



**BENEMÉRITA
UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE PUEBLA**

**FACULTAD DE CIENCIAS DE LA
COMPUTACIÓN**

**SISTEMA DE RECONOCIMIENTO
BIOMÉTRICO**

TESIS PROFESIONAL

**PARA OBTENER EL GRADO DE
LIC. EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN**

PRESENTA

MIRIAM ROMERO MORENO

ASESOR

DR. MANUEL MARTÍN ORTÍZ



Resumen

Este trabajo presenta la implementación de un sistema Reconocimiento Biométrico utilizando como característica biométrica la geometría de la mano. Utiliza un dispositivo con cinco puntos de apoyo, diseñado para fijar la mano a una posición fija y además estos puntos son útiles para localizar la ubicación de los dedos. Las características son extraídas de la geometría de la mano, por lo que después de un análisis se definieron veinte y ocho medidas, entre las que se encuentran el ancho de la palma, el largo y ancho de los dedos, etc. Estas medidas serán utilizadas para el reconocimiento. La adquisición de las imágenes es cómoda en comparación con otros métodos biométricos y no requiere de imágenes de alta calidad.

Debido a la singularidad de nuestro dispositivo se construyó una pequeña base de datos para probar el desempeño de nuestro algoritmo. Esta base de datos esta conformada de veinte personas, de donde obtuvimos dos imágenes por persona. Para el reconocimiento se utilizó el clasificador KNN (K- Nearest Neighbor).

Introducción

La biometría nació de la necesidad de obtener sistemas más robustos en cuestiones de seguridad así como evitar ataques de intrusos a recursos o áreas restringidas. Los sistemas biométricos utilizan características físicas e intransferibles de los usuarios tales como huella digital, voz, firma, etc. Sin embargo, muchos de los usuarios no se sienten cómodos con este tipo de sistemas, ya que existen características como el ADN o iris, de las cuales se puede extraer información personal del usuario que puede ser utilizada para otros fines. Por tal motivo, en este trabajo se buscó utilizar una característica biométrica no invasiva de alta aceptación por parte de los usuarios.

El reconocimiento por Geometría de la mano cumple con lo anterior, ya que se encarga de reconocer a una persona mediante la estructura geométrica de la mano. Este tipo de sistema es fiable, sencillo y cómodo para el usuario, utiliza técnicas sencillas como el cálculo de distancias de los dedos y además es fácil de usar.

En la actualidad existe una amplia variedad de dispositivos que realizan el reconocimiento de la mano mediante su estructura geométrica pero su costo es muy elevado. El objetivo de este trabajo es mostrar una forma fácil y económica de realizar el reconocimiento de la mano. Para ello se diseñó un dispositivo económico el cual sirve para fijar la mano a una posición estándar. La imagen se toma con una cámara digital y mediante procesamiento morfológico a la imagen se extrajeron una serie de distancias que nos representan los datos biométricos de la mano.

En la literatura actual existen una serie de aproximaciones que tratan el problema del reconocimiento de la mano. La mayoría coincide en utilizar el largo y ancho de los dedos, el ancho de la palma, algunos incluso toman el área de las uñas, etc. Algunos trabajos, para mejorar el porcentaje de acierto incluyen la combinación de otra característica biométrica, como la textura de la palma de la mano. Esta fusión mejora considerablemente el acierto, pero requiere imágenes de alta calidad para extraer la textura de la mano aunque de esta misma podemos extraer las características de la geometría de la mano.

El contenido de esta tesis esta organizado en cinco capítulos y para cada uno de ellos se da a continuación una breve explicación de los puntos que en ellos se tratan.

El capítulo I, presenta una breve introducción acerca de Biometría, sus inicios, como funcionan los sistemas biométricos y sus aplicaciones, así como los distintos tipos que existen actualmente y algunos sistemas comerciales. También se presenta una breve descripción de los sistemas multimodal.

En el capítulo II, se describen con mayor detalle el Reconocimiento Biométrico basado en mano, concentrándonos en la geometría de la mano. Además se analizan algunos métodos que existen en la literatura.

En el capítulo III, se presenta una descripción sobre el problema que aborda este trabajo, los objetivos, así como un análisis de cómo resolverlo, las partes que integran el sistema y la definición de las medidas a utilizar.

El capítulo IV muestra la manera en que se implementaron los módulos que integran el sistema de reconocimiento basado en geometría de la mano.

El capítulo V describe la base de datos que se usó, los experimentos realizados y los resultados obtenidos.

Por último, se presentan las conclusiones de este trabajo, así como el trabajo futuro.

Contenido

| | |
|--|-----------|
| | 8 |
| Artículo I. Capítulo I. Biometría..... | 9 |
| 1.1. Introducción..... | 9 |
| 1.2. Origen..... | 10 |
| 1.3. Sistemas Biométricos..... | 10 |
| 1.4. Tipos de Sistemas Biométricos..... | 11 |
| 1.5. Aplicaciones | 17 |
| 1.6. Sistemas Biométricos Multimodal..... | 17 |
| 1.7. Sistemas comerciales | 19 |
| Capítulo II. Reconocimiento humano basado en la mano | 23 |
| 2.1. Reconocimiento humano usando Geometría de la mano..... | 24 |
| 2.2. Trabajo relacionado | 25 |
| Capitulo III. Planteamiento del Problema y Análisis | 29 |
| 3.1. Problemática | 29 |
| 3.2. Objetivos..... | 29 |
| 3.3. Metodología | 30 |
| Característica..... | 32 |
| Distancia..... | 32 |
| Característica..... | 32 |
| Distancia..... | 32 |
| 1..... | 32 |
| (a1 - b1)..... | 32 |
| 20..... | 32 |
| (q3 - r3)..... | 32 |
| 2..... | 32 |
| (c3 - d3)..... | 32 |
| 21..... | 32 |
| (o3 - p3)..... | 32 |

| | |
|------------------|-----------|
| <u>3</u> | <u>32</u> |
| <u>(e3 - f3)</u> | <u>32</u> |
| <u>22</u> | <u>32</u> |
| <u>(l1 - m1)</u> | <u>32</u> |
| <u>4</u> | <u>32</u> |
| <u>(i1 - j1)</u> | <u>32</u> |
| <u>23</u> | <u>32</u> |
| <u>(g2 - h2)</u> | <u>32</u> |
| <u>5</u> | <u>32</u> |
| <u>(a2 - b2)</u> | <u>32</u> |
| <u>24</u> | <u>32</u> |
| <u>(g2 - l2)</u> | <u>32</u> |
| <u>6</u> | <u>32</u> |
| <u>(a2 - i2)</u> | <u>32</u> |
| <u>25</u> | <u>32</u> |
| <u>(b3 - a3)</u> | <u>32</u> |
| <u>7</u> | <u>32</u> |
| <u>(g3 - h3)</u> | <u>32</u> |
| <u>26</u> | <u>32</u> |
| <u>(r1 - q1)</u> | <u>32</u> |
| <u>8</u> | <u>32</u> |
| <u>(c1 - d1)</u> | <u>32</u> |
| <u>27</u> | <u>32</u> |
| <u>(n2 - m2)</u> | <u>32</u> |
| <u>9</u> | <u>32</u> |
| <u>(i3 - j3)</u> | <u>32</u> |
| <u>28</u> | <u>32</u> |
| <u>(n1 - p1)</u> | <u>32</u> |
| <u>10</u> | <u>32</u> |

| | |
|---|-----------|
| <u>(j1 - k1)</u> | <u>32</u> |
| <u>11</u> | <u>32</u> |
| <u>(c2 - d2)</u> | <u>32</u> |
| <u>12</u> | <u>32</u> |
| <u>(c2 - j2)</u> | <u>32</u> |
| <u>13</u> | <u>32</u> |
| <u>(m3 - n3)</u> | <u>32</u> |
| <u>14</u> | <u>32</u> |
| <u>(e1 - f1)</u> | <u>32</u> |
| <u>15</u> | <u>32</u> |
| <u>(k3 - l3)</u> | <u>32</u> |
| <u>16</u> | <u>32</u> |
| <u>(k1 - l1)</u> | <u>32</u> |
| <u>17</u> | <u>32</u> |
| <u>(e2 - f2)</u> | <u>32</u> |
| <u>18</u> | <u>32</u> |
| <u>(e2 - k2)</u> | <u>32</u> |
| <u>19</u> | <u>32</u> |
| <u>(g1 - h1)</u> | <u>32</u> |
| Capítulo IV. Diseño e Implementación | 34 |
| <u>4.1. Adquisición de las Imágenes</u> | <u>34</u> |
| <u>4.3. Extracción de Características</u> | <u>35</u> |
| <u>4.4. Reconocimiento utilizando naive Bayes</u> | <u>36</u> |
| <u>4.5. Reconocimiento utilizando KNN</u> | <u>39</u> |
| <u>4.6. Implementación del clasificador</u> | <u>41</u> |
| <u>4.1. Base de Datos de la mano</u> | <u>43</u> |
| <u>4.2. Experimentos</u> | <u>44</u> |
| | <u>47</u> |
| Conclusiones | 47 |
| | <u>47</u> |

Trabajo Futuro.....47
Referencias.....48

Artículo I.Capítulo I. Biometría

1.1. Introducción

En la actualidad existe una gran variedad de sistemas que requieren de un esquema fiable que confirme o determine la identidad de un individuo que requiera sus servicios. Tales esquemas deben asegurar que los servicios solicitados sean dados solo a usuarios autorizados. Ejemplos de estos sistemas los vemos en aeropuertos, accesos a edificios, sistemas de computadoras, entre otros. Una opción viable que garantice el acceso exclusivo a usuarios autorizados es utilizar Reconocimiento biométrico (ver fig. 1.1), el cual se basa en el reconocimiento automático de un individuo basado en sus características físicas distintivas (rostro, huellas digitales, iris de los ojos, etc.) o de comportamiento (voz, firma, etc.). De este método es posible establecer o confirmar la identidad de una persona basándonos en “¿Quién es?” en lugar de “¿Qué posee?” o “¿Qué recuerda?”. [1]

Cualquier característica humana física y/o comportamiento característico puede ser usado como rasgo biométrico, si cumple los siguientes requerimientos:

- o Universalidad: cada persona debe tener la característica
- o Distintivo: dos personas deben ser suficientemente diferentes en términos de la característica
- o Permanencia: el rasgo debe ser suficientemente invariante sobre un periodo de tiempo.

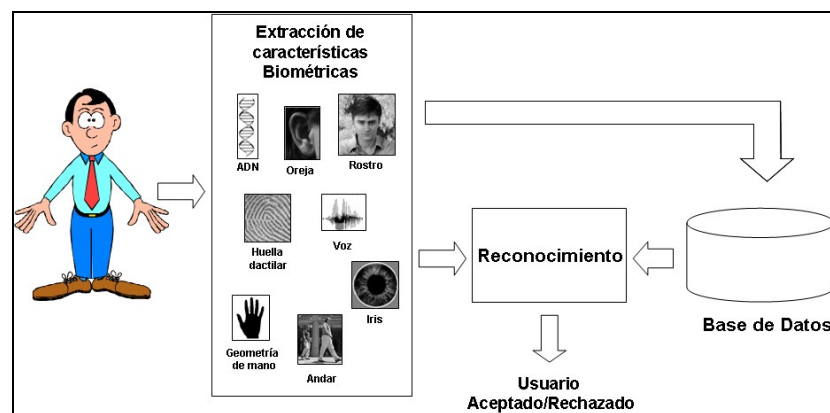


Fig. 1.1 Sistema Biométrico

En la práctica un sistema biométrico debe cumplir con la exactitud de reconocimiento especificado, rapidez, requerimientos de recursos, inofensivo a los usuarios, aceptado por la población y suficientemente robusto para soportar varios métodos fraudulentos y ataques.

1.2. Origen

Desde hace varios siglos atrás, los humanos han usado la Biometría para identificarse. Muchas son las referencias de personas que en la antigüedad han sido identificadas por diversas características físicas y morfológicas como cicatrices, medidas, color de ojos, tamaño de la dentadura, etc. Esta clase de identificación se utilizaba, por ejemplo, en las zonas agrícolas, donde las cosechas eran almacenadas en depósitos comunitarios a la espera de que sus propietarios dispusieran de ellas. Los encargados debían identificar a cada uno de los propietarios, cuando estos hicieran algún retiro, utilizando los principios básicos de la biometría como eran sus rasgos físicos. [1]

Más tarde en el siglo XIX, Alphonse Bertillon, funcionario de la Prefectura de la Policía de París, desarrolló y practicó la idea de usar un número de medidas del cuerpo para identificar criminales. Logró desarrollar, con las limitaciones de la época, una base de datos con las características físicas de 1500 criminales procesados por delitos violentos en esa localidad. Su método se impuso en Francia y obtuvo el cargo de jefe nacional de identificación. El acervo incluía datos de la longitud de la mano izquierda y el ancho del cráneo, la longitud de la oreja izquierda, entre otros, incluyendo las huellas digitales, aunque menospreciaba su utilidad.

A más de cien años de la muerte de Bertillon, los métodos más aceptados de identificación se basan en la colección de rastros dactilares y últimamente muestras de ADN, cuyo grado de confiabilidad resultan casi infalibles.

Aunque la biometría surgió del esfuerzo para identificar criminales, su uso se incrementa hoy para un amplio número de aplicaciones civiles. Demostrando ser de los mejores métodos para identificación humana.

1.3. Sistemas Biométricos

El uso de sistemas biométricos facilita la vida a los usuarios, pues no tienen que recordar, cambiar o perder nada. Proporcionan un alto nivel de seguridad pues las características humanas no pueden ser falsificadas, transferidas o alteradas tan fácilmente como puede ser las contraseñas.

Sin embargo, existe la posibilidad que el sistema acepte o rechace indebidamente a un usuario. Aunque existen algunos algoritmos que minimizan esos errores.

Funcionamiento

Su funcionamiento es similar entre la mayoría de los sistemas biométricos y se puede resumir en dos pasos:

1. Registro (enroll): El sistema captura el dato biométrico del usuario, lo procesa hasta crear una representación electrónica la cual se almacena en una base de datos.
2. El segundo paso, dependiendo de la aplicación, puede operar en dos modos: modo de verificación o modo de identificación.
 - a. El modo de verificación: el usuario le informa al sistema su identidad, entonces el sistema captura sus datos biométricos, los procesa y lo compara con los datos almacenados previamente en la base de datos. Si ambos coinciden la verificación es exitosa, de lo contrario la verificación es fallida.
 - b. Modo de identificación: en este caso el usuario no informa al sistema de su identidad, solo permite la captura de sus datos biométricos, el sistema los procesa y los compara con los almacenados en la base de datos, para determinar la identidad del usuario.

De acuerdo a la funcionalidad del sistema podemos tener:

- i. Identificación positiva: el usuario reclama estar registrado en el sistema, el sistema responde capturando sus datos biométricos con los almacenados en la base de datos. Si la persona es identificada se le conceden servicios, de lo contrario, estos les son negados
- ii. Identificación negativa: en este caso el sistema prueba que el usuario no esta registrado. Ejemplos pueden ser no estar registrado en una lista de criminales. El usuario permite la captura de sus datos biométricos, el sistema los compara con los almacenados en la base de datos, si su identidad no esta registrada le concede ciertos privilegios. Si el sistema reconoce al usuario, le niega los servicios e incluso puede tomar otro tipo de acción como llamar a la policía, etc.[1]

1.4. Tipos de Sistemas Biométricos

- o ADN: es actualmente el más usado en el contexto de aplicaciones forenses para reconocimiento de personas. Existen tres elementos que limitan la utilidad de este sistema biométrico para otras aplicaciones: a) puede ser robada una pieza de ADN fácilmente y después engañar al sistema con dicha muestra, b) la comparación de la tecnología de ADN requiere pesados métodos químicos incluyendo las habilidades de expertos, c) información acerca de susceptibilidades a enfermedades de ciertas personas pueden ser obtenidas del ADN y existe preocupación acerca del uso indebido de esta información. [1] El ADN de una persona se obtiene a través de muestras de sangre, saliva, cabello o piel. De la longitud y la secuencia de proteínas, mostradas en la fig. 1.2, se analizan varias secciones de la cadena de ADN para generar un 'perfil de ADN' que se compara con otros perfiles para ver si coinciden. [10]

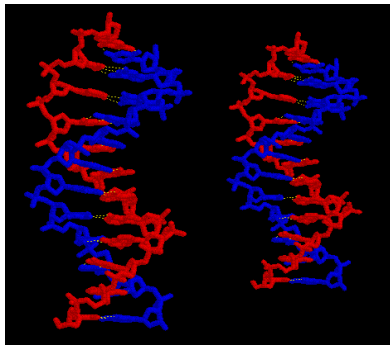


Fig. 1.2 Reconocimiento del ADN

- o Oreja: se sugiere que la forma de la oreja y la estructura de los cartílagos son distintivos. Sin embargo, los resultados obtenidos con la identificación de un individuo no son tan buenos como otros métodos biométricos tales como rostro o iris. Hay al menos tres métodos para el reconocimiento de la oreja: a) tomar una foto de la oreja, b) tomar marcas y poner la oreja contra un vidrio plano y c) tomar una imagen térmica de la oreja. Las partes más interesantes de la oreja son el oído, pero toda la estructura y la forma del oído es lo más utilizado (ver fig. 1.3). [11]

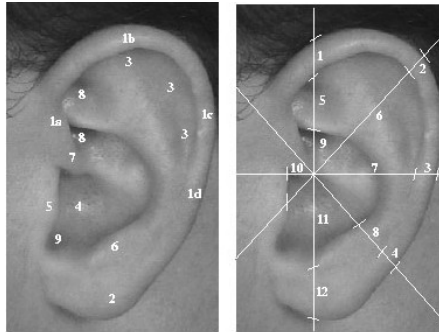


Fig. 1.3 Reconocimiento de oreja

- O Rostro: en la actualidad se ha vuelto muy popular, es relativamente barato y tiene niveles razonables de acierto. Las aproximaciones más populares para reconocimiento facial están basados en localización y forma de los atributos faciales, como los son: ojos, cejas, nariz, labios, barbillas, entre otras (ver fig. 1.4). [1]Otra aproximación es utilizar un análisis global de una imagen facial y entonces emplear técnicas de reducción de información, como PCA el cual ha dado muy buenos resultados.



Fig. 1.4 Reconocimiento Facial

- O Andar: El reconocimiento del andar humano es una técnica biométrica que se encarga de identificar a una persona por medio de su estilo de caminar. En la actualidad existen múltiples trabajos que abordan el problema utilizando una función de similaridad basada en medidas de distancia para realizar el reconocimiento, como se muestra en la fig. 1.5. El reconocimiento del andar humano ha tomado fuerza en los últimos años, su principal ventaja es el reconocimiento a distancia, además se han obtenido resultados alentadores en bases de datos de alrededor de 100 personas.

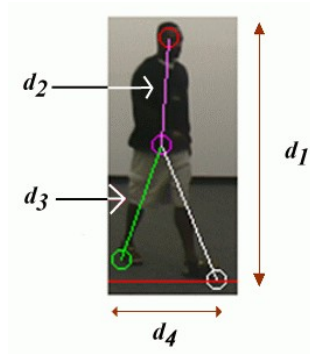


Fig. 1.5 Reconocimiento del Andar Humano

- o Huella digitales: este método lo hemos usado para identificación de personas por muchos siglos la exactitud de identificación es muy alta. La huella es reconocida a través del sistema automáticamente, éste mantiene un banco de datos con las impresiones registradas. Con este puede efectuar una consulta y revisar si ya existe el usuario. [1]
La huella digital aparece generalmente constituida por una serie de líneas oscuras que representan las crestas y una serie de espacios blancos que representan los valles. La identificación con huellas digitales esta basada principalmente en las minucias (la ubicación y dirección de las terminaciones de crestas, bifurcaciones, deltas, valles y crestas), aunque existen muchas otras características de huellas digitales (ver fig. 1.6). [12]

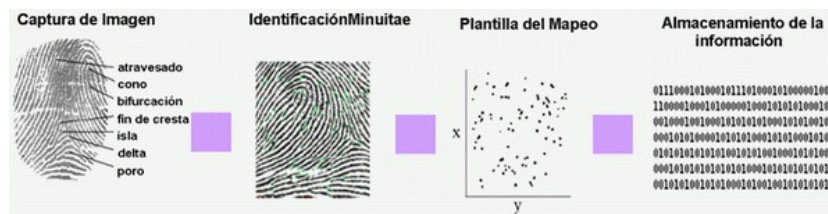


Fig. 1.6 Reconocimiento de Huella digitales

- o Iris: es uno de los métodos más modernos, su funcionamiento es el siguiente (ver fig. 1.7): primero se captura una imagen del iris en blanco y negro, en un entorno correctamente iluminado. Esta imagen se somete a deformaciones pupilares y de ella se extraen los patrones, que a su vez son sometidos a transformaciones matemáticas hasta obtener una cantidad de datos suficientes para los propósitos de autenticación. Esta muestra llamada iriscode es comparada con otra tomada con anterioridad y almacenado en la base de datos del sistema, si ambas coinciden, se le dan ciertos privilegios al usuario, de lo contrario es fallido. [1]

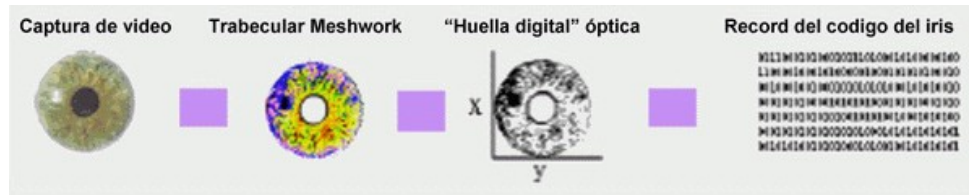


Fig. 1.7 Reconocimiento del Iris

- o **Voz:** es una característica común que utilizamos 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. Estos sistemas, mediante el análisis de los sonidos que emitimos, los tonos bajos y agudos, vibraciones de laringe, tonos nasales y de la garganta realizan la verificación, el proceso se muestra en la fig. 1.8. No son bien vistos, pues pueden ser fácilmente alterados y existe la posibilidad de rechazar a un usuario legítimo.

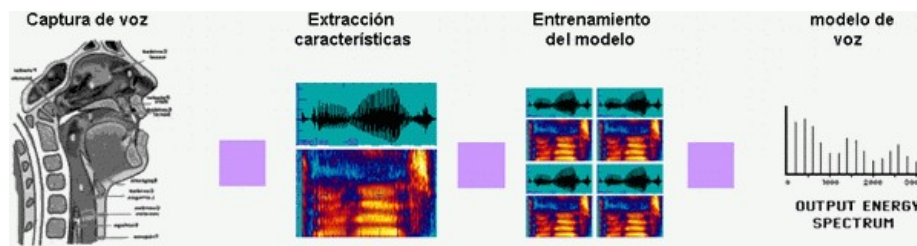


Fig. 1.8 Reconocimiento de la Voz

- o **Firmas:** es un método de verificación de identidad de uso común. Diariamente las personas utilizan su firma para validar cheques y documentos importantes. Se le considera un rasgo de comportamiento (ver fig. 1.9).

El sistema será capaz de realizar un preproceso basado en el esqueletizado de la firma, etiquetará los puntos de la firma según su pendiente utilizando matrices de convolución, realizará un seguimiento y una extracción de los trazos etiquetados siguiendo un esquema de búsqueda con retroceso, normalizará el tamaño de los trazos y, mediante un proceso de ajuste de distancias, calculará el porcentaje de similitud entre las colecciones de trazos extraídas de dos firmas. En ese momento el sistema será capaz de reconocer una firma, buscando en la base de datos creada para tal fin, aquella que mas se le parezca. [13]

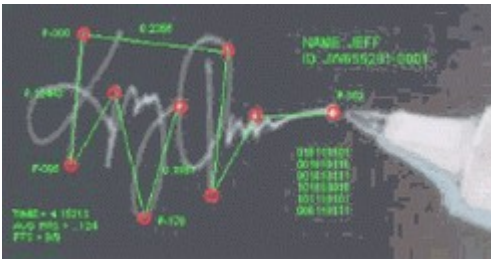


Fig. 1.9 Reconocimiento de la firma

- o Mano: buscan en la palma de la mano patrones en las líneas, estos patrones son casi tan distintivos como las huellas digitales. El sistema toma entonces los puntos de la palma, los compara contra el modelo de referencia y procede en consecuencia (ver fig. 1.10).

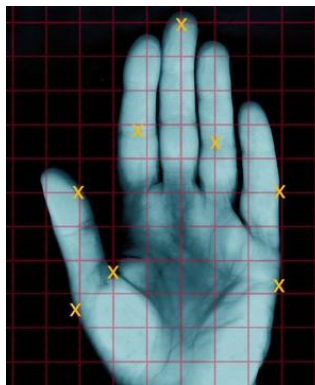


Fig. 1.10 Reconocimiento de la mano

- o Retina: la vasculatura retinal (forma de los vasos sanguíneos de la retina humana) es un elemento característico de cada individuo, tan distintivo como un impresión digital y aparentemente mas fácil de ser leído, por lo que numerosos estudios en el campo de la autenticación de usuarios se basan en el reconocimiento de esta vasculatura. En la fig. 1.11 podemos observar el proceso del Reconocimiento de la Retina.

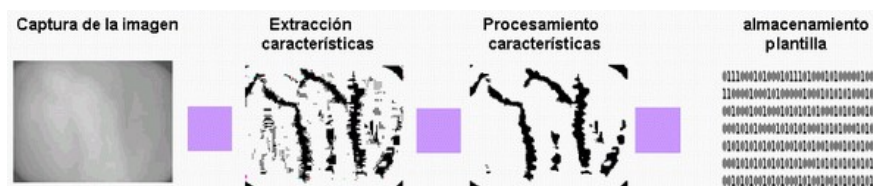


Fig. 1.11 Reconocimiento de la Retina

1.5. Aplicaciones

Las aplicaciones en el campo de la Biometría pueden dividirse en 3 grandes grupos:

- ◆ Comercial: aplicaciones tales como accesos a redes, comercios electrónicos, acceso a Internet, tarjetas de crédito, control de acceso físico, entre otros.
- ◆ Gubernamental: control de pasaporte, licencia de conducir, etc.
- ◆ Forense: aplicaciones tales como identificación de cadáveres, investigación criminal, identificación de terroristas, niños perdidos, etc.

Los sistemas biométricos son cada vez más utilizados en aplicaciones civiles. Tal como lo vemos en muchos aeropuertos del mundo, entre los que se encuentran el aeropuerto de Ámsterdam, el cual emplea escaneo de iris para acelerar el control de procedimiento de pasaportes y visas [1]. Otro ejemplo es el aeropuerto de Tel Aviv en Israel, el cual es considerado uno de los mas seguros del mundo, gracias a su sistema “Express Entry” que utiliza como dato biométrico el tamaño y forma de la mano, además de los datos de alguna tarjeta de crédito, para saber la identidad del pasajero, si ambos resultan correctos, se permite el acceso, de lo contrario se alerta al servicio de seguridad del posible pasajero sospechoso. Los lectores de huellas digitales, quizás los mas populares tienen entre sus aplicaciones el control de acceso a áreas del Pentágono, acceso a computadoras de redes financieras en Italia, entre otros.

En cuanto a aplicaciones gubernamentales o forenses, tenemos los sistemas empleados en aeropuertos para identificar terroristas o criminales, para estos casos se recomienda utilizar el reconocimiento facial, ya que las imágenes para alimentar dicho sistema pueden ser adquiridas ocultamente y compararlas con la base de datos de criminales.

Como podemos ver los sistemas biométricos de hoy cumplen con los requerimientos de seguridad y presupuestos de la mayoría de las aplicaciones comerciales de control de acceso. Y a medida que los precios bajen estos se convertirán en artículos de uso diario en la vida de más y más personas. [1]

1.6. Sistemas Biométricos Multimodal

El usar sistemas biométricos que utilizan una sola característica tienen ciertas limitaciones entre los que se encuentran: el ruido en los datos, los cuales pueden ser generados por condiciones ambientales, defectos del sensor o uso incorrecto del mismo, cicatrices, etc., además puede haber intrusos que intenten engañar al sistema, aunque estos ataques se dan generalmente en sistemas que utilizan datos biométricos como firmas o voz, ya que los rasgos físicos son susceptibles a

ataques del impostores, aunque se ha demostrado que es posible construir un dedo artificial para un sistema de verificación de huellas digitales, por ejemplo, aunque es obvio que se tuvo la ayuda del usuario legítimo.

Para superar dichas limitaciones se combinan más de un dato biométrico (por ejemplo rostro y geometría de la mano, o múltiples dedos de una persona) a este tipo de sistemas son conocidos como “Sistemas Biométricos Multimodal” (ver fig. 1.12). Algunos de estos sistemas pueden ser diseñados para funcionar con múltiples sensores, es decir, obtener de diferentes sensores el mismo dato biométrico y combinarlas sus resultados para realizar el reconocimiento.

Otra alternativa es adquirir múltiples características biométricas, por ejemplos huella digital y lector de iris, y combinarlos. Este tipo de sistema utiliza más de un sensor, lo que puede mejorar la exactitud y con una combinación de datos biométricos adecuada podemos tener un sistema más rápido.

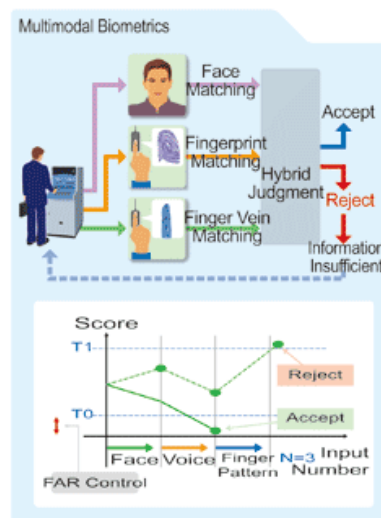


Fig. 1.12 Reconocimiento Biométrico Multimodal

El uso de sistemas Biométricos Multimodal reduce significativamente la tasa de error y provee una mayor seguridad contra intrusos. Sin embargo, esto puede incrementar considerablemente el precio del sistema, pues se requiere de múltiples sensores. Es por esta razón que se debe hacer un análisis acerca del tipo de aplicación y el nivel de seguridad requerido, ya que para aplicaciones comerciales de pequeña escala, quizás sea más recomendable continuar con el sistema biométrico tradicional (una sola característica). [1]

1.7. Sistemas comerciales

Entre los sistemas de Reconocimiento más populares en el mercado, tenemos los siguientes:

- Sistema de reconocimiento facial Verilook 3.0. Es un sistema creado por Neurotechnology, ofrece las capacidades de los sistemas de reconocimiento de rostro más avanzados a un costo muy razonable como son:
 - Confiabilidad. El algoritmo de Verilook 3.0 ha sido probado con las bases de datos de rostro estándar (FERET, XM2VTSDB y otras). Los resultados son de los mejores entre los sistemas de reconocimiento de rostro del Mercado.
 - Velocidad. El tiempo de enrolamiento de Verilook 3.0 es menor de 0.3 segundos y la velocidad de empareje es de 100,000 rostros por segundo en modo de identificación 1:N
 - Procesamiento de múltiples rostros. Verilook 3.0 detecta todos los rostros en una imagen y puede procesarlos todos simultáneamente.
 - Hardware no específico. La imagen del rostro puede ser obtenida de una cámara Web u otra cámara de bajo costo. El procesamiento y reconocimiento de la imagen son efectuados en una PC ordinaria

El algoritmo de reconocimiento de rostro de Verilook 3.0 implementa localización avanzada de rostro, enrolamiento y empareje usando algoritmos muy robustos de procesamiento de imágenes. Además proporciona localización de rostros en video, procesamiento simultaneo de múltiples rostros e identificación en un mismo cuadro, compara 100,000 rostros por segundo.

El modo de generalización de características crea una colección de características de diversas imágenes de rostro de la misma persona. Después cada imagen de rostro es procesada, las características son extraídas y la colección generada es analizada y combinada, posteriormente es almacenada en la base de datos. De esta forma la plantilla enrolada es más confiable y la calidad de reconocimiento se incrementa considerablemente. [14]

- El reconocimiento de huellas digitales es quizás el sistema biométrico más popular que hay en el mercado, en la actualidad existen un gran número de dispositivos para el reconocimiento de huellas digitales. Debido a lo anterior, el precio es cada vez más accesible y por lo tanto son cada vez más utilizados en sistemas de seguridad. Entre los más sobresalientes tenemos:

- o UF-100. El UF-100 (ver fig. 1.13a) es un lector óptico USB de huellas digitales de alto rendimiento fácilmente integrable a sistemas de autenticación o de seguridad. Lector UF-100 ideal para aplicaciones como control de asistencias, accesos, autorización de transacciones, acceso a redes y aplicaciones, impresión de credenciales con huella, etc. Además le proporciona las librerías necesarias para integrar el lector UF-100 a su aplicación reduciendo el tiempo de implementación. El costo de este dispositivo esta en \$2,472.50 [15]



Fig. 1.13 a) **Lector de huella digital.** b) **USB con lector de huella digital** c) **celular con rec. de huella digital**

- o One Touch Pro. El escáner One Touch es un periférico para PC'S diseñado ergonómicamente que combina hardware dependiente con software flexible, con el fin de adaptar seguridad biométrica al uso diario del PC. Con las librerías de desarrollo (SDK Gold o Platinum) se puede integrar el sensor de reconocimiento de huella en software comercial en tiempo record. [16]
- o Además esta tecnología se ha integrado a otros dispositivos como son memorias usb (ver fig. 1.14b), Mouse e incluso a celulares, como lo muestra la fig. 1.13c. [28]
- Lector de Iris. La empresa Jiris lanza el lector JPC-1500S, el cual vemos en la fig. 1.14, es un lector de iris que asegura ser más fiable que los lectores de huellas digitales. Este sistema se puede utilizar para evitar esas contraseñas que en tantos sitios nos piden, tan solo te pedirían “tu iris” para identificarte y poder acceder, claro que no se sabe hasta que punto ésto mantenga la privacidad. Lo genial de este aparato es que se conecta por USB y funciona bajo Windows. [17]



Fig. 1.14 Lector de Iris

- Reconocimiento de Voz. Entre las empresas que ofrecen esta tecnología de voz tenemos a Syntellect el cual es líder en reconocimiento de voz e implementación de software avanzado para contact centers. Ha desarrollado un alto grado de pericia a través de numerosos desarrollos comerciales de primera clase a gran escala, y cuentan con cientos de aplicaciones de voz en producción.
- Reconocimiento de Firmas. La compañía TOPAZ SYSTEMS se especializa en la manufactura de tabletas de firma (ver fig. 1.15) así como en el desarrollo de software de firma electrónica, para la captura, almacenamiento y verificación de firmas electrónicas en documentos digitales. Miles de negocios por todo el mundo ahorran tiempo y dinero reemplazando procesos basados en papel con firma electrónica y soluciones de documentos. [18]



Fig. 1.15 Tableta de firma electrónica

- Reconocimiento de la mano. El dispositivo Hand Punch mostrado en la fig. 1.16, se basa en la geometría de la mano, por lo que no importa si se manejan materiales que maltraten las manos, como puede ser la industria metalmecánica, imprentas, talleres, etc. Esto es importante porque no hay contacto físico entre la mano y el sensor y por lo tanto no hay desgaste inmediato del equipo. Esta disponible con capacidad para 50, 100, 512, 3000 o

33000 empleados, es rápido y fácil de usar y el tiempo para reconocer a un empleado es de 1 segundo. [19]



Fig. 1.16 Lector de la mano

Capítulo II. Reconocimiento humano basado en la mano

En este capítulo abordaremos el tema de reconocimiento humano basado en la mano, sus ventajas y limitaciones, los distintos métodos que se ha propuesto hasta el momento para resolver el problema del reconocimiento de la mano. Por ultimo, hacemos una revisión de la literatura actual.

El reconocimiento de la mano es una técnica biométrica que ha cobrado fuerza en los últimos años, ésta tiene ciertas ventajas sobre otros métodos biométricos, inicialmente la adquisición de los datos es menos incomoda en comparación con otros métodos como el iris, ADN, etc., no requiere imágenes de alta calidad ni aparatos costosos además es menos susceptible a variaciones intrínsecas. Los sistemas de reconocimiento de la mano obtienen sus muestras de distintas formas, algunos utilizan una cámara digital, otros un escáner común y algunos más diseñan su propio dispositivo (ver fig. 2.1). Además, los sistemas de reconocimiento de la mano son ampliamente usados para control de acceso y verificación de identidad. Las características extraídas de la mano son comparadas contra las almacenadas previamente en una base de datos para determinar la identidad de la persona.

Existen estudios previos acerca del reconocimiento de la mano, donde utilizan características geométricas, otros incluyen la forma de la silueta de la mano. Hay trabajos que extraen las líneas de la palma de la mano para ser utilizadas como características. Y otros más combinan la geometría de la mano junto con las líneas de la palma de la mano.



Fig. 2.1 Distintas formas de adquisición de la mano

Los sistemas que utilizan características geométricas de la mano toman medidas como el ancho y largo de los dedos, el ancho de la palma, ángulos entre los dedos, entre otros. La adquisición de las imágenes puede variar, algunos sistemas necesitan de punto de apoyo para fijar la posición de

la mano, mientras que otros no los requieren. El problemas con los puntos de apoyo, o también llamados estacas, es que algunas veces deforman la geometría de la mano, lo cual reduce la exactitud en la extracción de rasgos y el análisis.

En cambio hay métodos que utilizan las líneas o textura de la palma de la mano, las cuales son únicas para cada individuo. Para esto se requieren imágenes de alta calidad y el análisis de las imágenes lo realizan con técnicas como filtros de Gabor, wavelets, transformada de Fourier, entre otras.

Y un esquema más es el que utiliza la combinación de los dos anteriores, es decir, geometría y textura de la palma de la mano. En una sola imagen de alta calidad extraen las características tanto de la geometría de la mano así como las líneas de la palma de la mano. Después fusionan estos dos datos biométricos para obtener un sistema más robusto.

2.1. Reconocimiento humano usando Geometría de la mano

La geometría de la mano, como su nombre lo dice, se refiere a la estructura geométrica de la mano. Esta estructura incluye ancho de los dedos, ancho de la palma, grueso de la palma, longitud de los dedos, etc. Estas métricas no varían significativamente a través de la población, sin embargo, pueden ser usadas para verificar la identidad de un individuo.

Los sistemas basados en geometría de la mano no son nuevos y han estado disponibles desde los 70's. Sin embargo, no hay mucha literatura abierta dirigida a la investigación de verificación y autenticación basados en geometría de la mano. Muchos de los trabajos actuales estan en forma de patentes o descripción de aplicaciones orientadas. [2]

La geometría de la mano ha sido usada para verificación y algunas veces para identificación biométrica porque es de adquisición cómoda y tiene buena ejecución en verificación e identificación. Tradicionalmente se utilizan las estacas para fijar el lugar de la mano, el largo, ancho y grueso de la mano son tomados como rasgos, el contorno de la mano es extraído y representado por un grupo de puntos, los cuales sirven como rasgos en el proceso de reconocimiento.

Las primeras aplicaciones de reconocimiento humano de la mano fueron para el control de acceso a edificios, recursos, etc. Además de bajo costo, la alta rapidez de procesamiento y la interfaz amigable con el usuario hacen de este tipo de sistemas uno de los accesibles en el mercado.

Sin embargo, como todo sistema biométrico, el reconocimiento de la mano enfrenta ciertas dificultades. Inicialmente las medidas utilizadas pueden no ser únicas y generar confusiones en la fase de reconocimiento. Por ejemplo, si el sujeto sube o baja de peso drásticamente.

La aproximación que utiliza estacas se enfrentan al ruido que estas pueden ocasionar en la imagen. A pesar de que ayudan a fijar la mano en una posición, las estacas pueden ser tomadas como parte de alguna distancia y entonces generar errores al momento del reconocimiento.

En cambio, las aproximaciones que evitan el uso de estacas requieren de procesamiento más complicado como rotación, traslado, etc., para colocar la mano a una posición determinada y así facilitar la comparación con las almacenadas en la base de datos.

A pesar de que los sistemas biométricos se distinguen por proporcionar un alto grado de seguridad, ya que dejan de lado las contraseñas, tarjetas, etc., los sistemas de reconocimiento de la mano pueden ser objeto de falsificaciones o ataques de intrusos. En [19], muestran dos maneras de engañar a un dispositivo de reconocimiento de la mano (HandKey II). En la primera aproximación, crean un molde de yeso con las estacas fijas como en el dispositivo, colocan la mano real y crean un molde el cual es muy similar a la mano real. En la segunda aproximación, copian la silueta de la mano en un papel y la pintan de negro.

Con ambas aproximación pudieron engañar al sistema obteniendo una correcta verificación para los cinco usuarios con los que hicieron pruebas.

2.2. Trabajo relacionado

Entre los trabajos existentes en la literatura, tenemos que en [3] presentan un nuevo sistema de reconocimiento de la mano, sin la necesidad de usar estacas y tiene una simple interfase de adquisición. El usuario puede colocar sus manos en una forma arbitraria y puede tener varios ángulos extendidos entre los 5 dedos. La geometría y forma significativa son extraídas de las imágenes las cuales son usadas para alineación de la mano y reconocimiento de la geometría de la mano. El sistema ofrece una buena tasa de reconocimiento. Para la adquisición de las imágenes se usa un simple scanner, las manos de los participantes son colocadas aleatoriamente y escaneadas con un fondo negro usando 150 dpi de calidad. De las imágenes se obtiene la longitud de los cinco dedos, el ancho de los cuatro dedos (excepto el pulgar) la forma de la región de los tres dedos de en medio, entre otros. Los rasgos extraídos, mostrados en la fig. 2.1, son puestos dentro de dos grupos, grupo 1 consiste de 13 medidas de los dedos y el grupo 2 consiste de las tres regiones de los dedos intermedios.

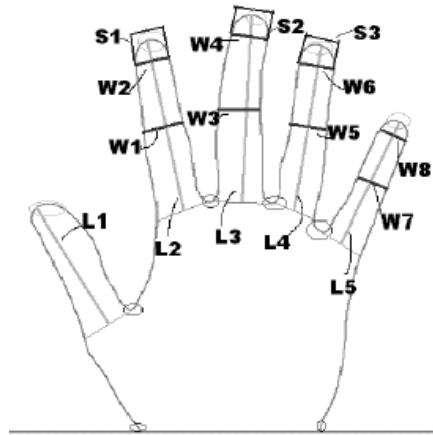


Fig. 2.1 Definición de los rasgos de la mano

En contraste, en [2] se implementa un sistema que requiere de estacas para fijar la mano al momento de adquirir la imagen de la mano. El sistema utiliza una fuente de luz, una cámara, un espejo y una superficie plana (con cinco estacas sobre ella). El usuario coloca la palma de su mano en la superficie del dispositivo. Las cinco estacas sirven como puntos de control para una apropiada colocación de la mano derecha del usuario. Obtiene la imagen capturada a una resolución de 640 x 480 en escala de grises. Para la extracción de rasgos toman los rasgos típicos que incluyen largo y ancho de los dedos, aspectos de la palma o dedos, grueso de la palma, etc. En la figura 2.3 se muestran los rasgos que han sido calculados. La mano es representada como un vector de las medidas seleccionadas.

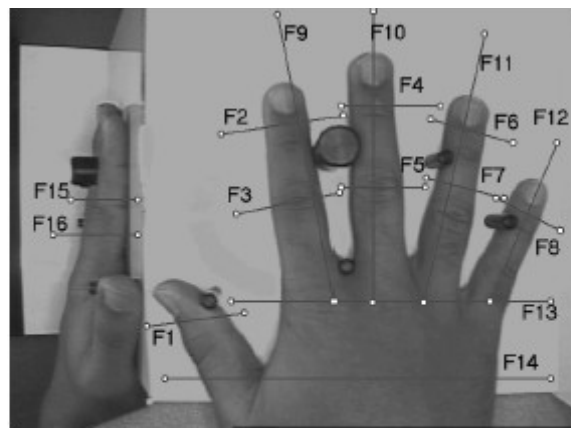


Fig. 2.3 Rasgos que serán medidos

El sistema tiene dos fases: enrolamiento que incluye uno de las dos siguientes tareas:

- i) Agregar un nuevo usuario a la base de datos y ii) actualizar al vector de rasgos de un usuario.
- Durante esta fase, cinco imágenes de la misma mano son tomadas en sucesivo, las cuales son

usadas para procesar el vector de rasgos de la mano dada. Reprocesar el vector de rasgos involucra promediar los valores de los rasgos. La segunda fase es la verificación. Esta consiste en comparar una mano dada con una persona previamente enrolada en el sistema.

Otro método es mostrado en [4] donde utiliza la técnica GMM (Gaussian Mixture Modelling). Para obtener el vector de rasgos de la mano del usuario primero se obtiene una imagen. Esta es preprocesada para que se adapte a las necesidades especiales del bloque de extracción de rasgos. La imagen de la mano es tomada usando una cámara CCD de baja resolución. La mano es colocada en una plataforma guiada por 6 topes. Un espejo es colocado al lado de la plataforma para obtener una muestra de la mano y calcular más medidas. Después de esto, la imagen es procesada para obtener el perfil de la palma y la vista de lado de la mano. El filtro de Sobel es aplicado para detectar los principales bordes de la imagen, de esta se obtiene un conjunto de 25 rasgos incluyendo el ancho de 4 dedos (excluyendo el pulgar), ancho de la palma, largo de la palma, dedo medio y dedo pequeño, entre otros.

En [20] proponen un nuevo método basado en la apariencia global de la mano, es decir, utilizan tanto la geometría como la textura de la palma de la mano para realizar las tareas de verificación e identificación (ver fig.2.4). En esta aproximación crean un esquema de normalización muy exacto, en donde no importa la posición en la cual fue capturada la imagen de la mano, ellos las colocan en orientación estándar. Para ello realizan algunos pasos como son la segmentación de la mano, rotación y traslación de la mano a una posición estándar, entre otros. Para la parte del reconocimiento de la textura de la palma de la mano, usan técnicas estadísticas como Análisis de Componentes Principales y Análisis de Componentes Independientes.

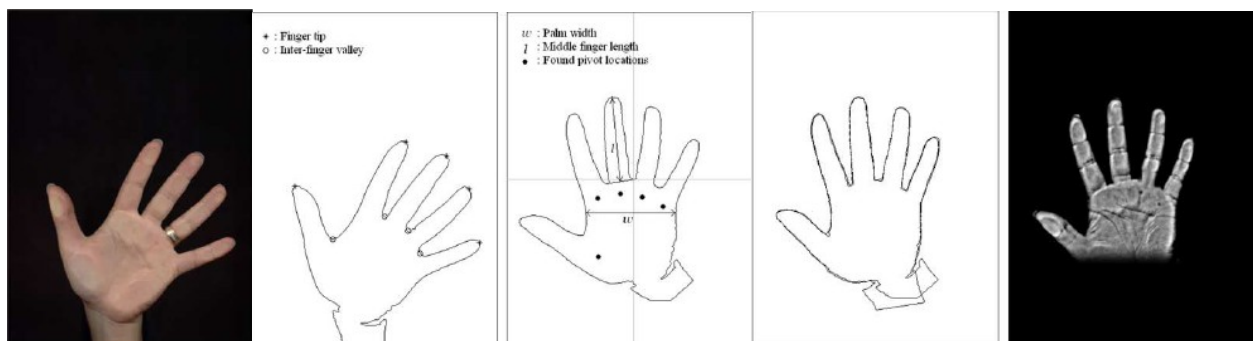


Fig. 2.4 Fases para la normalización y extracción de características.

La base de datos con la que se trabajó cuenta con una población de 458 personas, lo cual es mayor que las utilizadas en los trabajos publicados y además se analizan el reconocimiento utilizando la mano derecha e izquierda, por lo que se tomaron muestras de ambas manos.

Una aproximación similar la vemos en [21], donde también fusionan dos características biométricas, como lo son la textura y la geometría de la mano. Los datos biométricos pueden ser obtenidos de una sola imagen por lo que el usuario no requiere pasar por distintos sensores. La fusión de estas dos características hace al sistema más robusto contra falsificación de la mano, como se muestra en [19]. Las imágenes son tomadas de una cámara digital común en escala de grises de donde se extrae automáticamente la textura y la geometría de la mano. Este sistema no utiliza estacas, por lo que las imágenes tienen que ser alineadas en una dirección. Para cada imagen, se obtienen las características tanto de la geometría como la textura de la palma de la mano, y se utiliza un clasificador para cada conjunto de características. Después se fusionan ambos métodos para tomar una decisión final acerca de la legitimidad del usuario. La base de datos cuenta con 1000 muestras tomadas de 100 usuarios, de cada usuario se tomaron 10 muestras. Los resultados fueron muy favorecedores y con ello se demuestra que la integración de dos características biométricas tiene mejor ejecución que el que pudiera lograrse con solo uno.

Capitulo III. Planteamiento del Problema y Análisis

En éste capitulo mostramos una descripción del problema que aborda este trabajo, los objetivos y análisis de la solución propuesta.

3.1. Problemática

En la actualidad existe una gran variedad de sistemas que requieren mayor seguridad para acceder a sus recursos o servicios. Estos sistemas necesitan asegurar que los servicios solicitados sean dados solo a usuarios autorizados. Una opción viable que garantice el acceso exclusivo es utilizar Reconocimiento biométrico, el cual se basa en el reconocimiento automático de un individuo basado en sus características físicas o de comportamiento.

Existen múltiples características humanas que pueden ser utilizadas como datos biométricos, pero algunos de ellos requieren dispositivos costosos, tales como el scanner de iris, huella digital, entre otros. Sin embargo, podemos desarrollar un sistema confiable y bajo costo capaz de reconocer a un individuo utilizando alguna de sus características físicas, con dispositivos comunes como una cámara digital.

A pesar de las limitaciones, los sistemas de reconocimiento de la mano tienen como ventajas el hecho de que son sencillos y aceptados por los usuarios. A diferencia de otros métodos como iris o retina, no es invasivo y las características son permanentes a menos que el usuario suba o baje drásticamente de peso o en el peor de los casos se le ampute la mano.

3.2. Objetivos

- Identificar a un individuo por medio de sus características físicas, en particular utilizando la geometría de la mano.
- Identificar a un individuo sin utilizar dispositivos especiales y costosos.
- Definir las características a extraer de las imágenes obtenidas de la mano.
- Diseñar un dispositivo que facilite la obtención y procesamiento de las imágenes de la mano.

3.3. Metodología

El presente trabajo implementa un sistema de reconocimiento humano basado en la geometría de la mano. Se decidió utilizar este esquema porque no hay tantas complicaciones al momento de obtener la imagen, pues la mano no cambia tan radicalmente como pudiera pasar en otros datos biométricos como los rostros, por ejemplo. El problema más relevante es la posición de la mano al momento de obtener la imagen. Sin embargo, este inconveniente se soluciona agregando algunos puntos de apoyo en el dispositivo que nos ayudará a estandarizar la imagen, para así obligar al usuario a tener una posición fija al momento de tomar la foto. Para esto nos basaremos en el modelo propuesto por [2]. El diseño del dispositivo es relativamente fácil y el material requerido es económico. Por lo tanto, no es necesario el uso de dispositivos costosos para implementación del sistema.

El diagrama a bloques del sistema propuesto se muestra en la figura 3.

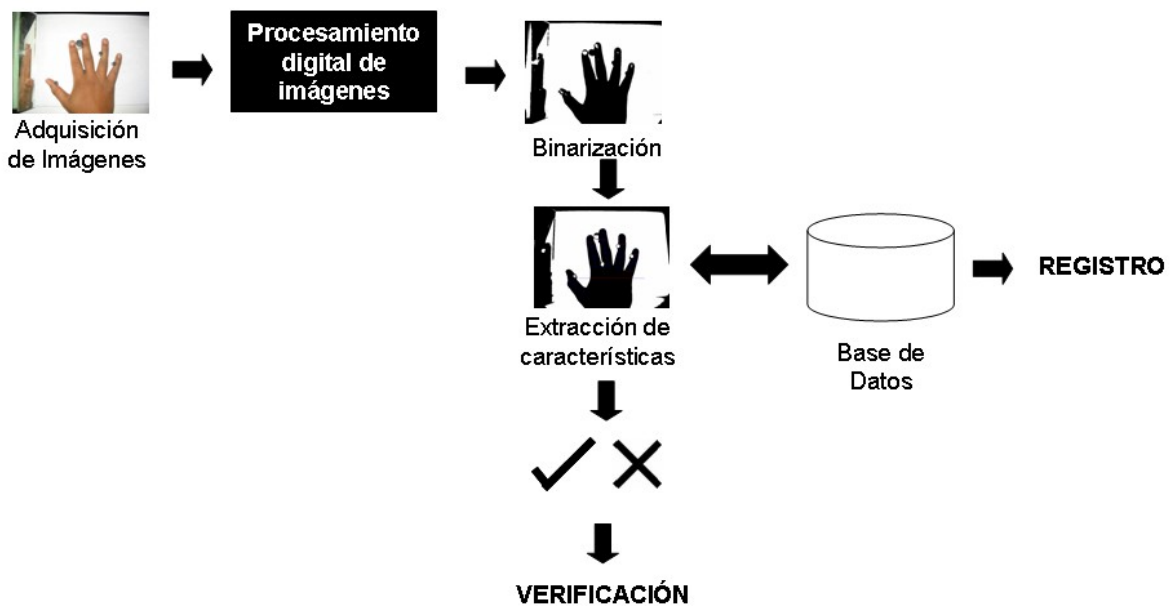


Fig. 3.1 Diagrama a bloques del sistema.

Para la adquisición de las imágenes se implementó un dispositivo con cinco puntos de apoyo que ayudan fijar la mano en una posición estándar, lo cual facilita el proceso de extracción de características. La imagen es tomada con una cámara digital de 3.2 mega píxeles a una resolución

de 1024 x 768. Después se utilizan una serie de métodos tales como contraste y brillo, para mejorar la imagen tomada. Entonces se procede a binarizar la imagen de acuerdo a un umbral adecuado y se procede a extraer las características, para esto se definió una serie de medidas que incluyen largo y ancho de los dedos, aspectos de la palma o dedos, grueso de la palma, etc. En la figura 3.2 se muestran los puntos que serán tomados en cuenta. Los cinco puntos de apoyo sirven fijar la mano y ubicar la posición de los dedos. Todo lo anterior se explica más detalladamente en la siguiente sección. Con estas distancias obtenidas que construye un vector, al cual llamamos vector de características, éste lo utilizaremos como representación de la mano.

Como estudiamos en el capítulo I, un sistema biométrico cuenta con dos fases, registro y reconocimiento. Dependiendo de la fase del sistema, si la imagen procesada se utiliza para registro, el vector de características es almacenado. Así, dichas características serán utilizadas posteriormente para la fase de reconocimiento.

De lo contrario, si la imagen procesada se utiliza para reconocimiento, entonces el vector de características se compara con cada uno de los vectores de características almacenados previamente. Para entonces se decide si es o no un usuario legítimo.

3.1.1. Descripción de las características

Como ya se mencionó previamente, la mano será representada como un vector de las medidas. En la figura 3.2 podemos observarlas, se calcularon veinte y ocho distancias de la mano, donde: la línea formada por los puntos $(n1, p1)$ indica el ancho de la palma. La línea representada por los puntos $(n2, m2)$ indican el largo del dedo pulgar. Los puntos $(a2, b2)$, $(c2, d2)$, $(e2, f2)$ y $(g2, h2)$ representan el largo de los dedos índice, medio, anular y meñique, respectivamente. La línea $(b3, a3)$ representa el ancho del dedo pulgar. Para cada dedo tenemos tres líneas que miden el ancho de los cuatro dedos restantes. Líneas como $(c1, d1)$, $(e1, f1)$ y $(g1, h1)$ fueron obtenidas a partir de los puntos de apoyo o estacas.

Las líneas restantes fueron obtenidas a partir de las líneas generadas del largo de los dedos, los cuales se dividen en tres partes iguales. A partir de ahí, se generan las líneas $(c3, d3)$, $(e3, f3)$, $(g3, h3)$, $(i3, j3)$, $(m3, n3)$, $(k3, l3)$, $(q3, r3)$, $(o3, p3)$ de los dedos índice, anular medio y meñique. Para el pulgar, el segmento se divide a la mitad, por lo que se genera la línea $(a3, b3)$. Con estas distancias, las cuales están enumeradas en la fig. 3.3, se completa el vector de características que nos hará saber si el usuario es legítimo o no.

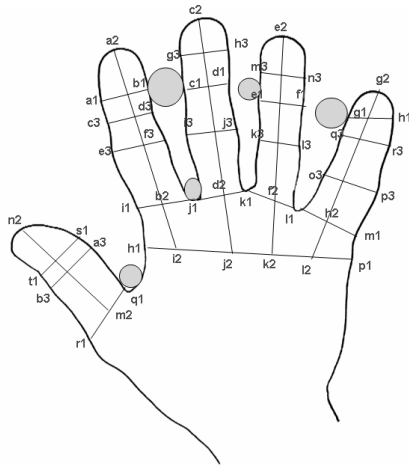


Fig. 3.2 Características definidas

Inicialmente se definieron más distancias, sin embargo, se fueron eliminando poco a poco algunas debido a la poca información que proporcionan y otras porque se confundían con el ruido que dejan las estacas.

| Característica | Distancia |
|----------------|-----------|
| 1 | (a1 – b1) |
| 2 | (c3 – d3) |
| 3 | (e3 – f3) |
| 4 | (i1 – j1) |
| 5 | (a2 – b2) |
| 6 | (a2 – i2) |
| 7 | (g3 – h3) |
| 8 | (c1 – d1) |
| 9 | (i3 – j3) |
| 10 | (j1 – k1) |
| 11 | (c2 – d2) |
| 12 | (c2 – j2) |
| 13 | (m3 – n3) |
| 14 | (e1 – f1) |
| 15 | (k3 – l3) |
| 16 | (k1 – l1) |
| 17 | (e2 – f2) |
| 18 | (e2 – k2) |
| 19 | (g1 – h1) |

| Característica | Distancia |
|----------------|-----------|
| 20 | (q3 – r3) |
| 21 | (o3 – p3) |
| 22 | (l1 – m1) |
| 23 | (g2 – h2) |
| 24 | (g2 – l2) |
| 25 | (b3 – a3) |
| 26 | (r1 – q1) |
| 27 | (n2 – m2) |
| 28 | (n1 – p1) |

Fig.3.3 Distancias extraídas de la mano

Por ultimo, cabe resaltar que las fotos serán tomadas por medio de una cámara digital fija, con la iluminación adecuada, para que no afecte la imagen. Las distancias que se muestran en la fig. 3.3 serán obtenidos automáticamente ayudados por los puntos de apoyo.

Capítulo IV. Diseño e Implementación

En este capítulo mostraremos finalmente la implementación que hemos llevado a cabo del sistema, el cual se encarga de reconocer a una persona mediante la estructura geométrica de la mano. Resolvemos el problema definiendo una serie de características obtenidas de la mano. En el capítulo anterior estudiamos las características elegidas.

4.1. Adquisición de las Imágenes

El modelo elegido requiere que la mano quede fija mediante la ayuda de algunos puntos de apoyo. Por lo cual se diseñó y creó un dispositivo sencillo (ver Fig. 4.1) el cual tiene los cinco puntos de apoyo o estacas, las cuales ayudan a fijar la mano y además son útiles para ubicar la posición de los dedos en la imagen. La parte superior de la estaca fue pintada de negro para facilitar su localización en la imagen. El fondo del dispositivo se pintó de blanco para que la mano contraste en la imagen.

La adquisición de nuestras imágenes es simple, la cámara digital utilizada fue una Canon a 3.2 mega píxeles con una resolución de 1024 x 768. Las imágenes fueron tomadas en un ambiente exterior y no fue necesario fijar la cámara.

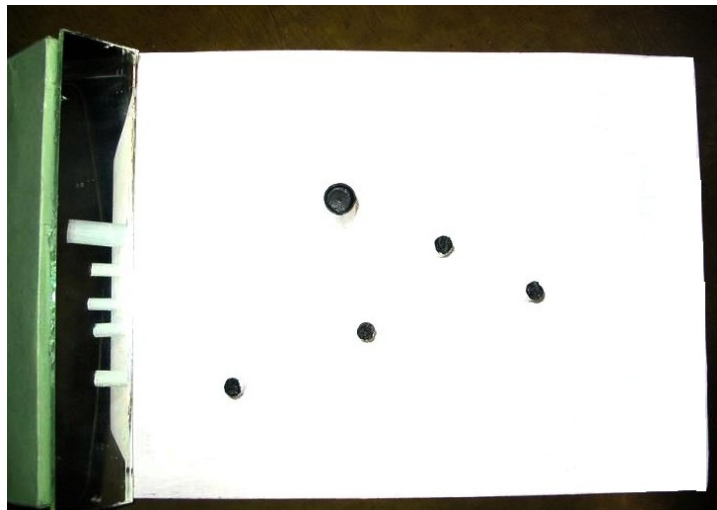


Fig. 4.1 Prototipo

4.2. Procesamiento digital de imágenes

Las imágenes obtenidas se estandarizan a un tamaño de 800x600, además se aplicaron algunos filtros para mejorar la calidad de la imagen, como fueron contraste, sigmoide, mediana y media gaussiana.

Después se hizo un recorrido de izquierda a derecha por toda la imagen para encontrar los cinco puntos de apoyo, descritos arriba. Una vez localizado algún punto de apoyo o estaca, se almacena su ubicación y se buscan los demás píxeles que forman parte de la estaca. Entonces se pintan de blanco para evitar ruido al momento de extraer las características. Ya ubicadas cada una de las estacas en la imagen se procede a binarizar la imagen, de acuerdo a la fórmula:

$$z' = \begin{cases} 0 & \text{si } z < a \\ 1 & \text{si } z \geq a \end{cases}$$

Con la imagen binaria procedemos a localizar cada uno de los puntos definidos en la fig. 3.2, para después obtener las distancias que nos servirán de características para el reconocimiento (ver la fig. 4.2).

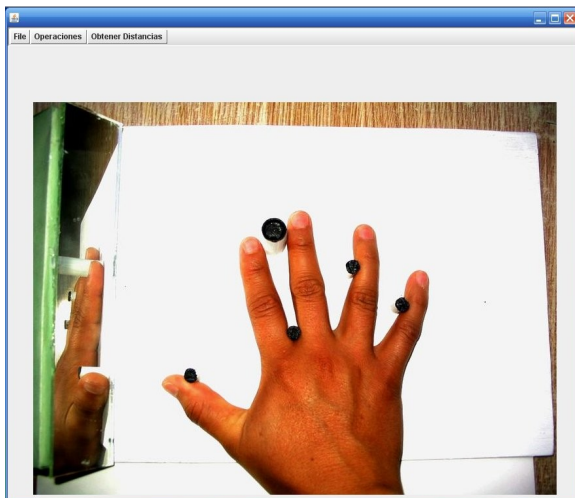
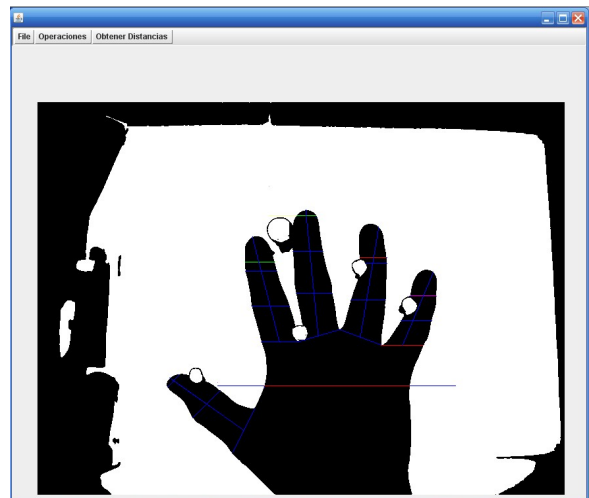


Fig. 4.2 a) Imagen de la Mano



b) Imagen de la Mano binaria

4.3. Extracción de Características

Para obtener cada una de las distancias descritas en la figura 3.3 del capítulo 3, se hizo lo siguiente: inicialmente se localizó cada estaca, las cuales están numeradas del 1-5. De la estaca 1 y 4 obtenemos el ancho superior e inferior del dedo índice y medio, de la estaca 2 y 3 el ancho superior del dedo anular y meñique. Y por últimos de la estaca 5 obtenemos la ancho de la palma y el ancho del dedo pulgar. Con el ancho superior e inferior de cada dedo se obtiene el punto medio de cada ancho y se traza una línea desde el ancho de la palma pasando por el ancho inferior del dedo hasta la punta del dedo que nos servirá como medida del largo del dedo. Una vez trazada esta línea en todos los dedos menos el pulgar se divide esta línea en tres segmentos iguales y a partir de estos se trazan tres líneas que serán parte del vector de características.

Para el dedo pulgar, se traza una línea paralela a la línea encontrada con ayuda de la estaca 5 y se obtiene el punto medio de cada una de estas líneas y se traza la línea que medirá el largo del dedo pulgar. Después del procesamiento anterior, se obtienen en total veinte y ocho distancias como se muestra en la figura 3.3. Para calcular las medidas se utilizó la distancia euclidiana, de acuerdo a la formula:

$$d(x, y) = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}$$

Con cada una de estas distancias, las cuales están descritas en la fig. 3.3, se formará el vector de características que servirá más adelante en el proceso de verificación. La cantidad total de distancias calculados son 28, sin embargo, para normalizar se dividió cada una de las distancias entre el ancho de la palma. De esta manera, consideramos que aunque la cámara se mueva, la relación entre las distancias definidas y la palma de la mano son constantes.

4.4. Reconocimiento utilizando naive Bayes

Un clasificador Bayesiano "naive" es una clasificador probabilístico que se basa en aplicar el Teorema de Bayes. Se utiliza cuando queremos clasificar una instancia descrita por un conjunto de atributos (a_i 's) en un conjunto finito de clases (V). Éste asume que los valores de los atributos son condicionalmente independientes dado el valor de la clase (ver fig. 4.3) [25].

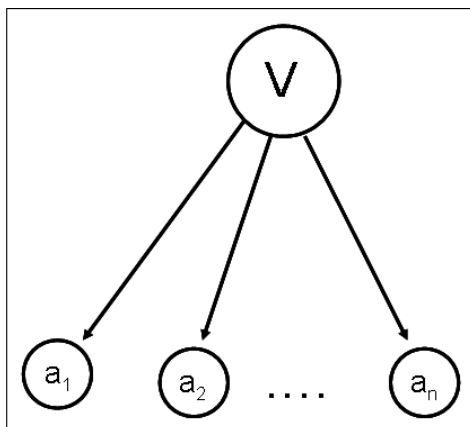


Fig. 4.3 Modelo naive Bayes

Para clasificar un nuevo ejemplo, como ya se dijo, el clasificador naive Bayes combina el modelo de Bayes junto con una regla de decisión. La regla de decisión comúnmente utilizada es elegir la hipótesis más probable, llamada *Maximum A Posterior* o regla de decisión MAP, entonces:

$$vMAP = \arg \max_{v_j \in V} (P(v_j | a_1, \dots, a_n))$$

Por el teorema de Bayes:

$$vMAP = \arg \max_{v_j \in V} \left(\frac{P(a_1, \dots, a_n | v_j) P(v_j)}{P(a_1, \dots, a_n)} \right) = \arg \max_{v_j \in V} (P(a_1, \dots, a_n | v_j) P(v_j))$$

donde $\arg \max_{v_j \in V}$, es el valor $v_j \in V$ para el cual $(P(a_1, \dots, a_n | v_j) P(v_j))$ tiene el valor más grande.

El clasificador Bayesiana *naive* asume que los valores de los atributos son condicionalmente independientes dado el valor de la clase.

O sea: $P(a_1, \dots, a_n | v_j) = \prod_i P(a_i | v_j)$

Por lo que:

$$vNB = \arg \max_{v_j \in V} (P(v_j) \prod_i P(a_i | v_j))$$

Los valores $P(a_i | v_j)$ se estiman con la frecuencia de los datos observados.

Entre las ventajas que nos ofrece este clasificador, tenemos:

- Bajo tiempo de clasificación
- Bajo tiempo de aprendizaje
- Bajos requerimientos de memoria
- “Sencillez”

- Buenos resultados en muchos dominios

Veamos un ejemplo:

Dado el conjunto mostrado en la tabla 4.1, supongamos que tenemos el siguiente ejemplo que lo queremos clasificar con un naive Bayes [25]:

y_1 : (Ambiente=soleado, Temperatura=baja, Humedad=alta, Viento=si)

| Ambiente | Temp | Humedad | Viento | Clase |
|----------|-------|---------|--------|-------|
| soleado | alta | alta | no | N |
| soleado | alta | alta | si | N |
| nublado | alta | alta | no | P |
| lluvia | media | alta | no | P |
| lluvia | baja | normal | no | P |
| lluvia | baja | normal | si | N |
| nublado | baja | normal | si | P |
| soleado | media | alta | no | N |
| soleado | baja | normal | no | P |
| lluvia | media | normal | no | P |
| soleado | media | normal | si | P |
| nublado | media | alta | si | P |
| nublado | alta | normal | no | P |
| lluvia | media | alta | si | N |

Tabla 4.1. Ejemplos para decidir si jugar o no golf

$$v_{NB} = \operatorname{argmax}_{v_j \in \{P, N\}} P(v_j) P(\text{Ambiente} = \text{soleado} \mid v_j) P(\text{Temperatura} = \text{baja} \mid v_j) P(\text{Humedad} = \text{alta} \mid v_j) P(\text{Viento} = \text{si} \mid v_j)$$

$$P(\text{clase} = P) = 9 / 14$$

$$P(\text{clase} = N) = 6 / 14$$

$$P(\text{Viento} = \text{si} \mid P) = 3 / 9 = 0.33$$

$$P(\text{Viento} = \text{si} \mid N) = 3 / 5 = 0.60$$



$$P(P) P(\text{soleado} \mid P) P(\text{baja} \mid P) P(\text{alta} \mid P) P(\text{si} \mid P) = 0.0053$$

$$P(N) P(\text{soleado} \mid N) P(\text{baja} \mid N) P(\text{alta} \mid N) P(\text{si} \mid N) = 0.0206$$

Por lo que la clase asignada será *N*.

4.5. Reconocimiento utilizando KNN

K-NN (k vecinos más cercanos) es uno de los clasificadores más utilizados por su simplicidad. El proceso de aprendizaje de este clasificador consiste en almacenar una tabla con los ejemplos disponibles, junto a la clase asociada a cada uno de ellos. Ante un nuevo ejemplo a clasificar, se calcula su distancia (usaremos la Euclidiana, ver 1) con respecto a los *n* ejemplos existentes en la tabla, y se consideran los *k* más cercanos.

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - x_j)^2} \dots\dots\dots 1$$

Donde x_i es un vector que contiene los atributos del *i-esimo* ejemplo.

El nuevo ejemplo se clasifica según la clase mayoritaria de los *k* ejemplos más cercanos. [24]

El método K-NN se resume en dos pasos:

1. *Entrenamiento:*

Almacena todos los ejemplos de entrenamiento $(x, f(x))$

2. *Clasificación:*

Dada una instancia x_q :

Sean x_1, \dots, x_k los k vecinos más cercanos a x_q

Entonces $f(q) = \arg \max_{v \in V} \sum_{i=1}^k \delta(v, f(x_i))$

Donde: $\delta(a, b) = 1$ si $a = b$ y 0 en caso contrario

Un extensión obvia al algoritmo es pesar las clasificaciones de los vecinos de acuerdo a su distancia con el objeto a clasificar (la clasificación de vecinos más cercanos tienen más peso).

Para clases discretas:

$$f(x_q) = \arg \max_{v \in V} \sum_{i=1}^k w_i \delta(v, f(x_i))$$

Donde: $w_i = \frac{1}{d(x_q, x_i)^2}$ (si la distancia es 0 entonces $w = 0$)

Una suposición es que los vecinos más cercanos nos dan la mejor clasificación y esto se hace utilizando todos los atributos. El problema es que es posible que se tengan muchos atributos irrelevantes que dominen sobre la clasificación. Una posibilidad es pesar las distancias de cada atributo, dándole más peso a los atributos más relevantes. Otra posibilidad es tratar de determinar estos pesos con ejemplos conocidos de entrenamiento. Alterando los pesos para minimizar el error. Finalmente, también se pueden eliminar los atributos que se consideran irrelevantes. [24]

Veamos un ejemplo sencillo:

Dado el siguiente conjunto con 4 instancias, 3 atributos y 2 clases:

| | A1 | A2 | A3 | Clase |
|-------|-----|-----|-----|----------|
| x_1 | 0.4 | 0.8 | 0.2 | Positiva |
| x_2 | 0.2 | 0.7 | 0.9 | Positiva |
| x_3 | 0.9 | 0.8 | 0.9 | Negativa |
| x_4 | 0.8 | 0.1 | 0.0 | Negativa |

Queremos clasificar con 1-NN el siguiente ejemplo:

$$y_1: \mathbf{0.7 \ 0.2 \ 0.16}$$

Calculamos la distancia del ejemplo con todos los del conjunto:

$$d(x_1, y_1) = \sqrt{(0.4 - 0.7)^2 + (0.8 - 0.2)^2 + (0.2 - 0.16)^2} = 0.678$$

$$d(x_2, y_1) = \sqrt{(0.2 - 0.7)^2 + (0.7 - 0.2)^2 + (0.9 - 0.16)^2} = 1.068$$

$$d(x_3, y_1) = \sqrt{(0.9 - 0.7)^2 + (0.8 - 0.2)^2 + (0.9 - 0.16)^2} = 1.020$$

$$d(x_4, y_1) = \sqrt{(0.8 - 0.7)^2 + (0.1 - 0.2)^2 + (0.0 - 0.16)^2} = 0.173$$

Por lo tanto, el ejemplo se clasificará con respecto a la clase *negativa*.

4.6. Implementación del clasificador

Para la implementación de los clasificadores que nos ayudarán en la etapa de reconocimiento, se utilizó un toolbox de matlab llamado *prtools*. Este toolbox tiene implementado una amplia variedad de algoritmos y métodos muy comunes en reconocimiento de patrones. Fue desarrollado por Delft Pattern Recognition Group en Delft University of Technology [21].

Nuestra aplicación esta implementada en Java, sin embargo en [26] se proporciona una manera sencilla de conectar a Java con Matlab. De esta manera, la fase de reconocimiento la desarrollamos en Matlab.

El código que implementa el clasificador utilizando el algoritmo K-NN se muestra a continuación:

```
function res = clasifica()
    addpath('C:\MATLAB7\toolbox\prtools');
    [data] = textread('distancias.data', '', 'delimiter', ',');
    [m n] = size(data);

    for i=2 : n
        k(i-1) = i;
```

```

end;
u=1;
for i=1:m/2 %para la clase
    for j=1 : 2
        class(u)=i; u=u+1;
    end;
end
%construimos el dataset
d = data(:, k); %quitamos la primera
t = dataset(d, class'); % creamos el conjunto de datos de entrenamiento
t = set(t,'PRIOR',0); % asignamos prioridad a las clases, en este caso 0

prueba = textread('prueba.data','','delimiter',' ');
pr = prueba(:, k);
p = dataset(pr, 1); % construimos el conjunto de prueba
p = set(p,'PRIOR',0);

W = knnc(t, 1); % entrenamos el clasificador con knn donde k=1;

r1 = p*W; % probamos con el conjunto de prueba
labell = r1*labeld; % obtenemos la clase asignada
res = labell;

```

Capítulo V. Ejemplos y Pruebas

En este capítulo se explica la base de datos utilizada, la manera en que se realizaron los experimentos, el conjunto de datos construido y los resultados obtenidos para cada uno de los experimentos.

4.1. Base de Datos de la mano

En la actualidad existen pocas bases de datos de manos disponibles para investigación, una de ellas es la del Centro de Investigación Casia, el cual pone a disposición de los investigadores mediante una solicitud, una extensa base de datos de manos las cuales fueron tomadas por una web-cam y estas imágenes son libres de estacas o puntos de apoyo. Debido a esta limitante la mayor parte personas interesadas en investigación de geometría de la mano, construyen su propia base de datos para probar sus algoritmos desarrollados.

Desgraciadamente, debido a las características en las que fueron tomadas las imágenes de Casia, éstas no son útiles para nuestro sistema, por lo que siguiendo el ejemplo de la mayoría de las publicaciones, construimos una pequeña base de datos. Esta nos servirá para probar el desempeño del sistema desarrollado.

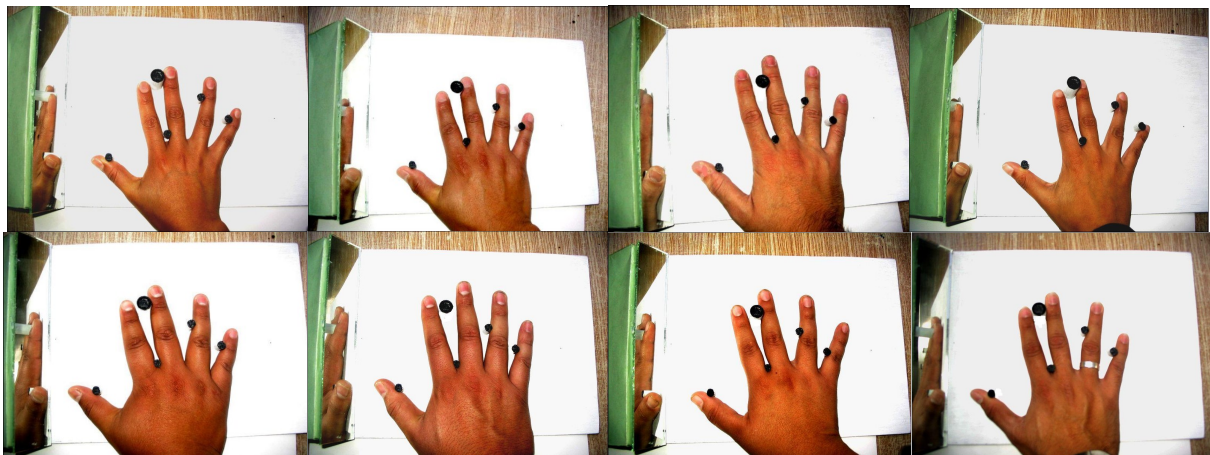


Fig. 5.1 Imágenes de manos de distintas personas

Las muestras de las imágenes de la mano fueron obtenidas de alumnos de la Facultad de Ciencias de la Computación, en la Universidad Autónoma de Puebla. Las fotos fueron tomadas en un ambiente exterior y la cámara no estuvo fija. En total se tiene 20 personas, y por cada persona se

tomaron dos fotos. La parte de procesamiento de imágenes, binarización y extracción de características fue programada en Java 1.6 y netbeans 5.5. Para el procesamiento de imágenes se hizo uso de las librerías disponibles para procesamiento de imágenes y se programaron las operaciones a nivel de píxel necesarias para el funcionamiento del sistema. Para la etapa de clasificación, se utilizó el toolbox de matlab “prtools”, el cual proporciona una serie de clasificadores entre ellos los que nos interesan, como son Naive Bayes y Vecino más Cercano (KNN). La interfaz JMatLink [26], se utilizó para poder ejecutar los programas de Matlab desde la aplicación en Java.

4.2. Experimentos

Como se muestra en la fig. 3.2 del capítulo 3, las medidas extraídas de la mano son los atributos que nos servirán para realizar el reconocimiento. En total se tienen 28 medidas, incluyendo el ancho de la palma de la mano. Sin embargo esta última se elimina, pues se divide el resto de los 27 distancias entre el ancho de la palma para así normalizar las distancias extraídas. De las 28 distancias, se seleccionaron 20 con el criterio de que estas 20 son las menos afectadas por el ruido que pudieran ocasionar los puntos de apoyo o estacas. Por último se agregó más información calculando 16 distancias más, derivadas de los puntos localizados en la mano (ver fig. 3.2), obteniendo un total de 44 distancias o atributos. Estas se muestran en la figura 5.2

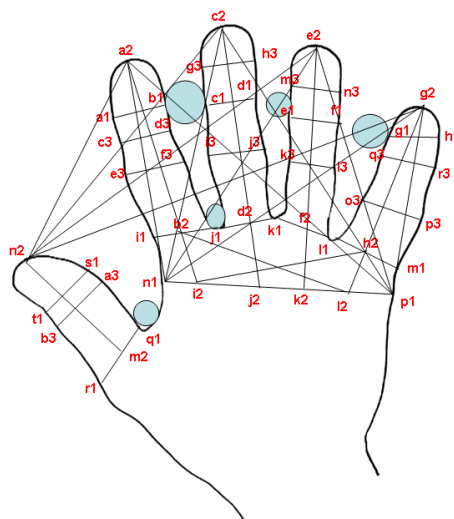


Fig. 5.2. Distancias adicionales

Se realizaron dos tipos de experimentos y para cada uno se probó nuestro método utilizando 20, 28 y 44 distancias o atributos.

En el primer experimento se tomaron todas las imágenes excepto una y con estas imágenes construimos el conjunto de entrenamiento. La imagen que dejamos fuera, la tomamos como la imagen a clasificar o imagen de prueba. A la imagen de prueba se le asigna la clase de acuerdo al clasificador. Este proceso se repite N veces, donde N es el número de imágenes. El porcentaje de acierto se calcula de acuerdo al número de imágenes clasificadas correctamente. El clasificador utilizado fue Naive Bayes, se hicieron pruebas con distinto número de personas y los resultados fueron muy favorables obteniendo un porcentaje de clasificación del 100%. Los resultados se muestran en la tabla 1.

| Clasificador | Num. de personas | Error con 20 distancias | Error con 28 distancias | Error con 44 distancias |
|--------------|------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|
| Naive Bayes | 5 | 1 | 0 | 0 |
| | 10 | 1 | 0 | 0 |
| | 15 | 1 | 0 | 0 |
| | 20 | 3 | 0 | 0 |

Tabla 1 . Resultados con 20, 28 y 44 distancias

Como nos muestra la Tabla 1 es mejor utilizar las 28 y 44 distancias que solo usar 20, pues con este último el error es mayor. Utilizar 28 medidas genera un porcentaje de acierto del 100%, por lo que podemos decir que en una base de datos pequeña y con pocos ejemplos, la mejor opción es utilizar el clasificador de Naive Bayes.

En el segundo experimento, se tomaron 3 personas de las ya registradas y se obtuvieron otras 10 fotos por cada una de las personas. Cada una de estas fotos fueron clasificadas mediante el algoritmo de vecino más cercano, descrito en la sección anterior. El porcentaje de acierto se calcula de acuerdo al número de imágenes clasificadas correctamente. Los resultados se muestran en la Tabla 2.

| Clasificador | Persona | Error con 20 distancias | Error con 28 distancias | Error con 44 distancias |
|--------------------|-----------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|
| Vecino más Cercano | Usuario-1 | 0.3 | 0.2 | 0.1 |
| | Usuario-2 | 0.2 | 0 | 0 |
| | Usuario-3 | 0.1 | 0.1 | 0 |

Como podemos ver en la tabla 2, se cumple el mismo criterio que en el experimento anterior, ya que el porcentaje de acierto es mejor utilizando 44 distancias que usar solo 20. Para el usuario 1 con 20 atributos tiene 3 imágenes más clasificadas, en 28 baja a dos imágenes mal reconocidas y 44 a solo 1, en cambio para el usuario 2, todas fueron clasificadas correctamente para 28 y 44 atributos. Por último, para el usuario 3 la situación se mantuvo ya que todas las imágenes fueron correctamente clasificadas. Como podemos observar en promedio el porcentaje de error es prometedor pero no podemos compararnos con los resultados reportados en la literatura, ya que ellos utilizan una base de datos de mayores dimensiones.

En promedio para el experimento 2, se obtuvo un porcentaje de clasificación del 96% para 44 distancias, en proporción con el tamaño de la base de datos, podemos decir que el sistema tiene un buen desempeño.

Conclusiones

En este trabajo se presentó un sistema de reconocimiento humano basado en la geometría de la mano. Se diseñó y creó un prototipo para fijar la mano a una posición constante y se calcularon en total 44 distancias las cuales constituyeron el vector de características. De estas se hicieron pruebas con 20, 28 y 44 características. Se utilizó un clasificador bayesiano para analizar su rendimiento, así como el clasificador de vecino más cercano (KNN).

Se probaron tres conjuntos de atributos uno con 20 distancias, otro con 28 distancias y el último con 44 distancias. Los resultados nos muestran que es mejor utilizar 44 distancias como atributos.

Los resultados experimentales muestran que el sistema propuesto obtiene muy buenos resultados aunque debido al tamaño de la base de datos, no podemos compararnos con los trabajos publicados en la literatura.

Las medidas seleccionadas para la representación de la mano, mostraron ser distintivas para cada individuo, pues hicieron pruebas con diez accesos y se alcanzó un promedio de acierto de 96%.

Los resultados obtenidos nos muestran que los sistemas de reconocimiento biométrico son una alternativa en cuestión de seguridad y control de acceso a recursos o áreas restringidas y son más robustos para soportar varios métodos fraudulentos y ataques.

Trabajo Futuro

Como trabajo futuro se propone construir una base de datos de mayores dimensiones y probar el rendimiento del sistema. Además, controlar el ambiente en el que se toman las imágenes, es decir, fijar la cámara para las imágenes se tomen a la misma distancia, así como controlar la iluminación. Por último, definir distancias adicionales a las calculadas en este trabajo, de manera que el conjunto de atributos se mayor y probar si el porcentaje de clasificación mejora.

Referencias

- [1] Anil K. Jain, Arun Ross and Salil Prabhakar, “An Introduction to Biometric Recognition”, 2004
- [2] Anil K. Jain & Arun Ross Sharath Pankanti, “A Prototype Hand Geometry-based Verification System”, 2000
- [3] J. Hashemi; E. Fatemizadeh , “Biometric Identification through Hand Geometry”, 2005
- [4] Yaroslav Bulatov, Sachin Jambawalikar, Piyush Kumar y Saurabh Sethia “Hand recognition using geometric classifiers”, 2003
- [5] Erdem Yo`ru`k, Helin Dutag`aci, Bu`lent Sankur “Hand biometrics”, 2006
- [6] Ajay Kumar, David C.M. Wong, Helen C. Shen, Anil K. Jain, “Personal authentication using hand images”
- [7] Java Files for processing images, <<http://www.cs.queensu.ca/~blostein/java.html>>
- [8] Clasificador Bayesiano naive, <<http://ccc.inaoep.mx/~emorales/Cursos/KDD03/node42.html>>
- [9] Java Imaging and Graphics Library (JIGL), <<http://rivit.cs.byu.edu/jigl/>>
- [10] BIOMETRICS - ON, <<http://biometrics-on.com/> >
- [11] Hanna-Kaisa Lammi, “EAR BIOMETRICS”, 2004
- [12] Introducción a la Biometría, <<http://www.monografias.com/trabajos43/biometria/> >
- [13] Carmen Cantero Tormo, “Software de reconocimiento y verificación de firmas manuscritas digitalizadas”, 2002
- [14] ÁBACO SERVICES & CONSULTING, C.A, <<http://www.abaco-online.com/verilooock.html> >
- [15] MediSystem Software, <<http://www.medisystem.com.mx/UF100.htm> >
- [16] Sistemas Digitales de Identificación, <<http://www.sisdid.com/> >
- [17] JIRIS, <<http://www.jiristech.com/english/products/iris.php> >
- [18] Soluciones Biométricas, <http://solucionesbiometricas.com/pg_topaz.htm >
- [19] Hong Chen¹, Hamed Valizadegan, Carrie Jackson, Shannon Soltysiak and Anil K. Jain, “Fake Hands: Spoofing Hand Geometry Systems”, 2000
- [20] Erdem Yoruk, Helin Dutagaci, Bulent Sankur, “Hand biometrics”, 2006
- [21] PRTools, <<http://www.prtools.org>>
- [22] Mitchell Tom, Machine Learning, Ed. McGraw-Hill (1997).
- [23] ALGORÍTMICA <<http://sci2s.ugr.es/docencia/algorithmica/Practicas%20-%20SI.pdf> >

[24] Aprendizaje Basado en Instancias

<<http://ccc.inaoep.mx/~emorales/Cursos/KDD03/node46.html> >

[25] Clasificador Bayesiano naive

<<http://ccc.inaoep.mx/~emorales/Cursos/NvoAprend/node56.html> >

[26] JMatLink, Connect Matlab and Java <<http://jmatlink.sourceforge.net/download.php>>

[27] Erdem Yörük, Ender KonukoFlu, Bülent Sankur and Jerôme Darbon “Person authentication based on hand shape”, 2004

[28] Celular con reconocimiento de huella digital, <

<http://www.fayerwayer.com/2005/10/celular-con-reconocimiento-de-huella-digital/>>