



UNIVERSIDAD DE LAS CIENCIAS INFORMÁTICAS
FACULTAD 1

COMPONENTE DE INDEXACIÓN DE HUELLAS DACTILARES BASADO
EN CARACTERÍSTICAS GLOBALES

Tesis presentada en opción al título de Ingeniero en Ciencias Informáticas

Autores: **Estela Odelsa Martín Coronel**
Adrián Hernández Barrios

Tutor: **Dr. C. Yusnier Valle Martínez**

Co-tutor: **Ing. Alicia Delgado Hernández**

La Habana, 13 de junio de 2014

A mi papá, quien me enseñó desde pequeña a luchar para alcanzar mis metas e hizo todo en la vida para que yo pudiera lograr mis sueños.

A mi mamá, por motivarme y llenar mis días de alegría.

A mi esposo Allens, por estar siempre a mi lado y apoyarme cuando más lo necesitaba.

A ustedes por siempre mi corazón.

De Estela Odelsa Martín Coronel.

AGRADECIMIENTOS

A mi papá, quien ha sido siempre mi inspiración y mi guía. Por haberme dado todo lo que ha tenido, y muchas veces lo que no, pero siempre desde el fondo de su corazón. Gracias por ser el mejor padre del mundo.

A mi mamá, por ser una de las personas más importantes para mí, por siempre apoyar mis decisiones y darme todo su cariño.

A mi hermanita Ely y mi primita Dary, por estar siempre a mi lado y ser unas personitas maravillosas.

A mi adorado esposo Allens, gracias por tu paciencia y comprensión, preferiste sacrificar tu tiempo para que yo pudiera cumplir con el mío. Por tu bondad y sacrificio me inspiraste a ser mejor para ti, gracias por estar siempre a mi lado. Te amo.

A mi abuela Odelsa por ser una segunda madre para mí.

A mis tías (Yaima, Julia, Olguita, Ida y Leonor) y mis tíos (Chicha, Yasel) por siempre preocuparse por mí a pesar de la distancia.

A mis abuelos Aldo y Ricardo. En fin a mi familia en general.

A mi mejor amiga Ivett (mi mongui), por ser como una hermana en todo este tiempo y depositar en mí toda su confianza.

A mis amigas Ismeydi y Yanara por ser incondicionales.

A Sanamé, Mariño, Victor, Ernesto, Rodolfo, Alberto Enrique, Yuliet y Zoila.

A mis compañeros de aula, Thinky, Ariel, Lele, Memo, Gago, Yuyu, Nani, Laura, Junet y a todo el grupo en general, por apoyarme de una forma u otra en estos años.

A mis tutores Valle y Alicia, por su preocupación y recomendaciones.

A mi compañero de tesis Adrián.

Gracias a todos los que en estos años de carrera han estado siempre presentes y ayudándome en todo lo que he necesitado

De Estela Odelsa Martín Coronel.

En especial deseamos agradecer al Dr. C. Yusnier Valle Martínez y a la Ing. Alicia Delgado Hernández, quienes fungieron como tutores de nuestra formación como ingenieros. Además, deseamos agradecer a los profesores que contribuyeron a nuestro crecimiento profesional y humano en general. A todos ellos, así como a otros colegas y amigos que no hemos mencionado por razones de espacio, nuestros más sinceros agradecimientos.

DECLARACIÓN JURADA DE AUTORÍA

Nosotros Estela Odelsa Martín Coronel, con carné de identidad 91111642493, y Adrián Hernández Barrios, con carné de identidad 90122529625, declaramos que somos autores del resultado que exponemos en la presente memoria titulada **Componente de indexación de huellas dactilares basado en características globales**, para optar por el título de Ingeniero en Ciencias Informáticas.

El presente trabajo fue desarrollado en el transcurso de los años 2013-2014.

Declaramos que todo lo anteriormente expuesto se ajusta a la verdad, y asumimos la responsabilidad moral y jurídica que se derive de este juramento profesional.

Y para que así conste, firmamos la presente declaración jurada de autoría en La Habana a los 13 días del mes de junio del año 2014.

Autora: Estela Odelsa Martín Coronel

Autor: Adrián Hernández Barrios

Tutor: Dr. C. Yusnier Valle Martínez

Co-Tutora: Ing. Alicia Delgado Hernández

Resumen.

El campo de orientación de la huella dactilar como característica global es fundamental para el desarrollo de una estrategia de indexación, aportando estabilidad y disminuyendo los tiempos de respuesta durante el proceso de búsqueda de un sistema de identificación basado en huellas dactilares. La utilización de grafos relacionales de atributos, así como de máscaras dinámicas para explotar las características brindadas por el esquema de particionado para la búsqueda, fueron estudiadas, analizadas y discutidas. De cada una de las estrategias propuestas se determina el índice de penetración de la base de datos, así como el error en que incurren los algoritmos de indexación implementados. El objetivo de la presente investigación consiste en desarrollar un componente que permita realizar la clasificación continua de huellas dactilares, de manera que disminuyan los tiempos de respuesta del módulo de identificación de individuos basado en patrones de la huella dactilar empleado en el Centro de Identificación y Seguridad Digital de la Universidad de las Ciencias Informáticas. Para corroborar los resultados obtenidos, fueron empleados los bancos de datos aportados por la **Competencia de Verificación de Huellas Dactilares** producto de su amplia utilización en estudios similares a este. Con la implementación computacional del mismo, se demostraron las virtudes que ofrece el campo de orientación para dirigir el proceso de búsqueda del banco de datos de un sistema de identificación, logrando reducir el número de comparaciones en un 53.241 % como promedio y comportándose de manera estable ante imágenes de huellas dactilares de diferente calidad.

Palabras clave: biometría, campo de orientación, clasificación continua, indexación de huellas dactilares, sistema biométrico.

Índice general

Introducción	1
Métodos	3
Justificación de la investigación	5
Estructura del documento	5
1. Fundamentación teórica	6
1.1. Conceptos asociados al dominio del problema	6
1.1.1. Sistemas biométricos	6
1.1.2. Biometría dactilar	9
1.1.3. Características principales	10
1.1.4. Tipos de clasificación	13
1.2. Principales técnicas de indexación de huellas dactilares	17
1.3. Metodologías de desarrollo de software	24
1.4. Herramientas y tecnologías	24
1.4.1. Modelado	24
1.4.2. Lenguajes de programación	25
1.4.3. Entorno Integrado de Desarrollo	25
1.5. Conclusiones parciales	26
2. Características de la solución propuesta	27
2.1. Modelo de dominio	27
2.2. Algoritmos para el cálculo del campo de orientación	28
2.3. Esquemas de indexación propuestos	30
2.3.1. Utilización de grafos relacionales	30
2.3.2. Empleo de máscaras dinámicas	34
2.4. Principales funcionalidades	42
2.4.1. Requisitos No Funcionales	43
2.5. Historias de Usuario	43
2.6. Planificación	44
2.6.1. Plan de entregas	44
2.6.2. Plan de iteraciones	44
2.7. Diseño	45

2.7.1. Definición de la arquitectura	45
2.7.2. Patrones de diseño	46
2.7.3. Tarjetas Clase-Responsabilidad-Colaboración (CRC)	48
2.8. Conclusiones parciales	48
3. Análisis de los resultados obtenidos	50
3.1. Implementación	50
3.1.1. Estándares de codificación	50
3.1.2. Diagrama de componentes	51
3.2. Experimentación	52
3.2.1. Análisis realizado sobre los algoritmos de particionado propuestos	54
3.2.2. Resultados de la comparación inexacta de grafos	55
3.2.3. Comparación entre las propuestas de indexación	56
3.3. Análisis de resultados	60
3.4. Conclusiones parciales	62
Conclusiones	63
Recomendaciones	64
Referencias bibliográficas	65
Acrónimos	72
Anexos	75
A. Operacionalización de las variables	76
B. Técnicas para el cálculo del campo de orientación	80
C. Estrategias de recuperación	85
D. Área y perímetro de las regiones de la huella dactilar	88
E. Algoritmo de particionado del campo de orientación	89
F. Homomorfismo de grafos	91
G. Algoritmo genético para el particionado	94
H. Algoritmo para la construcción de regiones poligonales	95

I. Costo de aplicación de la máscara dinámica	97
J. Estrategia heurística para ajustar las máscaras dinámicas	99
K. Historias de Usuario	100
L. Tarjetas CRC	103
M. Análisis de varianza	105

Índice de figuras

1.1. Módulos de un sistema biométrico	8
1.2. Huella dactilar	9
1.3. Campo de orientación	11
1.4. Regiones singulares de la huella	12
1.5. Minucias más comunes	13
1.6. Clases generales de huellas	15
2.1. Modelo de dominio	28
2.2. Esquema funcional para la clasificación basada en grafos	31
2.3. Muestra de particiones	32
2.4. Grafos generados	33
2.5. Esquema funcional para la clasificación basada en máscaras dinámicas	35
2.6. Máscaras dinámicas	38
2.7. Diagrama de arquitectura	46
3.1. Diagrama de componentes	51
3.2. Comportamiento del algoritmo genético	55
3.3. Comportamiento de los algoritmos en la FVC2000 conjunto B	58

Índice de tablas

1.	Operacionalización de las variables.	3
2.	Banco de pruebas utilizado.	4
1.1.	Estrategias de indexación de huellas que emplean características globales	20
1.2.	Estrategias de indexación de huellas basadas en minucias y otras técnicas	21
1.3.	Estrategias de indexación de huellas dactilares más representativas.	22
2.1.	Historia de Usuario: Generar vector de costo de la imagen de la huella dactilar.	44
2.2.	Plan de entregas.	44
2.3.	Plan de iteraciones.	45
2.4.	Tarjeta CRC. Clase <code>Cappelli1999MaskCreatorExtractor</code>	49
3.1.	Características de los bancos de datos utilizados	53
3.2.	Distribución de huellas por clases de los bancos de datos utilizados	53
3.3.	Configuraciones genéticas utilizadas	54
3.4.	Resultados del homomorfismo entre ARGs	56
3.5.	Resultados recopilados sobre la FVC2000 conjunto B	58
3.6.	Calidad promedio de la FVC2000 conjunto B	59
3.7.	Análisis de acuerdo a la calidad promedio de la FVC2000 conjunto B	59
3.8.	Resultados del ANOVA para la $DB1_B$	60
3.9.	Resultados del ANOVA para la $DB2_B$	60
3.10.	Resultados del ANOVA para la $DB3_B$	60
3.11.	Resultados del ANOVA para la $DB3_B$	61
K.1.	Historia de Usuario: Particionado del campo de orientación empleando el algoritmo de agrupamiento dinámico.	100
K.2.	Historia de Usuario: Particionado del campo de orientación empleando el algoritmo genético.	100
K.3.	Historia de Usuario: Construcción del grafo relacional de atributos.	101
K.4.	Historia de Usuario: Comparación inexacta de grafos.	101
K.5.	Historia de Usuario: Construcción del conjunto de máscaras prototipos.	101
K.6.	Historia de Usuario: Particionado del campo de orientación empleando las máscaras dinámicas.	102
L.1.	Tarjeta CRC. Clase <code>OrientationImage</code>	103
L.2.	Tarjeta CRC. Clase <code>PartitionImage</code>	103

L.3. Tarjeta CRC. Clase <code>ArgRelationalGraph</code>	103
L.4. Tarjeta CRC. Clase <code>DynamicMask</code>	104
L.5. Tarjeta CRC. Clase <code>Cappelli1999PartitionExtractor</code>	104
L.6. Tarjeta CRC. Clase <code>Cappelli1999Classifier</code>	104
L.7. Tarjeta CRC. Clase <code>Maio1996PartitionExtractor</code>	104
L.8. Tarjeta CRC. Clase <code>Maio1996Classifier</code>	104
M.1. Tabla ANOVA de la estrategia TS para la FVC2000 <i>DB1_B</i>	105
M.2. Tabla ANOVA de la estrategia CLMM para la FVC2000 <i>DB1_B</i>	105
M.3. Tabla ANOVA de la estrategia CLMM* para la FVC2000 <i>DB1_B</i>	106
M.4. Tabla ANOVA de la estrategia TS para la FVC2000 <i>DB2_B</i>	106
M.5. Tabla ANOVA de la estrategia CLMM para la FVC2000 <i>DB2_B</i>	106
M.6. Tabla ANOVA de la estrategia CLMM* para la FVC2000 <i>DB2_B</i>	107
M.7. Tabla ANOVA de la estrategia TS para la FVC2000 <i>DB3_B</i>	107
M.8. Tabla ANOVA de la estrategia CLMM para la FVC2000 <i>DB3_B</i>	107
M.9. Tabla ANOVA de la estrategia CLMM* para la FVC2000 <i>DB3_B</i>	108
M.10. Tabla ANOVA de la estrategia TS para la FVC2000 <i>DB4_B</i>	108
M.11. Tabla ANOVA de la estrategia CLMM para la FVC2000 <i>DB4_B</i>	108
M.12. Tabla ANOVA de la estrategia CLMM* para la FVC2000 <i>DB4_B</i>	109

Introducción

Desde finales del siglo *XIX* las huellas dactilares son utilizadas en el reconocimiento de personas. El patrón descrito por estas distingue singularidades que son empleadas en la identificación de individuos. Su aplicación en varias ramas ha cobrado auge en los últimos años, extendiéndose desde la resolución de crímenes hasta su uso en sistemas de máxima seguridad.

En la década de los ochenta del pasado siglo las Tecnologías de la Información y las Comunicaciones (TICs) comienzan a influir en el campo de la identificación dactilar. El desarrollo de estándares de transmisión y captura de imágenes, combinado con la inversión de millones de dólares en el estudio de esta área, provocó el surgimiento y evolución progresiva de los Sistemas Automáticos de Identificación de Huellas Dactilares (*AFIS*).

Los sistemas de reconocimiento de huellas dactilares se basan fundamentalmente en dos procesos: la *verificación e identificación*. El propósito de un sistema de verificación es confirmar la identidad de un individuo en particular, las comparaciones son realizadas solo con la huella perteneciente a esa persona y un patrón previamente conocido y almacenado en la base de datos, en lo adelante BD. Por su parte el proceso de identificación es más complejo puesto que requiere la búsqueda y comparación del patrón de entrada, teniendo como campo de análisis la totalidad de la BD, cuyo tamaño actualmente en aplicaciones de gran escala se encuentra en el orden de los millones de impresiones dactilares, por lo cual de realizarse centralizadamente el método anteriormente descrito su rendimiento resultaría insuficiente ([Hernández Palancar & Muñoz Briseño, 2011](#)).

Una estrategia común para agilizar este proceso de búsqueda es dividir la BD en un conjunto de grupos, basados en alguna clasificación predefinida. Luego, solo se requiere comparar la huella de entrada con aquellas pertenecientes a su mismo tipo. La tarea de asignar una huella dactilar a una clase determinada de modo consistente y confiable es conocida como *clasificación exclusiva de huellas dactilares*, la cual se fundamenta generalmente en las *características globales*, tales como la estructura global de crestas y las singularidades presentes en la misma.

Este tipo de proceso es un difícil problema de reconocimiento de patrones debido a la baja variabilidad interclase y la gran diferencia intraclase que presentan la mayoría de los esquemas de clasificación utilizados en la actualidad; además, las imágenes de huellas dactilares frecuentemente contienen ruido, lo cual dificulta la correcta detección de las singularidades u otros elementos necesarios ([Prabhakar et al., 2009](#)). Con la perspectiva de solventar los problemas descritos anteriormente, es válido analizar otra técnica definida como indexación de huellas dactilares, dicho procedimiento obtiene una clave del patrón de entrada y retorna una lista ordenada por relevancia de aquellos candidatos potenciales a coincidir con el mismo.

En Cuba se han realizado investigaciones respecto al tema con especial interés en los últimos años,

destacándose los trabajos realizados por el *Centro de Aplicaciones de Tecnologías de Avanzada* (CENATAV). En el caso de la *Universidad de las Ciencias Informáticas*, en lo adelante UCI, con apenas 10 años de creada, constituye un frente de vanguardia en el desarrollo e investigación de nuevas tecnologías, por lo cual no está ajena a dicho estudio. Dentro de la infraestructura productiva que la conforma, el *Centro de Identificación y Seguridad Digital* (CISED) ha creado diferentes productos informáticos referentes a los procesos de verificación e identificación de identidades e individuos respectivamente. Directamente, el equipo de trabajo relacionado con la investigación de tecnologías biométricas en la línea de huellas dactilares, ha sido uno de los encargados de dicha tarea.

Aunque los estudios realizados a nivel mundial, demuestran que existen múltiples estrategias para incrementar la rapidez del proceso de identificación ejecutado por los AFIS, no se tiene conocimiento de alguna con resultados plausibles que permitan identificarla como más adecuada por encima del resto. Los estudios realizados hasta el momento por el centro referentes al tema, versan sobre la aplicación de *modelos distribuidos* al banco de datos y la *clasificación exclusiva* sobre el conjunto de impresiones dactilares con las que trabaja el sistema.

En el primer caso, el análisis de datos en paralelo aporta escalabilidad y rapidez indiscutible al proceso de identificación; sin embargo, hace al sistema dependiente del *hardware* que este utilice, de su estado y de la latencia en la red, dificultando en la mayoría de los casos su implantación en entidades que cuenten con una deteriorada *infraestructura tecnológica* y/o posean bajos recursos económicos para apropiarse de la misma. El comportamiento del sistema con la aplicación de dicha metodología se puede constatar en [Hernández Delgado & Machin Armas \(2013\)](#).

La técnica de clasificación exclusiva abordada en [Delgado Hernández \(2013\)](#) se basa en los estudios realizados por Francis Galton en 1892, que posteriormente fueron refinados por Edward Henry en el 1900 resultando en el incremento del número de clases. Estos esquemas reconocen como clases: arco, arco tendido, lazo izquierdo, lazo derecho y espiral, cuyas proporciones reales según un estudio expuesto en [Candela et al. \(1995\)](#) son 3.7%, 2.9%, 33.8%, 31.7% y 27.9% respectivamente. Uno de los inconvenientes de esta técnica radica en que en la mayoría de los casos el 90% de las impresiones se agrupan en tres clases fundamentalmente, provocando que el espacio de búsqueda en el cual puede ser seccionada la BD no alcance los niveles requeridos para aumentar el rendimiento de manera considerable. La estrategia utilizada aporta un umbral teórico que discrimina la búsqueda promedio en un 30%, limitando una mayor disminución de dicho espacio.

Teniendo en cuenta estos elementos, actualmente se continúa indagando en el tema para tratar de particularizar y combinar estrategias, logrando así identificar qué tipo de flujo de trabajo se adapta mejor a las características del sistema que utiliza el centro y a su vez influye en un rendimiento satisfactorio del mismo, constituyendo ésta la situación problemática de la presente investigación.

De acuerdo a lo planteado previamente, el **problema de investigación** se formula como: insuficiente

tiempo de respuesta y estabilidad durante el proceso de identificación del módulo AFIS del CISED.

El **objeto de estudio** comprende el proceso de búsqueda durante la identificación automática de individuos basada en patrones biométricos de huella dactilar.

Para brindarle solución efectiva al problema, se plantea como **objetivo general** desarrollar un componente que permita realizar la clasificación continua de huellas dactilares, de manera que mejoren los tiempos de respuesta y la estabilidad en el proceso de identificación del módulo AFIS del CISED.

Para alcanzar este objetivo general se han establecido los siguientes **objetivos específicos**:

1. Analizar los aspectos teórico-prácticos referentes a los sistemas de reconocimiento biométrico a partir de las huellas dactilares, que fundamenten las bases de la presente investigación.
2. Definir los algoritmos, tecnologías, metodologías y herramientas a utilizar para el desarrollo del componente.
3. Implementar un componente de clasificación continua de huellas dactilares para incrementar el rendimiento del proceso de búsqueda del AFIS.
4. Realizar pruebas de *software* para verificar los tiempos de respuesta y la estabilidad que aporta el componente al proceso de identificación.

La investigación se rige por la siguiente **hipótesis**: La implementación de un componente de indexación de huellas dactilares guiada por sus características globales, permitirá disminuir los tiempos de respuesta y aportará estabilidad al proceso de búsqueda del módulo AFIS del CISED para la identificación de personas.

En la Tabla 1 se resume el análisis realizado en el Anexo A referido a la operacionalización de las variables identificadas a partir de la hipótesis planteada, para facilitar la prueba o refutación de la misma.

Tabla 1: Operacionalización de las variables.

Variable	Dimensión	Indicador	Escala
Estrategia de búsqueda	Procedimiento	Método empleado	No procede
	Entradas	Características utilizadas	No procede
	Tiempo	Tiempo de preprocesado de los datos	<i>milisegundos</i> (ms)
Tiempo de respuesta	Tiempo	Ecuación (A.3)	<i>milisegundos</i> (ms)
	Esfuerzo	<i>Índice de penetración</i> , Ecuación (A.1)	[0, 100] %
Estabilidad del proceso	Tolerancia	<i>Tasa de error</i> , Ecuación (A.4)	[0, 100] %
		Calidad de la imagen dactilar (Q)	Los cinco niveles de calidad establecidos por Watson & Tabassi (2004)

Métodos

De acuerdo al objetivo que se persigue en la investigación, se define como **población** los bancos de datos de huellas dactilares, al representar la totalidad de elementos en los que es de interés generalizar los resultados alcanzados por el presente estudio. Dada la diversidad de tamaño e irregular distribución de las huellas dactilares en las clases definidas por el esquema *Galton-Henry*, se hace necesaria la elección de un grupo significativo que permita validar la hipótesis planteada.

La **muestra** seleccionada para el estudio la conforman las bases de datos brindadas por la Competencia de Verificación de Huellas Dactilares (FVC) dada su amplia aceptación en el campo de la biometría y la reconocida calidad y capacidad de generalización con que han sido escogidas dichas imágenes de prueba, lo que permite comparar los resultados obtenidos en esta investigación, con aquellos que ofrecen la implementación descrita por los autores en los estudios previos a este trabajo y otras técnicas presentes a escala mundial. Se cuenta con las bases de datos utilizadas en la FVC2000¹ (Ver Tabla 2).

Tabla 2: Banco de pruebas utilizado.

Banco de Datos	Bases de Datos de Prueba utilizadas
FVC2000	DB1_B, DB2_B, DB3_B, DB4_B

La técnica de muestreo utilizada es *intencional* y se encuentra sustentada en todo lo planteado anteriormente, por lo que a pesar de ello, se puede probar la validez de los resultados obtenidos.

Los **métodos teóricos formales** empleados son: el deductivo indirecto para probar en la práctica la hipótesis de la investigación. El método inductivo incompleto para arribar a las conclusiones del trabajo a partir de resultados concretos obtenidos a través de las pruebas realizadas con el producto de *software* construido, generalizando los resultados obtenidos. El lógico de soporte de modelado para esclarecer el entendimiento del sistema, tanto para los investigadores como para el resto de los involucrados en el proceso, mediante la elaboración de diagramas y mapas conceptuales; además el método hipotético-deductivo para elaborar una hipótesis que sustente todo el proceso investigativo.

Los **métodos empíricos** a emplear son los siguientes: el método investigación-acción para el estudio de las propuestas a revisar durante el proceso investigativo, para generar conocimiento a partir del aprendizaje reflexivo de las mismas. El análisis estático en el examen que se realizará cuando culmine la tarea de implementación del producto de *software*, este incluye la comprobación de la estructura del sistema y el correcto funcionamiento del mismo. El monitoreo de proyecto será empleado por los autores durante la fase de prueba del sistema, para la recolección de datos necesarios en la fundamentación de la investigación realizada y comprobar los resultados de la misma. Por último, el análisis dinámico para medir el rendimiento del sistema de acuerdo a la variabilidad de la entrada en tiempo de ejecución.

¹Consultar: <http://bias.csr.unibo.it/fvc2000/databases.asp>

Justificación de la investigación

La aplicación de las estrategias implementadas en el centro hasta hoy, por sí solas no solventan el problema de la búsqueda durante la identificación de individuos por medio de huellas dactilares. Las características globales de la huella dactilar son obtenidas en las primeras etapas del *preprocesado* de su imagen, lo cual brinda agilidad a toda búsqueda que se sustente en dichos rasgos; además, permite un *bajo acoplamiento* entre el sistema de indexación y las demás etapas de la identificación, diversificando su nivel de aplicación incluso con otras técnicas que difieren de los principios que esta utiliza a un costo de rendimiento bajo. La independencia y robustez de las estrategias de indexación basadas en características globales de la huella dactilar, evidencian resultados que validan la calidad de la misma, como se puede constatar en [Bhuyan et al. \(2010\)](#); [Chandra & Maheswari \(2012\)](#); [Prabhakar et al. \(2009\)](#); [Vig & Parekh \(2011\)](#).

En la continua tarea de alcanzar las marcas internacionales de rendimiento y estabilidad que poseen los AFIS, se pretende continuar perfeccionando la calidad de los sistemas ofertados por la universidad y el centro en particular, aportando además soluciones de bajo costo y fácil despliegue en organizaciones de cualquier índole, orientadas a un mercado fundamentalmente subdesarrollado (que constituye la gran mayoría), el cual no posee recursos suficientes para adoptar soluciones controladas por grandes empresas y gobiernos capitalistas que restringen el conocimiento y hacen cada vez más dependientes de sus tecnologías al resto del mundo.

Estructura del documento

En este apartado se describe brevemente el contenido de cada uno de los tres capítulos en los que se secciona el presente documento.

En el **Capítulo 1**, se puntualizan los principales conceptos relacionados con el tema, se caracterizan los principales algoritmos de indexación de huellas dactilares, además de definirse las tecnologías, metodología y herramientas a utilizar durante el desarrollo del componente.

En el **Capítulo 2**, se desarrolla la investigación propiamente dicha. Además de realizarse una descripción general de la solución propuesta y su funcionamiento, a partir de la cual se derivan las principales funcionalidades que esta debe contener, se detallan los principales aspectos relacionados con su diseño y la arquitectura que organiza la lógica del módulo. Se especifican los patrones del diseño aplicados y los artefactos derivados de la metodología de desarrollo de *software* seleccionada para esta etapa del proceso de elaboración del componente propuesto.

Con el **Capítulo 3**, se exponen los resultados de la tesis. Se abordan aspectos relacionados con la implementación del componente y las principales pruebas realizadas al módulo dirigidas a verificar su correcto funcionamiento.

Capítulo 1

Fundamentación teórica

Con el objetivo de facilitar la comprensión del alcance de la investigación, en el presente capítulo se exponen conceptos fundamentales asociados al dominio del problema planteado. Además, se realiza un análisis acerca de las técnicas de indexación de huellas dactilares. Se presenta una síntesis de los principales estudios acerca de la utilización de *características globales* para la indexación a lo largo de los últimos 20 años. Por último, se analizan las metodologías, tecnologías y herramientas utilizadas durante el ciclo de desarrollo de la solución que se propone.

1.1. Conceptos asociados al dominio del problema

Cualquier modelo de identificación personal puede ser comprendido mediante un esquema simplificado, en el cual se definen tres indicadores de identidad que rigen dicho proceso (Pfleeger & Lawrence, 2006):

Conocimiento: elementos conocidos por el usuario: contraseñas, números de identificación personal (PIN), una frase de contraseña e intercambio de claves secretas.

Posesión: objetos que las personas portan para identificarse: insignias de identidad, llaves físicas, licencia de conducción o uniforme.

Característica o rasgos biométricos: están basados en una característica física del usuario, tal como la huella dactilar, el rostro o el patrón de su voz.

Cada uno de estos indicadores genera una estrategia para el proceso de autenticación de un usuario ante un sistema, institución o país. Se debe considerar el patrón a utilizar o la combinación de estos para obtener esquemas más robustos de identificación, en dependencia del grado de seguridad, los diversos tipos de amenazas y el nivel de protección que desee brindar la institución.

1.1.1. Sistemas biométricos

La presente investigación incurre en aquellos sistemas basados en características biométricas, por ello de acuerdo a los intereses del estudio expuesto, se define sistema biométrico según Prabhakar et al. (2009) como:

DEFINICIÓN 1.1.1 *Sistema automatizado que realiza labores de biometría. Dicho sistema, fundamenta sus decisiones de reconocimiento mediante una característica personal que puede ser reconocida o verificada de manera automatizada. Dependiendo del contexto este puede utilizar el modelo de verificación o identificación.*

DEFINICIÓN 1.1.2 *Un **modelo de verificación** autentica la identidad de una persona comparando una característica biométrica capturada de la misma, con otra previamente conocida que sirve como plantilla de referencia biométrica para el sistema, el cual puede aceptar o rechazar la petición de identidad realizada.*

DEFINICIÓN 1.1.3 *El **modelo de identificación** reconoce la identidad de un individuo ejecutando una búsqueda sobre el total de datos que posee el sistema. Este realiza una comparación uno-a-muchos para establecer la identidad de la persona, en caso de que esta se encuentre almacenada en la BD, el sistema retorna un identificador de referencia a la(s) característica(s) almacenada(s) con mayor correspondencia con la entrada. La identificación establece la identidad del sujeto (o comprueba la no existencia de este en la BD), a diferencia del proceso de verificación no hay que sugerirle una plantilla de referencia para realizar la comparación.*

NOTA 1.1.1 *El término autenticación, a menudo se utiliza como analogía al modelo de verificación de un sistema biométrico. Para los intereses de este estudio dicha definición es utilizada indistintamente para referirse tanto a la identificación como a la verificación. De acuerdo al lenguaje técnico, autenticación se refiere a la habilidad del sistema de determinar la identidad del usuario, sin importar la manera en la que esta es determinada (verificación o identificación).*

Según el diccionario de la Real Academia de la lengua Española (RAE), el vocablo **biometría**, se refiere al estudio mesurativo o estadístico de los fenómenos o procesos biológicos. Desde otra arista, en [Landi Diez \(2007\)](#) se plantea una definición tradicional del término, la cual expresa que:

DEFINICIÓN 1.1.4 *La **biometría** es la aplicación de técnicas matemáticas y esquemas al estudio de datos de las ciencias biológicas.*

No obstante, con el propósito de lograr un mayor nivel de detalle en la conceptualización de dicho término, se asume la siguiente definición dada en [Prabhakar et al. \(2009\)](#):

DEFINICIÓN 1.1.5 *El **reconocimiento biométrico**, término al cual también se le asocia dicho concepto, se refiere a la identificación automática de personas utilizando características anatómicas (por ejemplo: huella dactilar, iris, rostro) o procedurales (tales como: voz y firma manuscrita), que son frecuentemente conocidas como identificadores biométricos o simplemente características.*

El diagrama de bloques de la Figura 1.1¹ muestra el esquema de proceso y la arquitectura de un sistema biométrico genérico.

¹El diagrama ofrecido es elaboración propia de los autores a partir de la Figura 1.1. de [Prabhakar et al. \(2009\)](#).

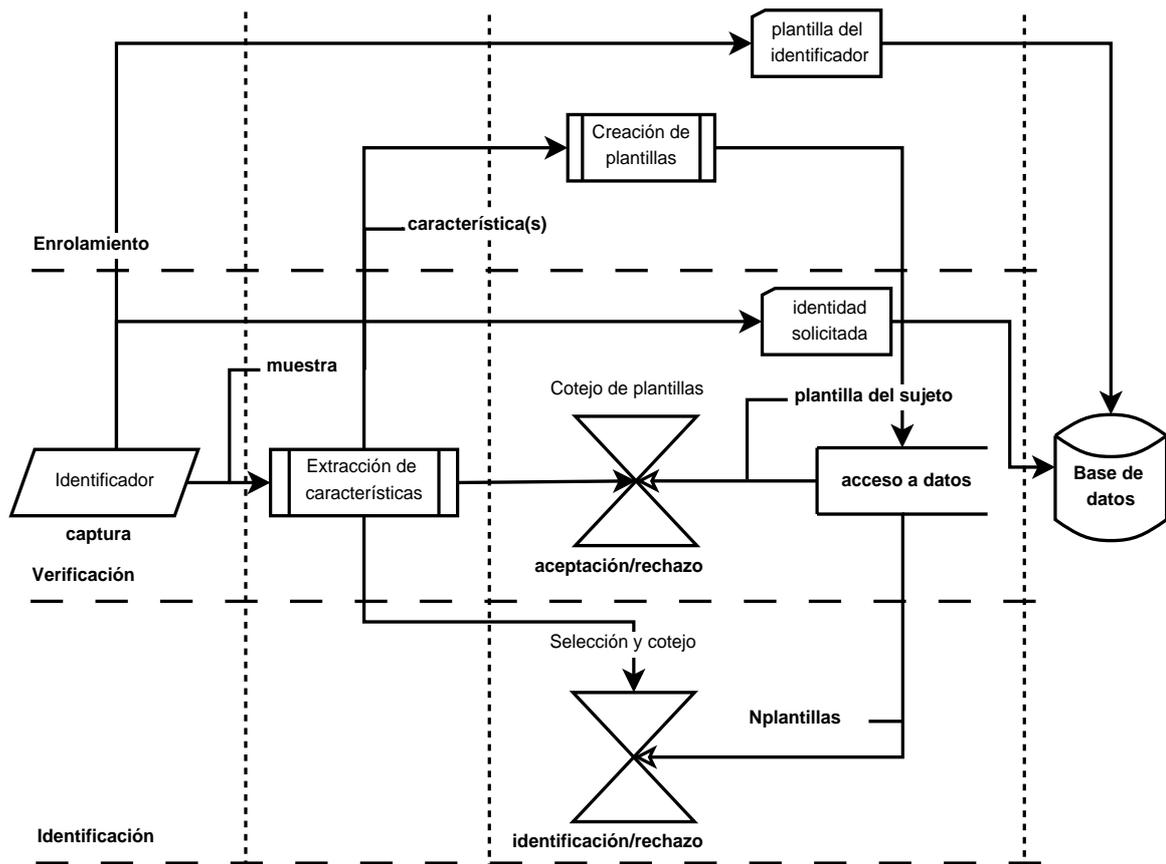


Figura 1.1: Procesos de enrolamiento, verificación e identificación. Estos procesos utilizan los siguientes módulos: captura, extracción de características, creación de plantillas, cotejo (o comparación), selección y almacenamiento de datos.

Los procesos de verificación e identificación pueden diferir en la forma en que la identidad de los sujetos es solicitada. Una *solicitud biométrica* se define como un pedido implícito o explícito del sujeto presente o no en el sistema, dada una plantilla de enrolamiento específica o no. Dicha solicitud puede ser (Prabhakar et al., 2009):

Positiva El sujeto está enrolado.

Negativa El sujeto no está enrolado.

Específica El sujeto se encuentra o no asociado a una plantilla específica.

No específica El sujeto está o no relacionado con varios descriptores biométricos.

Diferentes tipos de solicitudes son utilizados en dependencia del contexto de aplicación en que sean empleados dichos sistemas.

Las características básicas de un sistema biométrico constituyen restricciones que deben ser satisfechas, las cuales apuntan a que este considere el desempeño, el nivel de aceptación que tenga entre los usuarios y la fiabilidad de sus resultados.

1.1.2. Biometría dactilar

En la bibliografía consultada referida directamente al reconocimiento biométrico a partir de la **huella dactilar**, las definiciones aportadas por los diferentes autores en Komarinski (2005); Prabhakar et al. (2009); Ruiz Shulcloper et al. (2009), ofrecen características similares. A partir de lo planteado, a los efectos de este trabajo se define huella dactilar como:

DEFINICIÓN 1.1.6 *Las **huellas dactilares** son los rasgos distintivos producidos por el contacto sobre alguna superficie de los dedos de la mano. Su construcción biológica comienza a gestarse en el sexto mes de vida del feto y están compuestas por dibujos papilares que se forman por los relieves epidérmicos (o crestas) y los surcos interpapilares (o valles) en las palmas de las manos. Se encuentran condicionadas por su posición en el útero de la madre y el fluido amniótico presente durante su proceso de creación.*

Las huellas, como rasgos biométricos, pueden ser medidas, copiadas y examinadas con determinado nivel de rigor. Presentan como particularidades, su *inmutabilidad* y *perennidad*. Cada individuo posee grupos únicos e irrepetibles de huellas dactilares, lo cual constata su *diversidad*. Por otro lado, esta no es invasiva y puede ser capturada con facilidad. Estas características constituyen un factor importante para ser elegidas como identificador irrefutable de una persona.

NOTA 1.1.2 *Aunque los especialistas en criminalística diferencian entre impresiones y huellas dactilares, y en estas últimas entre **latentes**, **visibles (o positivas)**, **moldeadas**, **naturales** y **artificiales**; para los intereses del presente estudio se utiliza el término huella en sentido general.*

Una representación visual de la huella dactilar y de sus rasgos precedentes es presentada en la Figura 1.2². En esta se observan los patrones de crestas y valles que describen la estructura de una huella dactilar humana de un pulgar derecho. Independientemente del dedo utilizado se pueden encontrar formas similares en todos, sin embargo cada uno presenta ligeras variaciones diferenciándolos entre sí.

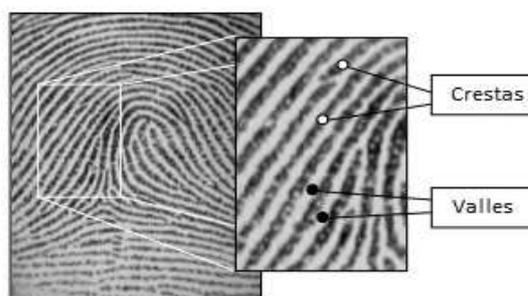


Figura 1.2: Huella dactilar y rasgos distintivos que la conforman.

La descripción matemática para el análisis de los métodos descritos en la presente investigación referente a la imagen de la huella dactilar se toma de manera similar a la propuesta en Prabhakar et al. (2009) y se

²Fuente: elaboración basada en la Figura 3.1. de Prabhakar et al. (2009)

define como:

DEFINICIÓN 1.1.7 *Sea I la imagen a escala de grises de la huella dactilar con g niveles de gris, se define $I[x, y]$ como el nivel de gris del píxel $[x, y]$ en I y $z = S(x, y) = g - 1 - I[x, y]$ como la superficie discreta correspondiente a la imagen I . Se asocian los píxeles oscuros con los niveles de gris cercanos a 0 y los claros con aquellos cercanos a $g - 1$; las crestas de la huella dactilar (píxeles oscuros en I) se corresponden con las líneas en la superficie, y el espacio entre estas (píxeles claros en I) se corresponden con los valles. (Ver Figura 1.2)*

1.1.3. Características principales

A continuación se exponen algunos conceptos fundamentales para la comprensión de la investigación. Primero, se ofrece una recopilación de las principales técnicas para la estimación de la imagen direccional de la huella dactilar. Seguidamente, se exponen los conceptos de *puntos singulares* y *minucias*, los cuales son de vital importancia para la comprensión de los temas analizados en el presente estudio.

Campo de orientación

Se entiende por orientación, a la dirección y sentido de un vector al cual se encuentra asociado un ángulo que rige la dirección de las crestas y valles antes descritos, en un espacio $n - dimensional$ determinado. Una definición mas formal del término, es encontrada en [Maltoni et al. \(2010\)](#):

DEFINICIÓN 1.1.8 *El campo de orientación de la huella (o imagen direccional), es una matriz de dimensiones $h \times w$, dígase \mathbf{D} , cuyos elementos conservan la orientación local de las crestas. Cada elemento $\theta_{i,j} \in [0, \pi]$ corresponde al bloque $[i, j]$ centrado en el píxel $[x_i, y_j]$ de la imagen de la huella dactilar y denota la orientación promedio de los ángulos que se forman entre el eje horizontal y las crestas de la huella que atraviesan la ventana centrada en $[x_i, y_j]$. Sea s el paso utilizado para el análisis por bloques de la huella, luego las coordenadas de cada píxel se definen como:*

$$[x_i, y_j] = [b + s \cdot i, b + s \cdot j],$$

donde b delimita la separación entre bloques y es expresado en píxeles.

NOTA 1.1.3 *Durante la investigación se utiliza el término **orientación** para vectores no dirigidos ubicados en el intervalo $[0, \pi]$, y **dirección** para indicar una orientación específica en el intervalo $[0, 2\pi]$. En lo adelante se refiere a la imagen de orientación de la huella dactilar como \mathbf{CO}^3 .*

³Abreviatura para campo de orientación

A menudo se utiliza un valor adicional r_{ij} asociado a cada elemento θ_{ij} con el cual se denota la confianza (o consistencia) del CO. El valor r_{ij} es bajo en los bloques con altos niveles de ruido y mayor para aquellas regiones de alta calidad.

En la Figura 1.3⁴ se observa la imagen de una huella dactilar fusionada en su CO por bloques de 16×16 píxeles. Cada elemento denota la orientación local de las crestas de la huella, su longitud es proporcional a la consistencia de la orientación obtenida.

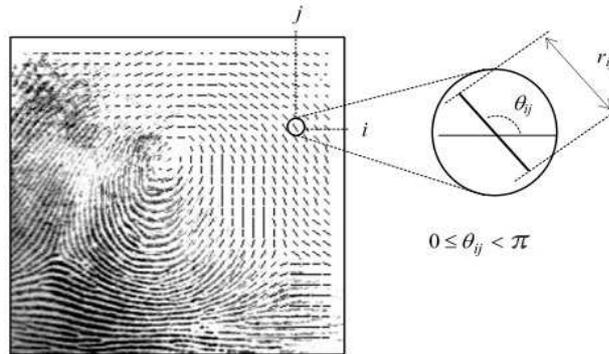


Figura 1.3: Campo de orientación y componentes que lo conforman.

La extracción del CO es un proceso primordial en todo sistema de identificación biométrico que utilice huellas dactilares para la verificación de identidades o individuos. La orientación es utilizada tanto en procesos de mejoramiento de la calidad de la imagen de la huella dactilar (Babatunde et al., 2012; He et al., 2002; Hong et al., 1998a,b; Oh et al., 2003; Wang & Wang, 2004; Yang et al., 2003) como en la detección, descripción y comparación de características presentes en estas, tales como *minucias* y *puntos singulares* (Kulkarni et al., 2008; Wang et al., 2007), términos que se definirán posteriormente. En el Anexo B se mencionan algunas de las principales técnicas conocidas para la obtención, mejoramiento y evaluación del CO.

Puntos singulares

Los puntos singulares o focales, como comúnmente son denominados en el habla hispana, son una de las características más importantes de las huellas dactilares, fueron uno de los primeros indicadores analizados en el proceso de clasificación, tanto por expertos criminalistas como por los primeros sistemas automáticos que simulan dicha tarea. En la imagen de una huella dactilar el patrón de crestas y valles se encuentra dispuesto en un recorrido particular, regido en su mayoría por la presencia (o no) de dichas singularidades, usualmente asociadas entre otras formaciones distintivas a regiones de alta curvatura y rupturas abruptas de crestas. Según la literatura revisada en Ruiz Shulcloper et al. (2009) estos se definen como:

DEFINICIÓN 1.1.9 *El **delta** es el sitio en la primera bifurcación, cresta abrupta, empalme de dos crestas, punto, fragmento o cresta, más cercano al centro de divergencia de dos crestas limitantes, situado en su*

⁴Fuente: modificación realizada a partir de la Figura 3.9. encontrada en Prabhakar et al. (2009)

punto de divergencia o inmediatamente delante del mismo. (Figura 1.4⁵)

DEFINICIÓN 1.1.10 El **núcleo**, tal como lo indica su nombre, es el centro aproximado de la huella dactilar. Se sitúa sobre la cresta del lazo más interno o dentro de dicho lazo. (Figura 1.4)

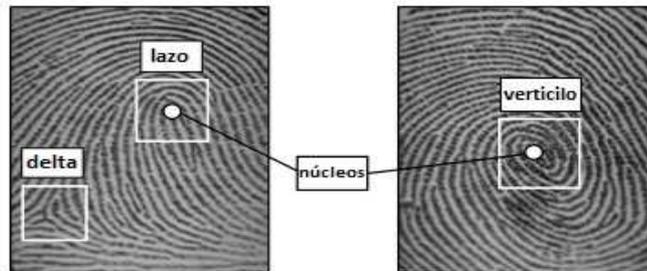


Figura 1.4: Regiones singulares de la huella (cajas blancas) y sus núcleos correspondientes (círculos).

La exactitud con que son detectados los puntos singulares en la huella dactilar incide directamente en el proceso de clasificación, conteo de crestas, así como en las posteriores etapas del proceso de identificación, puesto que estos también son empleados para la alineación y rotación de la plantilla con respecto a la huella de entrada. Dichas tareas pueden resultar afectadas de no tenerse correcta información de la posición de las singularidades.

Algunas imágenes, especialmente aquellas capturadas con sensores de estado sólido, contienen solo parciales de la huella que en su mayoría, no incluyen por completo a los puntos singulares (usualmente los deltas). El número de núcleos y deltas difiere para los distintos tipos de huellas, por lo cual no se puede establecer una regla que ajuste completamente la corrección de estos. No obstante, cuando se encuentran las condiciones adecuadas para realizar el proceso de detección con la exactitud requerida, el resultado ofrece una manera simple de clasificar las huellas tomando en cuenta el número y posición de las singularidades (Liu et al., 2005).

La mayoría de los algoritmos propuestos para la localización de los puntos singulares se realizan sobre el CO de la huella, según Prabhakar et al. (2009) algunas de las clasificaciones en las que estos pueden ser agrupados son: métodos basados en el *índice de Poincaré*⁶ (los más ampliamente difundidos), basados en características locales del CO y basados en particiones.

Minucias

Las minucias están presentes, como otra de las características importantes, en todos los patrones de huellas dactilares. Por la alta variabilidad que poseen y por contarse con la certeza científica de la no existencia de una igual distribución de estas entre patrones de huellas dactilares diferentes, son las características comúnmente empleadas en el cotejo de huellas dactilares. Con garantizar la correspondencia en

⁵Figura modificada a partir de la Figura 3.2. ofrecida en Prabhakar et al. (2009)

⁶El índice de Poincaré de un bloque, se define como la rotación total de los vectores de las direcciones de los bloques que rodean al mismo. Más información puede ser encontrada en Prabhakar et al. (2009).

cuanto a posición y dirección de un grupo reducido de estas, es posible asegurar con alto grado de confianza que las imágenes analizadas corresponden a impresiones de la misma huella dactilar [Ruiz Shulcloper et al. \(2009\)](#).

A continuación se ofrece la definición dada en [Prabhakar et al. \(2009\)](#), no obstante definiciones afines a esta también pueden ser encontradas en [Ruiz Shulcloper et al. \(2009\)](#).

DEFINICIÓN 1.1.11 *Minucia significa detalle pequeño y se refiere a las distintas maneras en las que las crestas de la huella dactilar pueden ser discontinuadas. Una minucia se identifica básicamente por su tipo, posición $[x, y]$ y el ángulo de la tangente de la cresta donde se encuentra ubicada y el eje horizontal, el cual se define como $\theta \in [0, \pi)$.*

Aunque se pueden considerar diversos tipos de minucias (ver aquellos más comunes en la Figura 1.5⁷), para evitar discernir entre estos, se utiliza una clasificación general de las mismas. El Instituto Nacional Estadounidense de Estándares (ANSI) en conjunto con el Instituto Nacional de Normas y Tecnología (NIST) propuso una taxonomía de dichas características basada en cuatro clases principales (ANSI/NIST-ITL 1-2007⁸): *terminación, bifurcación, compuesta* (secante o trifurcación) y un tipo indeterminado. En la práctica existe ambigüedad entre los tipos de bifurcación y terminación, dependiendo de la presión del dedo sobre el dispositivo de captura, bifurcaciones pueden aparecer en lugar de terminaciones y viceversa. Sin embargo, analizando el ángulo de la minucia, dicho error no representa un cambio significativo en su descriptor ([Prabhakar et al., 2009](#)).

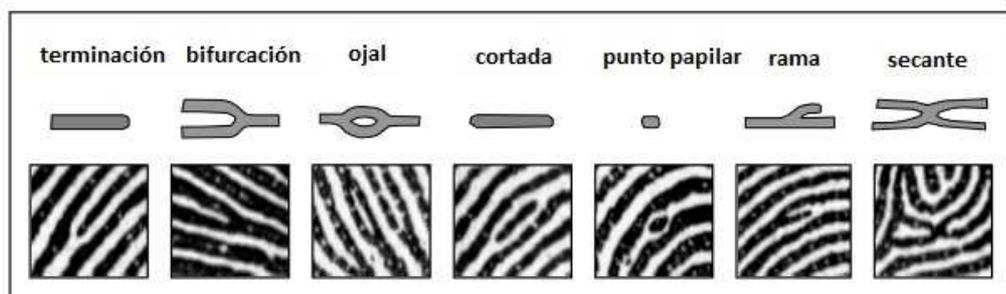


Figura 1.5: Siete tipos de minucias más comunes presentes en las imágenes de huellas dactilares.

1.1.4. Tipos de clasificación

La clasificación en clases conocidas (o no) de las huellas dactilares es una difícil tarea de reconocimiento de patrones, como ya anteriormente se ha mencionado. A lo largo de los años se ha trabajado en el desarrollo de métodos de clasificación que discriminen los datos presentados para la tarea de identificación y así ganar

⁷Imagen modificada de la Figura 3.4. de [Prabhakar et al. \(2009\)](#) utilizando la definición hispana de los elementos aportada por [Ruiz Shulcloper et al. \(2009\)](#).

⁸Comprende una revisión realizada al estándar ANSI/NBS-ICST 1-1986, está basado en la definición de las características locales de la huella (minucias) utilizando la codificación tradicional. También incluye definición de formatos para el intercambio de huellas y otros identificadores biométricos ([McCabe & Newton, 2007](#)).

en eficiencia en los AFIS. En la actualidad existen dos tendencias que marcan ampliamente la dirección seguida por estos enfoques. Para los intereses de este trabajo, a continuación se ofrecen elementos que definen las dos clases dentro de las cuales se agrupan la totalidad de los métodos de búsqueda empleados en las bases de datos de huellas dactilares.

Clasificación

Las primeras estrategias utilizadas en la tarea de clasificación, recaen en los estudios realizados a finales del siglo *XIX*. Entre los precursores se destaca el físico y doctor escocés Henry Faulds, el cual en 1880 planteó por primera vez que los detalles de las crestas en las huellas dactilares eran únicos, y por tal motivo, estas podían ser clasificadas y utilizadas en la solución de crímenes. Otro hito importante para el campo lo constituyen los estudios realizados por el antropólogo británico Sir Francis Galton en 1892, cuando publicó su trabajo definitivo, *Fingerprint*, investigación que comprobó científicamente la unicidad de las huellas dactilares (Komarinski, 2005).

En la última década de ese siglo, resalta el trabajo del jefe de la policía metropolitana de Londres por esa época, Sir Edward Henry, el cual con la experiencia alcanzada en la India y la colaboración del oficial de policía en las *Indias británicas* Azizul Haque, desarrolló un método de identificación inspirado en las publicaciones de Galton. Con este fin, Henry publica en 1900 un trabajo denominado **Clasificación y uso de huellas dactilares**, *Classification and Use of Fingerprints*, el cual se convirtió en un estándar de facto para la mayoría de los sistemas de identificación en todo el mundo, siendo asumido por el Buró Federal de Investigaciones (FBI) como el *sistema de clasificación Galton-Henry*, institución gubernamental que se encarga de su difusión y soporte hasta la actualidad (Nickell & Fischer, 2014).

Por otro lado, se destacan los estudios del fundador de la *dactiloscopia* como ciencia, el croata nacionalizado argentino Juan Vucetich, el cual definió cuatro tipos de patrones fundamentales para las huellas basados en el sistema de clasificación Galton-Henry. Este esquema definido por Vucetich es utilizado actualmente en la mayoría de los países hispano-hablantes (Prabhakar et al., 2009).

A continuación se define formalmente a partir de la bibliografía consultada en Prabhakar et al. (2009) el término *clasificación exclusiva o de patrón de huellas dactilares* o, para los intereses de este estudio, simplemente clasificación.

DEFINICIÓN 1.1.12 La **clasificación** es el procedimiento automático aplicado a la imagen de una huella dactilar para asignarla a un grupo de los especificados según la clasificación de Galton-Henry. Dicha tarea deberá realizarse de manera consistente y confiable, tal que, diferentes impresiones de la misma huella dactilar no se ubiquen en clases distintas.

Según Prabhakar et al. (2009) el esquema Galton-Henry reconoce como clases a:

DEFINICIÓN 1.1.13 La huella de tipo **Arco**, de su traducción al inglés Arch, carece de puntos delta y de núcleo. Las crestas fluyen de un lado al otro de la imagen curvándose ligeramente en el centro de la misma.

DEFINICIÓN 1.1.14 Una huella de tipo **Arco tendido o en tienda**, de su traducción inglesa Tented Arch, es similar a un arco plano (Definición 1.1.13), su principal diferencia radica en que al menos una línea presenta una curvatura alta, provocando la aparición de un núcleo y un delta ubicado debajo del mismo, de forma casi vertical a este.

DEFINICIÓN 1.1.15 Una huella de tipo **Lazo o Presilla**, del término inglés Loop, puede poseer dos orientaciones principales, las cuales son utilizadas también como clasificación, **lazo izquierdo** (Left Loop) y **lazo derecho** (Right Loop). Su principal diferencia radica en que las crestas entran por el lado izquierdo (o derecho) de la imagen, fluyen hacia arriba rodeando el núcleo y luego dan vuelta sobre sí mismas para regresar al mismo punto de partida. Este dactilograma⁹ cuenta con un núcleo y un punto delta ubicados del lado derecho (o izquierdo) del observador.

DEFINICIÓN 1.1.16 La huella dactilar **Espiral o Verticilo**, conocida como Whorl de su traducción en inglés, posee al menos una cresta que realiza una vuelta completa a la imagen alrededor del núcleo de la misma, el cual puede adoptar formas circulares, elípticas o espirales. En ella pueden ser identificados dos lazos o núcleos, o una espiral (núcleo), y dos puntos delta. Dicha clase es muy compleja, por lo cual algunos esquemas de clasificación la subdividen en dos categorías: **Doble lazo o Presilla doble** y **Espiral o Verticilo** (las que poseen un solo núcleo).

En la Figura 1.6¹⁰ se muestran algunas imágenes representativas de la clasificación brindada anteriormente.



Figura 1.6: Esquema de clasificación de Galton-Henry.

La clasificación automática permite incrementar la eficiencia de la identificación por huellas dactilares, debido a que el conocimiento de las clases puede ser utilizado para limitar el número de comparaciones (Awad & Baba, 2011). La clasificación solamente ordena las plantillas de la BD de acuerdo a su similitud

⁹Denominación dada por los especialistas en criminalística a las impresiones de huellas dactilares latentes. Aquí se ha utilizado con un enfoque más general.

¹⁰Imagen tomada de la Figura 1 de Ruiz Shulcloper et al. (2009)

con la plantilla de entrada, sin considerar la relación existente entre las plantillas almacenadas, limitando el rendimiento de la búsqueda (Liu et al., 2007).

Este principio básico de clasificación ha sido perfeccionado a lo largo de los años por diferentes autores, los cuales han propuestos varios esquemas de subclasificación para aumentar el nivel de partición en la BD, obteniendo categorías más específicas de huellas dactilares. Para ello se emplean múltiples concesiones y acuerdos, mayormente regidos por el NIST y el FBI, basados en el conteo de crestas y la posición relativa de sus puntos singulares.

De manera general los AFIS que utilizan un módulo de clasificación exclusiva basado en el esquema Galton-Henry, presentan una tasa de error promedio de un 6%. Alternativamente, el 20% de las huellas de consulta son rechazadas, resultando en una tasa de un 1%. El efecto de dicho sistema de rechazo implica que al menos en el 20% de los casos deberá realizarse una búsqueda sobre todo el banco de datos, permaneciendo el 1% de estas sin ser identificado, debido a los errores de clasificación (Boer et al., 2001).

Esto demuestra que los procesos de subclasificación de huellas dactilares aún permanecen siendo complicados y dependientes de condiciones específicas tales como el uso del dedo correspondiente y el dispositivo de captación utilizado. Además existen muchas huellas ambiguas, las cuales no pueden ser clasificadas con certeza absoluta incluso por expertos humanos. Implementar un sistema confiable de subclasificación es mucho más complicado que realizar la categorización en las 5 clases principales (Prabhakar et al., 2009). Por lo tanto un grupo muy limitado de algoritmos han sido propuestos en los últimos años con dicho propósito (p. ej. Msiza et al., 2011).

Indexación

Los primeros trabajos de los que se tiene conocimiento acerca del tema de la indexación dactilar fueron realizados por Lumini et al. (1997), presentando un riguroso análisis de las ventajas y principales inconvenientes de establecer una *clasificación continua de huellas dactilares*. De allí se presenta el siguiente extracto donde se describe la indexación dactilar:

*“Durante la **indexación** cada huella dactilar es caracterizada por un vector numérico, dígase \mathbf{w} , que resume sus principales características. Dada una transformación en la cual se preserven las similitudes entre imágenes, es posible asumir que aquellas huellas similares entre sí, son interpretadas como puntos cercanos del espacio multidimensional considerado. La recuperación de los vectores de la BD es realizada por medio del cálculo de una medida de distancia que brinda una hiper-esfera centrada en \mathbf{w} , la cual ofrece un alto porcentaje de probabilidad de encontrar en su radio el vector correspondiente en la BD.”*

La indexación no permite realizar ciertas tareas, como pueden ser la asignación de etiquetas a huellas para un esquema de clasificación dado. Sin embargo, utilizar una estrategia de clasificación continua es más factible que la clásica exclusiva, debido a que dicho enfoque ofrece una solución a la pertenencia exclusiva a una clase determinada de aquellas huellas ambiguas. Para este método la búsqueda (penetración) en la

BD puede ser regulada ajustando el tamaño de la vecindad considerada ([Lumini et al., 1997](#)).

Utilizar la clasificación de Henry permite diseñar *a priori* la estrategia de búsqueda, dada que las porciones de la BD que son consultadas son siempre iguales, permitiendo una segmentación rígida de la misma. La indexación puede atenuar dichos problemas, sin embargo, un sistema continuo presenta un subconjunto completamente diferente para cada operación de cotejo, complicando y retrasando el proceso ([Liu et al., 2007](#)).

Escoger solamente una estrategia de indexación no es suficiente, por lo que esta debe ser definida de acuerdo a los requerimientos de la aplicación, como efectividad y eficiencia requerida, algoritmo de cotejo utilizado, la presencia o no de un supervisor humano y una estrategia para recuperar las huellas de la BD. En tal sentido, diferentes estrategias de selección pueden ser establecidas para el mismo mecanismo de indexación propuesto, en el Anexo C, se exponen diferentes procedimientos existentes para ejecutar la recuperación de las huellas en la BD.

1.2. Principales técnicas de indexación de huellas dactilares

A lo largo de los últimos años se ha trabajado con especial interés sobre la indexación de huellas dactilares en el mundo, siendo este un tema activo para la comunidad científica internacional en el cual continuamente se publican resultados. En la búsqueda de una solución que sea aplicable a la mayor cantidad de entornos posibles, se ha realizado un estudio de la literatura relacionada con el tema constatando los avances obtenidos hasta la actualidad. Entre las técnicas más importantes expuestas se encuentran ([Aching Samatelo & Rojas Vigo, 2003](#); [Parlakyildiz & Hardalaç, 2013](#); [Prabhakar et al., 2009](#)):

Basada en reglas Enfoque similar al utilizado por los expertos humanos. Las huellas son clasificadas de acuerdo al número y posición de los puntos singulares.

Sintáctica Utiliza un lenguaje formal para describir el patrón de crestas de la huella por medio de reglas de producción y símbolos terminales. Esta es una técnica comúnmente utilizada en el campo del reconocimiento de patrones.

Estructural Emplea estructuras espaciales de alto nivel para indexar las huellas. Dicha disposición de los datos permite optimizar el proceso de búsqueda, este depende de los datos utilizados y de cómo estos son empleados.

Estadística Enfoque ampliamente difundido que hace uso de un vector de características construido en un espacio multidimensional definido. Con esta información se elabora una medida de distancia que brinda un orden para visitar las clases definidas en la BD.

Basada en redes neuronales u otras técnicas de aprendizaje automático Dichos sistemas utilizan como entrada disímiles características de la imagen de la huella y la información que es posible

extraer de las etapas de preprocesado realizadas como proceso previo al entrenamiento. Tiene como principal contratiempo, que la mayoría de las propuestas requieren de gran cantidad de casos de pruebas para lograr niveles de error aceptables. Las redes neuronales, las máquinas de vectores de soporte y los algoritmos genéticos son algunos de los más utilizados por su amplia capacidad de generalización y aprendizaje.

Basada en múltiples clasificadores A través de la utilización de una combinación efectiva de clasificadores y técnicas basadas en votación, entre otras estrategias para la combinación de listas ordenadas por prioridad, se alcanzan índices óptimos para la búsqueda.

NOTA 1.2.1 Para los intereses de la investigación realizada, se consideran fundamentalmente aquellas técnicas que hacen uso de las características globales de la huella para realizar una clasificación continua del banco de datos. Por los notables resultados alcanzados, los cuales sirven como métricas para el estudio realizado, se exponen además aquellos algoritmos que sin importar las características que utilizan, obtienen altos índices de rendimiento y bajas tasas de error.

Según [Boer et al. \(2001\)](#) un vector de características ideal para las tareas de indexación deberá cumplir con las siguientes características:

1. Discriminante sobre un gran número de huellas.
2. Invariante a la rotación, desplazamiento y distorsiones plásticas.
3. Compacto.
4. Fácil de obtener.

Para lograr un indicador que alcance dichas condiciones se continúa trabajando hoy en día en esta área de investigación, como así lo constatan algunos de los estudios expuestos anteriormente en este documento.

Una de las primeras técnicas y de las más ampliamente difundidas, es el CO de la huella dactilar. Su utilización no ha perdido vigencia en la actualidad, pero sí ha encontrado mejoras para su extracción y posterior utilización como índice. Se puede asumir que imágenes direccionales similares brindan costos de segmentación análogos, por lo cual, sus vectores correspondientes están próximos en el espacio s – *dimensional* descrito por estos.

La mayoría de las técnicas de clasificación propuestas en la literatura utilizan el CO como característica inicial, pero difieren en las transformaciones aplicadas al mismo para la creación de un vector y la medida de distancia. Algunas de las propuestas empleadas consisten en el CO propiamente dicho o la reducción de este por medio de una transformada K - L ; además, la imagen de orientación también es utilizada con la información que aporta la frecuencia de líneas de crestas, por ejemplo como se observa en el ya discutido trabajo [Liu et al. \(2007\)](#).

La periodicidad presentada por la orientación de la huella puede afectar el rendimiento de la transformada $K-L$, que es mejor ajustada cuando los datos presentan una *distribución Gaussiana*¹¹ (Liu & Yap, 2012). La dimensionalidad puede ser reducida empleando el *Análisis de Componentes Principales (PCA)*. Este método remueve la redundancia y el ruido, mientras que es capaz de mantener la mayor cantidad de información en el vector. Según los experimentos realizados por Boer et al. (2001), la utilización de un vector de 30 componentes brinda buenos resultados.

En los estudios realizados por Bhuyan et al. (2010), se concluye que las metodologías basados en la creación de modelos sobre características globales de la huella dactilar son encontradas más prometedoras para clasificar las huellas en clases conocidas. Así, los enfoques estructurales basados en la estimación del CO pueden ser capaces de clasificar imágenes de una de las cinco clases propuestas por la clasificación de *Galton-Henry* (Parlakylidiz & Hardalaç, 2013).

Sin embargo, el CO se encuentra con algunos problemas producto de la baja variabilidad interclase en los patrones de orientación, lo que se traduce en pequeñas distancias entre estos; y la gran variabilidad intraclase existente entre los patrones de orientación pertenecientes a la misma clase, causando que la medida de similitud tenga que cubrir un gran espacio de propagación.

La Tabla 1.1 ofrece un amplio resumen de algunas de las principales estrategias estudiadas que incurren en el cálculo del CO y la utilización de características extraídas de este para incrementar los tiempos de búsqueda durante el proceso de identificación de un AFIS.

Por otro lado, algunos investigadores proponen la utilización de características locales, como las *minucias*, para indexar las huellas. Según estos estudios explotar las mismas características para el cotejo y clasificación resulta atractivo, sin embargo se puede incurrir en el empleo de estructuras muy redundantes. El conjunto de minucias correspondientes en dos impresiones diferentes de una misma huella es extremadamente pequeño en ocasiones, por lo cual deben usarse indicadores lo suficientemente discriminantes para que, con tan poca información, otorguen resultados favorables al algoritmo de indexación.

Alrededor de la detección de los *puntos singulares* se han creado un sinúmero de enfoques capaces de clasificar huellas dactilares: representaciones basadas en PCA, mapas auto-organizados (SOM) y filtros de Gabor¹⁶.

¹¹En estadística y probabilidad se llama distribución normal, distribución de Gauss o distribución gaussiana, a una de las distribuciones de probabilidad de variable continua que con más frecuencia aparece aproximada en fenómenos reales (Weisstein, 2014).

¹²Del inglés: *Average Ridge Distance*

¹³Es un método de agrupamiento para la partición de un conjunto n en k grupos, en el cual cada observación pertenece al grupo más cercano a la media o cualquier otro operador determinado. Esto da lugar a la subdivisión del espacio de datos en *celdas de Voronoi* (Xu & Wunsch, 2008).

¹⁴Ver Anexo B

¹⁵Los momentos establecen una medida cuantitativa de la forma descrita por un conjunto de puntos. La definición matemática de los mismos está fuertemente relacionada a los momentos en Física, aunque allí son utilizados como un concepto diferente (Casella, 2002).

¹⁶El filtro de Gabor es un filtro lineal cuya respuesta de impulso es una función sinusoidal multiplicada por una función gaussiana. Son funciones casi paso banda (Gabor, 1946).

Tabla 1.1: Estrategias de indexación de huellas que emplean características globales

Trabajo	Principales Características	Clasificación
Lumini et al. (1997)	Se hace uso de la transformada $K-L$ para reducir la dimensionalidad del espacio de búsqueda.	estadístico
Cappelli et al. (1999)	Se presenta un algoritmo invariante a la traslación y rotación que no incurre en la detección de las singularidades. Este agrupa las componentes del CO en regiones homogéneas disminuyendo la redundancia presente.	estructurales y estadísticas
Liu et al. (2007)	Utiliza un vector de 156 componentes de orientación extraído de un mosaico circular y la distancia promedio entre crestas (ARD ¹²). Este emplea un modelo modificado del algoritmo $k-means$ ¹³ para obtener grupos no uniformes discriminando el espacio de búsqueda.	estadísticas e inteligencia artificial
Wang et al. (2007)	Los autores utilizan los coeficientes del modelo FOMFE ¹⁴ como vector característico. Estos coeficientes describen la estructura de orientación de la huella utilizando siempre una longitud fija.	estadístico
Liu & Yap (2012)	Investigan el uso de <i>momentos</i> ¹⁵ polares complejos para extraer una representación invariante a la rotación del CO de la huella. Este desarrolla una estrategia de recuperación apoyada en el cálculo de los grupos más cercanos seguido de una clasificación continua.	estadísticas e inteligencia artificial
Parlakyildiz & Hardalaç (2013)	Se basa en la utilización de redes neuronales (MLP, PNN, RBF) para implementar un clasificador. Las entradas describen la textura de la imagen y son calculadas a partir de la matriz de co-ocurrencia de la huella, estas son: energía, entropía, contraste y correlación.	inteligencia artificial

Los enfoques basados en la detección de singularidades pueden encontrarse con la dificultad de que estas no se encuentren en la huella, especialmente cuando la resolución de las imágenes es baja o simplemente estas no la poseen (como las huellas de tipo arco). Las imágenes con ruido hacen imposible la extracción de estos o errar en dicho proceso (Li et al., 2008). Ello no es una tarea sencilla y la inexactitud acerca de la posición de los puntos singulares es grande, lo cual tiene gran efecto en el rendimiento del clasificador dado que las características alrededor del mismo son empleadas (Tan et al., 2005).

El uso de las invariantes de crestas en la clasificación de huellas dactilares trae consigo varias ventajas (Feng & Cai, 2006):

- Porta información más distintiva. En algunos casos, el número de minucias entre dos huellas consultadas es pequeño; en casos extremos este puede ser 3, con el cual solo podemos formar índices con muy bajo nivel de exactitud. Sin embargo, utilizando la información brindada por las crestas de la huella se puede producir muchos votos en dependencia de la distribución de estas.
- Obviamente, el conteo de crestas es invariante a la deformación no lineal.

Aquellos métodos que utilizan información extraída de la transformada de Fourier de la huella dactilar, en gran parte fallan en alcanzar buenos resultados producto del problema del solapamiento de clases. Estos pueden ser afectados por tres factores fundamentalmente: la dirección de las crestas, frecuencia y variación

del brillo en el bloque (contraste). Tienen como principal ventaja la capacidad de tolerar desplazamientos, rotaciones e incluso imágenes de pobre calidad (Awad & Baba, 2011). Sin embargo, la implementación de dichos métodos es costosa debido a la cantidad de información generada y el número de cálculos resultantes. Además, algunos requieren de la localización de los puntos singulares (Muñoz Briseño et al., 2011).

En la Tabla 1.2 se muestran aquellos estudios más representativos de los encontrados en la literatura de los algoritmos que hacen uso de características locales.

Tabla 1.2: Estrategias de indexación de huellas basadas en minucias y otras técnicas

Trabajo	Principales Características	Clasificación
Bhanu & Tan (2001); Germain et al. (1997)	Se propone la utilización de tripletas de minucias para construir el índice de las huellas. Los componentes del vector de características que se proponen son: los ángulos mínimo y medio, la orientación de la triplete, el tipo de triángulo y su dirección, el lado de máxima longitud y por último, un conjunto de restricciones geométricas destinadas a tolerar la orientación, la traslación y errores ocurridos durante la estimación del CO.	estructural
Boer et al. (2001)	Se analizan tres técnicas de indexación: el CO (Lumini et al., 1997), una característica definida como <i>FingerCode</i> propuesta por Jain et al. (1999) y el ya mencionado enfoque de Bhanu & Tan (2001). Una combinación por niveles de medida es utilizada para la indexación. Con la fusión de dos características se logra un promedio pesado de la función no lineal de distancia entre estas.	múltiples clasificados
Iloanusi et al. (2011)	Las <i>cuadrupletas</i> de minucias son empleadas como nueva estructura para la indexación. Se utilizan como características las diferencias angulares entre los vértices, la longitud de las diagonales, las alturas del paralelogramo inscrito, y una medida resumen que combina las anteriormente expuestas. Los vectores extraídos de la imagen son empleados por un algoritmo <i>k-means</i> para el agrupamiento.	estructural
Cappelli et al. (2011)	Utiliza una característica propuesta en Cappelli et al. (2010) para el cotejo, en la indexación. Empleando la representación de las minucias definida por el estándar <i>ISO/IEC 19794-2:2005</i> para la construcción de un Código Cilíndrico de Minucias (MCC, <i>Minutia Cylinder Code</i>) que constituye un vector de longitud fija invariante a la rotación y traslación. Aplicando una técnica conocida como <i>Locality-Sensitive Hashing</i> (LSH) los vectores obtenidos son indexados en la BD.	estructural
Gago Alonso et al. (2013)	Se propone un nuevo conjunto de características para la descripción de las tripletas de minucias con resultados aceptables ante minucias falsas o perdidas.	estructural
Muñoz Briseño et al. (2013)	Se encuentra fundamentada en la eliminación de tripletas de mala calidad y la utilización de una nueva estructura que resume la información aportada por las minucias de la huella. Se utiliza una representación de la huella por medio de triangulaciones de Delaunay con grado mayor que uno, generalizando la técnica propuesta por Liang et al. (2007).	estructural

Otros análisis de rigor con respecto al tema pueden ser encontrados en Prabhakar et al. (2009).

En la Tabla 1.3 se ofrecen algunos de los resultados publicados por algunos de los autores anteriormente abordados y el conjunto de datos de prueba empleado. Con este resumen no se pretende distinguir entre mejores y peores (Nota 1.2.2), solo mostrar las principales evidencias de los trabajos publicados en los últimos años.

Tabla 1.3: Estrategias de indexación de huellas dactilares más representativas.

Autor	BDs Probadas	ER (Ecu. A.4)	PR (Ecu. A.1)	CIP (Ecu. A.2)
Lumini et al. (1997)	NIST Db4(natural) ¹⁷ NIST Db14	7,81	6,9 7,1	
Cappelli et al. (1999)	NIST Db4(natural) NIST Db4 NIST Db14 FVC2000 FVC2002 FVC2004	6,5 5,5 7,8	5,2 28 6,4	
Bhanu & Tan (2001)	Propio			86,5
Boer et al. (2001)	FVC2000 Db2		1,34	
Wang et al. (2007)	FVC2002 Db1		12	
Iloanusi et al. (2011)	FVC2002 Db1 FVC2004 Db1		11,8 12	
Cappelli et al. (2011)	NIST Db4(natural) NIST Db4 FVC2000 Db2 FVC2000 Db3 FVC2002 Db1		1,32 1,59 1,72 3,63 1,37	
Liu & Yap (2012)	FVC2002 Db1		7,9	
Parlakyildiz & Hardalaç (2013)	FVC2000 FVC2002 FVC2004	2,9		

NOTA 1.2.2 *Los resultados mostrados en la Tabla 1.3 no deben ser comparados entre sí, más allá que para un análisis general. El número de clases empleadas en los experimentos y las diferentes metodologías aplicadas, puede haber influenciado en los resultados. Para mayor información acerca de las condiciones en que fueron ejecutadas dichas pruebas, en orden de tener un mayor criterio para el juicio, referirse a los artículos citados.*

¹⁷Dicha condición significa que los resultados han sido pesados teniendo en cuenta la proporción real de distribución por clases.

Por último, destacar la utilización de las diferentes técnicas, así como sus posibilidades e inconvenientes. En este haber, resaltar la amplia aplicación de los enfoques basados en reglas y las redes neuronales como clasificadores.

Varios métodos han sido propuestos en los años pasados, la mayoría de estos clasifican las imágenes utilizando las crestas, características locales y globales. Trabajos recientes han mostrado la efectividad de algunos enfoques estructurales y su rendimiento prometedor cuando son combinados con enfoques estadísticos por medio de fusión por niveles de medición. Además, muchos de los resultados reportados en la bibliografía consultada muestran que la combinación de enfoques estructurales y estadísticas pueden mejorar el rendimiento del sistema (Serrau et al., 2005).

Los algoritmos de agrupamiento son capaces de descubrir la estructura subyacente en el grupo de datos mediante técnicas no supervisadas de aprendizaje sobre los patrones similares. Utilizar tanto la clasificación como el agrupamiento acelera el proceso de recuperación de contenido, comparando la imagen de consulta con aquellos grupos más representativos, en vez de utilizar todas las plantillas presentes en la BD, sin restar efectividad en la indexación (Liu et al., 2007). La no uniformidad puede discriminar mejor la información y alcanzar mayor rendimiento durante la indexación que un espacio uniforme (Liu & Yap, 2012). El *k-means* es un algoritmo atractivo para la clasificación, por su lógica simplificada, la capacidad de superar problemas de mínimo local y poseer un tiempo lineal en la formación de grupos.

Otros procesos influyen en la exactitud de los algoritmos de indexación: extracción de características, realce de las huellas y localización del centro de la misma. Ello ocurre porque los algoritmos de indexación hacen uso de características obtenidas de etapas anteriores; de no ser confiables dichas características estos algoritmos se ven seriamente afectados.

Varios aspectos tienen que ser tomados en cuenta para escoger un algoritmo de indexación, uno de los más importantes es cómo extraer los índices. Para obtener un rendimiento aceptable estos deben ser calculados sobre características que presenten variaciones mínimas al ruido y distorsión. De esta forma, una correcta identificación es asegurada, incluso si la calidad de las imágenes es baja. Otro aspecto importante es el número de índices que es generado y la habilidad de capturar con estos las características que mejor definen a las huellas.

Uno de los métodos más prominentes para la indexación de huellas dactilares empleando características globales, lo constituye el propuesto en Cappelli et al. (1999), el análisis e implementación del algoritmo planteado allí es el objetivo fundamental de este estudio. Luego de un arduo proceso de clasificación y estudio de las principales propuestas publicadas en la literatura, los autores del presente documento determinaron profundizar en dicho estudio, por ser este prometedor para posteriores trabajos que permitan desarrollar un algoritmo de indexación propio con resultados de alcance internacional y permita a nuestra empresa (o universidad) acercarse a la calidad mundialmente requerida para comercializar el *software* producido.

1.3. Metodologías de desarrollo de software

Una metodología de desarrollo de *software* es una colección de procedimientos, técnicas, herramientas y documentos auxiliares que ayudan a los desarrolladores de *software* en sus esfuerzos por implementar nuevos sistemas de información (Letelier & Penadés, 2006). Cada *software* a desarrollar implica condiciones muy diversas, debido a ello existen disímiles metodologías para guiar su creación, las cuales pueden ser agrupadas en metodologías tradicionales o pesadas y en metodologías ligeras o ágiles.

La metodología de desarrollo de *software* seleccionada por el equipo de trabajo incurre en un enfoque ágil; Programación Extrema (XP), se preocupa más en el desarrollo exitoso del producto que en generar una documentación adecuada del mismo, por lo cual es capaz de adaptarse a los cambios de requisitos en cualquier punto de la vida del proyecto.

Algunas de sus principales características son (Letelier & Penadés, 2006):

- Corrección de todos los errores antes de añadir una nueva funcionalidad. Hacer entregas frecuentes.
- Refactorización del código, para aumentar su legibilidad y mantenibilidad pero sin modificar su comportamiento. Las pruebas han de garantizar que en la refactorización no se introduzca ningún fallo.
- Propiedad del código compartida: en vez de dividir la responsabilidad en el desarrollo de cada módulo en grupos de trabajo distintos, este método promueve que todo el personal pueda corregir y extender cualquier parte del proyecto. Las frecuentes pruebas de regresión garantizan que los posibles errores sean detectados.
- Simplicidad en el código: la metodología XP apuesta que es más sencillo hacer algo simple y aunque requiera de trabajo extra para cambiarlo, que realizar algo complicado y quizás nunca utilizarlo.

1.4. Herramientas y tecnologías

En todo proceso investigativo es necesario la utilización de sistemas de soporte que permitan organizar, facilitar, agilizar y automatizar las tareas generadas durante el transcurso de la investigación. Las herramientas y tecnologías empleadas con este fin son vitales para una correcta realización de las pruebas, y por consiguiente, justificar la calidad de los resultados obtenidos. Durante el presente estudio se utilizaron los recursos expuestos a continuación.

1.4.1. Modelado

El lenguaje de modelado es vital para el diseño y posterior construcción del *software*. Es un conjunto estandarizado de notaciones que incluye símbolos y las distintas formas de organizarlos, estructurarlos y

disponerlos lógicamente. Los diseños de *software* obtenidos son orientados a objetos.

El **Lenguaje de Modelado Unificado (UML)** es un lenguaje para visualizar, especificar, construir y documentar los artefactos de un sistema. Describe el funcionamiento del mismo, sin ahondar en su implementación (Booch et al., 1998).

Las herramientas CASE de modelado con UML permiten representar el *software* mediante diagramas que se generan durante las diferentes etapas del proyecto. Estas incluyen métodos, técnicas, utilidades y documentación orientadas a la automatización del ciclo de vida del *software* (McClure, 1989).

Visual Paradigm es una herramienta UML profesional que soporta el ciclo de vida completo del desarrollo de *software*: análisis y diseño orientados a objetos, construcción, pruebas y despliegue. El *software* de modelado UML ayuda a una mas rápida construcción de aplicaciones de calidad, mejores y a un menor coste. Permite construir todos los tipos de diagramas de clases, código inverso, generar código desde diagramas y generar documentación (Visual Paradigm, 2014).

1.4.2. Lenguajes de programación

Para la implementación y prueba de los algoritmos expuestos en la investigación, se utilizó el lenguaje de programación que se describe brevemente a continuación. Con el empleo del mismo se pretendió aprovechar las ventajas asociadas a ello, principalmente relacionadas con el dominio en su utilización por parte de los autores así como su rapidez constatada, además de la existencia de gran cantidad de bibliotecas de código creadas en torno al mismo, sustentadas por los años de explotación con los que cuenta el lenguaje y su constante actualización y corrección. La amplia comunidad creada en torno este posibilita obtener la retroalimentación adecuada y con la inmediatez requerida.

C# es un lenguaje de programación orientado a objetos desarrollado por *Microsoft* específicamente para ser utilizado en su plataforma **.NET**, por lo que desarrollar empleando *C#* es mucho más sencillo e intuitivo que hacerlo con cualquiera de los otros lenguajes con los que se puede codificar en dicha plataforma. Aunque actualmente ya se ha implementado un compilador con el cual generar programas codificados con *C#* para distintas plataformas como *Unix*, *Mac OS* y *GNU/Linux*. Está basado en las experiencias adquiridas de los lenguajes anteriores a él. Su sintaxis básica proviene de *C* y *C++*, y combina las mejores cualidades de un lenguaje de programación de alto nivel, en la misma medida en que brinda un gran rendimiento. Es un lenguaje que posee muchas semejanzas con *Java* como son el estándar de código, el tipado seguro y unificado, así como su simplicidad y eficiencia (Ferguson et al., 2002).

1.4.3. Entorno Integrado de Desarrollo

El lenguaje de programación seleccionado se empleó haciendo uso del Entorno Integrado de Desarrollo (IDE) *Microsoft Visual Studio*. El mismo fue creado para sistemas operativos Windows y soporta varios lenguajes de programación entre los cuales se encuentra el escogido para el desarrollo del producto de

software derivado de este estudio y el cual fue creado con intereses explícitos para dicho IDE. Visual Studio 2012 constituye la penúltima actualización de este *software*, la misma proporciona nuevas funcionalidades y correcciones. Es un lanzamiento acumulativo que también incluye todos los beneficios obtenidos en versiones anteriores (Mayo, 2010).

1.5. Conclusiones parciales

El análisis de las múltiples técnicas de indexación de huellas dactilares existentes en la literatura consultada, demostró que esta temática constituye un campo de investigación activo, específicamente, aquellas que hacen uso de las características globales de la huella dactilar para realizar una clasificación continua del banco de datos. Como consideraciones finales del presente capítulo se relacionan las siguientes:

- La mayoría de las técnicas de clasificación propuestas en la literatura utilizan el CO como característica inicial, pero difieren en las transformaciones aplicadas al mismo para la creación de un vector y la medida de distancia.
- Dentro de los clasificadores de dominio espacial, la clasificación basada en grafos, incurre en difíciles tareas para lograr el particionado de la imagen direccional en regiones homogéneas, especialmente cuando estas regiones tienen mala calidad.
- La utilización de las máscaras dinámicas disminuye la redundancia existente en la imagen direccional de la huella dactilar y brinda un vector de características con mayor independencia entre sus componentes, constituyendo uno de los métodos más prominentes para la indexación de huellas dactilares empleando características globales.
- La selección de Visual Paradigm como herramienta Ingeniería de Software Asistida por Computadora (CASE) para modelar UML, C# como lenguaje de programación y Visual Studio como IDE de desarrollo, para apoyar el ciclo de vida de un *software* guiado por un enfoque ágil con la metodología XP, demostró las potencialidades de todas estas tecnologías, en aras de lograr la creación del módulo propuesto en la presente investigación de acuerdo a sus necesidades específicas.

Capítulo 2

Características de la solución propuesta

La construcción de un índice lo suficientemente robusto y computacionalmente eficiente para incrementar el rendimiento de los AFIS, es un tema activo en la comunidad científica internacional como ya se ha podido constatar en el Capítulo 1. Por tal motivo, durante el transcurso de esta investigación se ha venido trabajando en el diseño de una propuesta que satisfaga el objetivo planteado en la introducción de este trabajo. Primeramente, se especifican los algoritmos utilizados durante la fase de preprocesado de la imagen de la huella dactilar. En un segundo momento se realiza una descripción detallada de los algoritmos escogidos para la creación del índice que genera la lista de candidatos retornada por la estrategia de indexación empleada, sea cual fuera esta. Se ofrece el modelo de dominio de la aplicación, se especifican las funcionalidades y se da una descripción de la arquitectura del componente, así como de los patrones de diseño utilizados, logrando de esta forma plantear de manera detallada el dominio del problema. Por último, se ofrecen las consideraciones de los autores, análisis y conclusiones derivadas del estudio realizado.

2.1. Modelo de dominio

La presente investigación sentará sus bases en un modelo de dominio mediante el cual se podrá comprender el entorno del componente a desarrollar y permitirá a los usuarios, desarrolladores e interesados utilizar un vocabulario común para poder entender el contexto en que se desarrolla el sistema.

El modelo de dominio¹ mostrará los principales conceptos con los que trabaja el componente, describiendo las clases fundamentales dentro del contexto de la aplicación mostradas a continuación (Ver Figura 2.1):

Imagen: Representa la imagen de entrada de la huella dactilar a clasificar.

Orientación: Se calcula el CO de la imagen de la huella dactilar.

Particionado: Se realiza el particionado, de acuerdo al algoritmo que se quiera emplear.

Indexación: Es clasificada la huella dactilar de acuerdo al algoritmo que se requiera.

Vector característico: Es el resultado de la aplicación del conjunto de máscaras prototipos o grafos relacionales a la imagen direccional de la huella dactilar. Se define de manera que los valores de cada

¹Para garantizar la calidad óptima de las figuras se utilizó el *software* **Dia** en la reelaboración de los artefactos generados por el Visual Paradigm

una de sus componentes denotan el grado de similitud de ésta con las máscaras o el grafo prototipo correspondiente.

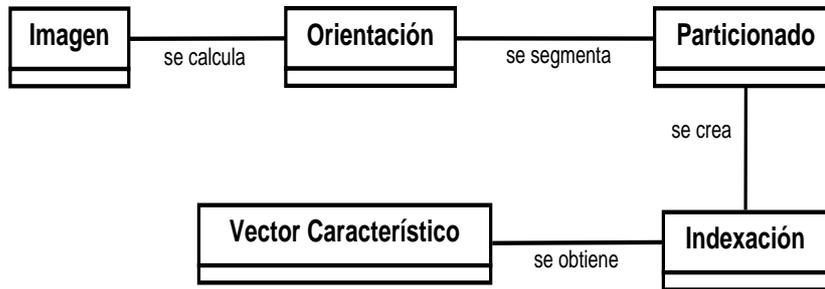


Figura 2.1: Modelo de dominio.

2.2. Algoritmos para el cálculo del campo de orientación

En la mayoría de los algoritmos de indexación consultados en la literatura, se requiere emplear técnicas para el procesamiento de imágenes, de manera que se extraiga una información inicial que sirva de punto de partida para los procesos posteriores. Comúnmente se emplea el campo de orientación como uno de los elementos que resume las características globales de la huella dactilar, calculado a partir de múltiples algoritmos como se constata en el Anexo B. A continuación se describen brevemente las dos propuestas empleadas en esta investigación con dicho propósito.

Algoritmo de flujo adaptativo

De manera general en [Ratha et al. \(1995\)](#) se propone un algoritmo de flujo adaptativo para la identificación de individuos utilizando imágenes de huellas dactilares basado en minucias. Dicho flujo, comprende una serie de etapas de preprocesado las cuales implican el cálculo del CO de la huella.

Para determinar con exactitud la orientación local de las crestas, la imagen de entrada es dividida en bloques de 16×16 píxeles y cada bloque es procesado independientemente. La proyección del nivel de gris a lo largo de la línea analizada perpendicular a la orientación local provee la máxima varianza. Las crestas de la huella son detectadas utilizando los picos y la varianza en dicha proyección.

El cálculo del CO de la huella dactilar es obtenido a partir del gradiente de la imagen a escala de grises, definido como $G_x(x, y)$, $G_y(x, y)$ (Ver Ecuación B.1), y su implementación es similar a la descrita en el Anexo B.

La Región de Interés (ROI) se calcula con el objetivo de eliminar todas aquellas zonas espurias de la imagen de la huella dactilar compuesta por manchas de tinta, áreas borrosas del patrón y el fondo, y así determinar el área cubierta por las crestas y valles. La varianza de los niveles de gris analizada en dirección ortogonal al CO en cada bloque, no posee dependencia direccional cuando dichos bloques comprenden regiones ruidosas de la imagen. Cuando estos pertenecen a la ROI de la huella, exhiben una

varianza muy alta en dirección ortogonal a las crestas y muy baja a lo largo de estas, mientras que cuando forman parte del fondo poseen baja varianza en todas direcciones.

Empleando el CO previamente calculado y la varianza de los niveles de gris en la imagen de la huella dactilar analizada en todas direcciones, es posible decidir la calidad de la imagen de entrada por bloques. El campo de calidad es utilizado como indicador para medir el rendimiento de las etapas posteriores y posee como principal funcionalidad la extracción de la ROI de la imagen. Dicho procedimiento permite reducir el costo computacional de las fases posteriores de la propuesta descrita, dado que estas utilizan el CO calculado siguiendo este procedimiento. La oportunidad de discriminar los bloques que pertenecen al fondo influye positivamente en el rendimiento de los algoritmos empleados en fases posteriores.

Utilización de filtros direccionales de Fourier en el cálculo del campo de orientación

En el caso de [Sherlock et al. \(1994\)](#) se propone un procedimiento de realce de la imagen de la huella dactilar haciendo uso de una serie de filtros direccionales aplicados a la misma. Para reducir el costo computacional se emplea la descripción de la huella en el dominio de la frecuencia apoyándose en la Transformada de Fourier y su implementación computacional más eficiente, la FFT (*Fast Fourier Transform*).

Los filtros direccionales empleados son dependientes de la posición, implementados haciendo uso de una serie de filtros frecuenciales, los cuales utilizan un conjunto representativo de direcciones. Dichos filtros son aplicados a la imagen original generando un grupo de imágenes direccionales utilizadas en fases posteriores para la construcción de la imagen filtrada. Realizando un análisis por bloques de la imagen direccional calculada, se escoge el bloque del conjunto de imágenes filtradas cuya dirección de filtrado se ajuste mejor a la orientación actual de la cresta en el bloque analizado. Finalmente una etapa de binarización hace uso del promedio local de los niveles de gris en la superficie de la huella como umbral, con el propósito de definir aquellos píxeles correspondientes al fondo y a las crestas a partir de la imagen filtrada de la huella.

El cálculo del CO empleado por [Sherlock et al. \(1994\)](#), es utilizado por la propuesta descrita en el presente documento, esta hace uso de un conjunto de 16 valores de orientación predefinidos, $\theta_i = \frac{i\pi}{16}$, para $i = 0 \dots 15$ para estimar la orientación local de la cresta en el bloque. Para ello una ventana de 32×32 píxeles es centrada en el punto donde la orientación local de la cresta va a ser determinada. Dicha ventana es rotada en las 16 direcciones preestablecidas, de las cuales se extraen los valores resultantes de la siguiente fórmula:

$$p_i(x) = \frac{1}{32} \sum_{y=0}^{31} W_i(x, y), x = 0 \dots 31,$$

donde $W_i(x, y)$ es la información contenida dentro del bloque del ángulo correspondiente θ_i .

Cuando el bloque es alineado con el eje x perpendicular a las crestas, se espera la máxima varianza posible de la proyección, mientras que cuando el eje x es alineado con las crestas esta expresa la varianza

mínima. Utilizando dicho principio, la orientación local de cada bloque es determinada sobre el grupo de direcciones como aquella que revela la mínima varianza durante su análisis.

2.3. Esquemas de indexación propuestos

Con el propósito de elaborar una estrategia de indexación eficiente, a continuación se describen los dos flujos de procesamiento de la imagen de la huella dactilar empleados en la construcción de una lista de candidatos a partir de las características globales de la imagen de entrada, los cuales constituyen el fundamento de la presente investigación. Estos enfoques fueron propuestos en [Maio & Maltoni \(1996\)](#) y en [Cappelli et al. \(1999\)](#), este último como evolución del primero. Además, se propone un algoritmo basado en principios de geometría computacional, que permite generar de manera automática las máscaras dinámicas propuestas por [Cappelli et al. \(1999\)](#) con la robustez requerida, agregándole algunas modificaciones que permiten alcanzar un particionado con mayor consistencia.

2.3.1. Utilización de grafos relacionales

El enfoque estructural propuesto por [Maio & Maltoni \(1996\)](#) versa sobre la aplicación de la estructura de grafo sobre el CO de la huella dactilar para generar una clasificación exclusiva empleada en el proceso de identificación de los AFIS. En el caso de la solución propuesta, los grafos se definen de manera que los nodos corresponden a una característica local de la imagen y las aristas corresponden a aspectos relacionales entre características, ambos constituyen atributos. La comparación de grafos consiste en encontrar una correspondencia entre dos grafos dados, donde los vértices son rotulados de acuerdo al mayor ajuste encontrado. El esquema funcional de dicha propuesta se divide en cinco pasos fundamentales: cálculo de la imagen direccional (CO), particionado de esta, construcción del grafo relacional, comparación inexacta de grafos y por último la clasificación dactilar (Ver Figura 2.2).

Particionado del campo de orientación

Partiendo de los algoritmos analizados en la Sección 2.2, para el cálculo del CO, la etapa de particionado tiene como objetivo enfatizar las características topológicas y estructurales de la huella. Un algoritmo dinámico de agrupamiento es adoptado para dicho propósito de acuerdo a un criterio de ajuste óptimo, intentando minimizar la varianza entre los elementos direccionales pertenecientes a la misma región y simultáneamente conservar la regularidad de la forma descrita por dicha región.

DEFINICIÓN 2.3.1 *Sea \mathbf{D} , el CO de la huella, una partición \mathcal{R} de \mathbf{D} se define como $\mathcal{R} = \{\mathcal{R}_1, \mathcal{R}_2, \dots, \mathcal{R}_n\}$ en \mathbf{D} con \mathcal{R}_i regiones conectadas².*

²Una región \mathcal{R}_i está conectada si, para cada par de elementos (d_i, d_j) en \mathcal{R}_i , existe un camino (4 – conectado) en \mathcal{R}_i que comunique d_i y d_j .

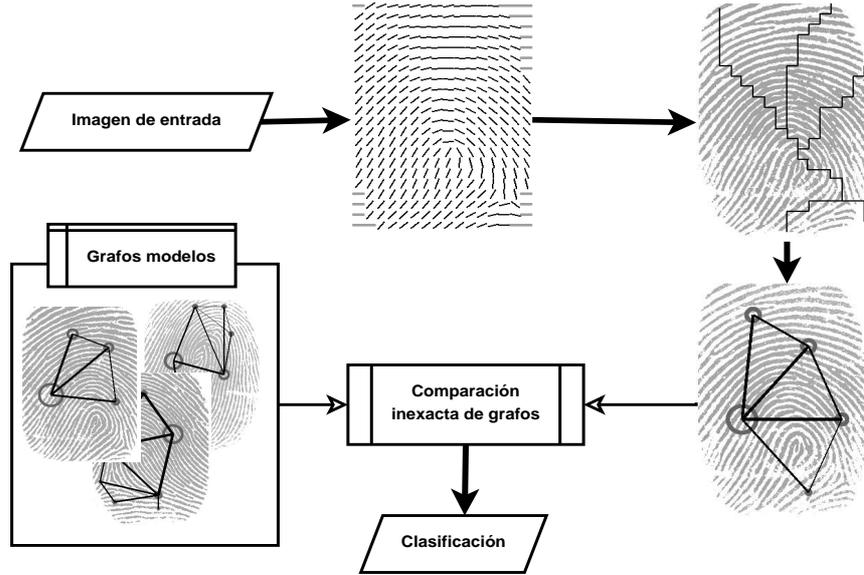


Figura 2.2: Los pasos fundamentales de la propuesta descrita en [Maio & Maltoni \(1996\)](#). Se muestran los resultados intermedios de cada fase durante la clasificación de una huella de tipo lazo izquierdo. Elaboración propia inspirada en la Figura 3 de [Maio & Maltoni \(1996\)](#).

La obtención de una partición óptima se encuentra subordinado a un modelo de costo propuesto en [Maio & Maltoni \(1996\)](#) donde se describe una función para cada región \mathcal{R}_i como:

$$C(\mathcal{R}_i) = C_0 + w \cdot C_{dir}(\mathcal{R}_i) + (1 - w) \cdot C_{sh}(\mathcal{R}_i), \quad (2.1)$$

donde $C_{dir}(\mathcal{R}_i)$ denota la no homogeneidad entre los elementos direccionales pertenecientes a \mathcal{R}_i , $C_{sh}(\mathcal{R}_i)$ denota la irregularidad de la forma que denota la región \mathcal{R}_i , $w \in [0, 1]$ constituye un valor de peso, y C_0 es el valor umbral correspondiente al costo definido para una región a la cual pertenezca un solo elemento.

Las definiciones propuestas en [Maio & Maltoni \(1996\)](#) para $C_{dir}(\mathcal{R}_i)$ y $C_{sh}(\mathcal{R}_i)$ son:

$$C_{dir}(\mathcal{R}_i) = p_1 \cdot \text{Variance}(\mathcal{R}_i) \cdot \text{Area}(\mathcal{R}_i)^{p_2} \quad (2.2)$$

$$C_{sh}(\mathcal{R}_i) = \frac{\text{Perimeter}(\mathcal{R}_i)}{\sqrt{4\pi \cdot \text{Area}(\mathcal{R}_i)}}, \quad (2.3)$$

donde la $\text{Variance}(\mathcal{R}_i)$ está dada por la diferencia existente entre los elementos direccionales que pertenecen a \mathcal{R}_i ; $\text{Area}(\mathcal{R}_i)$ y $\text{Perimeter}(\mathcal{R}_i)$ de \mathcal{R}_i representan el área y perímetro respectivos de dicha región. Estos se calculan empleando los procedimientos descritos en el Anexo D.

NOTA 2.3.1 La función $C_{dir}(\mathcal{R}_i)$ depende del área de \mathcal{R}_i . Según [Maio & Maltoni \(1996\)](#), cuando la región posee un área grande, el incremento de la varianza dado por la inserción de un nuevo elemento es generalmente pequeño, por lo cual se hace necesario insertar un factor que penalice dicho hecho. El término, $C_{sh}(\mathcal{R}_i)$ es mínimo para regiones con forma circular, en tales casos $C_{sh}(\mathcal{R}_i) = 1$, el cual tiende a crecer para formas elongadas, las cuales pueden tener igual área y un mayor perímetro.

Entre todas las posibles particiones de \mathbf{D} , en [Maio & Maltoni \(1996\)](#) se define una partición \mathcal{R} como óptima, si esta minimiza el *costo total* $C_{tot}(\mathcal{R})$:

$$C_{tot}(\mathcal{R}) = \sum_{i=1}^n C(\mathcal{R}_i). \quad (2.4)$$

La implementación del subproceso de particionado descrito es determinado a través del Algoritmo E.1. La Figura 2.3 muestra algunas particiones obtenidas empleando dicho algoritmo.

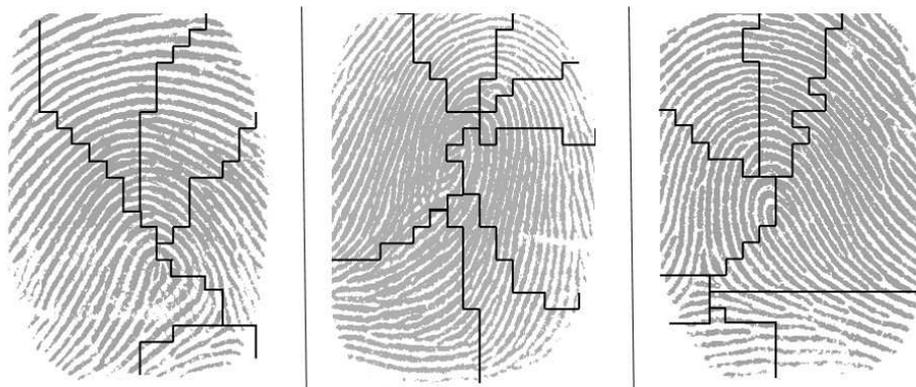


Figura 2.3: Particiones de 3 huellas dactilares pertenecientes a las clases: lazo izquierdo, espiral, y lazo derecho, respectivamente. Los parámetros empleados para dicho particionado son: $C_0 = 1.5$, $w = 0.2$, $p_1 = 0.001$, $p_2 = 1.3$, $max_reassignments = 1000$, $k = 2$. Los costos $C_{tot}(\mathcal{R})$ son 43.75, 41.86 y 42.69 respectivamente.

Construcción del grafo relacional de atributos y comparación inexacta

El análisis de los aspectos esquemáticos del modelo, evidencia la difícil obtención de una partición óptima de la imagen de la huella dactilar en sus unidades fundamentales, por lo que no se puede esperar un isomorfismo³ entre dos grafos de imágenes diferentes, aunque estas representen la misma huella dactilar. Por ello es necesaria la realización de técnicas de comparación inexacta de grafos, que incurren en la optimización de alguna función objetivo. En el caso de este estudio, dicha función objetivo está influenciada por el costo de la partición obtenida a partir de la Ecuación 2.4.

Para realizar este proceso en la fase posterior al particionado del CO, se construye un Grafo Relacional de Atributos (ARG), donde cada región es representada como un nodo y cada par de regiones adyacentes constituye una arista de dicho grafo. El ARG obtenido, invariante a la traslación y rotación de la huella, resume las características fundamentales descritas por la topología de esta.

Con el objetivo de calcular un valor de distancia entre dos grafos se emplean varias técnicas para la comparación inexacta de estos. Para los intereses de este trabajo, el valor resultante es empleado como índice de comparación entre la huella de entrada y aquellas pertenecientes a la BD. [Maio & Maltoni \(1996\)](#) proponen la utilización de grafos modelos que describan cada una de las clases de *Galton-Henry* para

³Correspondencia biunívoca entre dos estructuras algebraicas que conserva las operaciones ([de la Española](#) , RAE).

realizar una clasificación difusa de la huella.

Aunque este modelo, según sus propios autores, no explota al máximo la información brindada por la imagen de la huella dactilar, garantiza que dicha estructura sea invariante ante cambios en la posición y variaciones en el ángulo de captación de la imagen. A continuación se define el mismo.

DEFINICIÓN 2.3.2 Dada una partición $\mathcal{R} = \{\mathcal{R}_1, \mathcal{R}_2, \dots, \mathcal{R}_n\}$ de \mathbf{D} , se define el ARG de \mathcal{R} como una 4-tupla $G = (V, A, f_V, f_A)$, donde:

- $V = \{v_i \mid i = 1 \dots n\}$: conjunto de nodos, donde cada uno se corresponde con una región en \mathcal{R} .
- $A = \{a_{ij} \mid 1 \leq i < j \leq n, Adj_{perimeter}(\mathcal{R}_i, \mathcal{R}_j) > 0\}$: conjunto de arcos no dirigidos, donde cada uno codifica la relación de adyacencia entre un par de regiones en \mathcal{R} ; $Adj_{perimeter}(\mathcal{R}_i, \mathcal{R}_j)$ devuelve la longitud del perímetro que comprende las dos regiones adyacentes \mathcal{R}_i y \mathcal{R}_j .
- $f_V : V \rightarrow \mathbb{R}$: función que etiqueta los nodos en V : $f_V(v_i) = \langle Area(\mathcal{R}_i) \rangle$.
- $f_A : A \rightarrow \mathbb{R} \times \mathbb{R} \times \mathbb{R}$: función que etiqueta las aristas en A : $f_A(a_{ij}) = \langle \Delta Phase(\mathcal{R}_i, \mathcal{R}_j), B_{distance}(\mathcal{R}_i, \mathcal{R}_j), Adj_{perimeter}(\mathcal{R}_i, \mathcal{R}_j) \rangle$; $\Delta Phase(\mathcal{R}_i, \mathcal{R}_j)$ devuelve la diferencia de fase entre la dirección promedio de los elementos pertenecientes a \mathcal{R}_i y \mathcal{R}_j , $B_{distance}(\mathcal{R}_i, \mathcal{R}_j)$ es la distancia Euclídeana entre los centroides (o baricentros) de \mathcal{R}_i y \mathcal{R}_j .

La Figura 2.4 muestra los ARGs correspondientes a las particiones previamente presentadas en la Figura 2.3.

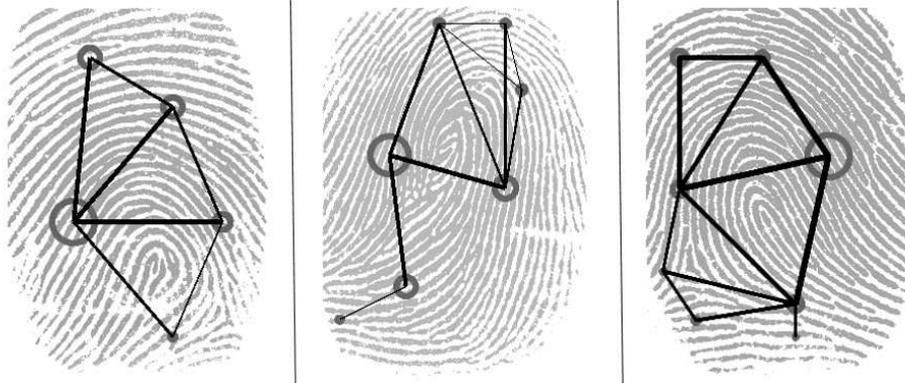


Figura 2.4: ARGs correspondientes a las particiones previamente representadas en la Figura 2.3. Los nodos describen el centroide de la región a la que estos representan. El tamaño del círculo está determinado por el área de la región. Las aristas del grafo están representadas por los segmentos rectos cuyo ancho es proporcional a la longitud de la región de adyacencia entre las regiones a las que conecta dicho arco.

La función para medir el grado de ajuste existente entre los vértices y los nodos de ambos grafos, basada en los atributos especificados para representar cada uno de estos, así como la topología descrita, fue tomada del estudio realizado en Cesar Jr et al. (2005), no obstante podría utilizarse otra función que satisfaga las condiciones especificadas.

En el Anexo F se definen los conceptos necesarios para describir matemáticamente el homomorfismo⁴

⁴Correspondencia no biunívoca entre dos estructuras algebraicas que conserva las operaciones (de la Española, RAE).

entre ARGs.

Por parte de los autores de este trabajo se implementaron tres estrategias fundamentales de las propuestas por [Cesar Jr et al. \(2005\)](#). Primero se desarrolló un enfoque estructural que describe una búsqueda en árbol para encontrar la mejor correspondencia posible entre dos ARGs dados. Luego, una alternativa determinista del enfoque anterior y un Algoritmo Genético (GA) son utilizados para comparar el rendimiento y correctitud de la propuesta analizada y así poder arribar a conclusiones. Algunas consideraciones hechas durante su implementación fueron tomadas en cuenta (Ver Nota 2.3.2).

Un análisis preliminar de los resultados experimentales obtenidos por la aplicación de este método, demostró la existencia de disímiles deficiencias dadas por el algoritmo de particionado empleado, debido a que este se encuentra fuertemente influenciado por la orientación local de las crestas, el punto de partida escogido para las rutinas de agrupamiento y por los valores establecidos para los parámetros presentes en la función de costo utilizada. Como consecuencia, se generan particiones muy distantes entre sí para la misma imagen de entrada, causando problemas en la comparación inexacta de grafos.

2.3.2. Empleo de máscaras dinámicas

[Cappelli et al. \(1999\)](#) realizaron un estudio que solventa la mayoría de los problemas encontrados por dichos autores en su trabajo previo. Basado en la misma hipótesis, se considera que el CO resume de manera efectiva las características de la huella dactilar y puede ser estimado con un alto nivel de confianza incluso en regiones de mala calidad. En lugar del enfoque de particionado anterior, se expone una estrategia estructural de agrupamiento global que realiza un particionado guiado del CO y genera vectores de mayor exactitud para el espacio de búsqueda, reduciendo los grados de libertad encontrados durante la evaluación de los estudios anteriores, otorgando estabilidad al proceso de indexación propuesto.

El algoritmo propone la utilización de máscaras dinámicas que representan una abstracción del particionado que resume la información extraída de las particiones modelos creadas para cada clase de huella dactilar especificada. Además conserva las invariancias de traslación y rotación sin incurrir en la detección de puntos singulares, teniendo en cuenta que constituye la continuación del estudio analizado en la Sección 2.3.1.

Inspirado en [Cappelli et al. \(1999\)](#) un GA con enfoque similar al referenciado allí, propuesto por [Maio et al. \(1995\)](#), es empleado en la presente investigación. El GA utilizado emplea los operadores de reproducción y mutación propuestos por [Rizzi \(1998\)](#) para la clusterización jerárquica de grafos. Ambas estrategias son empleadas, tanto el enfoque dinámico anterior como la nueva estrategia evolutiva, con el objetivo de comparar los resultados obtenidos.

En la estrategia de agrupamiento global propuesta en [Cappelli et al. \(1999\)](#) subsisten algunas de las dificultades encontradas en el estudio anterior. Las salidas resultantes del GA, partiendo de poblaciones iniciales diferentes, generadas aleatoriamente producto del propio sentido estocástico que propone dicha

técnica evolutiva, se encuentran muy distantes unas de otras, incluso para costos próximos, evidenciando que la tarea de generar una partición óptima y robusta del CO es un problema activo de investigación.

La idea básica propuesta en [Cappelli et al. \(1999\)](#) consiste en (Ver Figura 2.5):

1. Cálculo y realzado de la imagen direccional de la huella dactilar (CO).
2. Empleo del conjunto de máscaras dinámicas previamente calculadas para lograr el mejor ajuste posible. Cada una es aplicada de manera independiente al CO de entrada. Luego, para determinar el mejor ajuste se emplea una función de costo derivada de la propuesta en [Maio & Maltoni \(1996\)](#).
3. El vector de costo resultante constituye la base para la clasificación final.

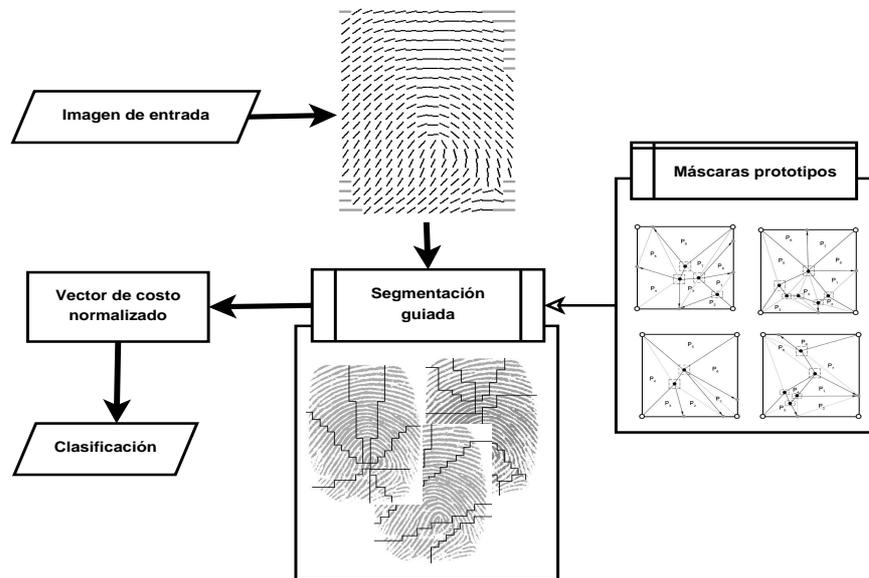


Figura 2.5: Pasos fundamentales de la propuesta descrita en ([Cappelli et al., 1999](#)). Se muestran los resultados intermedios de cada fase durante la clasificación de una huella de tipo lazo izquierdo. Elaboración propia inspirada en la Figura 6 de [Cappelli et al. \(1999\)](#).

Definición de los operadores genéticos

[Maio et al. \(1995\)](#) plantean un esquema de optimización para problemas de agrupamiento de grafos. En [Rizzi \(1998\)](#) se definen un conjunto de operadores genéticos que son empleados en este trabajo para desarrollar el esquema evolutivo utilizado para generar la partición del CO de la huella dactilar. A continuación se describe la representación de los cromosomas planteada por dichos autores en sus trabajos y los operadores genéticos empleados en este estudio.

DEFINICIÓN 2.3.3 Sea $\mathcal{R}^{(0)}$ una partición de \mathbf{D} que posee λ bloques de orientación: cada cromosoma \mathbf{c} es representado como una cadena de longitud λ en la cual los λ caracteres consisten en una permutación de los primeros λ enteros. Cada entero representa un elemento direccional de \mathbf{D} ; por otro lado se define como *separador*, a la k –ésima posición en la cadena, que representa las k regiones en las que es dividido \mathbf{D} en

$\mathcal{R}^{(0)}$. Sea n la cantidad total de bloques que pertenecen a \mathbf{D} , luego los k primeros bloques dividen a \mathbf{c} en dos subcadenas. Se denota como \mathbf{c}_k a la cadena formada por los primeros k enteros de \mathbf{c} .

En el estudio precedente, dichos operadores son empleados para describir un problema de agrupamiento jerárquico que permite el descubrimiento de caminos en entornos complejos. Para los intereses de la presente investigación, se realizaron pequeñas modificaciones al esquema planteado, con el propósito de lograr un mapeo que generara una partición consistente del grafo, aplicado a un entorno diferente para el que fueron creados en principio. En el Algoritmo G.1 se describe el procedimiento para el mapeo de soluciones empleado en el GA propuesto en este estudio.

En la técnica de decodificación cada cromosoma representa una solución consistente al problema de agrupamiento planteado. El número de k -regiones es representado por los elementos iniciales tomados de la subcadena \mathbf{c}_k , en lo adelante **cabeza**, y la porción restante de este, **cola**. La estrategia de decodificación es utilizada para agregar los bloques restantes a cada una de las regiones previamente inicializadas con un elemento. Para determinar la región a la que se asignará cada bloque de orientación, se utiliza una estrategia heurística que comprende la distancia entre los bloques de la partición y la diferencia en la orientación de estos elementos.

Convencionalmente, existen regiones que no serán representadas por la cadena de codificación. La existencia de regiones “prohibidas” se debe a la estrategia heurística empleada, lo cual implica la construcción de regiones compactas con elementos direccionales cercanos entre sí. Los agrupamientos no contemplados en la codificación se encuentran en contraste con la función de ajuste empleada, la cual comprende varios requisitos de homogeneidad, consistencia y regularidad de la forma.

La estrategia de **selección** utiliza un enfoque elitista. La función de ajuste para este GA incurre en el costo de la partición definido por la Ecuación 2.4. Adoptar un escalado lineal para la función de ajuste, permite que su rango sea normalizado en cada fase de la evolución.

Como operador de **cruzamiento** se emplea aquel propuesto en Rizzi (1998) orientado a los grupos (o regiones para este estudio). Consiste en un cruzamiento por comparación parcial (*Partially Matched Crossover*) aplicado al cromosoma, cambiando la posición de los elementos direccionales del CO sin alterar el valor del separador. Este operador modifica la secuencia de bloques en el cromosoma, por lo cual afecta directamente la composición de las regiones definidas por los padres. Dicha estrategia de cruzamiento no garantiza mejor consistencia para los descendientes.

Los operadores de **mutación** utilizados, descritos en Rizzi (1998), afectan ligeramente la estructura del cromosoma para lograr aleatoriedad en el proceso, por ello le fueron realizadas algunas modificaciones para lograr su adaptación al proceso.

1. Se utiliza la *mutación por niveles*: dicho operador modifica el número de regiones presentes en la solución, moviendo el separador una posición hacia adelante o detrás. Como resultado, un bloque se

mueve de la cola a la cabeza o viceversa. Para evitar que solo los bloques adyacentes al separador sean involucrados en la mutación, el vértice es intercambiado con aquel escogido en una posición aleatoria, por lo cual todos los bloques tienen igual probabilidad de estar presentes en el intercambio entre subcadenas.

2. El operador de mutación denominado según [Rizzi \(1998\)](#) *mutación basada en regiones*, trabaja sobre la cabeza del cromosoma invirtiendo las posiciones de los bloques que representan la referencia a las regiones en la que estos se encuentran (escogidos aleatoriamente). Dado que el Algoritmo G.1 considera el orden en el cual aparecen los bloques en la cabeza, este operador altera la estructura de las regiones.

NOTA 2.3.2 *Durante la implementación de este enfoque evolutivo, así como los otros algoritmos genéticos mencionados anteriormente, se tomaron como referencia las aclaraciones y el código fuente expuestos en [Jones \(2003\)](#).*

Definición de las máscaras dinámicas

La aplicación de una máscara en particular a \mathbf{D} puede ser vista como una segmentación “guiada” de la misma, donde la cantidad de regiones y una aproximación de la forma de estas se encuentran fijados *a priori*. Cada máscara está compuesta por un conjunto de vértices que definen los bordes de las regiones que delimitan la segmentación. La posición de algunos vértices puede ser modificada durante el proceso de ajuste con el objetivo de lograr la mejor correspondencia con las singularidades de la huella dactilar de entrada, las cuales tienden a ocupar diferentes posiciones incluso para huellas de la misma clasificación. Durante el estudio realizado se le agregaron algunos conceptos a la definición dada en [Cappelli et al. \(1999\)](#) para las máscaras dinámicas, en post de lograr un procedimiento que permitiera la construcción semiautomática de las mismas. A continuación se describen formalmente aquellas utilizadas en la presente investigación (Ver Figura 2.6).

DEFINICIÓN 2.3.4 *Una máscara dinámica se define como una 7 – tupla, $M = (V, P, T, \mathcal{R}_D, \mathcal{A}, f_{win}, f_{mov})$, donde:*

- $V = V_F \cup V_M \cup V_D$: conjunto de vértices \mathbf{p} , cada uno de los cuales posee una posición inicial (p_x, p_y) ; V_F denota los **vértices fijos**; V_M denota los **vértices móviles**, cuya posición se puede ajustar de forma independiente durante la adaptación de la máscara; por último, V_D denota los **vértices dependientes**, cuya posición se encuentra anclada a la de uno de los vértices móviles. Los tres subconjuntos de vértices son disjuntos: $V_F \cap V_M = \emptyset$, $V_F \cap V_D = \emptyset$, $V_D \cap V_M = \emptyset$.
- $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$: conjunto de regiones poligonales cuyos vértices están en V ; cada región $P_i = \{\mathbf{p}_a, \mathbf{p}_b, \mathbf{p}_c, \dots\}$ está delimitada por el polígono definido por los vértices $\mathbf{p}_a, \mathbf{p}_b, \mathbf{p}_c, \dots$ tomado en un

orden dado, por lo que P es un subconjunto del conjunto potencia de $V : P \subset \wp(V)$.

- $T = \{T_1, T_2, \dots, T_n\}$: conjunto de triángulos agrupados de acuerdo al polígono P_i que estos describen. Cada elemento, $T_i = \{\mathbf{t}_a, \mathbf{t}_b, \mathbf{t}_c, \dots\}$, donde $\mathbf{t}_\theta = (\mathbf{p}_l, \mathbf{p}_m, \mathbf{p}_n) \parallel \mathbf{p}_l, \mathbf{p}_m, \mathbf{p}_n \in P_i$ posee una propiedad que lo define como válido o no, dicha propiedad es empleada para el procedimiento de ajuste de la máscara dinámica.
- $R_D \subseteq V_D \times V_M$: relación que codifica la correspondencia entre los vértices dependientes y móviles. Cada vértice dependiente está anclado a exactamente un vértice móvil; durante la adaptación de las máscaras, el movimiento de este último determina un movimiento correspondiente en todos los vértices anclados a él.
- $\mathcal{A} \subseteq P \times P \times \Delta_\theta$: codifica una relación entre los pares de regiones que se asocian a los ángulos que representan los valores “ideales” de su diferencia de fase. Δ_θ denota el dominio de la diferencia de fase. Para cada par $[P_i, P_j]$, cuya diferencia de orientación $\theta_{ij} \in \Delta_\theta$ es significativa, la tripleta $(P_i, P_j, \theta_{ij}) \in \mathcal{A}$.
- $f_{win} : V_M \rightarrow \Delta_{x_{max}} \times \Delta_{y_{max}}$: función que asocia cada vértice móvil a una ventana de permisividad en el movimiento de los vértices durante la adaptación de las máscaras. $\Delta_{x_{max}}$ y $\Delta_{y_{max}}$ representan el dominio del máximo desplazamiento a lo largo de los ejes x y y , respectivamente.
- $f_{mov} : \mathcal{R}_D \times \Delta_x \times \Delta_y \rightarrow \Delta_x \times \Delta_y$: función que indica, para cada par en \mathcal{R}_D , el movimiento del vértice dependiente sobre la base del vértice móvil correspondiente. $\Delta_x \times \Delta_y$ representan el dominio de desplazamiento a lo largo de los ejes x y y , respectivamente.

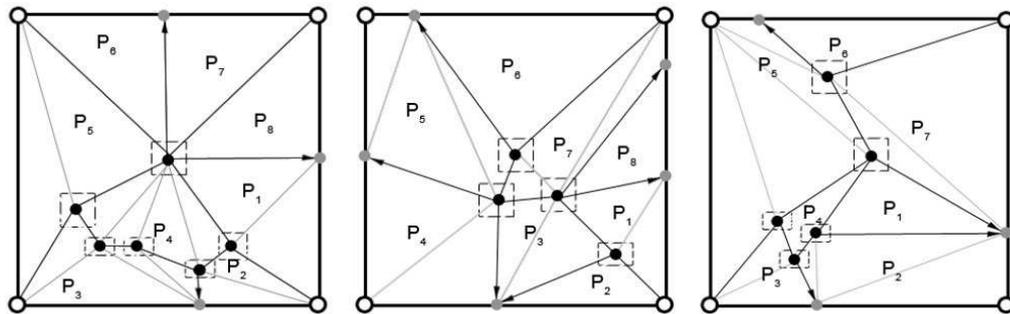


Figura 2.6: Algunas de las máscaras dinámicas obtenidas después de corregir los resultados del procedimiento automático propuesto para su construcción. Los puntos móviles son representados con color negro, los cuales tienen asociado su respectiva ventana de movilidad; en gris, se definen aquellos puntos dependientes y con una saeta se delinea su correspondiente punto móvil; los puntos blancos son aquellos cuya posición y dependencia los ubica como fijos en la máscara. Las líneas oscuras describen los polígonos que delimitan cada región y las claras los triángulos válidos que la conforman. Dichas máscaras se corresponden con huellas de la FVC2000 DB4-B.

Construcción del conjunto de máscaras prototipos

La construcción de un conjunto de máscaras prototipos es realizada durante la etapa de configuración del algoritmo de indexación al banco de datos especificado, sin incurrir en un costo adicional para el AFIS durante cada consulta realizada.

Tomando en cuenta las consideraciones realizadas en los estudios precedentes (Cappelli et al., 1999; Maio & Maltoni, 1996) y algunas conclusiones a las que han arribados los autores a través de la realización de este trabajo, se recomienda la construcción de máscaras prototipos para cada uno de los patrones de huella dactilar reconocidos, ya sean aquellos definidos por la clasificación de *Galton-Henry* o cualquier otra clasificación posible, haciendo uso de alguna técnica de minería de datos que permita extraer características representativas de la huella dactilar y agrupar las mismas. Sin embargo para este experimento, por constituir una investigación inicial de los enfoques propuestos en Cappelli et al. (1999); Maio & Maltoni (1996), solamente se empleó la clasificación de *Galton-Henry* descrita en la Sección 1.1.4.

Algoritmo para la estimación automática de máscaras dinámicas

En los estudios anteriores no se incurre en el tema de la generación automática de las máscaras dinámicas propuestas por Cappelli et al. (1999), ni se tiene conocimiento de cualquier otro procedimiento desarrollado para dicho propósito. Por tal motivo, el principal aporte de esta investigación lo constituye el esfuerzo realizado por los autores para, empleando estructuras de datos complejas y conceptos fundamentales de geometría computacional, desarrollar un algoritmo dinámico que construya semiautomáticamente las máscaras dinámicas.

La abstracción de las máscaras y la elección de una estructura consistente que almacene la información para ser aplicada en las fases posteriores del procedimiento de indexación propuesto en Cappelli et al. (1999), es una tarea ardua que no está ajena a errores. Ello podría ser una de las causas por la cual no se ha encontrado ningún otro estudio realizado sobre el tema, a pesar de la notada rapidez y efectividad que denota el método en contraste con la poca información de la huella dactilar que emplea.

La base fundamental de este procedimiento es la construcción de una matriz de particiones de la imagen direccional de la huella, a partir del resultado obtenido por el algoritmo de particionado empleado.

DEFINICIÓN 2.3.5 Sea \mathbf{S} una matriz de dimensiones igual a \mathbf{D} , cuyos componentes representan números enteros, cada uno de los cuales establece una correspondencia para cada elemento direccional ubicado en la posición $[i, j]$ de \mathbf{D} con el entero dispuesto en la posición $[i, j]$ de \mathbf{S} . Cada uno de estos determina a que región pertenece dicho bloque de orientación de la matriz \mathbf{D} a través de \mathbf{S} . El dominio de la matriz \mathbf{S} se corresponde con la cantidad de regiones determinadas por el algoritmo de particionado escogido.

El procedimiento empleado para la generación automática de las máscaras dinámicas se realiza siguiendo los siguientes pasos:

1. Aplicar un procedimiento lineal para adicionar los vértices fijos de la máscara a V_F , puesto que estos constituyen las aristas de la imagen.
2. Definir los vértices dependientes dispuestos en V_D : se realiza un recorrido por los bordes de la matriz \mathbf{S} que describe la partición de \mathbf{D} obtenida para detectar cambios de región en los bordes de la imagen. Cada cambio de región detectado incurre en la aparición de un vértice dependiente de la máscara.
3. Detectar los puntos móviles agregados a V_M que de manera general se corresponden con las singularidades de la huella dactilar: se emplea una estrategia similar a la expuesta en [Huang et al. \(2007\)](#), sin utilizar el análisis multiresolución sobre la matriz \mathbf{S} para detectar, con cierto nivel de efectividad y probada validez, los puntos móviles de la máscara. Dicho procedimiento podría generar buenos resultados en la detección de puntos singulares.
4. Definir *a priori* las ventanas de movilidad para los elementos en V_M : se utiliza un procedimiento arbitrario que asigna a cada ventana perteneciente a un punto móvil valores entre 4, 2 y 6 a cada una de sus dimensiones, lo cual genera indistintamente ventanas cuadradas y rectangulares. Según el análisis realizado de la propuesta descrita en [Cappelli et al. \(1999\)](#) se puede seguir un orden fijado *a priori* para obtener resultados similares a los descritos en ese estudio.
5. Utilizar el Algoritmo H.1 para la construcción de las regiones poligonales que describen la partición definida por la máscara dinámica a partir del conjunto V de vértices. Luego, un algoritmo de triangularización de polígonos propuesto en [de Berg et al. \(2000\)](#) es empleado con el objetivo de determinar un subconjunto del espacio de triangulaciones en las que puede ser dividido el polígono detectado. La solución propuesta es óptima y permite lidiar con la inclusión en la región de algún vértice que no le corresponda, debido a que el algoritmo dinámico empleado para asignar los vértices a regiones no es lo suficientemente robusto. La triangularización resultante del algoritmo propuesto en [de Berg et al. \(2000\)](#) requiere el mínimo de modificación humana para lograr una correcta descripción de las máscaras dinámicas propuestas por [Cappelli et al. \(1999\)](#).
6. Definir \mathcal{R}_D : se determina la relación existente entre los vértices del conjunto V basado en la matriz de partición \mathbf{S} .
7. Establecer el conjunto \mathcal{A} : se definen las relaciones de fase entre regiones de la máscara utilizando una estrategia heurística definida *a priori* por los autores de este trabajo que, en correspondencia con la diferencia de fase obtenida entre el promedio de las orientaciones de cada región, define un dominio de ocurrencia para dichas diferencias encargado de aceptar o rechazar la inclusión de las mismas en el conjunto \mathcal{A} . El dominio previamente se encuentra fijado en el intervalo máximo admisible $[0, \pi]$. Con la realización de un análisis de las diferencias de fase entre regiones se establece un rango

$r = \Delta Phase_{min} + \frac{1}{2}(\Delta Phase_{max} - \Delta Phase_{min})$ el cual es tomado como dominio admisible para la máscara construida.

NOTA 2.3.3 *Las máscaras dinámicas definidas son representadas en la aplicación resultante de dicho estudio como un Lenguaje de Marcas Extensible (XML) que las describe formalmente. Dicho archivo en el formato especificado es cargado posteriormente por el procedimiento encargado de “guiar” el particionado durante el proceso de indexado propuesto. Para la codificación de las máscaras se emplea la clase nativa del .NET Framework 4.5, `XmlSerializer`, para obtener mayor información sobre la misma consultar: <http://msdn.microsoft.com/es-es/library/system.xml.serialization.xmlserializer.aspx>.*

Particionado del campo de orientación empleando las máscaras dinámicas

DEFINICIÓN 2.3.6 *Sea $M_{T,Q}$ una máscara estacionaria obtenida por la máscara dinámica M como resultado de las siguientes transformaciones:*

- *Un desplazamiento y rotación global $\tilde{\theta} = (\delta_x, \delta_y, \phi)$, donde δ_x y δ_y denotan el desplazamiento global de M y ϕ el ángulo de rotación en que incurre.*
- *Un conjunto de desplazamiento de los vértices móviles $Q = \{(d_{x1}, d_{y1}), (d_{x2}, d_{y2}), \dots\}$; (d_{xi}, d_{yi}) representan el desplazamiento del vértice \mathbf{p}_i respecto a su posición inicial.*

La **aplicación** de la máscara estacionaria $M_{T,Q}$ a la imagen direccional \mathbf{D} , consiste en superponer $M_{T,Q}$ en \mathbf{D} y lograr una partición \mathcal{R} , donde cada región \mathcal{R}_i está compuesta por los elementos direccionales correspondientes al conjunto de triángulos válidos pertenecientes a T_i que describen el polígono P_i .

La máscara estacionaria mide el ajuste correspondiente a su aplicación en \mathbf{D} , teniendo en cuenta la homogeneidad entre los elementos asignados en cada región y la cercanía existente entre la diferencia de orientación de las regiones definida en \mathcal{A} y aquella lograda con \mathcal{R} . En el Anexo I se describe el procedimiento para el cálculo del costo de aplicar $M_{T,Q}$ a \mathbf{D} .

Cappelli et al. (1999) define en su estudio (Ecuación 2.5) que el costo de la aplicación de la máscara dinámica M a \mathbf{D} está determinado por el costo mínimo ($C_{sm}(M_{T,Q}, \mathbf{D})$) de todos los posibles a partir de la máscara estacionaria $M_{T,Q}$.

$$C_{dm}(M, \mathbf{D}) = C_{sm}(M_{T^*, Q^*}, \mathbf{D}) = \min_{T, Q}(C_{sm}(M_{T, Q}, \mathbf{D})). \quad (2.5)$$

Para la aplicación de la máscara dinámica que logra el mejor ajuste posible definido por la función $C_{dm}(M, \mathbf{D})$ Cappelli et al. (1999) proponen la adopción de una estrategia heurística (Ver Anexo J).

Clasificación

Las componentes de un vector de costos normalizado $\tilde{\mathbf{w}}_D$ definido en la Ecuación 2.7, calculado a partir del conjunto de máscaras prototipos $M_i, i = 1 \dots s$, aplicado sobre \mathbf{D} , denotan la similitud encontrada del CO (\mathbf{D}) con cada una de las M_i máscaras aplicadas. La normalización del vector ofrece la utilidad de trabajar con un rango fijo de valores $[0, 1]$, lo cual hace que la indexación de huellas dactilares a través de estructuras de datos espaciales sea más sencilla.

$$\mathbf{w}_D = [C_{dm}(M_1, \mathbf{D}), C_{dm}(M_2, \mathbf{D}), \dots, C_{dm}(M_s, \mathbf{D})] \quad (2.6)$$

$$\tilde{\mathbf{w}}_D = [C_{dm}(M_1, \mathbf{D})/C_\Sigma, C_{dm}(M_2, \mathbf{D})/C_\Sigma, \dots, C_{dm}(M_s, \mathbf{D})/C_\Sigma] \quad (2.7)$$

$$C_\Sigma = C_{dm}(M_1, \mathbf{D}) + C_{dm}(M_2, \mathbf{D}) + \dots + C_{dm}(M_s, \mathbf{D}). \quad (2.8)$$

Para la utilización de esta estrategia como componente de clasificación exclusiva, el vector $\tilde{\mathbf{w}}_D$ puede ser utilizado como clave de acceso para búsquedas por similitud. Según Cappelli et al. (1999), imágenes direccionales que describen patrones similares de huella dactilar obtendrán costos de segmentación análogos y por ende se encuentran cercanas en el espacio $s - dimensional$ que describe el conjunto de vectores $\tilde{\mathbf{w}}_D$ almacenados en la BD. De igual manera que el enfoque descrito en la Sección 2.3.1 cualquiera de las estrategias de búsqueda definidas podría ser empleada. En Cappelli et al. (1999) se realiza un análisis detallado del comportamiento de dicho enfoque para cada una de estas estrategias.

2.4. Principales funcionalidades

Los requisitos que describen las principales funcionalidades que debe cumplir el componente son:

1. Indexación.

a) Utilización de grafos relacionales.

1) Particionado.

RF-1. Particionado del campo de orientación empleando el algoritmo de agrupamiento dinámico.

RF-2. Particionado del campo de orientación empleando el algoritmo genético.

RF-3. Construcción del grafo relacional de atributos.

RF-4. Comparación inexacta de grafos. (Índice a utilizar por el proceso de indexación)

b) Utilización de máscaras dinámicas.

RF-5. Construcción del conjunto de máscaras prototipos.

RF-6. Particionado del campo de orientación empleando las máscaras dinámicas.

RF-7. Generar vector de costo de la imagen de la huella dactilar. (Índice a utilizar por el proceso de indexación).

2.4.1. Requisitos No Funcionales

Los requisitos no funcionales son propiedades o cualidades que hacen al producto atractivo, usable, rápido o confiable. Se definieron como requisitos no funcionales:

- Software

RNF-1 El Sistema Operativo que debe estar instalado en la estación de trabajo en que puede ejecutarse el componente es Windows.

RNF-2 Framework de desarrollo .NET 4.0.

- Hardware

RNF-3 Periféricos: Mouse.

RNF-4 Procesador Intel Pentium 4 (ó superior).

RNF-5 1 GB o más de memoria RAM.

RNF-6 CPU 3 GHZ o superior.

- Restricciones en el Diseño y en la Implementación

RNF-7 La implementación del componente debe ser desarrollada en el lenguaje C#, puesto que el sistema al que se debe integrar está codificado en dicho lenguaje.

2.5. Historias de Usuario

Las historias de usuario son la técnica utilizada en XP para especificar los requisitos del *software*, estas deben ser independientes unas de otras, negociables, valoradas por los clientes o usuarios, estimables, pequeñas y verificables. Las estimaciones de esfuerzo asociado a la implementación de las historias la establecen los programadores utilizando como medida el punto, que equivale a una semana ideal de programación.

A continuación se define como ejemplo una de las historias de usuario de la solución propuesta, las demás se encuentran descritas en el Anexo K:

Tabla 2.1: Historia de Usuario: Generar vector de costo de la imagen de la huella dactilar.

Número: HU_7	Usuario: Desarrolladores
Nombre de historia: Generar vector de costo de la imagen de la huella dactilar.	
Prioridad en negocio: Alta	Riesgo en desarrollo: Alto
Puntos estimados: 1	Iteración asignada: 2
Programador responsable: Adrián Hernández Barrios y Estela Odelsa Martín Coronel	
Descripción: El componente debe utilizar la información resultante de la aplicación de las máscaras prototipos sobre la imagen direccional de la huella dactilar para obtener el grado de similitud entre ellos.	
Observaciones: Índice a utilizar por el proceso de indexación.	

2.6. Planificación

En la fase de planificación el cliente establece la prioridad de cada una de las historias de usuario. Por otra parte los programadores estiman cuánto esfuerzo requiere cada historia, a partir de ahí se define el cronograma y en conjunto con el cliente se toman los acuerdos de la primera entrega.

2.6.1. Plan de entregas

La planificación se puede realizar basándose en el tiempo o el alcance y sólo toma uno o dos días aproximadamente. Una entrega debería obtenerse en no más de tres meses. Las estimaciones de esfuerzo asociado a la implementación de las historias la establecen los programadores utilizando como medida el punto. A continuación se define el siguiente plan de entregas para la solución propuesta:

Tabla 2.2: Plan de entregas.

Entregable	Iteración	Fin de iteración
Indexación mediante la utilización de grafos relacionales	1	Febrero 2014
Indexación mediante la utilización de máscaras dinámicas	2	Mayo 2014

2.6.2. Plan de iteraciones

Todo proyecto que siga la metodología XP se ha de dividir en iteraciones de aproximadamente tres semanas. Una iteración es un período de tiempo en el que se realizan un conjunto de funcionalidades determinadas, que en el caso de la metodología aplicada corresponden a un grupo de historias de usuarios. Para determinar la cantidad de iteraciones se debe tener en cuenta la velocidad del proyecto, la cual es utilizada para establecer cuántas historias se pueden implementar antes de una fecha determinada o cuánto tiempo tomará implementar un conjunto de ellas.

Para maximizar el valor de negocio de cada historia de usuario, el cliente es quien decide qué historias se implementarán en cada iteración. El componente de clasificación de huellas dactilares se realizará en

dos iteraciones, durante las cuales se codificarán incrementalmente las historias de usuario definidas. Las mismas quedan distribuidas para cada iteración como se muestra en la Tabla 2.3:

Tabla 2.3: Plan de iteraciones.

Iteración	Historia de usuario	Semanas estimadas
1	Particionado del campo de orientación empleando el algoritmo de agrupamiento dinámico.	8
	Particionado del campo de orientación empleando el algoritmo genético.	
	Construcción del grafo relacional de atributos.	
	Comparación inexacta de grafos.	
2	Construcción del conjunto de máscaras prototipos.	7
	Particionado del campo de orientación empleando las máscaras dinámicas.	
	Generar vector de costo de la imagen de la huella dactilar.	

En la primera iteración se priorizarán las historias de usuario relacionadas al proceso de indexación mediante la utilización de grafos relacionales. Luego, se le darán cumplimiento a las restantes historias de usuario, que indexarán las huellas dactilares por el algoritmo que utiliza máscaras dinámicas. En esta iteración serán resueltos todos los inconvenientes que impidan el correcto funcionamiento del componente.

2.7. Diseño

El diseño es el proceso de definición de la arquitectura, componentes, interfaces y otras características de un sistema o componente que resulte del mismo. La metodología XP sugiere que se debe diseñar de la forma más simple y sencilla posible para lograr que la aplicación sea entendible para su implementación. El diseño simple se basa en la filosofía de que el mayor valor de negocio es entregado por el programa más sencillo que cumpla los requerimientos. Se enfoca en proporcionar un sistema que cubra las necesidades inmediatas del cliente. Este proceso permite eliminar redundancias y rejuvenecer los diseños obsoletos de forma sencilla.

2.7.1. Definición de la arquitectura

Según el documento del Instituto de Ingenieros Eléctricos y Electrónicos (IEEE) Std 1471-2000, la arquitectura de software es la organización fundamental de un sistema. Define los componentes que lo integran, las relaciones entre ellos, el ambiente y los principios que orientan su diseño y evolución. Para el desarrollo y organización estructural del componente se propone como arquitectura base, una *arquitectura en capas*, constituyendo una distribución jerárquica de responsabilidades para proporcionar una división de los problemas a resolver. La arquitectura propuesta para el desarrollo del componente de clasificación de huellas dactilares identifica como capas:

- **Capa de Configuración:** representa la interfaz de configuración del sistema, donde se encuentran todos los elementos necesarios para desarrollar una estrategia de indexación nueva, así como las clases comunes para estos tipos de procesamientos.
- **Capa de Procesamiento:** se encuentran las implementaciones concretas de cada uno de los procedimientos necesarios para desarrollar las estrategias de indexación.

Esta distribución de las capas permite la fácil modificación de las partes del sistema sin tener que realizar cambios en las capas que no se encuentran directamente relacionadas con el proceso de actualización, asignándose correctamente las responsabilidades a cada una de ellas (Ver Figura 2.7).

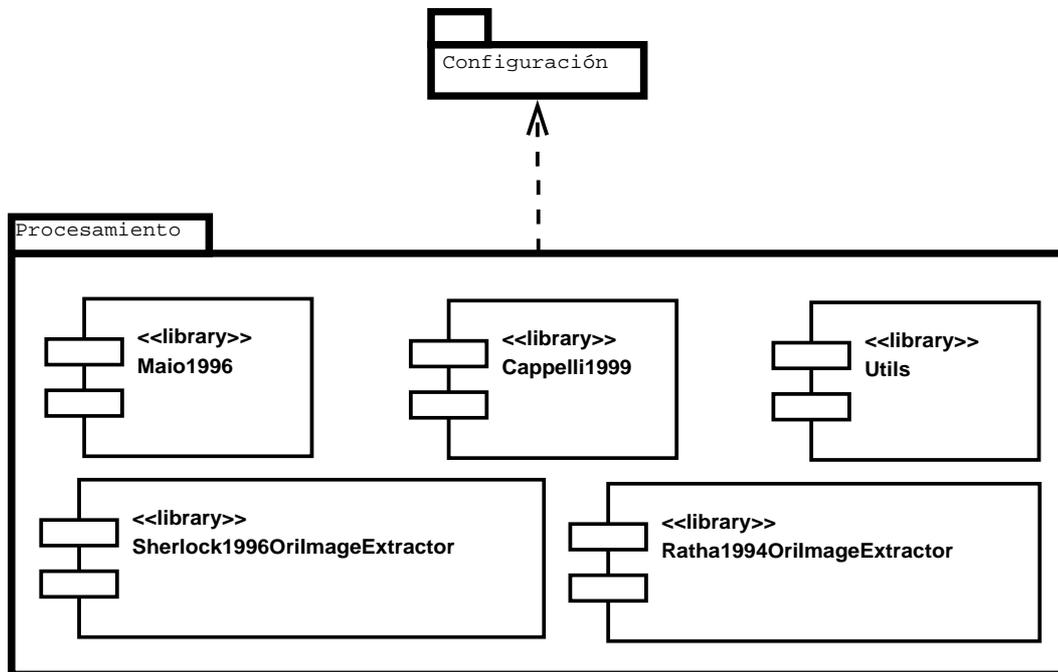


Figura 2.7: Diagrama de arquitectura.

Además se propone la utilización, de forma secundaria, del estilo arquitectónico⁵ *tubería y filtros* con el propósito de organizar la infraestructura de comunicación entre los sub-procesos que componen la etapa de pre-procesamiento y extracción de características de la huella dactilar. La misma consiste en transformar un flujo de datos en un proceso comprendido por varias fases secuenciales, siendo la entrada de cada una la salida de la anterior.

2.7.2. Patrones de diseño

Los patrones de diseño son valorados debido a que imponen reglas sobre la arquitectura y expresan esquemas para solucionar problemas de un mismo tipo que pueden presentarse durante el desarrollo de *software*. En la presente investigación se utilizaron los *Patrones Generales de Software para Asignar Res-*

⁵Un estilo arquitectónico define las reglas generales de organización en términos de un patrón estructural de un grupo numeroso y variado de sistemas de software y las restricciones en su forma y la estructura.

ponsabilidades (GRASP), los mismos describen los principios fundamentales de la asignación de responsabilidades a objetos. Esta familia está compuesta por nueve patrones: experto, creador, alta cohesión, bajo acoplamiento, controlador, polimorfismo, fabricación pura, indirección y no hables con extraños (Larman, 1999).

Entre los patrones utilizados para el diseño del componente se encuentran:

Experto Según Larman (1999), este patrón indica que la responsabilidad de la creación de un objeto o la implementación de un método debe recaer sobre la clase que conoce toda la información necesaria para realizarla. El mismo se ve reflejado en la clase `GeometricProcessingTools` que implementa todos los algoritmos relacionados con geometría computacional utilizados en el resto del sistema.

Creador Este patrón es empleado para la asignación de responsabilidades a las clases relacionadas con la creación de objetos, de forma tal que una instancia del mismo solo pueda ser creada por la clase que contiene la información necesaria para ello. En la arquitectura del sistema se ve reflejada la utilización de este patrón en la clase `Cappelli1999Classifier` la cual contiene el CO de la imagen de la huella dactilar, necesario para crear el particionado realizado por la clase `PartitionImage`. Relaciones similares a esta se encuentran descritas a lo largo del diseño del componente, permitiendo crear las dependencias mínimas necesarias entre las clases, beneficiando el mantenimiento del sistema y brindando mejores oportunidades de reutilización.

Alta cohesión La cohesión es una medida de cuán relacionadas y enfocadas están las responsabilidades de una clase. Una alta cohesión caracteriza a las clases con funciones estrechamente relacionadas que no realicen un trabajo enorme (Larman, 1999). Está basado en la asignación de responsabilidades teniendo en cuenta que la cohesión permanezca alta. En el diseño del componente de clasificación de huellas dactilares, como ejemplo de la aplicación de este patrón se encuentra la clase `Sherlock1996OriImageExtractor`, que utiliza las funcionalidades que brinda `ImageProcessingTools` para aproximar el CO de la imagen de la huella dactilar entrada por parámetro, delegando responsabilidades en otras clases mas genéricas. Su resultado es encapsulado dentro del objeto representado por la clase `OriImage` logrando así una interfaz común de comunicación con el resto de las clases que la requieran. La clase `Sherlock1996OriImageExtractor` implementa la interfaz `OriImgExtractor` ofreciendo un punto de entrada para aquellos objetos que requieran un procedimiento de extracción del CO de la huella dactilar. Su utilización facilita la comprensión del diseño e incrementa las capacidades de reutilización.

Bajo acoplamiento Plantea que debe existir una alta reutilización entre las funcionalidades de las clases con una mínima dependencia, contribuyendo al mantenimiento de las mismas. Este patrón es fundamental siempre que se desee realizar un diseño de clases independientes que puedan soportar los

cambios de manera sencilla. El empleo de los patrones Experto y Creador favorecen al bajo acoplamiento entre las clases del sistema. Por ejemplo en el componente se hace uso de este patrón en la clase `Maio1996Classifier` que contiene las clases abstractas `PartitionExtractor` y `OriImgExtractor`, garantizando la independencia del algoritmo para la extracción y particionado del CO escogidos para realizar la clasificación. Además ello permite establecer nuevas configuraciones en tiempo de ejecución.

Además se utilizan algunos de los patrones de la *Banda de los Cuatro (GoF)*, específicamente los patrones *fachada* y *estrategia*. La utilización de estos patrones garantiza el correcto diseño del componente a desarrollar, así como la mantenibilidad, extensión y reutilización del mismo.

Fachada Patrón de tipo estructura a nivel de objetos, que proporciona una interfaz unificada de alto nivel que facilite su uso. También satisface a la mayoría de los clientes, sin ocultar las funciones de menor nivel a aquellos que necesiten acceder a ella. La interfaz genérica `IFeatureExtractor` garantiza un punto de comunicación único para todas las clases que necesiten la extracción de características de la huella dactilar, con el objetivo de desarrollar los procedimientos que en ella se implementan.

Estrategia Patrón de tipo comportamiento a nivel de objetos el cual define una familia de algoritmos, encapsulando por separado cada uno de ellos y haciéndolos intercambiables. Esto permite a los algoritmos variar con independencia de los clientes que lo utilizan. La arquitectura diseñada para el componente se encuentra basada explícitamente en la utilización de este patrón. Las interfaces `IFeatureExtractor` e `IClassifier` representan a las familias de algoritmos encargados de extraer características y clasificar el conjunto de huellas dactilares. Algunas de las estrategias implementadas, encargadas de la clasificación, las constituyen `Maio1996Classifier` y `Cappelli1999Classifier`.

2.7.3. Tarjetas CRC

Para el diseño de las aplicaciones la metodología XP propone el uso de tarjetas CRC como alternativa a los diagramas UML de las clases, permitiendo al programador centrarse y apreciar el desarrollo orientado a objetos. En ellas se plasman las responsabilidades que tienen cada uno de los objetos, la clase a la cual pertenece y con las que colaboran con cada responsabilidad.

En la Tabla 2.4 se presenta un ejemplo de las tarjetas CRC para el diseño de la aplicación, las demás están definidas en el Anexo L .

2.8. Conclusiones parciales

La definición del modelo de dominio y la explicación detallada del proceso que debe ejecutar el componente permitieron identificar con mayor facilidad las principales funcionalidades que éste debe satisfacer,

Tabla 2.4: Tarjeta CRC. Clase Cappelli1999MaskCreatorExtractor

Clase: Cappelli1999MaskCreatorExtractor	
Responsabilidad	Colaborador
Cargar el conjunto de imágenes representativas.	
Calcular la imagen direccional promedio del conjunto de imágenes.	OriImgExtractor
Segmentar el CO promedio.	PartitionExtractor
Definir la representación abstracta de la máscara dinámica a partir de la partición generada.	GeometryProcessingTools

propiciando así la comprensión de su funcionamiento. Como consideraciones finales del presente capítulo se relacionan las siguientes:

- La utilización del enfoque estructural propuesto por [Maio & Maltoni \(1996\)](#), basado en el uso de grafos relacionales para la clasificación exclusiva, demostró que la generación de particiones muy distantes entre sí para la misma imagen de la huella dactilar entrada trae múltiples problemas a la comparación inexacta de grafos.
- Como resultado de la aplicación de máscaras dinámicas sobre el conjunto de imágenes direccionales, se obtiene un valor de costo de la segmentación que entre mayor similitud más próximas se encuentran en el espacio dimensional.
- Las historias de usuario especificadas, sin emplear lenguaje técnico y sí términos del cliente, detallando entre otros elementos el tiempo que requieren para su codificación, favorecieron la estimación del plan de entregas del producto, delimitando el propósito y duración de cada iteración.
- Con el uso de la arquitectura global en capas especificada, el estilo arquitectónico tuberías y filtros, así como algunos de los patrones GRASP y GoF, se logró organizar la vista lógica de la solución, de manera que las clases identificadas y sus relaciones sean las bases para su implementación.

Capítulo 3

Análisis de los resultados obtenidos

Como se ha podido constatar, la indexación (clasificación continua) de huellas dactilares presenta disímiles aristas y argumentos que pueden conducir a múltiples temas de investigación. En aras de dirigir el estudio expuesto aquí, durante los capítulos anteriores se realizaron algunas acotaciones importantes que conducen el hilo de la presente investigación. A continuación se reproducen algunos de los elementos asociados a la realización computacional de los modelos de indexación propuestos y se realiza un análisis de los resultados obtenidos a lo largo de este estudio, lo cual permite validar los objetivos de la investigación y pretende ofrecer algunas consideraciones importantes para seguir incursionando en el tema.

3.1. Implementación

La presencia del cliente en las diferentes fases de XP como parte del equipo de trabajo es indispensable. A la hora de codificar o implementar una historia de usuario es aún más necesaria su presencia pues son ellos los que crean las mismas, negocian los tiempos en los que serán implementadas, especifican detalladamente lo que esta hará y verifican que la historia implementada cumple la funcionalidad especificada cuando se realicen las pruebas. La codificación debe atenerse a estándares y los programadores lo han de seguir de tal manera que el código en el sistema se vea como si hubiera estado escrito por una sola persona. Ello mantiene el código consistente, facilitando su comprensión y escalabilidad.

3.1.1. Estándares de codificación

Entre las prácticas a aplicar durante el proceso de desarrollo de software que propone la metodología XP se encuentran la refactorización del código y la propiedad compartida de éste, de forma que todo el personal pueda corregir y extender cualquier parte del producto. Para complementar estas prácticas, la metodología enfatiza en que la comunicación de los programadores es a través del código, por lo cual es indispensable que se sigan ciertos estándares de programación que le provean legibilidad. En la propuesta de solución para declarar el nombre de las variables, métodos y clases se tendrán en cuenta las siguientes convenciones:

- En todos los casos la definición de los mismos será en inglés.

- Se utiliza el estilo de escritura CamelCase¹.
- No se utilizará una misma línea para definir más de una variable y siempre que sea posible éstas se inicializarán en su misma línea de declaración.

3.1.2. Diagrama de componentes

Durante la codificación de la solución propuesta se pueden distinguir diferentes elementos de implementación que analizados como una sola unidad, constituyen el componente de clasificación de huellas dactilares. Los diagramas de componentes modelan la vista estática del software, se representan como un grafo de componentes unidos por medio de relaciones de dependencia, pudiendo mostrarse las interfaces que estos soporten. En la Figura 3.1 se expone el diagrama definido para la solución propuesta.

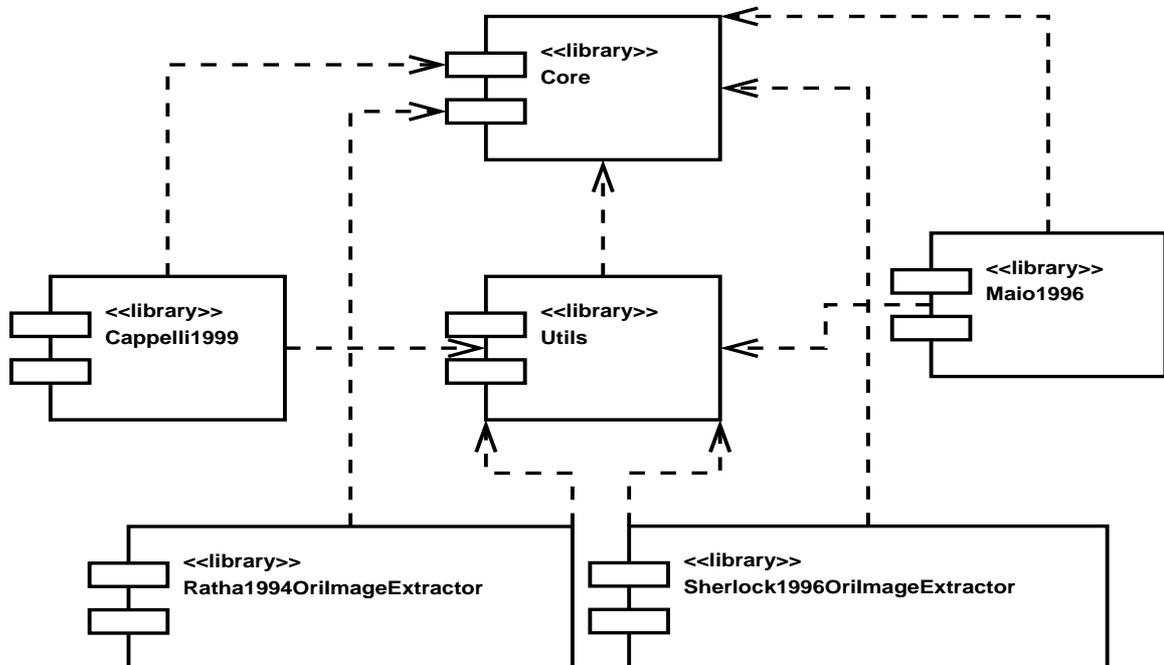


Figura 3.1: Diagrama de componentes.

Librería Core: contiene todos los elementos necesarios para desarrollar una estrategia de indexación nueva, así como las clases comunes para estos tipos de procesamientos.

Librería Utils: brinda las herramientas a utilizar para el procesamiento de imágenes y los procedimientos de geometría computacional empleados en las estrategias de indexación y extracción de características.

Librería Maio1996: dispone de la implementación concreta de la estrategia de indexación basada en la comparación inexacta de grafos.

¹Estilo de escritura que se aplica a frases o palabras compuestas. Existen dos tipos de CamelCase: UpperCamelCase, cuando la primera letra de cada una de las palabras es mayúscula y lowerCamelCase, igual que la anterior con la excepción de que la primera letra es minúscula.

Librería Cappelli1999: aporta las funcionalidades para la utilización de máscaras dinámicas en la estrategia de indexación de huellas dactilares.

Librería Ratha1994oriImageExtractor: ofrece las funcionalidades pertinentes para el cálculo del CO de la huella dactilar y la extracción de la ROI, basado en el gradiente de la imagen y la coherencia del CO.

Librería Sherlock1996oriImageExtractor: ofrece las funcionalidades pertinentes para el cálculo del CO de la imagen de la huella dactilar y la extracción de la ROI, basado en un conjunto discreto de direcciones establecidas *a priori* y el comportamiento de la imagen ante la aplicación de diferentes filtros direccionales en el dominio de la frecuencia.

3.2. Experimentación

La mayoría de los algoritmos de indexación encontrados en la literatura utilizan algunas de las BDs más representativas a nivel internacional para presentar los resultados de su estudio. Estos bancos de datos son mundialmente reconocidos y se encuentran a disposición de la comunidad científica internacional con el objetivo de lograr estándares de tiempo y rendimiento que contribuyan al desarrollo de esta área. Por tal motivo, como se plantea en la introducción de este trabajo, la presente investigación ha sido validada de acuerdo a algunos de los estándares internacionales establecidos para ello. En la presente sección se esbozan los resultados alcanzados y se realizan análisis de los datos con los que se cuenta. Además, algunas consideraciones tomadas durante los experimentos realizados son esclarecidas por los autores.

En orden de comparar el rendimiento de las dos propuestas de indexación descritas en la Sección 2.3.1 y la Sección 2.3.2, tomando como referencia la igual denominación propuesta en Cappelli et al. (1999), se escogió una de las estrategias de recuperación definidas en el Anexo C. Se simularon pruebas de acuerdo a la metodología B_C , sobre los bancos de datos de la FVC2000 $DB1_B$, $DB2_B$, $DB3_B$ y $DB4_B$, tal y como se especificó en la Tabla 2 de la introducción de este trabajo.

Las BDs con las que se cuenta para la simulación contienen 80 impresiones de huellas dactilares cada una, las cuales han sido obtenidas con diferentes dispositivos de captura y la última de estas generada sintéticamente. La estructura de las imágenes presentes en los respectivos bancos de datos comprenden 10 huellas, contando con 8 impresiones diferentes de cada una. En las Tablas 3.1 y 3.2 se ofrecen algunas consideraciones importantes de los conjuntos de pruebas empleados. En la Tabla 3.2 se utilizan las siguientes iniciales para representar las diferentes topologías de huellas propuestas para este estudio, **A** (arco), **T** (arco tendido), **L** (lazo izquierdo), **R** (lazo derecho), **W** (espiral) y **D** (doble lazo).

²Son puntos por pulgada del inglés *dots per inch* (dpi) es una unidad de medida para resoluciones de impresión. Concretamente, el número de puntos individuales de tinta que una impresora o tóner puede producir en un espacio lineal de una pulgada.

Tabla 3.1: Características de los bancos de datos utilizados

Base de datos	Sensor	Tamaño de imagen	Resolución
<i>DB1_B</i>	Óptico (bajo costo)	300×300	500 dpi^2
<i>DB2_B</i>	Capacitivo (bajo costo)	256×364	500 dpi
<i>DB3_B</i>	Óptico	448×478	500 dpi
<i>DB4_B</i>	Generadas sintéticamente	240×320	$\approx 500 \text{ dpi}$

Tabla 3.2: Distribución de huellas por clases de los bancos de datos utilizados

Base de datos	A	T	L	R	W	D
<i>DB1_B</i>	-	-	2	4	4	-
<i>DB2_B</i>	-	-	2	4	4	-
<i>DB3_B</i>	2	1	4	2	-	1
<i>DB4_B</i>	1	-	3	3	1	2

Los algoritmos de indexación implementados requieren del cálculo previo del CO de la huella dactilar, tal y como se ha abordado en el Capítulo 2 de la presente investigación. En la Sección 2.2 se esbozan algunos aspectos necesarios para la comprensión de los algoritmos propuestos con dicho propósito, las pruebas realizadas emplearon para la aproximación del CO de la huella dactilar la propuesta realizada en [Sherlock et al. \(1994\)](#), ya anteriormente mencionada en dicha sección. La elección se basa en el propio juicio de los autores, los cuales apreciaron mejores aproximaciones y robustez durante la aplicación de la misma sobre similares pruebas realizadas al algoritmo planteado en [Ratha et al. \(1995\)](#), también descrito anteriormente.

Los parámetros empleados para los algoritmos propuestos son los siguientes: para la Ecuación 2.1 se utilizaron los valores $C_0 = 1,5$ y $w = 0,2$; en la Ecuación 2.2, se emplean los valores $p_1 = 0,001$ y $p_2 = 1,3$; en la Ecuación F.1, se utiliza un $\alpha = 0,3$; y por último, para la Ecuación I.1, se vuelve a emplear $C_0 = 1,5$ y un $\mu = w = 0,2$. El rango de desplazamiento global de las máscaras utilizadas en la segunda propuesta (Sección 2.3.2) incurre en un intervalo de $[-6, 6]$ para ambos ejes x e y ; el rango de rotación global alcanzado por las máscaras es de $[-\pi, \pi]$, utilizando pasos discretos de $\frac{\pi}{8}$.

En la presente investigación para evaluar el desempeño en tiempo real alcanzado por los algoritmos de indexación propuestos se establece la siguiente configuración de *hardware*:

- Unidad Central de Procesamiento (CPU) Intel Core i3 2130 a 3.40 GHz, 4.00 Gb de memoria Memoria de Acceso Aleatorio (RAM), y un sistema operativo Windows 8 *Pro* a 64 bit.

El objetivo de las pruebas realizadas consiste en validar la aplicación de un modelo de indexación para huellas dactilares que permita mejorar los tiempos de respuesta y mantenga la estabilidad y robustez del módulo AFIS del CISED, agregando este a su arquitectura. En tal sentido, interesa medir la tasa de error (ER , Ecuación A.4) con que cuenta el sistema de acuerdo a la tasa de penetración (PR , Ecuación A.1) del mismo, así como el *tiempo de ejecución* (Ecuación A.3) durante la creación del índice y el enrolamiento.

Otros aspectos también son tomados en consideración durante estos experimentos, se extraen algunos indicadores adicionales que aportan claridad al análisis requerido para este estudio. Además, otras pruebas son requeridas para comparar el comportamiento de algunos de los algoritmos genéticos utilizados durante la investigación e implementaciones dinámicas propuestas.

3.2.1. Análisis realizado sobre los algoritmos de particionado propuestos

Para la obtención de una estrategia de indexación basada en el particionado de la imagen direccional de la huella dactilar, se hace necesario alcanzar un particionado lo suficientemente robusto y lo más cercano posible al óptimo global. Por tal motivo, en la presente investigación se analizaron los resultados derivados de las propuestas descritas en la Sección 2.3.1 y la Sección 2.3.2 para la obtención de dichos objetivos.

A continuación se ofrecen los análisis resultantes de diferentes corridas realizadas al algoritmo genético definido en la Sección 2.3.2 para una huella dactilar dada. La descripción de los parámetros evolutivos empleados para cada uno de los experimentos son especificados en la Tabla 3.3. La Figura 3.2 muestra el comportamiento de las diferentes configuraciones genéticas utilizadas de acuerdo a su función de ajuste, así como el óptimo alcanzado por el algoritmo ávido propuesto en la Sección 2.3.1, el cual se tomó como referencia para el siguiente análisis.

Tabla 3.3: Configuraciones genéticas utilizadas

Serie	Generaciones	Población	Cruzamiento	Mutación	Particiones
1	1000	100	1.0	0.13	10
2	1000	50	0.5	0.13	10
3	1000	100	0.5	0.13	10
4	1000	30	0.5	0.13	10

Los resultados arrojados por las pruebas vislumbran que el GA propuesto **no mejora** (mínimo logrado, **190.42**) en sentido general los resultados alcanzados por la estrategia dinámica propuesta (Algoritmo E.1)(óptimo de **43.75**). Sin embargo, es importante aclarar que las prestaciones de *hardware* con las que se cuenta no contribuyen al correcto desempeño de las pruebas realizadas sobre el algoritmo evolutivo, por tal motivo, estas pruebas solo pretenden ser un aporte inicial a posteriores investigaciones que corroboren la hipótesis planteada por Cappelli et al. (1999) sobre la superioridad de las estrategias globales de optimización para dicho propósito.

Basado en las pruebas realizadas, para la consecución de una estrategia de indexación robusta se utilizó la propuesta dinámica descrita en la Sección 2.3.1, debido a que la implementación realizada por parte de los autores genera mejores resultados, en ámbito general, que el enfoque evolutivo analizado.

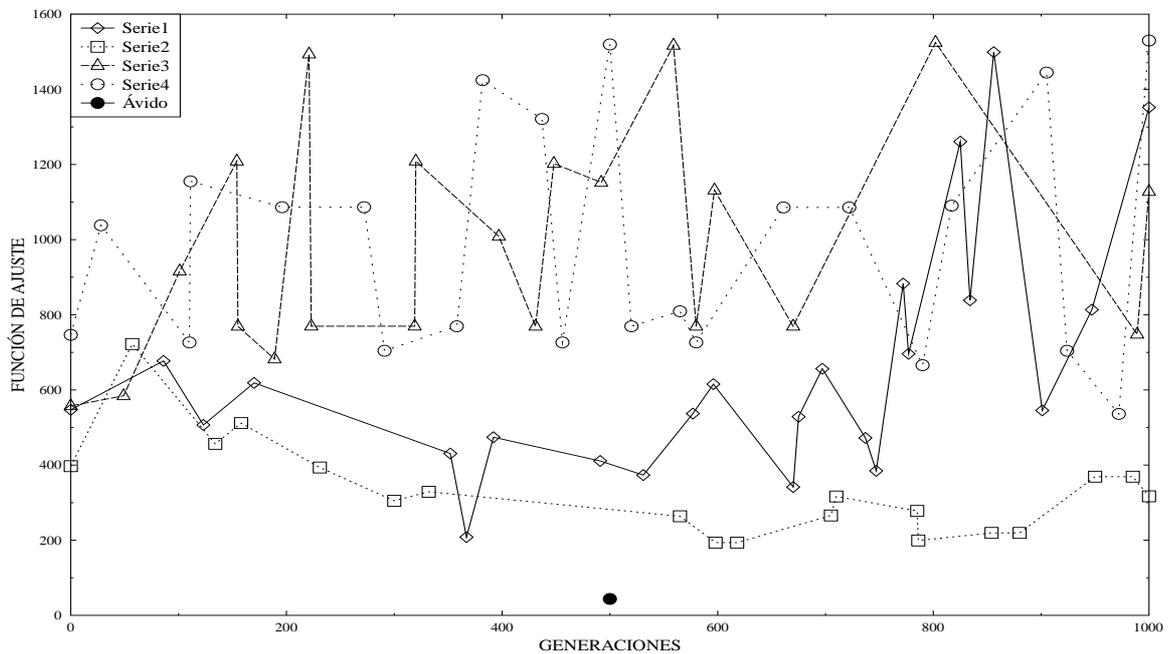


Figura 3.2: Descripción del comportamiento ofrecido por las series expuestas en la Tabla 3.3. Los puntos etiquetados se corresponden con el mejor resultado ofrecido por las diferentes configuraciones genéticas y el óptimo logrado por el Algoritmo E.1.

3.2.2. Resultados de la comparación inexacta de grafos

El proceso de indexación propuesto basado en la comparación inexacta de grafos descrito en la Sección 2.3.1 requiere de la utilización de un procedimiento que lleve a cabo dicha tarea con la mayor exactitud posible. Para esta investigación, como se describe en dicha sección, se propuso el empleo de una Búsqueda en Árbol (TS) y posteriormente se compararon los resultados obtenidos por esta, con aquellos aportados por una variante estocástica del enfoque anterior, conocida como Búsqueda en Haz Probabilística (RBS) y un GA adaptado para propósitos similares. Todos los procedimientos anteriormente mencionados han sido implementados basados en la descripción inicial de los mismos, dada en [Cesar Jr et al. \(2005\)](#).

La Tabla 3.4 muestra los valores de similitud entre grafos, los cuales son obtenidos al ejecutar los algoritmos mencionados anteriormente sobre una selección de impresiones escogidas al azar, para cada una de las 10 huellas dactilares con las que cuenta la *FVC2000 DB2_B*. El valor asociado a la similitud retornada por cada uno de los algoritmos analizados, se define como el número de nodos y aristas de ambos ARGs que son correspondidos. Los grafos son calculados a partir de la huella **consultada** y la **plantilla** escogidas para esta prueba. Como grafo plantilla se utilizó siempre aquel generado por la imagen rotulada como la primera impresión de la huella dactilar en cuestión.

Para las pruebas realizadas, en los casos requeridos, se utilizó la siguiente configuración de parámetros: para el RBS se utilizó un $K = 7$ como factor de aleatoriedad; y para el GA elitista propuesto para esta etapa, el número de generaciones utilizadas es de 100, el tamaño de la población escogida 2000, la probabilidad de mutación y cruzamiento son 0.13 y 1 respectivamente.

Tabla 3.4: Resultados del homomorfismo entre ARGs

Plantilla	Consulta	TS	RBS	GA
101_1	101_5	0.231 [4; 5]	0.293 [5; 6]	0.277 [5; 5]
102_1	102_3	0.248 [4; 5]	0.274 [5; 5]	0.203 [5; 6]
103_1	103_2	0.275 [4; 3]	0.246 [5; 4]	0.191 [5; 5]
104_1	104_2	0.199 [4; 5]	0.267 [3; 3]	0.333 [5; 6]
105_1	105_2	0.450 [2; 1]	0.450 [2; 1]	0.345 [3; 2]
106_1	106_2	0.188 [6; 6]	0.201 [6; 6]	0.235 [6; 4]
107_1	107_3	0.344 [3; 2]	0.384 [3; 2]	0.265 [4; 4]
108_1	108_8	0.186 [5; 6]	0.371 [3; 2]	0.322 [6; 2]
109_1	109_2	0.183 [5; 8]	0.288 [3; 3]	0.215 [6; 5]
110_1	110_7	0.474 [2; 1]	0.510 [2; 1]	0.399 [3; 2]

NOTA 3.2.1 *El valor de similitud presentado en la Tabla 3.4 se define en función de la cercanía calculada entre los dos ARG asociados a la huella utilizada como plantilla y la de consulta respectivamente. Es decir, datos más próximos a cero indican mayor cercanía encontrando mejor ajuste entre ambos grafos, los cuales se suponen similares, puesto que pertenecen a una misma huella y por tanto describen el mismo patrón de crestas y valles.*

Los resultados expuestos en la Tabla 3.4 demuestran la efectividad de la estrategia TS recomendada para la comparación inexacta de ARGs. En cinco de los 10 casos anteriormente expuestos se constata la superioridad por sobre los dos algoritmos restantes. Por otro lado, también se observa el comportamiento brindado por el GA ejecutado, cuando el resto de las estrategias presentan peores correspondencias. La RBS implementada, ofrece un comportamiento promedio y puede constituir una buena opción para casos similares a aquellos donde el GA presenta buenos ajustes y no se cuente con *hardware* o tiempo necesario para correr el mismo. Constatando los resultados anteriores, se concluye que la utilización del algoritmo TS implementado representa una opción válida para los requerimientos de eficiencia que requiere la fase de comparación de la estrategia de indexación descrita en la Sección 2.3.1.

3.2.3. Comparación entre las propuestas de indexación

A continuación se muestran algunos análisis realizados producto de la ejecución de los diferentes algoritmos propuestos. En lo adelante, se denota como **TS** a la primera propuesta analizada en la Sección 2.3.2, utilizando el algoritmo TS analizado anteriormente para la comparación inexacta de grafos; se define como **CLMM** (dado a las iniciales de sus autores principales) a la propuesta descrita en la Sección 2.3.1

utilizando como conjunto de máscaras prototipos, aquellas definidas en Cappelli et al. (1999) como **ideales** para las cinco clasificaciones de huellas dactilares propuestas en dicho estudio; por último, se define como **CLMM*** a la aplicación del procedimiento anterior, empleando para ello el conjunto de máscaras prototipos generadas por el algoritmo descrito en la Sección 2.3.2 para la construcción de las máscaras dinámicas. Según los resultados expuestos en la Sección 3.2.1, los mejores ajustes son obtenidos por la estrategia dinámica especificada en la Sección 2.3.1, por lo cual se emplea esta en lugar del GA sugerido en Cappelli et al. (1999).

Teniendo en cuenta la distribución de huellas por clases dada en la Tabla 3.2, se utiliza el conjunto de máscaras dinámicas asociadas a las topologías de huellas encontradas para cada una de las BDs utilizadas. Los indicadores de IS , ER_{100} y ER_{1000} , presentan iguales valores dado el pequeño número de huellas con las que cuentan las BDs empleadas en las pruebas, por tal motivo, estos se tratan como un todo en los resultados expuestos. Otros valores de interés, son el tiempo de *enrolamiento* e *indexación* promedio, definidos como μ_e y μ_x respectivamente.

En la Tabla 3.5 se muestran algunas estadísticas calculadas a partir de las pruebas realizadas sobre el banco de datos de la FVC2000 perteneciente al conjunto B de la misma. Según los resultados obtenidos durante las pruebas, el algoritmo **TS** ofrece mejor tasa de penetración (PR) que los restantes en dos de las cuatro pruebas realizadas, así como un tiempo de enrolamiento mínimo en el total de las pruebas ejecutadas. Por otro lado, el tiempo de indexación mostrado por el algoritmo **CLMM** constituye el mejor resultado de las pruebas, ello es debido a que este emplea un conjunto de máscaras más pequeño que la propuesta **CLMM***; sin embargo, cuenta con los peores tiempos de enrolamiento para la mayoría de las pruebas ejecutadas (3/4).

Las dos implementaciones probadas **CLMM** y **CLMM***, manifiestan tasas de penetración ligeramente similares, siendo la primera de estas, la que en mayor cantidad de ocasiones coloca los mejores resultados (3/4), llegando a superar las tasas de penetración resultantes de la estrategia **TS** en dos de las cuatro ocasiones. Además, se constata el correcto funcionamiento de la estrategia **CLMM*** para la mayoría de las BDs de prueba (3/4), en las cuales esta ofrece un mejor comportamiento global con respecto a la propuesta **CLMM**. En la Figura 3.3 se describe el comportamiento de las tres propuestas antes mencionadas para las cuatro BDs analizadas.

Estabilidad del proceso

En aras de constatar la estabilidad del procedimiento y mostrar la independencia que este ofrece, se establece una comparación de los resultados anteriores teniendo en cuenta la calidad promedio $[\mu(Q)]$ de las BDs empleadas en las pruebas de acuerdo a la clasificación dada por Watson & Tabassi (2004), la cual define cinco niveles de calidad para una huella dactilar, **I** excelente, **II** muy bueno, **III** bueno, **IV** medio y **V** pobre.

Tabla 3.5: Resultados recopilados sobre la FVC2000 conjunto B

BD FVC2000	Estrategia	IS	μ_x (ms)	μ_e (ms)
DB1_B	TS	38.271	686.579	543.658
	CLMM	65.432	155.165	61058.250
	CLMM*	54.320	255.903	50593.437
DB2_B	TS	44.737	1198.080	449.584
	CLMM	54.320	182.343	1961.548
	CLMM*	58.025	2050.548	284.950
DB3_B	TS	55.560	4636.166	892.520
	CLMM	50.000	359.865	130173.850
	CLMM*	61.250	465.698	101888.012
DB4_B	TS	85.185	351.295	315.712
	CLMM	43.210	202.550	47203.875
	CLMM*	43.210	282.297	66022.437

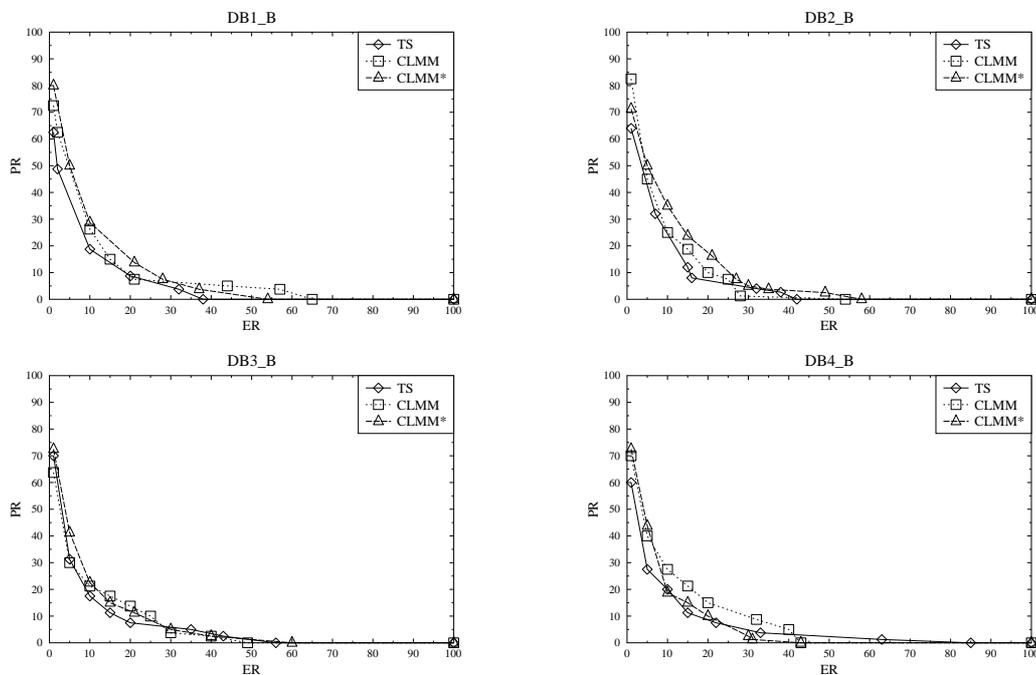


Figura 3.3: Resultados de la ejecución de los algoritmos TS, CLMM y CLMM* sobre el banco de datos de la FVC2000 DB1_B, DB2_B, DB3_B y DB4_B de izquierda a derecha y de arriba hacia abajo respectivamente.

En la Tabla 3.6 se presenta un análisis extraído de los resultados brindados por el *software NBIS* en su versión 4.1.0 desarrollado por el NIST, el cual ofrece un módulo de evaluación de calidad según los preceptos descritos en Watson & Tabassi (2004). En el presente análisis se evidencia la calidad de los dispositivos de captura empleados, así como la escasez de imágenes de huellas dactilares de baja calidad en las BDs utilizadas para las pruebas. La Tabla 3.6 se describe como sigue: de cada una de las BDs analizadas se ofrece la cantidad de imágenes por clasificación de calidad, se establece la $\mu(Q)$, y como último indicador muestra la varianza de la distribución $\sigma(Q)$. Como se distingue allí, la BD DB3_B es la que presenta peores niveles de calidad promedio; sin embargo, las estrategias implementadas conservan

índices de penetración similares a los obtenidos para el resto de las BDs, constatando robustez durante el procedimiento de indexado, logrando estabilidad en el proceso de búsqueda.

Tabla 3.6: Calidad promedio de la FVC2000 conjunto B

BD FVC2000	I	II	III	IV	V	$\mu(Q)$	$\sigma(Q)$
$DB1_B$	21	29	26	0	4	2.213	1.005
$DB2_B$	34	31	12	0	3	1.838	0.897
$DB3_B$	6	18	22	20	14	3.225	1.442
$DB4_B$	7	53	20	0	0	2.163	0.315

Además, en la Tabla 3.7 se ofrece un análisis dados los $\mu(Q)$ de acuerdo a las tasas de penetración promedio [$\mu(PR)$], la estrategia de indexación que muestra mejores resultados y la cantidad de máscaras empleadas durante el proceso (en caso de que este lo requiera) para cada una de las BDs probadas. La presente tabla permite profundizar en la discusión acerca de la estabilidad del sistema, aportando las siguientes conclusiones:

- La estrategia **TS** ofrece buenos resultados para huellas con niveles de calidad altos (entre **I** y **II**), sin embargo, se ve afectada por aquellas imágenes sintéticas con las que fue probada, alejándose de los índices de penetración ofrecidos por el resto de las estrategias (penetrando un 41.975 % más).
- Las estrategias utilizadas que emplean máscaras dinámicas, tanto **CLMM** como **CLMM***, cuentan con mayor robustez ante los efectos ocasionados por la calidad de la huella dactilar de entrada y las posibles inconsistencias existentes en las huellas sintéticas.
- Por último, a pesar de la ruptura en el orden aparentemente proporcional de la cadena de calidad y penetración observadas en la Tabla 3.7, posiblemente ocasionado por los resultados adversos que ofrece la estrategia **TS** ante huellas sintéticas, se aprecia una correspondencia entre los indicadores $\mu(Q)$ y $\mu(PR)$. Lo cual permite afirmar que el proceso de indexación se encuentra influenciado por el nivel de calidad de la imagen de la huella dactilar; sin embargo, los cambios en los que incurre el mismo no son significativos, manteniéndose estable en gran medida.

Tabla 3.7: Análisis de acuerdo a la calidad promedio de la FVC2000 conjunto B

BD FVC2000	$\mu(Q)$	$\mu(PR)$	Mejor Etg.	No. Máscaras
$DB1_B$	2.213	52.674	TS	-
$DB2_B$	1.838	52.361	TS	-
$DB3_B$	3.225	55.603	CLMM	4
$DB4_B$	2.163	57.202	CLMM	4

Un análisis mas riguroso del nivel de influencia que ejerce una variable (Q) sobre otra (PR) puede ser realizado a partir de los resultados brindados en el Anexo M, en el cual se muestran las tablas ANOVA para cada una de las estrategias implementadas sobre el conjunto B de la FVC2000. En las Tablas 3.8, 3.9, 3.10 y

3.11 se encuentra resaltado el mayor P-valor para cada una de las BDs probadas, el cual indica la estrategia de búsqueda con mayor independencia de la calidad. Además, se puede apreciar que para la totalidad de las BDs reales, no así para la sintética, el factor de calidad influye en las tasas de penetración alcanzadas por las diferentes estrategias, demostrando la robustez de las técnicas que emplean máscaras dinámicas ante dicho factor de ruido. Sin embargo, para la *DB4-B* la estrategia que muestra mayor independencia es la **TS**, pero ello incurre en tasas de penetración alejadas de la media tal y como se ha mencionado anteriormente en el análisis hecho sobre la Tabla 3.5.

Tabla 3.8: Resultados del ANOVA para la *DB1-B*

Estrategia	P-Valor	Confianza	Influencia
TS	0.002	0.95	SI
CLMM	0.032		
CLMM*	0.009		

Tabla 3.9: Resultados del ANOVA para la *DB2-B*

Estrategia	P-Valor	Confianza	Influencia
TS	0.002	0.95	SI
CLMM	0.004		
CLMM*	0.000		

Tabla 3.10: Resultados del ANOVA para la *DB3-B*

Estrategia	P-Valor	Confianza	Influencia
TS	0.003	0.95	SI
CLMM	0.001		
CLMM*	0.020		

Las diferencias encontradas entre los índices de penetración y tiempos de respuestas para las diferentes fases de los algoritmos de indexación propuestos, se deben en gran medida a la variación en la resolución de las imágenes con las que cuentan las diferentes BDs escogidas de la **FVC2000**. Además, la poca cantidad de imágenes presente en estas BDs no posibilitan realizar análisis mas profundos que permitan arribar a conclusiones mas concretas que las actuales. Por otro lado, el ajuste de los parámetros utilizados para la ejecución de las pruebas, así como la utilización de un conjunto de máscaras prototipos diferente resultaría en otros indicadores, los cuales no están exentos de ajuste.

3.3. Análisis de resultados

A pesar de que los entornos diferentes de pruebas y las configuraciones empleadas para dichos algoritmos, los resultados aportados por esta investigación constatan la correctitud en la implementación de los mismos, posibilitando su utilización en entornos diferentes para los que fueron propuestos. El empleo de los ARGs

Tabla 3.11: Resultados del ANOVA para la *DB3_B*

Estrategia	P-Valor	Confianza	Influencia
TS	0.160	0.95	NO
CLMM	0.066		
CLMM*	0.082		

como estrategia de indexación, demostró resultados prometedores en el desempeño de dichas tareas, dejando por sentado la viabilidad de la aplicación de dicho modelo.

La estrategia TS descrita en [Cesar Jr et al. \(2005\)](#) empleada para la comparación inexacta de grafos, muestra un correcto balance entre correctitud y eficiencia necesario para su aplicación en un ambiente en tiempo real, la utilización de dicha estrategia en la propuesta planteada en [Maio & Maltoni \(1996\)](#), demostró su gran capacidad de ajuste y rapidez, superando los resultados que se presentan en los trabajos anteriores. Sin embargo, su tasa de penetración promedio es de un 72.296 %, la cual se ve influenciada por su comportamiento ante huellas sintéticas.

Por otra parte, el empleo de un procedimiento para la generación de las máscaras dinámicas, el cual requiere el mínimo ajuste posible, a pesar de estar en gran medida influenciado por el algoritmo de particionado empleado y la correctitud del mismo, comparte indicadores similares a la propuesta abordada en [Cappelli et al. \(1999\)](#), logrando automatizar parte del proceso para la indexación. Las máscaras creadas por medio de este procedimiento ofrecen índices de penetración muy similares a aquellos utilizados por la estrategia CLMM. En promedio ambas estrategias tienen tasas de penetración de 53.241 % y 54.201 % respectivamente.

El planteamiento de una nueva estrategia de codificación para la obtención de soluciones robustas a partir de algoritmos evolutivos, así como los operadores de selección, mutación y cruzamiento propuestos, a pesar de que no mejoraron la solución brindada por el enfoque ávido descrito en [Maio & Maltoni \(1996\)](#), no cierran por completo el empleo de estas estrategia para el campo, sino que demuestran las correctas aproximaciones logradas por dicha estrategia global de optimización y permiten continuar estudios asociados al tema. Otras configuraciones de parámetros genéticos, así como el empleo de nuevas estrategias evolutivas que evidencian mejores resultados para problemas similares en la actualidad, pueden dirigir estudios encaminados a demostrar lo planteado en [Cappelli et al. \(1999\)](#) sobre la superioridad de dichos métodos, lo cual aportaría mayor robustez a las estrategias abordadas aquí.

Las propuestas realizadas en esta investigación para mejorar los tiempos de respuestas del proceso de búsqueda en el módulo AFIS del CISED, con la estabilidad necesaria para que este se comporte de manera eficiente y robusta en un sistema en tiempo real, alcanzan un desempeño aceptable para los bancos de datos utilizados en las pruebas, siendo la estrategia CLMM la que mejor se comporta en promedio (*PR* de 53.241 %), demostrando la viabilidad de su utilización. Por otra parte, al no contarse con la cantidad de datos necesarias, ni la infraestructura tecnológica y demás recursos pertinentes para la ejecución de las

pruebas incorporando el componente desarrollado al AFIS en cuestión, se deja abierta la interrogante de esta investigación y se recomienda la futura integración del sistema para corroborar los resultados antes mostrados.

En términos generales, los resultados obtenidos en los experimentos realizados anteriormente muestran un desempeño estable y comparable con los resultados esperados de acuerdo al estudio anterior (Cappelli et al., 1999). Si bien aún no se cuenta con resultados tangibles que argumenten la viabilidad de esta propuesta, sí se evidencian mejoras considerables en términos generales de usabilidad, configuración y aplicación de los enfoques anteriormente propuestos.

3.4. Conclusiones parciales

Luego de realizadas la implementación y pruebas pertinentes al componente de indexación de huellas dactilares se demostró su correcto funcionamiento, obteniendo mejores aproximaciones y robustez durante la aplicación de las estrategias seleccionadas para la clasificación. Como consideraciones finales del presente capítulo se relacionan las siguientes:

- Durante la etapa de implementación el uso de los estándares de codificación definidos permitió desarrollar un código reutilizable, comprendido por todos los integrantes del equipo de desarrollo.
- La utilización de características globales de la huella dactilar y la existencia de numerosos métodos para una correcta aproximación del mismo aporta estabilidad incluso para huellas de mala calidad.
- El empleo de estructuras de datos espaciales, así como la utilización de máscaras dinámicas, resumen de manera correcta los rasgos fundamentales descritos por los diferentes patrones de huella dactilar.

Conclusiones

De los resultados mostrados, su análisis y discusión, se pueden obtener las siguientes conclusiones sobre las estrategias de indexación propuestas para mejorar los tiempos de respuestas del módulo AFIS del CISED, garantizando la estabilidad del proceso de búsqueda ejecutado por el mismo:

- La utilización de características globales para la indexación de huellas dactilares garantiza reducir en al menos un 53.241 % el número de comparaciones realizadas durante el proceso de búsqueda de un AFIS.
- Los tiempos de ejecución del procedimiento de indexación utilizando máscaras dinámicas se mantienen aceptables, garantizando rapidez durante la búsqueda del AFIS.
- La estrategia de búsqueda en árbol para la comparación inexacta de grafos ofrece un balance aceptable entre rapidez y efectividad durante el proceso de indexación de huellas dactilares. Su comportamiento posee valores de similitud comparables con aquellos obtenidos por otras estrategias metaheurísticas utilizadas con propósitos similares.
- La utilización de características globales durante el proceso de indexación, independiza en gran medida la estrategia utilizada de la calidad de la imagen de entrada, manteniendo tasas de penetración similares para diferentes niveles en la calidad de la imagen dactilar.
- El procedimiento semiautomático para la generación de máscaras dinámicas, aporta fluidez al proceso de indexación y requiere poca intervención humana, garantizando tasas de error similares a aquellas aportadas por la generación manual de las mismas.
- La utilización de un mayor número de máscaras dinámicas no siempre garantiza la obtención de mejores resultados en el proceso de indexación abordado.
- El empleo de estrategias que utilicen el CO de la huella dactilar como única característica de entrada, no permite alcanzar tasas de penetración lo suficientemente adecuadas para garantizar la rapidez en el proceso de identificación de un AFIS, de acuerdo a los resultados actuales alcanzados a nivel internacional en dicha área.

Recomendaciones

El estudio llevado a cabo en la presente investigación, emplea las características globales de la huella dactilar, específicamente el CO de la misma, para extraer un vector capaz de discriminar entre un conjunto de estas, de manera que mejore el procedimiento de identificación ejecutado por un AFIS sobre el banco de datos consultado. No obstante, el campo de investigación es amplio y requiere de un estudio más profundo sobre la temática. Derivado de los resultados alcanzados, el estudio realizado y las conclusiones del mismo, se recomienda:

- El entrenamiento de una máquina de soporte vectorial o una red neuronal de cualquier índole sobre los ARGs generados a partir del particionado de la imagen direccional de la huella, podrían descubrir nuevos grupos dentro del banco de datos, logrando así una mejor discriminación del espacio de búsqueda.
- Combinar los porcentajes de similitud entre imágenes representativas propuestos por [Aglika Gyaourova & Arun Ross \(2008\)](#) con alguno de los enfoques de particionado abordados en esta investigación, en post de aprovechar su independencia para obtener menores tasas de error que las aportadas.
- La utilización de múltiples espacios vectoriales reconocidos como MKL, para describir los ARGs generados, podría describir con mayor exactitud las topologías de huellas dactilares, otorgando una robustez superior a la otorgada por las máscaras dinámicas utilizadas durante esta investigación.
- El empleo de un algoritmo de agrupamiento para segmentar el CO de la huella dactilar en lugar del GA o la versión iterativa empleada para ello en este estudio, podría aportar mejores óptimos que los alcanzados.

Referencias bibliográficas

- Aching Samatelo, J. L. & Rojas Vigo, D. A. (2003). Algoritmos para el reconocimiento de imágenes de huellas dactilares. Technical Report 12, Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Lima, Perú.
- Aglika Gyaourova & Arun Ross (2008). A novel coding scheme for indexing fingerprint patterns. In *Proceedings of S+SSPR Workshop*, page 765–774, Orlando, USA. Springer-Verlag. West Virginia University, Morgantown WV 26506, USA. This work was supported by US NSF CAREER grant number IIS 0642554.
- Awad, A. I. & Baba, K. (2011). Toward an efficient fingerprint classification. In *Biometrics - Unique and Diverse Applications in Nature, Science, and Technology*, pages 23–40. InTech, Universidad de Kyushu, Japón, dr. midori albert edition.
- Babatunde, I. G., Charles, A. O., Kayode, A. B., & Olatubosun, O. (2012). A multi-level model for fingerprint image enhancement. In *Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists*, volume 1, Hong Kong.
- Bazen, A. M. & Gerez, S. H. (2000). Directional field computation for fingerprints based on the principal component analysis of local gradients. In *ProRISC 2000 Workshop on Circuits, Systems and Signal Processing*, pages 1–7, Veldhoven, Países Bajos. University of Twente, Department of Electrical Engineering, Laboratory of Signals and Systems.
- Bazen, A. M. & Gerez, S. H. (2001). Segmentation of fingerprint images. In *Workshop on Circuits, Systems and Signal Processing*, Veldhoven, Países Bajos.
- Bhanu, B. & Tan, X. (2001). A triplet based approach for indexing of fingerprint database for identification. Technical report, Center for Research in Intelligent Systems University of California, Riverside, California, Estados Unidos.
- Bhuyan, M. H., Saharia, S., & Bhattacharyya, D. K. (2010). An effective method for fingerprint classification. *International Arab Journal of e-Technology*, 1(3):89–97.
- Boer, J. d., Bazen, A. M., & Gerez, S. H. (2001). Indexing fingerprint databases based on multiple features. In *ProRISC 2001 Workshop on Circuits, Systems and Signal Processing*, Veldhoven, Países Bajos.
- Booch, G., Rumbaugh, J., & Jacobson, I. (1998). *The unified modeling language user guide*. Addison Wesley.

- Candela, G. T., Grother, P. J., Watson, C. I., Wilkinson, R. A., & Wilson, C. L. (1995). PCASYS - a pattern-level classification automation system for fingerprints. Technical report, U. S. Department of Commerce, Technology Administration. National Institute of Standards and Technology. Visual Image Processing Group, Gaithersburg.
- Cappelli, R., Ferrara, M., & Maltoni, D. (2010). Minutia cylinder-code: A new representation and matching technique for fingerprint recognition. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 32(12):2128–2141.
- Cappelli, R., Ferrara, M., & Maltoni, D. (2011). Fingerprint indexing based on minutia cylinder-code. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 33(5):1051–1057.
- Cappelli, R., Lumini, A., Maio, D., & Maltoni, D. (1999). Fingerprint classification by directional image partitioning. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 21(5):402–421.
- Casella, G. (2002). *Statistical inference*, volume 70. Thomson Learning, Australia; Pacific Grove, California.
- Cesar Jr, R. M., Bengoetxea, E., Bloch, I., & Larrañaga, P. (2005). Inexact graph matching for model-based recognition: Evaluation and comparison of optimization algorithms. *Pattern Recognition*, 38(11):2099–2113.
- Chandra, D. E. & Maheswari, S. (2012). A review study on fingerprint classification algorithm used for fingerprint identification and recognition. *IJSCT*, 3(1):739–745.
- Chikkerur, S., Wu, C., & Govindaraju, V. (2004). A systematic approach for feature extraction in fingerprint images. Technical report, Center for Unified Biometrics and Sensors (CUBS), University at Buffalo, Nueva York, Estados Unidos.
- Cormen, T. H., Leiserson, C. E., Rivest, R. L., Stein, C., et al. (2001). *Introduction to algorithms*, volume 2. MIT press Cambridge, 2da edition.
- de Berg, M., van Kreveld, M., Overmars, M., & Schwarzkopf, O. (2000). *Computational Geometry, Algorithms and Applications*. Springer, 2nd edition.
- de la Española (RAE), R. A. (2014). Diccionario de la lengua española.
<http://www.rae.es/recursos/diccionarios/drae>.
- Delgado Hernández, A. (2013). *Componente de clasificación de huellas dactilares*. Ingeniero en ciencias informáticas, Universidad de las Ciencias Informáticas, La Habana, Cuba.

- Feng, J. & Cai, A. (2006). Fingerprint indexing using ridge invariants. In *The 18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'06)*, pages 433–436. IEEE.
- Feng, J., Zhou, J., & Jain, A. K. (2013). Orientation field estimation for latent fingerprint enhancement. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 35(4):925–940.
- Ferguson, J., Patterson, B., Beres, J., Boutquin, P., & Gupta, M. (2002). *C# Bible*. Wiley Publishing, Crosspoint bulevar, Indianapolis.
- Gabor, D. (1946). Theory of communication. part 1: The analysis of information. *Electrical Engineers-Part III: Radio and Communication Engineering, Journal of the Institution of*, 93(26):429–441.
- Gago Alonso, A., Hernández Palancar, J., Rodríguez Reina, E., & Muñoz Briseño, A. (2013). Indexing and retrieving in fingerprint databases under structural distortions. *Expert Systems with Applications*, 40:2858–2871.
- Germain, R. S., Califano, A., & Colville, S. (1997). Fingerprint matching using transformation parameter clustering. *Computing in Science and Engineering*, 4(4):42–49.
- Gionis, A., Indyk, P., & Motwani, R. (1999). Similarity search in high dimension via hashing. In *Proceedings of the 25th VLDB Conference*, volume 99, pages 518–529, Edimburgo, Escocia.
- He, Y., Tian, J., Luo, X., & Zhang, T. (2002). Image enhancement and minutiae matching in fingerprint verification. *Pattern Recognition Letters*, 24:1349–1360.
- Hernández Delgado, R. & Machin Armas, M. (2013). *Sistema para la distribución del proceso de búsqueda de huellas dactilares en el banco de datos de un AFIS*. Ingeniero en ciencias informáticas, Universidad de las Ciencias Informáticas, La Habana.
- Hernández Palancar, J. & Muñoz Briseño, A. (2011). State of the art of fingerprint indexing algorithms. *Computación y Sistemas*, 15(1):79–89.
- Hong, L., Jain, A., Pankanti, S., & Bolle, R. (1998a). Fingerprint enhancement. Technical report, Pattern Recognition y Image Processing Laboratory Department of Computer Science Michigan State University; Exploratory Computer Vision Group IBM J. T. Watson Research Center Yorktown Heights.
- Hong, L., Wan, Y., & Jain, A. (1998b). Fingerprint image enhancement: Algorithm and performance evaluation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(8):777–789.
- Hou, Z. & Yau, W.-Y. (2010). A variational formulation for fingerprint orientation modeling. In *2010 International Conference on Pattern Recognition*, Singapur.

- Huang, C.-Y., Liu, L.-m., & Hung, D. (2007). Fingerprint analysis and singular point detection. *Pattern Recognition Letters*, 28(15):1937–1945.
- Iloanusi, O., Gyaourova, A., & Ross, A. (2011). Indexing fingerprints using minutiae quadruplets. In *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2011 IEEE Computer Society Conference on*, pages 127–133, Colorado, Estados Unidos. IEEE.
- Jain, A. K., Prabhakar, S., & Hong, L. (1999). A multichannel approach to fingerprint classification. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 21(4):348–359.
- Jones, M. T. (2003). *AI Application Programming*. Charles River Media, Hingham , Massachusetts.
- Komarinski, P. (2005). *Automated Fingerprint Identification Systems (AFIS)*. Elsevier Academic Press.
- Kulkarni, J. V., Jayadevan, R., Mali, S. N., Abhyankar, H. K., & Holambe, R. S. (2008). A new approach for fingerprint classification based on minutiae distribution. Technical report, World Academy of Science, Engineering and Technology.
- Landi Diez, J. C. (2007). *Introducción a la biometría informática y análisis de la huella dactilar como fuentes de autenticación en sistemas de seguridad*. Ingeniero en sistemas, Universidad Politécnica de Salesiana, Cuenca.
- Larman, C. (1999). *UML y patrones*. Pearson.
- Letelier, P. & Penadés, M. C. (2006). Metodologías ágiles para el desarrollo de software: eXtreme programming (xp). *Técnica administrativa*, 5(26).
- Li, J., Yau, W.-Y., & Wang, H. (2008). Combining singular points and orientation image information for fingerprint classification. *Pattern Recognition*, 41:253–366.
- Liang, X., Bishnu, A., & Asano, T. (2007). A robust fingerprint indexing scheme using minutia neighborhood structure and low-order delaunay triangles. *IEEE Transactions on information forensics and security*, 2(4):721–733.
- Liu, M., Jiang, X., & Kot, A. C. (2005). Fingerprint reference-point detection. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 4:498–509.
- Liu, M., Jiang, X., & Kot, A. C. (2007). Efficient fingerprint search based on database clustering. *Pattern Recognition*, 40:1793–1803.
- Liu, M. & Yap, P.-T. (2012). Invariant representation of orientation fields for fingerprint indexing. *Pattern Recognition*, 45:2532–2542.

- Lumini, A., Maio, D., & Maltoni, D. (1997). Continuous versus exclusive classification for fingerprint retrieval. *Pattern Recognition Letters*, 18(10):1027–1034.
- Maio, D. & Maltoni, D. (1996). A structural approach to fingerprint classification. In *Pattern Recognition, 1996., Proceedings of the 13th International Conference on*, volume 3, pages 578–585. IEEE.
- Maio, D., Maltoni, D., & Rizzi, S. (1995). Topological clustering of maps using a genetic algorithm. *Pattern Recognition Letters*, 16(1):89–96.
- Maltoni, D., Cappelli, R., & Turrone, F. (2010). Benchmarking local orientation extraction in fingerprint recognition. In *International Conference on Pattern Recognition*, pages 1144–1147.
- Mayo, J. (2010). *Microsoft Visual Studio 2010 A Beginners Guide*. McGraw Hill, Nueva York; Chicago; San Francisco; Lisbon; Londres; Madrid; México; Milán; Nueva Deli; San Juan; Seúl; Singapur; Sydney; Toronto, roy ogborn edition.
- McCabe, R. M. & Newton, E. M. (2007). Information technology: American national standard for information systems and data format for the interchange of fingerprint, facial, & other biometric information part 1. Technical Report 500-271, American National Standards Institute, Inc.
- McClure, C. (1989). The CASE experience. *BYTE*, 14(4):235–244.
- Molina, R. (1998). Introducción al procesamiento y análisis de imágenes digitales. Technical report, Departamento de Ciencias de la Computación e IA Univerisdad de Granada.
- Msiza, I. S., Mistry, J., Leke-Betechuoh, B., Nelwamondo, F. V., & Marwala, T. (2011). On the introduction of secondary fingerprint classification. In *State of the art in Biometrics*, page 314. InTech, dr. jucheng yang edition.
- Muñoz Briseño, A., Gago Alonso, A., & Hernández Palancar, J. (2011). State of the art of fingerprint indexing algorithms. *Computación y Sistemas*, 15(1):79–89.
- Muñoz Briseño, A., Gago Alonso, A., & Hernández Palancar, J. (2013). Fingerprint indexing with bad quality areas. *Expert Systems with Applications*, 40:1839–1846.
- Nickell, J. & Fischer, J. F. (2014). *Crime science: methods of forensic detection*. University Press of Kentucky.
- Oh, S. K., Lee, J. J., Park, C. H., Kim, B. S., & Park, K. H. (2003). New fingerprint image enhancement using directional filter bank. *Journal of WSCG*, 11(1).
- Oja, M., Kaski, S., & Kohonen, T. (2003). Bibliography of self-organizing map (SOM) papers: 1998-2001 addendum. *Neural computing surveys*, 3(1):1–156.

- Parlakıyıldız, S. & Hardalağ, F. (2013). A new and effective method in fingerprint classification. *Life Science Journal*, 10(12):584–588.
- Pfleeger, C. P. & Lawrence, S. (2006). *Security in Computing*. Prentice Hall, 4ta edición edition.
- Prabhakar, S., Maltoni, D., Maio, D., & Jain, A. K. (2009). *Handbook of Fingerprint Recognition*. Springer-Verlag, Inglaterra, 2 edition.
- Ratha, N. K., Chen, S., & Jain, A. K. (1995). Adaptative flow orientation-based feature extraction in fingerprint images. *Pattern Recognition*, 28(11):1657–1672.
- Rizzi, S. (1998). Genetic operators for hierarchical graph clustering. *Pattern Recognition Letters*, 19(14):1293–1300.
- Ruiz Shulcloper, D. J., Medina Pérez, M. M. A., Gutiérrez Rodríguez, L. A., Villuendas Rey, M. Y., & García Borroto, M. M. (2009). Estado del arte de formas de representación de huellas dactilares. *Reporte Técnico Reconocimiento de Patronas*, 1(2142):1–28.
- Serrau, A., Marcialis, G. L., Bunke, H., & Roli, F. (2005). An experimental comparison of fingerprint classification methods using graphs. *Lecture Notes in Computer Science (LNCS)*, 3434(Graph-based Representations in Pattern Recognition, GbRPR 2005):281–290.
- Sherlock, B. G., Monro, D. M., & Millard, K. (1994). Fingerprint enhancement by directional fourier filtering. In *IEE Proceedings Vision Image and Signal Processing*, volume 141, pages 87–94.
- Shlens, J. (2005). A tutorial on principal component analysis. *Systems Neurobiology Laboratory, University of California at San Diego*, 82:10003–6603.
- Simon, B. (1979). *Functional integration and quantum physics*, volume 86. Academic press, Estados Unidos.
- Subcommittee on Biometrics, N. (2006). Fingerprint recognition. Technical report, National Science and Technology Council (NSTC) Subcommittee on Biometric.
- Tan, X., Bhanu, B., & Lin, Y. (2005). Fingerprint classification based on learned features. *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics: Applications and Reviews*, 35(3):14.
- Tashk, A., Helfroush, M. S., & Dehghani, M. J. (2010). A Chebyshev/Legendre polynomial interpolation approach for fingerprint orientation estimation smoothing and prediction. *Journal of Zhejiang University-SCIENCE C*, 11(12):976–988.
- Vig, R. & Parekh, D. (2011). Survey on parameters of fingerprint classification methods based on algorithmic. *International Journal of Computer Science & Engineering Survey*, 2(3):151–160.

- Visual Paradigm (2014). UML, BPMN and enterprise architecture tool for software development.
<http://www.visual-paradigm.com/>.
- Wang, S. & Wang, Y. (2004). Fingerprint enhancement in the singular point area. *IEEE Signal Processing Letters*, 11(1):16–19.
- Wang, Y., Hu, J., & Phillips, D. (2007). A fingerprint orientation model based on 2D fourier expansion (fomfe) and its application to singular-point detection and fingerprint indexing. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29(4):573–585.
- Watson, C. I. & Tabassi, E. (2004). Fingerprint image quality. Reporte técnico 7151, NIST, Estados Unidos.
- Weisstein, E. W. (2014). Normal distribution function. from MathWorld—A wolfram web resource.
<http://mathworld.wolfram.com/NormalDistributionFunction.html>.
- Xu, R. & Wunsch, D. (2008). *Clustering*, volume 10. John Wiley & Sons, Hoboken, Nueva Jersey, Estados Unidos, IEEE press editorial board edition.
- Yang, J., Liu, L., Jiang, T., & Fan, Y. (2003). A modified gabor filter design method for fingerprint image enhancement. *Pattern Recognition Letters*, 24.
- Zhou, J. & Gu, J. (2004). Modeling orientation fields of fingerprints with rational complex functions. *Pattern Recognition*, 37:389–391.

Acrónimos

- AFIS** Sistema Automático de Identificación de Huellas Dactilares (Traducido de las siglas en inglés AFIS: Automatic Fingerprint Identification System)
- CRC** Clase-Responsabilidad-Colaboración
- GRASP** Patrones Generales de Software para Asignar Responsabilidades
- ANSI** Instituto Nacional Estadounidense de Estándares (De sus siglas en inglés ANSI: American National Standards Institute)
- ARG** Grafo Relacional de Atributos (Traducido de las siglas en inglés ARG: Attribute Relational Graph)
- CASE** Ingeniería de Software Asistida por Computadora (Traducido de las siglas en inglés CASE: Computer Aided Software Engineering)
- CPU** Unidad Central de Procesamiento
- FBI** Buró Federal de Investigaciones (Traducido de sus siglas en inglés FBI: Federal Bureau of Investigation)
- FVC** Competencia de Verificación de Huellas Dactilares (Traducido de las siglas en inglés FVC: Fingerprint Verification Competition. Sitio oficial: <https://biolab.csr.unibo.it/fvcongoing/UI/Form/Home.aspx>.)
- GA** Algoritmo Genético (En inglés GA: Genetic Algorithm)
- GoF** Banda de los Cuatro (Traducido de las siglas en inglés GUI: Gang of Four)
- IDE** Entorno Integrado de Desarrollo (Traducido de las siglas en inglés IDE: Integrated Development Environment)
- IEEE** Instituto de Ingenieros Eléctricos y Electrónicos (Traducido de las siglas en inglés IEEE: (Institute of Electrical and Electronics Engineers)
- ISO/IEC** Sub-comité 17 (SC17) de la Comisión Técnica Mixta sobre Tecnologías de la Información (De su traducción en inglés: *Joint Technical Committee on Information Technology* (ISO/IEC JTC1), de la Organización Internacional para la Estandarización, de su traducción inglesa: *International Organization for Standardization* (ISO) y la Comisión Electrotécnica Internacional (*International*

Electrotechnical Commission, IEC). A nivel mundial, es el principal organismo que coordina las actividades de estandarización biométrica). Estándar ISO 19794-2: creado en 2005 por la ISO/IEC con propósitos similares a la norma ANSI 378, respecto a la que guarda mucha similitud [Subcommittee on Biometrics \(2006\)](#)

- K-L** Teorema de Karhunen-Loève (En teoría de probabilidades, así llamado debido a Kari Karhunen y Michel Loève; es una representación de un proceso estocástico como una combinación lineal infinita de funciones ortogonales. [Simon \(1979\)](#))
- LSH** Hashing de Localidad-Sensible, del inglés *Locality-Sensitive Hashing*, constituye un método empleado para realizar una reducción probabilística de la dimensión empleando la probabilidad de pertenencia de cada componente a un conjunto determinado dentro del nuevo espacio donde van a ser mapeados los datos; este debe ocupar menor tamaño que el original. Este método maximiza la probabilidad de colisiones entre datos similares [Gionis et al. \(1999\)](#).
- MLP** Perceptrón Multicapa (Traducido de sus siglas en inglés MLP: Multilayer Perceptron)
- NIST** Instituto Nacional de Normas y Tecnología. Es una agencia de la Administración de Tecnología del Departamento de Comercio de los Estados Unidos. Traducido de las siglas en inglés NIST: National Institute of Standards and Technology.
- PCA** Análisis de Componentes Principales (De sus siglas en inglés, PCA: Principal Component Analysis. Esta es una técnica estadística que busca la proyección según la cual los datos queden mejor representados en términos de mínimos cuadrados. [Shlens, 2005](#)).
- PIN** Número de Identificación Personal (De las siglas en inglés, Personal Identification Number)
- PNN** Red Neuronal Probabilística (Traducido de sus siglas en inglés PNN: Probabilistic Neural Network)
- RAM** Memoria de Acceso Aleatorio
- RBF** Red Neuronal de Base Radial (Traducido de sus siglas en inglés RBF: Radial Basis Function)
- RBS** Búsqueda en Haz Probabilística (De sus siglas en inglés: Random Basis Search).
- ROI** Región de Interés. Traducido de sus siglas en inglés ROI: Region of Interest
- SOM** Mapa Auto-Organizado (Self-Organizing Map, un mapa auto-organizado es un tipo de red neuronal, que es entrenada usando aprendizaje no supervisado para producir una representación discreta del espacio de las muestras de entrada, llamado mapa. [Oja et al., 2003](#))
- TIC** Tecnología de la Información y las Comunicaciones

- TS** Búsqueda en Árbol (Del inglés: Tree Search).
- UML** Lenguaje de Modelado Unificado (Traducido de las siglas en inglés UML: Unified Modeling Language)
- XML** Lenguaje de Marcas Extensible (Siglas en inglés de *eXtensible Markup Language*, lenguaje de marcas extensible, es un lenguaje de marcas desarrollado por el *World Wide Web Consortium* (W3C) utilizado para almacenar datos en forma legible. Más información en <http://www.w3.org/XML/>).
- XP** Programación Extrema (Traducido de las siglas en inglés XP: Extreme Programming)

Anexos

Anexo A

Operacionalización de las variables

Según la hipótesis planteada se definen como **variables** las siguientes:

Estrategia de búsqueda (*activa*) El procedimiento determinado para descubrir la huella dactilar (que puede encontrarse o no) en el banco de datos del sistema. Hay diferentes alternativas para realizar la búsqueda, estas podrían conceptualizarse como búsquedas a *ciegas* y *dirigidas*. Las últimas siguen determinado criterio que discrimina el espacio donde se busca, restringiendo el dominio de ocurrencia de la variable buscada. Para ello pueden utilizarse métodos *heurísticos*, *metaheurísticos*, y *estructurales*¹; estos pueden ser aplicados por separados o de manera combinada, que es el enfoque más utilizado en la actualidad.

Tiempo de respuesta (*dependiente*) Tiempo que necesita el sistema para completar una tarea atómica a partir del momento en que esta fue requerida.

Estabilidad del proceso (*dependiente*) La robustez del proceso de búsqueda durante la identificación; esta se mide con respecto a las perturbaciones más relevantes que usualmente están presentes en las huellas dactilares latentes² y aquellas ocasionadas por los dispositivos de captura, las cuales influyen en la calidad de la imagen de entrada.

A continuación se detallan los rasgos que mejor permiten apreciar las variables definidas anteriormente de acuerdo a su nivel de importancia para los autores.

Estrategia de búsqueda:

1. Método utilizado.
2. Características empleadas para guiar el proceso de búsqueda. Entrada utilizada por dicha estrategia.
3. Tiempo de preprocesado de los datos de entrada.
4. Procedimiento, secuencia de aplicación de las técnicas utilizadas durante la búsqueda.
5. Particularidades (si requiere o no de entrenamiento, si este es supervisado o no).

¹Son aquellos métodos que están regidos por cierta estructura de datos encargada de optimizar el proceso. Algunas de las búsquedas más empleadas son: la secuencial, binaria y el *hash* (transformación de claves).

²Son las impresiones de huellas dactilares que han quedado estampadas sobre una superficie lisa. Este tipo de impresiones son muy comunes en las escenas del crimen, por lo cual el término ha sido acuñado por las ciencias criminalísticas.

Tiempo de respuesta:

1. *Índice de penetración*. Dicha medida es comúnmente utilizada para cuantificar el rendimiento de los sistemas de clasificación y la misma influye directamente en el tiempo de respuesta del proceso. Se define como sigue:

$$PR = \frac{100n}{N} \% \quad (\text{A.1})$$

sean n : número de huellas revisadas, y N : total de huellas presentes en el banco de datos. Este indicador se mide en una escala del $[0, 100]$ %.

2. *Potencia de índice correcto*. La misma se define como el número de ocasiones en el que la huella buscada es encontrada en la lista de candidatos que retorna el algoritmo de indexación.

$$CIP = \frac{100c}{C} \% \quad (\text{A.2})$$

sean c : la cantidad de casos en los cuales los sujetos buscados fueron encontrados en la lista de candidatos, y C : total de experimentos realizados. Dicho indicador también aporta información relevante al tiempo de respuesta del proceso de identificación.

3. Tiempo de respuesta. Se define como sigue:

$$\Delta t = t_e - t_0, \quad (\text{A.3})$$

sean t_e : tiempo en el que la acción culmina, y t_0 : instante inicial de la operación. Usualmente es medido en *milisegundos* (ms) o *segundos* (s).

Estabilidad del proceso:

1. Calidad de la imagen dactilar (Q). El procedimiento para obtener la calidad de las impresiones utilizadas por el sistema. Dicho coeficiente se utiliza para analizar el comportamiento con imágenes de baja calidad. El algoritmo empleado se describe en [Watson & Tabassi \(2004\)](#).
2. *Tasa de error*. Representa la razón entre el número de huellas mal clasificadas y el número total de muestras empleadas para la prueba. Se define como sigue:

$$ER = \frac{100c_n}{N} \% \quad (\text{A.4})$$

sean c_n : la cantidad de huellas mal clasificadas, y N : el total de impresiones del conjunto de prueba. Este indicador se mide en una escala del $[0, 100]$ %. Suele expresarse en función del *índice de*

penetración.

3. *Efectividad.* Es simplemente el complemento de la *tasa de error*, representa el porcentaje de huellas correctamente clasificadas,

$$AC = 100\% - ER. \quad (A.5)$$

Al igual que el anterior, se mide en una escala del $[0, 100]\%$. También suele expresarse en función del *índice de penetración*, se utiliza este o el anterior para analizar el comportamiento del algoritmo de clasificación.

De acuerdo a los objetivos propuestos y el tipo de las variables, se detallan a continuación las medidas resumen para cada variable, y se explica la prueba estadística a utilizar, no se hace uso de mayor cantidad de pruebas producto del limitado tamaño de la muestra.

Para el **análisis estadístico** se utiliza el programa *Statgraphics Centurion XVI*, el cual es un paquete estadístico que comprende funciones básicas y avanzadas. Permite el cálculo estadístico, análisis y visualización de datos. Esta versión (última versión estable) fue liberada en Octubre de 2009, el *software* es distribuido por *StatPoint Technologies, Inc.*, empresa privada asentada en Warrenton, Virginia, EE.UU.. *Statgraphics* tiene probada aceptación y ha sido usado en varios estudios relacionados con nutrición y salud³.

Durante el **análisis exploratorio** para el algoritmo en cuestión se definen los siguientes indicadores de rendimiento⁴:

- ER_{100} (el menor PR para un $ER \leq 1\%$).
- ER_{1000} (el menor PR para un $ER \leq 0,1\%$).
- Gráfica $[ER \times PR]$.
- IS (el promedio del PR para el escenario de *búsqueda incremental*⁵).
- *Tiempo de enrolamiento promedio* (μ_e).
- *Tiempo de indexación promedio* (μ_x).

Análisis univariado: Según las variables identificadas, para su estudio se utilizan las siguientes medidas:

³Sitio oficial: <http://www.statgraphics.com/>

⁴Tomado de: <https://biolab.csr.unibo.it/fvcongoing/UI/Form/BenchmarkAreas/BenchmarkAreaFIDX.aspx>

⁵En tal escenario no existen errores de retorno, en el peor de los casos, la búsqueda es extendida a todo el banco de datos, y el PR promedio es reportado como un indicador de rendimiento simple.

- *Media* (medida de tendencia central).
- *Varianza* (dispersión).

Análisis bivariado: Ningún experimento arroja respuestas deterministas, aún repitiendo el experimento varias veces, este hecho es relevante y amerita su estudio, el *Análisis de Varianza* (Analysis of Variance, ANOVA) permite determinar como se comporta la variabilidad en el *PR* como resultado de las diferencias de calidad *Q* existentes entre las huellas dactilares pertenecientes a los conjuntos de datos empleados para las pruebas.

Anexo B

Principales técnicas para el cálculo del campo de orientación

En la literatura existen variedad de métodos de estimación del CO. Para su análisis se agrupan en: métodos basados en el **gradiente**, basados en **hendiduras**, en la **extracción directa** sobre la imagen a escala de grises y en **filtros** en el dominio de la frecuencia (Tashk et al., 2010). En Prabhakar et al. (2009), se ofrece un profundo análisis de las técnicas fundamentales para el cálculo inicial del CO, sus autores y resultados.

Las principales técnicas para el cálculo del CO se encuentran dispuestas en dos fases fundamentalmente:

1. La estimación local del campo direccional por bloques, que sirve como aproximación inicial del CO deseado.
2. La aplicación de disímiles algoritmos de preprocesado para mejorar dicha estimación a partir del conocimiento (o no) de algunas características de la imagen de la huella de entrada (Hou & Yau, 2010; Tashk et al., 2010). Dicho procedimiento no es el único que se aplica para la tales casos, pero si es el más difundido según un amplio estudio de la literatura referente al tema.

La estimación local del CO implica ciertos contratiempos dada su sensibilidad al ruido y a las pequeñas variaciones en los niveles de gris de la vecindad analizada (Chikkerur et al., 2004). Como consecuencia la estimación inicial es ruidosa y altamente dependiente de la calidad de la imagen de la huella dactilar entrada. Para los métodos menos potentes, no es posible una correcta descripción de las áreas de la huella dactilar que presenta una alta curvatura, como es el caso de las regiones descritas por sus puntos singulares.

Otros estudios reflejados en la literatura proponen un modelo direccional obtenido a partir de la función de densidad probabilística de la distribución de energía aportada por el espectro de Fourier de la imagen de la huella (Chikkerur et al., 2004). Por otro lado, el algoritmo propuesto por Bazen & Gerez (2000), presenta una técnica estadística basada en el análisis de componentes principales (PCA) para lograr una estimación con características muy similares a aquellas propuestas que utilizan el gradiente para el mismo propósito. Durante los últimos años se han realizado disímiles investigaciones destinadas a mejorar la estimación inicial brindada por alguno de los métodos antes mencionados.

En su estudio Hou & Yau (2010) proponen una técnica basada en el principio variacional que no necesita de una forma funcional explícita, además, las singularidades son modeladas sin un conocimiento previo de

las mismas. Wang et al. (2007), exponen un método para el cálculo del modelo de orientación basado en series de Fourier expandidas en 2 – *dimensiones* utilizadas en el cálculo de ecuaciones diferenciales no lineales, definidas como *FOMFE*; esta no requiere de la intervención de terceros para la detección de puntos singulares y es capaz de resumir las características globales de la huella, incluyendo las áreas de los puntos singulares. Zhou & Gu (2004) en su estudio, proponen un modelo racional complejo para el CO, a partir del cual es posible describir la imagen direccional de la huella en regiones cercanas y lejanas a los puntos singulares; dicho método requiere del conocimiento previo de los puntos singulares.

Los trabajos más recientes consultados acerca del tema, lo constituyen aquellos presentados por Tashk et al. (2010) y Feng et al. (2013). En el primero se propone la utilización de polinomios ortogonales, en específico los polinomios de *Legendre* y *Chebyshev* de tipo *I* y *II*, como aproximación del CO. Dicho método se basa en la aplicación de una técnica de optimización híbrida para minimizar el *error cuadrático medio* entre el polinomio de grado n escogido a partir de métodos heurísticos basados en la *coherencia* de la imagen direccional antes y después de aplicado el suavizado y la estimación inicial del CO. El segundo enfoque expone una estimación robusta del CO para ser aplicada fundamentalmente en huellas dactilares latentes debido a la complejidad que implica la extracción de características en dichas huellas. Dada una estructura, conocida *a priori*, de la huella dactilar (inspirada en una técnica de reconocimiento de voz), representada por un diccionario de referencias a parches de orientación y restricciones de compatibilidad entre parches adyacentes, el algoritmo propuesto logra suavizar el ruido presente en las estimaciones iniciales obtenidas.

El cálculo del gradiente de la imagen de la huella dactilar, es el método más extendido para obtener una estimación inicial del CO, por su fácil interpretación, gran libertad en la obtención de los ángulos y el principio que utiliza para obtener una robusta aproximación del bloque analizado. A continuación se exponen las ideas generales detrás de la obtención del gradiente de la imagen a escala de grises y posteriormente se analizan los resultados del método presentado. También se discute la coherencia como indicador de robustez de la orientación estimada.

Como se ha constatado en estudios realizados en Bazen & Gerez (2000); Candela et al. (1995); Prabhakar et al. (2009) y en muchos otros allí referenciados, el promedio de los ángulos pertenecientes a un bloque de la imagen a escala de grises no genera resultados exactos de la orientación en la vecindad analizada, puesto que los ángulos opuestos entre sí (que indican la misma orientación) tienden a cancelarse y degradar la estimación de la dirección predominante en el bloque.

Para contrarrestar dichos obstáculos en ocasiones se propone la utilización de una medida conocida como *media cíclica π -periódica*. Una solución práctica a este problema es doblar el valor de los ángulos obtenidos, así aquellos con direcciones opuestas en vez de cancelarse contribuirán a reforzar la dirección que estos indican. La versión del algoritmo que se muestra es similar a la expuesta en Bazen & Gerez (2000), utilizando el cuadrado de la longitud del vector gradiente y los ángulos dobles.

El *gradiente*, denota la dirección de máxima intensidad de cambio en un espacio definido \mathbb{S} con respecto a

sus dimensiones, dichos cambios están asociados a picos en la primera derivada y tienen como característica fundamental la ventaja de ser operadores isotrópicos, es decir, independientes de la dirección en que se analice la imagen. El vector gradiente estimado en el sistema de coordenadas cartesiano para una imagen \mathbf{I} se denota como un vector $[G_x(x, y) \ G_y(x, y)]^T$,

$$\begin{bmatrix} G_x(x, y) \\ G_y(x, y) \end{bmatrix} = \nabla I(x, y) = \begin{bmatrix} \frac{\partial I(x, y)}{\partial x} \\ \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \end{bmatrix}, \quad (\text{B.1})$$

donde las componentes G_x y G_y son las derivadas parciales de I con respecto a los ejes de coordenadas x y y . Los gradientes son considerados como la orientación trivial en cada pixel $I(x, y)$ de la imagen. Con el propósito de estimar el valor de los ángulos dobles y el cuadrado de su longitud, se trabaja con la representación polar para G_x y G_y :

$$\begin{bmatrix} \rho \\ \phi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \\ \tan^{-1} G_y/G_x \end{bmatrix}, \quad (\text{B.2})$$

donde las componentes iniciales pueden ser obtenidas del modelo polar:

$$\begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho \cos \phi \\ \rho \sin \phi \end{bmatrix}. \quad (\text{B.3})$$

Utilizando identidades trigonométricas se presenta una expresión en su forma polar del gradiente cuadrado $[G_{s,x} \ G_{s,y}]^T$ que no hace uso de las componentes ρ y ϕ :

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} G_{s,x} \\ G_{s,y} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \rho^2 \cos 2\phi \\ \rho^2 \sin 2\phi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho^2(\cos^2 \phi - \sin^2 \phi) \\ \rho^2(2 \sin \phi \cos \phi) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho^2[(\frac{G_x}{\rho})^2 - (\frac{G_y}{\rho})^2] \\ \rho^2[2(\frac{G_x}{\rho})^2(\frac{G_y}{\rho})^2] \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} G_x^2 - G_y^2 \\ 2G_x G_y \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (\text{B.4})$$

Un resultado similar puede obtenerse utilizando las componentes de un número complejo para almacenar la información de los gradientes y luego elevar al cuadrado dicho número:

$$G_{s,x} + j \cdot G_{s,y} = (G_x + j \cdot G_y)^2 = (G_x^2 - G_y^2) + j \cdot (2G_x G_y). \quad (\text{B.5})$$

Luego, el gradiente promedio $[\overline{G_{s,x}} \ \overline{G_{s,y}}]^T$ del bloque (no uniforme) W analizado, puede ser obtenido

en el plano cartesiano como:

$$\begin{bmatrix} \overline{G_{s,x}} \\ \overline{G_{s,y}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_W G_{s,x} \\ \sum_W G_{s,y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_W G_x^2 - G_y^2 \\ \sum_W 2G_x G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_{xx} - G_{yy} \\ 2G_{xy} \end{bmatrix}, \quad (\text{B.6})$$

donde

$$G_{xx} = \sum_W G_x^2 \quad (\text{B.7})$$

$$G_{yy} = \sum_W G_y^2 \quad (\text{B.8})$$

$$G_{xy} = \sum_W G_x G_y \quad (\text{B.9})$$

son estimados por la varianza y covarianza cruzada de G_x y G_y , promediada sobre una ventana W centrada en el pixel $[x_i, y_j]$. Luego, la dirección promedio del gradiente ϕ_{ij} , ubicada en un intervalo $-\frac{\pi}{2} < \phi_{ij} \leq \frac{\pi}{2}$, está dada por:

$$\phi_{ij} = \frac{1}{2} \angle(G_{xx} - G_{yy}, 2G_{xy}), \quad (\text{B.10})$$

donde $\angle(x, y)$, se define como:

$$\angle(x, y) = \begin{cases} \tan^{-1}(y/x) & x \geq 0 \\ \tan^{-1}(y/x) + \pi & x < 0 \wedge y \geq 0, \\ \tan^{-1}(y/x) - \pi & x < 0 \wedge y < 0 \end{cases} \quad (\text{B.11})$$

y la dirección promedio de las crestas (o valles) $\theta_{ij} \in (-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}]$, es perpendicular a ϕ_{ij} :

$$\theta_{ij} = \begin{cases} \phi_{ij} + \frac{\pi}{2} & \phi_{ij} \leq 0 \\ \phi_{ij} - \frac{\pi}{2} & \phi_{ij} > 0 \end{cases}. \quad (\text{B.12})$$

Por último, se define la coherencia de los gradientes cuadrados como Coh , su expresión es similar a la mostrada en (Bazen & Gerez, 2001; Liu et al., 2005; Prabhakar et al., 2009):

$$Coh = \frac{\sqrt{(G_{xx} - G_{yy})^2 + 4G_{xy}^2}}{G_{xx} + G_{yy}}. \quad (\text{B.13})$$

Este indicador se comporta en el intervalo $0 \leq Coh \leq 1$. Si todos los vectores gradientes apuntan a una misma dirección para la vecindad del pixel analizada, entonces tanto la sumatoria del denominador como la del numerador serán iguales y se obtendrá el valor máximo de 1. La coherencia del bloque será igual a

0 en el caso de que los vectores gradientes se encuentren igualmente distribuidos a lo largo de todas las direcciones posibles en el bloque.

Partiendo de la idea anterior, para el cálculo discreto del gradiente, se utilizan operadores matemáticos que aproximan el valor de la primera derivada parcial con respecto a las dimensiones de la huella, basados en diferencias finitas calculadas sobre la imagen. Para su cálculo se utiliza una convolución entre la superficie descrita y los ya mencionados operadores. Algunos de los más utilizados en este oficio son descritos en [Molina \(1998\)](#) y se denominan: operador de *Roberts*, operador de *Sobel* (comúnmente utilizado en imágenes de huellas dactilares), operador de *Prewitt* y otros operadores de *derivadas*.

Anexo C

Estrategias de recuperación

En Lumini et al. (1997), se han propuesto diferentes metodologías de clasificación, definidas como **A** y **B** respectivamente. Aplicando dichos enfoques se obtienen un total de cuatro estrategias de recuperación diferentes: A_E , A_C , B_E y B_C . Ambas metodologías de clasificación permiten la reducción del número de huellas visitadas en la BD y limita el número de candidatos ofrecidos por el sistema de identificación, permitiendo así que la decisión final pueda ser tomada por un experto humano, el cual solo tendrá que analizar el por ciento retornado por el algoritmo escogido.

Como parte de los esquemas planteados, los autores del trabajo anteriormente abordado definen a $P_d(i)$, $i = 1 \dots s$ como la probabilidad de que una huella en la BD pertenezca a la clase i ; y a $P_c(i)$, $i = 1 \dots s$, como la probabilidad de que una huella de entrada sea asignada a la clase i .

NOTA C.0.1 *Aclarar que P_d y P_c no tienen por qué ser iguales si el método empleado para la fase de enrolamiento es diferente a aquel utilizado durante la recuperación de las plantillas de la BD.*

DEFINICIÓN C.0.1 *La metodología **A** asume un clasificador libre de errores, así la búsqueda es restringida a la porción de la BD a la que pertenecen aquellas plantillas con características de clasificación análogas a la entrada. La estrategia A_E , basada en la clasificación exclusiva, puede ser implementada buscando en toda la clase correspondiente para la huella de entrada, mientras que la estrategia A_C , a partir de una clasificación continua, busca entre aquellas huellas que se encuentran a una distancia menor a la tolerancia prefijada ρ en el espacio multidimensional descrito por \mathbf{w} .*

La porción considerada de la BD y el error de recuperación promedio se definen formalmente como:

A_E: la porción considerada de la BD $C(A_E)$:

$$C(A_E) = \sum_{i=1}^s P_c(i) \cdot P_d(i), \quad (\text{C.1})$$

donde $P_d(i)$ representa la porción de la BD involucrada en la etapa de recuperación de la clase i y $P_c(i)$ es un factor de peso que se corresponde con la probabilidad de clasificar la huella de entrada en la clase i . Sea $P_{d|c}(j | i)$ la probabilidad condicional de que una huella de la BD, correspondiente a la huella de entrada de clasificación i sea clasificada como j en la BD. Luego, el error promedio de recuperación para

la estrategia A_E puede ser calculado como:

$$E(A_E) = \sum_{i=1}^s P_c(i) \cdot E_i(A_E) \quad (C.2)$$

$$E_i(A_E) = \sum_{j=1, j \neq i}^s P_{d|c}(j | i), \quad (C.3)$$

A_C: dada una tolerancia prefijada ρ , la porción de la BD considerada $C(A_C)$ es determinada por el promedio de huellas que contiene la hiper-esfera de radio ρ centrada en \mathbf{w} . El error promedio de recuperación $E_\rho(A_C)$ se calcula dado el número de fallos en la recuperación dentro del área de búsqueda.

DEFINICIÓN C.0.2 La **metodología B** permite que los errores de clasificación se tengan en cuenta, por ello la búsqueda es realizada de manera incremental sobre la totalidad de la BD, evitando cualquier error en la recuperación. Dicha metodología requiere que la búsqueda sea terminada cuando un experto humano encuentre la correspondencia buscada en la BD abarcada hasta el momento. Si la huella de entrada no ofrece correspondencia alguna en la BD donde se efectúa la búsqueda, entonces esta se extenderá a la totalidad de la misma. La estrategia B_E puede ser implementada comenzando la búsqueda por la clase asignada a la huella de entrada, e incrementalmente extender esta al resto de las clases definidas. La estrategia B_C se interpreta como la búsqueda en orden incremental de acuerdo a la distancia entre los vectores de la BD y la huella de entrada.

B_E: Sea $\mathbf{q}^i = \langle q_1^i, q_2^i, \dots, q_s^i \rangle$ una permutación definida para la recuperación dada una huella de entrada i , en general, se asume que como máximo la mitad de la clase debe ser expandida para encontrar la correspondencia de la huella de entrada, de no encontrarse esta, todas las clases deberán ser expandidas. Por tal motivo, cuando la correspondencia con la huella de entrada existe en la BD, la porción de esta que deberá ser considerada $C(B_E)$ es:

$$C(B_E) = \sum_{i=1}^s P_c(i) \cdot C_i(B_E) \quad (C.4)$$

$$C_i(B_E) = \sum_{j=1}^s (P_{d|c}(q_j^i | i) \cdot [\frac{1}{2}C_d(q_j^i) + \sum_{k=1}^{j-1} C_d(q_k^i)]), \quad (C.5)$$

donde la expresión ubicada entre corchetes representa la porción de la BD considerada cuando la huella de entrada i pertenece a la j -ésima clase (q_j^i). Este término considera todas las huellas pertenecientes a las clases precedentes a q_j^i en \mathbf{q}^i y la mitad de las huellas pertenecientes a q_j^i . La secuencia óptima \mathbf{q}^{*i} puede ser determinada de acuerdo a la siguiente regla:

Sean a y b dos clases adyacentes en la secuencia \mathbf{q}^{*i} , luego a precede a b solo si

$$P_{d|c}(b | i) \cdot P_d(a) < P_{d|c}(a | i) \cdot P_d(b); \quad (C.6)$$

la demostración de dicha regla es trivial y se expone en [Lumini et al. \(1997\)](#).

\mathbf{B}_C : la porción considerada de la BD es $C(B_C)$, determinada por el número promedio de huellas pertenecientes a la hiper-esfera centrada en \mathbf{w} y radio ρ , dado por la medida de distancia calculada entre \mathbf{w} y \mathbf{v} , siendo este el vector correspondiente a la plantilla buscada.

Algunas consideraciones a los estudios anteriormente expuestos se exponen en [Prabhakar et al. \(2009\)](#), de las que se resumen algunos aspectos importantes para los intereses de esta investigación:

- La metodología **A** asume la no existencia de errores de clasificación, lo cual es improbable según el estado actual de los clasificadores automáticos.
- Las estrategias propuestas para la metodología **B** son más complejas pero permiten ajustar la precisión del sistema a un costo de la velocidad de respuesta del mismo.
- Cualquiera de las estrategias expuestas puede ser combinada con mecanismos de rechazo para mejorar sus niveles de efectividad.

Otras técnicas de recuperación han sido propuestas en la literatura, pero tienen menor grado de utilización, algunos comentarios al respecto son expuestos en [Prabhakar et al. \(2009\)](#). Por ejemplo la aplicación de filtros en cascada, es utilizada con la idea básica de ajustar un enfoque secuencial que progresivamente refine la búsqueda cuando una BD grande tiene que ser consultada.

Según el estado actual de la ciencia, es posible construir clasificadores que cumplan con los requisitos impuestos por el FBI, un 99% de exactitud con un máximo de rechazo de un 20%. Sin embargo, es improbable que la clasificación pueda hacer posible ello, logrando que en ausencia de otra información (sexo, edad, raza, entre otras) se pueda reducir significativamente el esfuerzo de la búsqueda.

En los Sistema Automático de Identificación de Huellas Dactilares (AFIS) y otras aplicaciones civiles semiautomáticas, el enrolamiento es supervisado, la calidad de la huella de entrada puede ser comprobada y la intervención manual es posible para corregir los errores de extracción de características. Ello permite diseñar estrategias de recuperación que alcancen errores relativamente menores e índices de penetración satisfactorios.

Por otro lado, la tarea de identificación en un sistema completamente automático, trabajando con imágenes tomadas por escáneres, presenta reglas más severas: la plantillas de la BD e imágenes de entrada son a menudo de baja calidad y proporcionan solo una impresión parcial de la huella; además, el tiempo de respuesta del sistema es solo de unos segundos. El desarrollo de la identificación automática de huellas dactilares para grandes BD es un reto actual, debido a la exactitud y velocidad con que deben funcionar dichos sistemas.

Anexo D

Cálculo del área y el perímetro de las regiones que conforman la huella

El cerco convexo que rodea a la región, calculado utilizando el método de Graham analizado en [Cormen et al. \(2001\)](#), detecta los bloques del CO que pertenecen a los límites descritos por esta. El perímetro es aproximado utilizando los bloques detectados, incurriendo en un error promedio al utilizar dicho procedimiento heurístico de aproximadamente un 33%. Teniendo en cuenta que los elementos direccionales que conforman las regiones del particionado son definiciones abstractas que resumen la información de un determinado espacio descrito por una cantidad n de píxeles definidos por el algoritmo empleado para el cálculo del CO, se determinó utilizar la cantidad de elementos en la región como el área aproximada de la misma.

La principal funcionalidad de estos valores no implica la definición exacta del perímetro y el área, sino ofrecer una proporcionalidad entre las regiones descritas de forma tal que permita su utilización en la obtención de un costo mínimo para la partición.

Los procedimientos para el cálculo del área y el perímetro de \mathcal{R}_i , formalmente descritos se definen como:

$$Perimeter(\mathcal{R}_i) = \frac{3}{2} \cdot ConvexHull(\mathcal{R}_i) \quad (D.1)$$

$$Area(\mathcal{R}_i) = n_i, \quad (D.2)$$

donde $ConvexHull(\mathcal{R}_i)$ es el cerco convexo que describe la región definida por \mathcal{R}_i , y n_i es la cantidad de elementos direccionales contenidos en \mathcal{R}_i .

Anexo E

Algoritmo de particionado del campo de orientación

Algoritmo E.1 Algoritmo que genera una partición del campo de orientación

function SEGMENTATION(void)

d_{start} = elemento escogido para iniciar el proceso de particionado; ▷ Este es el elemento inicial de donde parte el recorrido en espiral. La elección de este elemento influye en la consecución de un óptimo global o local. Se recomienda emplear un punto de referencia que refleje el centro de masa de la imagen de la huella dactilar.

$S = \text{SPIRALSCAN}(d_{start});$ ▷ Para obtener cada uno de los elementos direccionales del CO se realiza un recorrido en espiral de la matriz de direcciones que describe dicho campo. Para este propósito se retornan los k - vecinos del bloque consultado siguiendo un enfoque incremental, o sea $(2n + 1)^2 - 1$, para $n = 1, \dots, \min\{\text{Height}[\mathbf{D}], \text{Width}[\mathbf{D}]\}$.

$d_1 = \text{Top}[S];$ ▷ S constituye una cola empleada para mantener el orden de los bloques direccionales a ser analizados en espiral.

$\mathcal{R}_1 = \{d_1\};$

while $\text{Length}[S] > 0$ **do**

$d_{curr} = \text{Pop}[S];$

$\Delta C_{\mathcal{R}_{best}} = \min_{\mathcal{R}_i \in \mathcal{R}_{adj}(d_{curr})} \{C(\mathcal{R}_j + \{d_{curr}\}) - C(\mathcal{R}_i)\};$

▷ $\mathcal{R}_{adj}(d_{curr})$

retorna las regiones adyacentes a d_{curr} recorriendo los vecinos 8 - conectados del bloque direccional y determinando si estos pertenecen a una región diferente a aquella en la que se encuentra d_{curr} .

if $\Delta C_{\mathcal{R}_{best}} > C_0$ **then**

$\mathcal{R}_{new} = \{d_{curr}\};$

else

$\mathcal{R}_{best} = \mathcal{R}_{best} + \{d_{curr}\};$

end if

$\text{REASSIGN}(d_{curr});$ ▷ El procedimiento ejecuta una reasignación del elemento d_{curr} de manera recursiva.

end while

repeat

for $x = 0 \dots \text{Width}[\mathbf{D}]$ **do**

for $y = 0 \dots \text{Height}[\mathbf{D}]$ **do**

$d_{curr} = D[y, x];$

if d_{curr} es un elemento del borde **then**

$\text{REASSIGN}(d_{curr});$

end if

end for

end for

until $k = 0$

end function

Algoritmo E.2 Algoritmo de reasignación de elementos

```

function REASSIGN( $d_i$ )
   $count = 0$ ;
   $L = E_{adj}(d_i)$ ;  $\triangleright E_{adj}(d_i)$  retorna un listado de los vecinos 8 - conectados de  $d_i$  ordenados
  arbitrariamente.
  while  $Length[L] > 0 \wedge count < max\_reassignments$  do
     $d_{curr} = Head[L]$ ;
    if  $d_{curr}$  puede ser reasignado then
       $\mathcal{R}_{curr} = Region[d_{curr}]$ ;
       $\Delta C_{\mathcal{R}_{curr}} = C(\mathcal{R}_{curr}) - C(\mathcal{R}_{curr} - \{d_{curr}\})$ ;
       $\Delta C_{\mathcal{R}_{best}} = \min_{\mathcal{R}_i \in \mathcal{R}_{adj}(d_{curr})} \{C(\mathcal{R}_i + \{d_{curr}\}) - C(\mathcal{R}_i)\}$ ;
      if  $\Delta \mathcal{R}_{best} < \Delta \mathcal{R}_{curr}$  then
         $\mathcal{R}_{best} = \mathcal{R}_{best} + \{d_{curr}\}$ ;
         $\mathcal{R}_{curr} = \mathcal{R}_{curr} - \{d_{curr}\}$ ;
         $L = L \cup E_{adj}(d_{curr})$ ;
         $count = count + 1$ ;
      end if
    end if
    elimina  $d_{curr}$  de  $L$ ;
  end while
end function

```

Anexo F

Conceptos necesarios para describir matemáticamente un homomorfismo de grafos

DEFINICIÓN F.0.3 Según *Cesar Jr et al. (2005)*, se define como $\tilde{G} = (N, E)$ al grafo dirigido donde N denota el conjunto de vértices de \tilde{G} y $E \subseteq N \times N$ el conjunto de aristas.

Si $\forall a_i \in N$ de G , se cumple que $\exists e = (a_i, a_j) \in E$, con $j = 1 \dots |N|$, entonces G es un grafo completo.

DEFINICIÓN F.0.4 Se define ARG, como una 4 – tupla, $G = (N, E, \mu, v)$, donde: $\mu : N \rightarrow L_N$ asigna un vector de atributos a cada vértice de N . De manera similar, $v : E \rightarrow L_E$ asigna un vector de atributos a cada arista presente en E . Se tiene que $L_N = \mathbb{R}^m$ y $L_E = \mathbb{R}^n$, donde m y n representan el número de vértices y aristas que definen a \tilde{G} , respectivamente.

Los vértices y aristas del grafo son denominados objetos y atributos relacionales respectivamente. Para realizar una comparación inexacta, se tienen dos ARGs $G = (N, E, L_N, L_E)$ y $\hat{G} = (\hat{N}, \hat{E}, \hat{L}_N, \hat{L}_E)$, referidos como grafo de entrada y modelo respectivamente. $|N|$ denota el número de vértices presentes en N , mientras que $|E|$ la cantidad de aristas. Se define $a_i \in N$ como un vértice arbitrario de G , y $(a_i, b_k) \in E$ como una arista de G . Los nodos del grafo G son rotulados como $a_1, a_2, \dots, a_{|N|} \in N$. Notaciones similares son utilizadas para definir el grafo modelo \hat{G} .

DEFINICIÓN F.0.5 Se define como una asociación entre los grafos G y \hat{G} al grafo completo $\tilde{G}_A = (N_A, E_A)$, donde $N_A = N \times \hat{N}$.

Entonces,

DEFINICIÓN F.0.6 Se define como un **homomorfismo** entre los grafos G y \hat{G} , al mapeo discreto representado como sigue: $h : N \rightarrow \hat{N} \parallel \forall a_i \in N, \forall b_k \in N$ si $(a_i, b_k) \in E$, luego $(h(a_i), h(b_k)) \in \hat{E}$.

Una solución al problema de la comparación inexacta de los grafos G y \hat{G} se expresa como el subgrafo $\tilde{G}_S = (N_S, E_S)$ de \tilde{G}_A , con $N_S = \{(a_i, \hat{a}_j) \parallel a_i \in N \wedge \hat{a}_j \in \hat{N}\}$ de manera tal que $\forall a_i \in N, \exists \hat{a}_j \in \hat{N}, (a_i, \hat{a}_j) \in N_S$ y $\forall (a_i, \hat{a}_j) \in N_S, \forall (a'_i, \hat{a}'_j) \in N_S, a_i = a'_i \Rightarrow \hat{a}_j = \hat{a}'_j$, de manera que a cada vértice de entrada le

corresponda exactamente una etiqueta en el modelo y $|N_S| = |N|$, ello solo considera la estructura del grafo.

Como ya se ha descrito, la evaluación de la calidad de la solución expresada por \tilde{G}_S es realizada por la función objetivo, por ello la solución óptima incurre en la minimización de esta. Cesar Jr et al. (2005) proponen el empleo de la siguiente función:

$$f_1(\tilde{G}_S) = \frac{\alpha}{|N_S|} \sum_{(a_i, \hat{a}_j) \in N_S} c_N(a_i, \hat{a}_j) + \frac{1-\alpha}{|E_S|} \sum_{e \in E_S} c_E(e), \quad (\text{F.1})$$

donde $c_N(a_i, \hat{a}_j)$ es una medida de ajuste entre a_i y \hat{a}_j , cualesquiera nodos de los ARGs comparados. Los nodos se etiquetan con el valor asociado al área que describe cada región, o sea:

$$c_N(a_i, \hat{a}_j) = |V_N(a_i) - V_N(\hat{a}_j)|, \quad (\text{F.2})$$

donde

$$V_N(a_i) = \frac{\text{Area}(\mathcal{R}_i)}{\text{Area}(\mathcal{R})} \quad (\text{F.3a})$$

$$V_N(\hat{a}_j) = \frac{\text{Area}(\hat{\mathcal{R}}_j)}{\text{Area}(\hat{\mathcal{R}})} \quad (\text{F.3b})$$

De igual manera $c_E(e)$ representa la similitud entre dos aristas $e = [(a_i, \hat{a}_j), (b_k, \hat{b}_l)]$ que definen cualesquiera dos regiones adyacentes de las particiones comparadas. El valor asociado a estas aristas se construye con la siguiente función:

$$c_E(e) = |V_E(a_i, b_k) - V_E(\hat{a}_j, \hat{b}_l)|, \quad (\text{F.4})$$

donde

$$V_E(a_i, b_k) = \frac{1}{3} \left(\frac{\text{Perimeter}(\mathcal{R}_i) + \text{Perimeter}(\mathcal{R}_k)}{\text{Perimeter}(\mathcal{R})} + \frac{\Delta \text{Phase}(\mathcal{R}_i, \mathcal{R}_k)}{\pi} + \frac{\Delta(\text{Centroid}(\mathcal{R}_i), \text{Centroid}(\mathcal{R}_k))}{\nabla} \right) \quad (\text{F.5a})$$

$$V_E(\hat{a}_j, \hat{b}_l) = \frac{1}{3} \left(\frac{\text{Perimeter}(\hat{\mathcal{R}}_j) + \text{Perimeter}(\hat{\mathcal{R}}_l)}{\text{Perimeter}(\hat{\mathcal{R}})} + \frac{\Delta \text{Phase}(\hat{\mathcal{R}}_j, \hat{\mathcal{R}}_l)}{\pi} + \frac{\Delta(\text{Centroid}(\hat{\mathcal{R}}_j), \text{Centroid}(\hat{\mathcal{R}}_l))}{\hat{\nabla}} \right) \quad (\text{F.5b})$$

NOTA F.0.2 La función $\Delta(P_i, P_j)$ representa la distancia Euclídeana entre los puntos P_i y P_j . En lugar de esta fórmula también podría emplearse cualquier otro tipo de definición de distancia. $\text{Centroid}(\mathcal{R}_z)$ devuelve el centro de masa (o centroide¹) de la región \mathcal{R}_z . Por último, la constante definida como ∇ es un valor que representa la distancia máxima posible entre cualesquiera dos puntos de las regiones que describen a la partición analizada de \mathbf{D} , en esta investigación se utiliza con dicho propósito el valor: $\nabla = \sqrt{2|\mathcal{R}|^2}$.

NOTA F.0.3 Es importante denotar además que c_N y c_E se suponen valores normalizados pertenecientes al intervalo $[0, 1]$ en la Ecuación F.1. $c_N(a_i, \hat{a}_j)$ se define como una función decreciente de la similitud entre los vértices. Si dos vértices a_i y \hat{a}_j poseen el mismo atributo (alta similitud), entonces c_N será muy pequeña y la correspondencia entre a_i y \hat{a}_j se verá favorecida cuando se minimize f_1 . Por otro lado, la asociación entre nodos con atributos muy diferentes será penalizada por c_N . El término dependiente de la correspondencia entre aristas puede ser analizado de manera similar.

La función f_1 representa una medida simple tomada como la **suma promedio** de la calidad obtenida por la asociación entre los vértices (primera suma) y la correspondencia encontrada entre las aristas de ambos grafos (segunda suma). El operador de peso α establece un compromiso entre ambas sumas, este provoca un efecto de compensación que es de interés cuando altas y bajas correspondencias ocurren simultáneamente. Dicho operador permite otorgarle diferente importancia a la correspondencia entre nodos y aristas encontrada. En esta investigación se utilizó un valor igual a 0.3 con dicho propósito, cualquier otro valor tal que $\alpha \in [0, 1]$ podría haber sido escogido de igual modo, siendo particularmente útil cuando las características analizadas no presentan un nivel de estabilidad y variabilidad proporcional.

Un punto importante a la hora de emplear la función f_1 , lo constituye el hecho de que esta solo considera la calidad de la asociación actual, sin tomar en cuenta posibles similitudes entre vértices y aristas no correspondidos. Por tal motivo, soluciones que comprendan nodos no correspondidos con altos niveles de equivalencia no serán favorecidos por f_1 . En orden de tomar en cuenta dicho planteamiento, [Cesar Jr et al. \(2005\)](#) proponen definir funciones más sofisticadas.

NOTA F.0.4 En cuanto a la implementación computacional de la función de optimización descrita, se realizan algunas aclaraciones tomadas en cuenta por los autores de este estudio: para los algoritmos de optimización implementados en la presente investigación, se recomienda emplear dicha función como una función de maximización, dado que en muchos de los enfoques utilizados con el objetivo de encontrar una correspondencia óptima entre ARGs, el recorrido en ascenso tiende a encontrar óptimos más cercanos al global (p. ej. algunos de los algoritmos evolutivos propuestos en la literatura).

¹En geometría, el centroide o baricentro de un objeto X perteneciente a un espacio n – dimensional es la intersección de todos los hiperplanos que dividen a X en dos partes de igual n – volumen con respecto al hiperplano. Informalmente, es el promedio de todos los puntos de X . Tomado de: <http://mathworld.wolfram.com/GeometricCentroid.html>.

Anexo G

Procedimiento de mapeo de soluciones del algoritmo genético para el particionado del campo de orientación

Algoritmo G.1 Procedimiento de decodificación de cromosomas

function FLATDECODE(\mathbf{c}, k)

$\mathcal{R} = \emptyset;$

▷ Se inicializa una partición vacía de \mathbf{D} .

$L = \mathbf{c}[i] \mid i = k + 1 \dots n;$

▷ Constituye una lista que posee una

referencia al resto de los bloques pertenecientes a la imagen direccional de la huella \mathbf{D} partiendo de la referencia al bloque encontrada en la posición $k + 1$ del cromosoma.

for all $\mathcal{R}_i \in \mathcal{R} \mid i = 1 \dots k$ **do**

$\mathcal{R}_i = \{\mathbf{c}[i]\};$

end for

while $Length[L] > 0$ **do**

$d_{curr} = Head[L];$

$R_{best} = \min_{d_i^{(j)} \in \mathcal{R}_j \mid i=1 \dots |\mathcal{R}_j|, j=1 \dots k} \left\{ \alpha \frac{\Delta(d_i^{(j)}, d_{curr})}{\nabla} + (1 - \alpha) \frac{\Delta Phase(d_i^{(j)}, d_{curr})}{\pi} \right\};$ ▷ Las funciones

utilizadas aquí tienen un significado similar a aquel para el cual fueron empleados en los algoritmos anteriormente propuestos. La constante de distancia máxima se define como $\nabla = \sqrt{Height[\mathbf{D}]^2 + Width[\mathbf{D}]^2}$ para esta implementación.

$R_{best} = R_{best} + \{d_{curr}\};$

elimina d_{curr} de L ;

end while

end function

Anexo H

Algoritmo para la construcción de regiones poligonales en máscaras dinámicas

En este algoritmo dinámico se realiza un procedimiento de refinamiento y ajuste de las regiones para disminuir las inconsistencias ocurridas durante el proceso previo. Para ello, se determina el orden de los vértices que describen el polígono a través de su ordenamiento siguiendo el ángulo polar formado por los vectores que describen el centroide y cada uno de los vértices pertenecientes a la región. En la implementación de dicho esquema se utilizaron los conceptos propuestos en [Cormen et al. \(2001\)](#).

Algoritmo H.1 Construcción automática de las máscaras dinámicas

```

function DEFINEPOLYGONALREGION(S)
  for all  $P_i \in P$  do
     $P_i = \{\mathbf{p}_a, \mathbf{p}_b, \mathbf{p}_c, \dots\} \mid \mathbf{p}_\theta \in V_D \cup V_M \wedge \exists \mathbf{S}[\hat{p}_y, \hat{p}_x] = i \in S_{adj}(\mathbf{p}_\theta);$  ▷ Adiciona
    todos los vértices de  $V_D$  y  $V_M$  que pertenecen a la región  $P_i$  basado en la vecindad del
    bloque analizada en S.
  end for
  for all  $\mathbf{p}_\tau \in V_F$  do
    for all  $P_i \in P$  do
       $\mathbf{p}_{min} = \min_{\mathbf{p}_\theta \in P_i} (\Delta(\mathbf{p}_\theta, \mathbf{p}_\tau));$ 
      if  $p_{xmin} \geq p_{x\tau}$  then
        if  $p_{ymin} \geq p_{y\tau}$  then
          if  $\exists \mathbf{S}[\hat{p}_y, \hat{p}_x] = i \mid y = y_\tau \dots ymin, x = x_\tau \dots xmin$  then
             $P_i = P_i + \{\mathbf{p}_\tau\};$ 
          end if
        else
          if  $\exists \mathbf{S}[\hat{p}_y, \hat{p}_x] = i \mid y = ymin + 1 \dots y_\tau, x = x_\tau \dots xmin$  then
             $P_i = P_i + \{\mathbf{p}_\tau\};$ 
          end if
        end if
      else
        if  $p_{ymin} \geq p_{y\tau}$  then
          if  $\exists \mathbf{S}[\hat{p}_y, \hat{p}_x] = i \mid y = y_\tau \dots ymin, x = xmin + 1 \dots x_\tau$  then
             $P_i = P_i + \{\mathbf{p}_\tau\};$ 
          end if
        else
          if  $\exists \mathbf{S}[\hat{p}_y, \hat{p}_x] = i \mid y = ymin + 1 \dots y_\tau, x = xmin + 1 \dots x_\tau$  then
             $P_i = P_i + \{\mathbf{p}_\tau\};$ 
          end if
        end if
      end if
    end for
  end for
  for all  $P_i \in P \wedge T_i \in T$  do
    POLARSORT( $P_i$ ); ▷ Ordena los puntos pertenecientes al polígono  $P_i$  de acuerdo al
    ángulo polar que estos forman con el centroide de la región descrita por el mismo.
     $T_i = \text{POLYTRIANGULARIZATION}(P_i);$  ▷ Realiza una triangularización de  $P_i$  que devuelve
    una lista de triángulos capaces de describir por completo a  $P_i$ .
  end for
end function

```

Anexo I

Costo de la aplicación de una máscara dinámica a la imagen direccional

El costo $C_{sm}(M_{T,Q}, \mathbf{D})$ de la aplicación de $M_{T,Q}$ a \mathbf{D} está dado por los términos de la suma de la Ecuación I.1.

$$C_{sm}(M_{T,Q}, \mathbf{D}) = \sum_{i=1}^n (C_0 + Var(\mathcal{R}_i)) + \mu \cdot \frac{1}{card\mathcal{A}} \cdot \sum_{(P_i, P_j, \theta_{ij}) \in \mathcal{A}} \Delta abs(\Delta dir(\mathcal{R}_i, \mathcal{R}_j), \theta_{ij}), \quad (\text{I.1})$$

donde

$$Var(\mathcal{R}_i) = 2 \cdot \left\{ \sum_{\mathbf{v} \in \mathcal{R}_i} |\mathbf{v}|^2 - \frac{s_x \sum_{\mathbf{v} \in \mathcal{R}_i} |\mathbf{v}| v_x + s_y \sum_{\mathbf{v} \in \mathcal{R}_i} |\mathbf{v}| v_y}{\sqrt{s_x^2 + s_y^2}} \right\} \quad (\text{I.2a})$$

$$s_x = \sum_{v \in \mathcal{R}_i} v_x \quad (\text{I.2b})$$

$$s_y = \sum_{v \in \mathcal{R}_i} v_y. \quad (\text{I.2c})$$

La varianza calculada por $Var(\mathcal{R}_i)$ es proporcional a la varianza de los elementos direccionales de \mathcal{R}_i . C_0 representa una constante que penaliza la función de costo en correspondencia con el número de regiones en M para evitar la obtención de bajos costos producto del particionado de \mathcal{R} en un conjunto de pequeñas regiones.

Los términos, $\Delta dir(\mathcal{R}_i, \mathcal{R}_j) \in [-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}]$ devuelven la diferencia entre la orientación promedio $\theta_i, \theta_j \in [-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}]$ de las regiones \mathcal{R}_i y \mathcal{R}_j . $\Delta abs(\theta_i, \theta_j) \in [0, \frac{\pi}{2}]$, retorna la diferencia entre $\theta_i, \theta_j \in [-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}]$.

$$\Delta_{dir}(\mathcal{R}_i, \mathcal{R}_j) = \begin{cases} \theta_i - \theta_j & -\frac{\pi}{2} \leq \theta_i - \theta_j < \frac{\pi}{2} \\ \theta_i - \theta_j + \pi & \theta_i - \theta_j < -\frac{\pi}{2} \\ \theta_i - \theta_j - \pi & \theta_i - \theta_j \geq \frac{\pi}{2} \end{cases}, \quad (\text{I.2d})$$

$$\Delta_{abs}(\theta_i, \theta_j) = \begin{cases} |\theta_i - \theta_j| & |\theta_i - \theta_j| < \frac{\pi}{2} \\ ||\theta_i - \theta_j| - \pi| & \text{en otro caso} \end{cases}. \quad (\text{I.2e})$$

La constante μ representa el peso de la contribución de la diferencia de fase, y $card(\mathcal{A})$ devuelve el número de tripletas en \mathcal{A} . La evaluación de la diferencia de fase constituye la única contribución heredada del enfoque propuesto por [Maio & Maltoni \(1996\)](#). Según [Cappelli et al. \(1999\)](#), solo una pequeña porción de las diferencias de fase existente entre regiones, discrimina verdaderamente entre diferentes topologías de la huella.

NOTA I.0.5 *La Ecuación I.1 se encuentra definida en [Cappelli et al. \(1999\)](#) y constituye una modificación a la Ecuación 2.4 definida por [Maio & Maltoni \(1996\)](#), que no tiene en cuenta la regularidad de la forma evaluada por la ecuación anterior, puesto que la forma de cada región es establecida a priori por la máscara dinámica aplicada.*

Anexo J

Estrategia heurística para ajustar las máscaras dinámicas

La estrategia heurística para la aplicación de la máscara dinámica que logre el mejor ajuste posible se basa en:

1. Seleccionar la mejor rotación global obtenida T^* por medio de una búsqueda exhaustiva sobre el dominio de rotación definido *a priori*, fijando $Q = \{(0, 0), (0, 0), \dots\}$.
2. Para cada vértice móvil encontrado en $\mathbf{p}_i \in V_M$, seleccionar el mejor desplazamiento (d_{xi}^*, d_{yi}^*) admisible por la ventana de movilidad $f_{mov}(\mathbf{p}_i)$ asociada a este, respecto a su posición inicial. Siendo $T = T^*$ y $Q = \{(d_{x1}^*, d_{y1}^*), \dots, (d_{xi-1}^*, d_{yi-1}^*), (d_{xi}, d_{yi}), \dots, (0, 0)\}$; los vértices móviles ya considerados mantienen la posición óptima encontrada, mientras que los restantes son ubicados en su posición inicial.

En [Cappelli et al. \(1999\)](#) se plantea que tomando dicha estrategia heurística para encontrar el ajuste óptimo de la máscara dinámica a la imagen direccional de entrada, es posible reducir el costo computacional de la segmentación. Por otra parte, ello no garantiza que el costo encontrado sea el óptimo global de dicha solución.

Anexo K

Historias de Usuario

Tabla K.1: Historia de Usuario: Particionado del campo de orientación empleando el algoritmo de agrupamiento dinámico.

Número: HU_1	Usuario: Desarrolladores
Nombre de historia: Particionado del campo de orientación empleando el algoritmo de agrupamiento dinámico.	
Prioridad en negocio: Alta	Riesgo en desarrollo: Alto
Puntos estimados: 2	Iteración asignada: 1
Programador responsable: Adrián Hernández Barrios y Estela Odelsa Martín Coronel	
Descripción: El componente debe minimizar la varianza entre los elementos direccionales pertenecientes a la misma región y simultáneamente conservar la regularidad de la forma descrita por dicha región.	
Observaciones:	

Tabla K.2: Historia de Usuario: Particionado del campo de orientación empleando el algoritmo genético.

Número: HU_2	Usuario: Desarrolladores
Nombre de historia: Particionado del campo de orientación empleando el algoritmo genético.	
Prioridad en negocio: Alta	Riesgo en desarrollo: Alto
Puntos estimados: 2	Iteración asignada: 1
Programador responsable: Adrián Hernández Barrios y Estela Odelsa Martín Coronel	
Descripción: El componente debe inicializar una población de soluciones a la cual se le aplican operadores de selección, cruzamiento y mutación, para generar una nueva población que evolucione hacia soluciones más óptimas.	
Observaciones:	

Tabla K.3: Historia de Usuario: Construcción del grafo relacional de atributos.

Número: HU_3	Usuario: Desarrolladores
Nombre de historia: Construcción del grafo relacional de atributos.	
Prioridad en negocio: Alta	Riesgo en desarrollo: Alto
Puntos estimados: 1	Iteración asignada: 1
Programador responsable: Adrián Hernández Barrios y Estela Odelsa Martín Coronel	
Descripción: El componente debe utilizar los datos que brinda el particionado de la imagen direccional: costo, área, perímetro y baricentro de las regiones; para construir un grafo que resuma dichas características.	
Observaciones: Cada región es representada como un nodo y cada par de regiones adyacentes constituye una arista de dicho grafo.	

Tabla K.4: Historia de Usuario: Comparación inexacta de grafos.

Número: HU_4	Usuario: Desarrolladores
Nombre de historia: Comparación inexacta de grafos.	
Prioridad en negocio: Alta	Riesgo en desarrollo: Alto
Puntos estimados: 1	Iteración asignada: 1
Programador responsable: Adrián Hernández Barrios y Estela Odelsa Martín Coronel	
Descripción: El componente debe realizar un homomorfismo de grafos, que establezca una correspondencia entre nodos y vértices de dos grafos relacionales de argumentos.	
Observaciones: El valor resultante es empleado como índice de comparación entre la huella de entrada y aquellas pertenecientes a las BD.	

Tabla K.5: Historia de Usuario: Construcción del conjunto de máscaras prototipos.

Número: HU_5	Usuario: Desarrolladores
Nombre de historia: Construcción del conjunto de máscaras prototipos.	
Prioridad en negocio: Alta	Riesgo en desarrollo: Alto
Puntos estimados: 3	Iteración asignada: 2
Programador responsable: Adrián Hernández Barrios y Estela Odelsa Martín Coronel	
Descripción: El componente debe definir una máscara prototipo a partir de la imagen direccional promedio obtenida de las huellas dactilares más representativas de cada una de las clases encontradas en el banco de datos a ser indexado, con el fin de disminuir los grados de libertad durante el procedimiento de particionado.	
Observaciones: Para cada posible patrón o clase de huella dactilar al menos se debe crear una máscara dinámica.	

Tabla K.6: Historia de Usuario: Particionado del campo de orientación empleando las máscaras dinámicas.

Número: HU_6	Usuario: Desarrolladores
Nombre de historia: Particionado del campo de orientación empleando las máscaras dinámicas.	
Prioridad en negocio: Alta	Riesgo en desarrollo: Alto
Puntos estimados: 1	Iteración asignada: 2
Programador responsable: Adrián Hernández Barrios y Estela Odelsa Martín Coronel	
Descripción: El componente debe emplear la información brindada por el conjunto de máscaras prototipos y generar una partición del CO para cada una de estas, asegurando su mejor ajuste y un costo mínimo.	
Observaciones:	

Anexo L

Tarjetas CRC

Tabla L.1: Tarjeta CRC. Clase `OrientationImage`

Clase: <code>OrientationImage</code>	
Responsabilidad	Colaborador
Almacenar la matriz de orientación por bloques de la imagen de la huella dactilar de entrada.	
Definir el tamaño de la ventana para el cálculo del CO.	
Determinar la validez de los bloques pertenecientes al CO calculado.	
Devolver el valor en radianes de la orientación promedio del bloque.	

Tabla L.2: Tarjeta CRC. Clase `PartitionImage`

Clase: <code>PartitionImage</code>	
Responsabilidad	Colaborador
Definir las regiones en las que se encuentra seccionado el CO de la huella dactilar de entrada.	<code>OrientationImage</code>
Determinar el costo total de la partición descrita.	
Devolver la región a la que pertenece cada bloque de orientación.	<code>OrientationImage</code>
Determinar la validez de las regiones definidas para la partición.	
Retornar las regiones adyacentes entre sí.	<code>OrientationImage</code>

Tabla L.3: Tarjeta CRC. Clase `ArgRelationalGraph`

Clase: <code>ArgRelationalGraph</code>	
Responsabilidad	Colaborador
Devolver el baricentro de la región especificada.	<code>PartitionImage</code>
Definir la matriz de adyacencia entre regiones.	<i>ídem</i>
Determinar el área de la región especificada.	<i>ídem</i>
Determinar el perímetro de dos regiones adyacentes de la partición.	<i>ídem</i>

Tabla L.4: Tarjeta CRC. Clase DynamicMask

Clase: DynamicMask	
Responsabilidad	Colaborador
Almacenar el conjunto de vértices fijos, móviles y dependientes.	
Determinar las regiones poligonales descritas por un conjunto de vértices.	
Establecer un conjunto de relaciones entre vértices.	
Definir el grupo de triángulos válidos para cada región poligonal.	

Tabla L.5: Tarjeta CRC. Clase Cappelli1999PartitionExtractor

Clase: Cappelli1999PartitionExtractor	
Responsabilidad	Colaborador
Definir los parámetros de configuración genética empleados.	
Realizar la segmentación del CO utilizando una estrategia evolutiva.	OriImgExtractor

Tabla L.6: Tarjeta CRC. Clase Cappelli1999Classifier

Clase: Cappelli1999Classifier	
Responsabilidad	Colaborador
Realizar el particionado guiado a partir del conjunto de máscaras prototipos dado.	
Calcular el costo del mejor ajuste logrado por la aplicación de la máscara dinámica al CO dado.	
Calcular la distancia Euclidiana que existe entre los vectores de costo generados.	

Tabla L.7: Tarjeta CRC. Clase Maio1996PartitionExtractor

Clase: Maio1996PartitionExtractor	
Responsabilidad	Colaborador
Definir los parámetros de configuración empleados para la estrategia dinámica utilizada.	
Realizar la segmentación del CO utilizando una estrategia iterativa y dinámica definida por un algoritmo ávido.	OriImgExtractor

Tabla L.8: Tarjeta CRC. Clase Maio1996Classifier

Clase: Maio1996Classifier	
Responsabilidad	Colaborador
Definir una búsqueda en árbol para determinar el homomorfismo entre los ARGs dados.	ArgRelationalGraph
Calcular la distancia aportada por el homomorfismo realizado.	

Anexo M

Análisis de varianza realizado sobre las diferentes bases de datos

En este anexo se ofrece una relación de los resultados arrojados por el *software Statgraphics Centurion XVI* durante el análisis de varianza realizado sobre los diferentes conjuntos de datos empleados para las pruebas. Lo cual permite analizar la influencia que ejerce la calidad de la imagen de la huella dactilar en el proceso de indexación. Para los siguientes análisis se emplearon como muestra, para cada una de las bases de datos probadas, la Q y el índice de penetración en que incurren las diferentes estrategias de indexación empleadas para descubrir al menos una ocurrencia de la misma huella dactilar entrada, en lo adelante $\min(PR)$.

Tablas ANOVA para la FVC2000 DB1_B

Tabla M.1: Tabla ANOVA de la estrategia **TS** para la FVC2000 DB1_B

Fuente	Suma de cuad.	Gl	Cuadrado medio	Cociente-F	P-Valor
<i>Entre grupos</i>	9.228	3	3.076	5.420	0.002
<i>Intra grupos</i>	43.095	76	0.567		
<i>Total (Corr.)</i>	52.324	79			

Análisis, la Tabla M.1 descompone la varianza del $\min(PR)$ en dos componentes: un componente entre grupos y un componente dentro de los grupos. El cociente-F, que en este caso es igual a 5.42495, es el cociente de la estimación entre grupos y la estimación dentro de los grupos. Puesto que el P-valor (estadígrafo de prueba) para el *test* F (de Fisher) realizado es menor que 0.05, existe una diferencia estadísticamente significativa entre el promedio de $\min(PR)$ para los diferentes niveles de Q con una confianza de un 95%.

Tabla M.2: Tabla ANOVA de la estrategia **CLMM** para la FVC2000 DB1_B

Fuente	Suma de cuad.	Gl	Cuadrado medio	Cociente-F	P-Valor
<i>Entre grupos</i>	8.434	3	2.811	3.100	0.032
<i>Intra grupos</i>	68.988	76	0.908		
<i>Total (Corr.)</i>	77.422	79			

Análisis, la Tabla M.2 descompone la varianza del $\min(PR)$ en dos componentes: un componente entre grupos y un componente dentro de los grupos. El cociente-F, que en este caso es igual a 3.09703, es el cociente

de la estimación entre grupos y la estimación dentro de los grupos. Puesto que el P-valor (estadígrafo de prueba) para el *test* F (de Fisher) realizado es menor que 0.05, existe una diferencia estadísticamente significativa entre el promedio de $\min(PR)$ para los diferentes niveles de Q con una confianza de un 95 %.

Tabla M.3: Tabla ANOVA de la estrategia **CLMM*** para la FVC2000 *DB1_B*

Fuente	Suma de cuad.	Gl	Cuadrado medio	Cociente-F	P-Valor
<i>Entre grupos</i>	12.830	3	4.277	4.190	0.009
<i>Intra grupos</i>	77.619	76	1.021		
<i>Total (Corr.)</i>	90.449	79			

Análisis, la Tabla M.3 descompone la varianza del $\min(PR)$ en dos componentes: un componente entre grupos y un componente dentro de los grupos. El cociente-F, que en este caso es igual a 4.1874, es el cociente de la estimación entre grupos y la estimación dentro de los grupos. Puesto que el P-valor (estadígrafo de prueba) para el *test* F (de Fisher) realizado es menor que 0.05, existe una diferencia estadísticamente significativa entre el promedio de $\min(PR)$ para los diferentes niveles de Q con una confianza de un 95 %.

Tablas ANOVA para la FVC2000 *DB2_B*

Tabla M.4: Tabla ANOVA de la estrategia **TS** para la FVC2000 *DB2_B*

Fuente	Suma de cuad.	Gl	Cuadrado medio	Cociente-F	P-Valor
<i>Entre grupos</i>	11.662	3	3.887	5.360	0.002
<i>Intra grupos</i>	55.135	76	0.725		
<i>Total (Corr.)</i>	66.797	79			

Análisis, la Tabla M.4 descompone la varianza del $\min(PR)$ en dos componentes: un componente entre grupos y un componente dentro de los grupos. El cociente-F, que en este caso es igual a 5.35854, es el cociente de la estimación entre grupos y la estimación dentro de los grupos. Puesto que el P-valor (estadígrafo de prueba) para el *test* F (de Fisher) realizado es menor que 0.05, existe una diferencia estadísticamente significativa entre el promedio de $\min(PR)$ para los diferentes niveles de Q con una confianza de un 95 %.

Tabla M.5: Tabla ANOVA de la estrategia **CLMM** para la FVC2000 *DB2_B*

Fuente	Suma de cuad.	Gl	Cuadrado medio	Cociente-F	P-Valor
<i>Entre grupos</i>	11.149	3	3.716	4.850	0.004
<i>Intra grupos</i>	58.206	76	0.766		
<i>Total (Corr.)</i>	69.355	79			

Análisis, la Tabla M.5 descompone la varianza del $\min(PR)$ en dos componentes: un componente entre grupos y un componente dentro de los grupos. El cociente-F, que en este caso es igual a 4.85247, es el cociente de la estimación entre grupos y la estimación dentro de los grupos. Puesto que el P-valor (estadígrafo de prueba) para el *test* F (de Fisher) realizado es menor que 0.05, existe una diferencia estadísticamente significativa entre el promedio de $\min(PR)$ para los diferentes niveles de Q con una confianza de un 95 %.

Tabla M.6: Tabla ANOVA de la estrategia **CLMM*** para la FVC2000 *DB2_B*

Fuente	Suma de cuad.	Gl	Cuadrado medio	Cociente-F	P-Valor
<i>Entre grupos</i>	18.566	3	6.189	8.350	0.000
<i>Intra grupos</i>	56.356	76	0.742		
<i>Total (Corr.)</i>	74.922	79			

Análisis, la Tabla M.6 descompone la varianza del $\min(PR)$ en dos componentes: un componente entre grupos y un componente dentro de los grupos. El cociente-F, que en este caso es igual a 8.3458, es el cociente de la estimación entre grupos y la estimación dentro de los grupos. Puesto que el P-valor (estadígrafo de prueba) para el *test* F (de Fisher) realizado es menor que 0.05, existe una diferencia estadísticamente significativa entre el promedio de $\min(PR)$ para los diferentes niveles de Q con una confianza de un 95 %.

Tablas ANOVA para la FVC2000 *DB3_B*

Tabla M.7: Tabla ANOVA de la estrategia **TS** para la FVC2000 *DB3_B*

Fuente	Suma de cuad.	Gl	Cuadrado medio	Cociente-F	P-Valor
<i>Entre grupos</i>	12.686	3	3.171	4.400	0.003
<i>Intra grupos</i>	54.014	76	0.720		
<i>Total (Corr.)</i>	66.699	79			

Análisis, la Tabla M.7 descompone la varianza del $\min(PR)$ en dos componentes: un componente entre grupos y un componente dentro de los grupos. El cociente-F, que en este caso es igual a 4.40363, es el cociente de la estimación entre grupos y la estimación dentro de los grupos. Puesto que el P-valor (estadígrafo de prueba) para el *test* F (de Fisher) realizado es menor que 0.05, existe una diferencia estadísticamente significativa entre el promedio de $\min(PR)$ para los diferentes niveles de Q con una confianza de un 95 %.

Tabla M.8: Tabla ANOVA de la estrategia **CLMM** para la FVC2000 *DB3_B*

Fuente	Suma de cuad.	Gl	Cuadrado medio	Cociente-F	P-Valor
<i>Entre grupos</i>	13.602	3	3.400	5.180	0.001
<i>Intra grupos</i>	49.191	76	0.656		
<i>Total (Corr.)</i>	62.793	79			

Análisis, la Tabla M.8 descompone la varianza del $\min(PR)$ en dos componentes: un componente entre grupos y un componente dentro de los grupos. El cociente-F, que en este caso es igual a 5.18445, es el cociente de la estimación entre grupos y la estimación dentro de los grupos. Puesto que el P-valor (estadígrafo de prueba) para el *test* F (de Fisher) realizado es menor que 0.05, existe una diferencia estadísticamente significativa entre el promedio de $\min(PR)$ para los diferentes niveles de Q con una confianza de un 95 %.

Análisis, la Tabla M.9 descompone la varianza del $\min(PR)$ en dos componentes: un componente entre grupos y un componente dentro de los grupos. El cociente-F, que en este caso es igual a 3.11595, es el cociente de la estimación entre grupos y la estimación dentro de los grupos. Puesto que el P-valor (estadígrafo de

Tabla M.9: Tabla ANOVA de la estrategia **CLMM*** para la FVC2000 *DB3_B*

Fuente	Suma de cuad.	Gl	Cuadrado medio	Cociente-F	P-Valor
<i>Entre grupos</i>	10.231	3	2.558	3.120	0.012
<i>Intra grupos</i>	61.566	76	0.821		
<i>Total (Corr.)</i>	71.797	79			

prueba) para el *test* F (de Fisher) realizado es menor que 0.05, existe una diferencia estadísticamente significativa entre el promedio de $\min(PR)$ para los diferentes niveles de Q con una confianza de un 95 %.

Tablas ANOVA para la FVC2000 *DB4_B*

Tabla M.10: Tabla ANOVA de la estrategia **TS** para la FVC2000 *DB4_B*

Fuente	Suma de cuad.	Gl	Cuadrado medio	Cociente-F	P-Valor
<i>Entre grupos</i>	1.650	3	0.825	1.870	0.160
<i>Intra grupos</i>	33.897	76	0.440		
<i>Total (Corr.)</i>	35.547	79			

Análisis, la Tabla M.10 descompone la varianza del $\min(PR)$ en dos componentes: un componente entre grupos y un componente dentro de los grupos. El cociente-F, que en este caso es igual a 1.87419, es el cociente de la estimación entre grupos y la estimación dentro de los grupos. Puesto que el P-valor (estadígrafo de prueba) para el *test* F (de Fisher) realizado es mayor que 0.05, por lo cual no existe una diferencia estadísticamente significativa entre el promedio de $\min(PR)$ para los diferentes niveles de Q con una confianza de un 95 %.

Tabla M.11: Tabla ANOVA de la estrategia **CLMM** para la FVC2000 *DB4_B*

Fuente	Suma de cuad.	Gl	Cuadrado medio	Cociente-F	P-Valor
<i>Entre grupos</i>	4.908	3	2.454	2.830	0.066
<i>Intra grupos</i>	66.889	76	0.869		
<i>Total (Corr.)</i>	71.797	79			

Análisis, la Tabla M.11 descompone la varianza del $\min(PR)$ en dos componentes: un componente entre grupos y un componente dentro de los grupos. El cociente-F, que en este caso es igual a 2.82507, es el cociente de la estimación entre grupos y la estimación dentro de los grupos. Puesto que el P-valor (estadígrafo de prueba) para el *test* F (de Fisher) realizado es menor que 0.05, por lo cual no existe una diferencia estadísticamente significativa entre el promedio de $\min(PR)$ para los diferentes niveles de Q con una confianza de un 95 %.

Análisis, la Tabla M.12 descompone la varianza del $\min(PR)$ en dos componentes: un componente entre grupos y un componente dentro de los grupos. El cociente-F, que en este caso es igual a 2.58509, es el cociente de la estimación entre grupos y la estimación dentro de los grupos. Puesto que el P-valor (estadígrafo de prueba) para el *test* F (de Fisher) realizado es menor que 0.05, por lo cual no existe una

Tabla M.12: Tabla ANOVA de la estrategia **CLMM*** para la FVC2000 *DB4-B*

Fuente	Suma de cuad.	Gl	Cuadrado medio	Cociente-F	P-Valor
<i>Entre grupos</i>	4.423	3	2.211	2.590	0.082
<i>Intra grupos</i>	65.870	76	0.855		
<i>Total (Corr.)</i>	70.293	79			

diferencia estadísticamente significativa entre el promedio de $\min(PR)$ para los diferentes niveles de Q con una confianza de un 95 %.