

CLASIFICACIÓN DE HUELLAS DIGITALES MEDIANTE MINUCIAS

Aradí Rosales Cruz

Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica

INAOE

aradi.rosales@ccc.inaoep.mx

Abril 28, 2009

Resumen.

Un sistema de autenticación biométrico utiliza las características fisiológicas (como huellas digitales, rostro, características de la mano, iris) y/o características conductuales (como la voz, la firma, el andar, la forma de escribir) de un individuo para identificar su identidad. Existen muchos métodos biométricos de identificación de individuos, el más usado es mediante la huella digital. Este trabajo propone una forma para representar una huella digital con base a la información que se expresa a través de sus minucias. Realizar la clasificación de la impresión dactilar ayuda establecer un conjunto de trabajo reducido, lo cual aceleraría los algoritmos de búsqueda y de cotejo de personas. La representación que se propone utiliza la descripción de las minucias y trata de no eliminar información que pueda ser importante en la clasificación. Para la obtención de las minucias se desarrolló un programa que procesa la imagen de la huella e intenta eliminar la información falsa para minimizar el ruido. A partir de que se tiene la huella procesada se recopila la información de cada minucia y ésta es la que ayuda a realizar la clasificación en las diferentes clases que se proponen en el sistema Henry.

Palabras claves: huellas digitales, minucias, clasificación.

1 Introducción

La identificación de personas es una parte muy importante en una sociedad. Existen muchos aspectos como la seguridad, prestación de servicios, control de acceso, comercio electrónico, banca, servicio social y otros que requieren identificar individuo. Últimamente se está usando también la biometría como las huellas digitales, la palma, el iris, retina, la firma y muchas otras. Entre los experimentos que se han realizado actualmente existen algunos muy novedosos, como el reconocimiento de una persona por sus pensamientos [2]. Este método se encuentra en desarrollo dado que la tecnología requerida no está lo suficientemente adelantada. La

biometría dactilar ha venido tomando cada vez mayor importancia en la identificación de personas. Esta tecnología ha madurado lo suficiente como para constituirse en una opción importante dentro de la identificación de personas.

De los sistemas biométricos, uno de los más populares es el reconocimiento mediante huellas digitales. Esta forma para identificar a las personas, no es novedosa pues se aplica desde el siglo XIX. Primero fue visualmente y en la actualidad existen sistemas que realizan este proceso de forma automática. Las huellas digitales se pueden clasificar en cinco grupos según el sistema Henry [3]. Realizar la clasificación de una huella con este sistema, para el reconocimiento de una persona, reduce el campo de búsqueda en la base de datos y el tiempo de análisis. Por lo que contar con un sistema que realice la clasificación de acuerdo a sus minucias podría lograr un incremento sustancial en el tiempo de respuesta de los sistemas de identificación.

En este reporte se muestran los resultados de la clasificación de huellas digitales según dicho sistema dada una forma de representar las minucias y se propone una representación para la huella. En la segunda sección de este reporte se da un panorama general de problema con algunos términos básico que se trabajan en el proyecto. Se describe el procesamiento que se le realizó a la imagen de la huella para retirar el ruido, también se menciona como se trabaja con la información obtenida de las imágenes para la representación propuesta. En la tercera sección se muestran los resultados obtenidos, y en la última sección se discuten dichos resultados.

2 Desarrollo

El realizar un sistema que mejore la calidad de la huella, favorece a obtener información que puede perderse con un procesamiento pobre. Se debe trabajar tanto en la obtención de la huella como en mejorar las que ya se tienen. A continuación se describe el problema del procesamiento de las huellas digitales.

2.1 Descripción de problema

La identificación de una persona por medio de la huella digital es una forma muy común en el campo de la biometría, en la actualidad existen muchos sistemas que realizan este proceso. Para que la identificación de la persona sea más ágil y con un costo computacional bajo se utilizan diferentes métodos. Los sistemas que se generan deben tomar en cuenta el minimizar estos tiempos y maximizar la precisión de los resultados.

En este reporte se propone un método para la representación de una huella mediante las características de sus minucias. Esta representación pretende obtener la mayor cantidad de información con mínimo ruido para lograr una clasificación más exacta.

2.2 Conceptos básicos

En esta sección se describen los conceptos básicos sobre los que se basa este trabajo.

Cresta. Es el relieve lineal que existe en la epidermis de ciertas zonas, que alternando con los surcos, forman el dibujo papilar. Son las rayas negras de una huella impresa en papel.

Valle. Hendidura entre las crestas de la huella digital.

Minucia. Una minucia es un punto de interés de la huella digital. Las minucias tienen la siguiente representación: $minucia = \{x, y, \theta\}$ donde x y y es la posición en la imagen de la huella y θ es el ángulo (en radianes) de dicha minucia. Las minucias se pueden dividir en varios tipos:

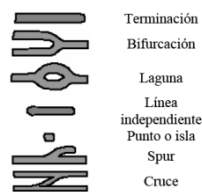


Figura 1. Diferentes tipos de minucias

Éste reporte se enfocará sólo a las dos minucias que aportan mayor información de una huella: terminaciones y bifurcaciones. Esto debido a que los otros tipos de minucias pueden verse como combinación de estas dos. En la Figura 2 se muestran estos dos tipos.

Terminación. Una minucia de terminación es donde la cresta termina y no continúa en ningún otro lado.

Bifurcación. Una minucia de bifurcación es donde una cresta se divide y se bifurca.

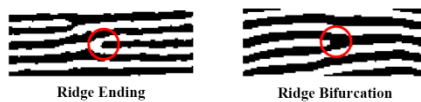


Figura 2. Minucias de finalización y de bifurcación

Delta o núcleo. Es un área del la huella digital donde hay una triangulación o división de las líneas.

Core o corazón. Es el centro de la huella digital, es donde se genera el inicio del lazo en la huella o el inicio del círculo.

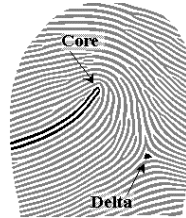


Figura 3. Core y Delta en una huella digital

Índice Kappa. Es una medida que se utiliza para identificar que tan bueno es el clasificador con respecto a las clases con las que trabaja. Cuanto más este índice se acerque a 1, significa que el aprendizaje fue bueno y cuanto más se aleje es que va perdiendo certeza.

2.3 Clasificación de huellas

Uno de los métodos utilizados para clasificar las huellas digitales es el sistema Henry. Este sistema agrupa las huellas en 5 grupos: arco, arco con tendencia, lazo derecho, lazo izquierdo, y circular. En la Figura 4 se muestra las categorías propuestas en este sistema.

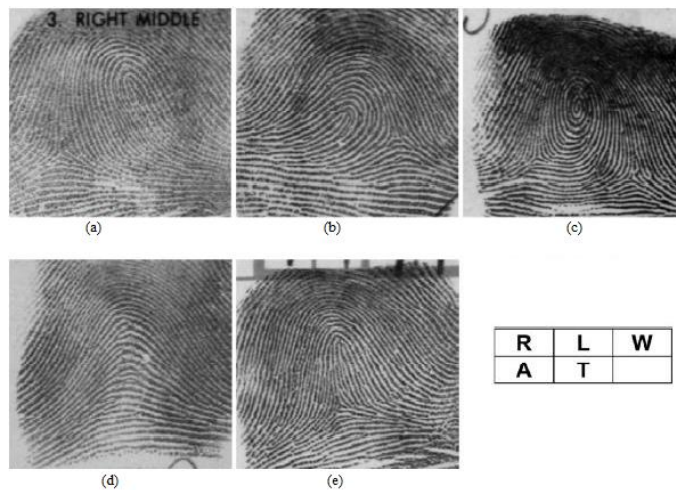


Figura 4. Clasificación de huellas digitales en las 5 clases: lazo derecho(a), lazo izquierdo(b), circular(c), arco(d) y arco con tendencia(e)

La clasificación de las huellas se puede obtener con base en las minucias o encontrando el core y delta de la huella y ver su posición.

2.4 Solución propuesta

Para realizar la clasificación de las huellas se propone dividir la imagen de 300x300 píxeles en cuadrantes de diferentes tamaños (20x20 píxeles, 30x30 píxeles y 60x60 píxeles), para obtener las minucias de la huella y agruparlas por cuadrante. Se hace esta propuesta debido a que varias huellas que son de cierta clase tienen información muy similar en cada uno de sus cuadrantes respecto a las minucias.

Esto es, primero se calcula el cuadrante al que pertenece las minucias con sus valores de x y y , después se contará la frecuencia que presenta el ángulo θ en dicho cuadrante. El ángulo fue discretizado a los siguientes valores:

$$\left[0, \frac{\pi}{6}, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{3}, \frac{\pi}{2}, \frac{2\pi}{3}, \frac{3\pi}{4}, \frac{5\pi}{6}, \pi, \frac{5\pi}{6}, \frac{3\pi}{4}, \frac{2\pi}{3}, \frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{3}, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{6} \right]$$

Se escogieron 100 huellas digitales de la base de datos DB1_A_WSQ del Departamento de Ciencias de la Computación de la Universidad Federal de Bahía en Brasil [4].

Las imágenes que se trabajan son de 640x480 píxeles, pero no tiene la huella en toda el área, por ello antes de realizarle algún procesamiento a la imagen se recorta para que solo se tenga la huella en la imagen. Esta imagen resultante es de 300x300 píxeles.

Para la obtención de las minucias se generó un programa donde el flujo se describe en la Figura 5.



Figura 5. Proceso de extracción de minucias

En este programa primero se binariza la imagen, luego se adelgaza para eliminar ruido. Cuando se tiene la imagen adelgazada se realizan los cálculos para obtener las minucias. En este momento pueden existir minucias falsas, esto es, por la calidad de la imagen (ya sea pobre o con mucho ruido) se generan puntos de separación o unión

que realmente no existen en la característica de la huella digital. Para retirar este tipo de minucias se hace una limpieza de la huella ya adelgazada.

Se obtuvo dos matrices, una para las minucias de terminación y la otra para las minucias de bifurcación. En estas dos matrices se tienen los datos de cada uno de los cuadrantes de la imagen y en cada cuadrante se tienen los 16 ángulos posibles de las minucias. También se generó una tercera matriz que une a las dos anteriores para realizar pruebas.

Del total de categorías de las huellas digitales se consideran solamente 3 clases, ya que en este trabajo se trató a las clases de arco y tendencia de arco como una misma clase (clase 1) las clases de lazo derecho y lazo izquierdo también se consideraron una sola clase (clase 2) y la última clase (clase 3) es la clase circular.

Una vez obtenida esta información se almacena en un archivo que será procesado para eliminar ruidos. A continuación se generó un archivo en formato ARFF el cual contiene los datos anteriormente explicados y que serán utilizados por la aplicación Weka V3.5.5 para realizar la clasificación. En la imagen hay ciertos cuadrantes que no aportan información debido a que no tienen minucias en ellos, por lo que estos cuadrantes fueron eliminados del análisis. Con esta información se hacen experimentos con los clasificadores TAN y Naive Bayes y se realiza una comparación de los resultados obtenidos. Para cada uno de los clasificadores se realizó una validación cruzada de 3 grupos.

3 Pruebas y resultados

Se realizaron diferentes experimentos de clasificación sobre los datos. Los experimentos fueron realizados con los siguientes clasificadores TAN y Naive Bayes. Se muestran las 3 propuestas de división de la imagen.

Tabla 1. Comparación TAN con Naive Bayes con ambas matrices

| | <i>BayesNet TAN</i> | | <i>Naive Bayes</i> | |
|------------------------|------------------------|--------------|------------------------|--------------|
| | Clasificación correcta | Indice Kappa | Clasificación correcta | Indice Kappa |
| 20x20 (4800 atributos) | 48 | .2195 | 64 | .4607 |
| 30x30 (1692 atributos) | 62 | .4296 | 67 | .5056 |
| 60x60 (448 atributos) | 57 | .3551 | 72 | .5799 |

En la Tabla 1 se puede observar que la mejor clasificación se obtuvo con Naive Bayes pero aun siendo la mejor, sus clasificaciones no son muy buenas.

Tabla 2. Comparación TAN con Naive Bayes con la matriz de bifurcaciones

| | <i>BayesNet TAN</i> | | <i>Naive Bayes</i> | |
|------------------------|------------------------|--------------|------------------------|--------------|
| | Clasificación correcta | Indice Kappa | Clasificación correcta | Indice Kappa |
| 20x20 (2400 atributos) | 43 | .1493 | 67 | .5058 |
| 30x30 (960 atributos) | 55 | .3270 | 67 | .5054 |
| 60x60 (224 atributos) | 70 | .5507 | 66 | .4898 |

En la Tabla 2, que solo tiene bifurcaciones, se observa que Naive Bayes sigue siendo el que mejor clasifica las muestras. Se observa que el kappa es muy similar que en la Tabla 1

Tabla 3 Comparación TAN con Naive Bayes con la matriz de terminaciones

| | <i>BayesNet TAN</i> | | <i>Naive Bayes</i> | |
|------------------------|------------------------|--------------|------------------------|--------------|
| | Clasificación correcta | Indice Kappa | Clasificación correcta | Indice Kappa |
| 20x20 (2400 atributos) | 75 | .6252 | 95 | .9250 |
| 30x30 (960 atributos) | 83 | .7449 | 95 | .8801 |
| 60x60 (224 atributos) | 89 | .8350 | 84 | .7602 |

En la Tabla 3 se muestra la comparación de los resultados obtenidos entre BayesNet (TAN) y Naive Bayes. En ésta se observa que la clasificación realizada por Naive Bayes ofreció mejores resultados que con BayesNet y que a comparación de las anteriores tablas, su clasificación fue mucho mejor llegando a solo clasificar erróneamente como máximo 6 ejemplos.

La Tabla 4 se muestra la comparación que tienen la precisión y el recuerdo de cada una de las representaciones con las diferentes propuestas de división de la imagen.

| | | 20x20 | | 30x30 | | 60x60 | |
|-------------|-------------|-------------|-----------|-----------|----------|-----------|----------|
| | | precisión | recuerdo | precisión | recuerdo | precisión | recuerdo |
| | | BIFURCACIÓN | BAYES NET | 0.375 | 1 | 0.478 | 0.97 |
| 0 | 0 | | | 0.5 | 0.206 | 0.441 | 0.441 |
| 0.833 | 0.303 | | | 0.842 | 0.485 | 0.697 | 0.697 |
| BAYES | NAIVE BAYES | 0.838 | 0.939 | 0.865 | 0.97 | 0.821 | 0.97 |
| | | 0.565 | 0.382 | 0.536 | 0.441 | 0.528 | 0.559 |
| | | 0.575 | 0.697 | 0.571 | 0.606 | 0.149 | 0.455 |
| TERMINACIÓN | BAYES NET | 0.892 | 1 | 0.892 | 1 | 0.917 | 1 |
| | | 0.7 | 0.618 | 0.778 | 0.824 | 0.879 | 0.853 |
| | | 0.636 | 0.636 | 0.815 | 0.667 | 0.871 | 0.818 |
| BAYES | NAIVE BAYES | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0.818 |
| | | 1 | 0.853 | 1 | 0.765 | 0.926 | 0.735 |
| | | 0.868 | 1 | 0.805 | 1 | 0.696 | 0.97 |
| AMBAS | BAYES NET | 0.676 | 0.697 | 0.969 | 0.939 | 0.818 | 0.818 |
| | | 0.447 | 0.5 | 0.474 | 0.529 | 0.5 | 0.41 |
| | | 0.286 | 0.242 | 0.433 | 0.394 | 0.4 | 0.424 |
| BAYES | NAIVE BAYES | 1 | 0.97 | 0.97 | 0.97 | 0.969 | 0.939 |
| | | 0.48 | 0.353 | 0.52 | 0.382 | 0.6 | 0.618 |
| | | 0.465 | 0.606 | 0.524 | 0.667 | 0.606 | 0.606 |

Tabla 4. Concentrado de las 3 representaciones con las 3 divisiones de la imagen

Aquí se muestra que NAIVE BAYES clasifica de forma correcta la mayor cantidad de instancias en la representación de terminaciones. Su recuerdo fue aceptable en el campo de trabajo de 20x20 pixeles.

4 Análisis y Perspectivas

Para la obtención de las minucias a partir de la imagen se tuvo un punto importante a considerar en la identificación de un individuo, éste fue que la imagen no tuviera ruido, lo cual es siempre posible, debido a que las huellas pueden ser digitalizadas con una pobre calidad, o se obtienen del papel donde la presión del dedo hace que la tinta se disperse y no se distinguen algunas áreas de la huella. En las huellas de la base de datos se tomaron tanto imágenes con poca información como con mucho ruido. En la Figura 6 se muestra un ejemplo de cada una de ellas.



Figura 6. Muestras de las huellas de la base de datos

En las primeras pruebas que se realizaron se valoraron varias representaciones. Una de ellas fue tomar como atributo importante el ángulo de cada minucia, lo cual trajo consigo mucho ruido en los datos obtenidos, debido a que no se tenía un orden de la posición de las huellas y no se podía hacer una comparación correcta entre minucia y minucia de huellas distintas.

Se decidió entonces que la imagen tuviera zonas para identificar la parte de la posición de la minucia, en este paso ayudó de gran manera que la imagen fuera recortada a solo obtener la huella digital y no tener datos que no aportan información al trabajo. En otras palabras se agruparon las huellas por su posición. Al observar los datos obtenidos con las representaciones propuestas y los resultados que se obtuvieron con los clasificadores, el que mejores resultados obtuvo fue Naive Bayes con la representación de las terminaciones. Posiblemente esto se deba a que las minucias de bifurcación se encuentran en 3 de las 5 clasificaciones (circular, lazo derecho y lazo izquierdo) en una posición similar y como en este proyecto se unieron las clases de lazo derecho y lazo izquierdo en una sola se tiene información de la delta en las dos posiciones que comúnmente tiene la clase circular. Esto se muestra en la siguiente figura.



Figura 7. Comparación de clases

Esto es posible que genere ruido en la etapa de clasificación y no se pueda distinguir bien las clases cuando las minucias de bifurcación se encuentran presentes.

Para mejorar la clasificación se propone clasificar según las 5 clases del sistema Henry para evitar la confusión con las huellas. Otra mejora que se propone sería realizar un procesamiento a la imagen con el fin de eliminar la mayor cantidad de ruido posible lo cual ayudaría a que la región de interés sea mayor y esté mejor definida.

Como trabajo futuro se plantea trabajar con el área de interés de la huella digital donde sus límites se puedan trazar de forma manual para que no se pierdan minucias que puedan ser representativas de cada imagen.

5 Referencias

- [1] Wayman, J. L. «Fundamentals of biometric authentication technologies.» *International Journal of Image and Graphics* 1, n° 1 (2001): 93-113.
- [2] Thorpe, Julie, P. C. van Oorschot, y Anil Somayaji. «Pass-thoughts: authenticating with our minds.» *Proceedings of the 2005 Workshop on New Security Paradigms*, <http://doi.acm.org/10.1145/1146269.1146282>: 14.
- [3] Hollen, J.B. Van. *Henry System of Fingerprint Classification*. <http://www.doj.state.wi.us/dles/cibmanuals/files/Ident/HTML/henrysystemoffingerprintclassification.htm> (último acceso: 5 de Marzo de 2009).
- [4] *Universidad Federal de Bahia*. <http://intranet.dcc.uffba.br/pastas/gaudi/publicacoes/tcc-bruno-2006.2/utl> (último acceso: 15 de Febrero de 2009).