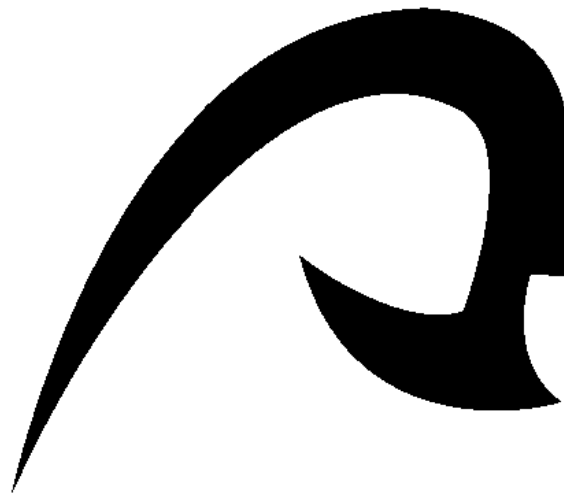


Universidad de Las Palmas de Gran Canaria
Instituto Universitario de Sistemas Inteligentes y Aplicaciones Numéricas en Ingeniería

Programa de Doctorado

Sistemas Inteligentes y Aplicaciones Numéricas en Ingeniería



Tesis Doctoral:

Estrategias para la Identificación de Personas mediante
Biometría de la Mano sin Contacto

Autor: Aythami Morales Moreno

Director: Dr. D. Miguel Ángel Ferrer Ballester

El Director

El Doctorando

Las Palmas de Gran Canaria, a 7 de Febrero de 2011

A mis padres,
por darme todo.

A Yurena,
por darme más.

Agradecimientos

Agradecer en primer lugar al Dr. D. Miguel Ángel Ferrer Ballester no solo su total dedicación y ayuda durante los años de realización de esta Tesis Doctoral sino también la oportunidad dada de trabajar a su lado y poder aprender a realizar buena ciencia.

Agradezco a mis padres el apoyo y sobre todo la educación que me han dado. Mi madre, Coki, que ya desde los 7 años me insistía en que aplicara el método científico. Mi padre, Suso, que con 14 me compraba revistas como la Scientific American. Gracias a ambos por inculcarme la pasión por descubrir nuevas cosas, por abrir camino, por ser la punta de la flecha, gracias por estar siempre ahí.

Gracias a ti, Yurena. Gracias por ser no solo un apoyo constante sino un motor que me empuja a mejorar cada día. Aunque tú no lo creas, hay mucho de ti en esta tesis.

Gracias a toda mi familia, Andrea, Marina, primos, tíos, familia López-Arencibia, el estar aquí os lo debo en gran parte a todos ustedes que han sido tan participes de mi formación y desarrollo como persona como el que más. Especial agradecimiento a mi abuela, María Teresa, es increíble pensar que una sola persona haya sido capaz de crear tanta felicidad, tanta vida. Todo lo que tenemos te lo debemos a ti abuelita.

A Francisco Vargas, por ser un referente como ser humano, compañero e investigador. A mis compañeros del grupo GPDS, Suni, Carlos, Patricia, Jose, Alexis, Aday, a todos los proyectando, el camino ha sido fácil con ustedes al lado. Gracias a Celeste y a Lidia por tener siempre una sonrisa que haga más llevadero el día.

A todos mis amigos, no quiero nombrar a ninguno porque me aterra dejarme alguno atrás. Saben lo mucho que significan para mí, saben cuanto les necesito a mi lado.

Thanks to all who met around the world, Brendan, Anil, Ajay, Pushpendre, Raffaele, Mateo... thanks for giving me the opportunity to work with the best. Now I know the world is not such a big place. Now I know that the people are the greatest thing the world has.

Prólogo

*“Sin darse cuenta, uno empieza a deformar los hechos
para que se adapten a las teorías,
en lugar de adaptar las teorías a los hechos”.*

Sherlock Holmes (“Escándalo en Bohemia” de Arthur Conan Doyle 1891)

Índice de Contenidos

Capítulo 1 - Introducción	1
1.1 Biometría de la mano	5
1.2 Nuevas líneas de investigación en biometría de la mano	8
1.3 La Tesis	9
1.4 Contribuciones	10
1.5 Índice de la Tesis	11
Capítulo 2 – Antecedentes	13
2.1 Sistemas basados en la forma de la mano	14
2.2 Sistemas basados en la imagen palmar	20
2.2.1 Sistemas basados en textura palmar	20
2.2.2 Sistemas basados en información local de la palma	24
2.3 Sistemas multimodales	28
2.4 Patentes y productos comerciales asociados a la biometría de la mano.	30
2.5 Sistemas sin contacto	32
2.6 Sistemas de detección de vida	38
2.7 Aportaciones	40
Capítulo 3 – Segmentación de la mano en entornos no controlados	43
3.1 Métodos de segmentación	44
3.1.1 Método Otsu	46
3.1.2 Segmentación a partir del color de la piel	47
3.1.3 Segmentación por K-Medias	49
3.1.4 Segmentación por Canny	50
3.1.5 Segmentación por contornos activos “Level Set”	52
3.1.6 Comparativa	53
3.2 Sistema de adquisición en infrarrojo	54
3.3 Aportaciones	57
Capítulo 4 – Esquema de un sistema biométrico sin contacto	59
4.1 Sistema de adquisición	60
4.1.1 Captura automática	65
4.2 Sistema de parametrización	67
4.3 Clasificación	67
4.3.1 Clasificador LS-SVM utilizado en la caracterización basada en medidas geométricas	68
4.3.2 Clasificador basado en distancias utilizado en las caracterización palmar de la textura	69
4.3.3 Clasificador basado en distancias utilizado en las caracterización palmar de información local	69
4.4 Base de datos	69
4.4.1 Base de datos GPDS-CL1	70
4.4.2 Base de datos GPDS-CL2	74
4.4.3 Base de datos IITD	75
4.5 Metodología de experimentación	76
4.6 Figuras de calidad	78
4.7 Aportaciones	79

Capítulo 5 – Biometría de la forma de la mano sin contacto.	81
5.1 Extracción de medidas geométricas	81
5.2 Experimentación	88
5.2.1 Prestaciones de las medidas geométricas sobre diferentes bases de datos	91
5.3 Aportaciones	93
Capítulo 6- Biometría de la palma sin contacto	95
6.1 Segmentación de la palma	95
6.1.1 Cálculo del contorno de la mano en la imagen visible de GPDS-CL2	96
6.1.2 Extracción de la región de interés	99
6.2 Extracción de características	100
6.2.1 Textura basada en filtros de Gabor o Ortogonales	100
6.2.2 Características basadas en información local	106
6.3 Experimentación	101
6.4 Aportaciones	107
Capítulo 7- Sistemas sin contacto multimodal	109
7.1 Complementariedad de geometría y palma en esquemas sin contacto.	110
7.1.1 Distorsión de escala	110
7.1.2 Imagen borrosa	112
7.1.3 Distorsión de proyección	113
7.2 Fusión de resultados	116
7.3 Experimentación	117
7.4 Aportaciones	120
Capítulo 8 – Sistemas de detección de vida	123
8.1 Sistema multiespectral Rojo-SWIR	124
8.1.1 Detección de la mano y pre-procesado	125
8.1.2 Principio físico de la detección	125
8.1.3 Detector de vida multiespectral	127
8.1.4 Base de datos multiespectral	128
8.1.5 Evaluación del sistema multiespectral	129
8.2 Mejora del sistema basada en detector V-NIR	131
8.2.1 Combinación	125
8.3 Aportaciones	134
Capítulo 9 – Conclusiones y líneas futuras	135
9.1 Conclusiones	135
9.2 Aceptabilidad de los sistemas sin contacto	137
9.3 Líneas futuras	140
Referencias	143

Índice de Figuras

Capítulo 1 – Introducción	
Figura 1.1. Mercado biométrico en el año 2009	5
Figura 1.2. Algunos rasgos biométricos presentes en la palma de la mano	6
Figura 1.3. Patentes por año de sistemas biométricos basados en mano	7
Capítulo 2 – Antecedentes	
Figura 2.1. Evolución sistemas biométricos basados en mano	14
Figura 2.2. Entornos de aplicación para sistemas biométricos con contacto	15
Figura 2.3. Segmentación y localización de puntas y valles en imágenes adquiridas con escáner	17
Figura 2.4. Alineación de siluetas de la mano	19
Figura 2.5. Extracción de la región de interés	21
Figura 2.6. Mascaras palmares obtenidas mediante filtrado de Gabor	22
Figura 2.7. Filtros ortogonales del método OLOF	23
Figura 2.8. Máscaras resultantes tras filtrar con OLOF	23
Figura 2.9. Fusión de imágenes palmares en espectro visible e infrarrojo	24
Figura 2.10. Descriptores SURF localizados en una imagen palmar	25
Figura 2.11. Clasificación de parámetros SURF	25
Figura 2.12. Coincidencias entre descriptores con método SIFT	27
Figura 2.13. Aplicación de filtros direccionales y desviación estándar	29
Figura 2.14. Textura y máscaras obtenidas de palma, dedos y patrón vascular	29
Figura 2.15. Primeras patentes de sistemas biométricos basados en la mano	31
Figura 2.16. Sistema óptico patentado por Thomas F. Sartor	31
Figura 2.17. Sistema VeinID de Hitachi	32
Figura 2.18. Adquisición en entorno controlado vs no controlado	33
Figura 2.19. Puntos de interés extraídos de los pliegues de las falanges	34
Figura 2.20. Puntos de interés localizados en una imagen palmar sin contacto	34
Figura 2.21. Triangulación para obtención de características invariantes	35
Figura 2.22. Sistema de adquisición de imágenes 2D y 3D	35
Figura 2.23. Sistema de adquisición multispectral	36
Figura 2.24. Imágenes de la palma adquirida en diferentes bandas espectrales	36
Figura 2.25. Diferentes representaciones del patrón vascular	37
Figura 2.26. Sistema Palmsecure de Fujitsu	38
Capítulo 3 – Segmentación de la mano en entornos no controlados	
Figura 3.1. Histograma de imagen de la mano en entorno no controlado	44
Figura 3.2. Histograma de imagen de la mano con objeto interferente	44
Figura 3.3. Imágenes utilizadas para probar los métodos de segmentación.	46
Figura 3.4. Resultados a partir del método Otsu	47
Figura 3.5. Resultados a partir del método basado en color de la piel	48
Figura 3.6. Resultado de la imagen en entorno hostil con segmentación de piel adaptada	49
Figura 3.7. Resultados partir de K-Medias	50
Figura 3.8. Resultados a partir del método de Canny	51
Figura 3.9. Curvas de inicio a partir para método de contornos activos	52
Figura 3.10. Detección de bordes de la palma por el método “level-set”	53
Figura 3.11. Superposición de resultados en la imagen en entorno amigable	53
Figura 3.12. Superposición de resultados en la imagen en entorno hostil	54
Figura 3.13. Diferencias entre adquisición en bandas visible e infrarroja	55
Figura 3.14. Margen de trabajo de un sistema con iluminación propia	56
Figura 3.15. Adquisiciones en el espectro infrarrojo	56

Figura 3.16. Imágenes binarizadas a partir de adquisiciones en infrarrojo	57
Capítulo 4 – Esquema de un sistema biométrico sin contacto	
Figura 4.1. Esquema de los sistemas biométricos propuestos	59
Figura 4.2. Sistema de correlación hardware de imágenes multiespectrales	61
Figura 4.3. Prototipo inicial de sistema de correlación hardware	61
Figura 4.4. Diseño del dispositivo de montura del filtro dicróico y webcams	62
Figura 4.5. Prototipo en madera de balsa y prototipo en metacrilato	62
Figura 4.6. Disposición de componentes en la placa de iluminación	63
Figura 4.7. Prototipo final y colocación de la mano por parte de los usuarios	63
Figura 4.8. Imagen segmentada en visible a partir del infrarrojo	64
Figura 4.9. Sistema de adquisición multiespectral basado en procesamiento	64
Figura 4.10. Imágenes obtenidas por el sistema multiespectral II	65
Figura 4.11. Ejemplo de adquisición con máscara en el espectro infrarrojo	65
Figura 4.12. Colocación de la mano respecto la plantilla	66
Figura 4.13. Distancias calculadas para detección de dedos juntos	67
Figura 4.14. Ejemplos de distorsión de proyección en usuarios en GPDS-CL1	71
Figura 4.15. Cambios en condiciones de iluminación en usuarios en GPDS-CL1	71
Figura 4.16. Oclusión parcial y adquisición con dedos cerrados en GPDS-CL1	72
Figura 4.17. Cambio de escala y utilización arbitraria de anillos en GPDS-CL1	72
Figura 4.18. Adquisiciones borrosas en usuarios en GPDS-CL1	73
Figura 4.19. Efectos de anillos y oclusión parcial en GPDS-CL1	73
Figura 4.20. Interferencias por cambios de iluminación en GPDS-CL1	74
Figura 4.21. Porcentaje de distorsiones en la base de datos GPDS-CL1	74
Figura 4.22. Imágenes de la base de datos GPDS-CL2	75
Figura 4.23. Imágenes de la base de datos IITD	75
Figura 4.24. Incorrecto etiquetado de imágenes en IITD	76
Capítulo 5 – Biometría de la forma de la mano sin contacto	
Figura 5.1. Detección de puntas y valles a partir de las coordenadas polares	82
Figura 5.2. Estimación de los laterales del dedo	84
Figura 5.3. Estimación del eje central del dedo	84
Figura 5.4. Ajuste de la localización de las puntas de los dedos	84
Figura 5.5. Medidas de los anchos de los dedos	86
Figura 5.6. Medidas geométricas de 4 adquisiciones de 8 usuarios diferentes	86
Figura 5.7. Transformada DCT de las medidas mostradas en la figura	87
Figura 5.8. Curvas DET según número de dedos	89
Figura 5.9. Curvas DET obtenidas con GPDS-CL1 y GPDS-CL2	92
Figura 5.10. Distribución de resultados genuinos e impostores de GPDS-CL1	92
Figura 5.11. Distribución de resultados genuinos e impostores de GPDS-CL2	93
Capítulo 6 - Biometría de la palma sin contacto	
Figura 6.1. Distorsión entre imágenes infrarrojas y visibles	96
Figura 6.2. Movimiento de cada punto de la silueta hacia los bordes	98
Figura 6.3. Silueta inicial obtenida de la imagen infrarroja y aproximación ASM	99
Figura 6.4. Métodos de extracción de la región palmar según	100
Figura 6.5. Textura obtenida a partir de Gabor y OLOF	101
Figura 6.6. Curvas DETs obtenidas con con y sin desp-rot	101
Figura 6.7. Procesado y localización de keypoints en imágenes palmares	102
Figura 6.8. Distribución de resultados con SIFT	103
Figura 6.9. Resultados de SIFT según preprocesado utilizado y base de datos	104
Figura 6.10. Método de validación aplicado a SIFT	105
Figura 6.11. Curvas DETs con y sin validación de coincidencias SIFT	105
Figura 6.12. Palmas segmentadas incorrectamente en IITD	106

Capítulo 7 – Sistema sin contacto multimodal	
Figura 7.1. Efecto de la distorsión de escala sobre la parametrización	111
Figura 7.2. Efecto de la distorsión de escala sobre los resultados	111
Figura 7.3. Efecto de imagen borrosa sintético sobre imagen visible	112
Figura 7.4. Efecto de imagen borrosa sintético sobre imagen infrarroja	113
Figura 7.5. Efecto de la distorsión de imagen borrosa sobre los resultados	113
Figura 7.6. Ejemplo real de distorsión de proyección	114
Figura 7.7. Ejemplos de distorsión de proyección simulada	114
Figura 7.8. Distorsiones de proyección utilizadas	115
Figura 7.9. Efecto de la distorsión de proyección sobre los resultados	115
Figura 7.10. Distribución de resultados de los clasificadores en 3D	116
Figura 7.11. Distribución de densidad de resultados con GPDS-CL1	117
Figura 7.12. Curvas DET obtenidas a partir de la base de datos GPDS-CL1	119
Capítulo 8 – Sistemas de detección de vida	
Figura 8.1. Sistema de adquisición multiespectral	124
Figura 8.2. Imagen en la banda de 1470nm y visible	125
Figura 8.3. Reflectancia espectral de la piel negra y caucásica	118
Figura 8.4. Imágenes de la mano y diferentes materials en ambas bandas	127
Figura 8.5. Función de densidad de probabilidad del índice MNDSI	127
Figura 8.6. Ejemplos de imágenes obtenidas en bandas 1470nm y rojo	129
Figura 8.7. Curvas FAR y FRR obtenidas con manos genuinas e impostoras	130
Figura 8.8. Distribución de resultados 2D-MNDSI	130
Figura 8.9. Imagen espectrográfica del dorso de la mano	132
Figura 8.10. Curvas espectrográficas de una mano vs otros materiales	132
Figura 8.11. Distribución de resultados de manos genuinas e impostoras	134
Capítulo 9 – Conclusiones y líneas futuras	
Figura 9.1. Percepción del sistema por parte del usuario	138
Figura 9.2. Preguntas generales sobre el uso del sistema biométrico	139
Figura 9.3. Comparativa entre diferentes sistemas biométricos	139

Índice de Tablas

Capítulo 1 – Introducción	
Tabla 1.1. Entornos de aplicación para sistemas biométricos	2
Tabla 1.2. Medidas de calidad aplicables a entornos o sistemas biométricos	2
Tabla 1.3. Necesidades de los diferentes entornos de aplicación	3
Tabla 1.4. Medidas de calidad aplicadas a los diferentes rasgos biométricos	4
Capítulo 2 – Antecedentes	
Tabla 2.1. Resultados de los primeros sistemas de biometría de la mano	16
Tabla 2.2. Sistemas basados en biometría de la mano sin topes	19
Tabla 2.3. Sistemas basados en la forma de la mano entre 2004 y 2008	19
Tabla 2.4. Sistemas biométricos basados en textura palmar	24
Tabla 2.5. Sistemas biométricos basados en información local de la palma	28
Tabla 2.6. Sistemas multimodales	30
Tabla 2.7. Comparativa de resultados de diferentes sistemas sin contacto	37
Capítulo 4 – Esquema de un sistema biométrico sin contacto	
Tabla 4.1. Características de las bases de datos GPDS-CL1, GPDS-CL2 e IITD	70
Capítulo 5 – Biometría de la forma de la mano sin contacto	
Tabla 5.1. Distancia de Mahalanobis entre clases sin aplicar DCT y aplicándola	88
Tabla 5.2. Resultados según Kernel del clasificador LS-SVM	88
Tabla 5.3. Resultados según el número de dedos	89
Tabla 5.3. Impacto del ajuste fino en la detección de puntas	89
Tabla 5.4. Resultados según número de coeficientes DCT	90
Tabla 5.5. Resultados según número de medidas geométricas	90
Tabla 5.6. Resultados según metodología de verificación	91
Tabla 5.8. Resultados con GPDS-CL1 y GPDS-CL2	92
Capítulo 6 - Biometría de la palma sin contacto	
Tabla 6.1. Resultados obtenidos con la base de datos IITD	107
Tabla 6.2. Resultados obtenidos con la base de datos GPDS-CL2	107
Tabla 6.3. Resultados obtenidos con la base de datos GPDS-CL1	107
Capítulo 7 – Sistema sin contacto multimodal	
Tabla 7.1. Robustez de las características	116
Tabla 7.2. Resultados obtenidos con la base de datos IITD	118
Tabla 7.3. Resultados obtenidos con la base de datos GPDS-CL2	118
Tabla 7.4. Resultados obtenidos con la base de datos GPDS-CL1	118
Tabla 7.5. Resultados individuales y combinados	120
Tabla 7.6. Tiempo de cómputo de una imagen por características	120
Capítulo 8 – Sistemas de detección de vida	
Tabla 8.1. Materiales que componen la base de datos de manos	129
Tabla 8.2. Distancia de Mahalanobis entre manos y otros materiales	131
Tabla 8.3. Distancia de Mahalanobis entre las distribuciones de resultado	133
Capítulo 9 – Conclusiones y líneas futuras	
Tabla 9.1. Comparativa entre el estado del arte y los sistemas propuestos	136

CAPÍTULO I

INTRODUCCIÓN

El término biometría se deriva de las palabras “bios” de vida y “metron” de medida, y se define como estudio mensurativo o estadístico de los fenómenos o procesos biológicos. En lo que respecta a esta tesis, nos interesa la biometría como conjunto de medidas o métodos utilizados para la identificación de individuos.

El campo de la identificación biométrica tal y como se conoce hoy en día, no tiene más de 30 años [T. Kanade, 1973; B. S. Atal, 1976]. Antes de estas fechas existen estudios como los de [Alphonse Bertillon, 1893] en los que se utilizan medidas antropomórficas de delincuentes para su identificación. La antropometría se puede considerar el inicio de lo que hoy se conoce como biometría. Si retrocedemos más en el tiempo, hay documentos que dejan constancia de la utilización de huellas dactilares como verificador de identidad en la antigua Persia varios siglos antes de Cristo. Pero es con el incremento de la capacidad de cómputo e interacción con usuarios de los ordenadores cuando la biometría empieza a surgir como una verdadera opción dentro de los sistemas de identificación de personas. Desde 1980 han aparecido soluciones basadas en múltiples rasgos biométricos [A. Jain *et al*, 2001]. La huella dactilar es el más estudiado de todos los rasgos [D. Maltoni *et al*, 2003], es el más presente en la sociedad actual y el que más soluciones comerciales ofrece, pero no por ello es una solución universal.

A la hora de escoger un determinado sistema biométrico, el entorno de aplicación juega un papel importante. Cada sistema viene definido fundamentalmente por el rasgo biométrico en el que se basa para realizar la identificación. Los diferentes sistemas muestran diferentes características, no existe un sistema biométrico que sobresalga sobre el resto a nivel de prestaciones. Por tanto, es importante conocer los diferentes entornos de aplicación y sus características fundamentales. En la tabla 1.1 se muestra la descripción de 6 posibles entornos de aplicación para sistemas de identificación.

Tabla 1.1. Entornos de aplicación para sistemas biométricos

Entorno	Descripción
Accesos y servicios domóticos	Acceso a la vivienda, puesta en marcha de dispositivos como ordenadores, coche, etc...
Seguridad comercial	Acceso a recintos comerciales, seguridad en cajeros automáticos, protección frente a sustracción.
Acceso a servicios telemáticos	Acceso telemático a servicios de gestión de cuentas bancarias, bases de datos, servicios fiscales, etc...
Acceso restringido a instalaciones	Acceso a recintos e instalaciones sensibles que requieran alta seguridad mediante medidas biométricas combinadas
Control horario	Control de horario laboral, tiempo de utilización de recursos
Entorno forense	Servicios de autenticación jurídica de la identidad

A la hora de definir las necesidades de un entorno o un sistema se utilizan medidas de calidad, tabla 1.2. Medidas como las tasas de falso rechazo, falsa aceptación, tiempo de respuesta o coste son medidas empíricas obtenidas a partir de la experimentación [J. Phillips *et al*, 2000]. Otras medidas como la tolerancia o la disponibilidad son más difíciles de medir empíricamente, se pueden aproximar o estimar sus valores. Medidas como la aceptación o transparencia son subjetivas y dependen de aspectos culturales o sociológicos [S. Schimke *et al*, 2004; F. Wolf *et al*, 2005].

Tabla 1.2. Medidas de calidad aplicables a entornos o sistemas biométricos

Métrica	Descripción
Tasa de Falsa Aceptación (FA)	Porcentaje de peticiones de verificación falsamente aceptadas
Tasa de Falso Rechazo (FR)	Porcentaje de peticiones de verificación falsamente rechazadas
Equitasa (ET)	Coincidencia entre las Tasas de Falsa Aceptación y Falso Rechazo
Tiempo de Respuesta (TR)	Tiempo total invertido en generar una respuesta válida desde que se curso la petición
Equipamiento y Coste (EC)	Necesidad de recursos adicionales, instalaciones específicas y coste de los mismos
Fiabilidad (FB)	Tasa de confiabilidad en la verificación
Disponibilidad (DP)	Porcentaje de tiempo en el que se proporciona el servicio en condiciones satisfactorias
Accesibilidad (AC)	Facilidad para usuarios de diferente género, edad y condición física y social para acceder al sistema
Vulnerabilidad (VN)	Facilidad con la que usuarios impostores pueden violentar la capacidad de verificación.
Tolerancia (TL)	Grado de aceptabilidad de las variables personales frente a Tasa de Falso Rechazo
Reemplazabilidad (RP)	Capacidad del sistema para generar un nuevo patrón de identificación a petición del usuario debido a robo o suplantación
Aceptación por el usuario (AU)	Grado de satisfacción/rechazo del usuario hacia sistemas de intervención
Transparencia (TP)	Capacidad del sistema para interferir mínimamente en la actividad del usuario

Dependiendo el entorno en el que nos encontremos, las diferentes medidas cobran mayor o menor relevancia. La tabla 1.3 muestra una estimación de la importancia necesaria de cada medida para los diferentes entornos propuestos.

Tabla 1.3. Necesidades de los diferentes entornos de aplicación de sistemas biométricos

	FA	FR	ET	TR	EC	FB	DP	AC	VN	TL	RP	AU	TP
Acesos y servicios domóticos	Baja	Med	Med	Alto	Bajo	Alta	Alta	Alta	Baja	Alta	Alta	Alta	Alta
Seguridad comercial	Med	Med	Baja	Alto	Alto	Med	Alta	Alta	Med	Med	Med	Alta	Alta
Acceso a servicios telemáticos	Baja	Med	Med	Med	Bajo	Alta	Alta	Med	Baja	Baja	Med	Med	Med
Acceso restringido a instalaciones	Baja	Med	Med	Med	Alto	Alta	Alta	Baja	Baja	Baja	Alta	Med	Baja
Control horario	Baja	Med	Med	Alto	Med	Med	Alta	Alta	Baja	Alta	Baja	Med	Alta
Entorno forense	Baja	Med	Med	Bajo	Med	Alta	Med	Med	Baja	Alta	Med	Med	Med

Existen diferentes soluciones basadas en distintos rasgos biométricos. Se pueden distinguir rasgos basados en características físicas y rasgos basados en el comportamiento. Las características físicas son inherentes a la persona en sí, es una característica de nuestro cuerpo que nos diferencia de los demás. Las medidas basadas en el comportamiento se basan en la forma en que realizamos una determinada acción. Entre los rasgos biométricos más representativos podemos destacar:

- **Huella dactilar:** es el rasgo biométrico más estudiado [D. Maltoni *et al*, 2003]. Se basa en el estudio de minucias e información presente en la yema de los dedos. Destaca por su alta fiabilidad.
- **AFIS (Automated Fingerprint Identification Systems):** sistemas muy similares a los basados en huella dactilar pero con una aplicación orientada hacia entornos forenses.
- **Geometría de la mano:** las biometrías basadas en la geometría de la mano miden la forma de la mano, en lo que a relaciones geométricas se refiere [A. Jain *et al*, 1999][R. Sanchez-Reillo *et al*, 1999][M. A. Ferrer *et al*, 2007].
- **Patrón vascular:** los sistemas biométricos basados en el patrón de venas son de reciente aparición [K. A. Toh K-A *et al*, 2005]. Utilizan información extraída de la disposición del sistema vascular de la mano.
- **Iris:** Los lectores de iris analizan las características del tejido coloreado que se encuentra alrededor de la pupila [Daugman, 1994].

- **Reconocimiento de cara:** las biometrías de reconocimiento de cara analizan las características faciales del usuario [W. Zhao *et al*, 2000]. Son los sistemas que precisa de menos colaboración por parte del usuario.
- **Lectura de firma:** analiza la manera en que el usuario realiza su firma personal. Se analizan factores diversos, como la rapidez, presión o forma de la firma [R. Plamondon y S. Srihari, 2000] Aunque aspectos físicos de cada individuo pueden afectar a la realización de la firma, se suele considerar un rasgo biométrico de comportamiento.
- **Reconocimiento de voz:** la biometría de reconocimiento de voz está basada en la verificación del patrón de voz y características asociadas a él [F. Jelinek, 1997]. La voz de cada individuo está muy condicionada por las características físicas de nuestro sistema respiratorio pero también se ve afectada por conductas, patrones de comportamiento y estados de ánimo.

La tabla 1.4 recoge una estimación de las prestaciones de cada sistema biométrico en base a algunas de las figuras de calidad más referenciadas en la bibliografía.

Tabla 1.4. Medidas de calidad aplicadas a los diferentes rasgos biométricos

	FA	FR	ET	TR	EC	FB	DP	AC	VN	TL	RP	AU	TP
Geometría de la mano	Med	Med	Med	Bajo	Med	Med	Alta	Alta	Baja	Med	Med	Alta	Med
Huella dactilar	Baja	Baja	Baja	Bajo	Bajo	Alta	Alta	Alta	Med	Med	Med	Med	Med
Venas	Med	Med	Med	Bajo	Med	Med	Alta	Med	Med	Med	Baja	Alta	Med
Cara	Med	Alto	Med	Bajo	Bajo	Baja	Alta	Alta	Med	Baja	Med	Med	Baja
Iris	Baja	Baja	Baja	Bajo	Alto	Alta	Alta	Alta	Baja	Baja	Med	Med	Baja
Firma	Med	Alta	Med	Bajo	Med	Med	Alta	Med	Alta	Med	Baja	Med	Baja
Voz	Med	Alta	Med	Bajo	Baja	Med	Alta	Alta	Med	Baja	Med	Alta	Alta

Como se puede observar, aunque muestran prestaciones similares, hay rasgos que destacan en determinadas características mientras que se ven desfavorecidos en otras. Así por ejemplo, la huella dactilar destaca por ofrecer los índices de error más bajos junto con el iris, pero a su vez, ambos adolecen de una aceptación media. La cara destaca por ser un sistema muy poco invasivo pero sufre a la hora de comparar sus tasas de error con las de otros sistemas. La geometría se encuentra en el medio por así decirlo, ofreciendo tasas de error medias-bajas y una aceptación por parte de los usuarios buena. En general, se acepta el hecho de que cada sistema biométrico ofrece ciertas ventajas y desventajas frente al resto de sistemas [A. Jain *et al*, 2006]. Existen muchos retos aún por solucionar y la aparición de nuevas contribuciones en este campo son numerosas.

Implicaciones económicas

La figura 1.1 muestra el estudio publicado por el International Biometric Group. El gráfico muestra la tasa de implantación en el mercado de las diferentes tecnologías, representando a su vez la división del mercado de las tecnologías biométricas en el año 2009.

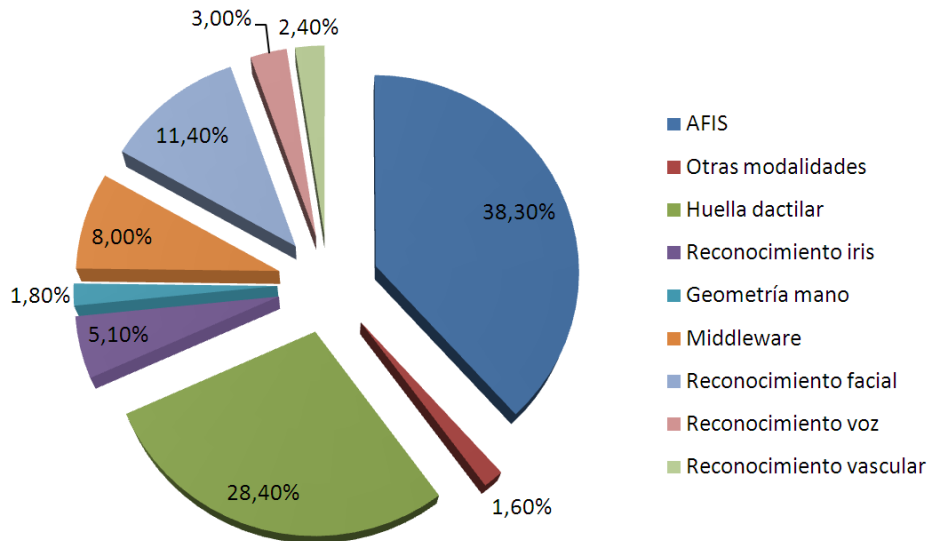


Figura 1.1. Mercado biométrico en el año 2009

Como se puede ver en el gráfico, los sistemas AFIS y los basados en huella dactilar copan el 66% del mercado. Son sistemas comercializados desde hace más de 15 años con una presencia consolidada en el mercado. Otros sistemas como los basados en el patrón vascular apenas tienen 2 años de presencia por lo que están mucho menos consolidados, hará falta tiempo para saber su posición real. Por Middleware se entiende el conjunto de aplicaciones y sistemas software asociados a los sistemas biométricos.

En general se observa un mercado fragmentado en el que si dejamos de lado las aplicaciones forenses, no se observa un claro dominador. Esta tendencia se ha acrecentado en los últimos años, donde cada vez más aparecen nuevas propuestas basadas en rasgos diferentes a la huella dactilar.

Los sistemas biométricos basados en rasgos presentes en la mano (huella dactilar, geometría palma, etc...) abarcan cerca de un 70% del mercado de identificación biométrica. Visto de otra forma, la cuota de mercado que ocupan rasgos biométricos no obtenidos de la mano es inferior al 22% repartido entre cara, iris y voz fundamentalmente.

1.1. Biometría de la mano

La mano destaca por ofrecer diferentes rasgos biométricos no correlados en un pequeño espacio. De una imagen de la mano se pueden extraer más de 10 rasgos biométricos diferentes: 5 huellas dactilares (cada una de las huellas dactilares tiene entidad para ser considerada un rasgo biométrico discriminativo), geometría de la mano, huella palmar, textura de los dedos, patrón vascular, huella dactilo-palmar además de los rasgos que se pueden obtener del dorso de la mano.

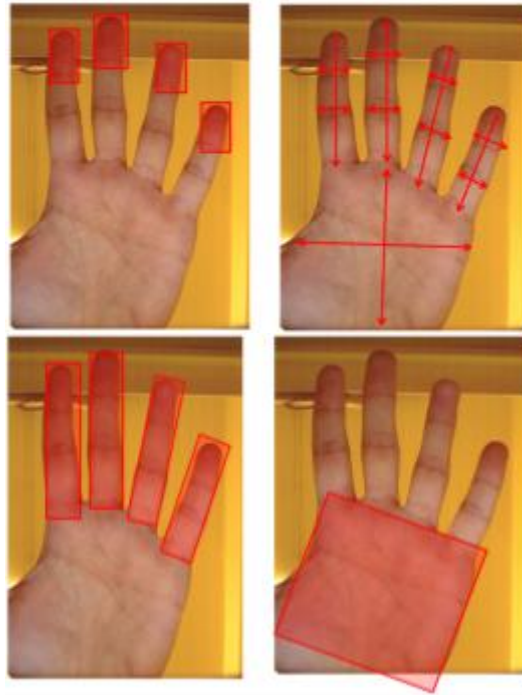


Figura 1.2. Algunos rasgos biométricos presentes en la palma de la mano

Cada huella dactilar posee suficiente información como para considerarlo un rasgo biométrico independiente. La geometría es otro rasgo a extraer y no presenta ningún tipo de relación con las huellas dactilares, de ahí el término “rasgos no correlados”. Se basa en medidas geométricas extraídas de los dedos y la palma tales como anchos, largos y ángulos. La textura de los dedos es un rasgo biométrico de reciente aparición. Se basa en el estudio de la forma de los pliegues y arrugas de las falanges de los dedos. Existen estudios que utilizan la textura presente en un solo dedo como rasgo biométrico pero dentro de esta tesis consideraremos la textura de todos los dedos como un único rasgo biométrico. La palma es posiblemente la región con mayor información dentro de la mano. Se pueden destacar 3 rasgos: la textura de la palma, la huella dactilo palmar y el patrón de vascular. La textura palmar se basa en información extraída del dibujo y forma de las líneas y pliegues de la piel. La huella dactilo palmar se asemeja más al estudio a las técnicas usadas con huellas dactilares, estudio de minucias y puntos de interés extraídos de la palma. El patrón vascular es una técnica emergente y se basa en la distribución de capilares debajo de la piel de la palma de la mano. Es importante destacar el hecho de ser rasgos biométricos no correlados. Es decir, la información extraída de uno de ellos no guarda ningún tipo de relación con la extraída de los otros.

La huella dactilar es un rasgo de largo recorrido sobre el que existe una gran bibliografía. En esta tesis se prestará mayor atención a rasgos menos estudiados y emergentes y más concretamente en su aplicación en esquemas sin contacto.

Si buscamos en los inicios de los sistemas biométricos basados en la mano y sin considerar la huella dactilar, las primeras patentes que nos encontramos datan de principios de 1970. Tras realizar una búsqueda sobre patentes dentro del grupo de la clasificación europea G06K9/00A y la base de datos EPODOC, se encuentran más de 400 patentes relacionadas con rasgos biométricos de la mano.

Desde un punto de vista estrictamente cuantitativo un análisis del número de documentos de patentes publicadas desglosadas por año permite comprobar que en el campo de las patentes, la identificación de personas a partir de la mano se inicia en los años 70. Aunque no se disponen de datos a partir del 2007, en la figura 1.3 se aprecia como el despegue de la tecnología no se produce hasta mediados de los años 90, estabilizándose el crecimiento a partir del 2000 en un número anual de entre 20 y 45.

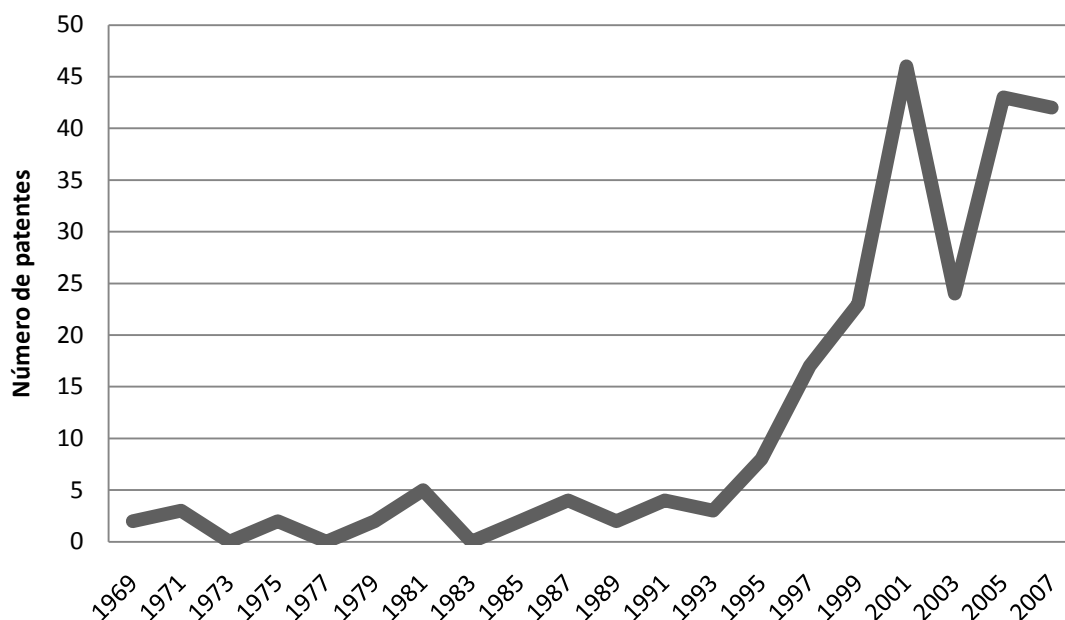


Figura 1.3. Patentes por año relacionadas con sistemas biométricos basados en mano

Por países, donde se han publicado mayor número de documentos de la muestra es en los Estados Unidos (131) seguido de Japón (71).

En lo que ha estudios científicos se refiere, los inicios datan de 1999 [A. Jain *et al*, 1999; R. Sanchez-Reillo *et al*, 1999]. Estos primeros sistemas estaban basados en imágenes del dorso de la mano, usando como sistemas de adquisición sensores CCD. Las tasas de verificación alcanzaban niveles aceptables pero adolecían de problemas de fallos de adquisición. La utilización de topes guiaba al usuario en la colocación de la mano. Los topes deforman la imagen y añaden complejidad al sistema. Es por ello que surgen sistemas libres de topes [L. Wong y P. Shi, 2002] Se comienzan a utilizar escáneres como sistemas de adquisición y se desarrollan métodos de parametrización robustos a la distorsión de rotación. Los topes se hacen completamente innecesarios pero la utilización del escáner ralentiza el proceso de adquisición.

Al mismo tiempo que se trabaja en sistemas basados en la geometría, se estudian sistemas basados en la palma de la mano [D. Zhang y J. You, 2003]. El siguiente paso lógico era la utilización de esquemas multimodales. Se desarrollan sistemas que fusionan la palma y la geometría [A. Kumar *et al*, 2003]. Surge también la textura de los dedos como otro rasgo a fusionar [M. A. Ferreret *et al*, 2007]. La utilización de sistemas multimodales hace caer las tasas de error a niveles similares a los ofrecidos por sistemas basados en huellas dactilares. La identificación de personas a partir de rasgos biométricos es una realidad. Surge una pregunta, ¿La biometría de la mano es una

línea de investigación ya resuelta?, en caso negativo ¿Qué nuevos hitos pueden proponerse?

1.2. Nuevas líneas de investigación en biometría de la mano

Nuevos problemas e hitos surgen buscando adaptarse a las diferentes aplicaciones y a los cada vez más exigentes usuarios. Surgen nuevos entornos como la identificación biométrica a través de dispositivos móviles o teléfonos. Aparecen nuevas técnicas o nuevas líneas de investigación como reconocimiento basado en huellas dactilares de alta resolución [A. Jain *et al*, 2006], uso de tecnología de adquisición 3D aplicada a la mano [D. Zhang *et al*, 2010], sistemas basados en la textura de dedos como nuevo rasgo [A. Kumar y Ch. Ravikanth, 2009] o aplicación de tecnología sin contacto [A. Morales *et al*, 2008] entre otras líneas emergentes. Se discute sobre que nuevos retos o tecnologías pueden mejorar las tasas de reconocimiento, la robustez, eficiencia y la aceptación por parte de los usuarios.

En lo que respecta a los sistemas basados en la mano existen diferentes líneas emergentes en las que se trabaja en la actualidad. La utilización de nuevos sensores y sistemas de adquisición está cobrando especial relevancia en los sistemas que utilizan el patrón vascular como rasgo biométrico. La tendencia es abaratar costes y utilizar sistemas de adquisición cada vez más económicos. Se pasó de las cámaras CCD a los escáneres, en la actualidad se trabaja con simples cámaras web comerciales, alcanzando tasas de identificación similares a las de otros sistemas de adquisición más complejos y costosos.

Una vez conseguidas figuras de calidad que permiten el uso de dichos dispositivos en aplicaciones reales, la comunidad científica ha comenzado a prestar más atención a importantes aspectos como la aceptabilidad por parte del usuario, mayor seguridad o menor tiempo de respuesta entre otros. Los sistemas de reconocimiento a distancia surgen como una solución a los problemas de higiene y rechazo por parte de ciertos sectores culturales. Se trabaja en sistemas que eliminen la necesidad de contacto entre el usuario y el dispositivo [G. Zheng *et al*, 2007] [A. Morales *et al*, 2008]. Se trabaja en técnicas de reconocimiento de patrones robustas ante las distorsiones asociadas a la ausencia de una superficie de contacto. En lo que respecta a este documento nos referiremos a estos sistemas como sistemas biométricos sin contacto aunque recientemente es común encontrar en la bibliografía el término “a distancia”.

En [N. Duta, 2009] se realiza un análisis desde el punto de vista de la industria de las líneas pasadas y futuras de biometría de la mano. Se establecen tres líneas fundamentales de futuro:

- Diseño de sistemas de adquisición sin restricciones: donde se incluye la eliminación de topes o “*pegs*”, uso de diferentes sistemas de iluminación, sensores multimodales y medidas invariantes a la pose.
- Nuevas formas de extracción de características: donde se incluyen nuevos clasificadores y extracción de características robusta.

- Fusión de la tecnología basada en la forma de la mano con otras biometrías como la huella palmar.

En el documento también se hace ver el desfase actual entre los sistemas propuestos en el ámbito de la investigación y los sistemas comercializados. Se alude a posibles problemas de coste debido a las altas necesidades de computación de las propuestas más recientes. La utilización de sensores de alta tecnología también es un aspecto que encarece y complica el salto de los sistemas del laboratorio a la calle. Se hace necesario por tanto investigar sin perder de vista la necesidad de proponer soluciones viables y con posibilidades de implantación más allá de su uso en laboratorios y centros de investigación.

Existen grandes retos asociados a aspectos generales de los sistemas biométricos, la vulnerabilidad, escalabilidad o precisión son aspectos que distan mucho de estar solucionados. Así pues, la vulnerabilidad de los sistemas biométricos es materia de amplia discusión [J. Galbali, 2009]. La suplantación de identidad o la reemplazabilidad son aspectos en lo que aún se trabaja. La escalabilidad en lo que respecta a sistemas con órdenes de magnitud de cientos de millones de usuarios será estudiada en aplicaciones no forenses en el proyecto biométrico más ambicioso hasta la fecha comenzado en la India en el año 2010. Dicho proyecto incluye el registro de 1.2 billones de ciudadanos a partir de las biometrías de huella dactilar e iris.

La aparición de múltiples sistemas y el desarrollo de nuevas tecnologías hacen necesaria la implantación de estándares de verificación y de normalización de los sistemas biométricos. Surgen comités de estandarización ISO/IEC JTC1/SC37 "Biometrics" a nivel europeo o su versión española AEN/CTN71/SC37 "Identificación Biométrica".

1.3. La Tesis

Los sistemas biométricos con contacto basados en rasgos de la mano han sido profundamente estudiados en los últimos 15 años. Se han alcanzado medidas de calidad tales como Tasas de Falsa Aceptación o Falso Rechazo que han permitido su utilización en entornos reales. Los sistemas biométricos sin contacto basados en mano surgen como nueva línea de futuro para mejorar la aceptabilidad de los sistemas basados en contacto. Los sistemas sin contacto presentan una serie de retos a resolver que hacen preguntarse si se podrán alcanzar parámetros de calidad similares a sus homólogos con contacto. El presente documento tratará de demostrar la siguiente hipótesis:

Es posible diseñar sistemas de identificación de personas mediante biometría de la mano sin contacto con figuras de mérito similares a los sistemas biométricos con contacto.

Algunas de los retos a resolver en los sistemas sin contacto son: la segmentación en entornos no controlados y la extracción de características robustas a las distorsiones asociadas a la ausencia de una superficie de apoyo. En esta tesis se ha tratado de

resolver las diversas cuestiones a través del estudio y desarrollo de sistemas biométricos sin contacto propios y de terceros.

Se han estudiado diferentes sistemas de adquisición basados en el espectro visible e infrarrojo y su aplicación en sistemas biométricos sin contacto basados en la mano para entornos operacionales. Se han desarrollado diversos prototipos de sistemas de identificación sin contacto con los que estudiar el comportamiento de diversas biometrías en éste tipo de esquema. La verificación se ha basado en la comparación de las técnicas propuestas tanto en bases de datos propias como de terceros.

Otra línea emergente en sistemas biométricos es la del estudio de sistemas de detección de vida que doten de una mayor robustez frente a ataques. Una mayor robustez redundaría en una mayor sensación de seguridad y credibilidad por parte del usuario, lo cual a su vez implica un aumento de la aceptabilidad. En esta tesis se proponen nuevos sistemas de detección de vida basados en el uso de sistemas multiespectrales y espectrográficos.

1.4. Contribuciones

Los sistemas biométricos multimodales sin contacto basados en mano pueden ofrecer figuras de mérito cercanas a las ofrecidas por los sistemas con contacto. La fusión de diferentes rasgos extraídos de la palma [A. Morales *et al*, 2010] [A. Morales *et al*, 2011a Bajo Revisión] junto con rasgos geométricos [M. A. Ferrer y A. Morales *et al*, 2011c] permiten alcanzar figuras de mérito similares a las de los sistemas con contacto. Se ha probado el rendimiento de diferentes rasgos biométricos en esquemas sin contacto tanto en condiciones de laboratorio como en condiciones operacionales [A. Morales *et al*, 2009] [Marcos Faundez-Zanuy *et al*, 2010], con bases de datos propias y bases de datos públicas. Se proponen una serie de modificaciones sobre los métodos tradicionales de extracción de características para afrontar la problemática asociada a los sistemas sin contacto.

Se ha trabajado con diferentes rasgos biométricos en condiciones con contacto para estudiar su posible utilización en esquemas sin contacto. En [M. Ferrer *et al*, 2007] [M. A. Ferrer y A. Morales, 2009] se estudiaron medidas geométricas y palmares con resultados prometedores que animaron a su utilización en un entorno sin contacto. Otros rasgos como los nudillos de los dedos [A. Morales *et al*, 2011b] están pendientes de ser probados en un esquema sin contacto tras obtener prometedores resultados con contacto. Por el contrario, otras medidas como el patrón vascular [M. A. Ferrer *et al*, 2009] o los nudillos del dorso de la mano [A. Morales *et al*, 2007] [A. Morales *et al*, 2008] ofrecieron escasa robustez que desaconsejaba su utilización en un esquema sin contacto.

El rendimiento de los sistemas libres de topes puede equipararse al de los sistemas con topes [M. A. Ferrer *et al*, 2009] lo cual permite pensar en que problemas como la rotación o la traslación no serán claves en los esquemas sin contacto.

Se propone el uso del espectro infrarrojo para posibilitar una segmentación precisa en entornos no controlados [A. Morales *et al*, 2007] [A. Morales *et al*, 2008]. La

correcta segmentación permite utilizar la geometría como rasgo biométrico pero a su vez permite segmentar otros rasgos de la mano sin introducir más ruido en el sistema.

La detección de vida a partir de imágenes multiespectrales [M. A. Ferrer y A. Morales, 2011a] e hiperespectrales [M. A. Ferrer y A. Morales, 2011b] se puede realizar sin necesidad de contacto con unas tasas de detección elevadas. Utilizando una base de datos propia con imitaciones de manos de diversos materiales sintéticos y orgánicos se comprueba como la fusión de la información de ambas tecnologías mejora las prestaciones de cada una por separado.

1.5. Índice de la Tesis

El presente documento se ordena de la siguiente forma. En el Capítulo II se repasan los antecedentes y el estado del arte en biometría de la mano. Las propuestas se ordenarán según el rasgo biométrico utilizado y la necesidad o no de contacto. El capítulo finaliza con una revisión del estado del arte de sistemas de detección de vida.

El Capítulo III estudia la problemática de la segmentación de la mano en entornos no controlados. Se repasan algunas de las principales técnicas de segmentación y se justifica la utilización del espectro infrarrojo como medio para lograr una segmentación robusta en entornos no controlados.

En el Capítulo IV se expone el esquema básico de los sistemas biométricos sin contacto propuestos en este documento. Se hará un repaso por los principales módulos y se detallarán las bases de datos y metodologías utilizadas en la fase de experimentación.

En el Capítulo V se estudiarán las características geométricas de la mano como rasgo biométrico aplicable a esquemas sin contacto. El capítulo detalla las medidas utilizadas y su extracción así como la experimentación y resultados obtenidos.

En el Capítulo VI se estudiarán medidas palmares y su aplicación en esquemas biométricos sin contacto. Se trabajará tanto con medidas globales como locales y se comprobará el rendimiento de dichas medidas sobre diferentes bases de datos públicas y propias.

En el Capítulo VII se propone estudiar las posibilidades que ofrece un sistema multimodal basado en las medidas geométricas y palmares propuestas en anteriores capítulos. La fase de experimentación se centra en comparar las prestaciones de los métodos de extracción de características ante la problemática asociada a esquemas sin contacto así como el rendimiento al fusionar a nivel de resultados.

En el Capítulo VIII se proponen dos métodos de detección de vida basados en espectrografía y utilización de imágenes multiespectrales para finalizar en el Capítulo IX con las conclusiones y líneas futuras.

CAPÍTULO II

ANTECEDENTES

Los sistemas biométricos basados en mano sin contacto son de reciente aparición, no existiendo demasiada bibliografía más allá del año 2007. Para desarrollar o estudiar sistemas biométricos sin contacto basados en la mano es útil estudiar primero las diferencias que existen entre éstos y los habituales sistemas con contacto. La ausencia de una superficie de apoyo introduce distorsión de proyección mientras que la ausencia de un fondo controlado complica la segmentación. La mano al estar suspendida en el aire puede producir adquisiciones borrosas. Distorsiones de rotación, traslación y escala están presentes en la mayoría de muestras. Pese a estas diferencias, las técnicas empleadas en sistemas sin contacto aunque no rompen con los sistemas existentes si precisan de una serie de consideraciones. La bibliografía acerca de sistemas biométricos con contacto es extensa y con más de 20 años de recorrido. Durante la elaboración de este documento se han estudiado las principales técnicas de identificación biométricas basadas en mano con la idea de estudiar su utilización en sistemas sin contacto.

La figura 2.1 muestra el número aproximado de artículos relevantes por año en el campo de la biometría de la mano en los últimos 15 años. Para realizar la búsqueda se ha utilizado las bases de datos IEEE, AIP, IET, AVS, IBM, EURASIP y Academic Coogle. Excluyendo la huella dactilar, el primer rasgo de la mano estudiado fue la geometría. A medida que más grupos de investigación muestran interés por este campo se van reduciendo las tasas de error de los sistemas a la vez que se trabaja en sistemas cada vez más cómodos para el usuario. Así a los primeros sistemas con topes basados en geometría, les siguen sistemas libres de topes donde el usuario solo debe situar la mano sobre una superficie. El segundo rasgo en ser estudiado fue la palma de la mano. Poco tiempo después de empezar a trabajarse con la palma de la mano surgen los sistemas multimodales. La fusión de diferentes rasgos biométricos hace caer las tasas de error a niveles similares a los de los sistemas más robustos, huella dactilar e iris. El siguiente paso fue la eliminación de cualquier superficie de contacto. Se reduce al

mínimo la interacción usuario-dispositivo, los sistemas sin contacto se plantean como dispositivos de alta aceptación por parte de los usuarios y como solución a los problemas de higiene. Dentro de los sistemas sin contacto cabe diferenciar entre aquellos en los que el fondo es controlado y aquellos en los que no lo es. Los que presentan un fondo controlado suelen utilizar un dispositivo en el cual el usuario introduce la mano, dentro del dispositivo las condiciones están controladas y tareas como la segmentación se vuelven triviales. Es la solución denominada como “caja negra”. Por el contrario los sistemas sin contacto para entornos no controlados (condiciones ambientales y de fondo desconocidas) presentan grandes retos a resolver. Partiendo de la idea de estudiar sistemas de alta aceptabilidad y de que los usuarios prefieren dispositivos lo más transparente posible al uso, el presente documento prima el desarrollo de sistemas biométricos sin contacto basados en mano para entornos no controlados.

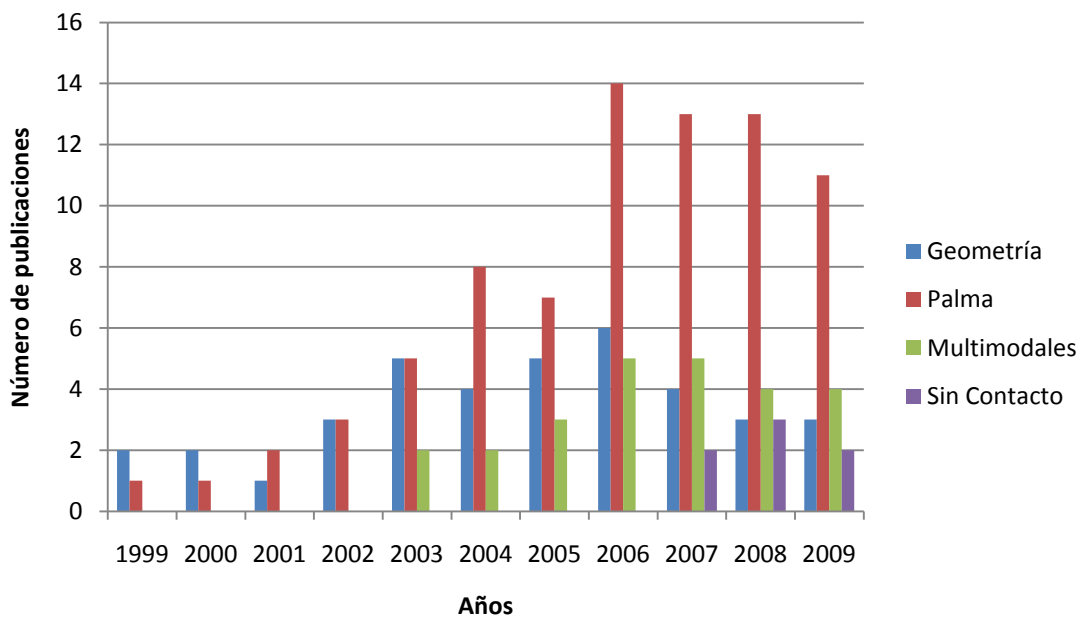


Figura 2.1. Evolución sistemas biométricos basados en mano

En lo que respecta a detección de vida, la bibliografía es escasa y muy dispersa en cuanto a técnicas utilizadas. Se pueden encontrar trabajos basados en la detección de la frecuencia cardiaca, propiedades ópticas o elásticas de la piel e incluso conductividad de la misma.

2.1. Sistemas basados en la forma de la mano

Las primeras publicaciones relevantes referentes a biometría de la mano datan del periodo entre 1997 a 2000 [Golfarelli *et al*, 1997], [A. Jain *et al*, 1999], [R. Sanchez-Reillo *et al*, 2000]. Estos primeros sistemas estaban basados en imágenes del dorso de la mano y usaban como sistemas de adquisición sensores CCD que no superaban los 640x512 pixeles de resolución. El sistema propuesto por Golfarelli utilizaba retro iluminación para logra un mayor contraste entre mano y fondo mientras los sistemas

de Jain y Sanchez-Reillo utilizaban iluminación directa sobre el dorso de la mano. Un espejo situado en un lateral con 45° de inclinación aportaba una visión lateral de la palma en los tres sistemas. La figura 2.2 muestra las diferentes imágenes capturadas con los sistemas.

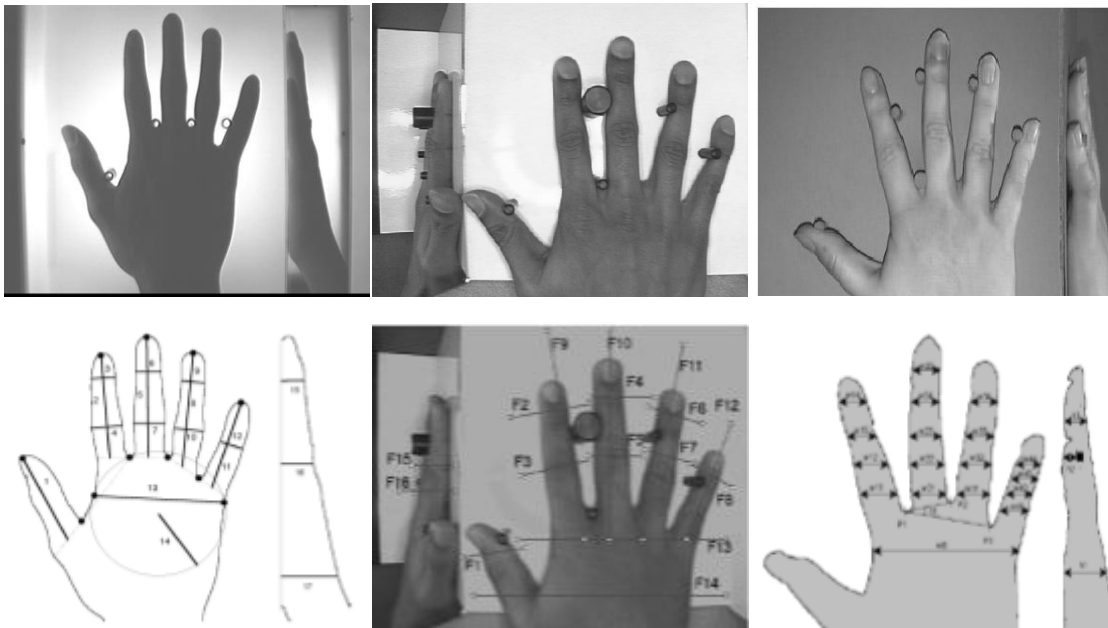


Figura 2.2. Entornos de aplicación para sistemas biométricos de los sistemas propuestos en [Golfarelli *et al*, 1997], [A. Jain *et al*, 1999] [R. Sanchez-Reillo *et al*, 2000]

En estos primeros sistemas el correcto posicionamiento de la mano era fundamental. Dependiendo del sistema, el número y la colocación varían ligeramente. Por ejemplo se pasa de los 4 utilizados por Golfarelli a los 6 utilizados por Sánchez-Reillo o los 5 de Jain. La disposición de los toques y su número además de influir en la comodidad del usuario, influyen en el rendimiento del sistema biométrico [M. Ferrer *et al*, 2008].

Como rasgos biométricos se extraían distancias entre puntos de la silueta que representan anchos y largos de los dedos así como medidas geométricas de la palma de la mano. Así, en el sistema de Golfarelli se extraían un total de 17 medidas, por las 16 del sistema de Jain y las 31 del sistema de Sanchez-Reillo.

Los tres sistemas se asemejan en las etapas de adquisición y parametrización. Aunque los métodos de segmentación difieren entre los tres sistemas, en entornos tan controlados como los utilizados, no representa una etapa de especial dificultad. Es en la clasificación donde se encuentran algunas diferencias importantes. La clasificación propuesto por Jain se basa en la norma euclídea:

$$\sum_{j=1}^d |y_j - f_j| < \epsilon_a, \quad \sum_{j=1}^d \frac{|y_j - f_j|}{\sigma_j} < \epsilon_{wa},$$

$$\sqrt{\sum_{j=1}^d (y_j - f_j)^2} < \epsilon_{ea, y} \quad \sqrt{\sum_{j=1}^d \frac{(y_j - f_j)^2}{\sigma_j^2}} < \epsilon_{we}$$

donde y y f son los vectores con dimensión d de características a comparar, σ_j^2 es la varianza de la característica j -ésima y ϵ_a , ϵ_{wa} , ϵ_e y ϵ_{we} son los umbrales para cada distancia.

Sánchez-Reillo utiliza 4 clasificadores: distancia euclídea, distancia Hamming, Modelos de Mezcla Gaussianos (GMMs) y Redes Neuronales RBF. Los mejores resultados los obtiene utilizando los GMMs, entrenando cada modelo según la ecuación.

$$\rho(\vec{x}/u) = \sum_{i=1}^M \frac{c_i}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma_i|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\vec{x} - \vec{\mu}_i)^T \Sigma_i^{-1} (\vec{x} - \vec{\mu}_i) \right\}$$

donde \vec{x} es el vector de características, c_i es el peso asignado a cada modelo Gaussiano, μ_i el valor medio de cada modelo, Σ_i la matriz de covarianza, M el número de modelos y d la dimensión del vector de características.

Por último, Golfarelli utiliza un clasificador basado en modelo Bayesiano. En su propuesta destaca la síntesis de 100000 usuarios a partir de las matrices de covarianza intraclase e interclase de 100 usuarios reales. La metodología de verificación utilizada difiere de la habitual y se basa en modelado estadística de cada clase según la ecuación:

$$P(w_i|v) = \frac{p(v|w_i)P(w_i)}{p(v)}$$

donde $P(w_i|v)$ es la probabilidad condicionada de que el vector v pertenezca a la clase w_i , $p(v)$ es la densidad de probabilidad absoluta de v , $P(w_i)$ es la probabilidad a priori de pertenecer a w_i y $p(v|w_i)$ es la densidad de probabilidad condicionada.

Los resultados de estos tres primeros sistemas se recogen en la tabla 2.1. Dependiendo del sistema se utilizan las Tasas de Falso Rechazo (FRR) y Falsa Aceptación (FAR) o la Tasa de Igual Error (Equal Error Rate), que representa la tasa donde la FAR y la FRR se igualan.

Tabla 2.1. Resultados de los primeros sistemas de biometría de la mano

Sistema	Tamaño Base de datos	Resultados (%)
Golfarelli <i>et al</i> , 1997	100	EER=0.12
A. Jain <i>et al</i> , 1999	50	FAR=1 , FRR=6
R. Sanchez-Reillo <i>et al</i> , 2000	53	EER=4

Con tasas de verificación prometedoras dentro lo que son sistemas noveles, los principales problemas provenían de la etapa de adquisición. En el sistema de Jain se desechan un 25% de las imágenes por mala colocación. Los topes utilizados para guiar

al usuario en la colocación añaden complejidad al sistema e introducen los siguientes problemas:

- Los topes pueden deformar la forma de la mano, con la consecuente incidencia en la silueta. La deformación de la siluete influye directamente en los parámetros geométricos extraídos lo cual influye en la tasa de identificación [A. Wong and P. Shi, 2002].
- Los topes añaden complejidad al sistema. Tanto los usuarios como los supervisores deben entrenarse en su uso. Este hecho aumenta la responsabilidad de los usuarios, lo cual puede influir en el rendimiento del sistema.
- Los sistemas basados en topes adolecen de unas dudosas medidas higiénicas pudiendo influir este hecho negativamente en la aceptabilidad de los usuarios debido a las condiciones higiénicas.

Comienzan entonces a surgir sistemas sin topes [A. Wong y P. Shi, 2002], [G. Boreki y A. Zimmer, 2005], [E. Yörük *et al*, 2006]. Se utilizan escáneres como sistemas de adquisición aportando una mayor calidad de imagen. Se pasa de trabajar con el dorso de la mano a trabajar con la palma lo cual maximiza el contraste entre mano y fondo. La segmentación en este tipo de sistemas es directa, figura 2.3.

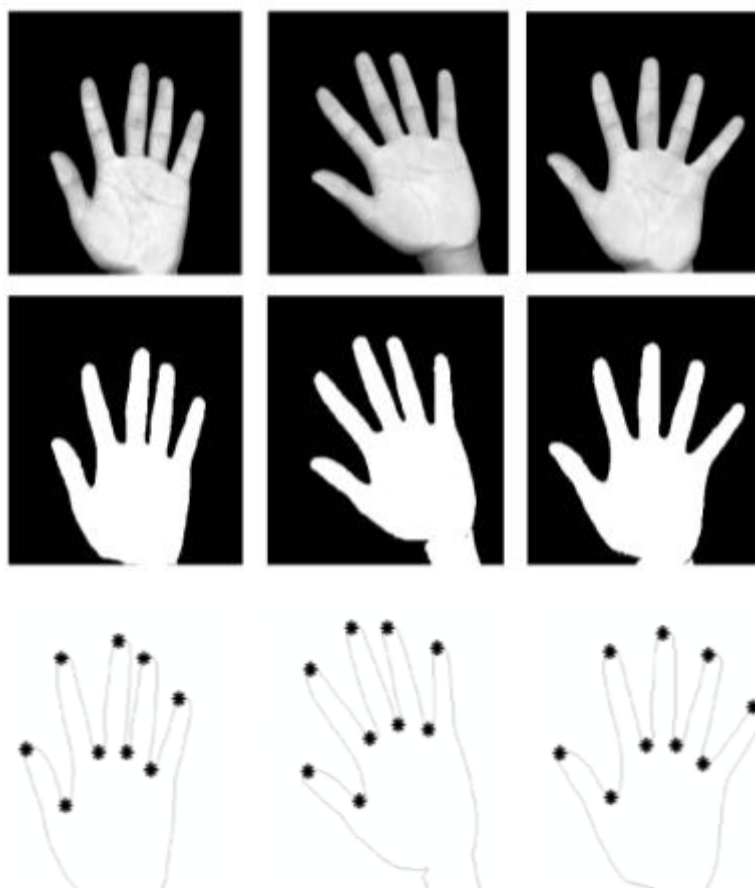


Figura 2.3. Imágenes adquiridas con escáner, segmentación y localización de puntas y valles [A. Wong y P. Shi, 2002]

Para eliminar los topes se hace necesario desarrollar algoritmos de parametrización robustos a la rotación y traslación. Wong opta por utilizar los métodos de parametrización tradicionales basados en anchos y largos de los dedos. Para dotar al sistema de la robustez necesaria ante la rotación realiza un pre-procesado en el que se alinean todas las imágenes. El primer paso para realizar el alineamiento es la localización de puntas y valles. Para cada punto del contorno (x, y) se calcula la curvatura K según la ecuación:

$$K = \frac{(x'y'' - y'x'')^2}{(x'^2 - y'^2)^{3/2}}$$

donde x' , y' , x'' y y'' son las derivadas de primer y segundo orden del contorno. De la curvatura K se extraen los 9 puntos con mayor índice de curvatura, figura 2.3.

Las imágenes son alineadas verticalmente a partir de la pendiente del dedo corazón. Para ello se calcula su ángulo de alineación θ :

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{\Delta y}{\Delta x} \right)$$

Una vez se conoce el ángulo de inclinación del dedo corazón, se establece la correspondencia entre los puntos del contorno a partir de la ecuación:

$$\begin{bmatrix} x_r \\ y_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$

Con las imágenes rotadas, se proceden a extraer los anchos y largos de los dedos así como las siluetas de las puntas de los dedos índice, corazón y anular.

Boreki utiliza un sistema de localización de puntas y valles similar al utilizado por Wong, utilizando los puntos de la silueta con mayor grado de curvatura. Las novedades se presentan al crear el vector de características. Dejando de lado el pulgar, se utilizan los largos de los dedos y sus anchos medios para generar las ecuaciones que representen a cada usuario:

$$L = 2L_{d1} + 2L_{d2} + L_{d3} + 0.2L_{d4}$$

$$W = 2W_{d1} + 2W_{d2} + W_{d3} + 0.2W_{d4}$$

donde L_{di} son los largos de los dedos y W_{di} los anchos medios empezando por el dedo índice.

El sistema propuesto por Boreki introduce como novedad un sistema de detección de vida basado en la detección de los latidos de corazón del individuo a identificar. El sistema se basa en la inclusión de un segundo sensor que adquiere la frecuencia cardiaca de la mano en reposo.

Yörük también realiza una alineación de las manos, pero en esta ocasión se realiza independiente para cada dedo. La alineación se hace de forma muy similar a la explicada con anterioridad. El principal cambio es la utilización de un pivote de rotación para cada dedo, figura 2.4.

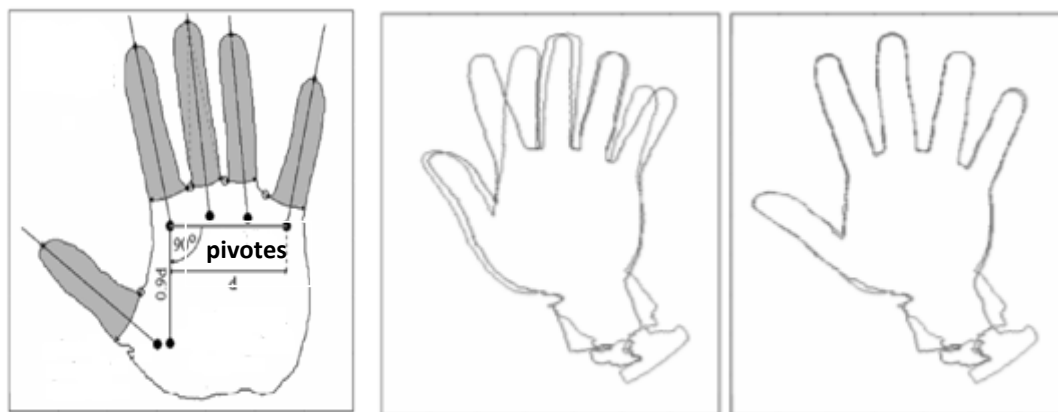


Figura 2.4. A la izquierda caracterización de la mano y pivotes de rotación, en el centro dos imágenes de un mismo usuario, a la derecha ambas imágenes después de su alineación [E. Yörük *et al*, 2006]

Con una alineación muy precisa, Yörük estudia nuevas formas de parametrización en las que se incluye la utilización de los puntos de la propia silueta como parámetro característico. También se extraen características a partir del Análisis de Componentes independientes (Independent Component Analysis, ICA).

La base de datos utilizada por Wong es demasiado reducida pero se ha añadido en esta revisión del estado del arte por ser uno de los primeros trabajos en presentar un sistema libre de topes.

Tabla 2.2. Resultados de los sistemas basados en biometría de la mano sin topes

Sistema	Tamaño Base de datos	Resultados (%)
L. Wong y P. Shi, 2002	22	FAR=2.2 , FRR=11.1
G. Boreki y A. Zimmer, 2005	80	FAR=0.8, FRR=3.8
E. Yörük <i>et al</i> , 2006	458	EER=1.8

Durante los primeros años del siglo XXI otros grupos de investigación publican diferentes sistemas basados en la geometría y la forma de la mano. Se mejoran las tasas de identificación respecto a los primeros sistemas basados en topes y se amplían las bases de datos. En su mayoría son sistemas que siguen la filosofía de los presentados con anterioridad por lo que se incluyen en este estado del arte de forma resumida en la tabla 2.3.

Tabla 2.3. Resultados de sistemas basados en la forma de la mano entre los años 2004 y 2008

Sistema	Tamaño Base de datos	Resultados (%)
Y. Bulatov <i>et al</i> , 2004	70	FAR=1 , FRR=3
R.N.J. Veldhuis <i>et al</i> , 2005	51	EER=0.2
N. Covavisaruch <i>et al</i> , 2005	96	EER=3
G. Amayeh <i>et al</i> , 2006	40	FAR=1, FRR=2
M. Ferrer <i>et al</i> , 2007	109	FAR=0.21, FRR=0.18
M. Adán <i>et al</i> , 2008	470	FAR=0.45, FRR=3.4

Como comentario crítico poner de relieve que ninguno de los sistemas presentados hasta el momento comparte la base de datos. Cada grupo de investigación presenta sus resultados a partir de su base de datos. Este hecho hace difícil comparar las prestaciones de los diferentes sistemas.

2.2. Sistemas basados en la imagen palmar

Al mismo tiempo que se desarrollan los sistemas basados en la geometría, se estudian sistemas basados en la palma de la mano. Entre los sistemas estudiados durante la elaboración de este documento se pueden diferenciar los basados en textura [D. Zhang y J. You, 2003] y los basados en información local de la palma [G. S. Badrinath y Phalguni Gupta, 2009]. El estudio se ha centrado en sistemas que no precisen de imágenes de una alta resolución, dejando para posteriores desarrollos sistemas basados en minucias o similares.

A medida que comienzan a publicarse trabajos relacionados con biometrías de la palma de la mano, surgen una serie de bases de datos públicas con las que comparar el rendimiento de las diferentes propuestas. Se quieren destacarán 3 bases de datos: la PolyU [D. Zhang *et al*, 2003], la IITD [A. Kumar *et al*, 2008] y la GPDSHand [C. M. Travieso *et al*, 2004].

La base de datos PolyU fue desarrollada en la Universidad Politécnica de Hong Kong y la forman 20 imágenes de la mano de 386 personas, lo que equivale a 572 clases diferentes. Las manos reposan sobre una superficie negra y son adquiridas por una cámara digital con sensor CCD a una resolución de 960x1280 píxeles.

La base de datos IITD fue desarrollada en el Instituto Tecnológico de Nueva Delhi y la forman entre 5 y 10 imágenes de la mano derecha e izquierda de 234 personas, lo que equivale a 468 clases diferentes. En este caso el sistema si carece de contacto absoluto entre el usuario y el dispositivo. Se utiliza una caja negra para controlar las condiciones de iluminación. El usuario sitúa la mano en un espacio libre enfrente del sensor CCD. La resolución de las imágenes de 800x600 píxeles.

La base de datos GPDSHand fue desarrollada en la universidad de Las Palmas de Gran Canaria y la forman 10 imágenes de la mano derecha de 150 personas. Las imágenes fueron capturadas con escáner a una resolución de 120dpi.

2.2.1. Sistemas basados en textura palmar

Los sistemas basados en la textura utilizan las líneas, pliegues y arrugas presentes en la superficie palmar para crear un modelo o máscara para cada individuo. No precisan de una gran resolución de imagen, siendo habitual el trabajar con 60 ppp. En lo que respecta al sistema de captura, no difieren mucho de los utilizados en geometría de la mano, siendo habitual los sensores CCD y escáneres. Los tres sistemas presentados en [D. Zhang *et al*, 2003], [Z. Sun *et al*, 2005], [J. Wang *et al*, 2008] se basan en un sensor CCD para la adquisición de la imagen palmar.

El primer paso es común a todos los sistemas basados en la palma y corresponde a la extracción de la región de interés, ROI. La propuesta de Zhang empieza por la localización de los valles formados por los dedos meñique-anular e índice-corazón. El punto medio de la línea tangente a la línea de unión entre ambos valles será el centro de la palma. El tamaño de la región de interés extraído es fijo y no fue especificado en la publicación. La propuesta de Z. Sun se basa en la de Zhang y la de Wang difiere en los valles utilizados, siendo en este caso los formados por los dedos índice-corazón y corazón-anular, figura 2.5.

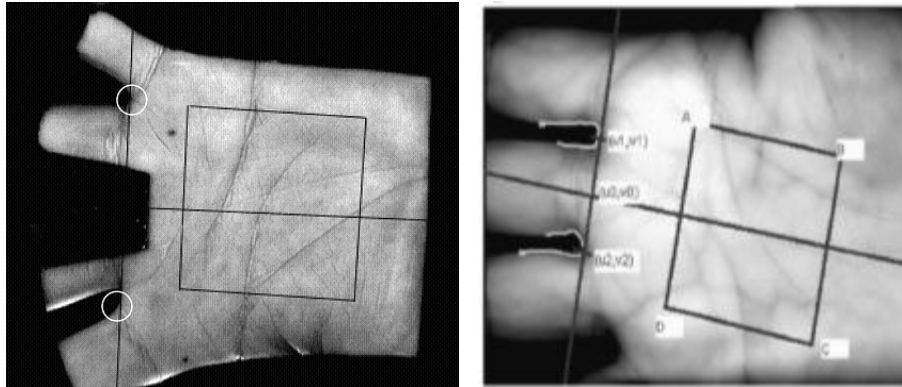


Figura 2.5. A la izquierda extracción de la región de interés propuesta por [D. Zhang et al, 2003], a la derecha propuesta [J. Wang et al, 2008].

Las líneas principales de la palma pueden ser extraídas con un sencillo procesado [P.S. Wu and M. Li, 1997], pero no representan un rasgo biométrico lo suficientemente discriminativo. Durante la elaboración de este documento se han estudiado dos propuestas de parametrización de la palma de la mano [D. Zhang et al, 2003] [Z. Sun et al, 2005]. Ambas propuestas se basan en el uso de filtros direccionales a partir de los cuales obtener una máscara que caracterice la palma del usuario. La diferencia entre ambas propuestas radica en el filtrado utilizado.

D. Zhang propone el uso de un filtro circular de Gabor en 2 dimensiones propuesto en [J.G. Daugman, 1993] para su utilización en sistemas basados en el reconocimiento de iris, ecuación:

$$G(x, y, \theta, u, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right\} \exp\{2\pi i(ux\cos\theta + uysin\theta)\}$$

donde $i = \sqrt{-1}$, u es la frecuencia del filtro, θ controla la orientación y σ es la desviación estándar de la función Gaussiana. Para hacer al sistema más robusto ante cambios de iluminación la media del filtro discreto de Gabor $G(x, y, \theta, u, \sigma)$ se fuerza a cero, ecuación:

$$\tilde{G}(x, y, \theta, u, \sigma) = G(x, y, \theta, u, \sigma) - \frac{\sum_{i=-n}^n \sum_{j=-n}^n G(i, j, \theta, u, \sigma)}{(2n + 1)^2}$$

El comportamiento del filtro queda definido por sus parámetros θ , σ y u . Para el sistema propuesto se han utilizado los siguientes parámetros $\theta = \pi/4$, $\sigma = 0.8$ y $u = 0.1$. En la figura 2.6, podemos observar las máscaras que se generan a partir de las palmas en escala de grises.

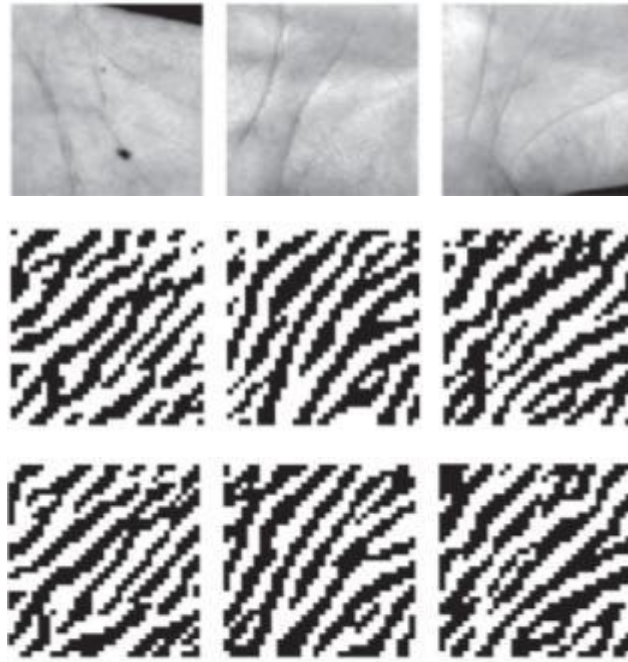


Figura 2.6. Arriba imágenes palmares, en el centro la parte real de la imagen filtrada con Gabor, abajo la parte imaginaria de la imagen filtrada con Gabor, [D. Zhang et al, 2003].

Z. Sun propone la utilización de una combinación de filtros Gaussianos ortogonales, la técnica se denominada OLOF, Orthogonal Line Ordinal Features. Se simplifica trabajando con un problema biclase entre zonas claras y oscuras en la imagen. Entre las principales ventajas de este tipo de filtros es la robustez ante distorsiones intracase como cambios de iluminación, ruido, translación y rotación. Un filtro Gaussiano puede definirse según la ecuación:

$$f(x, y, \theta) = \exp \left[- \left(\frac{x \cos \theta + y \sin \theta}{\delta_x} \right)^2 - \left(\frac{-x \sin \theta + y \cos \theta}{\delta_y} \right)^2 \right]$$

donde θ corresponde a la orientación del filtro, δ_x a la escala horizontal y δ_y a la escala vertical. Z. Sun propone usar pares de filtros ortogonales según la ecuación:

$$OF(\theta) = f(x, y, \theta) - f\left(x, y, \theta + \frac{\pi}{2}\right)$$

Buscando maximizar el contraste entre líneas de la palma, se utilizan 3 orientaciones diferentes $OF(0)$, $OF(\pi/6)$ y $OF(\pi/3)$, figura 2.7. En nuestros experimentos hemos usado unos valores de $\delta_x = 5$ y $\delta_y = 1$.

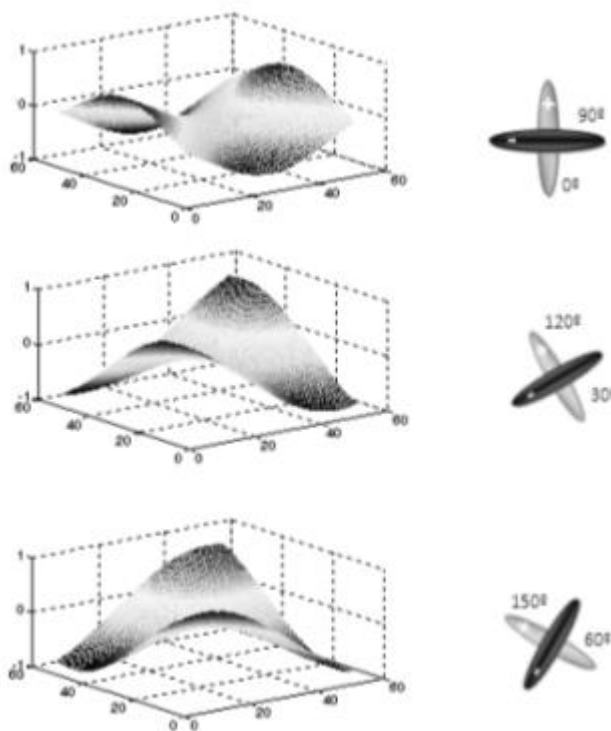


Figura 2.7. Filtros ortogonales para $OF(0)$, $OF(\pi/6)$ y $OF(\pi/3)$

A diferencia del método anterior, en este caso se obtienen 3 máscaras por cada palma. El binarizado se hace utilizando un umbral fijo situado en cero. Como en el caso anterior, las máscaras se normalizan a un tamaño de 50x50 píxeles.



Figura 2.8. Máscaras resultantes tras filtrar con $OF(0)$, $OF(\pi/6)$ y $OF(\pi/3)$

Tanto la propuesta de D. Zhang como la de Z. Sun utilizan un clasificador basado en distancia normalizada de Hamming.

La propuesta de Wang rompe con las anteriores proponiendo utilizar el patrón vascular además de la textura palmar. Se añade una cámara con rango de trabajo en el infrarrojo cercano. Se ilumina la palma con luz visible e infrarroja y se capturan una imagen en cada espectro. Ambas imágenes se fusionan mediante un método basado en extracción de bordes a diferentes escalas presentado en [P. Scheunders, 2000], figura 2.7.

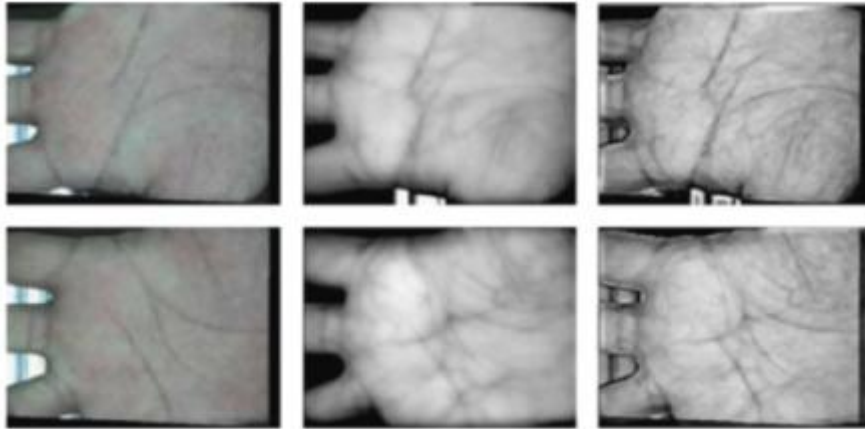


Figura 2.9. Primera columna imagen palmar en el espectro visible, en la segunda columna imagen en espectro infrarrojo, en la tercera columna fusión de las dos primeras imágenes, [P. Scheunders, 2000].

Para la clasificación proponen un método al que denominan Laplacianpalm basado en PCA. Este método muestra ciertas similitudes con otros métodos conocidos como Eigenpalm (T. Connie *et al*, 2004) y Fisherpalm (X. W. Wu *et al*, 2003).

En cuanto a resultados, se utilizan bases de datos con más de 100 usuarios con tasas de error en los tres sistemas por debajo del 1%.

Tabla 2.4. Resultados de los sistemas biométricos basados en textura palmar

Sistema	Tamaño Base de datos	Resultados (%)
D. Zhang <i>et al</i> , 2003;	386 (PolyU Database)	EER=0.6
Z. Sun <i>et al</i> , 2005	100 (PolyU reducida)	EER=0.22
J. Wang <i>et al</i> , 2008	120	EER=0.25

2.2.2. Sistemas basados en información local de la palma

Los sistemas basados en información local de la huella palmar extraen medidas locales de la palma de la mano similares a las minucias a través de técnicas que no precisan de la resolución exigida por los métodos basados en minucias. En [G. S. Badrinath y Phalguni Gupta, 2009] se estudia la robustez del método de extracción de medidas denominado “Speed-up Robust Features, SURF”.

Mediante SURF se extraen puntos altamente descriptivos basados en un estudio de los bordes presentes en la imagen. Los puntos de interés vienen caracterizados por vectores denominados descriptores que se extraen a partir de la matriz Hessian. Dado un punto $P = (x, y)$ en una imagen I , la matriz Hessian $H = (x, \sigma)$ en P con escala σ queda definida por

$$H(P, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(P, \sigma) & L_{xy}(P, \sigma) \\ L_{xy}(P, \sigma) & L_{yy}(P, \sigma) \end{bmatrix}$$

Donde $L_{xx}(P, \sigma)$, $L_{xy}(P, \sigma)$ y $L_{yy}(P, \sigma)$ representan la convolución de la derivada de segundo orden de la función Gaussiana utilizada $\frac{\partial^2}{\partial x \partial y} g(\sigma)$, $\frac{\partial^2}{\partial x^2} g(\sigma)$, $\frac{\partial^2}{\partial y^2} g(\sigma)$ con la imagen I en el punto P . Los puntos de interés se extraen en escala y espacio a partir de una vecindad de $3 \times 3 \times 3$ dimensiones y el método de supresión no máxima ("*non-maximum suppression*").

La extracción de la región de interés se realiza de forma similar a las comentadas anteriormente. La imagen de la palma en escala de grises es normalizada para hacerla más robusta a los cambios de brillo. De la imagen normalizada se extraen los descriptores según el método SURF, figura 2.8.

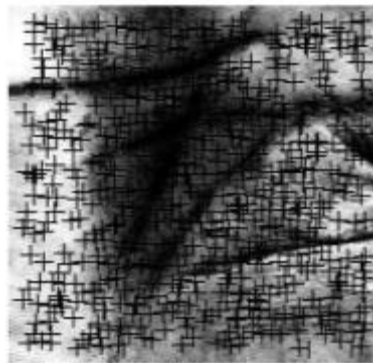


Figura 2.10. Descriptores SURF localizados en una imagen de la palma de la mano [G. S. Badrinath y Phalguni Gupta, 2009]

La clasificación se realiza en base a la distancia euclídea entre los vectores de descriptores. En la figura 2.9 se pueden observar dos ejemplos, las líneas de unión indican la correspondencia entre dos descriptores de cada imagen.

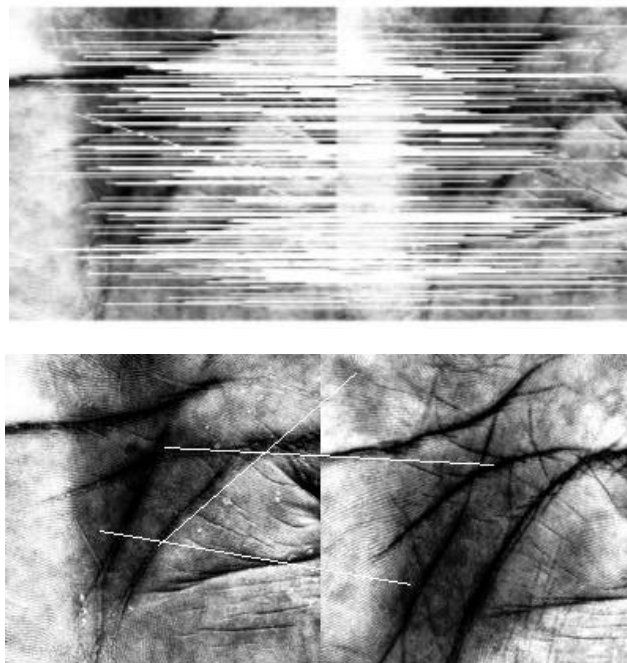


Figura 2.11. Clasificación de parámetros SURF, arriba dos palmas del mismo usuario, abajo dos palmas de usuarios diferentes [G. S. Badrinath y Phalguni Gupta, 2009]

El método fue probado con dos bases de datos públicas, una versión reducida de la PolyU y la IITK. La IITK fue desarrollada en el Instituto Tecnológico de Kampur, India y la componen 200 imágenes de 100 usuarios obtenidas mediante escáner.

El método denominado “*Scale Invariant Feature Transform, SIFT*” [D. G. Lowe, 2004] también ha sido utilizado en biometría palmar con contacto [J. S. Chen y Y. S. Moon, 2008] y [G. S. Badrinath y Phalguni Gupta, 2008]. El método se basa en la generación de vectores de características que contengan la información del entorno de diferentes puntos de interés de la palma de la mano. El algoritmo para está estructurado en cuatro fases bien diferenciadas que se han adaptado al sistema propuesto:

Scale-space extrema detection: La primera fase del algoritmo busca un primer conjunto de puntos de interés dentro de la imagen denominados keypoints. Se trabaja en un espacio $L(x, y, \sigma)$ obtenido como:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y)$$

donde el operador $*$ corresponde a la operación de convolución, $I(x, y)$ es la imagen sometida a estudio y $G(x, y, \sigma)$ es una función Gaussiana con ancho de banda σ .

Localización de puntos de interés (*Keypoint localization*): La segunda fase del método SIFT se centra en la búsqueda de cada punto de interés o *keypoint*. Para cada punto de interés encontrado, se almacena la información referente a la escala y octava a la que pertenece, y su posición (x, y) dentro de la imagen.

Los *keypoints* serán localizados a partir de los máximos y mínimos de una aproximación del Laplaciano Gaussiano llamada función de diferencias Gaussianas, según la ecuación:

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma)$$

Asignación de orientaciones (*Orientation assignment*): este apartado se encarga de caracterizar cada *keypoint* según el módulo y la orientación del gradiente. Es en esta etapa donde se consigue la invarianza ante la rotación. En el sistema propuesto se utilizan hasta un total de 16 posibles orientaciones diferentes para cada punto de interés.

Para una imagen $L(x, y, \sigma)$, la magnitud del gradiente $m(x, y, \sigma)$, y su orientación $\theta(x, y, \sigma)$, son procesadas usando las ecuaciones:

$$m(x, y, \sigma) = \sqrt{(L(x + 1, y, \sigma) - L(x - 1, y, \sigma))^2 + (L(x, y + 1, \sigma) - L(x, y - 1, \sigma))^2}$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{L(x, y + 1, \sigma) - L(x, y - 1, \sigma)}{L(x + 1, y, \sigma) - L(x - 1, y, \sigma)} \right)$$

Descriptores de los puntos de interés (*Keypoint descriptor*): se crea un descriptor para cada punto de interés que contenga información local del gradiente de la región donde se encuentra. Cada descriptor contiene información sobre la orientación de los píxeles que rodean al *keypoint*. A su vez, cada punto de interés tiene su propio

descriptor, por lo que el mapeado final nos mostrará los diferentes descriptores asignados a cada uno de ellos.

Dos imágenes quedan definidas por los conjuntos de descriptores $\{d_i\}_{i=1}^L$ y $\{d_j\}_{j=1}^N$, donde L y N representan el número de puntos de interés. Un descriptor contiene información acerca del gradiente de una región alrededor de cada punto de interés. Para calcular el grado de similitud entre dos descriptores d_i y d_j se calcula la norma Euclídea entre los componentes de ambos vectores. Si la distancia es menor a 1.5 (valor por defecto de la propuesta de Lowe) se considera que los dos descriptores coinciden.

$$\left\| \{d_i\}_{i=1}^L - \{d_j\}_{j=1}^N \right\|^2 \leq 1.5$$

donde L y N son el número de descriptores de d_i y d_j respectivamente y $\|\cdot\|$ es la norma Euclídea. El resultado de clasificación corresponderá al número total de coincidencias entre dos imágenes.

En la figura 2.12 se observan diferentes resultados de clasificación para imágenes de usuarios genuinos e impostores. Las imágenes han sido procesadas para obtener un mejor contraste entre líneas primarias y secundarias. Las líneas verdes indican coincidencias entre dos puntos de cada imagen.

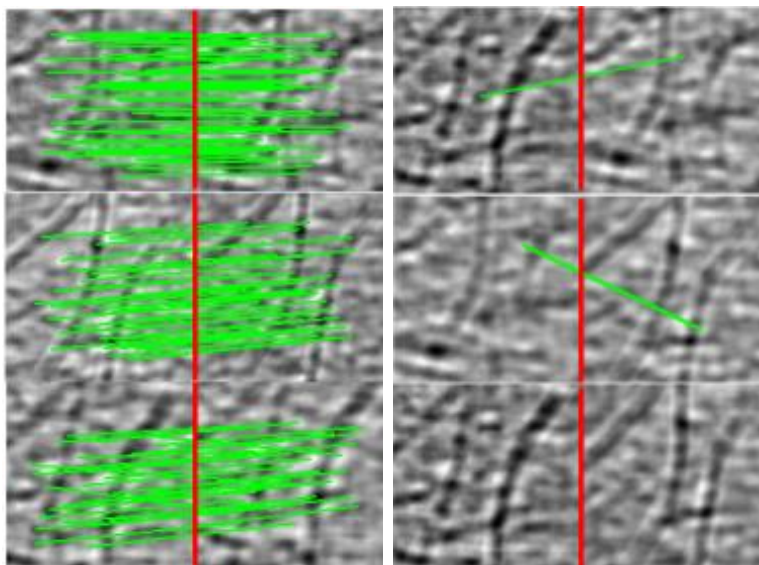


Figure 2.12. A la izquierda coincidencias entre descriptores de usuarios genuinos, a la derecha coincidencias entre descriptores de usuarios impostores

El método SIFT se muestra como un método más robusto que SURF debido a que éste último prima la baja carga computacional en relación a la robustez. Los pobres resultados obtenidos por G. S. Badrinath y Phalguni Gupta utilizando SIFT no fueron argumentados en su publicación. La tabla 2.5 muestra una comparativa de los resultados obtenidos con los diferentes métodos basados en información local.

Tabla 2.5. Resultados de los sistemas biométricos basados en información local de la palma

Sistema	Características	Tamaño Base de datos	Resultados (%)
G. S. Badrinath y Phalguni Gupta, 2009	SURF	200 (PolyU reducida)	FAR=0, FRR=0
G. S. Badrinath y Phalguni Gupta, 2009	SURF	100 (IITK)	FAR=0.02 FRR=0
J. S. Chen y Y. S. Moon, 2008	SIFT	386 (PolyU Database)	EER=2.5%
G. S. Badrinath y Phalguni Gupta, 2008	SIFT	386 (PolyU Database)	FAR=3.25 FRR=7.88
G. S. Badrinath y Phalguni Gupta, 2008	SIFT	100 (IITK)	FAR=0.02 FRR=0.62

2.3. Sistemas multimodales

Una vez desarrollados sistemas basados en diferentes rasgos biométricos, el siguiente paso lógico es la fusión de los mismos a partir de una misma imagen de la mano. Los sistemas multimodales mejoran las tasas de identificación y añaden robustez al sistema frente a ataques basados en la réplica del patrón biométrico. Muchos rasgos biométricos que incluyen huella dactilar [R.K. Rowe *et al*, 2007], cara [X.Y. Jing *et al*, 2007] e iris [X. Wu *et al*, 2007] se han combinado con texturas palmares, tanto a nivel de resultado como a nivel de representación. En este documento vamos a prestar atención a los sistemas propuestos en [A. Kumar *et al*, 2003], [M. Ferrer *et al*, 2009].

El sistema propuesto por Kumar utiliza una cámara CCD como sistema de adquisición. Para realizar la captura, el usuario apoya el dorso de la mano sobre una superficie homogénea de color negro. El sistema utilizaba como rasgos biométricos la geometría de la mano y la textura palmar. En la geometría no se introduce ninguna novedad respecto a lo visto anteriormente, se extraen 16 medidas referentes a anchos y largos de los dedos y palma. Para extraer información de la palma de la mano primero se filtra a partir de 4 filtros direccionales con ángulos $\theta = 0^\circ$, $\theta = 45^\circ$, $\theta = 90^\circ$ y $\theta = 135^\circ$. Las 4 imágenes resultantes se combinan por votación a escala de grises, ecuación:

$$I_f(x, y) = \max \{I_0(x, y), I_{45}(x, y), I_{90}(x, y), I_{135}(x, y)\}$$

La imagen resultante I_f es dividida en bloques, la desviación estándar de los niveles de grises en cada bloque se utilizará como vector de características, figura 2.11.

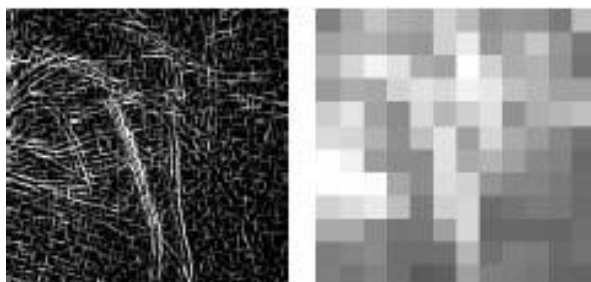


Figura 2.13. A la izquierda la imagen resultante de la combinación de los 3 filtros direccionales, a la derecha la desviación estándar de cada uno de los bloques en los que se divide la imagen, [A. Kumar *et al*, 2003]

Como clasificador se utilizó la medida de similitud entre dos vectores v_1 y v_2 definida por la ecuación

$$\alpha = \frac{\sum v_1 v_2}{\sqrt{\sum v_1 \sum v_2}}$$

Por su parte, el sistema propuesto en [M. Ferrer *et al*, 2009] utiliza como rasgos biométricos la geometría, la textura palmar, la textura de los dedos y el patrón vascular del dorso de la mano. La base de datos utilizada es una base de datos quimérica basada en 100 usuarios de la GPDSHand (adquirida con escáner) y una base de datos del dorso de la mano en infrarrojo de 100 personas de las que se extrae el patrón vascular [M. Ferrer *et al*, 2009].

Como parámetros geométricos se extraen 15 medidas basadas en largos y anchos de los dedos. Para la textura palmar, textura de dedos y patrón vascular se utiliza un filtrado de Gabor 2D similar al propuesto en [D. Zhang *et al*, 2003]. En la figura 2.12 se muestran 3 ejemplos de máscaras generadas para cada biometría

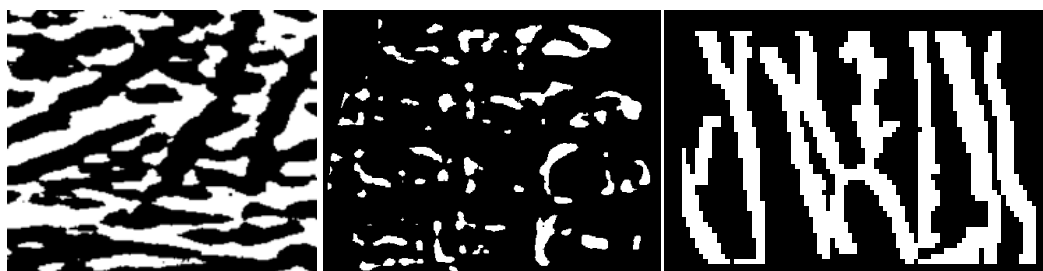


Figura 2.14. Primera columna textura palmar, en la segunda columna textura de dedos y en la tercera columna patrón vascular, [M. Ferrer *et al*, 2009]

Como clasificador se utilizó las Máquinas de Soporte Vectorial (SVM) para la geometría y distancia de Hamming normalizada para las máscaras de textura.

Los resultados de los sistemas multimodales expuestos se pueden ver en la tabla 2.6. También se incluyen otros ejemplos de sistemas multimodales basados en geometría y palma con propuestas similares.

Tabla 2.6. Resultados de diferentes sistemas multimodales

Sistema	Características				Tamaño Base de datos	Resultados (%)
	Geometría	Silueta	Palma	Dedos		
A. Kumar <i>et al</i> , 2003	X		X		100	FAR=0, FRR=1.41
S. Ribaric <i>et al</i> , 2003			X	X	130	FAR=0, FRR=0.2
Kumar y D. Zhang, 2004		X	X		100	EER=0.6
S. Ribarić y I. Fratric, 2005	X		X		237	EER=0.58
M. Ferrer <i>et al</i> , 2009	X		X	X	100	EER<0.01

Un aspecto importante en los sistemas multimodales es la fusión de resultados. En este documento se destacarán dos publicaciones que recogen el estudio de diferentes técnicas de fusión en sistemas biométricos [A. Jain *et al*, 2005] [J. Fierrez-Aguilar *et al*, 2005]. En las publicaciones se recogen técnicas de fusión a nivel de sensores, de características, de resultados y de decisión. En la literatura la fusión más habitual es la realizada a nivel de resultados, siendo el hábito generalizado usar técnicas simples como la suma ponderada, normalización basada en *min/max* o *z-score* entre otras.

2.4. Patentes y productos comerciales asociados a la biometría de la mano.

Existen patentes biométricas basadas en la geometría de la mano desde los años 60. Aunque estos sistemas difieran bastante de los que existen actualmente, si comparten el mismo principio de identificación, y es que utilizan como rasgo identificador del usuario características tales como medidas de ancho y longitud tanto de la mano como de los dedos. La principal diferencia es la forma de captura de dichas medidas sistemas de captura. Algunos ejemplos de las primeras patentes son [R. P. Miller, 1971], [Norman G. Altman, 1971], [I. H. Jacoby *et al*, 1972], [Marlow D. Butler, 1980], [Eduard Menoud, 1987]. Las medidas se obtenían a partir de sistemas de muelles o a partir de escáneres eléctricos y ópticos, ver figura 2.13.

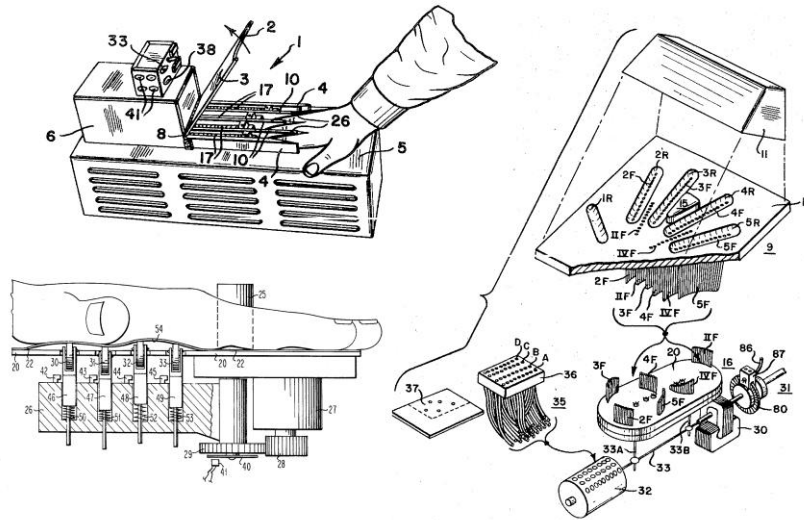


Figura 2.15. Ejemplos de primeras patentes de sistemas biométricos basados en la mano, [R. P. Miller, 1971], [I. H. Jacoby et al, 1972]

Dando un salto en el tiempo nos encontramos con que en 2001 Thomas F. Sartor [Thomas F. Sartor, 2001] patenta un sistema para capturar imágenes de la superficie de la mano. Para tomar la imagen, se coloca la mano sobre una superficie de contacto convexa, guiando la mano en contacto fijo con la superficie para que el detector, mediante el uso de luz, genere una señal que señal representativa de las características de la parte de la superficie palmar expuesta.

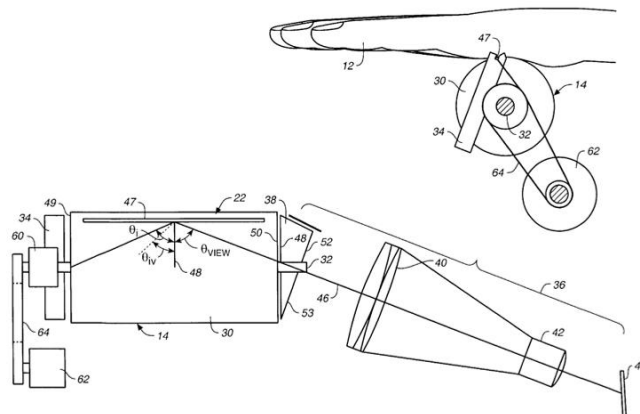


Figura 2.16. Sistema óptico patentado por Thomas F. Sartor, [Thomas F. Sartor, 2001]

En [A. Yukihiro, 2005] se patenta un sistema de identificación multimodal con modulo de detección de vida. El sistema adquiere información de distintas biometrías de la mano, tales como huella dactilar, patrón de venas o huella palmar. La detección de vida se basa en la detección de segregación de fluidos corporales como el sudor, grasa.

Las patentes más recientes encontradas corresponden [Masanori Mizoguchi, 2007], [Hitoshi Fujii y Naoki Konishi, 2007]. La primera es una patente que divide la palma en tres regiones para conseguir así cierta robustez ante distorsiones y errores de

adquisición. La patente de Hiroshi Fujii en 2007 presenta un método basado en láser para la adquisición de información biométrica de la huella dactilar, los nudillos o la palma.

El primer sistema comercial para reconocimiento de geometría de la mano estuvo disponible a principios de los años 70 [NSTC, 2006]. La Universidad de Georgia fue una de las primeras instituciones en utilizarlo en 1974. Estos sistemas fueron implementados para tres propósitos principales: control de acceso físico, control de tiempo y asistencia e identificación personal. El ejército de Estados Unidos lo probó para su uso en bancos en 1984, pero el concepto no fue patentado hasta 1985. David Sidlauskas desarrolló y patentó el concepto de geometría de la mano en 1985 creando al mismo tiempo la empresa Recognition Systems Inc., cuyo primer sistema comercial estuvo disponible al año siguiente. En los Juegos Olímpico de 1996 se hizo uso de este tipo de sistemas para controlar y proteger el acceso físico a la Villa Olímpica. El sistema registró a más de 65.000 personas y se realizaron más de un millón de transacciones en sólo 28 días. El sistema controlaba el acceso de los atletas a los recintos olímpicos.

En la actualidad existen múltiples productos basados en la geometría de la mano. Los sistemas HandKey y HandPunch de la empresa ofrecidos por la compañía Ingersoll Rand o el VeryFast de Biomet Partners Inc son ejemplos de ello. El sistema VeriFast se diferencia del HadKey en que se basa en la geometría de los dedos índice y corazón exclusivamente, en lugar de la geometría completa de la mano.

La marca japonesa Hitachi tiene en el mercado el sistema VeinID, sistema de identificación biométrica basado en las venas de los dedos, figura 2.17. En Japón se ha implantado en diferentes escenarios y actualmente se encuentran en uso en diferentes cajeros automáticos del país.



Figura 2.17. Sistema VeinID de Hitachi

2.5. Sistemas sin contacto

Una vez alcanzadas figuras de calidad que permiten la implantación de sistemas biométricos basados en mano a nivel comercial, otros aspectos empiezan a ser discutidos. La higiene es uno de ellos, cobrando una especial relevancia en países orientales, donde los estudios y publicaciones relacionadas se han multiplicado en los últimos años. En [C. R. Blomeke *et al*, 2007] se realiza un estudio acerca de la supervivencia y transferencia de bacterias en dispositivos biométricos de

identificación. La primera conclusión a la que se llega con este tipo de estudios es que el contacto entre usuario y dispositivo es el principal medio de transmisión de cualquier tipo de organismo o sustancia y por tanto un aspecto a solucionar si se aspira a sistemas higiénicos y seguros.

Los sistemas sin contacto se presentan como una solución a los problemas de higiene asociados a los sistemas biométricos con contacto. Es también aceptado por investigadores y usuarios el hecho de que los sistemas sin contacto presentan una mayor aceptabilidad, resultando una forma de identificación más amigable y menos invasiva.

Hay que destacar que en este documento se considerará a un sistema “sin contacto” cuando no existe ningún tipo de contacto entre la mano y ningún elemento del sistema. La figura 2.18 muestra imágenes en las que el usuario apoya la mano sobre una superficie e imágenes en las que la mano se sitúa en el aire sin necesidad de interactuar con ninguna superficie. La ausencia de una superficie donde situar la mano incrementa en gran medida los problemas asociados a la segmentación y distorsión de pose.

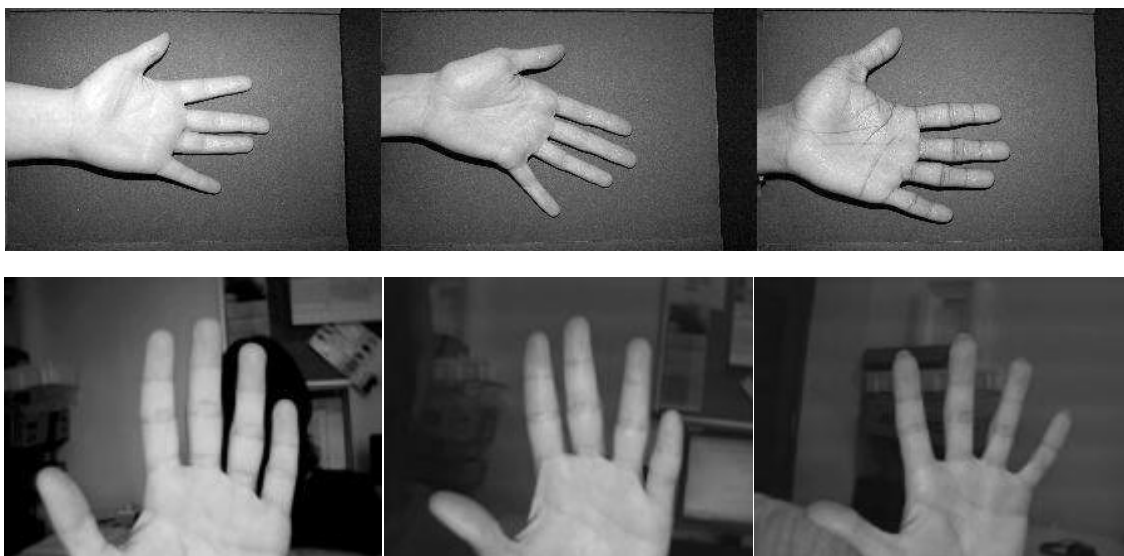


Figura 2.18. Arriba ejemplo de adquisición con fondo uniforme controlado, abajo ejemplo de adquisición sin contacto en espacio no controlado

Desde 2006 surgen diferentes propuestas acerca de sistemas biométricos basados en mano sin contacto. Si antes se comentaba que ninguna tecnología parece imponerse a las otras en los sistemas con contacto, éste hecho se acentúa cuando nos referimos a los sistemas sin contacto. Lo que existe hasta la fecha es una serie de propuestas dispersas en la que cada grupo de investigación presenta su solución basada en un sistema de adquisición y una extracción de características propias.

Uno de los primeros sistemas biométricos sin contacto basados en mano fue el propuesto en [Julien Doublet *et al*, 2006]. En el trabajo se desaconseja la utilización de una segmentación basada en el color de la piel y se propone el uso de “Active Shape Models” para la extracción de la mano en entornos no controlados. Como características se utilizan medidas geométricas de la mano e información de la textura

palmar. La base de datos utilizada para validar el sistema está compuesta por 10 imágenes de 16 usuarios, un número muy reducido del cual extraer conclusiones de peso. Los resultados de EER se sitúan en 1.85%. El mismo grupo de investigación propone en [J. Doublet *et al*, 2007] un sistema similar esta vez validado con una base de datos de 49 usuarios y un EER de 1.2%.

En [G. Zheng *et al*, 2007] se propone una extracción de características ideadas para su utilización en sistemas biométricos si contacto. Se propone el uso de medidas invariantes a los cambios de proyección para solucionar los problemas asociados a la distorsión de proyección que presentan los esquemas sin contacto. Las características utilizadas se basan en que bajo ciertas transformaciones geométricas, ángulos, distancias euclídeas y áreas dejan de conservarse. Existen medidas como el cross-ratio que se mantienen robustas ante este tipo de transformaciones. El cross-ratio de 5 puntos colineales en dos dimensiones se define según la ecuación.

$$\tau_{(O,A,B,C,D)} = \frac{\Delta(AOC) \cdot \Delta(BOD)}{\Delta(BOC) \cdot \Delta(AOD)}$$

donde $\Delta(\cdot)$ es el área del triángulo formado por los tres puntos. Se necesitan por tanto al menos 4 puntos para obtener un valor de cross-ratio. Zheng propone la localización de estos puntos a partir de los pliegues presentes en las falanges de cada dedo, figura 2.19.



Figura 2.19. Puntos de interés extraídos de los pliegues de las falanges, [G. Zheng *et al*, 2007]

Para validar el sistema se captura una base de datos formada por 10 imágenes de 20 personas. Los resultados obtenidos muestran una Equitasa de error de 0%.

Los prometedores resultados hicieron que en el inicio de la elaboración de la presente tesis se planteara un sistema basado en la propuesta de Zheng [A. Morales *et al*, 2008]. Se probó su utilidad en entornos operacionales adquiriendo una base de datos formada por 10 imágenes de 20 diferentes usuarios adquiridas en una sesión en condiciones “semicontroladas”. En el momento de la adquisición la palma era iluminada por un foco de luz para obtener así un mayor contraste de la palma. La figura 2.20 muestra 6 imágenes de la base de datos con los puntos de interés localizados.



Figura 2.20. Puntos de interés localizados en una imagen palmar sin contacto

A partir de los puntos, se genera una malla de la cual se obtienen todas las triangulaciones y *cross-ratios*, figura 2.21.

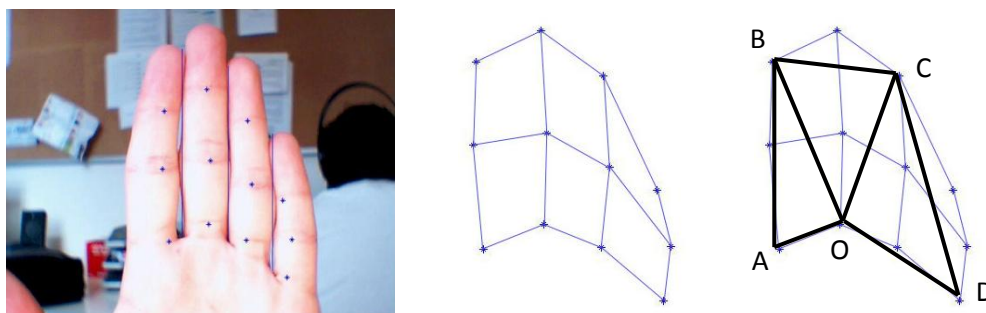


Figura 2.21. Triangulación para obtención de características invariantes a la proyección

Los resultados obtenidos, un EER de 6.32%, se encontraban muy lejos de los obtenidos por Zheng. Pero lo que hizo abandonar este planteamiento fue la falta de robustez ante un entorno no controlado. Una de cada 5 imágenes capturadas contenía errores de segmentación o preprocesado que impiden su correcta parametrización. Los resultados de Zheng se basaban en una base de datos de 20 usuarios adquirida en condiciones muy controladas por lo que se tienen dudas de su utilidad en entornos más agresivos.

Un sistema que introduce notorias diferencias a lo visto hasta ahora en parametrización de manos, es el presentado en [V. Kanhangad *et al*, 2009]. Se parte de un esquema sin contacto en el que se adquieren imágenes 2D y 3D de la mano del individuo, figura 2.22. El uso de tecnología 3D ya había sido utilizado en sistemas basados en caras, pero representa una novedad en lo que a manos se refiere.



Figura 2.22. Arriba sistema de adquisición de imágenes 2D y 3D, abajo a la izquierda imagen 2D de la mano, abajo a la derecha imagen 3D de la mano [V. Kanhangad *et al*, 2009].

La extracción de parámetros en 3D se basa en el estudio de la curvatura de de cada dedo. Además de las habituales medidas de ancho y largo de los dedos extraídas en 2D, ahora se le añade el perfil de curvatura del dedo. La clasificación de las medidas de

curvatura se hace en base a la medida de similitud del coseno. Aunque los resultados obtenidos no están acordes al coste de la solución propuesta, se abre una nueva vía de investigación utilizando este tipo de sistemas. Los resultados se obtienen sobre una base de datos de 10 imágenes de 177 personas, ofreciendo un EER del 2.6%.

En [Kumar, 2009] se propone el uso de información cohorte para mejorar técnicas clásicas de reconocimiento de palma en esquemas sin contacto. Aunque los resultados distan mucho de los sistemas con contacto, la principal aportación de este artículo es la presentación de la primera base de datos pública de mano sin contacto, la base de datos IITD. Las características de esta base de datos se tratarán en detalle en el Capítulo IV.

En trabajos recientes [Ying Hao *et al*, 2008] han aparecido sistemas sin contacto basados en la textura y patrón vascular de la palma de la mano. El sistema de adquisición lo forma una cámara y un sistema de iluminación en la banda visible e infrarrojo cercano. Se capturan 6 imágenes multispectrales entre los 400 y 1000nm mediante la activación de la luz en una banda u otra. El sistema presenta un entorno controlado y dispositivo de iluminación propio, figura 2.23.

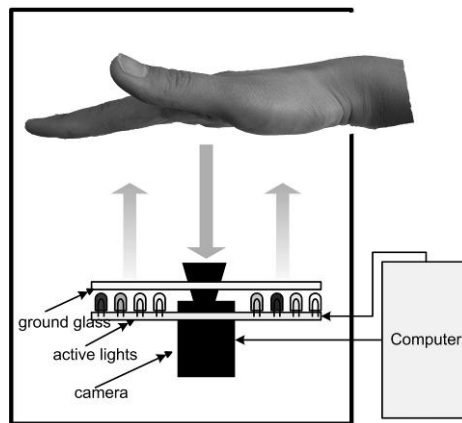


Figura 2.23. Sistema de adquisición propuesto en [Ying Hao *et al*, 2008]

La parametrización se basa en las ya presentadas en secciones anteriores fusionando la textura y el patrón de venas [D. Zhang *et al*, 2003; J. Wang *et al*, 2008]. La fusión se realiza combinando imágenes de diferentes bandas para luego caracterizarlas según su textura. La cámara se sincroniza con el sistema de iluminación para capturar cada una de las 6 imágenes, figura 2.24.



Figura 2.24. Imágenes de la misma palma adquirida en diferentes bandas espectrales [Ying Hao *et al*, 2008]

Para capturar la base de datos en condiciones de iluminación y entorno controladas, se utiliza una “caja negra” donde el usuario introduce la mano. El sistema

parece adolecer de una alta sensibilidad ante interferencias lumínicas. La base de datos con la que se verifica el sistema está formada por 165 personas, se obtiene una Equitasa de error del 0.5%. En [M. Ferrer y A. Morales, 2009] se trabajó en una aproximación a este tipo de soluciones. La experiencia obtenida durante este estudio hizo ver la dificultad de obtener un patrón vascular robusto a cambios en las condiciones ambientales.

Una propuesta similar fue presentada en [Yingbo Zhou y Ajay Kumar, 2010]. Se propone la fusión de diferentes representaciones del patrón vascular tales como transformada Radon, Vessel, Ordinal Code y transformada Laplaciana, figura 2.25.

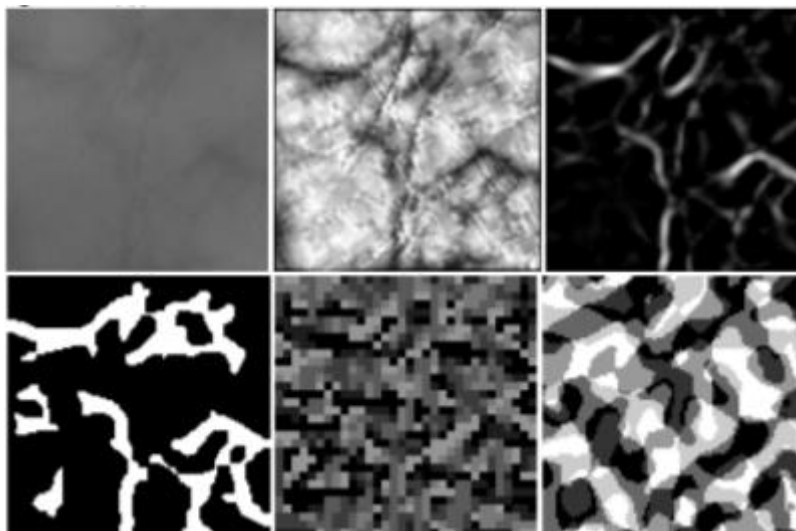


Figura 2.25. Diferentes representaciones del patrón vascular propuestas en [Yingbo Zhou y Ajay Kumar, 2010]

La tabla 2.7 muestra los resultados de los sistemas biométricos sin contacto a modo de resumen.

Tabla 2.7. Comparativa de resultados de diferentes sistemas sin contacto

Sistema	Características	Tamaño Base de datos	EER(%)
J. Doublet <i>et al</i> , 2007	Geometría y palmar	49	1.2
Zheng <i>et al</i> , 2007	Geometría cross-ratio	20	0
Ying Hao <i>et al</i> , 2008	Textura palmar y venas	165	0.5
V. Kanhangad <i>et al</i> , 2009	Curvatura dedos	177	2.6
Yingbo Zhou y Ajay Kumar, 2010	Patrón vascular	100	0.38
Ajay Kumar 2008	Información cohorte	235	1.31

En lo que respecta a patentes en el año 2007 Fujitsu presentó el sistema PalmSecure, figura 2.26. Se trata de un sistema de autenticación sin contacto basado en el patrón vascular de la palma de la mano. Consiste en un sensor de cristal de pequeñas dimensiones que le permiten integrarse en cualquier sistema, no intrusivo,

de fácil uso y difícil falsificación. PalmSecure se ha utilizado en un amplio rango de mercados, incluyendo seguridad, servicios financieros, sanidad, empresas comerciales y acceso físico a distintas áreas de seguridad.



Figura 2.26. Sistema Palmsecure de Fujitsu

No se han encontrado estudios o documentos científicos que muestren el rendimiento del sistema Palmsecure más allá de la publicidad que ofrece Fujitsu.

2.6. Sistemas de detección de vida

Los sistemas biométricos son vulnerables a ataques externos, lo cual disminuye su nivel de seguridad [Javier Galbally *et al*, 2007], [P. V. Reddy *et al*, 2008]. Entre los diferentes métodos para aumentar la seguridad de los sistemas se encuentra la detección de vida. Detectar si la medida biométrica que se analiza pertenece a un ente vivo permitiría descartar gran número de ataques basados en suplantación de identidad mediante réplica.

La detección de vida es un método con el que se persigue determinar si el objeto bajo estudio corresponde a una fuente viva o no. A diferencia de los sistemas biométricos presentados en apartados anteriores, la detección de vida es un campo muy poco estudiado aún. No existen grandes sistemas de referencia y las opciones son múltiples. En [Marcos Martínez Díaz, 2006] se exponen diferentes técnicas de detección de vida según el rasgo biométrico utilizado. Ordenándolas según se requiera contacto o no se podrían clasificar como

Rasgos que requieren contacto:

- *Propiedades físicas de la piel (elasticidad, capacitancia,...)*: [R. Capelli *et al*, 2001] proponen un sistema de detección de vida basado en el hecho de que la presión del dedo sobre la superficie del sensor no es homogénea sino que decrece desde el centro hacia los bordes. Se ha demostrado que existen materiales sintéticos con similares características físicas a la piel [A. Antonelli *et al*, 2006], lo cual resta robustez a estas propuestas. En [M.C. Crihalmeanu, 2003] se propone un sistema basado en fotoplestimografía (de utilidad para medir el flujo sanguíneo), técnica que aunque no precise de contacto conceptualmente, se implementa con dispositivos que se lo requieren. En [M. Drahanaky *et al*, 2008], se plantea la resistencia y la temperatura de la piel para la detección de vida. Según este

estudio, para los intervalos [20k Ω - 2M Ω] y [21,5°C - 35,7°C], estas características no son idóneas para la detección de vida. Estos rangos son muy amplios y pueden ser cubiertos también por dedos falsos. Otra propuesta relacionada con éste tipo de técnicas es la presentada en [Y. S. Moon *et al*, 2005].

- *Medidas eléctricas*: se estudia la conductividad o la impedancia de la piel para determinar si realmente se está introduciendo una huella real o no. Estos parámetros son muy variables, por lo que obtener un modelo sobre los mismos es complicado. Otro parámetro es el electrocardiograma, cuyos resultados son más fiables, aunque es posible crear huellas de silicona muy finas que colocadas en un dedo real provoquen que se detecte el pulso del impostor.
- *Transpiración*: esta característica depende, enormemente, de las condiciones externas y del estado de la piel. El método requiere de condicionantes tales como que el grado de humedad del dedo en el momento de la captura sea muy bajo así como unas condiciones de entorno muy estables.
- *Pulso*: se estudian los pequeños movimientos involuntarios que se producen en el dedo cuando se apoya en la superficie del sensor.

Rasgos que no requieren contacto

- *Color*: en [V. Vezhnevets *et al*, 2003] se propone un sistema de detección de vida basado en modelado estadístico del color de los píxeles de piel en el plano RGB. En [S.L. Phung *et al*, 2005] se propone un sistema similar pero utilizando el plano de color YIQ. El problema de estos sistemas no se encuentra tanto en el falso rechazo (5%), sino en la falsa aceptación (30%). Si además tenemos en cuenta la variabilidad del color y su dependencia hacia las condiciones ambientales, no se puede considerar este tipo de técnicas como una técnica robusta.
- *Luz (espectroscopia)*: se estudia la curva de reflectancia obtenida por la reflexión de la luz sobre la piel. En [D. Pishva, 2007] se propone usar reflectancia en la banda de 300nm-1100nm para detectar vida y realizar la identificación biométrica. La idea de utilizar índices obtenidos a partir de la combinación de imágenes en diferentes bandas espectrales se desarrolló en [A. S. Nunez y M. J. Mendenhall, 2008]. Se propone un índice denominado “normalized difference skin index (NDSI)” obtenido de la combinación de imágenes en las bandas de 1100nm y 1400nm.
- *Oximetría*: mide la oxigenación de la sangre. En [P. Venkata Reddy *et al*, 2008] se propone un sistema sin contacto basado en la adquisición de dos señales, una en el infrarrojo cercano (850 nm) y otra en la banda del rojo (700 nm). A partir de un modelo matemático defino por la composición de las distintas capas de la piel calculan el nivel de oximetría de la piel. Es una técnica similar a la espectroscopia o la fotoplestimografía presentada con anterioridad, pero en este caso no se precisa de contacto. [M. Drahansky *et al*, 2005] presenta una propuesta similar basada en el estudio del flujo sanguíneo.
- *Temperatura*: se utilizan imágenes infrarrojas en la que se observan cambios de temperatura corporales. A diferencia de la oximetría que se puede obtener estudiando bandas en torno a los 1400nm, para la temperatura se precisan cámaras con un rango espectral mayor.

- *Olor*: En [D. Baldisserra *et al*, 2006] sugieren el uso del olor de la piel y sus más de 300 componentes volátiles para la creación de un modelo estadístico.
- *Interactividad*: se recurre a cierto grado de interactividad entre el usuario y el sistema ante estímulos o similares. En [M. Kanematsu *et al*, 2007] se recurre a la variación del brillo del iris provocado por el reflejo de la pupila. En [Gang Pan *et al*, 2008] propone la detección del parpadeo para saber si la cara que se está intentando identificar es una fotografía o no. Publicaciones similares utilizan diferentes focos de luz orientadas hacia la cara para así estudiar la aparición o no de sombras, lo cual sería un indicativo de estar ante una imagen 2D. Aunque no se han encontrado referencias de este tipo de sistemas aplicado a manos, se podrían aplicar teniendo en cuenta las diferentes características u opciones que ofrece la mano. Un ejemplo podría ser la petición al usuario de que abra y cierra la mano momentos antes de realizar la identificación biométrica.

Como se puede observar, la mayoría de contribuciones pertenecen a la última década. Se trata de un área emergente en la que aún queda campo por explorar. Fruto de esta falta de un sistema referente, en 2009 se realizó una competición relacionada con la detección de vida aplicada a sistemas basados en huellas dactilares [LivDet, 2009]. Al ser el rasgo biométrico más estudiado y con mayor presencia en el mercado, buena parte de las publicaciones en este campo están relacionadas con la huella dactilar y muy poco trabajadas en otras biometrías.

2.7. Aportaciones

Se han repasado los principales sistemas biométricos basados en la mano. Llegados a este punto se quiere establecer un “*baseline*” a partir del cual poder situar las propuestas realizadas en este documento dentro del estado-del-arte. La mayoría de aportaciones científicas expuestas en apartados anteriores basan sus resultados en bases de datos propias, por ello se hace difícil poder comparar y establecer valores de error medios. Se propondrá un “*baseline*” según el rasgo biométrico implicado y se recurrirá a la “Regla del 3” [J. Hanley y A. Lippman-Hand, 1983] para intentar establecer un valor lo más subjetivo posible.

La “Regla del 3” aparece para intentar estimar errores cuando no se dispone de un gran número de datos experimentales. La regla establece que el mínimo error estadísticamente confiable al 95% para un número N de comparaciones independientes se obtiene a partir de la ecuación:

$$e = \frac{3}{N}$$

Por tanto, con 300 comparaciones independientes sin error, se puede “establecer” al 95% de confiabilidad un error de un 1%.

Con los errores de los sistemas basados en **geometría** y a partir de las bases de datos utilizadas, establecemos un “*baseline*” de EER entre **0.4-0.6%**. Para obtenerlos hemos fijado en los trabajos [M. Ferrer *et al*, 2007] y [M. Adán *et al*, 2008]. En [M.

Ferrer et al, 2007] se reporta un error cercano al 0.2% con una base de datos de $109 \times 10 = 1090$ muestras independientes. El número de muestras nos lleva a un error mínimo confiable cercano al 0.27%. Por otro parte, en [M. Adán et al, 2008] aunque se muestra un error considerablemente mayor (FAR=0.45% y FRR=3.4%), se hace uso de una base de datos con 470 usuarios, lo que hace más confiable al error. Se decide por ello situar el “*baseline*” algo por encima del 0.27%.

Procediendo de igual forma para **palma** y basándonos en los trabajos [D. Zhang et al, 2003], [Z. Sun et al, 2005] y [G. S. Badrinath y Phalguni Gupta, 2009] en los que se utilizan distintas versiones de la base de datos PolyU con 386, 100 y 200 usuarios respectivamente. Se establece un “*baseline*” para el EER de **0.2-0.4%**.

En lo que respecta a sistemas **multimodales** se utilizan como referencia los trabajos [S. Ribarić y I. Fratric, 2005] y [M. Ferrer et al, 2009] con EER del 0.58% y 0.01% y bases de datos de 130 y 100 usuarios respectivamente. Teniendo en cuenta las diferencias de tamaño de las bases de datos, se establece un “*baseline*” entorno al **0.05-0.15%**.

Los tres “*baseline*” propuestos son subjetivos y buscan establecer unos errores a partir de los cuales poder conocer en que margen se mueven las prestaciones de cada rasgo biométrico. Los resultados dependen en gran medida de la base de datos utilizada, primando en la literatura bases de datos adquiridas en condiciones de laboratorio y siendo escasas las operaciones

CAPÍTULO III

SEGMENTACIÓN DE LA MANO EN ENTORNOS NO CONTROLADOS

Segmentar la mano en entornos controlados puede ser una tarea trivial. En lo que respecta a entornos reales, aún quedan retos que afrontar. Un ejemplo de la actualidad del tema es la competición “*HGC2011 - Hand Geometric Points Detection Competition*”, una competición en la que se buscan los mejores algoritmos de segmentación y detección de puntas y valles en imágenes de la mano adquiridas con escáner.

Segmentar la mano en entornos en los que el fondo y las condiciones ambientales son una incógnita no es una tarea trivial. Algunos investigadores proponen soluciones sencillas basadas en la utilización del color de la piel [J. Ruiz-del-Solar y R. Verschae, 2004], otros proponen utilizar clasificadores no supervisados para modelar la piel en base a su distribución de colores [M. Jones y J. M. Rehg, 1999], otras propuestas giran en torno al uso de algoritmos de segmentación con largo recorrido como los K-Medias [A. de Santos Sierra *et al*, 2009].

En éste capítulo se pretende evaluar la utilidad de diferentes métodos de segmentación propuestos en la literatura para extraer la mano en imágenes adquiridas en un esquema sin contacto. Las limitaciones de estos métodos justifican la inclusión de la banda de infrarrojos para extracción precisa del contorno de la mano propuesta al final del capítulo y utilizada en los sistemas biométricos propuestos en esta tesis.

La figura 3.1 muestra una mano adquirida en un entorno no controlado y el histograma de la imagen en escala de grises obtenido a partir de ella. La transformación de la imagen a color RGB a escala de grises se realizó a partir de una suma ponderada de las tres componentes de color $(I_{RGB}(x, y, 1) + I_{RGB}(x, y, 2) + I_{RGB}(x, y, 3))/3$.

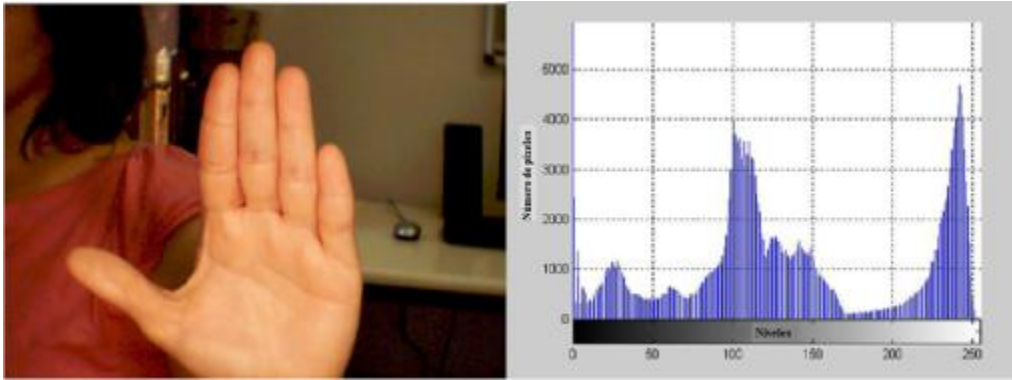


Figura 3.1. A la izquierda, imagen de la mano en entorno no controlado; a la derecha, histograma de la imagen.

Se observa la dificultad a la hora de separar la mano de otros elementos presentes en la imagen a través del histograma. La camisa y otras regiones del cuerpo presentan tonalidades similares a la piel de la mano. En la figura 3.2 además de la segunda mano actuando como objeto interferente vemos un escenario con mayor nivel de luminosidad.

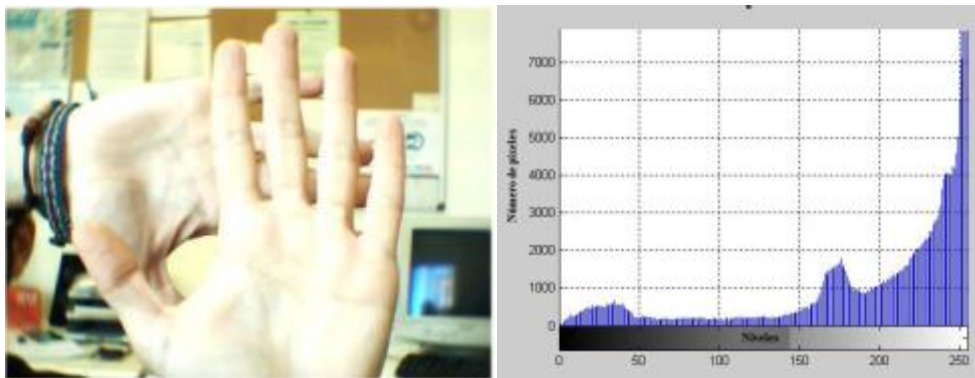


Figura 3.2. A la izquierda, imagen de la mano con objeto interferente, y a la derecha histograma de la imagen.

En este caso la segmentación se hace complicada incluso para el ojo humano. Se hace necesario estudiar el rendimiento de los principales métodos de segmentación para su utilización en el escenario propuesto.

3.1. Métodos de segmentación

Se implementarán algunas de las principales técnicas de segmentación para su aplicación en imágenes adquiridas en entornos no controlados. Atendiendo a la metodología utilizada en la segmentación [S. Raut *et al*, 2009], las técnicas de segmentación utilizadas en el presente documento se dividen en:

- **Basadas en umbral:** este tipo de técnicas suele emplearse en imágenes en escala de grises. Para una imagen $I(x, y)$ se asume la existencia de dos clases fondo y primer plano. Cualquier pixel que satisfaga $I(x, y) > T$ se considerará objeto, de lo contrario se considerará fondo. Por tanto, la correcta elección de

T determinará el rendimiento de este tipo de algoritmos. Como ejemplo de éste tipo de técnicas, en el presente documento se ha empleado el **método Otsu** [N. Otsu, 1979]. También se podría incluir en esta categoría los métodos de detección de piel, los cuales en lugar de utilizar un umbral T , utilizan varios umbrales y diferentes reglas para estimar si cada pixel pertenece o no al objeto piel u objeto fondo.

- **Basadas en regiones:** éstas técnicas se basan en la búsqueda de diferentes clases a partir de la información extraída del histograma de una imagen. En el caso de imágenes en color se pueden utilizar histogramas en 3 dimensiones a partir de las componentes RGB. El éxito de este tipo de técnicas radica en la correcta separación de las clases. Como ejemplo de éste tipo de técnicas, en el presente documento se ha empleado el **método de k-medias** [MacQueen, 1967].
- **Basadas en detección de bordes:** ésta técnica se basa en la búsqueda de discontinuidades en los niveles de gris de una imagen. La primera y segunda derivada del gradiente y la laplaciana son algunas de las técnicas usadas para detectar discontinuidades significativas. Los bordes en una imagen se pueden dividir en bordes por cambios de intensidad y bordes por cambios de textura. Como ejemplo de éste tipo de técnicas, en el presente documento se ha empleado el método de detección de bordes basado en cambios de intensidad de **Canny** [John Canny 1986].
- **Basada en ajuste de curvas:** estas técnicas precisa de una inicialización en forma de semillas las cuales evolucionan y se adapta a las diferentes regiones de interés a segmentar. La adaptación se puede realizar en base a técnicas muy dispares entre sí como puede ser la aplicación de algoritmos de clasificación o modelado, por ejemplo vecinos más cercanos y métodos estadísticos, o adaptación de curvas a través de funciones definidas por el gradiente de la imagen entre otras. Como ejemplo de éste tipo de técnicas, en el presente documento se ha empleado el **método “level set”** [C. Li *et al* 2009].

Para comparar los métodos de segmentación se utilizarán dos imágenes capturadas en entornos no controlados, figura 3.3. La diferencia entre ambas imágenes reside en el fondo y los objetos interferentes que presentan. Las imágenes se pueden catalogar como imagen adquirida en un entorno amigable e imagen en un entorno hostil. El funcionamiento de los diferentes métodos en el entorno hostil nos dará la verdadera medida de su utilidad.

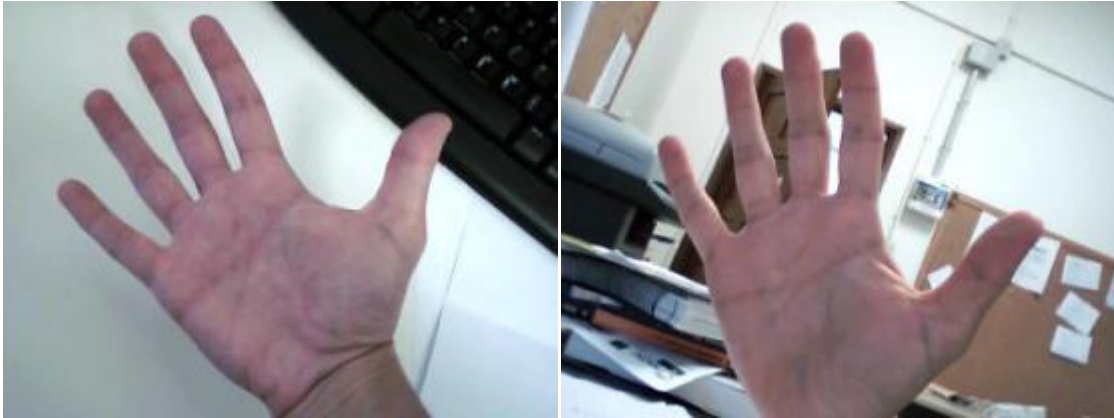


Figura 3.3. Imágenes utilizadas para probar los métodos de segmentación. A la izquierda imagen de mano en entorno amigable; a la derecha imagen en entorno hostil

Antes de empezar con los métodos de segmentación propuestos comentar que diferentes publicaciones relacionadas con segmentación de la mano [Xiaoming Yin y Ming Xie, 2001], [A. de Santos Sierra *et al* 2009] recomiendan el uso del espacio de colores CIE 1976 L^*a^*b en lugar del tradicional RGB. En este espacio de colores, las diferencias de tonalidad están más asociadas a cambios en la intensidad y no tanto al color. Salvo el método de segmentación basado en el color, los diferentes métodos presentados en próximos apartados han sido probados usando tanto el espacio RGB como el espacio CIE 1976 L^*a^*b no habiéndose observado grandes diferencias con las dos imágenes de prueba utilizadas. Los resultados mostrados en forma de figuras corresponden a los obtenidos utilizando el espacio de color CIE 1976 L^*a^*b .

3.1.1. Método Otsu

El método Otsu [N. Otsu, 1979] es un método de segmentación basado en la umbralización de imágenes en escala de grises. Como método basado en la asignación de cada pixel a la pertenencia de un grupo o no, se basa en la búsqueda de un valor óptimo a partir del cual realizar dicha agrupación. Se calcula un umbral a partir del que realizar el binarizado de forma que la dispersión dentro de cada grupo sea lo menor posible. Al mismo tiempo se busca que la dispersión entre los diferentes grupos sea lo más alta posible. Para ello se calcula el cociente entre ambas varianzas y se busca un valor umbral para el que este cociente sea máximo.

Como punto de partida se toman dos regiones (k_0 y k_1), que serán definidos a partir del valor umbral t a calcular. t es la variable a definir mientras que los dos segmentos son el resultado deseado en la segmentación.

Sea $p(g)$ la probabilidad de ocurrencia del valor de gris $0 < g < G$, siendo G el valor de gris máximo. Entonces la probabilidad de ocurrencia de los pixeles en los dos segmentos es:

$$k_0 : P_0(t) = \sum_{g=0}^t p(g)$$

$$k_1 : P_1(t) = \sum_{g=t+1}^G p(g) = 1 - P_0(t)$$

Si tomamos dos segmentos (o sea un solo valor umbral) la suma de estas dos probabilidades dará 1.

El valor umbral t se elige de manera que el cociente entre varianza intraclase y varianza interclase sea máximo. De esta forma se elige un valor umbral que optimiza los dos segmentos en términos de variancia.

La figura 3.4 muestra el resultado de aplicar el método Otsu a las dos imágenes de prueba propuestas en apartados anteriores. Los umbrales obtenidos para cada imagen fueron 102 y 104 (en una escala de 0 a 255 niveles de gris) en las imágenes en entorno amigable y entorno hostil respectivamente.



Figura 3.4. Resultados obtenidos en las imágenes de prueba a partir del método Otsu

3.1.2. Segmentación a partir del color de la piel

Este tipo de algoritmos se basa en la utilización de información asociada al color. Para que el método funcione correctamente se debe asumir que en la imagen a segmentar no aparecen objetos con un color similar al de la piel. Ésta presunción resulta el primer punto débil del método.

La segunda debilidad del método viene del hecho de que la piel no presenta las mismas tonalidades cuando se trabaja en entornos no controlados. Dependiendo de la cantidad de luz, de donde provenga ésta y de la configuración del dispositivo de captura se obtienen diferentes tonalidades de la piel. Por último debemos tener en cuenta que no todas las personas presentan un color similar de piel.

Pese a sus debilidades, los métodos basados en segmentación del color de la piel pueden resultar de utilidad en entornos semi-controlados o no demasiado hostiles.

El método utilizado para construir un clasificador de piel consiste en definir específicamente los límites de la región correspondiente al color de la piel, a través de reglas numéricas. Este método es aplicable en diferentes espacios de color. En [P. Peer *et al.* 2003] se proponen las siguientes reglas para detectar piel en una imagen en RGB. El pixel (x, y) se considerará piel si se cumple que:

$$I_{RGB}(x, y, 1) > 95 \text{ y } I_{RGB}(x, y, 2) > 40 \text{ y } I_{RGB}(x, y, 3) > 20 \text{ y}$$

$$\max[I_{RGB}(x, y, z)] - \min[I_{RGB}(x, y, z)] > 15 \text{ y}$$

$$|I_{RGB}(x, y, 1) - I_{RGB}(x, y, 2)| > 15 \text{ y}$$

$$I_{RGB}(x, y, 1) > I_{RGB}(x, y, 2) \text{ y}$$

$$I_{RGB}(x, y, 1) > I_{RGB}(x, y, 3)$$

para una imagen de entrada $I_{RGB}(x, y, z)$, $0 \leq I_{RGB}(x, y, z) \leq 255$, $1 \leq z \leq 3$ y siendo $z = 1, 2$ y 3 las componentes Rojo, Verde y Azul respectivamente en la imagen.

La simplicidad de este método atrajo el interés de muchos investigadores [P. Peer *et al.* 2003], [J. Ahlberg 1999], [M. Fleck *et al.* 2002]. La ventaja se encuentra en la simplicidad de las reglas de detección de piel que permiten la clasificación rápida. La principal desventaja de este método es la ya comentada falta de robustez. La figura 3.5 muestra los resultados de aplicar el método de segmentación de piel basado en el color a nuestras dos imágenes de prueba.

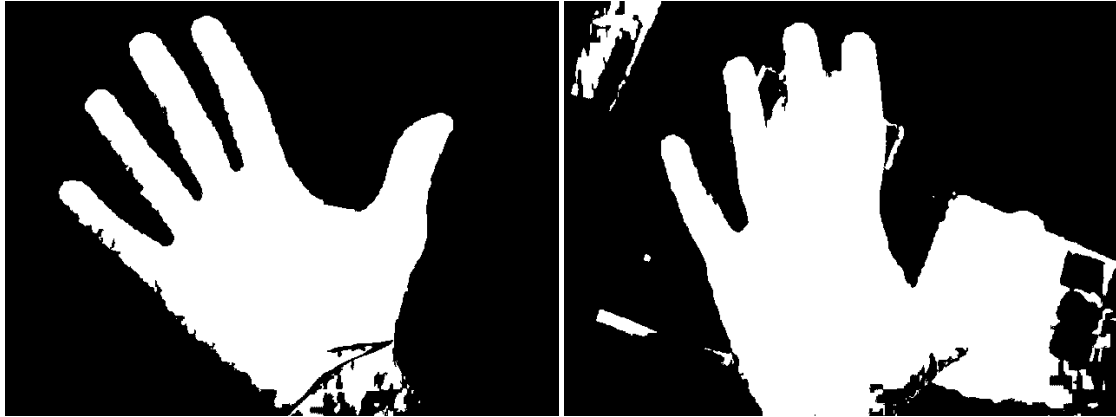


Figura 3.5. Resultados obtenidos en las imágenes de prueba a partir del método basado en color de la piel

Las reglas propuestas en [P. Peer *et al.* 2003] se pueden adaptar a nuestra imagen en entorno hostil buscando reducir los falsos positivos. Hemos redefinido las reglas como:

$$I_{RGB}(x, y, 1) > 100 \text{ y } I_{RGB}(x, y, 2) > 30 \text{ y } I_{RGB}(x, y, 3) > 30 \text{ y}$$

$$\max[I_{RGB}(x, y, z)] - \min[I_{RGB}(x, y, z)] > 10 \text{ y}$$

$$|I_{RGB}(x, y, 1) - I_{RGB}(x, y, 2)| > 15 \text{ y}$$

$$I_{RGB}(x, y, 1) > I_{RGB}(x, y, 2) \text{ y}$$

$$I_{RGB}(x, y, 1) > I_{RGB}(x, y, 3)$$

El resultado se puede ver en la figura 3.6.



Figura 3.6. Resultado obtenido en la imagen en entorno hostile con método de segmentación basado en el color de la piel adaptado al escenario.

Como se puede intuir, es un método muy dependiente de las condiciones ambientales y de entorno. La robustez ante cambios de iluminación u objetos interferentes con color similar a la piel es muy baja. Aunque bajo condiciones estables y conocidas pueda ofrecer resultados aceptables, es muy difícil garantizar un correcto funcionamiento bajo condiciones no controladas.

3.1.3. Segmentación por K-Medias

El algoritmo de segmentación por k-medias [MacQueen, 1967] puede considerarse un método basado en el aprendizaje no supervisado. En [A. de Santos Sierra *et al* 2009] se propuso para su utilización en la segmentación de manos en un entorno sin contacto.

Se pretende construir una función $F(x; D)$ que sea un buen estimador del agrupamiento al que pertenece el vector aleatorio $x \in R^p$ a partir de un conjunto de entrenamiento $D = \{x_i, i = 0, \dots, N - 1\}$. Los cuantificadores vectoriales construyen su solución F de forma local dividiendo el espacio R^p en K agrupamientos cada uno representado por un centroide $\{w_i, i = 0, \dots, k\}$

$$F(x) = \sum_{i=1}^K w_i \cdot g_i(x), \text{ con } g_i(x) = \begin{cases} 1 & x \in R_i \\ 0 & \text{sino} \end{cases} \text{ y } R_i = \left\{ \|x - w_i\| \leq \min_{\substack{j=1 \dots K \\ j \neq i}} \|x - w_j\| \right\}$$

Así $F(x)$ aproxima localmente x con el vector prototipo más cercano. Para determinar el conjunto de vectores prototipo se minimiza el error cuadrático medio definido como:

$$I_{emp}^u[F(x; D)] = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^{N-1} \|x - F(x_i)\|^2$$

La solución ha dicho problema de minimización resulta ser los centroides calculados a partir de las muestras de entrenamiento que caen en cada R_i , así al minimizar I_{emp}^u , los K vectores prototipo se distribuyen sobre el espacio de entrada de manera que aproximan de forma discreta la densidad de probabilidad desconocida $p_x(x)$.

El algoritmo k-medias es el encargado de calcular el conjunto de vectores semilla que minimizan el funcional I_{emp}^u . Supongamos que disponemos de un conjunto de muestras $\{x_i, i = 0, \dots, N - 1\}$ pertenecientes a un espacio de entrada extraído de un proceso computacional a modelar por el sistema de aprendizaje. El algoritmo realiza un descenso de gradiente en línea sobre I_{emp}^u .

Para nuestras imágenes de muestra se define una $K = 2$ y se generan las semillas iniciales a partir de los píxeles que superen un nivel de gris de 110 (estimado empíricamente). La figura 3.7 muestra los resultados después de aplicar el algoritmo k-medias a nuestras dos imágenes de prueba.



Figura 3.7. Resultados obtenidos en las imágenes de prueba a partir del k-medias

Valores diferentes de semillas no produjeron mejores resultados pudiéndose apreciar su escaso rendimiento en entornos hostiles.

3.1.4. Segmentación por Canny

Los métodos vistos hasta el momento se basan en la similitud entre píxeles o regiones vecinas en una imagen. Los métodos propuestos a continuación rompen con esa idea y trabajan a partir de los bordes o discontinuidades presentes en la imagen. El método de segmentación por detección de bordes de Canny [John Canny, 1986] se basa en el uso de la primera derivada, que toma el valor de cero en todas las regiones donde no varía la intensidad y tiene un valor constante en toda la transición de intensidad. Por tanto un cambio de intensidad se manifiesta como un cambio brusco en la primera derivada, característica que es usada para detectar un borde, y en la que se basa el algoritmo de Canny.

El algoritmo de Canny se puede dividir en tres grandes pasos. El primer paso consiste en la obtención del gradiente, en este paso se calcula la magnitud y orientación del vector gradiente en cada píxel. Para la obtención del gradiente, lo primero que se realiza es la aplicación de un filtro gaussiano a la imagen original con el objetivo de suavizar la imagen y tratar de eliminar el posible ruido existente. Una vez que se suaviza la imagen, para cada píxel se obtiene la magnitud G y orientación θ del gradiente, obteniendo así dos imágenes según las ecuaciones:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

$$\theta = \arctan \left(\frac{G_y}{G_x} \right)$$

siendo G_x y G_y las primeras derivadas de la componente horizontal y vertical respectivamente.

En el siguiente paso se busca el adelgazamiento del ancho de los bordes, obtenidos con el gradiente, hasta lograr bordes de ancho 1 pixel. En el último paso se aplica una función de histéresis basada en dos umbrales. Con este proceso se pretende reducir la posibilidad de aparición de contornos falsos, figura 3.8.

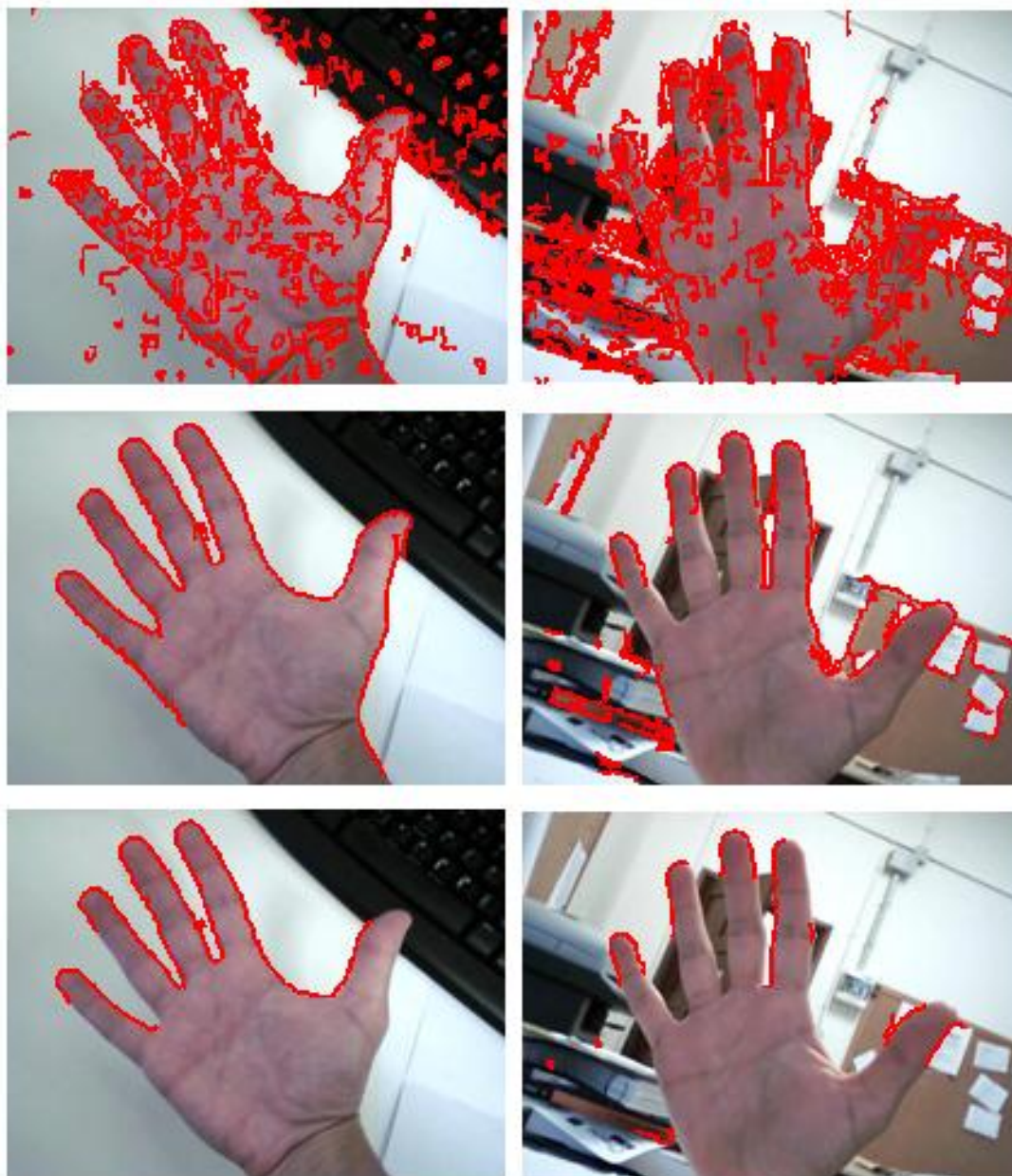


Figura 3.8. Resultados obtenidos en las imágenes de prueba a partir del método de Canny; arriba con umbral=0.2, en el centro umbral=0.5 y abajo umbral=0.8

El método se basa en la detección de bordes por lo que los resultados se mostrarán como bordes detectados sobre nuestras imágenes de prueba. En nuestro caso, se cree

que puede ser más interesante mostrar los bordes detectados para así hacernos una idea del funcionamiento del método. Para las imágenes utilizadas se optó por probar con diferentes umbrales de histéresis y mostrar los diferentes resultados.

3.1.5. Segmentación por contornos activos “Level Set”

Como ejemplo de método de segmentación por contornos activos se ha escogido la implementación del método de segmentación basado en niveles (“level set”) presentado en [C. Li *et al* 2009]. El método necesita de una inicialización, representada por la curva inicial a evolucionar. Una buena inicialización producirá mejores resultados y no es un factor a menospreciar, pero para la experimentación propuesta en este capítulo hemos optado por no profundizar en este aspecto y seleccionar manualmente la curva de inicio que se adapte en buena medida a nuestras dos imágenes, figura 3.9.



Figura 3.9. Curvas de inicio a partir de las cuales aplicar el método de contornos activos

En la formulación “level set” de bordes en movimiento (o contornos activos), los bordes, denotado por C , representados por el llamado nivel cero (“zero level set”) $C(t) = \{(x, y) | \varphi(t, x, y) = 0\}$, donde $\varphi(t, x, y)$ se conoce como función de nivel (“level set function”) se ajustan al gradiente de la imagen. La ecuación de nivel ϕ (“level set equation”) [S. Osher y J. A. Sethian, 1988] se define como:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} + F|\nabla \phi| = 0$$

donde la función F representa la función de velocidad y define la velocidad de convergencia de la curva C . Aplicado a la segmentación de imágenes, la función F depende de la imagen (de su gradiente) y la función de nivel φ . En [C. Li *et al* 2009] se propone utilizar una función de nivel φ definida por la ecuación:

$$\varphi(x, y) = \begin{cases} -\rho & (x, y) \in \Omega_0 - \partial\Omega_0 \\ 0 & (x, y) \in \partial\Omega_0 \\ \rho & \Omega - \Omega_0 \end{cases}$$

donde ρ es una constante definida por el usuario (1.5 en nuestro caso), Ω_0 es un subconjunto de la imagen Ω y $\partial\Omega_0$ son todos los puntos de los bordes de Ω_0 . En nuestro caso se escoge Ω_0 de forma que contenga dos regiones, regiones con alto

gradiente y regiones de fondo. Las regiones de alto gradiente se obtienen umbralizando la imagen del gradiente.

Se trata de un método iterativo y en nuestro caso se ha optado por representar los resultados tras 500 iteraciones, tiempo tras el cual los resultados se mantienen estables, figura 3.10.



Figura 3.10. Detección de bordes de la palma de la mano por el método “level-set”

3.1.6. Comparativa

Se han presentado y analizando 5 métodos de segmentación independientes. Con el fin de compararlos, en la figura 3.11 se muestra una superposición de los resultados de las segmentaciones de la imagen en entorno amigable. La imagen mostrada $I_{SUM}(x, y)$ resulta de la suma de todas las imágenes binarias obtenidas con los diferentes métodos propuestos $I_i(x, y)$. Así pues, $I_{SUM}(x, y) = \sum_{i=1}^5 I_i(x, y)$.

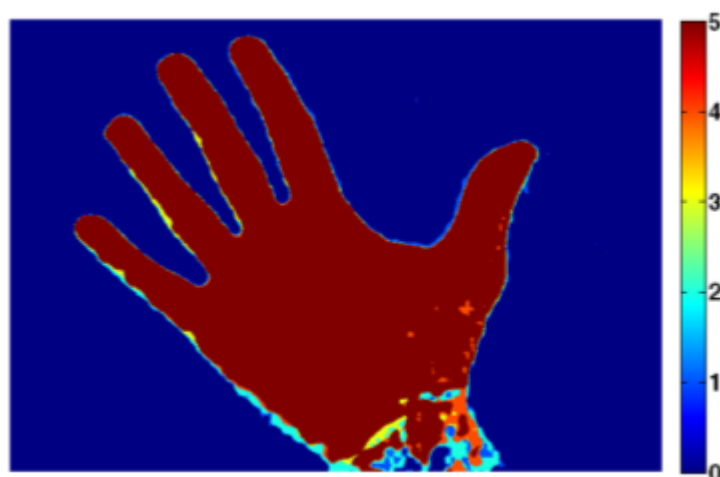


Figura 3.11. Imagen $I_{SUM}(x, y)$ obtenida de la superposición de los resultados de los diferentes métodos de segmentación para la imagen en entorno amigable

Un pixel con valor 5 significa que todos los métodos han considerado a ese pixel como pixel perteneciente a la mano. Un pixel con valor 0 indica que todos los métodos lo han considerado perteneciente al fondo.

En condiciones amigables todos los métodos ofrecen resultados similares y cercanos a una solución óptima. Pero creemos que son las condiciones hostiles las que ofrecen una verdadera medida del potencial de cada método, figura 3.12.

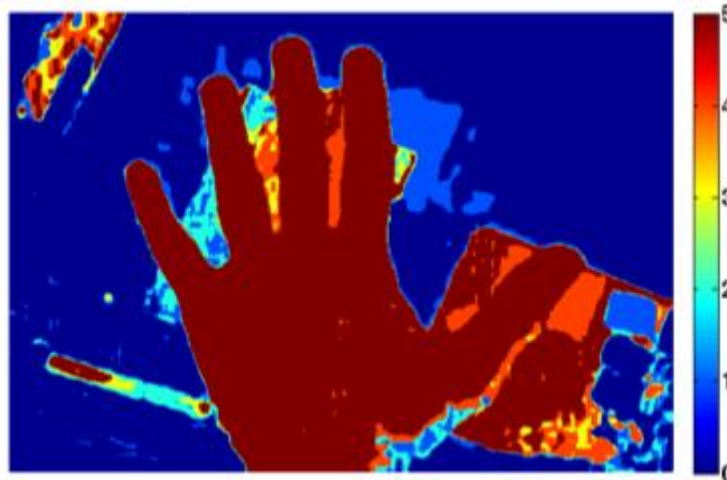


Figura 3.12. Imagen $I_{SUM}(x,y)$ obtenida de la superposición de los resultados obtenidos por los diferentes métodos de segmentación para la imagen en entorno hostil

Se puede observar como todos los métodos detectan de forma aceptable cada pixel de la mano. Son los objetos interferentes los que causan los problemas y hacen poco robustos los métodos.

El principal problema de la segmentación de la mano en un entorno no controlado es la imposibilidad de asegurar un comportamiento independiente del entorno donde se realice la adquisición. Dependiendo del nivel de hostilidad, el sistema ofrece rendimientos muy diferentes.

3.2. Sistema de adquisición en infrarrojo

Los sistemas sin contacto deben enfrentarse a grandes retos en la etapa de parametrización, problemas ya comentados como la distorsión de proyección, escala, rotación e imagen borrosa son retos a solucionar. Si además de los problemas asociados a la parametrización, introducimos ruido en el sistema por medio de una mala segmentación, el rendimiento global esperado decrece de forma alarmante.

Tras estudiar las posibilidades que ofrecen las técnicas de segmentación en imágenes en entornos no controlados se llega a la conclusión de que si se quiere conseguir un sistema robusto, la solución pasa por cambiar el sistema de adquisición.

Como solución a los problemas de segmentación en entornos no controlados se propone trabajar en el espectro infrarrojo. Trabajando en este espectro se reduce el problema asociado al control de toda la luz ambiente, a solo necesitar controlar una banda específica. Se mantiene la filosofía de trabajar con sistemas de bajo coste ya que las cámaras comerciales son fácilmente modificables para adquirir imágenes en el infrarrojo cercano.

Se reduce el dominio de trabajo de visible a infrarrojo cercano en la banda 850nm-1000nm. Iluminando la mano de forma directa con luz en esta banda y configurando la cámara de forma correcta (bajo tiempo de exposición y altos niveles de contraste y ganancia), se podría conseguir un gran contraste entre el objeto iluminado en primer plano y el resto de objetos en la escena, figura 3.13.

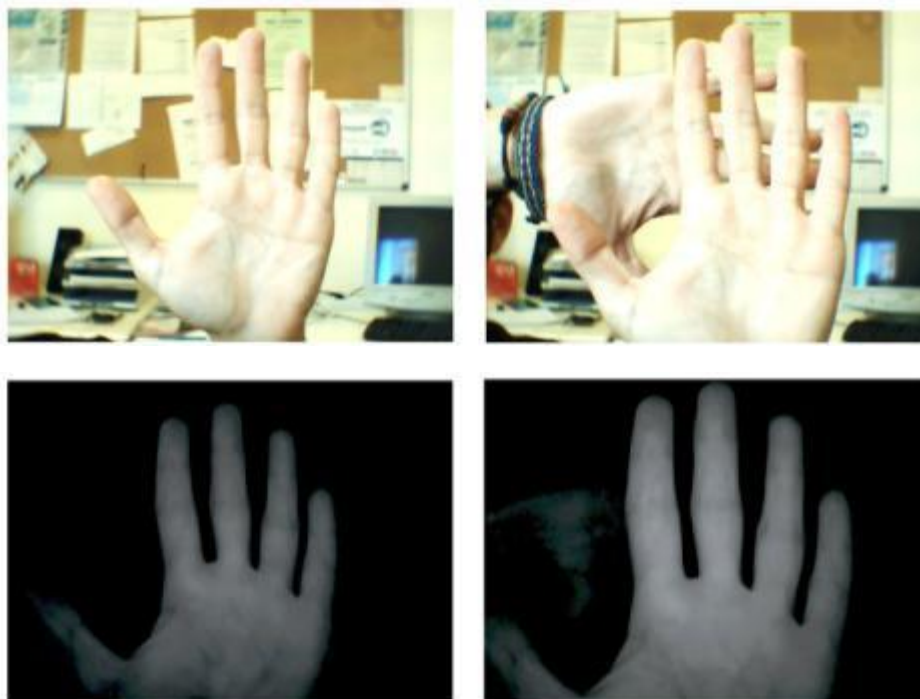


Figura 3.13. Arriba escena captada en la banda visible. Abajo, misma escena pero en banda infrarroja.

Estas imágenes son fácilmente obtenidas adaptando la webcam al infrarrojo y añadiendo un sistema de iluminación en la banda infrarroja. Se abandona el concepto de segmentación basada en mano y fondo y se pasa a un concepto de segmentación basado en objeto en primer plano y fondo. La luz infrarroja incide sobre el objeto en primer plano (la mano), aumentando el grado de luminancia de la misma respecto al fondo. Reduciendo el tiempo de exposición de la cámara y debido a la sobreexposición a la que se somete la mano se consigue aumentar el contraste entre mano y fondo. Este principio funcionará siempre que la iluminación interferente sea inferior a la iluminación aportada por el sistema. Los dispositivos de adquisición (webcams) se pueden configurar para trabajar dentro de un margen de operatividad. Fuera de este margen el rendimiento decrecerá notablemente. La figura 3.14 expone esta idea de forma gráfica.

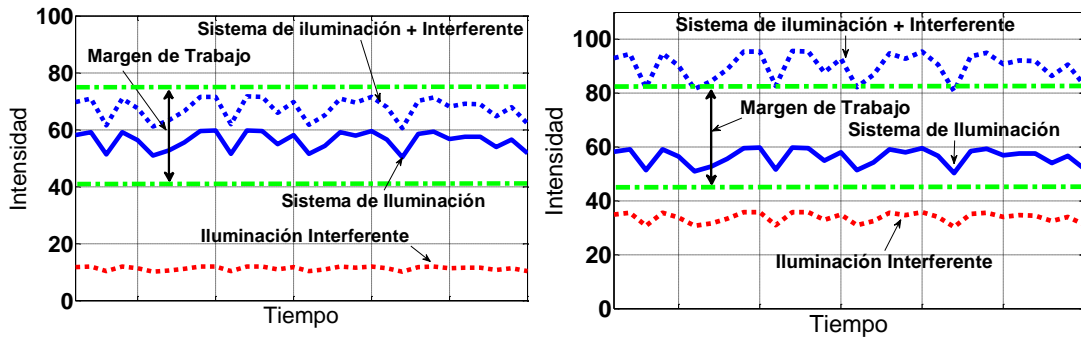


Figura 3.14. A la izquierda escenario en el cual la iluminación interferente no hace al sistema salirse del margen de trabajo. A la derecha escenario en el que una alta iluminación interferente saca al sistema de su margen de trabajo.

Un entorno con iluminación interferente de elevada potencia como el sol nos haría salir fuera del margen de trabajo. Es por ello que el sistema está pensado para su utilización en espacios cerrados (*indoor*) y no para su uso en exteriores.

La principal desventaja de trabajar en la banda infrarroja es el escaso contraste que muestra la palma de la mano en esta banda. Se abre la posibilidad de utilizar el patrón vascular de la palma pero la configuración utilizada para facilitar la segmentación, hace muy poco visible el mismo. La figura 3.15 muestra algunos ejemplos de capturas con el dispositivo. Por otro lado, como ya se ha expuesto antes, la alta dependencia del patrón vascular ante las condiciones ambientales hace que no se decida profundizar en esa línea.

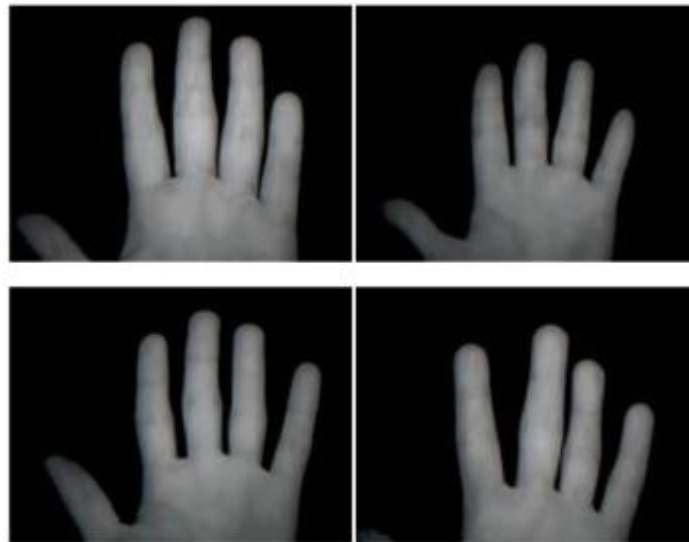


Figura 3.15. Adquisiciones en el espectro infrarrojo

La utilización del espectro infrarrojo y la correcta configuración de la cámara hacen que la fase de segmentación sea trivial. Se ha conseguido pasar de un entorno no controlado a un entorno donde se tiene cierto grado de control. Se ha reducido al mínimo la incidencia del fondo a la hora de realizar la segmentación por lo que para llevarla a cabo no se precisa de métodos computacionalmente pesados. Basta con aplicar cualquiera de los métodos de segmentación propuestos con anterioridad. Por

su simplicidad, para el sistema propuesto se ha utilizado el método de binarizado de Otsu, figura 3.16.

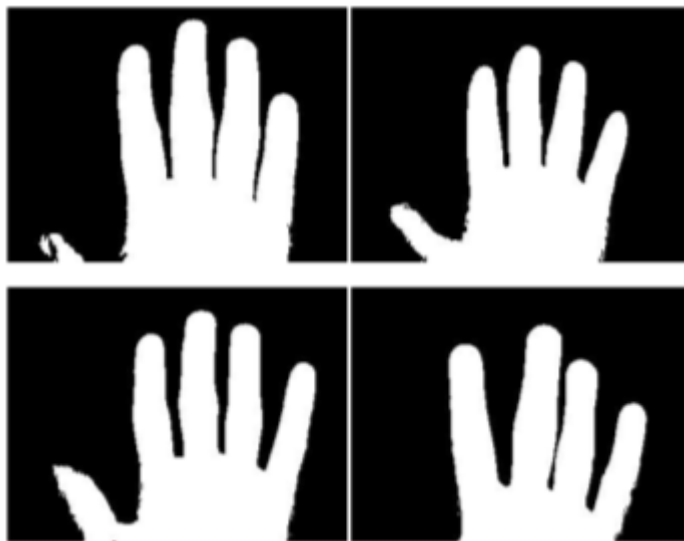


Figura 3.16. Imágenes binarizadas a partir de adquisiciones en infrarrojo

Una solución similar ha sido probada y utilizada por otro grupo de investigación [Yufei Han *et al*, 2007] con resultados prometedores en bases de datos en condiciones controladas.

3.3. Aportaciones

Se han probado 5 métodos de segmentación con características diferentes y se han propuesto dos entornos de experimentación basados en la dificultad o complejidad que entrañan para realizar la tarea requerida, en este caso, segmentación.

En este documento no se quiere descartar el uso de imágenes en el espectro visible en sistemas biométricos sin contacto. Se hace hincapié en la dificultad de obtener una segmentación precisa cuando se trabaja en el dominio visible, obteniendo rendimientos muy diferentes dependiendo del entorno en el que se utilice.

Se propone el uso del espectro infrarrojo para conseguir una mayor robustez en la etapa de segmentación. Se pasa de trabajar en un medio no controlado a trabajar en uno semi-controlado. Se consigue una segmentación independiente del fondo y robusta a cambios de iluminación.

CAPÍTULO IV

ESQUEMA DE UN SISTEMA BIOMÉTRICO SIN CONTACTO

Los sistemas biométricos propuestos en este documento obedecen al esquema mostrado en la figura 4.1:



Figura 4.1. Esquema de los sistemas biométricos propuestos en este documento

Como se puede observar las principales etapas se dividen en:

- **Adquisición:** la adquisición es un punto crucial en los sistemas propuestos en este documento. Dependiendo la naturaleza del sistema de adquisición, las tareas de segmentación y parametrización cambian radicalmente. En

esta etapa incluimos también la segmentación como parte del preprocesado a realizar antes de extraer las características biométricas.

- **Parametrización:** en esta etapa se extraen las características que diferenciarán a cada usuario. Dependiendo del rasgo biométrico o la banda espectral en la que se trabaje se extraerán unas medidas u otras.
- **Clasificación:** en esta etapa se distinguen dos modos de funcionamiento. El entrenamiento, en el que a partir de los vectores de características de un usuario se crea un modelo que lo caracterice. Y verificación, en la que a partir de un modelo de un usuario y un vector de características, se obtiene un resultado que junto con un umbral nos dirá si el usuario es aceptado o rechazado. Dentro de esta etapa cobra especial relevancia la base de datos, la cual nos servirá para validar las propuestas y para calcular el umbral a partir del cual decidir si un usuario es autenticado o no. Se debe diferenciar entre umbrales obtenidos a priori, en base a un conjunto de entrenamiento, y umbrales obtenidos a posteriori, en base a los resultados de verificación. Los umbrales a posteriori nos darán una idea del límite del sistema propuesto, mientras que los umbrales a priori nos hacen ver cuán cerca podemos estar de ese límite en condiciones realistas.
- **Base de datos:** la base de datos la formarán las imágenes a partir de las cuales verificar el rendimiento de las diferentes caracterizaciones propuestas. Durante el desarrollo de este documento se han utilizado dos bases de datos propias y una pública.

A continuación se detallarán con mayor profundidad cada una de los sistemas

4.1. Sistema de adquisición

El sistema de adquisición se encarga de realizar la captura de la mano en un entorno sin contacto, preprocesarla y entregarla al sistema de parametrización. Un aspecto fundamental en esta etapa es la reducción en la medida de lo posible del ruido introducido en el sistema. Los sistemas sin contacto ya tienen que afrontar grandes retos relacionados con la ausencia de superficie de apoyo por lo que no es aconsejable introducir más distorsiones asociadas a una incorrecta adquisición.

En el presente documento se proponen dos sistemas multispectrales para su utilización como sistemas de adquisición para sistemas biométricos basados en mano sin contacto. El uso del espectro infrarrojo viene justificado por la mejor segmentación de la mano en esta banda. Una correcta configuración de los parámetros de la cámara permitirá además obtener una silueta de la mano de suficiente calidad como para utilizar rasgos biométricos basados en ella. La inclusión de una cámara visible viene dada por el escaso contraste de la información de la palma de la mano en la banda infrarroja. Una correcta segmentación de la palma en la banda visible permitirá estudiar métodos de extracción de características palmares.

La diferencia entre los dos sistemas de adquisición propuestos radica en la forma en la que se afronta la correlación entre la información de la cámara visible y la infrarroja. Mientras uno realiza una correlación *hardware* de las imágenes otro precisará de un

procesado para lograr dicha correlación. Se buscará segmentar la imagen visible a partir de la silueta obtenida en la banda infrarroja.

Sistema de adquisición basado en filtro dicroico:

El sistema está basado en el uso de dos cámaras y un filtro dicroico (*Cold Mirror*) para conseguir la alineación de las imágenes obtenidas por ambas. Se trata por tanto de una correlación de imágenes *hardware* sin coste computacional, figura 4.2.

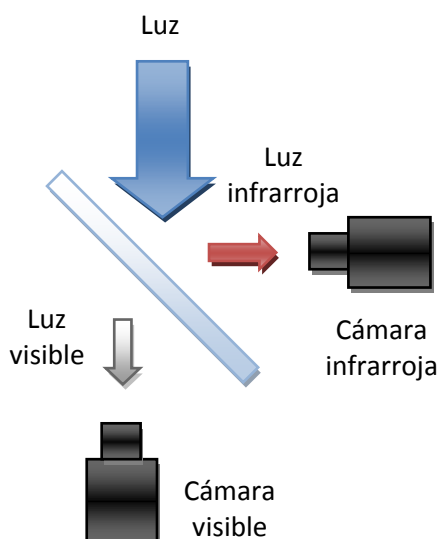


Figura 4.2. Sistema de correlación hardware de imágenes multispectrales

Se utilizan dos cámaras análogas de 2 Mpx y se modifica una para poder adquirir imágenes en el espectro infrarrojo. La modificación consiste en la sustracción del filtro infrarrojo que traen de fábrica y la inclusión de un filtro del espectro visible. La cámara se configura con un valor bajo de tiempo de exposición, alta ganancia, brillo bajo y contraste medio. La figura 4.3 muestra un primer prototipo.

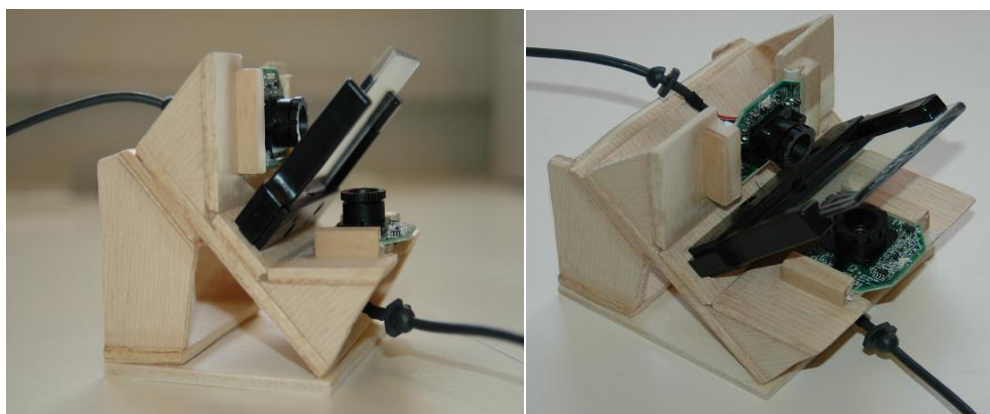


Figura 4.3. Prototipo inicial de sistema de correlación hardware de imágenes multispectrales

La versión final de el dispositivo en que sustentará tanto el filtro dicroico como las cámaras se realizó en AUTOCAD, figura 4.4. El dispositivo debe situar ambas cámaras de forma ortogonal entre sí y con un ángulo de 45° respecto al filtro.

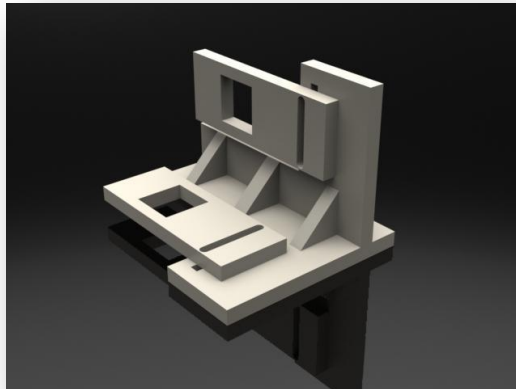


Figura 4.4. Diseño en AUTOCAD del dispositivo de montura del filtro dicroico y las cámaras web.

Un primer prototipo fabricado en madera permitió ajustar las medidas del dispositivo para luego realimentar el modelo y poder fabricarlo en metacrilato, figura 4.5. Se hace fundamental fabricar la montura con el menor número de componentes para así asegurar una mínima desviación de los ángulos formados entre las cámaras y el filtro.



Figura 4.5. Prototipo en madera de balsa y prototipo en metacrilato del soporte de dispositivos para el sistema de correlación con filtro dicroico

El sistema de iluminación lo componen 24 leds infrarrojos y 4 leds de luz blanca, figura 4.6.

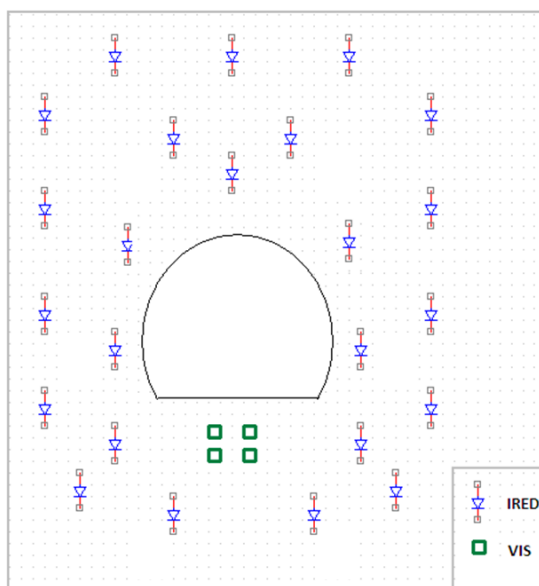


Figura 4.6. Disposición de los diodos infrarrojos (IRED) y los de luz blanca (VIS) en la placa de iluminación

En la figura 4.7 se muestra el prototipo final desarrollado además de un ejemplo del posicionamiento de la mano del usuario durante la captura. El sistema se alimenta a partir de una fuente de alimentación de 2 amperios conectada a la corriente alterna y dispone de dos salidas USB correspondientes a las cámaras web.



Figura 4.7. Prototipo final y colocación de la mano por parte de los usuarios

Se dispone por tanto de un sistema de adquisición capaz de obtener imágenes en dos espectros diferentes, el visible y el infrarrojo. Las imágenes muestran un pequeño desplazamiento debido a errores de fabricación del dispositivo de montura de cámaras y filtro, basta un calibrado inicial del sistema para conseguir la correlación de

la información de ambas cámaras. Realizar la segmentación en visible a partir de la silueta obtenida en el infrarrojo es inmediato, figura 4.8.

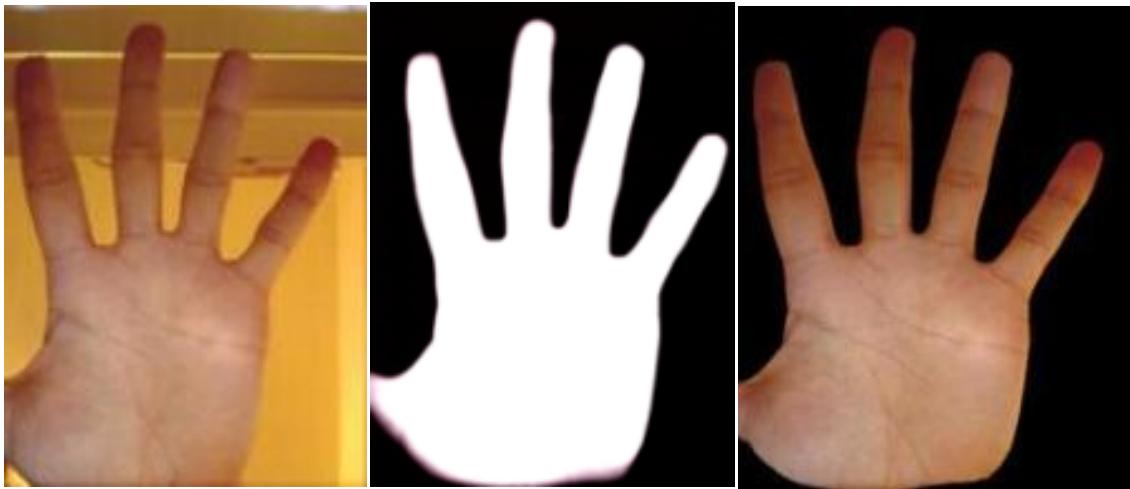


Figura 4.8. Imágenes obtenidas por el sistema multispectral. A la izquierda la imagen visible; en el centro imagen infrarroja; a la derecha imagen visible segmentada a partir de la imagen infrarroja

Sistema de adquisición basado en correlación por procesado:

El segundo sistema de adquisición propuesto está basado en la utilización de dos cámaras situadas sobre el mismo plano y la correlación de imágenes mediante procesado. Las cámaras y su configuración son iguales a las presentadas anteriormente. La diferencia radica en la colocación de las mismas sobre el sistema de iluminación. Las cámaras se sitúan con un desplazamiento vertical entre ambas de 10 cm, por tanto, ambas cámaras adquieren imágenes diferentes.

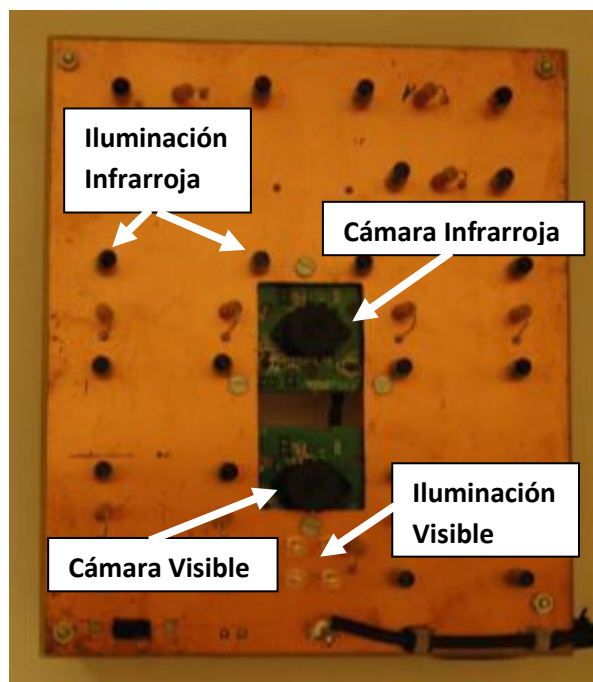


Figura 4.9. Sistema de adquisición multispectral basado en correlación por procesado

El desplazamiento existente entre ambas cámaras produce una distorsión de proyección entre las imágenes adquiridas. Como se muestra en la figura 4.10 las imágenes se encuentran descorreladas.

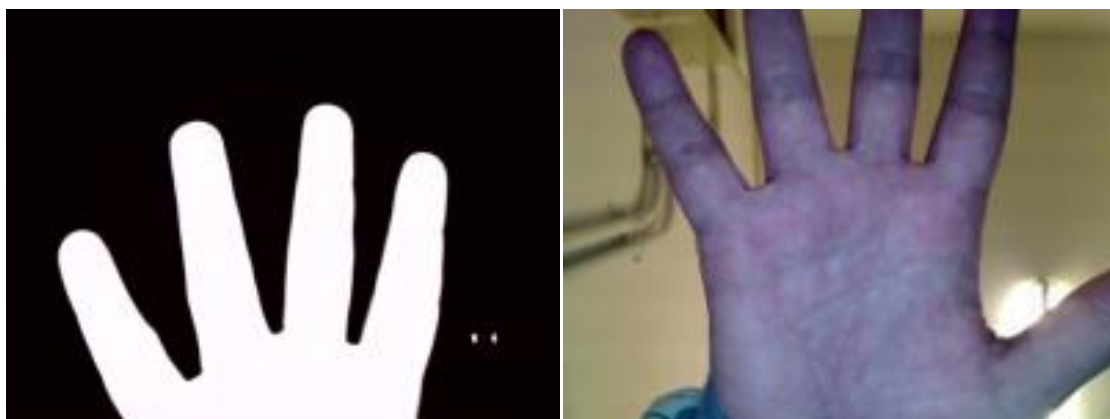


Figura 4.10. Imágenes obtenidas por el sistema multiespectral. Izquierda imagen infrarroja, a la derecha imagen visible

El procesado necesario para correlar la información de ambas cámaras será tratado en el Capítulo VI.

4.1.1. Captura automática

Para realizar la captura de la imagen a parametrizar y paliar en parte los efectos de la distorsión de pose, una máscara guía al usuario en el correcto posicionamiento de la mano.



Figura 4.11. Ejemplo de adquisición con máscara en el espectro infrarrojo

A diferencia de los sistemas con contacto, en los que el usuario sitúa la mano sobre una superficie acotada, en los sistemas sin contacto el grado de libertad es mayor, figura 4.12.

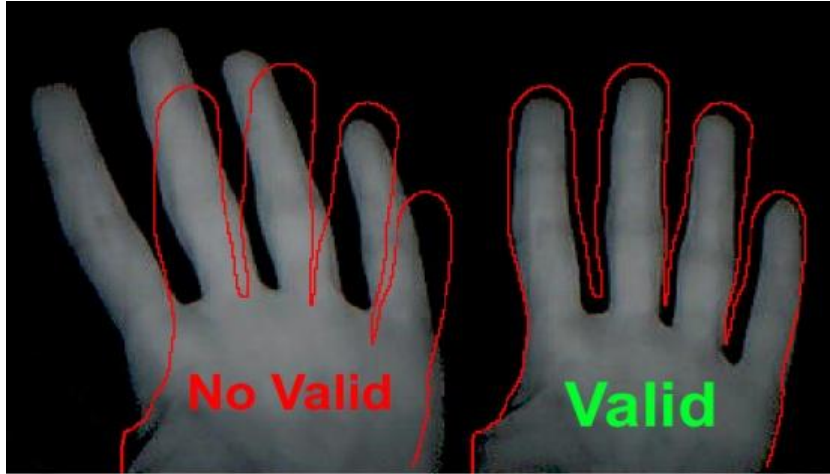


Figura 4.12. A la izquierda mano situada incorrectamente, a la derecha mano situada correctamente

Dependiendo del umbral escogido para validar la mano se obtendrán imágenes con mayor o menos distorsión de pose. A su vez, el umbral establecido marcará la mayor o menor facilidad de uso del sistema. En los sistemas de adquisición desarrollados se ha optado por un umbral bajo que priorice la facilidad de uso. Las distorsiones asociadas a cambios de pose serán tratadas con métodos de extracción de características robustos.

La imagen se considerará válida cuando se produzca un solapamiento entre máscara y mano superior a un umbral establecido del 60%. Se considera que el 60% ofrece una buena relación entre la comodidad del usuario y una correcta validación de la mano capturada. La mano será capturada cuando se cumpla que:

$$\frac{1}{M} \sum \sum I_{ref}(x, y) \otimes I_{usu}(x, y) \geq 0.6$$

donde I_{ref} es la máscara binarizada de la que se obtiene el contorno de referencia, I_{usu} es la imagen binarizada de la mano del usuario, \otimes es el operador lógico XOR y M es el número de píxeles de las imágenes.

Si la mano supera el umbral, se realizan dos validaciones. 1) La mano debe presentar como mínimo los 4 dedos de interés (meñique, anular, corazón e índice), permitiendo que aparezca o no aparezca el dedo pulgar (el cual no se utilizará en la extracción de características). 2) La segunda validación exige que los dedos no estén juntos. Esta validación se hace a partir del estudio de las distancias entre puntas y valles. Sean $c_i^p = \{x_i^p, y_i^p\}_{i=1}^4$ las coordenadas de las puntas de los 4 dedos y $c_j^v = \{x_j^v, y_j^v\}_{j=1}^3$ las coordenadas de los tres valles. La distancia entre una punta y un valle viene definida por la norma euclídea

$$D(i, j) = \|c_i^p - c_j^v\|^2$$

donde c_1^p corresponde a la punta del dedo meñique y c_4^p a la del dedo índice. c_1^v corresponde al valle formado por los dedos meñique-anular y c_3^v al valle formado por

los dedos corazón-índice. Se establecerá que los dedos no están juntos cuando se cumplan las dos condiciones siguientes:

$$\frac{\max(D(2,2), D(2,1))}{\min(D(2,2), D(2,1))} \geq 0.7$$

$$\frac{\max(D(3,3), D(3,2))}{\min(D(3,3), D(3,2))} \geq 0.8$$

Ambas condiciones buscan variaciones anómalas en las distancias entre puntas y valles consecutivos, figura 4.13.

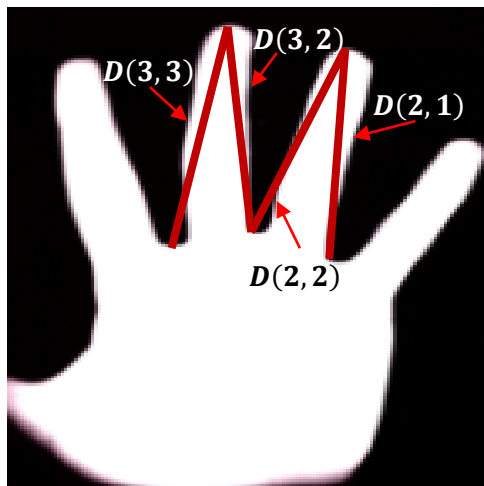


Figura 4.13. Distancias entre puntas y valles para detectar posibles dedos juntos

Si las distancias no cumplen con los umbrales se considera que los dedos se encuentran juntos. Los umbrales han sido obtenidos a partir del estudio de las distancias de 10 imágenes de 144 usuarios adquiridas con escáner de la base de datos GPDS. A las distancias mínimas obtenidas en ese estudio se le sumo un 30% para prevenir posibles falsos positivos.

4.2. Sistema de parametrización

La extracción de características será estudiada con detenimiento en los Capítulos V y VI por lo que no se tratarán aquí.

4.3. Clasificación

El clasificador se convierte es un aspecto fundamental en cualquier sistema biométrico. Atendiendo a la naturaleza del método de caracterización del rasgo biométrico utilizado se trabajará con 3 tipos de clasificador.

4.3.1. Clasificador LS-SVM utilizado en la caracterización basada en medidas geométricas

Para clasificar las medidas geométricas se optó por utilizar un clasificador basado en Máquinas de Soporte Vectorial [Nello Cristianini and John Shawe-Taylor, 2000] por las buenas prestaciones ofrecidas por el mismo en trabajos previos con contacto [M. Ferrer *et al*, 2007].

Las máquinas de soporte vectorial (SVM) se encuadran dentro de los clasificadores no supervisados. El desarrollo y generalización de las SVM se produjo en los noventa [Vladimir Vapnik, 1995]. Las SVM se basan en el principio de minimización del riesgo estructural (Structural Risk Minimisation o SRM) en la fase de entrenamiento el cual parece ser superior al principio de minimización del riesgo empírico (Empirical Risk Minimisation o ERM), usado generalmente en otros algoritmos de clasificación, como las redes neuronales.

En la fase de experimentación se utilizará como clasificador una redefinición de la Máquinas de Soporte Vectorial conocida como Máquina de Soporte Vectorial de Mínimos Cuadrados ("LS-SVM"). Las LS-SVM muestran una búsqueda de la función de costo más robusta. Las LS-SVM [J. A. K. Suykens et al, 2002] para clasificación de clase binaria (autenticación, un usuario contra todos), construyen un hiper-plano de separación óptimo entre las clases positivas y negativas, con un margen máximo. Esto se puede formular como un problema de programación cuadrático. Las LS-SVM son reformulaciones del estándar SVM que conducen a resolver sistemas lineales KKT (sistemas lineales simétricos). De ahí, que la solución se obtenga mediante la resolución de un sistema de ecuaciones lineales.

Se precisa de una sola ecuación lineal en el proceso de optimización. Lo cual, no sólo simplifica el proceso, sino que evita el problema de mínimo local en SVM. El modelo LS-SVM se define en su espacio de medida fundamental por:

$$\hat{y}(x) = \omega^T \varphi(x) + b$$

dónde $\varphi(x)$ es una función que mapea el espacio de entrada a un espacio de característica dimensional más alto, x es el vector de entradas de dimensión M , ω y b son los parámetros del modelo. Dados N pares de aprendizaje de entrada-salida $(x^i, y^i) \in \mathbb{R}^M \times \mathbb{R}$, para estimación de la función, LS-SVM formula la siguiente optimización:

$$\min_{\omega, b, e} J(\omega, e) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \gamma \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2$$

sujeto a

$$y^i = \omega^T \varphi(x^i) + b + e^i, \quad i = 1, \dots, N$$

El conjunto de parámetros θ consiste en el vector ω y el escalar b . Resolviendo este problema de optimización en el espacio dual, nos lleva a encontrar los coeficientes α_i y b en la siguiente solución:

$$h(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i K(x, x^i) + b$$

La función $K(x, x^i)$, es el Kernel definido como el producto escalar entre el $\varphi(x)^T$ y $\varphi(x)$. Los parámetros del modelo LS-SVM son los anchos de los Kernel Gaussianos (tomados idénticos para todos los Kernel) y el factor de regularización. Los parámetros ω y b se calculan a partir de las muestras de entrenamiento y son iguales para todos los usuarios.

El modelo contiene un conjunto de valores que define la frontera de separación entre las clases. Por lo que se debe elegir de forma adecuada la función *Kernel* que obtenga esta frontera. En el apartado de experimentación se estudiará el uso de diferentes funciones *Kernel*.

4.3.2. Clasificador basado en distancias utilizado en la caracterización palmar de la textura

La clasificación utilizada para los métodos basados en textura se basa en el cálculo de la distancia normalizada de Hamming:

$$D = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{2n+1} \sum_{j=1}^{2n+1} P(i, j) \otimes Q(i, j)}{(2n + 1)^2}$$

donde \otimes corresponde al operador lógico *XOR* y $P(i, j)$ y $Q(i, j)$ corresponden a las máscaras comparadas. Un valor cercano a 1 indicará un alto nivel de coincidencia mientras que un valor cercano a cero indicará una baja coincidencia.

4.3.3. Clasificador basado en distancias utilizado en la caracterización palmar de información local

Se utilizará la clasificación propuesta por Lowe. Para calcular el grado de similitud entre dos descriptores d_i y d_j se calcula la distancia Euclídea entre todos los componentes de ambos vectores. Si la distancia es menor a 1.5 se considera que los dos descriptores coinciden.

$$\left\| \{d_i\}_{i=1}^L - \{d_j\}_{j=1}^N \right\|^2 \leq 1.5$$

donde L y N son el número de descriptores de d_i y d_j respectivamente y $\|\cdot\|$ es la norma Euclídea. El resultado de clasificación corresponderá al número total de coincidencias entre dos imágenes.

4.4. Bases de datos

La base de datos representa un aspecto fundamental en el proceso de validación y experimentación de cualquier sistema biométrico. En el momento en el que está escribiendo este documento, no conocemos ninguna base de datos pública de

imágenes de la mano sin contacto adquiridas en entornos no controlados. Es por ello que se tuvieron que realizar dos bases de datos a partir de las cuales realizar los estudios presentados en este documento. También se utiliza una base de datos de mano sin contacto pública [Ajay Kumar, 2008] adquirida en condiciones controladas a partir de la cual estudiar las principales diferencias entre un entorno no controlado y uno controlado. El uso de bases de datos públicas aporta credibilidad y una forma objetiva de comparar diferentes propuestas sobre un mismo conjunto de datos. La tabla 4.1 muestra las características de las tres bases de datos utilizadas en este documento.

Tabla 4.1. Características de las bases de datos GPDS-CL1, GPDS-CL2 e IITD

Características	GPDS-CL1	GPDS-CL2	IITD
Número de usuarios	110	100	470
Imágenes por usuario	10-14* (2 bandas)	10 (2 bandas)	6
Número de sesiones	10*	1	1
Adquisición	Sin contacto	Sin contacto	Sin contacto
Fondo	No controlado	No controlado	Controlado
Iluminación	No controlada	No controlada	Controlada
Tipo de iluminación	NIR+Visible	NIR+Visible	Visible
Entrenamiento supervisado	Si	Si	Si
Verificación supervisada	No	Si	Si
Distancia hasta objetivo	15-25 cm	5-15 cm	15-25 cm
Espacio de color	RGB	RGB	Gris
Banda de las imágenes	NIR y Visible	NIR y Visible	Visible
Resolución	800x600	800x600	800x600

* 5 primeras imágenes adquiridas en la primera sesión y el resto en diferentes sesiones

A continuación se explican en detalle las tres bases de datos. Se hará hincapié en la base de datos operacional por ser la más próxima a la realidad y de la que se pueden extraer mayores conclusiones del comportamiento de un sistema biométrico sin contacto basado en mano en un entorno real.

4.4.1. Base de datos GPDS-CL1

Base de datos adquirida en condiciones de aplicación real a partir del dispositivo de adquisición multispectral basado en filtro dicróico. Esta base se compone de imágenes de la palma de la mano de 110 usuarios. Los usuarios se dividen en dos tipos: 35 usuarios esporádicos cuyas adquisiciones se realizaron en 2 sesiones y 75 usuarios habituales con adquisiciones espaciadas 1 semana en un experimento de 4 meses de duración con 1 adquisición por semana salvo en la primera sesión, en la que se adquieren 5. Cada adquisición de cada usuario está compuesta por dos imágenes, una en la banda visible y otra en la infrarroja cercana (850 nm).

El grado de libertad a la hora de posicionar la mano es alto. Una vez adquirida la base de datos, es común encontrarse con ejemplos de distorsiones asociadas a la ausencia de superficie de contacto. Imponiendo mayores restricciones al adquirir las imágenes, estas distorsiones se podrían reducir. Se sacrificaría entonces facilidad de

uso del sistema lo cual va en contra del propósito general de conseguir un sistema con una alta aceptabilidad. Es por ello que las restricciones a la hora de realizar las capturas automáticas se reducen al mínimo.

Para hacernos una idea del tipo de base de datos con la que se trabaja, se mostrará una selección de algunas distorsiones aparecidas entre los primeros 20 usuarios. Las imágenes se muestran por pares de adquisiciones de un mismo usuario para poder apreciar así la distorsión.

Distorsión de proyección

La distorsión más común en la base de datos es la de proyección. En la figura 4.14, se muestran múltiples ejemplos en los que se puede apreciar los efectos de esta distorsión.



Figura 4.14. Ejemplos de distorsión de proyección en usuarios 2, 8 de la base de datos GPDS-CL1

Cambios de iluminación

Los cambios de iluminación también se pueden considerar una distorsión. En este caso, la distorsión es ajena al usuario. Los usuarios realizaron los accesos a diferentes horas del día y al ser un experimento no supervisado, no se tuvo control sobre las condiciones lumínicas en el momento de la adquisición. Ésta es un tipo de distorsión muy común en la base de datos, en la figura 4.15 se muestran dos ejemplos de adquisiciones de dos usuarios realizadas en condiciones de iluminación muy diferentes.



Figura 4.15. Cambios de iluminación en usuarios 16 y 19 de la base de datos GPDS-CL1

Oclusión

En cuanto a distorsiones que se puedan achacar al usuario, se encuentra la oclusión parcial de uno de los rasgos o el no separar los dedos en el momento de la adquisición. Para reducir las imágenes con dedos juntos se ha implementado un algoritmo que detecta la apertura o no apertura de los mismos en el momento de la adquisición.



Figura 4.16. Oclusión parcial detectada en el usuario 3 y adquisición con dedos cerrados en usuario 11 de la base de datos GPDS-CL1

Distorsión de escala y presencia de anillos

El cambio de escala es también una distorsión muy común y viene provocada por la libertad de pose que proporciona el sistema al usuario. En la figura 4.17 se muestran dos casos de alto cambio de escala y además se aprecia la presencia arbitraria de anillos. En ningún momento se solicitó a los usuarios que usaran el sistema con o sin anillos, por lo que para ciertos usuarios, existen adquisiciones con y sin él.



Figura 4.17. Cambio de escala y utilización arbitraria de anillos en usuarios 19 y 20 de la base de datos GPDS-CL1

Imagen borrosa

La adquisición de imágenes borrosas debido a movimientos durante el momento de la captura está muy presente en la base de datos. El efecto de esta distorsión sobre las imágenes se traduce en una pérdida de nitidez, lo cual conlleva a su vez a una pérdida de información. La figura 4.18 muestra algunos ejemplos de adquisiciones borrosas.



Figura 4.18. Adquisiciones borrosas en usuarios 5 y 7 de la base de datos GPDS-CL1

Distorsiones en el espectro infrarrojo

Hasta ahora se han mostrado los efectos de las diferentes distorsiones sobre las imágenes de la cámara visible. Las distorsiones de proyección y escala afectan por igual a imágenes en visible o en infrarrojo. El número de adquisiciones de imágenes borrosas es muy bajo debido a la configuración de la cámara con un tiempo de exposición bajo. El efecto de la pérdida de nitidez afectará a los bordes de la imagen, no teniendo mucha incidencia sobre la parametrización como ya se vio en apartados anteriores.

Los anillos y las oclusiones afectan de diferente forma en visible y en infrarrojo. La respuesta del anillo en infrarrojo depende del material con el que esté hecho. Por lo general los anillos metálicos generan mayores distorsiones que los de plástico o madera por ejemplo. La tela refleja de forma similar a la piel el infrarrojo por lo que la oclusión de la palma por este tipo de material prácticamente no afecta a la adquisición en infrarrojo, figura 4.19.

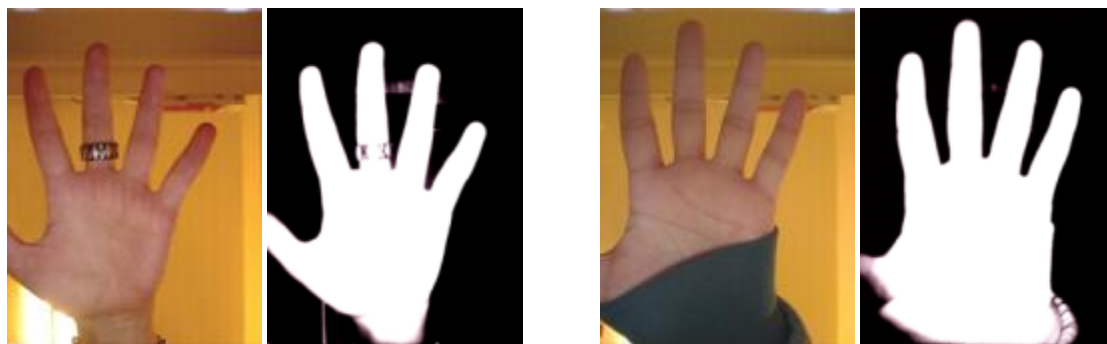


Figura 4.19. Efectos de anillos y oclusión parcial en imágenes visibles e infrarrojas de la base de datos GPDS-CL1

Los cambios de iluminación si afectan de diferente forma en ambos espectros. La variación de la iluminación en el espectro visible como pueden ser fluorescentes no tiene ninguna incidencia en el infrarrojo. Pero el aumento de iluminación en el espectro infrarrojo, provocada por ejemplo por el sol, si tiene efectos sobre la adquisición en infrarrojo. El efecto de este aumento de la iluminación puede provocar que ciertos elementos del fondo no visibles en condiciones normales si interfieran en caso de existir este aumento de la luz infrarroja. En condiciones normales, estas interferencias no llegan a suponer una distorsión insalvable.



Figura 4.20. Interferencias producidas por cambios de iluminación en usuario 1 y 4 de la base de datos GPDS-CL1

Distribución de distorsiones en GPDS-CL1

Pese a todas las distorsiones presentes en la base de datos, ninguna imagen se descartó. Todos los resultados que se mostrarán en próximos capítulos se obtuvieron procesando la base de datos al completo.

A modo de resumen, la figura 4.21 muestra los porcentajes de imágenes con distorsiones y las imágenes con buena calidad presentes en la base de datos GPDS-CL1. Por imagen de buena calidad se entiende aquellas que no presentan distorsiones de gran relevancia.

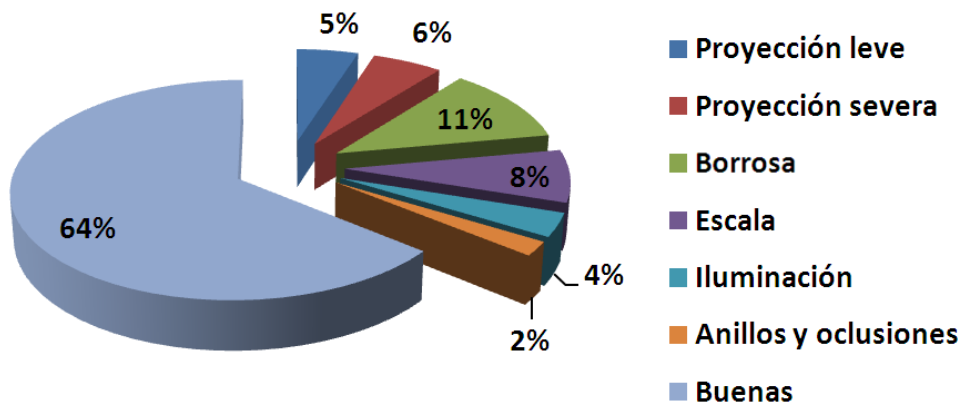


Figura 4.21. Porcentaje de distorsiones presentes en la base de datos GPDS-CL1

Atendiendo al género de los usuarios que componen la base de datos se tiene un 57% de usuarios masculinos por un 43% de usuarios femeninos. Por edades los usuarios se agrupan en: 62% entre 14-30 años, 26% entre 31-50 años y 12% mayores de 50 años.

4.4.2 Base de datos GPDS-CL2

Base datos adquirida en entorno de laboratorio a partir del dispositivo de adquisición multispectral basado en correlación por procesado. Las condiciones están más controladas y el número de sesiones se reduce a 1. Cada adquisición de cada usuario está compuesta por dos imágenes, una en la banda visible y otra en la infrarroja cercana (850 nm). Las imágenes infrarrojas se centran más en los dedos si se comparan

con las de GPDS-CL1 y las visibles en la palma, obteniéndose así un mayor nivel de detalle, figura 4.22.

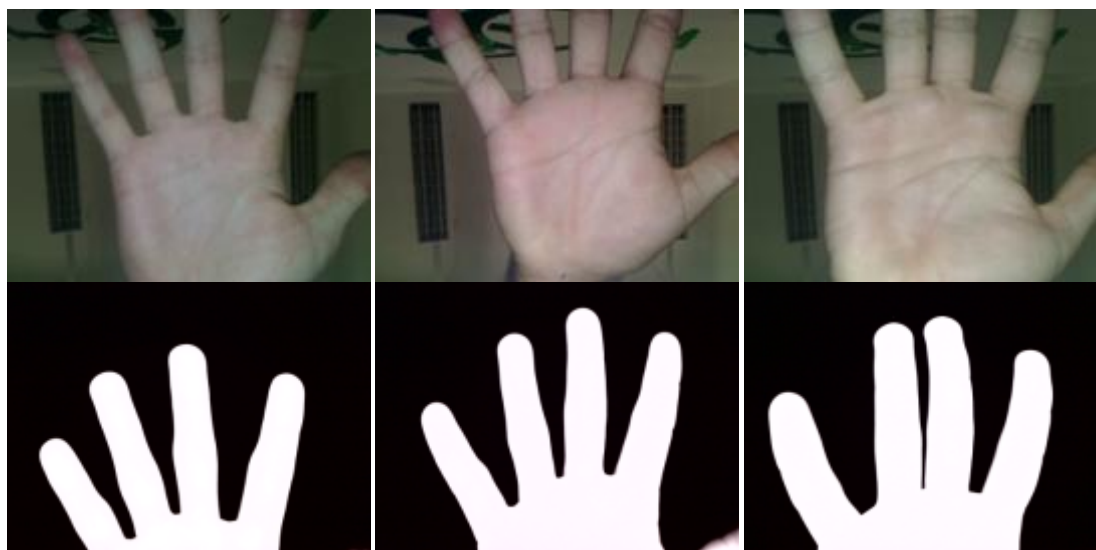


Figura 4.22. Arriba adquisiciones en el espectro visible de la base de datos GPDS-CL2; abajo adquisiciones en el espectro infrarrojo de la base de datos GPDS-CL2

Los problemas asociados a la ausencia de una superficie de contacto (distorsión de proyección, imagen borrosa, cambios de escala) son análogos a los comentados con la base de datos GPDS-CL1. Los errores asociados al uso incorrecto del dispositivo (oclusiones, dedos cerrados,...) son considerablemente menores debido al carácter supervisado de la adquisición de toda la base de datos.

No se registraron los datos referentes a la edad y género de los participantes en esta base de datos.

4.4.3 Base de datos IITD

Base de datos pública adquirida en condiciones de laboratorio por el Instituto Tecnológico de Nueva Delhi [IITD]. A diferencia de la GPDS-CL2 las condiciones están aún más controladas, ya que las imágenes se capturaron siguiendo la filosofía de caja negra. El usuario introduce la mano en una caja donde tanto las condiciones de iluminación como de fondo están totalmente controladas. Aunque ésta metodología soluciona o reduce los problemas asociados a la adquisición en entornos no controlados, es comúnmente aceptado que reducen la aceptabilidad por parte de los usuarios.



Figura 4.23. Ejemplos de adquisiciones de la base de datos IITD

La base de datos IITD fue creada para estudiar medidas palmares en esquemas sin contacto. Las imágenes ofrecen unos malos resultados de segmentación debido a una incorrecta iluminación y fondo utilizados por lo que no serán utilizadas en la experimentación de las medidas geométricas.

La base de datos presenta algunos errores en el etiquetado de sus imágenes. Aunque son escasos, influyen negativamente en los resultados obtenidos. Todos los experimentos se han realizado con la base de datos tal cual se comparte para poder comparar así con los resultados presentados con la misma en trabajos previos. Algunos ejemplos de incorrecta etiquetación son las imágenes del usuario 31 mano izquierda.

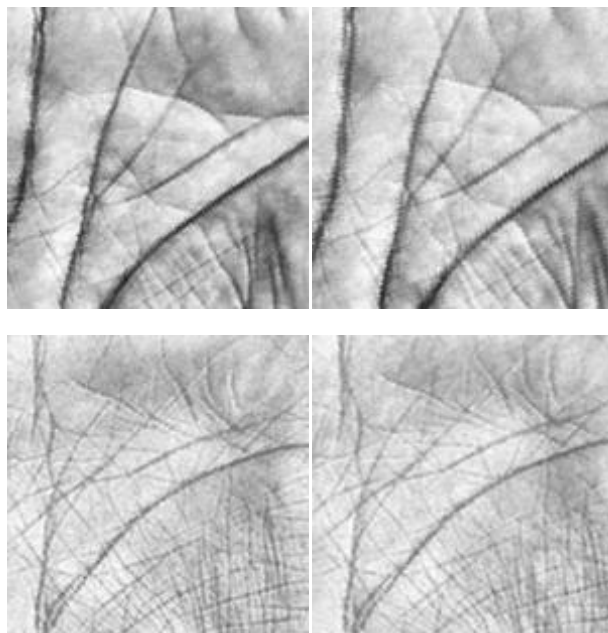


Figura 4.24. Incorrecto etiquetado de imágenes en IITD. Arriba imágenes 1 y 2 de usuario 30 mano izquierda; Abajo imágenes 3 y 4 de usuario 30 mano izquierda

Se aprecia que las imágenes 1, 2, 3 y 4 etiquetadas como usuario 30 no pertenecen a la misma persona.

No se dispone de datos referentes a la edad y género de los participantes en esta base de datos.

4.5. Metodología de experimentación

La etapa de clasificación se divide en dos:

- **Entrenamiento:** se crean los modelos que caracterizan a cada usuario a partir de los parámetros extraídos en la etapa anterior. Dependiendo de la naturaleza de las características se utiliza diferentes tipos de clasificadores por lo que el entrenamiento varía según el rasgo biométrico utilizado.

- **Verificación:** a partir del modelo del usuario y un vector de característica se obtiene un resultado de clasificación con el cual decidir si el usuario es autenticado correctamente o no.

Al igual que se plantea un entorno de trabajo lo más realista posible en unas condiciones no controladas, se intenta seguir una metodología de verificación que ofrezca resultados lo más aproximados a la realidad. Existen muchas metodologías de experimentación, según la división que hagamos entre muestras de verificación y muestras de entrenamiento podemos diferenciar entre:

- Experimento con **grupo cerrado:** los usuarios utilizados para entrenar al modelo pertenecen al mismo grupo de usuarios utilizados para verificar el sistema. Durante el entrenamiento, el sistema posee información acerca de los impostores que luego serán utilizados durante la verificación. En ningún caso se utilizan las mismas muestras (mismas imágenes) durante el entrenamiento y la verificación, pero si se comparten los usuarios. Esta forma de entrenamiento está muy extendida en la bibliografía aunque representa una visión poco realista de un sistema biométrico. La base de datos se divide por muestras (muestras de entrenamiento y muestras de verificación).
- Experimento con **grupo abierto:** los usuarios utilizados para entrenar al modelo son ajenos al grupo de usuarios utilizados para verificar el sistema. Durante el entrenamiento no se dispone de información acerca de los impostores, lo cual se acerca más a la realidad de un sistema biométrico: en la validación de los usuarios impostores serán totalmente desconocidos para el sistema.

Si no se especifica lo contrario, ésta es la metodología utilizada durante la experimentación desarrollada en el resto de capítulos de este documento.

Los modelos SVM del clasificador de medidas geométricas se entrenan utilizando 4 muestras del usuario genuino y 160 muestras de entrenamiento negativas obtenidas de 40 usuarios de la base de datos. Esos 40 usuarios utilizados para entrenar los modelos no serán utilizados en la etapa de verificación como impostores.

Los sistemas basados en palma utilizan también 4 muestras de entrenamiento pero en este caso dado el clasificador utilizado, no precisan de muestras negativas. Las muestras de entrenamiento de todos los usuarios genuinos se utilizarán para calcular los umbrales obtenidos a priori con los que posteriormente obtener la FAR (Falsa Aceptación) y FRR (Falso Rechazo) del experimento. Se utiliza el 50% de las muestras de entrenamiento para entrenar los modelos y el otro 50% para obtener los umbrales. Una vez se han obtenido, se utiliza el 100% de las muestras de entrenamiento para entrenar los modelos nuevamente. Según las características de la base de datos utilizada la metodología es:

- **GPDS-CL1:** Base de datos multisesión. La primera sesión de la base de datos está formada por 5 imágenes, de las cuales 4 se utilizarán para entrenar los modelos de cada usuario. El resto de imágenes se utilizará para verificación siguiendo la metodología comentada anteriormente. Se realizan dos tipos de experimentos: un experimento con las imágenes de la primera sesión, utilizando 4 para entrenar y una para

verificar. Utilizando 40 usuarios escogidos aleatoriamente de los 110 totales para entrenar los modelos y repitiendo 10 veces el experimento para conseguir estabilidad estadística. Se obtienen $110 \times 10 \times 5 = 5500$ resultados genuinos y $100 \times 70 \times 10 \times 5 = 385000$ resultados impostores. En el segundo experimento se utilizan las 10 sesiones, entrenando siempre con las imágenes de la primera sesión, se obtienen $110 \times 10 \times 10 = 11000$ resultados genuinos y $109 \times 70 \times 10 \times 10 = 763000$ resultados impostores.

- **GPDS-CL2:** Al ser una base de datos unisesión, las 4 muestras genuinas de entrenamiento se escogen aleatoriamente. Según la metodología de experimentación propuesta, utilizando 40 usuarios escogidos aleatoriamente para entrenar los modelos y repitiendo el experimento 10 veces para conseguir estabilidad estadística, se tienen $10 \times 100 \times 10 = 10000$ resultados genuinos y $10 \times 60 \times 109 \times 10 = 654000$ resultados impostores.
- **IITD:** Al ser una base de datos unisesión, las 4 muestras genuinas de entrenamiento se escogen aleatoriamente. Al no utilizar la base de datos en la experimentación con medidas geométricas, no se precisan muestras impostoras para entrenar ningún modelo. Según la metodología de experimentación propuesta y repitiendo el experimento 10 veces para conseguir estabilidad estadística, se tienen $6 \times 470 \times 10 = 28200$ resultados genuinos y $6 \times 470 \times 469 \times 10 = 13225800$ resultados impostores.

Los resultados utilizando la metodología de grupo cerrado se podrían aproximar a los de grupo abierto si se asume que el conjunto de usuarios utilizado para entrenar los modelos representa a todos los posibles usuarios del sistema.

4.6 Figuras de calidad

A la hora de conocer las prestaciones de un sistema y compararlo con otras propuestas se hace necesario acudir a medidas estandarizadas que recojan diferentes aspectos del comportamiento del sistema. Las principales figuras de calidad utilizados en el presente documento serán:

- Tasas de Falsa Aceptación (FAR en inglés por “False Acceptance Rate”): número de usuarios impostores que son identificados como genuinos.
- Tasas de Falso Rechazo (FRR en inglés por “False Rejection Rate”): número de usuarios genuinos que son identificados como impostores.
- Tasas de Igual Error (EER en inglés por “Equal Error Rate”): punto en el que la Tasa de Falsa Aceptación y la de Falso Rechazo se igualan.

La FAR y la FRR nos darán una medida objetiva del rendimiento de los sistemas propuestos. El EER, al ser una tasa obtenida a posteriori nos permitirá conocer el límite de las propuestas realizadas. Las curvas FAR y la FRR están estrechamente

relacionadas, cuando una es ascendente la otra es descendente y viceversa. Una forma de obtener una medida de esta relación es representar la curva DET.

- Curva DET (del inglés “Receiver Operating Characteristic”): curva de relación entre la falsa aceptación y el falso rechazo.

A la hora de comparar las prestaciones de diferentes propuestas se utilizará la curva DET dado que en una sola curva podemos representar la relación de aspecto entre las curvas FAR y FRR, posibilitando así una comparación sencilla e intuitiva.

4.7. Aportaciones

Se han diseñado y desarrollado dos sistemas de adquisición multiespectrales para su utilización en esquemas biométricos sin contacto. Los sistemas están dotados de un sistema de captura automático y una validación de imágenes basada en un correcto posicionamiento de la mano respecto una referencia y un algoritmo de detección de dedos cerrados.

Se han capturado dos bases de datos a partir de las cuales realizar la experimentación necesaria para validar las propuestas. Mientras que una de las bases de datos presenta condiciones de laboratorio, la otra se puede considerar una base de datos operacional adquirida en condiciones cercanas a las de una aplicación real. La posibilidad de tener una base de datos unisesión y otra multisesión permitirá evaluar la robustez de las propuestas en entornos no controlados y las principales diferencias cuando se introducen variables relacionadas con condiciones de adquisición variables.

CAPÍTULO V

BIOMETRÍA DE LA FORMA DE LA MANO SIN CONTACTO

Se escogen en primer lugar las medidas geométricas por ser un rasgo biométrico con largo recorrido y funcionalidad probada en sistemas con contacto [M. Ferrer et al, 2007]. En un principio se pensó en la utilización del espectro infrarrojo para la extracción del patrón vascular, pero estudios previos [M. Ferrer *et al*, 2008] desaconsejaron su uso en entornos no controlados debido a la falta de robustez de dicho patrón biométrico. Un sistema de iluminación infrarroja y una cámara infrarroja correctamente configurada ofrece imágenes con un contorno de la mano bien definido y libre de ruido a partir del cual poder extraer medidas geométricas.

5.1. Extracción de medidas geométricas

La silueta de la mano ofrece principalmente dos zonas de las que extraer medidas geométricas: los dedos y la palma. Las propuestas estudiadas en este documento se basan en medidas geométricas de los dedos debido a su mayor robustez ante cambios de pose. El hecho de prescindir de la palma también permite disminuir la distancia entre mano y sistema de adquisición logrando así una mayor calidad de la imagen. Además de la palma se prescinde del dedo pulgar dada su alta variabilidad de pose y su demostrada poca discriminabilidad [N. Duta, 2009].

Dada la alta variabilidad de pose que ofrece un sistema sin contacto, un método de extracción de características robusto a rotación y a traslación se hace imprescindible. A continuación se explican detalladamente los pasos a seguir para extraer medidas geométricas de los dedos en entornos de alta variabilidad de pose.

Se parte de la imagen infrarroja en escala de grises. Una vez binarizada a partir del método Otsu, el contorno de la mano se obtiene erosionando la imagen binaria y restando:

$$I_c(x, y) = I_{bw}(x, y)' - I_{bw}(x, y)''$$

donde $I_{bw}(x, y)'$, $I_{bw}(x, y)''$ es la imagen en blanco y negro erosionada con un elemento estructurante cuadrado de 2x2 y 4x4 respectivamente. El contorno se obtiene de las coordenadas de la imagen binaria empezando por el borde de la muñeca del lado del dedo meñique.

El primer paso para extraer las medidas es la localización de puntas y valles de la mano. Para localizar las puntas y valles se realiza una transformación de coordenadas del contorno de cartesianas a polares. Se considera como origen el centro de la primera columna, lo que se corresponde aproximadamente a un punto entre el centro de la palma y el centro de la muñeca. Los máximos de las coordenadas radiales sirven para localizar provisionalmente las puntas mientras que los mínimos nos aproximan la localización de los valles, figura 5.1. Sea $r_c(i)$ y $\phi_c(i)$, $1 \leq i \leq L$ el radio y ángulo del i -ésimo pixel del contorno de la mano. El índice i_p^f del f^{th} máximo del radio (punta de dedo) es obtenido a partir de los puntos de contorno $101 < i_p^1 < i_p^2 < \dots < i_p^5 < L - 100$ que satisfacen que $r_c(i - 100) < 0.9 * r_c(i) > r_c(i + 100)$. Si el número de puntos obtenidos es inferior a 4 (se desecha el pulgar), la imagen es rechazada. El índice i_p^1 corresponde a la punta del dedo meñique. El índice i_v^f del f -ésimo valle es calculado según:

$$i_v^f = \underset{i_p^f \leq i \leq i_p^{f+1}}{\operatorname{argmin}}\{r_c(i)\} \quad 1 < f < 3$$

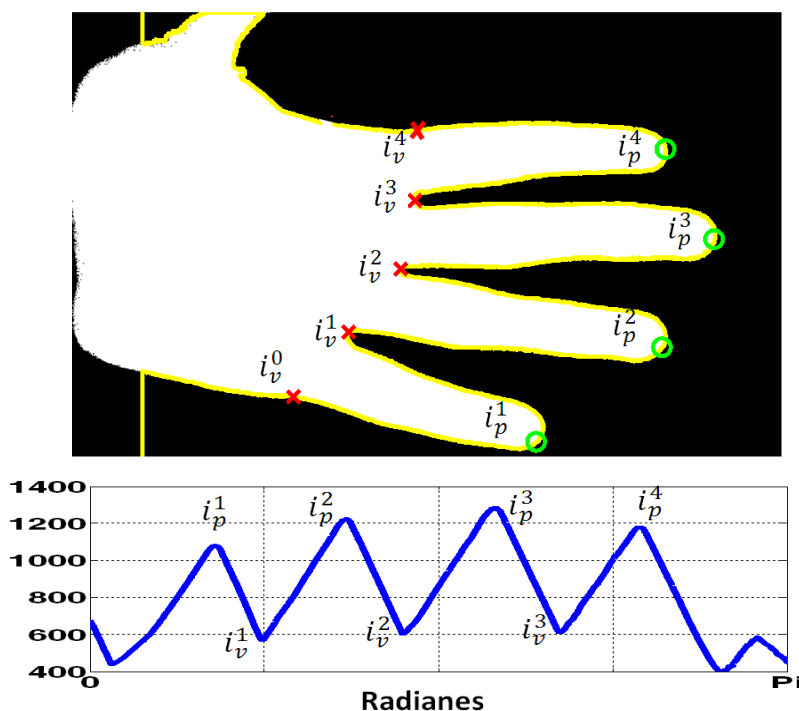


Figura 5.1. Detección de puntas y valles a partir de las coordenadas polares de la silueta

La base exterior de los dedos índice y meñique son obtenidas como el pixel del contorno exterior más cercano al valle entre los dedos índice y corazón y el valle entre los dedos anular y meñique respectivamente:

$$i_{indice} = \underset{i_p^4 \leq i \leq i_p^5}{\operatorname{argmin}} \{d(\langle x_c(i), y_c(i) \rangle, \langle x_c(i_p^3), y_c(i_p^3) \rangle)\}$$

$$i_{meñique} = \underset{1 \leq i \leq i_p^1}{\operatorname{argmin}} \{d(\langle x_c(i), y_c(i) \rangle, \langle x_c(i_p^1), y_c(i_p^1) \rangle)\}$$

donde $d(\cdot, \cdot)$ es la Distancia Euclídea. Se renombraran $i_v^0 = i_{meñique}$, y $i_v^4 = i_{indice}$.

La localización de puntas y valles propuesta varía según la colocación de la mano. Por tanto, la posición de las puntas será refinada para obtener un valor más estable y robusto. El ajuste se realiza utilizando las líneas que minimizan el error cuadrático medio de los laterales de cada dedo. Estas líneas se obtienen como:

Se escogen 4 puntos equidistantes entre el 35% y el 80% de la longitud total del lateral del dedo. Se empieza desde el 35% para evitar interferencias con anillos y se llega al 80% para evitar la curvatura de la punta de los dedos. Para el lateral derecho del dedo, los 4 puntos se calculan según

$$i_{rfs}^f(k) = (i_p^f - i_v^{f-1}) * C(k) + i_v^{f-1},$$

donde $C(k) = \{0.35, 0.50, 0.65, 0.80\}$ representa los puntos en donde se adquieren las medidas. Para el lateral izquierdo se calculan como:

$$i_{lfs}^f(k) = (i_v^{f+1} - i_p^f) * C(k) + i_p^f.$$

Se calculan las líneas que minimizan el error cuadrático medio entre los puntos seleccionados. Para el lateral derecho, la línea se define como

$$y = m_r^f \cdot x + b_r^f$$

con

$$\begin{pmatrix} b_r^f \\ m_r^f \end{pmatrix} = \operatorname{pinv} \begin{pmatrix} 1 & x(i_{rfs}^f(1)) \\ 1 & x(i_{rfs}^f(2)) \\ 1 & x(i_{rfs}^f(3)) \\ 1 & x(i_{rfs}^f(4)) \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} y(i_{rfs}^f(1)) \\ y(i_{rfs}^f(2)) \\ y(i_{rfs}^f(3)) \\ y(i_{rfs}^f(4)) \end{pmatrix}$$

siendo pinv la matriz pseudoinversa. Para el lateral izquierdo, la línea

$$y = m_l^f \cdot x + b_l^f$$

se obtiene de forma similar a la anterior con $i_{lfs}^f(k), k = 1, \dots, 4$, figura 5.2.



Figura 5.2. Estimación de los laterales del dedo

La línea media entre ambos bordes se toma como el eje del dedo y se calcula como:

$$y = m_a^f \cdot x + b_a^f$$

donde $m_a^f = (m_r^f + m_l^f)/2$ y $b_a^f = (b_r^f + b_l^f)/2$, figura 5.3.

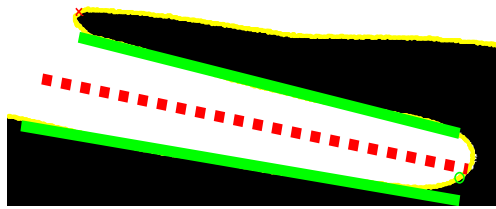


Figura 5.3. Estimación del eje central del dedo

La punta del dedo es la intersección entre el eje y el contorno del dedo

$$i_p^f = \underset{i_v^{f-1} \leq i \leq i_v^{f+1}}{\operatorname{argmin}} \left\{ d_{y=m_a^f \cdot x + b_a^f}(x_c(i), y_c(i)) \right\}$$

donde $d_{y=m_a^f \cdot x + b_a^f}(\cdot)$ es la distancia Euclídea con la línea $y = m_a^f \cdot x + b_a^f$.

La figura 5.4 muestra la punta localizada mediante las coordenadas polares y la localizada mediante el ajuste fino.

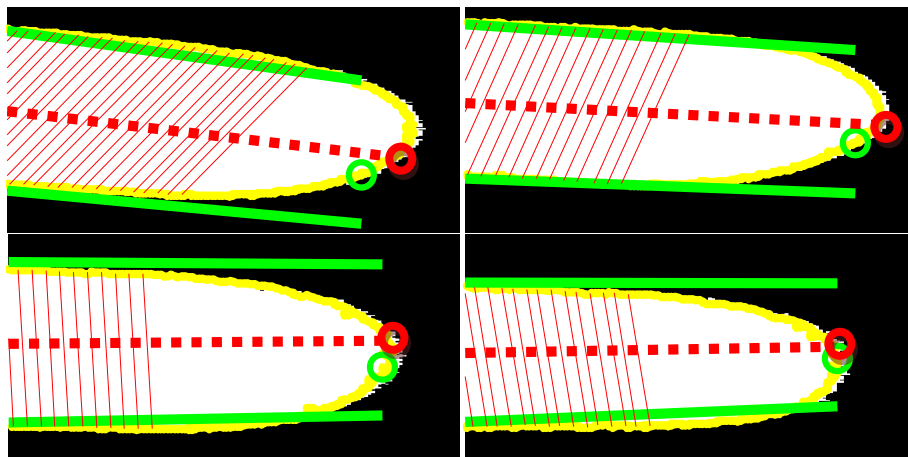


Figura 5.4. El círculo verde muestra la localización inicial de la punta y el círculo rojo su localización tras el ajuste fino

Las características geométricas extraídas vienen definidas por los anchos de los dedos. Se obtienen definiendo el centro de la base de cada dedo $\langle x_{fb}^f, y_{fb}^f \rangle$ como la intersección entre el eje del dedo $y = m_a^f \cdot x + b_a^f$ y la línea de base definida como

$$y = \frac{y(i_v^f) - y(i_v^{f-1})}{x(i_v^f) - x(i_v^{f-1})} (x - x(i_v^{f-1})) + y(i_v^{f-1})$$

Se escogen n puntos equidistantes entre $\langle x_{fb}^f, y_{fb}^f \rangle$ y $\langle x_c(i_p^f), y_c(i_p^f) \rangle$ como:

$$x_s^f(k) = (x_c(i_p^f) - x_{fb}^f) * C(k) + x_{fb}^f$$

$$y_s^f(k) = m_a^f \cdot x_s^f(k) + b_a^f$$

con $C(k)$ equivalente a utilizar $\text{linspace}(0.15, 0.85, n)$ y siendo n el número de anchos que se quieran extraer. La línea perpendicular al eje del dedo que nos dará los anchos se obtiene como

$$y = \frac{-1}{m_a^f} (x - x_s^f(k)) + y_s^f(k) = m_{pa}^f \cdot x + b_{pa}^f$$

La cual se cruza con los bordes derecho e izquierdo del dedo en los puntos:

$$i_{cr}^f(k) = \underset{i_v^{f-1} \leq i \leq i_p^f}{\operatorname{argmin}} \left\{ d_{y=m_{pa}^f \cdot x + b_{pa}^f} (x_c(i), y_c(i)) \right\}$$

y

$$i_{cl}^f(k) = \underset{i_p^f \leq i \leq i_v^f}{\operatorname{argmin}} \left\{ d_{y=m_{pa}^f \cdot x + b_{pa}^f} (x_c(i), y_c(i)) \right\}$$

siendo el ancho del dedo en este punto

$$d_w^f(k) = d \left(\langle x_c(i_{cr}^f(k)), y_c(i_{cr}^f(k)) \rangle, \langle x_c(i_{cl}^f(k)), y_c(i_{cl}^f(k)) \rangle \right)$$

La figura 5.5 muestra un ejemplo de extracción de medidas de anchos de cada dedo. Se obtienen 80 medidas del dedo meñique, 120 de los dedos anular e índice y 130 del dedo corazón. El número es variable dada las diferencias de longitud presentan los distintos dedos. El número de medidas a tomar será una de las principales diferencias entre las aproximaciones de este tipo de parametrizaciones en sistemas con contacto y las propuestas en este documento para esquemas sin contacto. En un sistema sin contacto, las medidas obtenidas sufren de una alta variabilidad debido a la distorsión de proyección o ruido de segmentación entre otros. Esto hace que no siempre se escojan los mismos puntos donde extraer los anchos. El hecho de aumentar el número de medidas nos hace pasar de trabajar con medidas concretas de anchos, a trabajar con el perfil del dedo. El perfil del dedo, siempre que el número de puntos sea elevado, no depende en gran medida de los puntos donde se toman sus anchos.

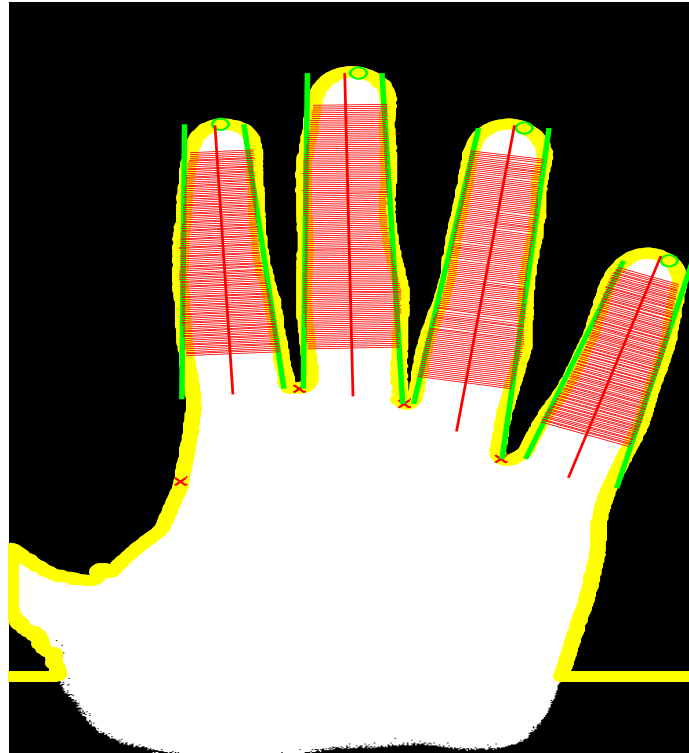


Figura 5.5. Medidas de los anchos de los dedos

Se concatenan todos los anchos de los 4 dedos. Este vector se normaliza respecto su valor máximo para conseguir cierta independencia sobre la escala. Dicha escala vendrá definida por la distancia entre la mano y el sistema de adquisición. Al no existir una superficie de apoyo, esta distancia no es fija y varía entre las diferentes adquisiciones. La figura 5.6 muestra los perfiles normalizados de 8 usuarios con 4 adquisiciones distintas para cada uno.

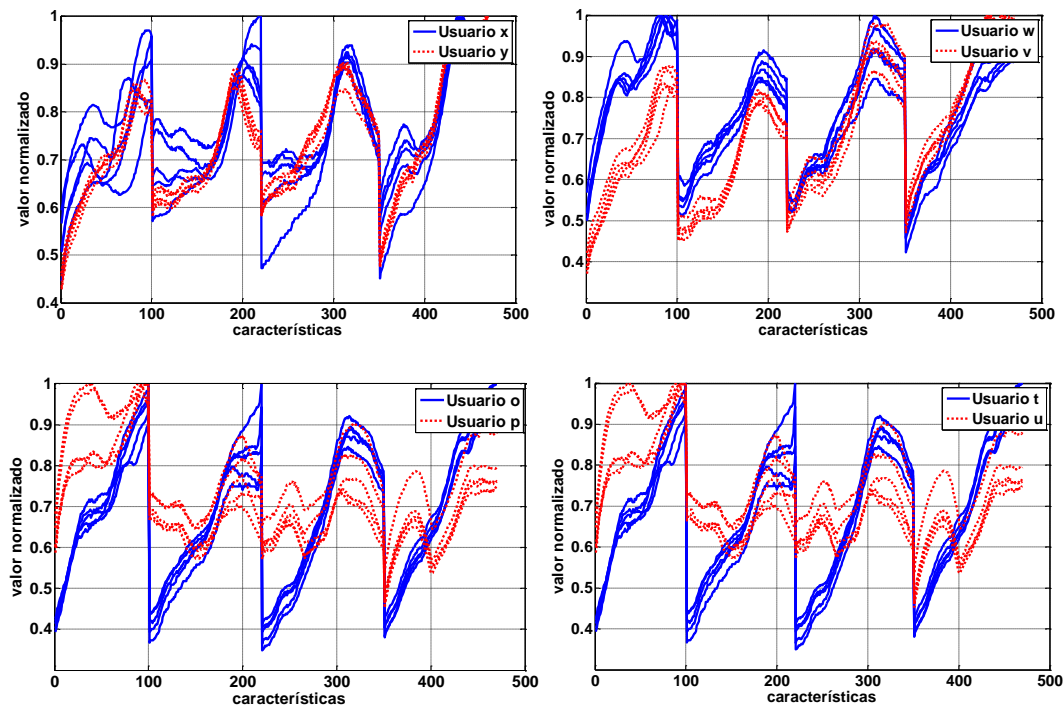


Figura 5.6. Medidas geométricas de 4 adquisiciones de 8 usuarios diferentes

Como puede observarse la variabilidad intraclase es elevada. Una reducción de la dimensionalidad del vector de característica podría mejorar la etapa de clasificación y reducir el efecto del ruido de alta frecuencia. Se utiliza a la Transformada Discreta del Coseno para reducir la dimensionalidad del vector de características valiéndonos para ello de los primeros 50 coeficientes. La Transformada Discreta del Coseno viene definida por

$$DCT(u) = C(u) \sum_{n=1}^N x(n) \cos \left[\frac{\pi(2n-1)(k-1)}{2N} \right] \quad k = 1, \dots, N$$

$$C(u) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}} & k = 1 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & 2 \leq k \leq N \end{cases}$$

donde $x(n)$ es el vector de medidas geométricas de longitud N .

En la figura 5.7 se puede observar de forma gráfica el efecto de aplicar la DCT sobre los vectores de características mostrados en la figura. El vector de características final contendrá por lo tanto 50 características.

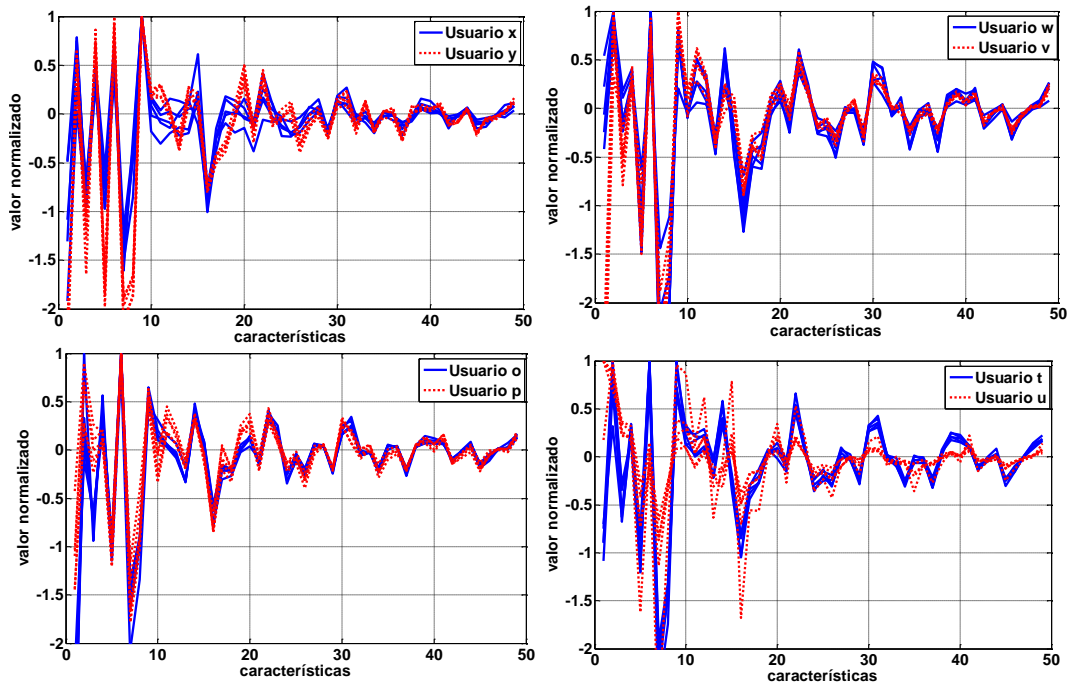


Figura 5.7. Transformada DCT de las medidas mostradas en la figura 5.6

El grado de dispersión entre dos clases se puede estudiar mediante la distancia de Mahalanobis. Para comprobar el efecto de aplicar la transformada DCT a los vectores de características geométricas estudiaremos las distancias intraclase e interclase medias. La distancia de Mahalanobis se define como

$$\Delta = \frac{|m_x - m_y|}{\sqrt{0.5(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)}}$$

dónde m_x , m_y , σ_x^2 , and σ_y^2 son las medias y varianzas de los vectores de características de cada repetición de cada usuario. Un valor alto de Δ sugiere una diferenciación de clases alta. Una distancia de Mahalanobis baja sugiere una diferenciación entre clases pobre. La tabla 5.1 muestra las distancias intraclase y interclase obtenidas para ambos vectores de características.

Tabla 5.1. Distancia de Mahalanobis entre clases sin aplicar DCT y aplicándola

Parámetros	Distancia de Mahalanobis	
	Intraclase	Interclase
Características Geométricas	0.0017	0.0047
50 primeros Coeficientes DCT	0.00042 (↓75.29%)	0.0011 (↓76.59%)

Se observa una reducción de la distancia de Mahalanobis de más del 75% en los vectores intra e interclase. Por otro lado se observa una distancia interclase casi un 300% mayor que la distancia intraclase.

5.2. Experimentación

Se estudiarán las prestaciones de las medidas geométricas propuestas en esquemas sin contacto. La extracción de características se ajustará utilizando la base de datos GPDS-CL2 por ser más estable. Las prestaciones finales se estimarán a partir de GPDS-CL1 y GPDS-CL2.

Ajuste del kernel utilizado en el clasificador LS-SVM

La tabla 5.2 muestra los resultados obtenidos según el kernel utilizado para entrenar el modelo SVM.

Tabla 5.2. Resultados según Kernel del clasificador LS-SVM

Tipo de Kernel	Base de datos	EER
Lineal	GPDS-CL2	3.33%
Polinómico (orden 2)	GPDS-CL2	0.85%
Polinómico (orden 3)	GPDS-CL2	1.67%
Polinómico (orden 4)	GPDS-CL2	2.61%
RBF	GPDS-CL2	0.65%

El kernel RBF (“*Radial Basis Function*”) muestra los mejores resultados destacando también los aceptables resultados obtenidos con un kernel polinómico de bajo orden como es el cuadrático.

Ajuste del número de dedos y correcta detección de puntas

Un aspecto a probar es como afecta el número de dedos utilizados y el uso o no de parámetros de longitud de cada dedo. La tabla 5.3 muestra los resultados de EER según el número de dedos utilizados. Los resultados representan la media obtenida utilizando todas las posibles combinaciones.

Tabla 5.3. Resultados según el número de dedos

Número de dedos	Base de datos	EER
1 dedo	GPDS-CL2	9.56%
2 dedos	GPDS-CL2	3.52%
3 dedos	GPDS-CL2	1.38%
4 dedos	GPDS-CL2	0.63%
4 dedos + longitud	GPDS-CL2	2.39%

Se observa como la utilización de los 4 dedos mejora el resto de opciones. El uso de la longitud de los dedos como medida añadida a los anchos degrada el rendimiento del sistema notablemente. La figura 5.8 muestra las curvas DETs según el número de dedos utilizados.

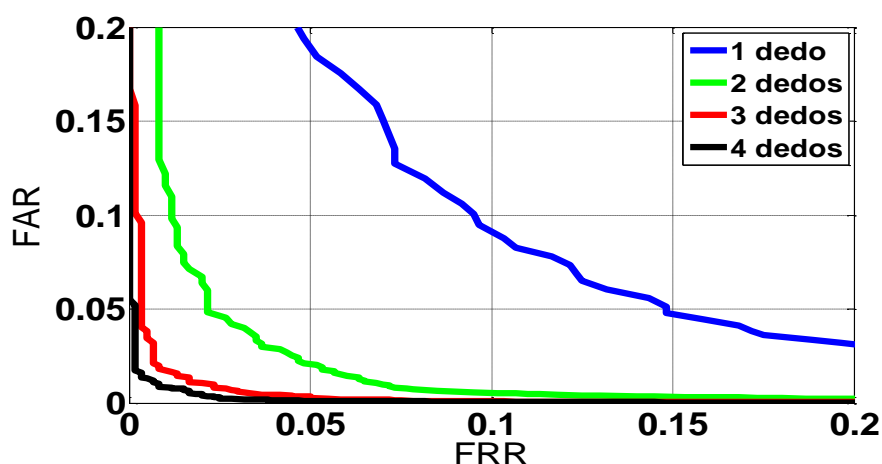


Figura 5.8. Curvas DET según número de dedos

Para evaluar el impacto del ajuste fino en la detección de la punta de los dedos se muestra en la tabla 5.4 los resultados utilizando la localización basada en coordenadas polares (sin ajuste fino) y la localización basada en ajuste fino por medio de la aproximación de los bordes del dedo.

Tabla 5.4. Impacto del ajuste fino en la detección de puntas

Ajuste de las puntas	Base de datos	EER
Sin ajuste fino	GPDS-CL2	0.80 %
Con ajuste fino	GPDS-CL2	0.65 %

Ajuste del número de coeficientes de la DCT

La tabla 5.4 muestra el comportamiento de los resultados ante diferente número de coeficientes de la DCT utilizados para formar el vector de características.

Tabla 5.4. Resultados según número de coeficientes DCT

Número de coeficientes	Base de datos	EER	Umbral escogido a priori	
			FAR(%)	FRR(%)
10 coeficientes	GPDS-CL2	7.38%	6.52%	8.93%
20 coeficientes	GPDS-CL2	2.34%	1.41%	5.33%
30 coeficientes	GPDS-CL2	1.14%	0.74%	2.5%
40 coeficientes	GPDS-CL2	0.84%	0.36%	1.8%
50 coeficientes	GPDS-CL2	0.65%	0.39%	1.5%
60 coeficientes	GPDS-CL2	0.66%	0.32%	1.61%
70 coeficientes	GPDS-CL2	0.63%	0.25%	1.61%
80 coeficientes	GPDS-CL2	0.63%	0.27 %	1.64%
90 coeficientes	GPDS-CL2	0.64%	0.45 %	1.33%

Los resultados muestran como se obtiene un error estable a partir de 50 coeficientes lo que hace pensar en la existencia de una convergencia hacia ese error.

Ajuste del número medidas y uso de la DCT

La tabla 5.5 muestra los resultados según el número de anchos escogidos en cada dedo y la utilización o no de la DCT. La tabla muestra además del EER, el porcentaje de mejora respecto a las 10 medidas sin DCT utilizadas habitualmente en los esquemas con contacto.

Tabla 5.5. Resultados según número de medidas geométricas

Medidas por dedo	Base de datos	EER (sin DCT)	EER (con DCT)
5 medidas	GPDS-CL2	5.04% ↑238%	3.2 % ↑114%
10 medidas	GPDS-CL2	1.49 % Referencia	1.16 % ↓22%
20 medidas	GPDS-CL2	1.13% ↓24%	0.65 % ↓56%
50 medidas	GPDS-CL2	0.74% ↓50%	0.83 % ↓44%
100 medidas	GPDS-CL2	0.86% ↓42%	0.84 % ↓44%
150 medidas	GPDS-CL2	0.97% ↓35%	0.83% ↓44%
200 medidas	GPDS-CL2	1.32% ↓11%	0.92 % ↓38%

A diferencia de los sistemas clásicos basados en geometría con contacto, donde el número de muestras varía entre 5 y 10, en un sistema sin contacto un incremento de estas medidas ofrece una mejora sustancial en los resultados. Hay que tener en cuenta que el 0.63% obtenido para 20 medidas puede ser un mínimo local. Se valora más la estabilidad de resultados que ofrece la DCT obteniendo resultados aceptables entre las 20 y las 150 medidas, se puede decir que tenemos un mínimo estable entorno a 0.83%.

Ajuste del número de usuarios de entrenamiento

En la tabla 5.6 se muestran los resultados según realicemos un experimento con grupo abierto o cerrado y según el número de usuarios utilizados para entrenar los modelos. Este número de usuarios representa el número de muestras negativas utilizadas para entrenar el clasificador basado en Máquinas de Soporte Vectorial.

Tabla 5.6. Resultados número de usuarios de entrenamiento y tipo de experimento a partir de la base de datos GPDS-CL2

Número de usuarios negativos	Número de muestras negativas	EER	
		Grupo cerrado	Grupo abierto
10 usuarios	40	1.47%	1.51%
20 usuarios	80	0.79%	0.94%
30 usuarios	120	0.71%	0.95%
40 usuarios	160	0.47%	0.63%
50 usuarios	200	0.46%	0.67%
60 usuarios	240	0.36%	0.65%
70 usuarios	280	0.33%	0.65 %
80 usuarios	320	0.33%	0.67%
90 usuarios	360	0.17%	0.56%
99 usuarios	496	0.024%	_*

*Al tener 100 usuarios la base de datos, el experimento con grupo abierto y 99 usuarios para generar las muestras negativas no ofrece ningún usuario a partir del cual obtener la Falsa Aceptación.

La metodología de grupo abierto representa un experimento más realista que la de grupo cerrado. Podemos observar como a partir de 50 usuarios, el error en grupo abierto duplica al error de grupo cerrado. Buscando las condiciones que mejores resultados ofrecen podríamos decir que el error del sistema es del 0.024%. Una metodología más realista nos situaría ese error entorno al 0.65%, 27 veces mayor que el ofrecido por el experimento en las mejores condiciones. Durante el desarrollo de este documento se ha intentado utilizar una metodología de experimentación lo más realista posible.

5.2.1. Prestaciones de las medidas geométricas sobre diferentes bases de datos

Una vez ajustados los parámetros, se comparan los resultados obtenidos con GPDS-CL1 (base de datos operacional) y GPDS-CL2 (base de datos laboratorio). Además se mostrarán los resultados de la GPDS-CL1 con imágenes de la primera sesión y GPDS-CL1 con todas las sesiones. La base de datos GPDS-CL1 se divide en 10 sesiones, se dispone de 5 imágenes de la primera sesión y el resto pertenecen a diferentes sesiones. Comparar los resultados según el número de sesiones utilizadas nos dará una visión de cuan robustas son las medidas. La tabla 5.8 resume los resultados obtenidos.

Tabla 5.8. Resultados obtenidos para las bases de datos GPDS-CL2 y GPDS-CL1 unisesión y multisesión

Base de datos	Número de sesiones	EER	Umbral escogido a priori	
			FAR(%)	FRR(%)
GPDS-CL1	10	2.64 %	2.21%	3.43%
GPDS-CL1	1	1.47 %	0.92%	1.87%
GPDS-CL2	1	0.65 %	0.23%	1.07%

La figura 5.9 muestra las curvas DET obtenidas con las bases de datos.

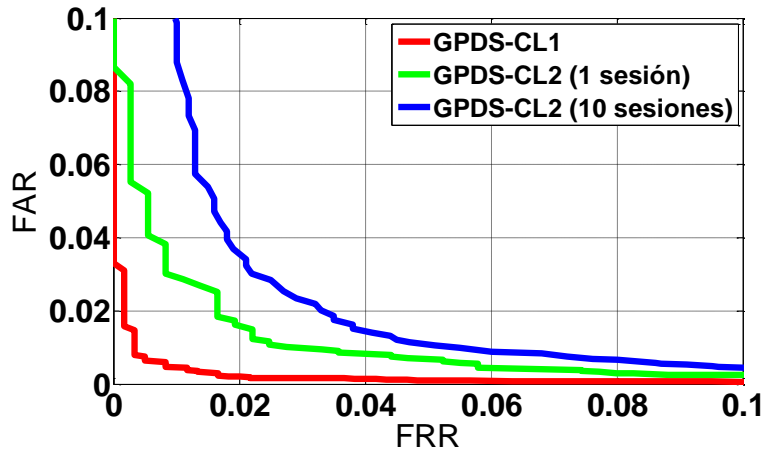


Figura 5.9. Curvas DET obtenidas con GPDS-CL1 y GPDS-CL2

Se observa como el error utilizando la primera sesión de GPDS-CL1 es un 45% menor que el obtenido con las 10 sesiones. Si lo comparamos además con GPDS-CL2 que además de presentar una sola sesión fue adquirida en condiciones de laboratorio se observa que el error se ha cuadruplicado.

Otra forma de mostrar los resultados es estudiar las distribuciones de densidad de los resultados de clasificación obtenidos para cada experimento. La figura 5.10 muestra las distribuciones de probabilidad para la base de datos GPDS-CL1 con 1 y 10 sesiones.

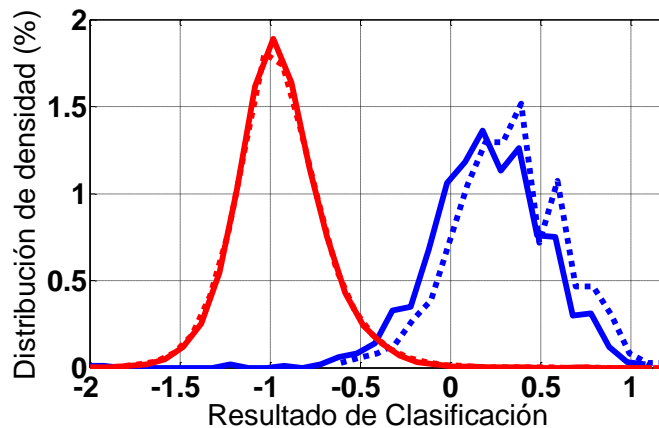


Figura 5.10. Distribución de resultados genuinos (azul) e impostores (rojo) utilizando la primera sesión de la GPDS-CL1 (discontinuo) y las 10 sesiones (continuo)

Se aprecia como los resultados de impostores apenas varían entre ambos experimentos mientras que los resultados de los usuarios genuinos si muestran una degradación al aumentar el número de sesiones. La degradación de los resultados es aún más clara si comparamos los resultados obtenidos para la GPDS-CL2 (1 sesión) y GPDS-CL1 con 1 sesión, figura 5.11.

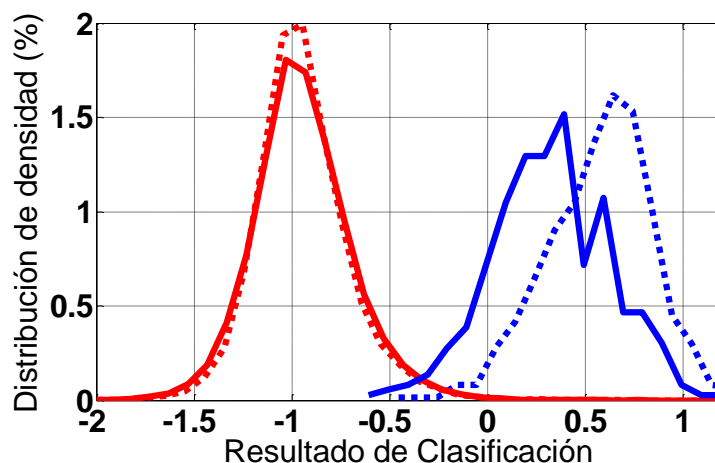


Figura 5.11. Distribución de resultados genuinos (azul) e impostores (rojo) utilizando la GPDS-CL2 (discontinuo) y la primera sesión de GPDS-CL1 (continuo)

En este caso se observa como la base de datos GPDS-CL2 muestra claramente mejores resultados genuinos que la GPDS-CL1, incluso utilizando una sola sesión. Al igual que en el caso anterior, la distribución de resultados para los impostores muestra un comportamiento muy similar en ambos experimentos.

La mejora que muestra GPDS-CL2 respecto a GPDS-CL1 se basa en las condiciones de adquisición más inestables de esta última así como en el menor nivel de detalle del contorno del dedo al presentar imágenes adquiridas a una mayor distancia.

5.3 Aportaciones

El “*baseline*” en sistemas biométricos con contacto basados en la forma de la mano lo habíamos situado en un EER=0.5%. En condiciones de laboratorio se ha alcanzado un EER=0.65% con un sistema sin contacto basado en medidas geométricas de los dedos. En condiciones de experimentación reales el rendimiento decae considerablemente.

En esquemas sin contacto, los métodos de extracción de características geométricas tradicionales basados en 15-30 medidas se han mostrado poco eficientes. Un aumento del número de medidas, unida a la reducción de la dimensionalidad del vector de características y un clasificador han permitido mejorar las prestaciones.

Las medidas geométricas no nos permiten demostrar la tesis expuesta en este documento. Se hace necesario explorar otros rasgos biométricos extraídos de la mano así como una posible fusión con la geometría.

CAPÍTULO VI

BIOMETRÍA DE LA PALMA SIN CONTACTO

La palma de la mano es un rasgo biométrico muy estudiado en sistemas con contactos. En el presente capítulo se propone estudiar la biometría palmar en esquemas sin contacto a partir de los métodos de extracción de características palmares más populares.

Los métodos de extracción de características propuestos en este capítulo se basan en métodos ya referenciados y con resultados probados en esquemas con contacto. Así pues, se propondrán modificaciones de los mismos para optimizar su rendimiento en entornos sin contacto y se estudiará el comportamiento de éstos ante las principales distorsiones o peculiaridades de este tipo de esquemas.

Antes de extraer las características palmares es preciso segmentar la palma de la mano. La segmentación está estrechamente ligada al sistema de adquisición utilizado por lo que aunque presentan puntos comunes, se hace necesario clarificar las diferencias.

6.1. Segmentación de la palma

Segmentar la palma de la mano en un entorno no controlado y en ausencia de una superficie de apoyo ofrece ciertos retos a resolver. Conseguir una región de interés invariante a rotación, desplazamiento, escala y cambios de proyección es fundamental para no perjudicar el rendimiento del sistema.

Atendiendo a la base de datos, la segmentación de la palma utilizada durante la experimentación presentará algunas diferencias:

- **GPDS-CL1:** la segmentación es automática una vez se dispone de dos imágenes correladas en el espectro infrarrojo y visible. La imagen visible es segmentada en base a la silueta obtenida del espectro infrarrojo.
- **GPDS-CL2:** en este caso las imágenes visibles e infrarrojas no están correladas. Se hace necesario procesar la silueta obtenida en el espectro infrarrojo para poder segmentar la mano en el espectro visible.
- **IITD:** se ha utilizado una versión de la base de datos con las palmas ya segmentadas.

Por lo tanto, el sistema de adquisición utilizado para adquirir la base de datos GPDS-CL2 requerirá del uso de una etapa de procesado a partir de la cual segmentar la palma en el espectro visible.

6.1.1. Cálculo del contorno de la mano en la imagen visible de GPDS-CL2

El procesado para la segmentación de la mano en la imagen visible de la base de datos GPDS-CL2 se basa en el método “*Active Shape Models (ASM)*”. Los ASM fueron propuestos en [T. F. Cootes *et al*, 1995] para la caracterización de objetos a partir de su forma y su posible reconocimiento en entornos ruidosos o en presencia de otras distorsiones. El sistema de adquisición con correlación de imágenes por procesado propuesto en el Capítulo IV requiere adaptar la información de la cámara infrarroja a la imagen obtenida en el espectro visible, figura 6.1. La distorsión entre la imagen infrarroja y la visible no es lineal y depende de la altura a la que esté situada la mano en el momento de la captura. No se puede estimar una rotación y traslación que se ajuste a todas las capturas, se precisa un modelado diferente para cada captura. En este documento se propone el uso de los ASM para segmentar la imagen en el espectro visible a partir de la silueta obtenida en infrarrojo.

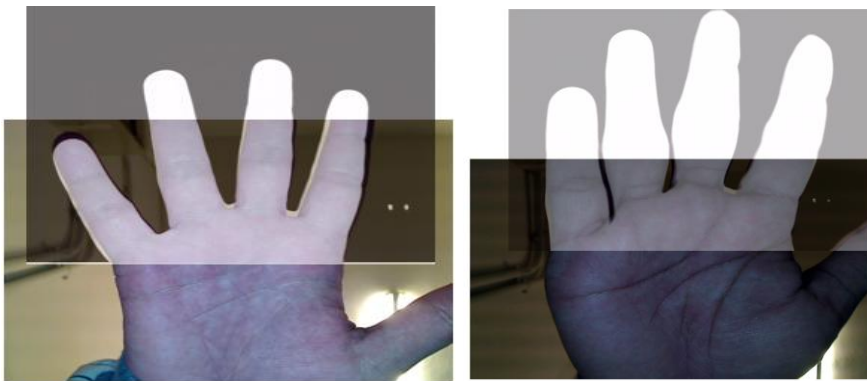


Figura 6.1. Distorsión entre las imágenes obtenidas en el espectro infrarrojo y visible

Para entrenar los modelos utilizados se usaron 500 manos de la base de datos con contacto GPDS (base de datos con contacto obtenida mediante escáner) [M. A. Ferrer *et al*, 2007]. Del modelo de distribución de puntos de cada contorno se escogen como referencia los valles de la silueta de la mano. Entre cada valle se escogen otros 70 puntos adicionales para completar el modelo. El entrenamiento de los modelos ASM se realiza en dos pasos:

Alineamiento: El modelado se basa en el análisis estadístico de las coordenadas de los puntos de referencia. Para conseguir comparar puntos equivalentes en dos siluetas de imágenes diferentes se precisa realizar primero una alineación. Para realizar el alineamiento se buscará minimizar el error cuadrático medio entre ambas siluetas aplicando para ello cambios de escala, rotación y traslación. Sea x_i un vector con n puntos de la i -ésima silueta:

$$x_i = (x_{i0}, y_{i0}, x_{i1}, y_{i1}, \dots, x_{ik}, y_{ik}, \dots, x_{in-1}, y_{in-1})^T$$

Se propone tomar como referencia los valles y se escoge $n = 69$ puntos desde i_v^0 hasta i_v^4 .

Sea $M(s, \theta)[x]$ el resultado de aplicar sobre x una rotación θ grados y un escalado con factor de escala s . Dadas dos siluetas similares, x_i y x_j , buscamos θ_j, s_j y traslación (t_{xj}, t_{yj}) mapeando x_i sobre $M(s_j, \theta_j)[x_j] + t_j$ de forma que se minimice la suma ponderada:

$$E_j = (x_i - M(s_j, \theta_j)[x_j] - t_j)^T W (x_i - M(s_j, \theta_j)[x_j] - t_j)$$

donde

$$M(s, \theta) \begin{bmatrix} x_{jk} \\ y_{jk} \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} (s \cos \theta)x_{jk} - (s \sin \theta)y_{jk} \\ (s \sin \theta)x_{jk} + (s \cos \theta)y_{jk} \end{pmatrix}$$

con $t_j = (t_{xj}, t_{yj}, \dots, t_{xj}, t_{yj})^T$ y W la matriz diagonal con pesos asignados a cada punto. Los pesos se utilizan para dar más significancia a determinados puntos de importancia. En [T. F. Cootes *et al*, 1995] se propone una matriz de pesos definida de la siguiente forma: sea R_{kl} la distancia entre puntos k y l de una silueta; sea $V_{R_{kl}}$ la varianza de ésta distancia en el conjunto de siluetas de entrenamiento; el peso w_k para el k -ésimo punto está definido por

$$w_k = \left(\sum_{l=0}^{n-1} V_{R_{kl}} \right)^{-1}$$

Si un punto se mueve de forma más acusada que el resto de puntos de la silueta, la sumatoria de la varianza será un valor alto y se le asignará un peso bajo. Si el punto permanece fijo respecto el resto de puntos, la sumatoria de la varianza será baja y el peso por tanto alto.

Modelado estadístico: cada silueta es modelada asumiendo que la nube de puntos (x_{ik}, y_{ik}) $i = 1, \dots, N$ para cada k tiene forma elipsoide, donde N es el número de siluetas del conjunto de entrenamiento. Por tanto, cada silueta del conjunto de entrenamiento, una vez alineada, puede ser representada por un único punto, x_i , en un espacio de $2n$ dimensiones. El modelo de cada silueta se obtendrá de aplicar "Principal Component Analysis (PCA)" a esta nube de datos. Por tanto, para cada silueta se calcula la $2n \times 2n$ matriz de covarianza

$$S = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n dx_i dx_i^T$$

y la desviación respecto la media

$$dx_i = x_i - \bar{x}$$

donde la silueta media obtenida del conjunto de entrenamiento viene definida por

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

Los ejes principales de la elipsoide son descritos por los *eigen*vectores $p_k, k = 1, \dots, 2n$ de S y la longitud del eje se relaciona con los eigenvalores $\lambda_k \geq \lambda_{k+1}, k = 1, \dots, 2n$.

Cualquier silueta representada por x puede ser aproximada usando la silueta media y la suma ponderada de las desviaciones obtenidas del primer modelo t :

$$x = \bar{x} + Pb$$

Siendo $P = (p_1, \dots, p_t)$ con t tal que

$$\sum_{k=1}^t \lambda_k \approx 0.96 \sum_{k=1}^{2n} \lambda_k$$

y $b^f = (b_1^f, \dots, b_t^f)$ el vector de pesos de la silueta. Los puntos de la silueta se adaptan a partir del gradiente de la imagen buscando hacerlos coincidir con bordes de la mano, puntos en los cuales el gradiente es máximo. Cada punto se mueve en la dirección de máxima energía.

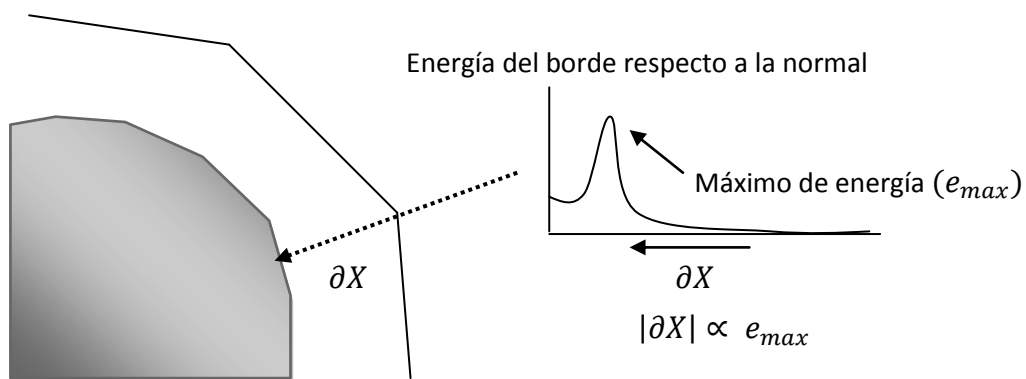


Figura 6.2. Movimiento de cada punto de la silueta hacia los bordes

Una vez entrenado el modelo, para segmentar la mano en la imagen de visible se parte de la silueta obtenida en la imagen infrarroja y se desplaza, rota y distorsiona según el modelo ASM obtenido con anterioridad. En la figura 6.3 se muestra el resultado inicial y final de la adaptación de siluetas

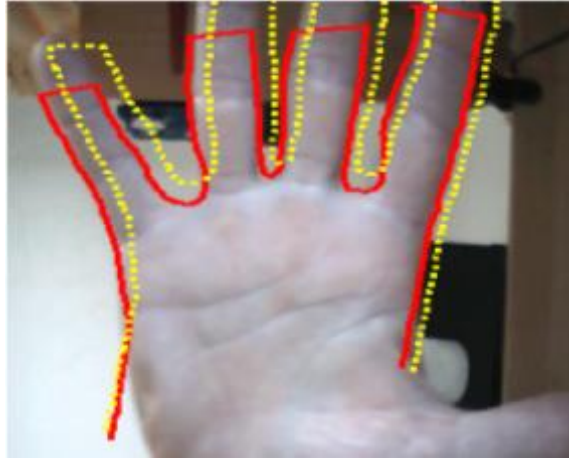


Figura 6.3. En trazo discontinuo silueta inicial obtenida de la imagen infrarroja, en trazo continuo aproximación final mediante el uso del ASM y la silueta inicial.

6.1.2. Extracción de la región de interés

La forma más extendida de extracción de la palma [Zhang *et al*, 2003] se basa en la localización del centro de la palma a partir de los valles meñique-anular y corazón-índice, figura 6.4. En un sistema sin contacto las probabilidades de que se produzcan errores en la localización de los valles debido a una mala segmentación o cualquier distorsión de pose es elevada. Para reducir la incidencia de un error de este tipo, además de los tres valles, se añaden dos puntos del contorno exterior. Los puntos de interés se extraen de las coordenadas de los puntos $\{i_v^f\}_{f=1}^3$. Para definir el centro de la palma se busca la circunferencia que minimice el error cuadrático medio entre las coordenadas de los 5 puntos. Calcular la región minimizando el error entre 5 puntos producirá una región más estable y menos sensible a la aparición de ruido en cada uno de los puntos. Sean $c_i = \{x_v^f, y_v^f\}_{f=1}^3$ las coordenadas cartesianas de cada uno de los valles, $c_0(x_v^0, y_v^0)$ obtenido como el punto de la silueta $i_v^0 - 100$ y $c_4(x_v^4, y_v^4)$ obtenido como el punto de la silueta situado $i_v^4 + 100$. La circunferencia que minimiza el error cuadrático medio se calcula a partir del pseudovector

$$\begin{pmatrix} R_x \\ R_y \\ R_r \end{pmatrix} = \text{pinv} \begin{pmatrix} 2x_v^0 & 2y_v^0 & 1 \\ 2x_v^1 & 2y_v^1 & 1 \\ 2x_v^2 & 2y_v^2 & 1 \\ 2x_v^3 & 2y_v^3 & 1 \\ 2x_v^4 & 2y_v^4 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x_v^0 x_v^0 + y_v^0 y_v^0 \\ x_v^1 x_v^1 + y_v^1 y_v^1 \\ x_v^2 x_v^2 + y_v^2 y_v^2 \\ x_v^3 x_v^3 + y_v^3 y_v^3 \\ x_v^4 x_v^4 + y_v^4 y_v^4 \end{pmatrix}$$

donde R_x y R_y son las coordenadas del centro de la circunferencia y R_r el radio de la misma, figura 6.4.

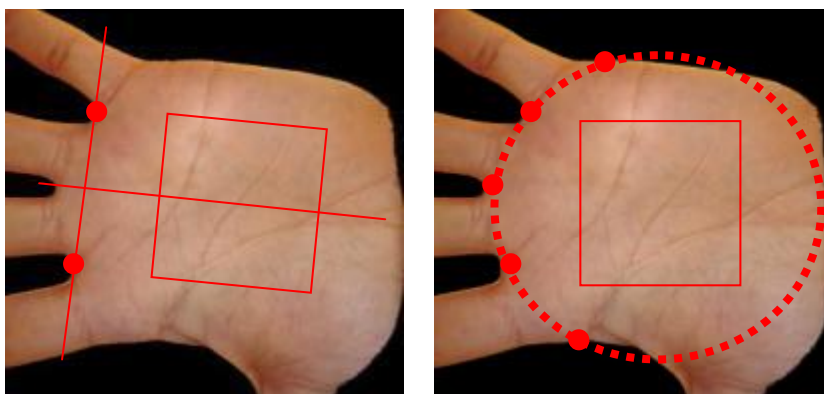


Figura 6.4. Extracción de la región de interés según [D. Zhang et al, 2003] a la izquierda, propuesta de extracción por pseudoinversa a la derecha

En el método propuesto en este documento, la región de interés viene dada por el cuadrado centrado en las coordenadas R_x y R_y y lado igual a $0.75 \times R_r$. Se consigue así una región de interés invariante a la escala. La rotación se normaliza a partir del dedo corazón, rotando la imagen hasta que el ángulo formado por el eje del dedo $y = m_a^3 \cdot x + b_a^3$ y el plano horizontal es cero.

6.2 Extracción de características

Existen múltiples parámetros que extraer de la palma de la mano. Durante el desarrollo de este documento se ha trabajado principalmente con tres: textura basada en filtrado de Gabor [D. Zhang *et al*, 2003], Textura basada en Orthogonal Line Ordinal Filter (OLOF) [Z. Sun *et al*, 2005] y Scale Invariant Feature Transform (SIFT) [D. Lowe, 2004]. Su elección se ha basado en que los tres métodos de parametrización parecen ser los que mejor resultados obtienen dentro del estado del arte de manos con contacto utilizando bases de datos públicas.

Mientras que Gabor y OLOF son parámetros asociados a la textura palmar, pudiéndose hablar de información global de la palma, SIFT se basa en medidas locales.

6.2.1. Textura basada en filtros de Gabor y Ortogonales

Una vez se tiene la región de interés, la imagen RGB es transformada a escala de grises y filtrada para extraer la información de interés a partir de los métodos propuestos en [D. Zhang *et al*, 2003] y [Z. Sun *et al*, 2005]. La principal diferencia entre ambos métodos es la utilización de diferentes tipos de filtrados, aparte de la utilización de filtros diferentes para generar la máscara, la segunda diferencia entre ambos métodos es la generación de una máscara para el método de D. Zhang (Gabor) por las tres obtenidas por el método de Z. Sun (OLOF), figura 6.5.

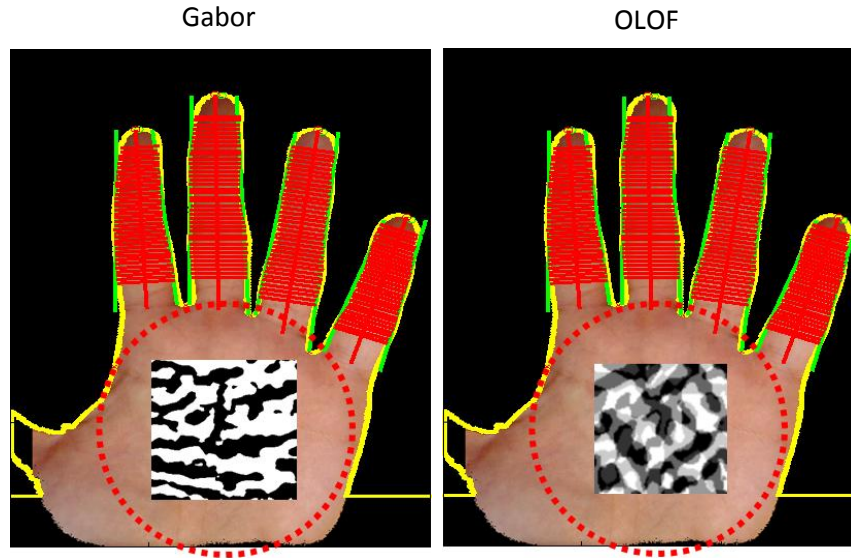


Figura 6.5. Geometría y máscaras obtenidas por filtrado de Gabor y OLOF

Dada la alta variabilidad de la pose en la mano de los usuarios se busca obtener robustez ante cambios de rotación y traslación. Las máscaras son desplazadas ± 6 píxeles en el plano horizontal y vertical buscando corregir errores de traslación. A su vez se rota $\pm 6^\circ$ para corregir errores de rotación. De todos los resultados obtenidos, el máximo será el resultado de clasificación. En el caso de las máscaras obtenidas mediante filtrado OLOF se comparan las tres máscaras y se calcula la media entre los mejores resultados de cada una. La figura 6.6 muestra la incidencia en el método OLOF de la utilización o no de los desplazamientos y rotaciones a la hora de realizar la comparación de máscaras.

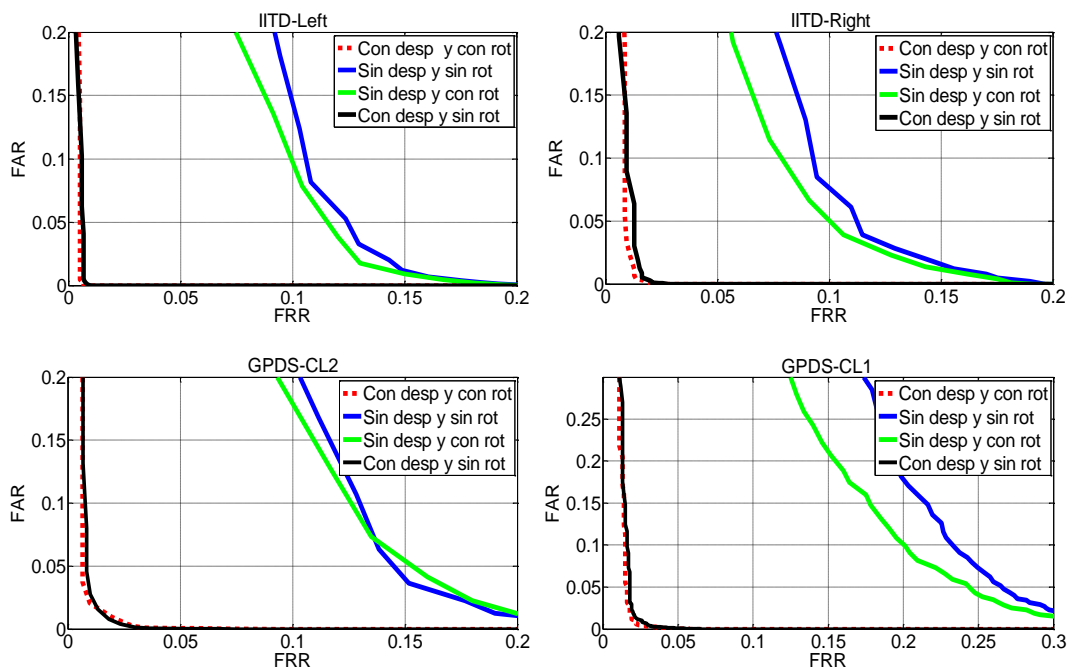


Figura 6.6. Curvas DETs obtenidas utilizando medidas de textura (OLOF) con y sin desplazamiento (desp) - rotación (rot)

Los resultados muestran como el desplazamiento de la máscara es fundamental para que el rendimiento del sistema no decaiga. Se aprecia como la rotación no mejora significativamente los resultados. Esto se debe a que la extracción de la región de interés se hace normalizada en ángulo como se comentó en apartados anteriores.

6.2.2 Características basadas en información local

Los resultados previos obtenidos en sistemas palmares con contacto aplicando el método SIFT no son todo lo bueno que cabía esperar [J. S. Chen y Y. S. Moon, 2008] y [G. S. Badrinath y Phalguni Gupta, 2008]. Siendo éste un método pensado para trabajar en condiciones de alta variabilidad rotacional y de escala se decidió profundizar en su posible aplicación a sistemas palmares sin contacto.

Se proponen dos soluciones para mejorar el rendimiento del algoritmo propuesto por Lowe [D. G. Lowe, 2004] en sistemas biométricos palmares sin contacto. La primera está basada en el uso de la transformada de Gabor para conseguir un mejor contraste entre líneas principales y secundarias de la palma. La segunda se basa en una correcta validación de las coincidencias encontradas para descartar así posibles falsos positivos.

Propuesta 1 - Mejora basada en procesamiento mediante filtrado de Gabor: la principal causa del bajo rendimiento de SIFT en imágenes palmares sin contacto reside en la localización de los puntos de interés. Al aplicar SIFT sobre una imagen palmar los puntos de interés se localizan mayoritariamente sobre las líneas principales de la palma. Se propone la utilización de técnicas de preprocesado para conseguir una distribución más uniforme de los puntos de interés entre líneas principales y secundarias de la palma. Se han probado tres técnicas de procesado: 1) Ecuilización Adaptativa de Histograma basada en Contraste Limitado [Karel Zuiderveld, 1994]; 2) filtro de Gabor circular con parámetros $\theta = 0$, $u = 0.1$ y $\sigma = 1.2$; 3) Filtro Gaussiano con $\theta = 0$, $\delta_x = 1$ y $\delta_y = 5$. En la figura 6.7 se muestra la imagen original en escala de grises y el resultado de aplicar diferentes técnicas de procesado a la misma. También se muestra la localización de los puntos de interés o *keypoints* localizados a partir de SIFT.

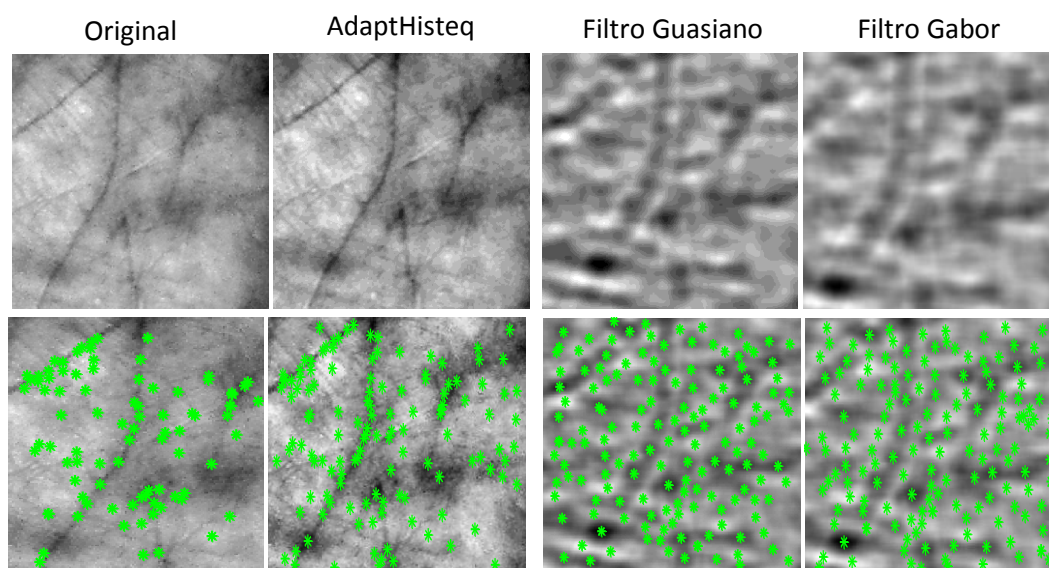


Figura 6.7. Imagen original y procesadas antes y después de extraer los puntos de interés para el método SIFT

Para entender cómo se diferencian a nivel de resultados las imágenes originales en escala de gris y las imágenes filtradas con Gabor se estudia la distribución de resultados del clasificador para usuarios genuinos e impostores con la base de datos GPDS-CL2, figura 6.8.

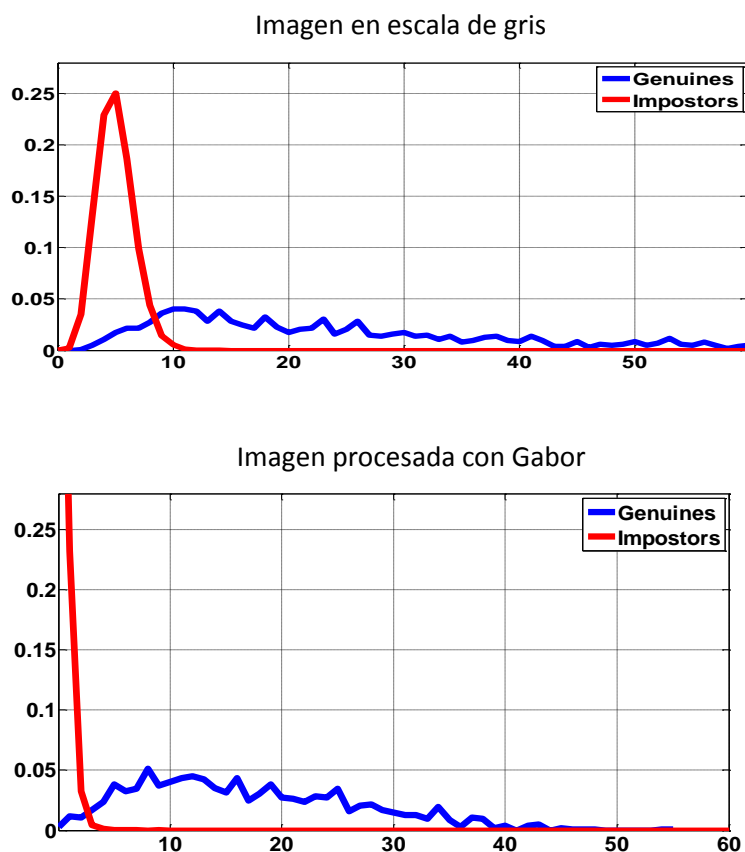


Figura 6.8 Distribución de resultados con SIFT sobre imagen en escala de grises y sobre imagen procesada con Gabor

Se puede observar como aunque la distribución de resultados genuinos se mantiene similar, la distribución de resultados impostores mejora considerablemente al utilizar la imagen filtrada con Gabor. Esto se debe fundamentalmente a que en las imágenes en escala de grises, las líneas principales de la mano acaparan un gran número de los descriptores localizados por SIFT. En la imagen filtrada por Gabor, las líneas principales de la mano pierden peso y la localización de descriptores se distribuye uniformemente entre líneas principales y secundarias de toda la palma.

Para comprobar que la hipótesis planteada en párrafos anteriores se cumple con independencia de la base de datos utilizada se muestran las curvas DETs obtenidas al aplicar SIFT a las imágenes en escala de gris e imágenes procesadas con Ecuación Adaptativa de Histograma basada en Contraste Limitado [Karel Zuiderveld, 1994], Filtro Gaussiano y Filtro de Gabor de las bases de datos IITD, GPDS-CL1 y GPDS-CL2, figura 6.9.

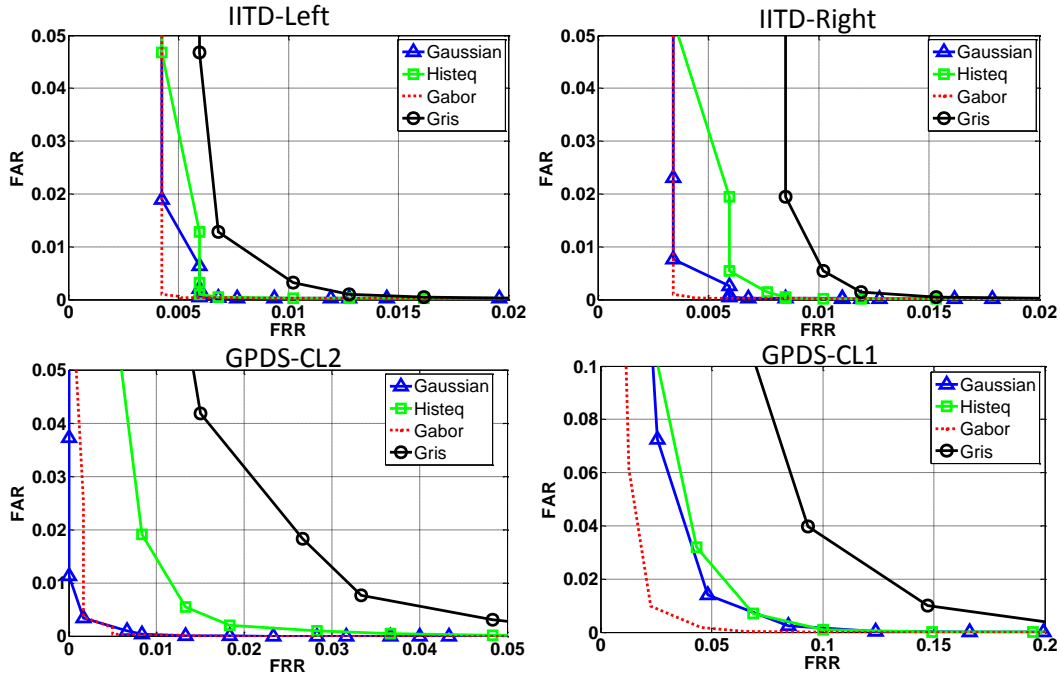


Figura 6.9. Curvas DET con SIFT obtenidas para imagen original y diferentes procesados

Se observa como el filtrado de Gabor mejora los resultados obtenidos con la imagen original y las imagen procesada mediante adaptación de histograma y filtro gaussiano.

Propuesta 2 – Mejora basada en la validación de las coincidencias: Una vez se tienen las coincidencias entre descriptores de dos muestras diferentes, se hace necesaria una validación para descartar falsos positivos. La validación propuesta se basa en dos imposiciones.

La primera validación se basa en la imposición de que un descriptor puede tener como máximo una coincidencia. Por tanto, para el resultado final de clasificación, solo se tienen en cuenta coincidencias entre pares de descriptores únicos.

Para la segunda validación se comparan las coordenadas de cada punto de interés y se descartan variaciones acusadas de posición. Sea una coincidencia obtenida entre los puntos de interés g y q . Se define $c_i^g = \{x_i^g, y_i^g\}_{i=1}^M$ como las coordenadas espaciales del punto de interés g y $c_i^q = \{x_i^q, y_i^q\}_{i=1}^M$ las del punto de interés q . La coincidencia será válida si se cumple que:

$$D_c(i, j) = \|c_i^g - c_j^q\|^2 \leq 1.1 \sum_{i=1}^M \|c_i^g - c_j^q\|^2 / M$$

donde M es el número total de coincidencias y $\|\cdot\|$ es la norma Euclídea. Por lo tanto, una coincidencia entre dos descriptores será válida si la distancia entre las coordenadas de los puntos de interés no supera un 20% la distancia media de todas las coincidencias. La figura 6.10 muestra los resultados antes y después de aplicar la validación tanto para imágenes genuinas como impostoras.

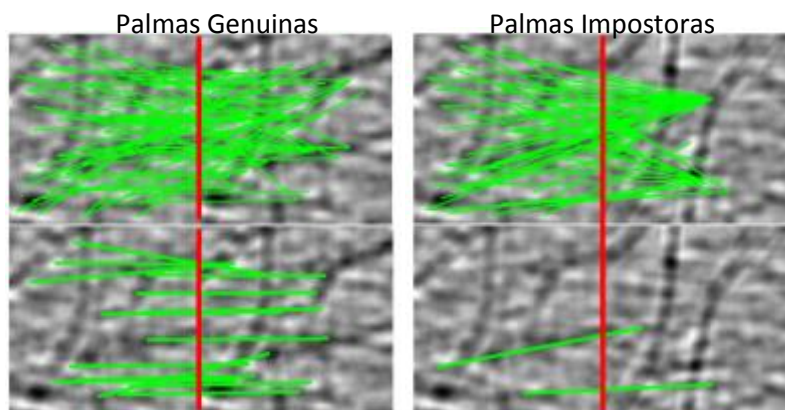


Figura 6.10. Validación de coincidencias con método SIFT; Arriba antes y abajo después de aplicar la validación

Las impostoras tienden a ser coincidencias con una mayor aleatoriedad por lo que la validación elimina un gran porcentaje de las mismas. El resultado de clasificación final corresponderá al máximo número de coincidencias encontrado entre las muestras de verificación y cada una de las muestras de entrenamiento. La figura 6.11 muestra las curvas DETS del método SIFT aplicando y sin aplicar la validación con GPDS-CL2.

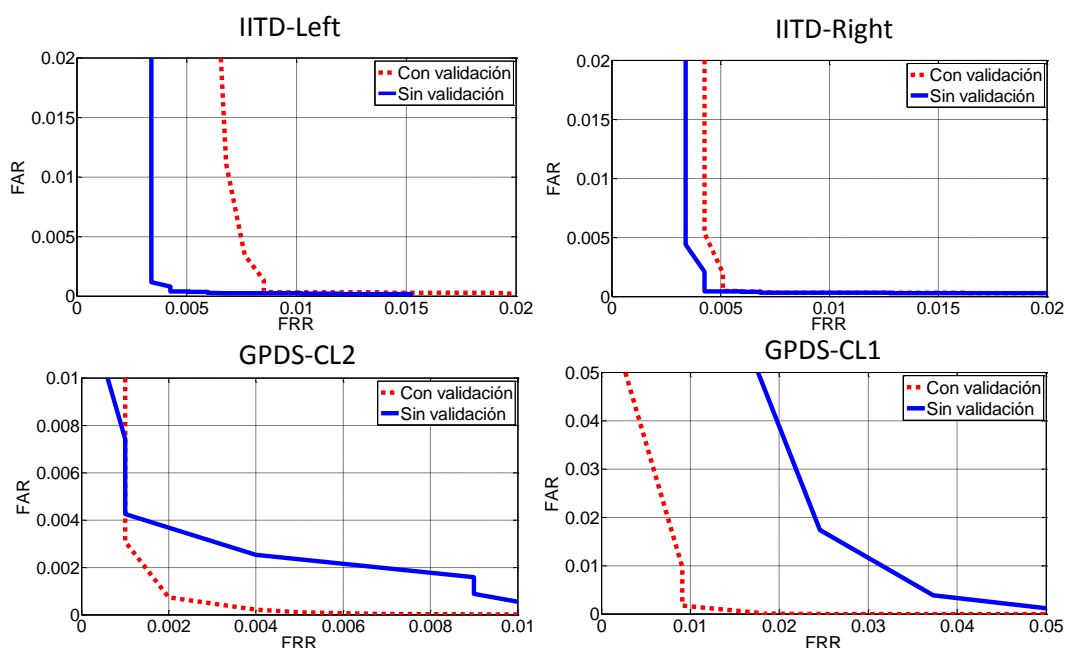


Figura 6.11. Curvas DETs obtenidas con y sin validación de coincidencias SIFT

La validación de las coincidencias no mejora los resultados de la base de datos IITD mientras que si los mejora claramente para GPDS-CL1 y GPDS-CL2, donde se observa un marcado descenso de la falsa aceptación. La explicación se encuentra en el hecho de que las palmas de la base de datos IITD no están correctamente segmentadas. La validación de coincidencias presupone cierto grado de alineación entre las palmas de un mismo usuario y esto se consigue realizando una correcta segmentación de la palma. Mientras que GPDS-CL1 y GPDS-CL2 fueron segmentada siguiendo los métodos expuestos en anteriores apartados, la base de datos IITD utilizada la forman imágenes ya segmentadas

de la palma. Algunos ejemplos de incorrecta segmentación en IITD se muestran en la figura 6.12.

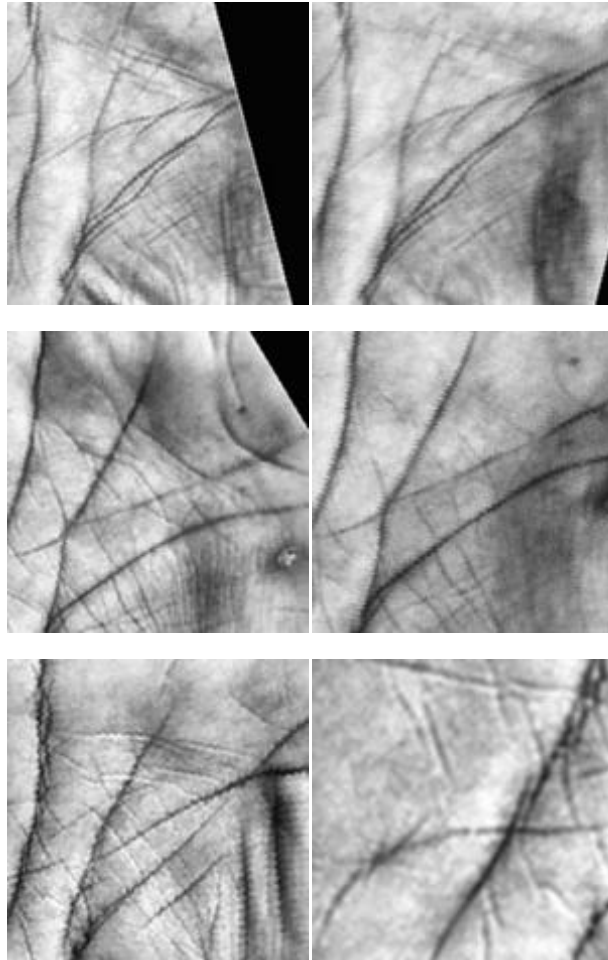


Figura 6.12 Palmas segmentadas de IITD. Arriba imágenes 3 y 5 del usuario 13 Left; Centro imágenes 3 y 4 del usuario 34; Abajo imágenes 2 y 3 del usuario 83 Left

6.3 Experimentación

Los métodos de extracción de características palmares basados en OLOF [Z. Sun *et al*, 2005], Gabor [D. Zhang *et al*, 2003] y SIFT [J. S. Chen y Y. S. Moon, 2008] han sido estudiados en esquemas con contacto. La experimentación presentada a continuación explora sus prestaciones en condiciones sin contacto con las adaptaciones correspondientes propuestas en anteriores apartados. Por MSIFT nos referimos al método SIFT con el procesado basado en Gabor y la validación de coincidencias propuesta en anteriores apartados.

La tabla 6.1 muestra los resultados obtenidos usando la base de datos IITD, tanto para las manos izquierdas como derechas.

Tabla 6.1. Resultados obtenidos con la base de datos IITD

Característica	Mano	EER(%)	Umbral escogido a priori	
			FAR(%)	FRR(%)
MSIFT	Derecha	0.39	0.50	0.31
MSIFT	Izquierda	0.30	0.59	0.18
Textura Gabor	Derecha	0.41	0.67	0.25
Textura OLOF	Derecha	1.31	1.51	1.12
Textura Gabor	Izquierda	0.79	0.98	0.62
Textura OLOF	Izquierda	0.61	0.65	0.59

La tabla 6.2 muestra los resultados usando la base de datos GPDS-CL2

Tabla 6.2. Resultados obtenidos con la base de datos GPDS-CL2

Característica	EER(%)	Umbral escogido a priori	
		FAR(%)	FRR(%)
MSIFT	0.31	0.03	0.77
Textura Gabor	1.22	0.92	1.34
Textura OLOF	0.98	1.04	0.93

Según lo visto en los resultados obtenidos en las bases de datos IITD y GPDS-CL2 se podría decir que MSIFT ofrece un mayor rendimiento que OLOF.

La tabla 6.3 muestra los resultados usando la base de datos GPDS-CL1. Se muestran tanto los resultados utilizando las 10 sesiones como los resultados utilizando únicamente la primera sesión (resultado entre paréntesis).

Tabla 6.3. Resultados obtenidos con la base de datos GPDS-CL1

Característica	EER(%)		Umbral escogido a priori	
	1 sesión	10 sesiones	FAR(%)	FRR(%)
MSIFT	0.47	1.59	0.63(0.21)	2.55(0.72)
Textura Gabor	2.04	2.11	2.54 (2.38)	1.68 (1.51)
Textura OLOF	1.83	1.89	2.31(2.24)	1.53(1.45)

Se observa como MSIFT pasa de un 0.47% utilizando la primera sesión de GPDS-CL1 a un 1.59% utilizando las 10 sesiones de esa misma base de datos. Se deduce de los resultados que el método SIFT adolece de poca robustez en experimentos multisesión, ofreciendo un rendimiento similar al método OLOF.

6.4. Aportaciones

Se ha propuesto un método de segmentación de imágenes visibles a partir de la silueta de la mano obtenida en el infrarrojo a partir del algoritmo *Active Shape Model*. Se consigue solventar así problemas de distorsión de proyección en imágenes obtenidas a partir de cámaras situadas sobre un mismo plano.

Las medidas palmares ofrecen un rendimiento mayor que las medidas geométricas. Esta mejora se hace más patente cuando utilizamos una base de datos operacional adquirida en un entorno no controlado como el de la GPDS-CL1. El *baseline* del estado del arte de biometría palmar con contacto lo habíamos situado en torno al 0.3%. Los resultados obtenidos con bases de datos de laboratorio se acercan pero el rendimiento decae nuevamente cuando se trabaja en entornos reales.

Las modificaciones propuestas para mejorar el rendimiento de las medidas basadas en SIFT mediante un procesado con Gabor y la validación de las coincidencias aumentan considerablemente el rendimiento en esquemas sin contacto.

En esquemas sin contacto, las medidas de textura basadas en OLOF aunque mejoran a las basadas en Gabor, ofrecen un peor rendimiento comparado con MSIFT.

Aunque se está cerca de probar la tesis propuesta en este documento, se hace necesario acudir a un sistema multimodal para buscar un rendimiento final más próximo al de los sistemas basados en contacto.

CAPÍTULO VII

SISTEMA SIN CONTACTO MULTIMODAL

En el presente capítulo se estudiarán las posibilidades que ofrece un sistema sin contacto multimodal basado en las biometrías presentadas en capítulos anteriores: forma de la mano y palma. Se pretende mejorar tanto el rendimiento como la facilidad de uso. Una mayor tasa de acierto en las decisiones no solo redundará en una mejor opinión de los usuarios, sino que permite ser menos exigente durante la adquisición de la imagen.

Trabajar con dos rasgos biométricos descorrelados como son la forma de la mano y la palma hace pensar en una mejora sustancial de las tasas de reconocimiento. La discriminabilidad es un aspecto fundamental en cualquier rasgo biométrico pero existen otros factores que también afectan al rendimiento en mayor o menor medida. La presencia de un alto porcentaje de distorsiones en imágenes adquiridas sin contacto en entornos no controlados hace que la robustez ante este tipo de distorsiones adquiera un papel protagonista. En un sistema multimodal la complementariedad entre la robustez de los diferentes rasgos ante las diferentes distorsiones puede incrementar el rendimiento significativamente.

Para poder justificar y entender mejor los resultados del sistema multimodal propuesto el primer paso es estudiar la complementariedad de los diferentes rasgos biométricos. Las distorsiones en esquemas sin contacto son variadas y un buen funcionamiento multimodal se basará en la complementariedad de cada uno de los rasgos ante las diferentes distorsiones.

7.1. Complementariedad de geometría y palma en esquemas sin contacto

Para medir la robustez de las diferentes características ante distorsiones asociadas a la ausencia de contacto se utilizarán los primeros 20 individuos de la base de datos GPDS-CL2. Sobre esta base de datos se simularán las diferentes distorsiones asociadas a un sistema sin contacto. La única diferencia entre los conjuntos de entrenamiento y test será la distorsión aplicada, las imágenes serán las mismas, se intenta así conocer la respuesta de cada parametrización ante las diferentes distorsiones. La base de datos GPDS-CL2 fue adquirida en condiciones de laboratorio. No interesa que las distorsiones asociadas a las condiciones ambientales influyan sobremanera. Interesa conocer cómo se comportan las diferentes parametrizaciones ante distorsiones simuladas por nosotros mismos.

Al no existir superficie donde el usuario apoye la mano, las adquisiciones suelen mostrar variaciones o distorsiones del tipo: traslación, rotación, escala y proyección. Además, el hecho de no tener la mano en reposo durante el momento de captura implica la adquisición de manos en movimiento, lo cual implica una pérdida de nitidez en algunas mano debido al efecto de emborronado.

Los errores producidos por la traslación y rotación son fácilmente subsanables con una parametrización invariante a este tipo de errores. En el caso de la traslación se consigue trabajando por ejemplo con coordenadas polares en lugar de las cartesianas. La rotación se corrige en gran medida normalizando todas las muestras a partir de un eje de rotación (el dedo corazón en nuestro caso).

Por tanto, en este documento se mostrará especial atención a las distorsiones debidas a:

- Cambio de escala.
- Imagen borrosa.
- Distorsión de proyección.

Se utilizarán los métodos de extracción de características expuestos en los Capítulos V y VI con las correspondientes adaptaciones realizadas para optimizar su rendimiento en esquemas sin contacto.

7.1.1. Distorsión de escala

El uso de la máscara en la etapa de adquisición guía al usuario en la colocación de la mano pero es inevitable que se produzcan capturas con diferentes escalas. Este tipo de distorsión afecta principalmente a las parametrizaciones basadas en la palma de la mano. La principal razón del deterioro de este tipo de parametrización es la pérdida de información al realizar escalado negativo, lo cual implica una pérdida de información. Estudios previos sitúan en 45 ppp la resolución a partir de la cual el rendimiento de los sistemas basados en textura comienza a decaer significativamente.

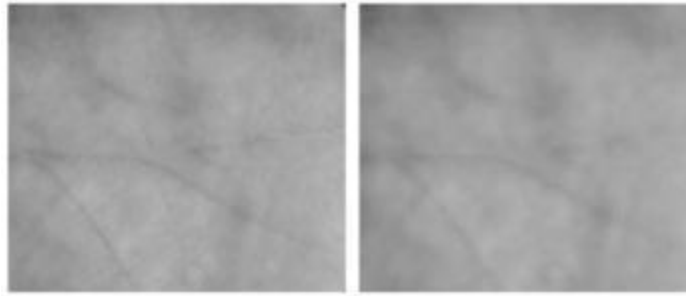


Figura 7.1. Efecto de la distorsión de escala sobre los diferentes métodos de parametrización, a la izquierda imagen original, a la derecha imagen diezmada hasta un 25% del tamaño original y luego re-escalada a su tamaño original

El factor de escala utilizado variará desde una relación 1:1 (no se cambia la escala) a una relación $1: \pm 2.5$, donde los valores negativos corresponden a un escalado negativo (se disminuye el tamaño de las muestras) y los valores positivos con un escalado positivo (se aumenta el tamaño de las muestras). El resultado será la media entre el error obtenido con el escalado positivo y el negativo. Por tanto, suponiendo una muestra de entrada con dimensiones 150x150 píxeles, un factor de escala de 1:-2 implicará utilizar una muestra de test de 75x75 píxeles, mientras un factor de escala de 1:2 corresponderá a una muestra de test de 300x300 píxeles. La figura 7.3 muestra la variación del EER a medida que se aplican diferentes grados de distorsión.

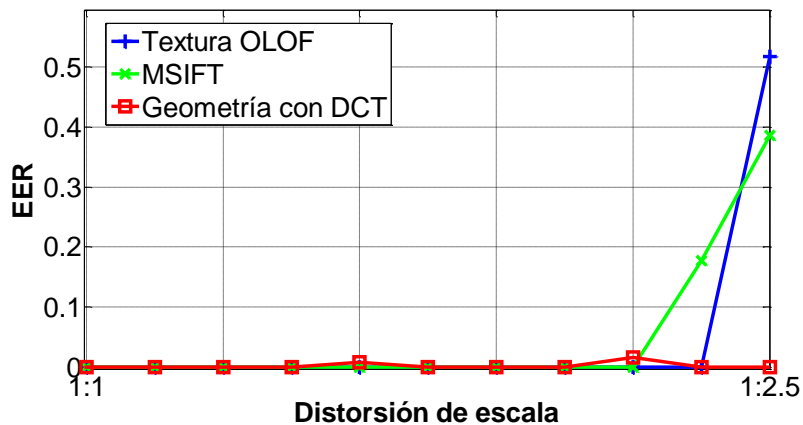


Figura 7.2. Efecto de la distorsión de escala sobre las diferentes características

Se observa como la distorsión de escala no degrada los resultados hasta que no se alcanzan valores severos. En el caso de la geometría ni siquiera con valores de distorsión altos los resultados empeoran. Esto se debe fundamentalmente a que el cambio de escala no resulta un problema mientras no se pierda una cantidad considerable de información. Así pues, pasar de trabajar de 150ppp a 120ppp no implica una degradación de los resultados. Dicha degradación comenzará a aparecer cuando se alcancen valores menores del orden de 60-50ppp.

7.1.2. Imagen borrosa

Al no existir superficie de apoyo, la adquisición se realiza mientras la mano está suspendida en el aire. Este hecho provoca que en ocasiones se adquieran imágenes en movimiento, lo que implica una pérdida de nitidez o efecto de emborronado.

La solución hardware es sencilla, usar sistemas de adquisición con un mayor número de imágenes por segundo. Esto provocaría que pequeños movimientos no afectaran a la calidad de la imagen adquirida. Por el contrario, esta es una solución costosa, a mayor número de imágenes por segundo, mayor es el coste del sistema.

La solución de bajo coste es buscar parametrizaciones que sean robustas a este tipo de distorsión. Para simular el efecto de emborronado, se ha utilizado una convolución con un Gaussiano en dos dimensiones. El efecto es similar al conseguido utilizando un filtro de mediana, figura 7.3.

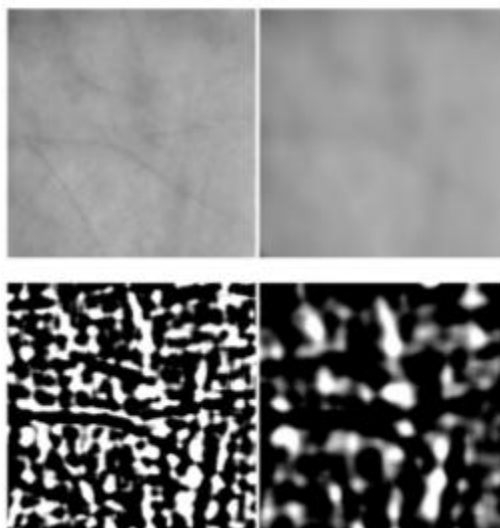


Figura 7.3. Arriba imagen original y filtrada con filtro Gaussiano, abajo la textura obtenida usando filtrado de Gabor

El impacto en el espectro infrarrojo es bastante menor debido a dos causas. La configuración de la cámara infrarroja con un tiempo de exposición mínimo hace que la tasa de imágenes por segundo sea considerablemente más elevada que con la cámara visible. Por lo tanto el porcentaje de imágenes borrosas es muy reducido para las adquisiciones en el espectro infrarrojo. Por otro lado, la geometría de los dedos, tal y como se plantea en este documento, se ve poco afectada por este tipo de distorsión.



Figura 7.4. A la izquierda imagen infrarroja original, a la derecha efecto del filtrado Gaussiano sobre imagen infrarroja

En la figura 7.5 se muestra el comportamiento de las diferentes parametrizaciones ante diferentes grados de imagen borrosa. El grado de distorsión lo marca el ancho de la campana Gaussiana utilizada en la convolución.

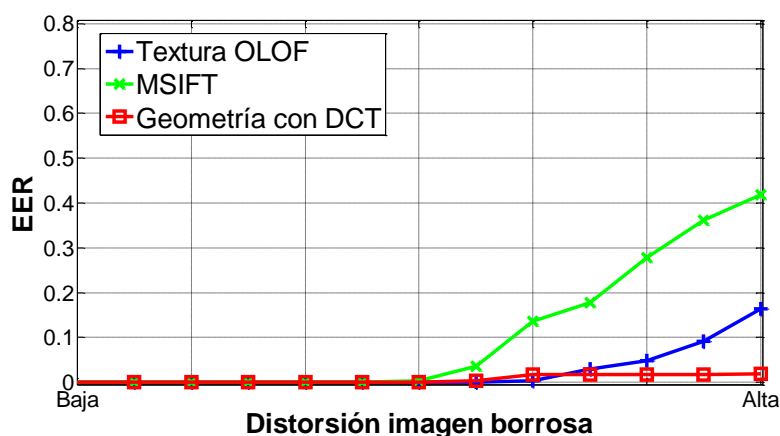


Figura 7.5. Influencia de la distorsión de imagen borrosa sobre las diferentes parametrizaciones

Se observa como la geometría se ve muy poco afectada por este tipo de distorsión. La textura se muestra relativamente robusta ante pequeños y medios grados de distorsión y son los parámetros SIFT los que se ven más afectados. La principal razón de este bajo rendimiento es la pérdida de nitidez. El principal efecto del emborronamiento sobre una imagen es la pérdida de nitidez en los bordes lo cual afecta directamente a la extracción de descriptores, muy fuertemente relacionados con los bordes presentes en la imagen.

7.1.3. Distorsión de proyección

A diferencia de la traslación y rotación, bajo transformaciones geométricas de proyección, algunas medidas euclídeas tales como distancias, áreas o ángulos no se conservan. Este problema está presente en cualquier sistema sin contacto, donde al no disponer de una superficie de reposo, el usuario no siempre posiciona la mano de la

misma forma. La figura 7.6 muestra un ejemplo real de adquisiciones de un mismo usuario en las que se aprecia distorsión de proyección.



Figura 7.6. Ejemplo real de distorsión de proyección en dos adquisiciones de un mismo usuario

La distorsión de proyección es una transformación homogénea en la que existen 8 grados de libertad: 2 de escala, 2 de rotación, 2 de traslación y 2 líneas al infinito. La figura 7.7 muestra dos ejemplos de distorsión de proyección simulada sobre una imagen.

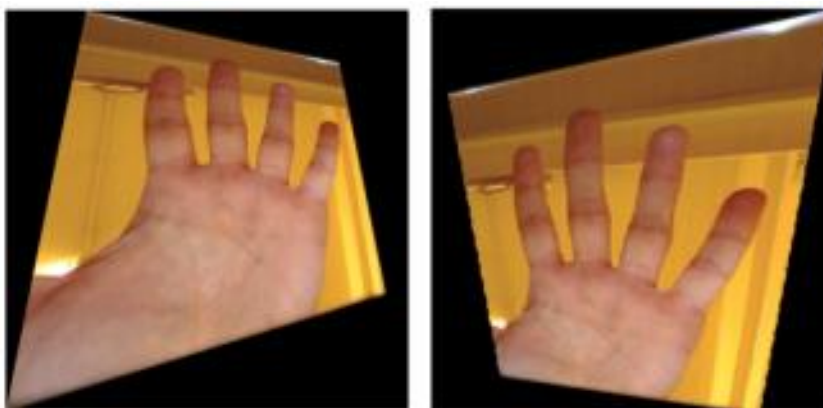


Figura 7.7. Ejemplos de distorsión de proyección simulada

Para evaluar el comportamiento de los diferentes métodos de parametrización ante este tipo de distorsión se ha simplificado el problema. Se han utilizado 4 distorsiones diferentes para cada grado valiéndose para ello de dos planos de distorsión diferentes: horizontal y vertical. Esto quiere decir que para un grado de distorsión dado, se obtienen 2 imágenes con distorsión de proyección horizontal (una positiva y otra negativa) y 2 imágenes con distorsión de proyección vertical (una positiva y otra negativa), figura 7.8. El resultado final será la media de los 4 resultados obtenidos. Esta forma de trabajar es una simplificación del problema, donde el caso más complejo incluye distorsión de proyección en ambos planos.

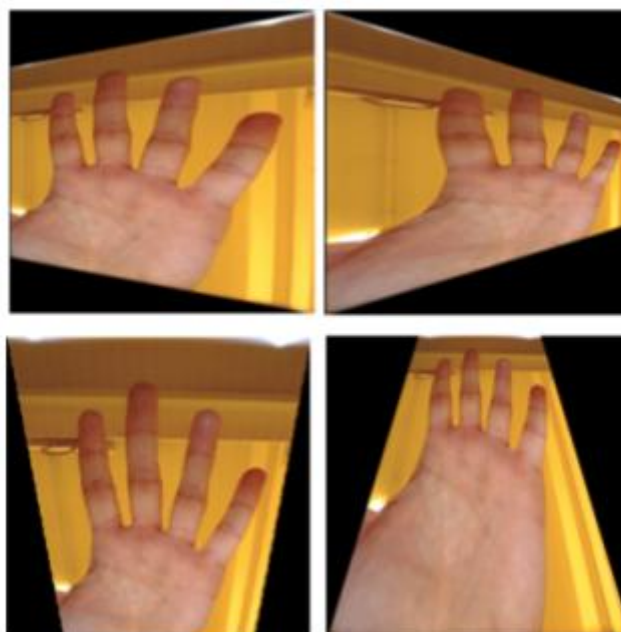


Figura 7.8. Arriba distorsiones de proyección usando plano horizontal, abajo distorsiones de proyección usando plano vertical

El grado de distorsión indica los grados de inclinación del plano de distorsión utilizado. Donde cero correspondería a una distorsión de proyección nula y 90° equivaldría a realizar una adquisición del perfil de la mano. Los resultados para las diferentes parametrizaciones se muestran en la figura 7.9.

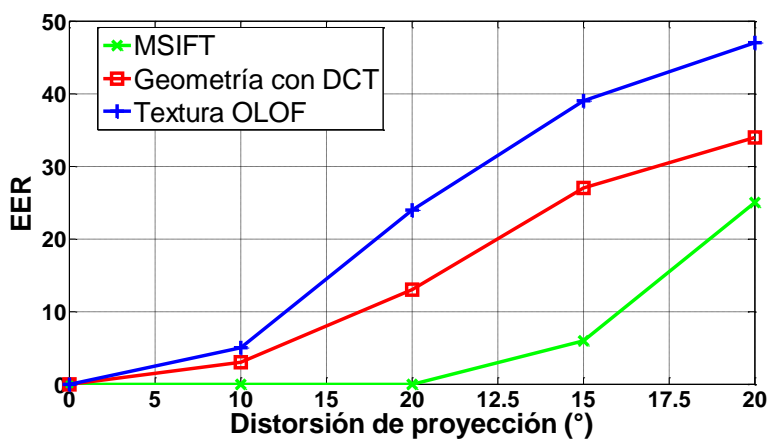


Figura 7.9. Influencia de la distorsión de proyección sobre las diferentes parametrizaciones

En este tipo de distorsión donde la parametrización basada en SIFT muestra su potencial. Por el contrario, la textura y la geometría bajan su rendimiento al aplicar unos pocos grados de distorsión.

A modo de resumen, la tabla 7.1 muestra el comportamiento de los diferentes métodos de parametrización ante las distorsiones estudiadas.

Tabla 7.1. Robustez de las características

PARAMETRIZACIÓN	TIPO DE DISTORSIÓN		
	ESCALA	BORROSA	PROYECCIÓN
GEOMETRÍA	Alta	Alta	Baja
TEXTURA PALMAR (OLOF)	Media	Media	Baja
MSIFT	Media	Media-Baja	Media

Ninguna característica se muestra por encima de los demás, ofreciendo cada una diferentes prestaciones según la distorsión aplicada. Este hecho hace pensar que la fusión de los diferentes métodos puede mejorar considerablemente el rendimiento cuando se trabaja en condiciones operacionales. Se tienen características de naturaleza distinta que pueden complementarse en entornos con alto número de distorsiones.

7.2. Fusión de resultados

Existen diferentes estrategias a la hora de fusionar biometrías. En el presente documento se ha optado por la fusión a nivel de resultados del clasificador. Al tratarse de características de naturaleza muy diferente, su fusión a nivel de parámetros o de imagen ofrece muchas incógnitas. La fusión a nivel de resultados es una opción sencilla y con probada utilidad.

La figura 7.10 muestra la distribución de resultados genuinos e impostores obtenida a partir de la base de datos GPDS-CL1 usando como parámetros OLOF, SIFT y Geometría. Se puede apreciar la clara diferenciación entre los resultados genuinos e impostores lo cual hace pensar que una correcta fusión de los resultados puede mejorar significativamente los resultados individuales.

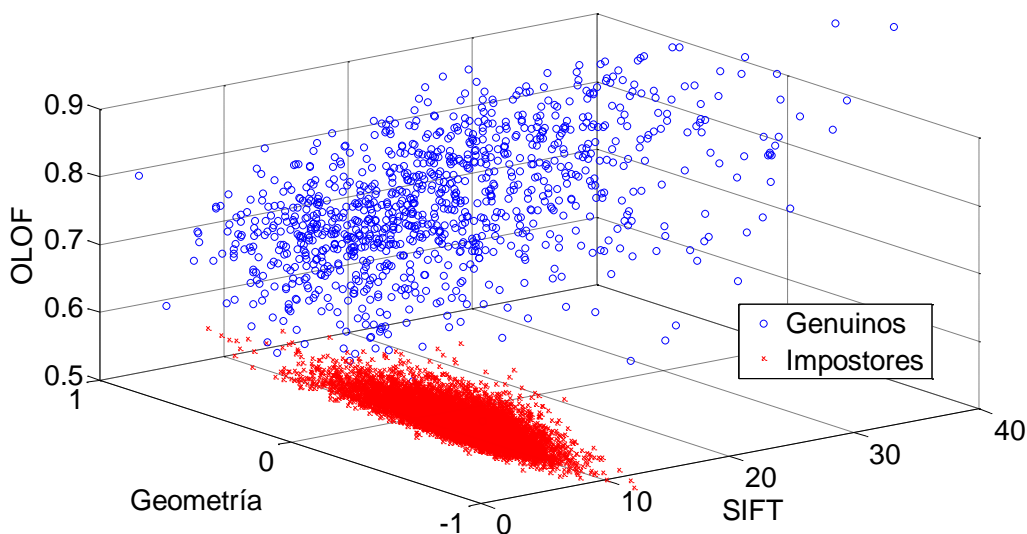


Figura 7.10. Distribución de resultados de los clasificadores basados en OLOF, SIFT y Geometría obtenidos de la base de datos GPDS-CL1

La fusión de resultados se puede abordar de diferentes formas [A. Jain *et al*, 2005]. En esta ocasión se ha optado por un método de fusión sencillo basado en la suma ponderada de los resultados normalizados:

$$\text{resultado fusión} = w_1 * (g' + t') + s$$

donde g' y t' son los resultados de clasificación normalizados mediante el método “min/max” [A. Jain *et al*, 2005] de geometría y textura (OLOF) respectivamente y s es el número de coincidencias del método SIFT. La fórmula fue obtenida de forma heurística y los resultados no varían demasiado para un rango de w_1 entre [10 – 30]. La figura 7.11 muestra la distribución de resultados de los diferentes rasgos y la fusión.

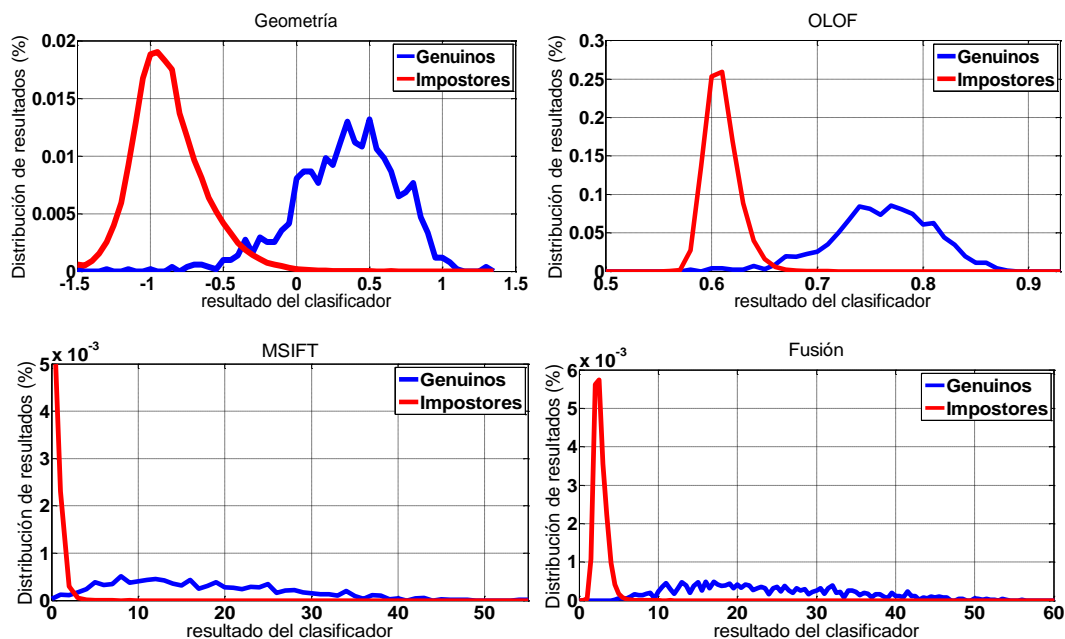


Figura 7.11. Distribución de densidad de resultados con GPDS-CL1

Se observan distribuciones de densidad similares para los casos de Geometría y OLOF lo que justifica la fusión basada en suma de los resultados normalizados. La distribución de resultados de MSIFT por el contrario se diferencia del resto, con una distribución de resultados impostores muy concentrada en torno al cero.

Existe margen de mejora en el método de fusión propuesto pero se quiere hacer ver como una sencilla fusión basada en una suma ponderada puede mejorar los resultados unimodales. La mejora no se debe tanto al método de fusión utilizado sino a la naturaleza variada de las características utilizadas y su complementariedad.

7.3. Experimentación

La tabla 7.2 muestra los resultados obtenidos usando la base de datos IITD, tanto para las manos izquierdas como derechas. Las condiciones de adquisición de la base de datos hacen que la segmentación de la mano no sea todo lo robusta que se precisa

para obtener los parámetros basados en medidas geométricas, por lo que solo se presentan los resultados de los rasgos basados en palma. La fusión se realiza siguiendo el mismo método e igualando el resultado de geometría a cero.

Tabla 7.2. Resultados obtenidos con la base de datos IITD

Característica	Mano	EER(%)	Umbral escogido a priori	
			FAR(%)	FRR(%)
MSIFT	Derecha	0.39	0.50	0.31
MSIFT	Izquierda	0.30	0.59	0.18
Textura OLOF	Derecha	1.31	1.51	1.12
Textura OLOF	Izquierda	0.61	0.65	0.59
Fusion	Derecha	0.21	0.36	0.16
Fusion	Izquierda	0.20	0.29	0.12

La tabla 7.3 muestra los resultados usando la base de datos GPDS-CL2

Tabla 7.3. Resultados obtenidos con la base de datos GPDS-CL2

Característica	EER(%)	Umbral escogido a priori	
		FAR(%)	FRR(%)
MSIFT	0.31	0.03	0.77
Textura OLOF	0.98	1.04	0.93
Geometría con DCT	0.56	0.34	0.71
Fusión	0.007	0.0	0.01

Según lo visto en los resultados obtenidos en las bases de datos IITD y GPDS-CL2 se podría decir que SIFT ofrece un mayor rendimiento que OLOF. La fusión de ambos métodos mejora los resultados individuales por lo que se puede presuponer cierta ausencia de correlación entre los resultados. Geometría ofrece resultados intermedios y su fusión mejora con creces los resultados obtenidos individualmente. Este hecho no resulta una sorpresa si tenemos en cuenta que son rasgos biométricos de naturaleza diferentes. Así como una mala extracción de la palma afecta por igual a los parámetros palmares, no tendría incidencia ninguna en los de geometría.

La tabla 7.4 muestra los resultados usando la base de datos GPDS-CL1. Se muestran tanto los resultados utilizando las 10 sesiones como los resultados utilizando únicamente la primera sesión (resultado entre paréntesis).

Tabla 7.4. Resultados obtenidos con la base de datos GPDS-CL1

Característica	EER(%)		Umbral escogido a priori	
	1 sesión	10 sesiones	FAR(%)	FRR(%)
MSIFT	0.47	1.59	0.63(0.21)	2.55(0.72)
Textura OLOF	1.83	1.89	2.31(2.24)	1.53(1.45)
Geometría con DCT	1.47	2.64	2.21(0.92)	3.43(1.87)
Fusión	0.0	0.11	0.21(0.0)	0.06(0.0)

Los resultados muestran como la fusión mejora los resultados pasando de un 1.59% como el mejor EER unimodal a un 0.1% para la fusión de los tres rasgos. La degradación de los resultados obtenidos entre la primera sesión y las 10 sesiones no es muy elevada pasando de 0% a 0.1%. El hecho de ser características complementarias ofrece una mayor robustez ante las distorsiones asociadas a un entorno operacional con múltiples sesiones.

Para ver de forma gráfica la degradación que sufren los resultados de las caracterizaciones unimodales en una base de datos multisesión se compararán las curvas DETs obtenidas utilizando la primera sesión y las 10 sesiones completas, figura 7.12.

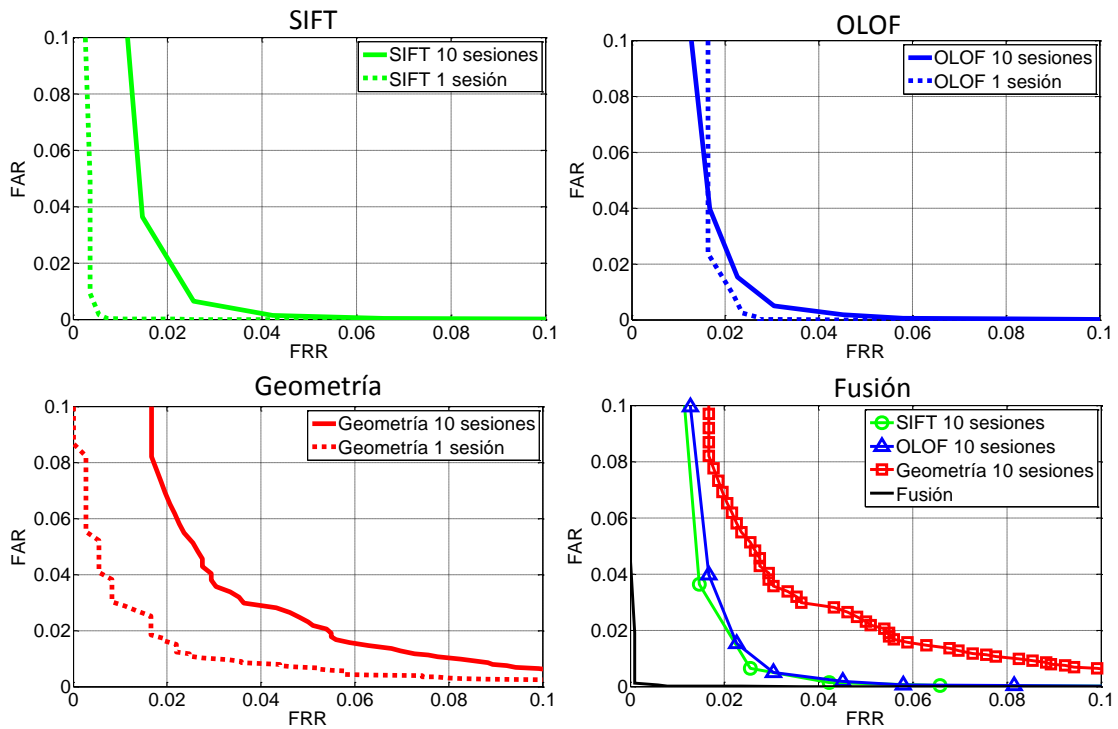


Figura 7.12. Curvas DET obtenidas a partir de la base de datos GPDS-CL1 para una sesión y 10 sesiones

Destacar como se degradan los resultados obtenidos con SIFT y Geometría, mientras que los de OLOF se mantienen bastante similares. Esta degradación se podría atribuir a una menor robustez de dichas características a condiciones de adquisición variables tales como cambios de iluminación y pose. En este tipo de sistemas, un número de sesiones elevado es fundamental para conocer las prestaciones reales. Se observa como la fusión sufre una ligera degradación, manteniendo unas elevadas prestaciones.

Si queremos saber qué aportación hace cada uno de los rasgos a las prestaciones multimodales podemos estudiar las prestaciones conjuntas de dos en dos. La tabla 7.5 muestra los resultados por parámetros y por combinaciones. La fusión de dos rasgos en lugar de tres se lleva a cabo utilizando la ecuación mostrada en anteriores apartados y forzando a cero el resultado de la característica no utilizada.

Tabla 7.5. Resultados individuales y combinados

ETAPA	Base de datos	EER (%)
MSIFT	GPDS-CL1	1.59
OLOF	GPDS-CL1	2.18
Geometría	GPDS-CL1	3.28
MSIFT+OLOF	GPDS-CL1	0.59
MSIFT+Geometría	GPDS-CL1	0.50
OLOF+Geometría	GPDS-CL1	0.49
OLOF+Geometría+MSIFT	GPDS-CL1	0.11

En las combinaciones a dos se observa una ligera mejora de las combinaciones con Geometría. Se aprecia como la mejor combinación de dos parametrizaciones se produce con SIFT y Geometría con un error de 0.50% y OLOF y Geometría con 0.49%. En tercer lugar se encuentra OLOF y SIFT con un 0.59%. Es al fusionar las tres parametrizaciones cuando se consigue la menor tasa de error, 0.11%. Se podría deducir que existe una menor correlación entre la geometría y las biometrías palmares que entre las mismas biometrías palmares.

Atendiendo a los tiempos de computo necesarios para cada método, la tabla 7.6 muestra el tiempo de procesado necesario por cada uno. Para obtener el tiempo de computo se ha utilizado Matlab 2007b sobre un AMD Turion 64 X2 Mobile Technology TL-60 2Ghz con 2 Gb RAM.

Tabla 7.6. Tiempo de cómputo (segundos) de una imagen por características

ETAPA	Geometría	OLOF	SIFT
Extracción de características	0.33	0.31	1.81
Clasificación	0.08	0.03	0.34
Total	0.41	0.33	2.15

El método SIFT se muestra como el más pesado a nivel computacional, pero se debe tener en cuenta que el código se está ejecutando como código no compilado sobre una máquina de prestaciones medias.

7.4. Aportaciones

Un sistema multimodal mejora significativamente las prestaciones de los rasgos unimodales geométricos y palmares. Se ha alcanzado un resultado cercano a cero con la base de datos en condiciones de laboratorio y entorno al 0.11% con la base de datos operacional.

La complementariedad de los diferentes rasgos ante las habituales distorsiones presentes en esquemas sin contacto con condiciones no controladas unida a la discriminabilidad de cada rasgo justifican la significativa mejora de los resultados multimodales.

Las medidas geométricas aunque muestran los peores resultados individuales se comportan como la mejor pareja posible a combinar con las dos parametrizaciones de la palma propuesta. La no correlación de los errores entre las medidas geométricas y las palmares provoca una mejora considerable de los resultados cuando se fusiona con ésta.

Llegados a este punto se puede decir que los sistemas biométricos multimodales sin contacto propuestos ofrecen figuras de calidad similares al “*baseline*” del estado del arte en sistemas biométricos con contacto.

CAPÍTULO VIII

SISTEMAS DE DETECCIÓN DE VIDA

Los sistemas de detección de vida surgen como una solución ante posibles ataques a los sistemas biométricos. Un sistema biométrico con un mayor nivel de seguridad tendrá una mayor credibilidad, lo cual redundará en una mayor aceptabilidad por parte de los usuarios. En este capítulo se propone el uso de información de la mano obtenida en diferentes bandas espectrales para realizar la detección de vida. Aunque la adquisición en ambos sistemas se produce sin contacto, la mano reposará sobre una superficie de apoyo durante la adquisición.

La imposición de que no exista contacto entre el dispositivo y el sistema de adquisición elimina la posibilidad de utilizar sistemas de detección de vida tradicionales. Se acude por tanto al estudio de la reflectometría de la piel en diferentes bandas espectrales. Este método representa un método de detección no invasivo basado en la forma en que la piel refleja la luz a diferentes longitudes de onda. En primer lugar se propone un sistema de detección de vida multiespectral con bandas de trabajo en el infrarrojo medio 1470nm y el rojo 650nm. La inclusión de un sensor en la banda de 1470nm no solo posibilita la detección de vida sino que mejora el rendimiento del sistema biométrico [Miguel A. Ferrer y A. Morales, 2011b].

Se propondrán dos formas de mejora del rendimiento del sistema de detección de vida basadas en la utilización de la banda infrarroja cercana (1040nm) en lugar de la banda roja (650nm) y la utilización de tecnología hiperspectral los 380-1028nm para mejorar el rendimiento del sistema multiespectral.

8.1. Sistema multispectral Rojo-SWIR

Un sistema de adquisición multispectral adquiere imágenes en diferentes bandas espectrales. La diferencia respecto a los sistemas hiperespectrales es que normalmente el número de bandas de trabajo en los sistemas multispectrales es considerablemente menor que el de los sistemas hiperespectrales. El sistema multispectral propuesto en este documento trabaja en dos bandas: 1470nm y visible (400nm-700nm). El sistema está compuesto por dos cámaras, una superficie de apoyo y un sistema de iluminación.

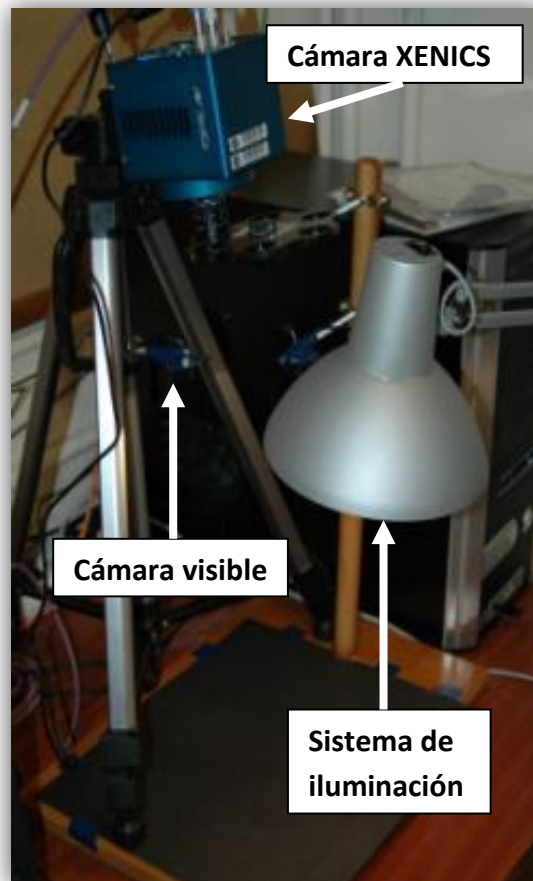


Figura 8.1. Sistema de adquisición multispectral

La imagen en la banda de 1470nm se adquiere mediante una cámara XENICS XEVA 1.7-320 con sensor InGaAs sensible en la banda de 900 a 1700nm con un filtro pasobanda centrado en 1470 y un ancho de banda de 250nm. La resolución de las imágenes es $N \times M$ igual a 320x256 píxeles. La imagen en la banda visible es adquirida con una cámara web quickcam E2500 con una resolución de 640x480 píxeles. Como iluminación se utilizó una bombilla incandescente con un diagrama de radiación desde 400nm a 2500nm.

Los usuarios sitúan la mano libremente en la superficie de apoyo, no se utilizan topes. Un ejemplo de las imágenes obtenidas se puede ver en la figura 8.2.



Figura 8.2. Izquierda: imagen en la banda de 1470nm; Derecha: imagen en la banda visible

8.1.1. Detección de la mano y pre-procesado

Las cámaras procesan cada imagen como si se tratara de una secuencia de video. La mano es detectada automáticamente de la siguiente forma: cuando la diferencia absoluta entre dos imágenes consecutivas de la cámara XEVA 1.7-320 es mayor que un umbral se asume que un usuario está colocando la mano. Cuando el movimiento termina, se asume que el posicionamiento ha terminado. Entonces se adquieren dos imágenes de ambas cámaras: la imagen visible $I_{vc}(x, y, z)$, $0 \leq I_{vc}(x, y, z) \leq 255$, $1 \leq x \leq 640$, $1 \leq y \leq 480$, $1 \leq z \leq 3$ donde la coordenada z indica el espacio de color rojo, verde y azul, y la imagen en la banda SWIR (“short wave Infrared”) $I_{SWIR}(x, y)$, $0 \leq I_{1470}(x, y) \leq 255$, $1 \leq x \leq 320$, $1 \leq y \leq 240$. Se descartan las primeras 15 columnas de la imagen en la banda de 1470nm para mantener una relación de aspecto proporcional entre $I_{vc}(x, y, z)$ $I_{SWIR}(x, y)$.

La cámara XEVA 1.7-320 presenta un 1% de píxeles defectuosos debido al proceso de fabricación del sensor. Adquiriendo una imagen en un fondo uniforme gris, 298 píxeles erróneos son localizados debido a que muestran un valor de intensidad muy diferente al de sus vecinos más cercanos. Para corregirlo se realiza una interpolación de los píxeles erróneos a partir de sus 8 vecinos.

8.1.2. Principio físico de la detección

La detección de vida propuesta se basa en las propiedades físicas de la piel en las bandas visible y 1450nm. Se propone particularizar para una aplicación biométrica el “normalized difference skin index (NDSI)” usado en aplicaciones de búsqueda y rescate [A.S.Nunez y M.J. Mendenhall, 2008]. El índice NDSI varía entre -1 y 1 donde un valor cercano a 1 indica presencia de piel, en este documento proponemos una modificación de NDSI tal que:

$$MNDSI(\lambda_1, \lambda_2) = \frac{J(\lambda_1) - J(\lambda_2)}{J(\lambda_1) + J(\lambda_2)}$$

donde $J(\lambda)$ es la intensidad de la radiación reflejada en la banda λ . El índice NDSI se calcula con $\lambda_1 = 1100nm$ y $\lambda_2 = 1400nm$. En este documento se propone usar $\lambda_1 = 650nm$ para eliminar la necesidad de añadir un segundo sensor de mayor coste y

$\lambda_2 = 1470nm$ para mejorar la estimación de la banda del pico de absorción del agua [G. E. Walrafen y E. Pugh, 2004].

La intensidad $J(\lambda)$ se puede aproximar teóricamente utilizando para ello el modelo Kubelka and Munk [24] el cual define $J(\lambda) = R(\lambda)I(\lambda)$ siendo $I(\lambda)$ la intensidad de la radiación incidente y $R(\lambda)$ el índice de reflectancia. La figura 8.3 muestra la medida de reflectancia de la piel humana y la curva de radiación de una bombilla de filamento incandescente.

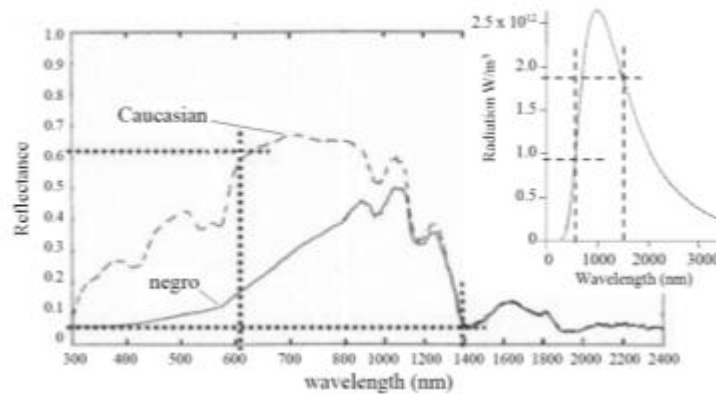


Figura 8.3. Reflectancia espectral de la piel negra y caucásica [Helin Dutağaci *et al*, 2008] y curva de radiación de la lámpara incandescente del sistema propuesto

El índice se puede calcular como

$$MNDSI(650,1470) \approx \frac{0.62 \cdot 0.9 - 0.06 \cdot 1.85}{0.62 \cdot 0.9 + 0.06 \cdot 1.85} = 0.67$$

Para pieles de raza negra el índice $MNDSI(650,1470)$ es aproximadamente igual a 0.13.

Para verificar la discriminabilidad en la detección de piel por parte del $MNDSI(650,1470)$ se utilizarán dos imágenes en la que además de una mano aparecen objetos de diferentes materiales sintéticos (dedo de silicona, anillo, plástico, etc...) y materiales orgánicos (hoja de árbol, manzana, etc...). Es importante utilizar materiales orgánicos dado su alto contenido de agua, lo cual los asemeja a las propiedades reflectantes de la piel. Ambas imágenes, en la banda roja y la de 1470 nm pueden verse en la figura 8.4.



Figura 8.4. Imágenes de la mano y diferentes materiales (Madera, silicona, metal, hojas, plástico,...) Izquierda: banda roja (650nm). Derecha: banda 1470nm.

Los valores del índice $MNDSI(650,1470)$ para la piel y los diferentes materiales se pueden observar en la figura 8.5.

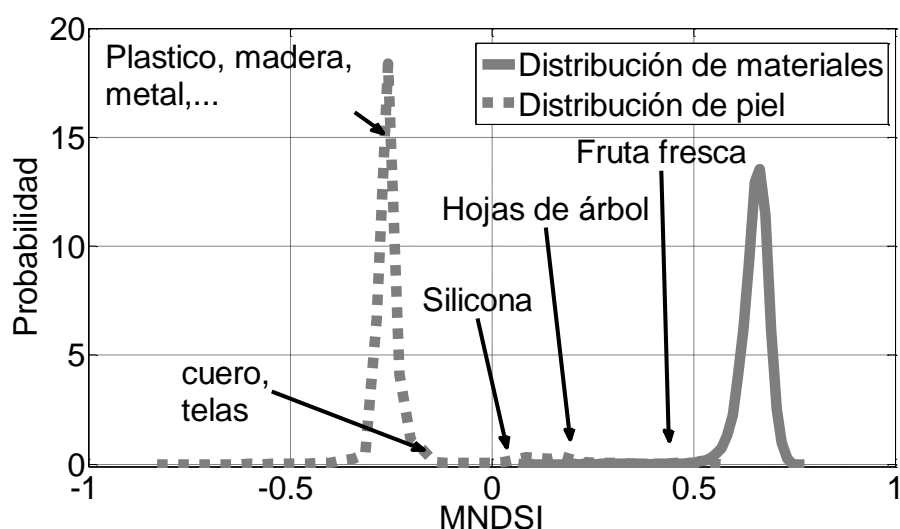


Figura 8.5. Función de densidad de probabilidad del índice $MNDSI$ para piel humana y diferentes materiales

Se puede observar como el pico debido a la piel muestra su máximo próximo a 0.65, valor que coincide con el valor teórico calculado anteriormente. La distancia entre las distribuciones de piel y otros materiales confirma la discriminabilidad del índice $MNDSI(650,1470)$ para detectar piel. Algunos materiales orgánicos como la fruta fresca se acercan a los valores $MNDSI(650,1470)$ de la piel y podrían llegar a confundirse en el caso de piel de raza negra. Entre los materiales sintéticos que más se acercan se encuentra la silicona.

8.1.3. Detector de vida multispectral

El detector de vida propuesto se basa en los siguientes pasos:

1. Sea $\{x_c^{SWIR}(i), y_c^{SWIR}(i)\}$ las coordenadas del contorno de la mano obtenida en la banda 1470nm $I_{SWIR}(x, y)$ y $\{x_i, y_i\}_{i=1}^9 = \{x_c^{SWIR}(i), y_c^{SWIR}(i)\}, i = \{i_v^0, i_p^1, i_v^1, i_p^2, \dots, i_p^4, i_v^4\}$ las coordenadas de sus puntas y valles.
2. Sea $I_{rr}(x, y)$ la imagen reducida en visible $I_{vc}(x, y, 1)$ a 320x240 pixeles, obtenida a través de una interpolación bilineal para ajustarse a las dimensiones de $I_{SWIR}(x, y)$, y $\{x_{ri}, y_{ri}\}_{i=1}^9$ las coordenadas de sus puntas y valles.
3. Debido a que las dos cámaras están colocadas en diferentes posiciones, $\{x_i, y_i\}_{i=1}^9$ y $\{x_{ri}, y_{ri}\}_{i=1}^9$ no coinciden. Para extrapolar las primeras coordenadas a las segundas, dos polinomios de mínimos cuadrados se usan tal que:

$$\begin{pmatrix} x_{ri} \\ y_{ri} \end{pmatrix} = Q \cdot (1 \ x_i \ x_i^2 \ y_i \ y_i x_i \ y_i x_i^2 \ y_i^2 \ y_i^2 x_i \ y_i^2 x_i^2)^T$$

donde Q es la matriz de 2 columnas y 9 filas que minimiza el error cuadrático medio obtenida a partir de la pseudoinversa $pinv$:

$$Q = \begin{pmatrix} x_{r1} & x_{r2} & \dots & x_{r9} \\ y_{r1} & y_{r2} & \dots & y_{r9} \end{pmatrix} \cdot pinv \begin{pmatrix} 1 & x_1 & x_1^2 & y_1 & y_1 x_1 & y_1 x_1^2 & y_1^2 & y_1^2 x_1 & y_1^2 x_1^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_9 & x_9^2 & y_9 & y_9 x_9 & y_9 x_9^2 & y_9^2 & y_9^2 x_9 & y_9^2 x_9^2 \end{pmatrix}^T$$

4. La detección de vida se realice en los dedos a partir de

$$D(x, y) = \frac{I_{rr}(x, y) - I_{1470}(x_r, y_r)}{I_{rr}(x, y) + I_{1470}(x_r, y_r)} \quad \forall \{x, y\} \in \text{dentro de cada dedo}$$

donde $\{x_r, y_r\}$ son las coordenadas extrapoladas de $\{x, y\}$ por la matriz Q .

5. El resultado es calculado como el 10º percentil de la distribución $D(x, y)$. El 10º percentil es escogido ya que otras medidas como la media de $D(x, y)$ puede ser distorsionadas si el intruso cambia una parte solo del dedo añadiendo por ejemplo silicona para hacerlo más largo, más ancho, etc. Un percentil bajo hace demasiado sensible a ruido al sistema. De la figura 8.5, se obtiene un umbral razonable en 0.2.
6. Si el resultado de cada dedo es superior a un umbral, la muestra se considera genuina.

8.1.4. Base de datos multiespectral

La base de datos consiste en 10 adquisiciones en ambas bandas de trabajo (visible y 1470 nm) de 100 personas. Las 2000 imágenes fueron adquiridas de la mano derecha de usuarios entre los 23 y 40 años mayoritariamente. Aproximadamente la mitad de los usuarios eran varones. La base de datos de muestras impostoras se componen de 5 adquisiciones de manos elaboradas con 54 diferentes materiales para un total de 540 diferentes imágenes. La figura 8.6 muestra ejemplos de los diferentes materiales en ambas bandas espectrales.



Figura 8.6. Ejemplos de imágenes obtenidas en bandas 1470nm $I_{1470}(x_r, y_r)$ (arriba) y rojo $I_{rr}(x, y)$ (abajo); De izquierda a derecha: mano genuina, arcilla, corcho, yeso, plástico negro y silicona.

La tabla 8.1 detalla los diferentes materiales utilizados.

Tabla 8.1. Materiales que componen la base de datos de manos genuinas e impostoras

Manos Impostoras	Observaciones	Muestras	
Materiales sintéticos	Plástico	Colores blanco, amarillo, azul, naranja, rosa, rojo y verde	35
	Papel	Colores blanco, amarillo, azul, naranja, rosa, rojo y verde	35
	Pape	Imagen de la mano escaneada e impresa 600 ppp	5
	Cartón	Colores blanco, amarillo, azul, naranja, rosa, rojo y verde	35
	Arcilla	Seca color teja	5
	Madera	Haya, cerezo, pino y riga	20
	Corcho	Color blanco	5
	Yeso	Color blanco	5
	Metal	Acero inoxidable de color gris	5
	Cuero	Color negro	5
	Guantes	De tela de color rojo, marrón y beige	15
	Silicona	Alto contenido de agua	5
	Materiales orgánicos	Hojas árbol	Eucalipto, naranja y laurel
Hojas árbol		Los mismos una semana secos	15
Hojas árbol		Los mismos dos semana secos	15
Fruta		Naranja, plátano y manzana	15
Fruta		Los mismos secos un día	15
Fruta		Los mismos secos dos días	15
Carne		Jamón fresco	5
Manos Genuinas	Raza caucásica (50 usuarios masculinos y 48 femeninas)	980	
	Raza negra (2 usuarias femeninas)	20	

8.1.5. Evaluación del sistema multispectral

La evaluación del sistema de detección de vida se basa en las guías proporcionadas por [B. Fernandez-Saavedra *et al*, 2008] y [International Standard ISO/IEC 19792]. Se utilizan 100x6 muestras de la base de datos para verificación (muestras no utilizadas en el entrenamiento). Por tanto se disponen de $N_g = 100 \times 6 = 600$ resultados genuinos y $N_f = 270$ resultados impostores. El número de resultados impostores es considerablemente menor al de genuinos pero se debe tener en cuenta que los

resultados obtenidos con cada material son estables y donde se aprecian diferencias es en el cambio de un material a otro.

Como el detector de vida realiza la comparación a partir de un umbral ya obtenido a priori, no hace falta entrenamiento. Para obtener las curvas FAR y FRR utilizamos como genuinas los primeros 3 imágenes de los primeros 90 usuarios y como impostoras las 540 manos de diferentes materiales, tabla. La figura 8.7 muestra las curvas FAR y FRR de los resultados obtenidos para manos genuinas e impostoras. Con un umbral escogido a priori de 0.2, los únicos falsos rechazos se producen con las manos de raza negra. Todos los materiales, tanto sintéticos como orgánicos fueron correctamente rechazados.

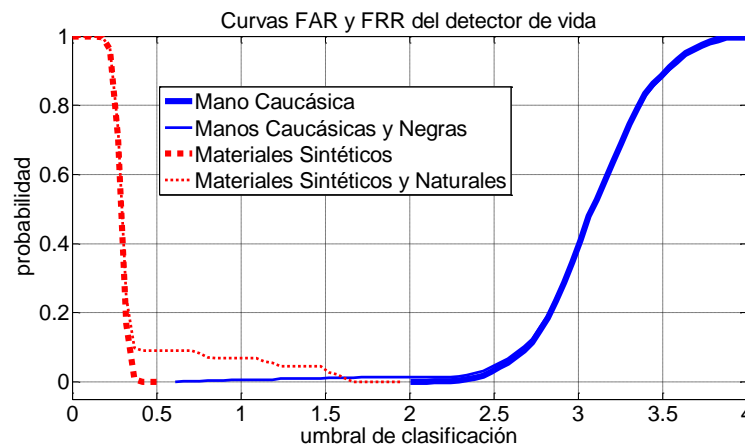


Figura 8.7. Curvas FAR y FRR de los obtenidas con manos genuinas e impostoras

Para corregir los falsos rechazos de las manos negras se propone el uso del índice 2D-MNDSI, definido como $\{MNDSI(650,1470), MNDSI(510,1470)\}$, donde $\lambda = 510nm$ corresponde al color verde. De la figura, el centro teórico para piel caucásica y piel negra es $(0.65, 0.13)$ y $(0.52, -0.13)$ respectivamente. La figura 8.8 muestra la distribución de resultados del índice 2D-MNDSI para manos genuinas e impostoras. Se puede ver como una simple clasificación lineal de Fisher sirve para discriminar correctamente todas las muestras.

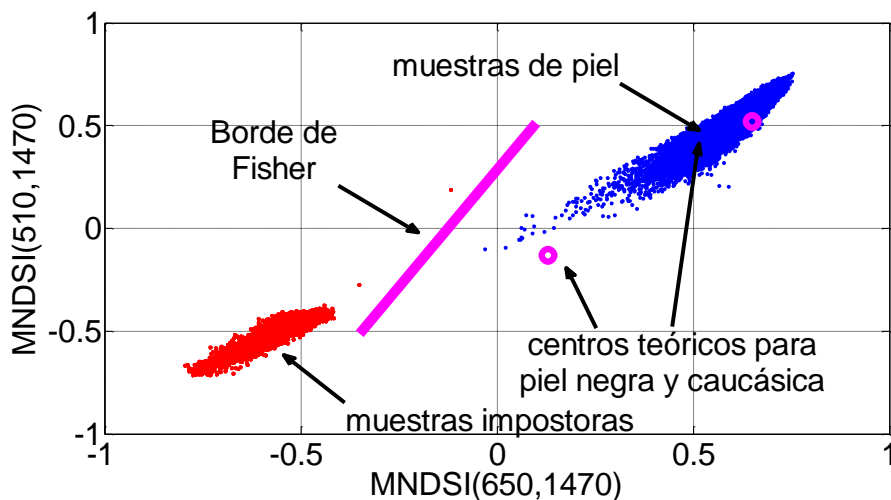


Figura 8.8. Distribución de resultados 2D-MNDSI para manos genuinas e impostoras

Para conocer de forma más precisa la discriminabilidad del detector de vida se calculará la distancia de Mahalanobis entre la distribución $D(x, y)$ de las manos y los diferentes materiales. La distancia de Mahalanobis se obtiene como:

$$\Delta_M = \frac{|m_h - m_f|}{\sqrt{0.5 (\sigma_h^2 + \sigma_f^2)}}$$

donde m_h , m_f , σ_h^2 , y σ_f^2 representan la media y la varianza de $D(x, y)$ para manos genuinas e impostoras respectivamente. Un valor bajo de Δ_M sugiere unas propiedades del material similares a la mano. Una distancia de Mahalanobis alta significa una clara diferenciación entre la mano y el material, tabla 8.2.

Tabla 8.2. Distancia de Mahalanobis entre manos y otros materiales

	Mano	Arcilla	Corcho	Plástico	Yeso	Silicona	Metal	Fruta	Hojas
Mano	0,014	0,651	0,651	0,652	0,659	0,509	0,641	0,325	0,370
Arcilla		0,010	0,010	0,011	0,017	0,131	0,001	0,315	0,270
Corcho			0,006	0,007	0,013	0,135	0,004	0,319	0,274
Plástico				0,001	0,007	0,141	0,010	0,325	0,281
Yeso					0,004	0,144	0,013	0,328	0,284
Silicona						0,001	0,131	0,184	0,139
Metal							0,009	0,325	0,280
Fruta								0,082	0,038
Hojas									0,033

Los valores de distancia más bajos se obtienen cuando se comparan unas manos con otras. En cuanto a los materiales, la fruta fresca y las hojas son las que muestran una distancia más cercana a la obtenida con manos.

8.2. Mejora del sistema basada en detector V-NIR

Para mejorar el rendimiento del sistema de detección de vida multiespectral se propone la fusión con información hiperespectral. El segundo sistema de detección vida propuesto se basa en curvas espectroscópicas obtenidas del dorso de la mano. La curva espectroscópica es la curva que caracteriza la reflexión de la piel en las diferentes bandas espectrales. Las imágenes espectrográficas fueron adquiridas a partir de una cámara CCD con un espectrógrafo capaz de obtener información entre los 380nm y los 1100nm. La figura 8.9 muestra un ejemplo de imagen espectral del dorso de la mano.

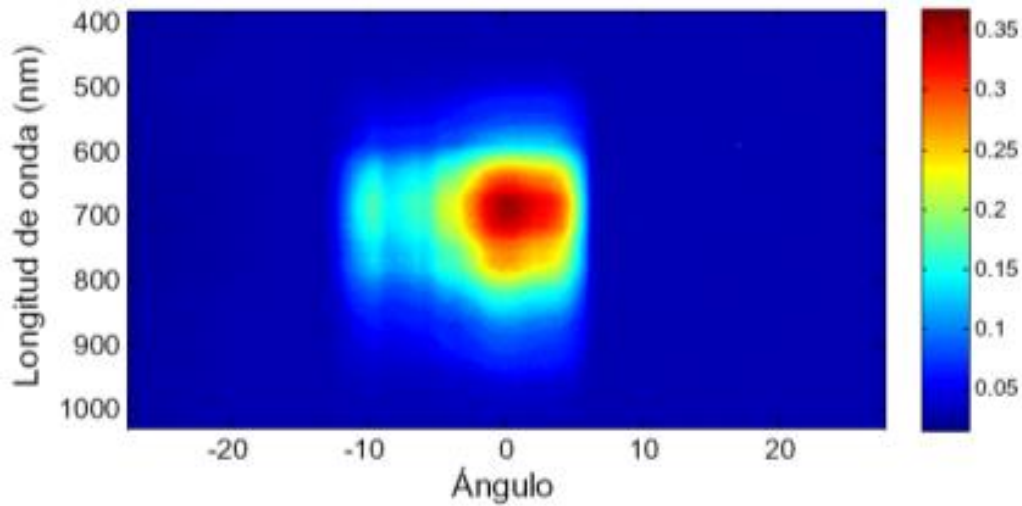


Figura 8.9. Imagen espectrográfica del dorso de la mano

Se adquiere la curva espectroscópica a partir de un ángulo fijo (0°). Una vez adquiridas, las curvas son filtradas a partir de un filtro de mediana de orden 15 y normalizadas a 1 para así obtener curvas promediadas y más robustas a cambios en la intensidad de la iluminación. Un ejemplo de este tipo de curvas se puede observar en la figura 8.10.

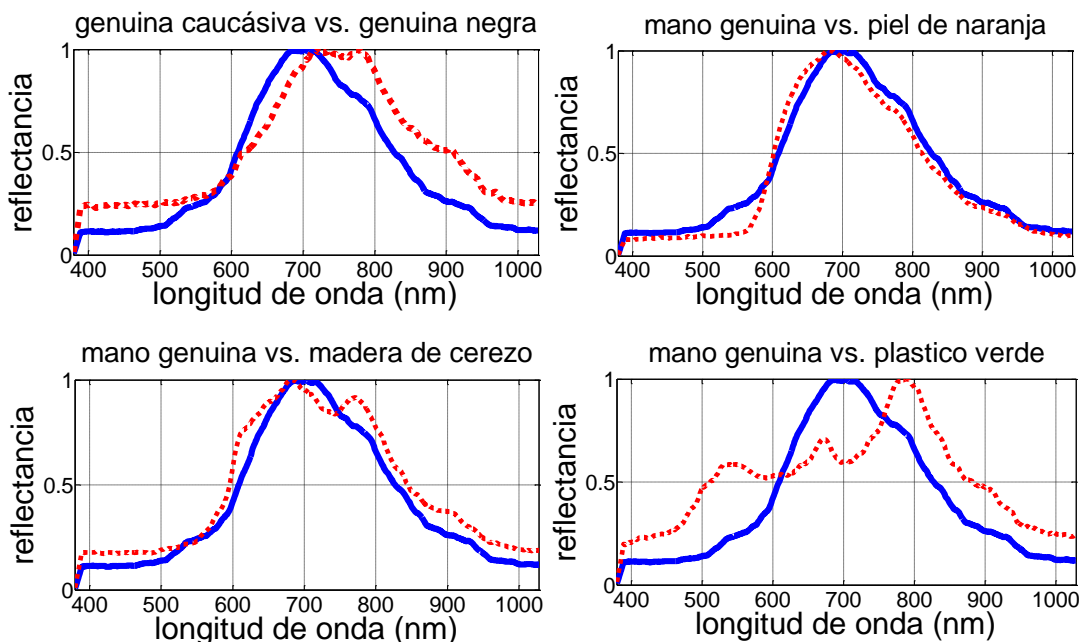


Figura 8.10. Curvas espectrográficas de una mano genuina caucásica (línea continua) comparada con curvas de manos genuina negra y manos impostoras (línea discontinua) elaboradas con piel de naranja, madera de cerezo y plástico verde.

Para caracterizar las curvas espectroscópicas, éstas se dividen en tres secciones: de 380nm a 600nm, de 600nm a 815nm que corresponde con el pico de reflexión y de 815nm a 1028nm. Cada sección se divide en 17 zonas equiespaciadas. El área generada por la curva en cada zona es calculada, obteniéndose así un vector de características de 51 componentes.

El detector de vida depende del resultado de clasificación s_{VNIR} obtenido al utilizar una Máquina de Soporte Vectorial de similares características a las utilizadas en el Capítulo V con la geometría de los dedos. La SVM es entrenada con vectores de características de manos genuinas y vectores de manos impostoras de diferentes materiales. El resultado es normalizado con $ns_{VNIR} = (s_{VNIR} + 1)/2$.

El sistema NIR-SWIR utilizado en este apartado es muy similar al presentado en apartado anterior basado en NDSI. La diferencia radica en la sustitución de la imagen en la banda roja por una en la banda de infrarrojo cercano, 1040nm. Por tanto se dispone de una imagen en la banda de 1470nm llamada I_{1470} y otra en la banda infrarroja llamada I_{1040} , La banda I_{1040} se centra en el pico de reflexión de la piel mientras que la de I_{1470} lo hace en la de absorción. El resultado de clasificación $ns_{NIRSWIR}$ para este sistema será el índice $MNDSI(1080,1470)$ en una región de 15x15 píxeles localizada en el dorso de la mano. El resultado es normalizado según la expresión $ns_{NIRSWIR} = 1 - s_{NIRSWIR}/2$.

8.2.1. Combinación

Se han probado dos tipos de fusión: a nivel de características y a nivel de resultados. La fusión a nivel de características se basa en la concatenación del vector de características V-NIR con el resultado $s_{NIRSWIR}$ para su utilización en el clasificador LS-SVM. La fusión escogida para combinar ambos detectores de vida a nivel de resultado es la de la suma ponderada $(ns_{VNIR} + ns_{NIRSWIR})/2$. La tabla 8.3 muestra los resultados de cada método a través de la distancia de Mahalanobis.

Tabla 8.3. Distancia de Mahalanobis entre las distribuciones de resultado para manos genuinas e impostoras

Detector de vida	Distancia
V-NIR	10,12
Red-SWIR	3,92
Combinación resultados	25,57
Combinación características	28,55

La figura 8.11 muestra la densidad de probabilidad de las distribuciones genuinas e impostoras para cada uno de los experimentos.

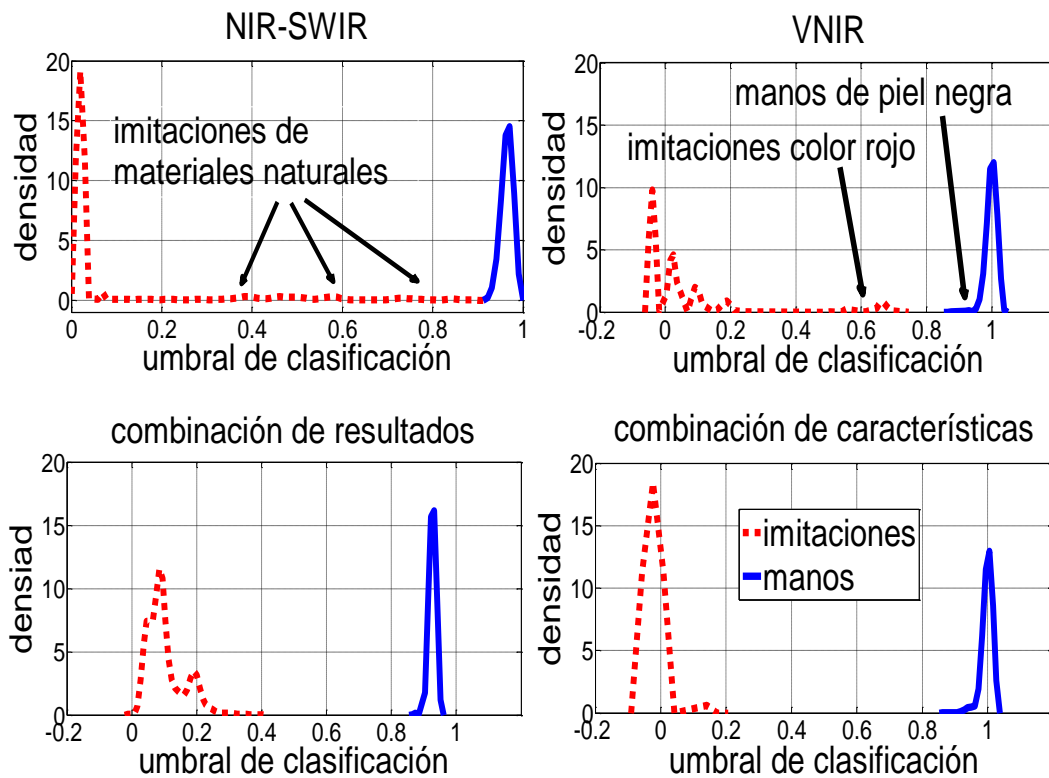


Figura 8.11. Distribución de resultados de manos genuinas (línea continúa) e impostoras (línea discontinua) para detector de vida V-NIR y NIR-SWIR independientes y combinados

Se aprecia una separación de las distribuciones al combinar los métodos, siendo la más pronunciada la obtenida al combinar a nivel de resultados.

8.3. Aportaciones

La detección de vida multispectral e hiperspectral ofrece figuras de calidad con tasas de reconocimiento cercanas al 100%. El sistema propuesto basado en tecnología Visible+NIR en combinación con NIR+SWIR consiguió discriminar entre manos vivas y todo tipo de materiales sintéticos y orgánicos sin ningún tipo de error.

Aunque los modelos para manos caucásicas y manos negras presentan diferencias, es posible discriminar entre ambos tipos de piel y los materiales impostores.

El actual punto débil de la tecnología propuesta es el alto coste de los sistemas de adquisición utilizados.

CAPÍTULO IX

CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS

La tesis presentada en este documento se basa en la hipótesis siguiente:

“Es posible diseñar un sistema de identificación de personas mediante biometría de la mano sin contacto con métricas de calidad similares al mismo sistema con contacto.”

Si comparamos el estado del arte en biometría de la mano con el de biometría de la mano sin contacto y con los sistemas propuestos en este documento podemos afirmar que se pueden alcanzar niveles similares de prestaciones en lo que a tasas de error e identificación se refiere, tabla 9.1.

9.1. Conclusiones

Conviene diferenciar entre resultados obtenidos en condiciones de laboratorio y condiciones reales. Las condiciones del entorno no afectan de igual forma a los sistemas con contacto que a los sin contacto. Dentro de los sistemas sin contacto tampoco afectan de igual forma a los que usan una caja negra como medio para controlar el ambiente o los que lo hacen en un entorno libre no controlado.

Tabla 9.1. Comparativa entre el estado del arte y los sistemas propuestos en este documento

Sistemas	Medidas	Bases de datos	Usuarios	EER(%)
Estado del Arte Con Contacto				
[A. Kumar <i>et al</i> , 2003]	Geometría, textura palmar	Propietaria	100	FAR=0 FRR=1.41
[S. Ribaric <i>et al</i> , 2003]	Textura palmar, textura dedos	Propietaria	130	FAR=0 FRR=0.2
[Kumar y D. Zhang, 2004]	Silueta de la mano, textura palmar	Propietaria	100	0.6
[S. Ribarić y I. Fratric, 2005]	Geometría, textura palmar	Propietaria	237	0.58
[Q. Li <i>et al</i> , 2006]	PCA silueta	Propietaria	98	0.07
[M. Ferrer <i>et al</i> , 2009]	Geometría, textura, palmar, dedos y vascular	GPDS	100	0.01
Estado del Arte Sin Contacto				
[A. Kumar, 2008]	Información Cohorte	IITD	235	1.31
[G. K. Ong Michael <i>et al</i> , 2010]	Palma y nudillos	Propietaria	136	1.97
[V. Kanhangad <i>et al</i> , 2009]	Palma 2D y 3D	Propietaria	177	2.6
[C. Methani y A. M. Namboodiri, 2009]	Homografía usando RANSAC	Propietaria	50	8.7
[Y. Hao <i>et al</i> , 2008]	Palma multiespectral	Propietaria	165	0.5
[Yingbo Zhou y Ajay Kumar, 2010]	Patrón vascular	Propietaria	100	0.38
Sistemas propuestos				
Sistema Unimodal	Geometría	GPDS-CL1	110	2.64
Sistema Unimodal	Geometría	GPDS-CL2	100	0.63
Sistema Multimodal	SIFT, OLOF y Geometría	IITD	235	0.21
Sistema Multimodal	SIFT, OLOF y Geometría	GPDS-CL1	110	0.11
Sistema Multimodal	SIFT, OLOF y Geometría	GPDS-CL2	100	0.007

Los sistemas multimodales sin contacto propuestos en el presente documento no solo se sitúan en el estado del arte de biometría sin contacto, sino que se acercan a las prestaciones de propuestas con contacto. Respecto a otras propuestas de sistemas sin contacto, cabe destacar la no utilización de “cajas negras” para controlar la iluminación y el fondo en las propuestas presentadas.

Siguiendo una metodología basada en la utilización de técnicas de probado rendimiento en esquemas biométricos con contacto y aplicarlas a un esquema sin contacto en un entorno realista se han obtenido las siguientes conclusiones:

- La segmentación de la mano en un entorno no controlado a partir de técnicas de segmentación en el espectro visible ofrece resultados que deterioran considerablemente el rendimiento de un sistema biométrico asociado a dicha segmentación.

- El uso de la banda infrarroja facilita las tareas de segmentación en entornos no controlados. Es recomendable incluir un sistema de iluminación infrarrojo y adaptar las cámaras para adquirir en dicha banda. La segmentación de este tipo de imágenes es trivial y ofrece robustez ante cambios en las condiciones del entorno. Su eficacia ha sido probada en experimentos de larga duración en condiciones de aplicación real.
- La geometría de la mano ofrece resultados aceptables para sistemas de seguridad media cuando se utiliza una base de datos adquirida en condiciones estables. Sin embargo, su rendimiento decae considerablemente cuando se trabaja con un entorno real y múltiples sesiones con condiciones de adquisición muy variables.
- El uso de un mayor número de medidas geométricas en lugar de los valores bajos utilizado en los métodos tradicionales con contacto sumado a la reducción de dimensionalidad mejoran el rendimiento del sistema basado en geometría sin contacto.
- El método de extracción de características SIFT mejora al método OLOF en esquemas sin contacto y bases de datos con condiciones de laboratorio. Los resultados con la base de datos operacional muestran un rendimiento más próximo entre sí, lo cual hace pensar de una falta de robustez de SIFT ante cambios ambientales o del entorno.
- El procesado basado en Gabor utilizado antes de la aplicación de SIFT mejora considerablemente los resultados incluso en la base de datos operacional. Esta mejora se debe a la distribución uniforme entre líneas principales y líneas secundarias de los puntos de interés.
- La validación de las coincidencias del método SIFT reducen los falsos positivos mejorando las prestaciones del sistema.
- La fusión de biometría basada en la silueta y biometría palmar mejora el rendimiento del sistema considerablemente. Esta mejora es debida a la falta de correlación entre los errores presentados por medidas de naturaleza muy diversa.
- En cuanto a la detección de vida, la información obtenida en la banda SWIR en conjunto con información obtenida en el espectro visible ha mostrado ser útiles en sistemas de detección de vida.
- El uso de información hiperespectral mejora considerablemente el rendimiento de un detector de vida basado en SWIR.

9.2. Aceptabilidad de los sistemas sin contacto

A lo largo de este documento se ha mencionado en diferentes ocasiones que los sistemas sin contacto ofrecen mayores tasas de aceptabilidad entre los usuarios. La

transparencia a la hora de utilizar el dispositivo redonda positivamente en esta aceptabilidad siempre que las medidas de calidad como tasas de error y tasas de identificación no dañen la credibilidad del sistema.

Para dar consistencia a estas afirmaciones se realizó una encuesta entre los usuarios que participaron en la elaboración de la base de datos GPDS-CL1. Se dividieron en dos grupos las preguntas, el primero con preguntas de carácter más específico acerca de la percepción del usuario al utilizar el sistema. Las preguntas de este primer grupo fueron:

- ¿Se siente cómodo utilizando el sistema? Donde 5 correspondía a muy cómodo y cero a muy incómodo.
- ¿Considera el sistema higiénico? Donde 5 correspondía a muy higiénico y cero a muy poco higiénico.
- ¿Siente su privacidad atacada al utilizar el sistema? Donde 5 correspondía muy atacada y cero a nada atacada.

Los resultados de la encuesta se muestran en la figura 9.1.

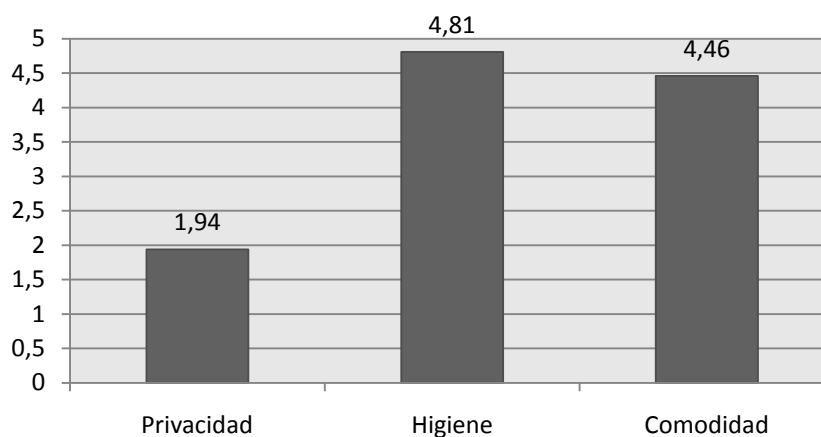


Figura 9.1. Percepción del sistema por parte del usuario

También se les entregó un segundo cuestionario en el que se hacía mayor hincapié en aspectos generales acerca de la utilización de un sistema de identificación biométrico y la aceptabilidad del mismo. Las preguntas fueron:

- ¿Prefiere un sistema con contacto o sin contacto?
- ¿Prefiere la utilización de sistemas biométricos frente a los métodos clásicos (claves, tarjetas,...)?
- ¿Estaría dispuesto a utilizar el sistema a diario?

La figura 9.2 muestra los resultados, donde al ser respuestas de si/no se muestra el porcentaje de respuestas “si”.

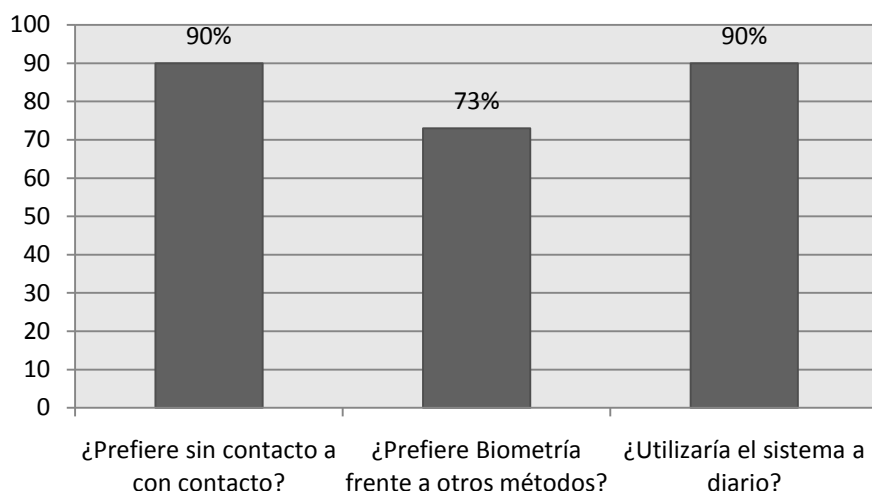


Figura 9.2. Preguntas generales sobre el uso del sistema biométrico

Durante la adquisición de la base de datos GPDS-CL2 los usuarios también tuvieron la oportunidad de utilizar un sistema biométrico basado en firma online y uno basado en reconocimiento facial. Cuando se les pidió que compararan los tres sistemas se obtuvieron las respuestas mostradas en la figura 9.3.

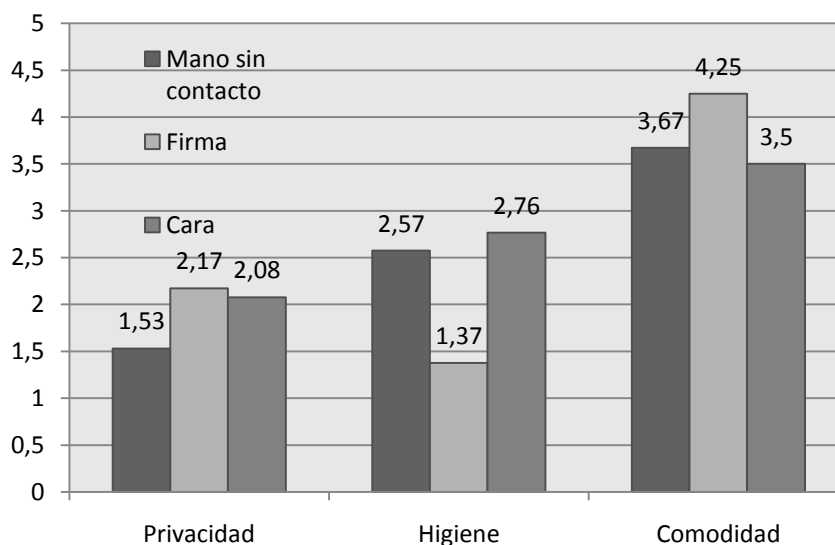


Figura 9.3. Comparativa entre diferentes sistemas biométricos

La firma se muestra como el sistema más cómodo para el usuario mientras que muestra el peor resultado en lo que a privacidad se refiere. La mano muestra el mejor resultado en cuanto a privacidad y se asemeja bastante a la cara en lo que a higiene se refiere.

Los usuarios están habituados a utilizar su firma como medio de autenticación a diario (pago con tarjetas de crédito por ejemplo) pero como la cara, la ven como un rasgo biométrico más personal, al adquirirla sienten que se invade su privacidad. La

mano por el contrario representa un rasgo mas amigable y adolece de un menor rechazo.

9.3. Líneas futuras

A continuación se proponen las algunas líneas de investigación relacionadas con los principales aspectos tratados durante esta tesis:

- La escalabilidad ya no solo de los sistemas propuestos sino de cualquier sistema biométrico basado en mano es en un tema de amplia discusión. Como se comporta un sistema biométrico similar a los propuestos en este documento cuando hablamos de decenas de millones de usuarios es una cuestión a tratar. La dificultad de tener acceso a bases de datos reales de este tamaño abre la puerta a métodos de generación de muestras sintéticas a partir de los cuales estimar el rendimiento de los sistemas.
- La interoperabilidad entre diferentes sistemas es un campo en el que aún quedan muchas cuestiones por resolver. A este respecto interesa no solo saber el rendimiento cuando se utilizan diferentes dispositivos basados en una misma tecnología sino también el rendimiento cuando se utilizan sistemas de adquisición de naturaleza muy diferente. Un ejemplo sería entrenar al usuario mediante un escáner (sistema con contacto) y verificar su identidad posteriormente utilizando un sistema sin contacto basado en webcam como los presentados en este documento.
- La identificación de personas a partir de biometría de la mano a distancia no colaborativa no ha sido tratada en este documento. Los sistemas propuestos en este documento precisan de la colaboración del usuario para adquirir las imágenes a procesar. Sistemas capaces de adquirir imágenes de la mano sin la colaboración del usuario dispararían la transparencia del sistema.
- Estudiar las distintas formas de ataques o “spoofing” a las que se exponen estos sistemas y formas de dotarlos de una mayor robustez. En [Ricardo Rodrigues *et al*, 2010] se plantea una duda razonable acerca de si un sistema multimodal es más robusto por el mero hecho de incluir más biometrías. En dicho trabajo se expone que la seguridad del sistema vendrá dada por la seguridad del subsistema más débil por lo que se precisa de un estudio detenido de las características de todos los subsistemas para poder estimar la seguridad global del conjunto.
- Estudiar nuevas biometrías como la huella digito palmar o textura de dedos en entorno sin contacto: durante la elaboración de este documento se ha trabajado principalmente con geometría, textura y huella palmar. A su vez se ha trabajado y descartado otros rasgos como nudillos del dorso, patrón vascular o textura de los dedos. No se descarta ningún rasgo biométrico para su utilización en un entorno sin contacto, pero si se cree que cada uno requerirá de adaptaciones para mejorar su rendimiento en este tipo de esquemas.

- Reducir la interacción usuario-dispositivo al mínimo. Se debería eliminar la necesidad de una pantalla en la que se muestra la silueta de referencia. Reducir la complejidad del sistema lo máximo posible para que el dispositivo final se pueda integrar de forma compacta. Sin dejar de ser un sistema colaborativo, el estudio de la identificación de la mano en movimiento puede mejorar la facilidad de uso de este tipo de dispositivos.

Líneas Futuras continuistas

- Investigar nuevos métodos de extracción de características y su comportamiento en un esquema sin contacto: a los métodos estudiados durante esta tesis se pueden añadir nuevas formas de extraer características o mejoras a los presentados en este documento. Un ejemplo es la sustitución de la transformada DCT utilizada en las medidas geométricas por otras técnicas de reducción de dimensionalidad tales como PCA, ICA o Wavelet.
- Profundizar en el uso de los SIFT, reescribir el algoritmo para adaptarlo a los problemas de los sistemas sin contacto. La adaptación del método SIFT propuesta en este documento se basa en el pre-procesado de la imagen utilizada. Un estudio más profundo del método así como la adaptación del mismo a la identificación biométrica y la problemática de los esquemas sin contacto podría mejorar las tasas de reconocimiento presentadas hasta el momento.
- En el presente documento se ha trabajado con técnicas de fusión simples y existe margen de mejora para comprobar el rendimiento de métodos de fusión más complejos.
- Estudiar nuevos sistemas de adquisición más robustos a entornos no controlados. En el presente documento se ha propuesto el uso del espectro infrarrojo para solucionar problemas de segmentación en entornos no controlados. Mejoras tales como la utilización de luz polarizada o filtros en diferentes bandas podrían dotar de mayor robustez a la etapa de segmentación.
- Detección de vida sin contacto. Los sistemas de detección de vida propuestos en el Capítulo VII aunque no precisan de contacto entre el dispositivo y el usuario, se han realizado a partir de imágenes adquiridas apoyadas sobre una superficie.
- Búsqueda de soluciones de bajo coste basadas en los sistemas de detección de vida propuestos. La utilización de filtros espectrográficos de menor coste, así como sistemas de adquisición paso banda compuestos por una webcam y un filtro de banda estrecha pueden ser soluciones de bajo coste aplicables a los sistemas de detección de vida.

REFERENCIAS

[A. Jain *et al*, 1999] A. Jain, A. Ross y S. Pankanti, "A prototype hand geometry-based verification system," in *Proceeding 2nd Int. Conf. Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication*, pp. 166–171. Mar. 1999.

[A. Jain *et al*, 2001] A. Jain, R. Bolle, and S. Pankanti, *Biometrics: Personal Identification in Networked Society*, Kluwer Academic Publishers, 2001.

[A. Jain *et al*, 2005] A. K. Jain, K. Nandakumar, and A. Ross, "Score normalization in multimodal biometric systems", *Pattern Recognition*, 2005.

[A. Jain *et al*, 2006] A. Jain, A. Ross, y S. Pankanti, "Biometrics: A tool for information security", *IEEE Transactions on Information Forensics & Security*, vol. 1, no. 2, pp. 125–143, Jun. 2006.

[A. Jain *et al*, 2006] A. Jain, Y. Chen, y M. Demirkus, M. "Pores and ridges: High resolution fingerprint matching using Level 3 features", in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 29, pp. 15-27. 2006.

[A. de Santos Sierra *et al*, 2009] A. de Santos Sierra, J. Guerra Casanova, C. Sanchez Avila, and V. Jara Vera, "Silhouette-based hand recognition on mobile devices," in *43rd Annual 2009 International Carnahan Conference on Security Technology*, pp. 160–166, 2009.

[Alphonse Bertillon, 1893] Alphonse Bertillon, *Instructions signalétiques pour l'identification anthropométrique* (1893).

[A. Morales *et al*, 2007] A. Morales, M. A. Ferrer, C. M. Travieso, J. B. Alonso, "A knuckles texture verification method in a transformed domain", in *First Spanish Workshop in Biometrics*. Girona Junio 2007.

- [A. Morales *et al*, 2007] A. Morales, M. A. Ferrer, C. M. Travieso, J. B. Alonso, "Sistema de reconocimiento biométrico basado en la palma de la mano". *Campus de Excelencia. Fuerteventura 2007*.
- [A. Morales *et al*, 2008] A. Morales, M. A. Ferrer, C. M. Travieso, J. B. Alonso, "Sistema de autenticación sin contacto basado en la geometría de la mano para entornos operacionales". *IV Jornadas de Reconocimiento Biométrico de Personas (JRBPO8)*. Valladolid. Septiembre 2008.
- [A. Morales *et al*, 2008] A. Morales, C. M. Travieso. "Non-Cooperative Facial Biometric Identification Systems". *Encyclopedia of Artificial Intelligence. Information Science Reference*. 978-1-59904-849-9. pp. 1259-1265. Mayo 2008.
- [A. Morales *et al*, 2008] A. Morales, M. A. Ferrer, F. Díaz, J. B. Alonso, C. M. Travieso, "Contact-free hand biometric system for real environments" on *Proceedings 2008 European Signal Processing Conference (EUSIPCO-2008)*. Laussane. August 2008.
- [A. Morales *et al*, 2008] A. Morales, M. A. Ferrer, C. M. Travieso, J. B. Alonso, "Comparing infrared and visible illumination for contact-less hand based biometric scheme", on *42nd IEEE International Carnahan Conference on Security Technology. Prague*. Oct. 2008.
- [A. Morales *et al*, 2008] A. Morales, M. A. Ferrer, P. Henríquez, C. M. Travieso, J. B. Alonso, "Multifeature Knuckles Parameterization". *On The Proceedings International Conference on Artificial Intelligence and Applications*. Innsbruck. February 2008.
- [A. Morales *et al*, 2009] Aythami Morales, Miguel Ángel Ferrer, Marcos Faundez, Joan Fàbregas, Guillermo Gonzalez, Javier Garrido, Ricardo Ribalda, Javier Ortega, Manuel Freire. "Biometric System Verification Close to "Real World" Conditions" on *Biometric ID Management and Multimodal Communication, Joint COST 2101 and 2102 International Conference, BioID_MultiComm 2009*, Madrid, Spain, September 16-18, 2009.
- [A. Morales *et al*, 2010] A. Morales, M. A. Ferrer. "Contact-free hand biometrics system for real environments based on geometric features". *Resent Advanced in Signal Processing*. Ed. Intech. ISBN: 978-953-7619-41-1. pp. 185-194. Feb. 2010.
- [A. Morales *et al*, 2010] A. Morales, M. A. Ferrer y A. Kumar. "Improved Palmprint Authentication Using Contactless Imaging" in *Proceeding IEEE Fourth International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems*, Washington, Sep 2010.
- [A. Morales *et al*, 2011a] A. Morales, M. A. Ferrer y A. Kumar. "Toward Contactless Palmprint Authentication" Enviado al Special Issue on Future in Biometric Processing, IET Computer Vision. Esperando revisión.

- [A. Morales et al, 2011b] A. Morales, C. M. Travieso, M. A. Ferrer, J. B. Alonso, "Improved Finger Knuckle Print Authentication based on Orientation Enhancement". Electronics Letters. Aceptado, pendiente de publicación.
- [A. Morales et al, 2011c] A. Morales, A. Kumar y M. A. Ferrer. "Incorporating Color information for reliable palmprint authentication". Enviado al *2011 IEEE International Conference on Image Processing*. Esperando revisión.
- [A. Kumar y Ch. Ravikanth, 2004] A. Kumar y Ch. Ravikanth, "Personal authentication using finger knuckle surface", *IEEE Transaction on Information. Forensics & Security*, Vol. 4, pp. 98–110. 2009
- [A. Kumar y D. Zhang, 2004] A. Kumar y D. Zhang, "Integrating shape and texture for hand verification", in *Proceedings of Third International Conference on Image and Graphics*, pp.222-225, 2004.
- [A. Kumar, 2008] A. Kumar, "Incorporating Cohort Information for Reliable Palmprint Authentication," on *Proceedings Sixth Indian Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing*, pp 112-119, Bhubaneswar (India), 2008.
- [A. Kumar et al, 2003] A. Kumar, D.Wong, H. C. Shen, and A. K. Jain, "Personal verification using palmprint and hand geometry biometric," in *Proceedings 4th International Conference Audio- Video-Based Biometric Person Authentication*, pp. 668–678, 2003.
- [A. S. Nunez y M.J. Mendenhall, 2006] A.S.Nunez y M.J. Mendenhall, "Detection of human skin in near infrared hyper-spectral imagery" on *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Vol.2, pp.621-624, 2008.
- [A. Antonelli et al, 2006] A. Antonelli, R. Cappelli, D. Maio, D. Maltoni, "Fake finger detection by skin distortion analysis," on *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, Vol.1, no.3, pp.360-373, Sept. 2006.
- [A. Wong y P. Shi, 2002] A. Wong y P. Shi, "Peg-free hand geometry recognition using hierarchical geometry and shape matching," in *Proceedings. IAPR Workshop on Machine Vision Applications*, pp. 281–284 Nara, Japan, Dec. 2002.
- [A. Yukihiro, 2005] A. Yukihiro, "Biosensing Instrument and method and Identifying Device Having Biosensing function", FUJITSU LIMITED, EP 1.530.949 A1, 2005.
- [B. S. Ata, 1976] B. S. Atal, "Automatic recognition of speakers from their voices" on *Proceedings of the IEEE*, Vol. 64, pp. 460–475, 1976.
- [B. Tan, 2006] B. Tan, Schuckers, S. "Liveness Detection for Fingerprint Scanners based on the Statistics of Wavelet Signal Processing", on *Proceedings of the 2006 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop*, p.26, 2006.

- [B. Fernandez-Saavedra *et al*, 2008] B. Fernandez-Saavedra, R. Sanchez-Reillo, R. Alonso-Moreno, "Evaluation Methodology for Fake Samples Detection in Biometrics", *in the 42nd IEEE International Carnahan Conference on Security Technology*, pp. 233-240, October 2008.
- [C. M Travieso *et al*, 2004] C. M Travieso, J. B. Alonso, S. David, Miguel A. Ferrer, "Optimization of a biometric system identification by hand geometry" *on Proceedings Complex systems intelligence and modern technological applications*, Cherbourg, France, pp. 581-586, 19-22 September 2004.
- [C. Methani, A. M. Namboodiri, 2009] C. Methani, A. M. Namboodiri, "Pose invariant palmprint recognition", *Proceedings of The 3rd edition of the International Conference on Biometrics*, pp. 577-586, Jun. 2009.
- [C. Li *et al*, 2005] C. Li, C. Xu, C. Gui, y M. D. Fox, "Level Set Evolution Without Re-initialization: A New Variational Formulation", *on 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005.
- [C. R. Blomeke *et al*, 2009] C. R. Blomeke, C.R.; Elliott, S.J.; Walter, T.M., "Bacterial Survivability and Transferability on Biometric Devices". *on 41st Annual IEEE International Carnahan Conference on Security Technology*, pp.80-84, Oct. 2007.
- [C. Schimke *et al*, 2004] C. Schimke, Vielhauer, P.K. Dutta, T.K. Basu, A. De Rosa, J. Hansen, B. Yegnanarayana, J. Dittmann, "Cross Cultural Aspects of Biometrics", *in Proceedings of Biometrics: Challenges arising from Theory to Practice*. 2004.
- [D. Maio *et al*, 2002] D. Maio, D. Maltoni, R. Cappelli, J.L. Wayman, A.K. Jain, "FVC2000: Fingerprint Verification Competition," *IEEE Transaction Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24(3), 402-412. 2002.
- [D. Maio *et al*, 2002] D. Maio, D. Maltoni, R. Cappelli, J.L. Wayman y A.K. Jain, "FVC2002: Second Fingerprint Verification Competition", *in proceedings 16th International Conference on Pattern Recognition*, Québec City, vol.3, pp.811-814, 2002.
- [D. Maltoni *et al*, 2003] D. Maltoni, D. Maio, A. Jain y S. Prabhakar. *Handbook of Fingerprint Recognition*. Springer, 2003.
- [D. Zhang *et al*, 2003] D. Zhang, W. Kong, J. You, y M. Wong, "Online Palmprint Identification" *in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 25, no. 9, Sep 2003.
- [D. Zhang *et al*, 2010] D. Zhang, V Kanhangad, N Luo and A. Kumar, "Robust palmprint verification using 2D and 3D features", *Pattern Recognition*, Volume 43 , Issue 1, pp.358-368. 2010.

- [D. L. Woodard y P.J. Flynn, 2005] D.L. Woodard, P.J. Flynn, "Finger surface as a biometric identifier", *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 100 (3), pp. 357–384, 2005.
- [D. Baldisserra et al, 2006] D. Baldisserra, A. Franco, D. Maio, and D. Maltoni, "Fake fingerprint detection by odor analysis," in *Proceedings International Conference Biometric Authentication*, Hong Kong, China, 2006.
- [D. G. Lowe, 2004] D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," *International Journal on Computer Vision*, Vol. 60 (2), pp. 91–110, 2004.
- [D. Pishva, 2007] D. Pishva, "Spectroscopic approach for aliveness detection in biometric authentication" in *Proceedings 41st International Carnahan Conference on Security Technologies*, pp. 133–137, October 2007.
- [E.Yörük et al, 2006] E.Yörük, E.Konukoglu, B.Sankur, and J.Darbon, "Shape-Based Hand Recognition", in *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 15 (7), pp. 1803–1805, July 2006.
- [Eduard Menoud, 1987] Eduard Menoud, "Procédé d'identification d'une personne d'après la géométrie de la main", Patent N° CH661428A5. 1987.
- [F. Jelinek, 1997] F. Jelinek. "Statistical methods for speech recognition". MIT Press, 1997.
- [M. Fleck et al, 2002] M. Fleck, D. A. Forsyth y C. Bregler. "Finding naked people" in *Proceedings of the Seventh European Conference on Computer Vision*, Vol. 2, pp. 592 – 602, 2002.
- [F. Wolf et al, 2005] F. Wolf, A. Oermann, C. Vielhauer, P.K. Dutta, T.K. Basu, B. Yegnanarayana, "A Cross-Cultural Evaluation Framework for Behavioral Biometric User Authentication", in *Proceedings of the 29th Conference of the German Classification Society (GFKL), Special Track on Information Management for User and Data Authentication in IT Security*, Magdeburg, 2005.
- [G. Zheng et al, 2007] G. Zheng, Wang, C.-J.; Boulton, T. E., "Application of Projective Invariants in Hand Geometry Biometrics", in *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, Vol. 2 (4), pp. 758 – 768, Dec. 2007
- [G. Amayeh et al, 2006] G. Amayeh, G. Bebis, A. Erol, M. Nicolescu, "Peg-free hand shape verification using high order Zernike moments", in *Proceedings of the IEEE Workshop on Biometrics at CVPR06*, New York, USA, 2006.
- [G. S. Badrinath y Phalguni Gupta, 2009] G. S. Badrinath y Phalguni Gupta, "Robust Biometric System Using Palmprint for Personal Verification" in *Proc. of the Third International Conference on Advances in Biometrics*, Vol. 558, pp. 554–565, 2009.

- [G. S. Badrinath y Phalguni Gupta, 2008]** G. S. Badrinath y Phalguni Gupta, “*Palmprint verification using sift features*” in *Image Processing Theory, Tools and Application*, pp. 1-8, 2008
- [G. Boreki y A. Zimmer, 2005]** G. Boreki y A. Zimmer, “Hand geometry: a new approach for feature extraction” in *Fourth IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies*. pp: 149 – 154. October 2005.
- [G. K. Ong Michael et al, 2010]** G. K. Ong Michael, T. Connie, A. T. B. Jin, “An innovative contactless palmprint and knuckle print recognition system” *Pattern Recognition Letter*, Volume 31 , Issue 12 , September 2010.
- [Gang Pan et al, 2008]** Gang Pan, Zhaohui Wu, Lin Sun, “*Liveness Detection for Face Recognition*”, Department of Computer Science, Zhejiang University, 2008.
- [G. E. Walrafen y E. Pugh, 2004]** G. E. Walrafen y E. Pugh, “Raman combinations and stretching overtones from water, heavy water and NaCl in water at shifts to ca. 7000 cm^{-1} ” in *Journal of Solution Chemistry*, Vol.33, pp. 81-97, 2004.
- [Hitoshi Fujii y Naoki Konishi, 2007]** Hitoshi Fujii y Naoki Konishi, “Personal Identification Method for Acquiring Personal Identification Data”, US Patent N° 2007/0177772 A1. 2007
- [Helin Dutağaci et al, 2008]** Helin Dutağaci, Büllent Sankur, Erdem Yörük, “Comparative analysis of global hand appearance-based person recognition”, in *Journal of Electronic Imaging*, Vol. 17 (1), pp. 11018-1 a 11018-19, Jan 2008.
- [IITD]** IITD Palmprint Database, http://web.iitd.ac.in/~ajaykr/Database_Palm.htm
- [I. H. Jacoby et al, 1972]** I. H. Jacoby, A. J. Giordano, and W. H. Fioretti, “Personnel Identification Apparatus”, US Patent N° 3648240, 1972.
- [J. Ahlberg, 1999]** J. Ahlberg, “A system for face localization and facial feature extraction”. Technical Report LiTH-ISY-R-2172, Linköping University. 1999.
- [J. A. K. Suykens et al, 2002]** J. A. K. Suykens, T. V. Gestel, J. D. Brabanter, B. D. Moor, J. Vandewalle, “*Least Squares Support Vector Machines*”, World Scientific Publishing Co., Pte, Ltd, 2002.
- [J. Daugman, 1994]** J. Daugman, “Biometric Personal Identification System Based on Iris Analysis”, United States Patent, no. 5291560, 1994.
- [J. Ruiz-del-Solar y R. Verschae, 2004]** J. Ruiz-del-Solar y R. Verschae, “Skin detection using neighbourhood information”, in *Sixth IEEE International Conference Proceedings on Automatic Face and Gesture Recognition 2004*. pp. 463 – 468, May 2004.

- [**J. Phillips et al, 2000**] J. Phillips, A. Martin, C. Wilson, and M. Przybocki, "An introduction to evaluating biometric systems", IEEE Computer, Vol. 33 (2), pp. 56–63, Feb. 2000.
- [**J. Galbally, 2009**] J. Galbally, "Vulnerabilities and attack protection in security system based on biometric recognition" in doctoral dissertation, Universidad Autónoma de Madrid, Nov. 2009.
- [**Javier Galbally et al, 2007**] Javier Galbally, Julian Fierrez, and Javier Ortega-Garcia, "Vulnerabilities in Biometric Systems: Attacks and Recent Advances in Liveness Detection", Biometrics Recognition Group - ATVS, Escuela Politecnica Superior Universidad Autonoma de Madrid, 2007.
- [**J. Wang et al, 2008**] J. Wang, W.Y. Yau, A. Suwandy, E. Sung, "Person recognition by palmprint and palm vein images based on 'Laplacianpalm' representation" Pattern Recognition, Vol. 41, pp. 1531-1544, 2008.
- [**John Canny, 1986**] John Canny, "A Computational Approach to Edge Detection" IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 8 (6), pp. 679-698, 1986.
- [**J.G. Daugman, 1993**] J.G. Daugman, "High Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence" IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 15 (11), pp. 1148-1161, Nov. 1993.
- [**J. B. MacQueen, 1967**] J. B. MacQueen "Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations" in *Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*. University of California Press, pp, 281–297, 1967.
- [**J. S. Chen y Y. S. Moon, 2008**] J. S. Chen y Y. S. Moon, "Using SIFT features in palmprint authentication," in *Proceedings of IEEE International Conference on Patter Recognition*, pp. 1-4, Dec. 2008.
- [**Julien Doublet et al, 2006**] Julien Doublet, Olivier Lepetit and Marinette Revenu, "Contact less Hand Recognition Using Shape and Texture Features", in *8th International Conference on Signal Processing*, 2006.
- [**J. Doublet et al, 2007**] J. Doublet, M. Revenu, O. Lepetit, "Robust grayscale distribution estimation for contactless palmprint recognition" in *Proceedings of the First IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications, and Systems*, pp. 1–6, 2007.
- [**J. Fierrez-Aguilar et al, 2005**] J. Fierrez-Aguilar, J. Ortega-Garcia, J. Gonzalez-Rodriguez and Josef Bigun, "Discriminative Multimodal Biometric Authentication Based on Quality Measures", Pattern Recognition, Vol. 38 (5), pp. 777-779, May 2005.

[**J. Hanley y A. Lippman-Hand, 1983**] J. Hanley y A. Lippman-Hand , “If nothing goes wrong, is everything alright?” JAMA; 259: 1743–5. 1983.

[**K. A. Toh et al, 2005**] K. A. Toh, H. L. Eng, Y. S. Choo, Y. L. Cha, W. Y. Yau y K. S. Low, “Identity Verification Through Palm Vein and Crease Texture”, in *Lecture Notes in Computer Science: Advances in Biometrics*, Vol. 3832. Dec. 2005

[**N. Duta, 2009**] N. Duta, “A survey of biometric technology based on hand shape”, in *Pattern Recognition*, vol. 42, pp. 2797-2806, 2009.

[**Nello Cristianini y John Shawe-Taylor, 2000**] Nello Cristianini y John Shawe-Taylor. “An Introduction to Support Vector Machines and other kernel-based learning methods”. Cambridge University Press, 2000.

[**N. Pavešić et al, 2004**] N. Pavešić, S. Ribaric, D. Ribaric, “Personal authentication using hand-geometry and palmprint features: the state of the art” in *Proceedings of the Workshop on Biometrics at ICPR04*, Cambridge, UK, 2004.

[**N. Covavisaruch et al, 2005**] N. Covavisaruch, P. Prateepamornkul, P. Ruchikachorn, P. Taksaphan, “Personal verification and identification using hand geometry”, *Transactions on Computer and Information Technology*, Vol. 1 (2) pp. 134–139, 2005

[**Norman G. Altman, 1971**] Norman G. Altman, “Palm Print Identification System”, US Patent Nº 3.581.282, 1971.

[**N. Otsu, 1979**] N. Otsu, “A threshold selection method from gray level histograms” *IEEE Transaction on Systems Man & Cybernetics*. Vol 9, pp. 62–66, 1979.

[**NSTC, 2006**] National Science and Technology Council, “Biometric History”, 2006. Disponible en: <http://www.biometrics.gov/Documents/BioHistory.pdf>.

[**Marlow D. Butler, 1980**] Marlow D. Butler, “Method and Apparatus for Recording Image Details of the Palm of a Hand”, US Patent Nº 4,236,082, 1980.

[**M. A. Ferrer et al, 2007**] M. A. Ferrer, A. Morales, C. M. Travieso, J. B. Alonso, “Low Cost Multimodal Biometric identification System Based on Hand Geometry, Palm and Finger Print Texture”, on *2007 41st Annual IEEE International Carnahan Conference on Security Technology*, pp. 52 – 58. Oct 2007.

[**M. A. Ferrer et al, 2008**] M. A. Ferrer, A. Morales, C. M. Travieso, J. B. Alonso, “Influence of the pegs number and distribution on a biometric device based on hand geometry” on *42nd Annual IEEE International Carnahan Conference on Security Technology, 2008. ICCST 2008*, pp. 221 – 225. Oct 2008.

- [M. A. Ferrer *et al*, 2009] M. A. Ferrer, A. Morales, C. M. Travieso, J. B. Alonso, "Combining hand biometric traits for personal identification" on *43rd Annual IEEE International Carnahan Conference on Security Technology*, pp. 155-159, 2009.
- [M. A. Ferrer *et al*, 2009] M. A. Ferrer, A. Morales, L. Ortega. "Infrared hand dorsum images for identification" *Electronics Letters*, Vol. 45 (6), pp. 306-308, Mar. 2009.
- [M. A. Ferrer *et al*, 2009] M. A. Ferrer, A. Morales y J.B. Alonso. "Fingers shape biometric identification using Point Distribution Models" *Electronics Letters*, Vol. 46, pp. 495-497, Abril 2009.
- [M. A. Ferrer *et al*, 2011a Bajo Revisión] M. A. Ferrer, A. Morales, J. D. González, Y. Medina. "Wide band spectroscopic aliveness detection in contactless hand biometrics" Enviado a *IET Electronic Letters*.
- [M. A. Ferrer y A.Morales, 2011b] Miguel A. Ferrer and Aythami Morales. "Hand-Shape Biometrics combining the visible and Short Wave InfraRed Bands" Enviado a *IEEE Transactions on Information Forensics & Security*. Esperando revisión.
- [M. A. Ferrer y A. Morales, 2011c] Miguel A. Ferrer y A. Morales, "BiSpectral Contactless hand based biometric identification device" on *II National Conference on Telecommunications CONATEL 2011*. Aceptado, pendiente de ser presentado.
- [M. Drahansky *et al*, 2008] M. Drahansky, Dana Lodrova, "Liveness Detection for Biometric Systems Based on Papillary Lines", on *Proceedings of the 2008 International Conference on Information Security and Assurance*, pp. 439-444, 2008.
- [M. Drahansky, 2008] M. Drahansky, "Experiments with Skin Resistance and Temperature for Liveness Detection" on *International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, pp. 1075-1079, 2008.
- [M. Drahansky *et al*, 2006] M. Drahansky, M., Notzel, R., Wolfgang, F., "Liveness Detection based on Fine Movements of the Fingertip Surface", on *Proceedings of the 2006 IEEE Workshop on Information Assurance*, pp. 42-47, 2006.
- [M. Jones y J. M. Rehg 1999] M. Jones y J.M. Rehg, "Statistical color models with application to skin detection" in *Proceeding of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 1, 274 – 280, 1999.
- [Y. S. Moon *et al*, 2005] Y. S. Moon, J. S. Chen, K. C. Chan, K. So, K. C. Woo, "Wavelet based fingerprint liveness detection" *Electronics Letters* , Vol.41 (20), pp. 1112- 1113, 2005.
- [Marcos Martinez Diaz, 2006] Marcos Martinez Diaz, "Vulnerabilidades en Sistemas de Reconocimiento basados en huella dactilar ataques Hill-Climbing", Proyecto Final de

Carrera de la Escuela Politecnica Superior de la Universidad Autonoma de Madrid, 2006.

[Masanori Mizoguchi, 2007] Masanori Mizoguchi, "Method and Apparatus for Registering Palm Pattern Impression", NEC Corporation, Tokyo. US Patent Nº 7,215,796 B2. May 2007.

[M. Faundez-Zanuy, 2005] M. Faundez-Zanuy, "Data fusion in biometrics" IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, Vol. 20 (1) , pp. 34 – 38, 2005.

[M. Faundez-Zanuy et al, 2010] Marcos Faundez-Zanuy, Joan Fàbregas, Miguel Ángel Ferrer-Ballester, Aythami Morales, Javier Ortega-Garcia, Guillermo Gonzalez de Rivera and Javier Garrido."Biometric Database Acquisition Close to "Real World" Conditions" on Lecture Notes in Computer Science: Development of Multimodal Interfaces: Active Listening and Synchrony. Vol. 5967, pp. 197-206. 2010.

[M. Golfarelli et al, 1997] M. Golfarelli, D. Maio and D. Maltoni, "On the Error-Reject Trade-Off in Biometric Verification Systems", IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, Vol. 19 (7), pp.786-796, 1997.

[M. Adán et al, 2008] M. Adán, A. Adán, A.S. Vázquez, R. Torres, "Biometric verification/identification based on hands natural layout" Image and Vision Computing Vol. 26 (4) pp. 451–465, 2008.

[M. C. Crihalmeanu y Adding, 2003] M.C.Crihalmeanu y Adding. "Liveness detection to the Hand Geometry Scanner", MSc in Electrical Engineering Thesis, Department of Computer Science and Electrical Engineering, West Virginia University, 2003.

[M. Kanematsu et al, 2007] M. Kanematsu, M.; Takano, H.; Nakamura, K., "Highly reliable liveness detection method for iris recognition," on 2007 Annual Conference of Society of Instrumentation and Control Engineers, pp.361-364, 2007.

[P. Venkata Reddy et al, 2008] P. Venkata Reddy, Ajay Kumar, S. M. K. Rahman and Tanvir Singh Mundra, "A new antispoofing approach for biometric devices" IEEE Transaction on Biomedical Circuits & System, Vol. 2 (4), pp. 284-293, Dec. 2008.

[P. Peer et al. 2003] P. Peer, J. Kovac y F. Solina. "Human skin colour clustering for face detection" in International Conference on Computer as a Tool, 2003.

[P.S. Wu y M. Li, 1997] P.S. Wu y M. Li, "Pyramid Edge Detection Based on Stack Filter" Pattern Recognition Letter, vol. 18, no. 4, pp. 239-248, 1997.

[P. Scheunders, 2000] P. Scheunders, "Multiscale edge representation applied to image fusion" in Proceedings of SPIE Wavelet Applications in Signal and Image Processing VIII, Vol. 4119, pp. 894–901, Dec. 2000

- [P. V. Reddy *et al*, 2008] P. V. Reddy, Kumar, A., Rahman, S.M.K., Mundra, T.S., “A new antispoofing approach for biometric devices”, IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, Vol. 2 (4), pp. 328-337, 2008.
- [R. P. Miller, 1971] R. P. Miller, “Finger dimension comparison identification system”, US Patent N° 3576538, 1971.
- [R. Plamondon y S. Srihari, 2000] R. Plamondon y S. Srihari, “On-line and off-line handwriting recognition: A comprehensive survey” in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Recognition, Vol. 22 (1), pp. 63–84, Ene 2000.
- [R. Sanchez-Reillo *et al*, 2000] R. Sanchez-Reillo, C. Sanchez-Avila, and A. Gonzalez-Marcos, “Biometric identification through hand geometry measurements” IEEE Transaction son Pattern Analysis & Machine Intelligence, Vol. 22 (10), pp. 1168–1171, Oct. 2000.
- [R.Capelli *et al*, 2001] R.Capelli, D.Maio, D. Maltoni, “Modelling Plastic Distorsion in Fingerprint Images” on *Proceedings of International Conference on Advances in Pattern Recognition*, pp 369-376, 2001.
- [Ricardo Rodrigues *et al*, 2010] Ricardo Rodrigues, Niranjn Kamat, y Venu Govindaraju. “Evaluation of Biometric Spoofing in a Multimodal System” in *Proceeding IEEE Fourth International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems*, Washington, Sep 2010.
- [R.K. Rowe *et al*, 2007] R.K. Rowe, U. Uludag, M. Demirkus, S. Parthasaradhi and A.K. Jain, “A multispectral whole-hand biometric authentication system”, in *Proceedings of Biometric Symposium Biometric Consortium Conference*, Baltimore. September 2007.
- [S. Osher y J. A. Sethian, 1988] S. Osher y J. A. Sethian, “Fronts propagating with curvaturedependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations” *Journal of Computational Physics*, Vol. 79, pp. 12-49, 1988.
- [S. Ribarić y I. Fratric, 2005] S. Ribarić y I. Fratric, “A Biometric Identification System Based on EigenPalm and EigenFinger Features” *EEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 27 (11), pp. 1698-1709, November 2005.
- [S. Ribaric *et al*, 2003] S. Ribaric, D. Ribaric, N. Pavesic, “Multimodal biometric user-identification system for network-based applications”, in *IEE Proceedings Vision, Image and Signal*, Vol. 150 (6), pp. 409-416, 2003.
- [S. Raut *et al*, 2009] S. Raut, M. Raghuvanshi, R. Dharaskar, A. Raut, “ Image Segmentation – A State-Of-Art Survey for Prediction” on *International Conference on Advanced Computer Control*, pp. 420 – 424, 2009.

- [Thomas F. Sartor, 2001]** Thomas F. Sartor, “Apparatus and Method for Optically Imaging on the Surface of a Hand”. Identix Incorporated, US Patent N° 6,175,407 B1. June of 2001.
- [T. Connie, 2004]** T. Connie, A. Teoh, M. Goh, D. Ngo, “Palmprint recognition with PCA and ICA” in *Proceedings of Image and Vision Computing*, New Zealand, pp. 227–232, 2004.
- [T. Kanade, 1973]** T. Kanade, “Picture processing system by computer complex and recognition of human faces,” in doctoral dissertation, Kyoto University, November 1973.
- [Q. Li et al, 2006]** Q. Li, Z. Qiu y D. Sun, “Feature-level fusion of hand biometrics for personal verification based on Kernel PCA”, in *International Conference on Biometrics*, pp 744-750, 2006.
- [S. L. Phung et al, 2005]** S.L. Phung, A. Bouzerdoum y D. Chai, “*Skin Segmentation Using Color Pixel Classification: Analysis and Comparison*” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 27 (1), pp. 148–154, Ene. 2005.
- [T. F. Cootes et al, 1995]** T.F.Cootes, C.J.Taylor, D.H.Cooper y J.Graham, “*Active Shape Models – Their Training and Application*” Computer Vision and Image Understanding, Vol. 61 (1), pp. 38-59, January 1995.
- [V. Kanhangad et al, 2009]** V. Kanhangad, A. Kumar, D. Zhang, “Combinig 2D and 3D hand geometry features for biometric verification” in *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, CVPR Workshops 2009*, pp. 39 - 44, 2009
- [V. Vezhnevets et al, 2003]** V. Vezhnevets, V. Sazonov y A. Andreeva, “A survey on pixel-based skin color detection techniques” in *International Conference GRAPHICON*, pp.85-92, 2003.
- [Vladimir Vapnik, 1995]** Vladimir Vapnik. “The Nature of Statistical Learning Theory”. Springer-Verlag, 1995.
- [W. Zhao et al, 2000]** W. Zhao, R. Chellappa, A. Rosenfeld, y P.J. Phillips, “Face Recognition: A Literature Survey,” CVL Technical Report, Center for Automation Research, Univ. of Maryland at College Park, Oct. 2000.
- [X.Y. Jing et al, 2007]** X.Y. Jing, Y.F. Yao, D. Zhang, J.Y. Yang y M. Li, “*Face and Palmprint pixel level fusion and Kernel DCV-RBF classifier for small sample biometric recognition*”, Pattern Recognition Vol. 40, 2007.

- [X. Wu *et al*, 2007] X. Wu, D. Zhang, K. Wang y N. Qi, "Fusion of palmprint and iris for personal authentication", in *Proceedings of the Third International Conference on Advanced Data Mining and Applications*, Harbin, China, 2007.
- [X.Q. Wu *et al*, 2003] X.Q. Wu, K.-Q. Wang, D. Zhang, "Palmprint recognition using Fisher's linear discriminant", in *Proceedings of the Second International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, pp. 3150–3154. Nov. 2003.
- [Xiaoming Yin y Ming Xie, 2001] Xiaoming Yin y Ming Xie. "Hand gesture segmentation, recognition and application" on *2001 IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation*, pp. 438 – 443, 2001
- [Yufei Han *et al*, 2007] Yufei Han, Zhenan Sun, Fei Wang and Tieniu Tan, "Palmprint Recognition under Unconstrained Scenes" in *Proceedings of Asian Conference on Computer Vision*, Vvol.2, pp.1-11, 2007.
- [Y. Hao *et al*, 2008] Y. Hao, Z. Sun, T. Tan y C. Ren, "Multi-spectral palm image fusion for accurate contact-free palmprint recognition," in *Proceedings The International Conference on Image Processing*, pp. 281-284, 2008.
- [Y. Bulatov *et al*, 2004] Y. Bulatov, S. Jambawalikar, P. Kumar, S. Sethia, "Hand recognition using geometric classifiers" in *Proceedings of The First International Conference on Biometric Authentication*, Hong Kong, China, pp. 753–759, 2004.
- [Ying Hao *et al*, 2008] Ying Hao, Zhenan Sun, Tieniu Tan y Chao Ren, "Multi-spectral palm image fusion for accurate contact-free palmprint recognition" on *International Conference of Image Processing*, pp. 281-284, 2008.
- [Yingbo Zhou y Ajay Kumar, 2010] Yingbo Zhou y Ajay Kumar, "Contactless Palm Vein Identification Using Multiple Representations" in *Proceeding IEEE Fourth International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems*, Washington, Sep. 2010.
- [Z. Sun *et al*, 2005] Z. Sun, T. Tan, Y. Wang y S. Z. Li, "Ordinal palmprint representation for personal identification", in *Proceedings Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 1, pp. 279- 284, 2005.
- [Zuiderveld, Karel, 1994] Zuiderveld, Karel. "Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization." *Graphic Gems IV*. San Diego: Academic Press Professional, pp 474–485, 1994.

