requisitos previos del software instalado para poder ejecutar el programa son:

- Antes de usar la aplicación se debe tener instalada Matlab 2012 o versiones superiores

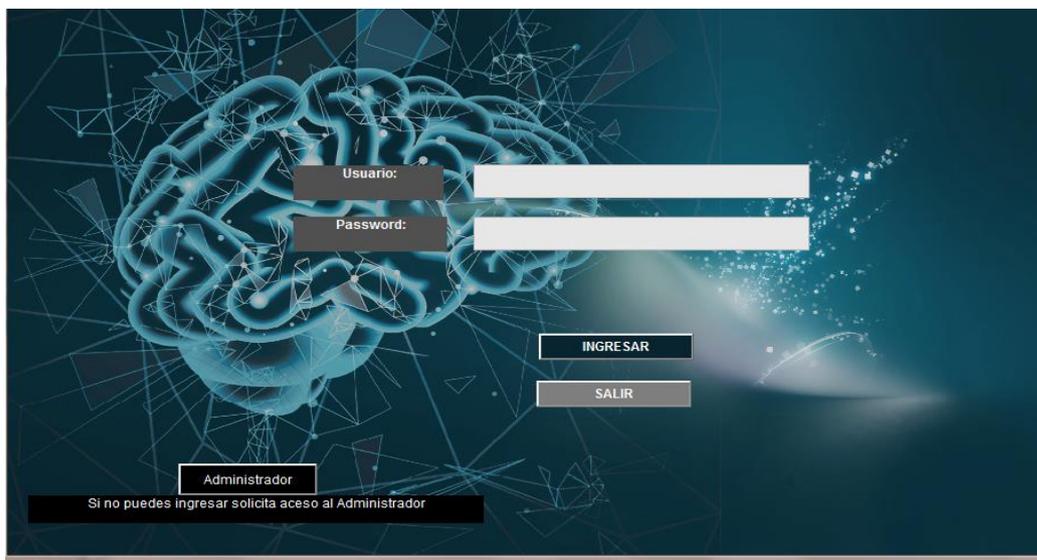
Los requisitos mínimos del hardware son los siguientes

- Al menos 32 MB de memoria RAM.

El sistema se ejecutara en diferentes plataformas actualmente vigentes como Windows 7, Windows 8 y Windows 10

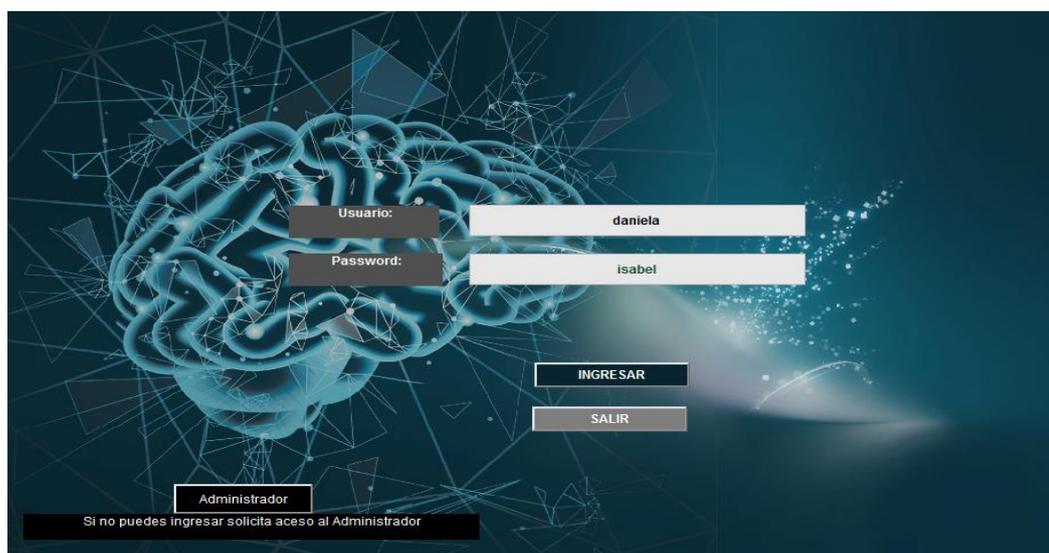
MANUAL DE USO DEL SOFTWARE

Se presenta el software de sistema de reconocimiento de la oreja utilizando redes neuronales



La interfaz al ejecutar el aplicativo del sistema se presenta de la siguiente forma. En esta se presenta dos botones que nos permitirán ingresar y cerrar el sistema

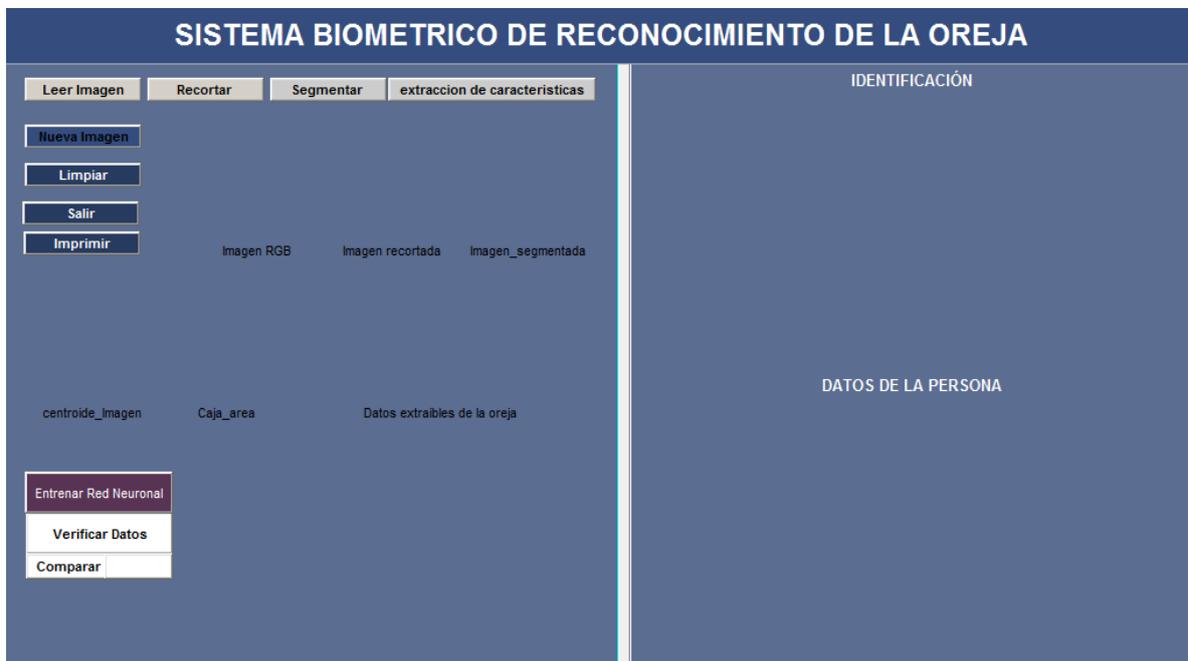
En el caso de optar por ingresar nos solicitara la autenticación con el nombre del usuario y el password.



Para registrar otro usuario pulsar el botón de administrador que permite registrar los nuevos datos del nuevo usuario del sistema.

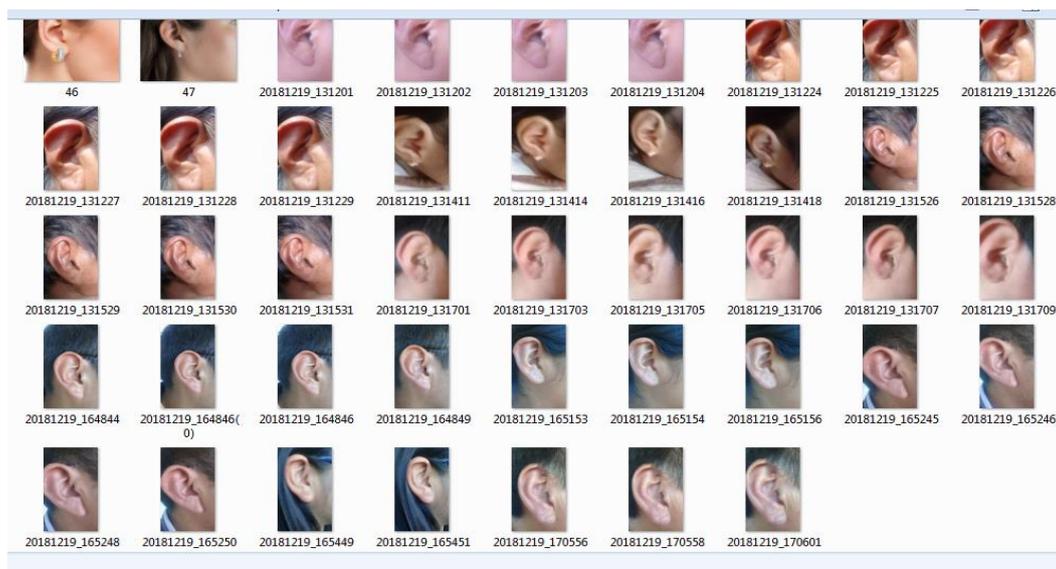


Una vez ingresado en el sistema se visualiza una nueva ventana con las siguientes características.



1. **Leer imagen**, al pulsar esta permite direccionar a los archivos del sistema de cualquier unidad de modo que se pueda seleccionar la imagen de la oreja de la persona a identificar previo registro en la base de datos y entrenamiento con los patrones del sujeto.

IMÁGENES DE DIFERENTES OREJAS



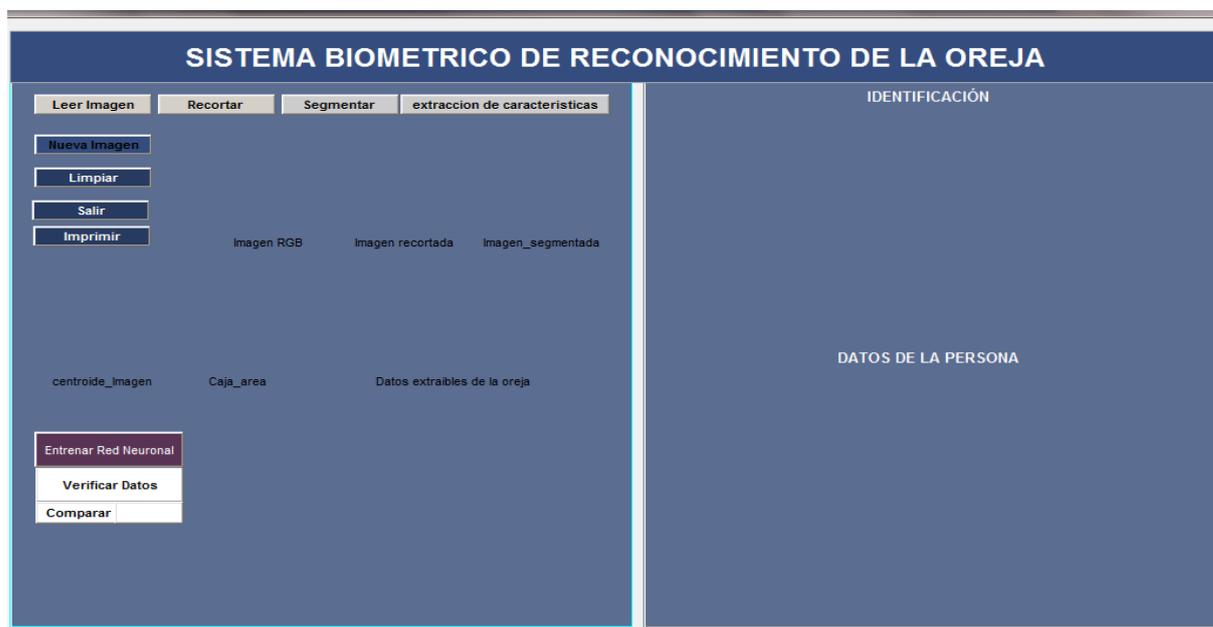
IMÁGENES RECORTADAS DE DIFERENTES OREJAS



2. **Nueva imagen**, esta opción permite descartar la imagen seleccionada anteriormente y buscar otra para su identificación además que posibilita registrar se la imagen de oreja es de un nuevo sujeto.
3. En esta área se mostrara la imagen de la oreja seleccionada para su reconocimiento.



1. **Salir**, Este botón permite salir del sistema.
2. **Limpiar**, Permite limpiar el área en la cual se visualiza la imagen de la oreja.



PROCESAMIENTO DE LA IMAGEN

3. **Recortar imagen**, el botón habilita la herramienta de recorte de la imagen mediante la manipulación del mouse, debiendo tener cuidado en el momento al efectuar esta operación, puesto que se puede eliminar o dañar el área de interés.



La imagen recortada se visualiza en el área de **recortar imagen**

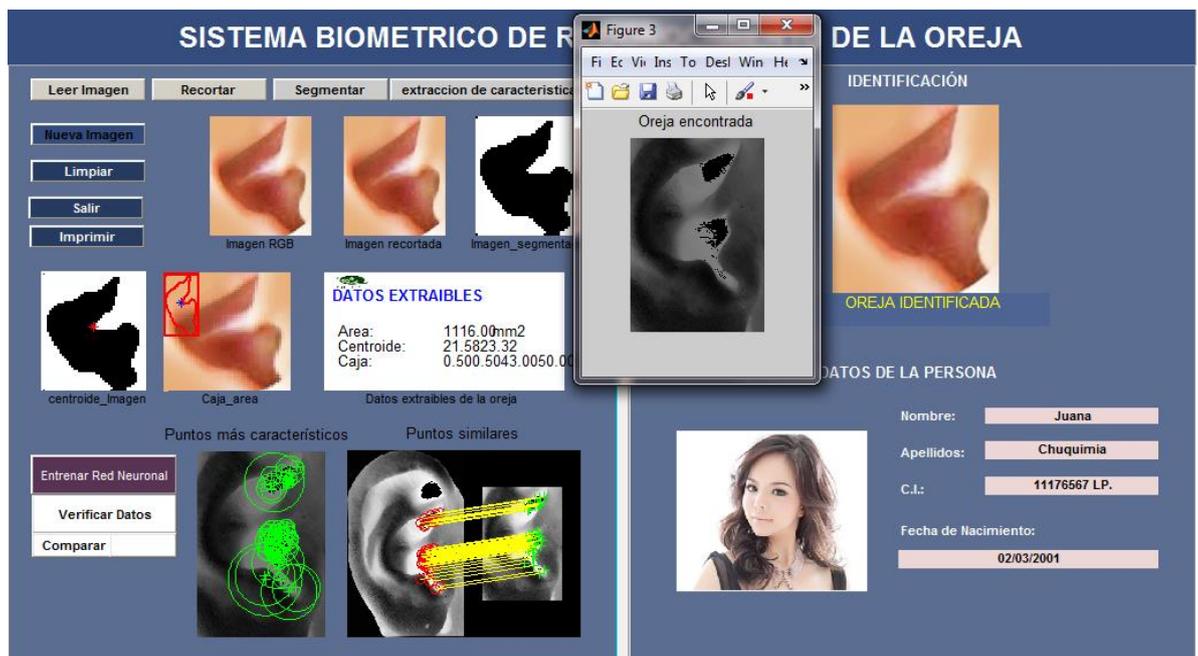


4. **Segmentar imagen**, este botón segmenta la imagen recortada y muestra la imagen segmentada en escala de grises.

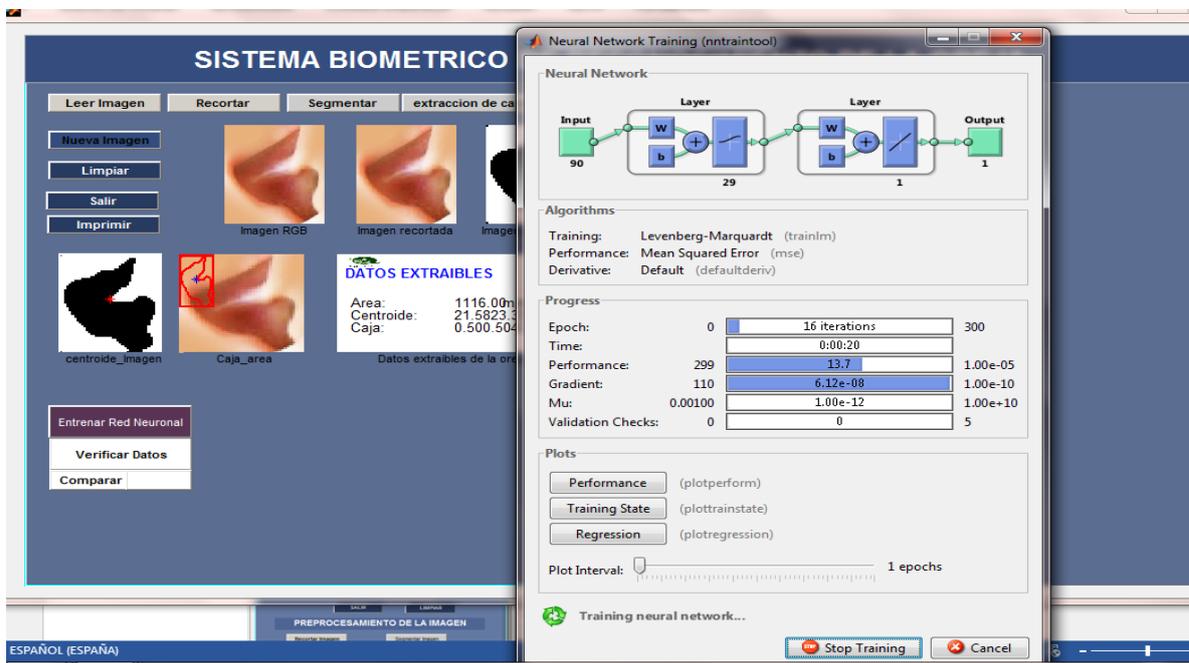


ÁREA ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL

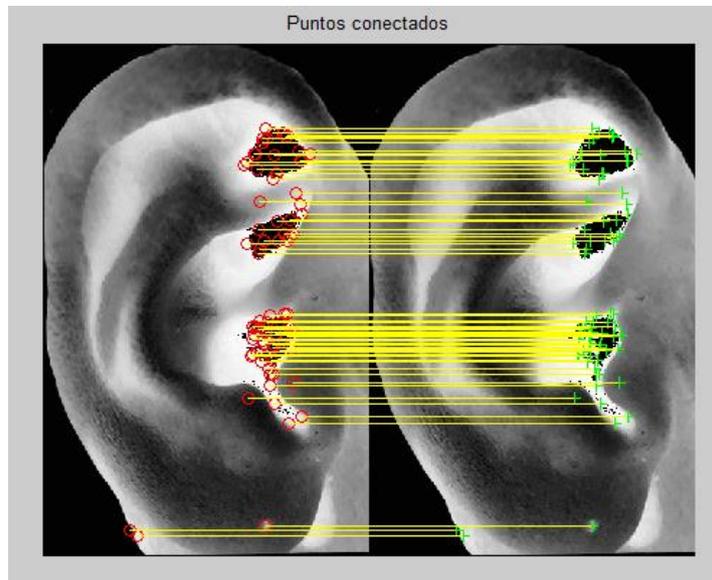
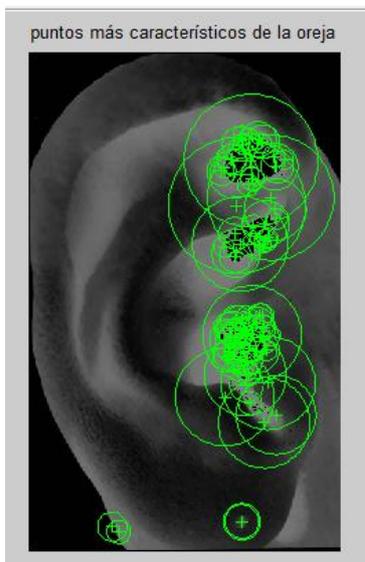
5. **Verificar datos**, permite llenar los nuevos datos personales e imagen de su oreja principalmente en la base de datos para el entrenamiento de la red neuronal



6. **Entrenar red neuronal**, con los datos nuevos ejecuta el proceso de entrenamiento de la red neuronal.



Compara también los puntos similares mediante la distancia del centroide y puntos del borde más discriminantes de cada sujeto al reconocimiento de la red neuronal.



IDENTIFICACIÓN

7. Esta área muestra la oreja identificada por la red neuronal.
8. Muestra la fotografía del sujeto al cual pertenece las huellas de la oreja
9. Muestra los datos personales del sujeto identificado mediante el reconocimiento de su oreja.

SISTEMA BIOMETRICO DE RECONOCIMIENTO DE LA OREJA

Leer Imagen Recortar Segmentar extracción de características

Nueva Imagen
Limpiar
Salir
Imprimir

Imagen RGB Imagen recortada Imagen_segmentada

centroide_imagen Caja_area Datos extraibles de la oreja

DATOS EXTRAIBLES
Area: 1116.00mm2
Centroide: 21.5823.32
Caja: 0.500.5043.0050.00

Puntos más característicos Puntos similares

Entrenar Red Neuronal
Verificar Datos
Comparar

IDENTIFICACIÓN

OREJA IDENTIFICADA

DATOS DE LA PERSONA

Nombre:
Apellidos:
C.I.:
Fecha de Nacimiento:

En caso de que la imagen de la oreja y datos dela persona a la que le pertenece no se encuentren registrados en la base de datos el sistema mandara los siguientes mensajes en la pantalla.



