

UNIVERSIDAD AUTONOMA DE MADRID

ESCUELA POLITECNICA SUPERIOR



PROYECTO FIN DE CARRERA

**Cálculo estadístico del peso de comparaciones entre huellas
dactilares**

Marta Alejandra Enríquez de Salamanca Ortiz

Julio 2013

Cálculo estadístico del peso de comparaciones entre huellas dactilares

AUTOR: Marta Alejandra Enríquez de Salamanca Ortiz
TUTOR: Daniel Ramos Castro

Dpto. de Tecnología Electrónica y de las Comunicaciones
Escuela Politécnica Superior
Universidad Autónoma de Madrid
Julio de 2013

Agradecimientos

Quisiera agradecer en primer lugar al grupo ATVs por haberme brindado la oportunidad de trabajar con ellos. En especial a Javier Ortega que confió en mí, permitiéndome trabajar como becaria.

Además, quiero darle las gracias a mi tutor, Daniel Ramos, que desde el primer momento me ha apoyado y motivado. También quisiera agradecerle sus consejos que, sin lugar a dudas, me han sido de gran ayuda tanto a nivel personal como profesional.

Quisiera agradecer a mis compañeros de universidad por haber hecho que estos años hayan sido tan increíbles. Desde luego, me llevo unos grandes amigos.

Quisiera agradecer a mi familia el apoyo continuo, no solo durante la carrera sino siempre. En los peores momentos, han sabido perfectamente como animarme y hacer que siguiera luchando por lo que quería. Aunque no hayan sido mis profesores, me han enseñado mucho y gracias a ellos he conseguido todo lo que tengo. Mi padre, un perfecto ejemplo de Ingeniero capaz de conseguir todo lo que se propone; una persona luchadora y que todo lo que hace lo hace con ilusión, esfuerzo y constancia.

Mi madre, mi confidente y mi mejor amiga. Estos años no solo me he formado académicamente sino que he crecido como persona y ha sido gracias a ella ya que me ha enseñado los valores más importantes de la vida.

A mi hermano ya que nunca conoceré a nadie tan constante, trabajador y con tanta bondad. Gracias por cuidar de mí siempre.

Por último quisiera agradecerle a mis amigos más cercanos (Bachi, Patty, Marta P, Karen, Joanna, Elisa, Fran...) por estar siempre ahí. En especial, este año nada hubiera sido igual sin ellos. Ya son muchos años compartiendo experiencias, y no me cabe duda que nos quedan muchísimas más por compartir.

Agradezco también a Polo por su constante apoyo que me ha proporcionado estabilidad e ilusión.

INDICE DE CONTENIDOS

1. Introducción	1
1.1 Biometría	1
1.1.1 Características de los rasgos biométricos y de los sistemas biométricos	1
1.1.2 Clasificación de los rasgos biométricos	2
1.2 La biometría en el ámbito forense	4
1.3 Motivación.....	5
1.4 Objetivos.....	6
1.5 Contribuciones de este proyecto.....	7
1.6 Organización de la memoria.....	7
2. Estado del Arte.....	9
2.1 Sistemas biométricos	9
2.1.1 Tipos de sistemas biométricos.....	10
2.1.2 Sistemas de reconocimiento dactilar	12
2.1.3 Sistemas forenses de identificación dactilar.....	15
2.1.4 Errores de los sistemas biométricos.....	16
2.1.5 Poder de discriminación de un sistema biométrico	18
2.1.6 Transformación de Score.....	19
2.2 La huella dactilar en la ciencia forense	20
2.2.1 Impresiones dactilares	22
2.2.2 Huellas latentes.....	23
2.2.3 Huellas visibles o coloreadas.....	24
2.2.4 Huellas moldeadas	24
2.2.5 Proceso de identificación por parte de peritos humanos	24
3. Análisis de la evidencia forense basado en relaciones de verosimilitud	27
3.1 Esquema de niveles en el análisis de la evidencia.....	27
3.2 Teoría Bayesiana: Cálculo de LR.....	28
3.3 LR vs. Score	30
3.4 Representación del rendimiento de los LR mediante curvas ECE	31
4. Creación de la base de datos	33
4.1 Información relevante de la huella	33
4.2 Herramienta de adquisición	33
4.2.1 Funcionalidad	33
4.2.2 Impacto en la adquisición de nuevos datos lofoscópicos	36
5. Cálculo de LR en comparación de huellas.....	37
5.1 Métodos de cálculo de LR	37

5.1.1 Métodos generativos.....	37
5.1.2 Métodos discriminativos: Regresión logística con regularización.....	38
5.2 Herramienta LR-LOFOSCOPIA	42
5.2.1 Funcionalidad	42
5.2.2 Impacto futuro en el procedimiento del perito	44
6. Marco experimental	46
6.1 Experimentos empleando LOO (Leave-One-Out)	47
7. Conclusiones y trabajo futuro	57
7.1 Conclusiones.....	57
7.2 Trabajo futuro	58
8. REFERENCIAS.....	59
Anexos	60
Anexo A Experimentos previos a LOO.....	60

INDICE DE FIGURAS

FIGURA 1: ESQUEMA DE BÚSQUEDA EN AFIS MÁS PROCESO ACE-V POR PARTE DEL EXPERTO HUMANO.	5
FIGURA 2: ESQUEMA SISTEMA DE REGISTROS.....	10
FIGURA 3: ESQUEMA SISTEMA DE VERIFICACIÓN	11
FIGURA 4: ESQUEMA SISTEMA DE IDENTIFICACIÓN	11
FIGURA 5: REGIÓN DE INTERÉS DE UNA HUELLA	12
FIGURA 6: PERFILADO DE CRESTAS.....	13
FIGURA 7: REDUCCIÓN DE CRESTAS.....	13
FIGURA 8: EXTRACCIÓN DE MINUCIAS.....	14
FIGURA 9: ELIMINACIÓN DE MINUCIAS CERCANAS AL BORDE Y AGRUPACIÓN DE MINUCIAS	14
FIGURA 10: EJEMPLO CURVAS FALSO RECHAZO-FALSA ACEPTACIÓN CON PENDIENTE INVERSA..	17
FIGURA 11: EJEMPLO CURVA DET.....	19
FIGURA 12: DATOS SIN TRANSFORMACIÓN	20
Figura 13: Datos con transformación $-\log(-x)+10$	20
FIGURA 14: EJEMPLO PATRÓN DACTILAR.....	21
FIGURA 15: EJEMPLO TIPOS DE MINUCIAS.....	21
FIGURA 16: HUELLA DACTILAR TERCER NIVEL.....	22
FIGURA 17: DACTILOGRAMA DECADACTILAR	22
FIGURA 18: HUELLA LATENTE	23
FIGURA 19: HUELLA CON REGLA MÉTRICA	23
FIGURA 20: HUELLA VISIBLE O COLOREADA	24
FIGURA 21: ESQUEMA ANÁLISIS DE LA EVIDENCIA.....	27
FIGURA 22: EJEMPLO CURVAS ECE	31
FIGURA 23: HERRAMIENTA DE ADQUISICIÓN	34

FIGURA 24: IMAGEN CON TESTIGO MÉTRICO.....	34
FIGURA 25: REESCALADO	34
FIGURA 26: AÑADIR Y EDITAR MINUCIAS	35
FIGURA 27: MARCADO DE MINUCIA.....	35
FIGURA 28: FICHERO DE MINUCIAS	36
FIGURA 29: FDPS DE LOS SCORES TARGET Y NON-TARGET EMPLEANDO EL MÉTODO GAUSSIANO..	38
FIGURA 30: FUNCIÓN SIGMOIDE	39
FIGURA 31: FUNCIÓN DE COSTE. HP CIERTA.	41
Figura 32: Función de Coste. Hd cierta.....	41
FIGURA 33: HERRAMIENTA LR-LOFOSCOPIA	43
FIGURA 34: CÁLCULO LR.....	44
FIGURA 35: EJEMPLO HERRAMIENTA LR-LOFOSCOPIA	44
FIGURA 36: ESQUEMA DE EXPERIMENTOS	48
FIGURA 37: LOO - FITTINGERROR CON REGULARIZACIÓN $\lambda=0.5$	49
FIGURA 38: HISTOGRAMAS FITTINGERROR TARGET Y NONTARGET DEL CONJUNTO TOTAL DE DATOS.....	50
FIGURA 39: LOO ORIENTACIÓN LAMBDA=0.5	51
FIGURA 40: HISTOGRAMAS ORIENTACIÓN	51
FIGURA 41: LOO - FUSIÓN DOS CARACTERÍSTICAS (ORIENTACIÓN Y FITTING ERROR) CON REGULARIZACIÓN.....	52
FIGURA 42: ESQUEMA EXPERIMENTO FUSIÓN DE TODAS LAS CARACTERÍSTICAS	53
FIGURA 43: APROXIMACIÓN LOO FUSIÓN ORIENTACIÓN Y POSICIÓN - MISMOS DATOS	55
FIGURA 44: APROXIMACIÓN LOO FUSIÓN TODAS LAS CARACTERÍSTICAS - MISMOS DATOS	55
FIGURA 45: ESQUEMA EXPERIMENTOS PREVIOS	60
FIGURA 46: HISTOGRAMAS PFTYPEERROR.....	61
FIGURA 47: FDP'S MÉTODO GAUSSIANO PFTYPEERROR	61
FIGURA 48: LOGLR PFTYPEERROR SIN TRANSFORMACIÓN	62

FIGURA 49: CURVAS ECE SIN TRANSFORMACIÓN SCORES	63
FIGURA 50: FDP'S CON TRANSFORMACIÓN DE SCORES	63
FIGURA 51: HISTOGRAMAS CON TRANSFORMACIÓN DE SCORES	64
FIGURA 52: LOGLR CON TRANSFORMACIÓN DE SCORES.....	64
FIGURA 53: CURVAS ECE CON TRANSFORMACIÓN DE SCORES	65
FIGURA 54: CURVA ECE CON REGRESIÓN LOGÍSTICA	66
FIGURA 55: A LA IZQUIERDA, FUSIÓN MINUCIA Y FITTINGERROR. A LA DERECHA FUSIÓN DE MINUCIA Y PFTYPEERROR	67
FIGURA 56: A LA IZQUIERDA FUSIÓN DE PFTYPEERROR Y FITTING. A LA DERECHA FUSIÓN DE ORIENTACIÓN Y SFTYPEERROR.....	68
FIGURA 57: FUSIÓN FITTING Y SFTYPEERROR	68
FIGURA 58: A LA IZQUIERDA FUSIÓN MINUCIA, PFTYPEERROR Y SFTYPEERROR. A LA DERECHA FUSIÓN DE MINUCIA, SFTYPEERROR Y FITTING.....	69
FIGURA 59: A LA IZQUIERDA FUSIÓN MINUCIA, ORIENTACIÓN Y SFTYPEERROR. A LA DERECHA PFTYPEERROR, FITTING Y SFTYPEERROR	69
FIGURA 60: A LA IZQUIERDA FUSIÓN SFTYPEERROR, PFTYPEERROR Y ORIENTACIÓN. A LA DERECHA FUSIÓN DE MINUCIA, FITTING Y PFTYPEERROR	69
FIGURA 61: FUSIÓN DE TODAS LAS CARACTERÍSTICAS	70

INDICE DE TABLAS

TABLA DE CORRELACIONES.....	67
-----------------------------	----

Introducción

1.1 Biometría

Es la ciencia que se dedica a la identificación de individuos a partir de una característica anatómica o un rasgo de su comportamiento. [1]

Para llevar a cabo el reconocimiento hacen falta *sistemas biométricos* [1]. Es decir, sistemas que fundamentan sus decisiones de reconocimiento mediante una característica personal que puede ser reconocida o verificada de manera automatizada. Incluyen un dispositivo de captación y un software biométrico que interpreta la muestra física.

1.1.1 Características de los rasgos biométricos y de los sistemas biométricos

De entre los rasgos biométricos podemos distinguir dos tipos: los **anatómicos** y los de **comportamiento**[1]. Aunque esto no siempre se cumple, los anatómicos son aquellos que presentan una cierta estabilidad, mientras que las características de comportamiento son menos estables ya que dependen de la disposición psicológica de la persona.

Las características anatómicas son exitosas por su relativa estabilidad. No obstante, para obtener una buena utilidad de la misma debe cumplir con las siguientes características: *Universalidad, Unicidad, Permanencia y Cuantificación*.

1. *Universalidad*: cualquier persona posee esa característica
2. *Unicidad*: la existencia de dos personas con una característica idéntica tiene una probabilidad muy pequeña
3. *Permanencia*: la característica no cambia en el tiempo

4. *Cuantificación*: la característica puede ser medida en forma cuantitativa.

Los requerimientos anteriores sirven como criterio para descartar o tomar alguna característica como *indicador biométrico*. En caso de tomar la característica como indicador biométrico, hay que verificar que el sistema biométrico que se vaya a utilizar considere:

1. *El desempeño*, que se refiere a la exactitud, la rapidez y la robustez alcanzada en la identificación, además de los recursos invertidos y el efecto de factores ambientales y/u operacionales.
2. *La aceptabilidad*, que indica el grado en que la gente está dispuesta a aceptar un sistema biométrico en su vida diaria. Es claro que el sistema no debe representar peligro alguno para los usuarios y debe inspirar "confianza" a los mismos. Factores psicológicos pueden afectar esta última característica. Por ejemplo, el reconocimiento de una retina, que requiere un contacto cercano de la persona con el dispositivo de reconocimiento, puede desconcertar a ciertos individuos debido al hecho de tener su ojo sin protección frente a un "aparato".
3. *La fiabilidad*, que refleja cuán difícil es burlar al sistema. El sistema biométrico debe reconocer características de una persona viva, pues es posible crear dedos de látex, grabaciones digitales de voz prótesis de ojos, etc. Algunos sistemas incorporan métodos para determinar si la característica bajo estudio corresponde o no a la de una persona viva. Por ejemplo, un sistema basado en el reconocimiento del iris revisa patrones característicos en las manchas de éste, un sistema infrarrojo para chequear las venas de la mano detecta flujos de sangre caliente y lectores de ultrasonido para huellas dactilares revisan estructuras subcutáneas de los dedos.

1.1.2 Clasificación de los rasgos biométricos

Hoy en día son muchos los rasgos utilizados para el reconocimiento de las personas: huellas dactilares o palmares, rostro, iris, voz, firma, geometría de la mano... Siendo posible la combinación entre ellas para minimizar la probabilidad de error.

No todas las modalidades se encuentran en la misma fase de maduración. Como ejemplo, tenemos el reconocimiento por huella dactilar que ha sido utilizado por más de un siglo, mientras que el iris no tiene más de una década de utilización.

En este proyecto nos centraremos en la huella tanto dactilar como palmar.



Huella dactilar: Usualmente aparece como una serie de líneas oscuras que representan los relieves, la porción saliente de las crestas, mientras los valles entre estas crestas aparecen como espacio en blanco y están en bajo relieve.

La identificación por huella dactilar está basada principalmente en las minucias, o la ubicación y dirección de los finales y bifurcaciones (separaciones) de las crestas a lo largo su trayectoria.

Una de las ventajas son los rápidos sistemas y la alta calidad de adquisición para producir una exactitud más alta y mayor confiabilidad. Además, las huellas dactilares tienen una aceptación generalmente amplia entre el público en general, el orden público, y la comunidad de ciencia forense.



Reconocimiento facial: Los humanos a menudo utilizan los rostros para reconocer individuos y los avances en las capacidades de computación en las últimas décadas, ahora permiten reconocimientos similares en forma automática. Los algoritmos de reconocimiento facial anteriores usaban modelos geométricos simples, pero el proceso de reconocimiento actualmente ha madurado en una Ciencia de Sofisticadas representaciones matemáticas y procesos de coincidencia.



Iris: El reconocimiento de iris es el proceso de reconocer a una persona analizando el patrón al azar del iris. La eficacia del reconocimiento del iris es raramente obstaculizada por gafas o lentes de contacto. Para la tecnología basada en el iris hay un número de personas reducido que no lo pueden usar. Debido a su velocidad de comparación, el reconocimiento del iris es la tecnología biométrica más adecuada para la identificación de un grupo numeroso de personas. Una ventaja clave del reconocimiento del iris es su estabilidad, ya que, salvo un traumatismo, esta “matrícula” individual puede durar toda la vida.



Huella palmar: El reconocimiento palmar inherentemente implementa muchas de las características de emparejamiento que han permitido que el reconocimiento por huella dactilar sea uno de los más conocidos y el más publicitado método biométrico. Tanto la huella palmar como la huella dactilar son representadas a través de la información de la impresión de surcos de fricción. Esta información combina el flujo de surcos, las características de los surcos y la estructura de los surcos de la porción de la epidermis expuesta. La información representada por estos surcos de fricción permite determinar si áreas correspondientes de fricción de surcos han sido originadas por la misma fuente o bien, si es imposible que hayan sido originadas por la misma fuente. Dado que las huellas palmares y dactilares son únicas y permanentes, han sido utilizadas por más de un siglo como una forma confiable de identificación. De todos modos, el reconocimiento palmar ha sido más lento en su automatización debido a algunas limitaciones en las capacidades de computación y tecnologías de escaneo en vivo.



Voz: El reconocimiento por voz, es una modalidad biométrica que utiliza la voz de un individuo con fines de reconocimiento. (Difiere de la tecnología del "reconocimiento de discurso", que reconoce las palabras a medida que van siendo articuladas, este no es un dispositivo biométrico). El proceso de reconocimiento de voz depende de las características de la estructura física del tracto vocal de un individuo así como también de sus características de comportamiento.

Estos son solo algunos de los rasgos biométricos. También existen otros como la firma, el ADN, la manera de andar...

1.2 La biometría en el ámbito forense

Actualmente en el proceso de reconocimiento biométrico del ámbito forense se combinan fases automáticas y manuales.

En primer lugar se utilizan sistemas AFIS (Automated Fingerprint Identification System) para comparar la información recogida de la huella anónima con la información recogida previamente en una base de datos. Tras la comparación se obtiene una puntuación denominada *score*. Tras el proceso del AFIS se extrae una lista de candidatos posibles.

Tras ello, con los candidatos más altos en la lista, el proceso seguido hasta ahora se basa en Análisis, Comparación, Evaluación y Verificación. También denominado con la abreviatura *ACE-V* [2]. En ese proceso, el experto humano toma una decisión observando las características de las huellas y basándose en su experiencia.

En el proceso *ACE-V*, un experto humano estudia las huellas de manera visual, es decir, extrayendo las características más relevantes que aporten mayor nivel de discriminación.

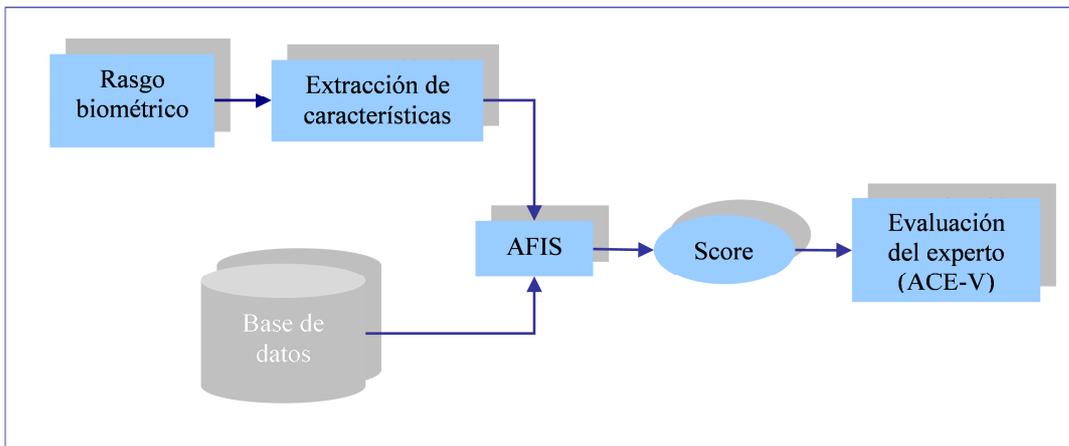


Figura 1: Esquema de búsqueda en AFIS más proceso ACE-V por parte del experto humano.

Este proceso puede estar sujeto a errores pues, por ejemplo, la huella anónima puede estar en malas condiciones que dificulten la extracción de características. Además también la fase de evaluación puede dar a errores ya que como el experto se basa en su experiencia, la decisión final esta sujeta a subjetividad, pese a que los procedimientos actuales están orientados a reducir la variabilidad entre expertos [3].

1.3 Motivación

Actualmente existen expertos que poseen el entrenamiento necesario para, a partir de la evidencia en un caso judicial, concluir identificaciones o exclusiones de acuerdo con el procedimiento *ACE-V*. A estos expertos se les conoce como *peritos forenses*, y son los encargados de tomar decisiones duras basándose en datos limitados y en su experiencia. Este proceso es propenso a subjetividad. Además pese a que la identificación por huella dactilar ha sido tratada durante años como una disciplina libre de errores [4], existen recientes evidencias que atestiguan que los errores ocurren en porcentajes no despreciables

[3]. Por desgracia, debido a la naturaleza subjetiva de la técnica ACE-V, existen muy pocos estudios que den una idea del rendimiento de los peritos en sus decisiones de identificación/exclusión.

Para evitar dicha subjetividad, y para evaluar de una forma más rigurosa el rendimiento de la comparación de huellas dactilares, se propone el empleo de métodos estadísticos con el objetivo de cuantificar el peso de la evidencia de forma repetible y basada en datos.

Para el cálculo del peso de la evidencia son necesarias tanto la obtención de datos como la creación de algoritmos pues en el momento actual son inexistentes en los laboratorios forenses. Además, los propios peritos reconocen que, en general, no tienen la capacidad de implementar estos algoritmos. Es por ello que el uso de herramientas que implementen estos algoritmos con altos niveles de usabilidad para el perito es de capital importancia.

Por ello, en el contexto de este proyecto, se han creado dos herramientas informáticas con interfaz gráfica de usuario (GUI):

- La primera permite la adquisición de una base de datos que recoge la información necesaria de las huellas dactilares de una forma adaptada al protocolo pericial y lo más precisa posible.
- La segunda permite el cálculo del peso de la evidencia mediante la metodología *LR* (*Likelihood-Ratio*), que se está proponiendo como estándar para este fin.

El empleo de esta última herramienta ayuda al perito, de manera científica y cuantitativa, a tomar una decisión evitando subjetividad

1.4 Objetivos

Concretamente los objetivos de este proyecto son:

- a. Creación de una herramienta visual de adquisición con MATLAB GUI. Su finalidad es la obtención de una base de datos a partir de huellas reales. Dicha herramienta servirá tanto para recoger la información de una huella dactilar como palmar. Esta herramienta se ha llamado “Minucia”.

- b. Creación de una Herramienta visual para la implementación de un algoritmo de comparación entre dos huellas con Matlab GUI. Permite al usuario calcular el peso de la evidencia entre dos huellas utilizando los datos adquiridos por la herramienta de adquisición. Esta herramienta se ha llamado “LR-Lofoscopia”.
- c. Estudio de la metodología de relaciones de verosimilitud (LR) que permiten calcular el peso de la evidencia.
- d. Implementación de algoritmos de cálculo de LR a partir de patrones de puntos característicos en huellas dactilares (minucias).
- e. Estudio experimental comparativo entre las soluciones algorítmicas utilizadas para el cálculo del LR.

1.5 Contribuciones de este proyecto

Durante la realización de este proyecto se ha trabajado becada en el marco de un contrato de investigación entre el grupo ATVS de la EPS UAM y el Departamento de Identificación del Servicio de Criminalista de la Guardia Civil.

Además, se han utilizado casos reales de huella dactilar y palmar de la Guardia Civil. A partir de esta información se ha creado una base de datos con el apoyo de una herramienta de adquisición la que hemos denominado “Minucia”.

Una vez finalizada la base de datos, se ha creado otra herramienta para realizar la comparación entre dos huellas a la que hemos denominado “LR-Lofoscopia”.

1.6 Organización de la memoria

Esta memoria consta de los siguientes capítulos:

Capítulo 1: Introducción

En este capítulo se incluye una introducción a la biometría, la motivación para realizar este proyecto, los objetivos y las contribuciones.

Capítulo 2: Estado del arte

En este capítulo se incluye información acerca de la biometría centrándose en el estudio de la huella dactilar en ámbito forense. Además se presenta información sobre los sistemas biométricos utilizados en este ámbito.

Capítulo 3: Análisis de la evidencia forense basado en relaciones de verosimilitud

En este capítulo se incluye información sobre el esquema seguido en el análisis de la evidencia forense basado en relaciones de verosimilitud. A continuación se explican conceptos básicos de estadística bayesiana y finalmente se presenta las relaciones de verosimilitud así como su representación del rendimiento de los LR.

Capítulo 4: Creación de la base de datos

En este capítulo se explica la información relevante de la huella dactilar y una breve descripción de la herramienta realizada en este proyecto para obtener dicha información.

Capítulo 5: Cálculo de LR en comparación de huellas

En este capítulo se explican los distintos métodos para la obtención del estadístico LR. Además se detalla el funcionamiento de la herramienta creada en este proyecto para la obtención del mismo.

Capítulo 6: Marco experimental

En este capítulo se presentan los resultados de los experimentos realizados empleando los distintos métodos de cálculo de LR explicados con anterioridad.

Capítulo 7: Conclusiones y trabajo futuro

Estado del Arte

2.1 Sistemas biométricos

Son métodos automáticos de verificación o identificación de un individuo a partir de un rasgo biométrico.

Un sistema biométrico debe proporcionar exactitud, rapidez y robustez. Además, otra característica básica que debe cumplir es la aceptabilidad, es decir, el grado en el que los individuos están dispuestos a aceptar el uso del sistema biométrico en su vida cotidiana. Para ello, no debe presentar peligro y debe ser de fácil uso.

Por otra parte, debe tener una alta dificultad de burlar al sistema, es decir, proporcionar fiabilidad.

En cuanto a las funcionalidades que debe presentar un sistema biométrico se encuentran: Adquisición de datos, preprocesamiento, extracción de características, cálculo de similitud y toma de decisión.

- En la *adquisición de datos*, un rasgo biométrico se toma del individuo mediante un lector o escáner biométrico.
- El *preprocesamiento*, preparación de la señal digital devuelta en la adquisición (por ejemplo, eliminación de ruido).
- En la *extracción de características* los datos son procesados para obtener cualidades únicas y con ellas crear una plantilla que se guardará en la memoria.
- A continuación se procede al *cálculo de la similitud*. Las características obtenidas en el paso anterior son comparadas con las demás plantillas de la base de datos creada con anterioridad obteniendo una puntuación llamada score.

- Finalmente la *toma de decisión*. En un sistema de verificación, el score se compara con un umbral para determinar si el individuo genuino o, en caso contrario, impostor.

Para la toma de decisión, en este proyecto se realiza la automatización de este último paso. La determinación de un umbral es algo subjetivo por lo que se propone la transformación de un espacio comprendido de N valores a un espacio binario que expresa de forma cuantitativa la decisión final.

2.1.1 Tipos de sistemas biométricos

Existen distintos tipos de sistemas según la finalidad: sistemas de registro, sistemas de verificación y sistemas de identificación.

- Sistemas de registros: Si nuestra finalidad es formar la base de datos con la que vamos a trabajar, necesitamos un sistema que actúe de registro. En este sistema se recogerá la característica biométrica de los distintos usuarios que compondrán la base de datos.

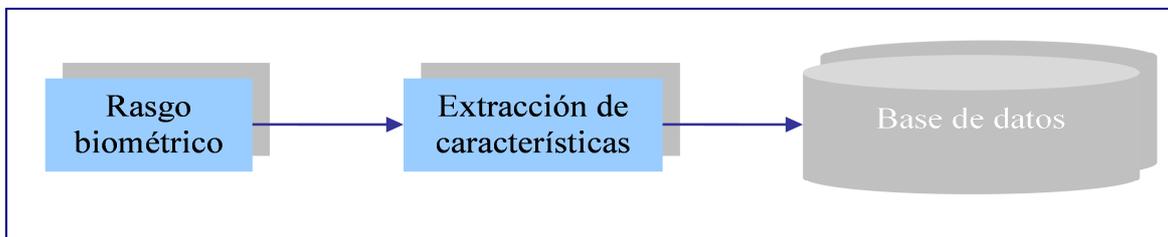


Figura 2: Esquema sistema de registros

- Sistemas de verificación: Su finalidad es comprobar la identidad de un individuo, es decir, comprobar que es quien dice ser. Estos sistemas son comparaciones uno-a-uno. Actualmente el perito calcula identificaciones/exclusiones con el método ACE-V [4].

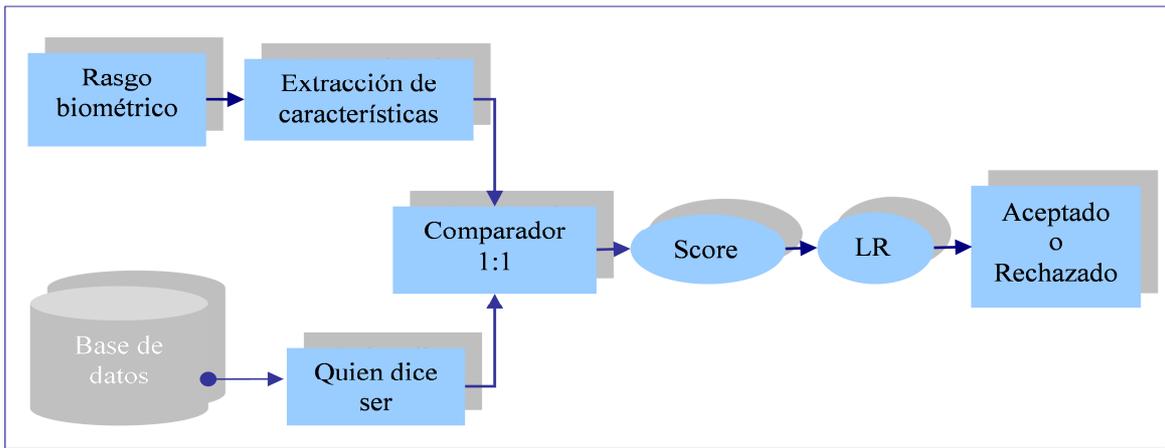


Figura 3: Esquema sistema de verificación

- Sistemas de identificación: Su finalidad es, a partir de una huella anónima, detectar si se encuentra dentro de la base de datos. Son sistemas 1:N ya que se realizan tantas comparaciones como usuarios registrados en la base de datos. En este trabajo se propone que los scores resultantes de las comparaciones se transformen a LR de la misma forma que se ha explicado en los sistemas de verificación. El resultado puede ser Sí/No para determinar si el usuario se encuentra en la base de datos o una lista de candidatos.

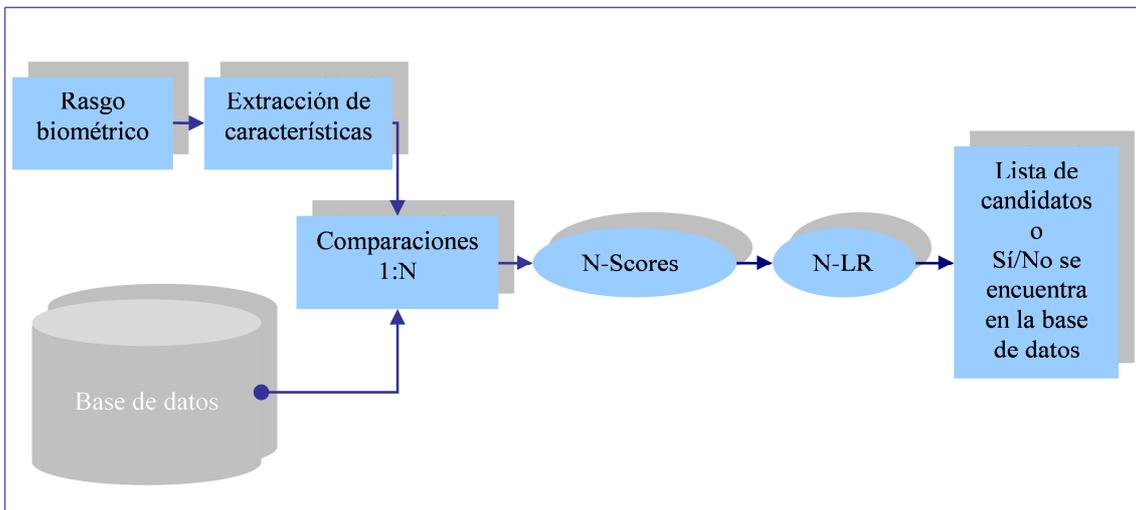


Figura 4: Esquema sistema de identificación

La diferencia más notoria es que en un sistema de identificación la rapidez es un factor crítico ya que necesita explorar toda la base de datos.

En cuanto a sus similitudes es la importancia de una respuesta con exactitud. Para ello, es necesaria la mayor robustez posible en la fase de registro de los usuarios.

2.1.2 Sistemas de reconocimiento dactilar

En el reconocimiento de huella dactilar existen distintos métodos según la característica que se quiera tener en cuenta. [5]

Reconocimiento basado en minucias

En el reconocimiento basado en minucias [6] necesitamos partir de una huella con la máxima calidad posible. Una vez preparada para su extracción de características se seguirán los siguientes pasos [7]:

1.a Se determina el campo de orientación a partir del ángulo que forman las crestas con la horizontal.

1.b Por otra parte, se extrae la región de interés. Es decir, se separa la región de crestas y valles del fondo de la imagen. Esto proceso se realiza mediante variación de grises pues en la región de interés la varianza de gris es alta.



Figura 5: Región de interés de una huella

2. Extracción de crestas: se realiza la binarización de la imagen en crestas y valles. La imagen está formada de ceros y unos, donde un “1” significa un píxel blanco y un “0” significa un píxel negro. Se filtra la huella con máscaras adaptativas gaussianas capaces de aumentar el nivel de gris en la dirección normal de la cresta y se aplica un umbral al nivel de gris.

Este proceso puede hacer que desaparezcan o aparezcan minucias.

3. Perfilado de crestas: filtrado adicional para realce de bordes y eliminación de artefactos.



Figura 6: Perfilado de crestas

4. Reducción de crestas: se aplica un algoritmo que entrega como resultado una imagen con bordes de un píxel de grosor.

Puede causar problemas al romper crestas unidas o unir crestas separadas, sin embargo facilita el proceso de detección de minucias.



Figura 7: Reducción de crestas

5. Extracción de minucias: Para un píxel de cresta tenemos, por final de cresta si el número de píxeles de cresta es 1 o bifurcación si es 3. Para cada minucia detectada se almacena sus coordenadas, orientación y tipo.

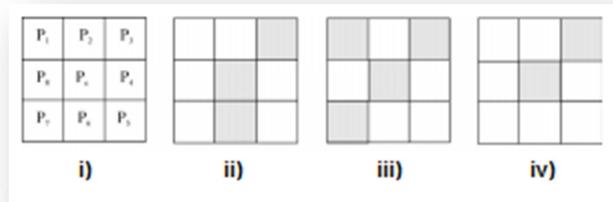


Figura 8: Extracción de minucias

Como podemos ver, teniendo en cuenta la distribución de los píxeles i), podemos determinar si es una bifurcación iii), un bloque con terminación iv) o si no es una minucia ii).

Además, se realiza un proceso de eliminación de las minucias muy cercanas al borde de la huella y se sustituyen los grupos densos por una minucia central.



Figura 9: Eliminación de minucias cercanas al borde y agrupación de minucias

Para la comparación de los patrones de minucias se realiza el alineamiento (a partir de la traslación, rotación y distorsión) y el cálculo de la similitud entre ambos patrones alineados.

Reconocimiento basado en texturas

El patrón de crestas y valles es considerado como una textura orientada con frecuencia espacial y orientación localmente constante. Se refiere a frecuencia como a la variación periódica de gris entre crestas y valles. Se refiere a orientación a la dirección del flujo de crestas.

Está basado en el filtrado con filtros de Gabor de diferente orientación.

Este tipo de reconocimiento es más robusto al ruido y además requiere menor coste computacional.

Sin embargo, tiene menor capacidad discriminativa por lo que presenta mayor tasa de error.

Reconocimiento basado en correlación

Otra posibilidad es la elección de una región local de las imágenes de grises y realizar la correlación. Si la correlación supera cierto umbral, se considera que las huellas pertenecen a la misma persona. Su dificultad reside en la elección de la de un punto de registro común para ambas huellas.

El método basado en minucias tiene mayor rendimiento, sin embargo, funciona peor en condiciones de baja calidad.

Los reconocimientos basados en textura o correlación funcionan mejor en condiciones de baja calidad y tienen menor coste computacional, no obstante, tienen menor rendimiento.

2.1.3 Sistemas forenses de identificación dactilar

Con el fin de automatizar el proceso de identificación dactilar se crearon los sistemas AFIS, Automated Fingerprint Identification System. [2]

Los AFIS permiten la captura, consulta y comparación automática de huellas dactilares agrupadas por fichas (decadactilares, monodactilares o en forma de rastro o latente) mediante un sistema informático compuesto de Hardware y Software. Esta basado en la ciencia biométrica, la matemática, los cálculos de transformadas, la coherencia y la correlación a partir de la lectura de una imagen.

Existen dos clase de AFIS, el criminal y el civil:

El sistema criminal, el cual tiene como objetivo la lucha contra el crimen, se utiliza para buscar rastros (una huella "latente" encontrada en la escena de un crimen), contra una base de datos AFIS con el objeto de identificar a la persona fuente de dicha huella o comprobar que el dueño de la latente no se encontraba en otra escena de un crimen donde dejo sus huellas.

Una huella latente puede ser una fracción ínfima de una huella dactilar, de la cual generalmente el perito no conoce a que dedo pertenece, ni su orientación, ni su centro, ni ningún otro dato que reduzca el universo de búsqueda (sexo del dueño, color de piel...).

Por lo tanto el sistema AFIS cotejará dicho rastro contra cada uno de los 10 dedos de cada persona presente en la base de datos, y contra otra base de datos donde se encuentran todos los rastros no identificados que se guardaron de escenas de crímenes anteriores.

Un sistema civil se utiliza para garantizar que una persona es realmente quien dice ser y no falsifique su identidad y evitar el fraude. Un ejemplo puede ser la necesidad de sistemas AFIS en aeropuertos para comprobar la identidad de la persona y ver si es una de las que se encuentra en la lista de individuos de alta peligrosidad.

2.1.4 Errores de los sistemas biométricos

El rendimiento de un sistema biométrico de verificación, donde se toman decisiones de aceptar o rechazar usuarios, se basa típicamente en ciertos parámetros descritos a continuación:

- Tasa de falsa aceptación (FAR o False Acceptance Rate): probabilidad de que un usuario no autorizado sea aceptado.
- Tasa de falso rechazo (FRR o False Rejection Rate): probabilidad de que un usuario que está autorizado sea rechazado a la hora de intentar acceder al sistema.
- Fallo de tasa de entrenamiento (FTR o FER o Failure-to-enroll Rate)

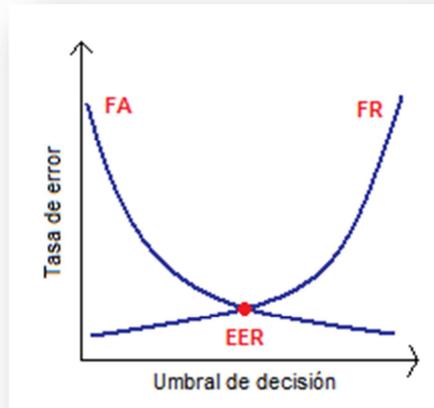


Figura 10: Ejemplo curvas Falso Rechazo-Falsa Aceptación con pendiente inversa

En un sistema de verificación, una vez obtenido la puntuación de comparación, Score, es necesario compararlo con un umbral para determinar si se trata de un impostor o un genuino. No obstante, pueden producirse errores según dónde se sitúe el umbral.

Si el umbral se fija muy alto dará lugar a una tasa de falso rechazo elevada y una tasa de falsa aceptación muy baja.

Si el umbral es muy bajo dará lugar a una tasa de falso rechazo muy baja y una tasa de falsa aceptación elevada.

Las tasas FRR y FAR dependen de donde se fije este umbral.

Una de las medidas más comunes de los sistemas biométricos es la tasa en la que el ajuste en el cual acepta y rechaza los errores es igual: la Tasa de error igual (EER o Equal Error Rate). Cuanto más bajo es este parámetro, más exacto es el sistema en las decisiones que toma.

No obstante, hay ocasiones en las que se requiere que el sistema tenga un funcionamiento en concreto, por ejemplo, que su FA tenga una probabilidad muy baja pues se trate de un sistema muy estricto. En este caso es necesario que el umbral tenga un valor diferente con respecto al que nos indica la Tasa de EER.

Este tipo de errores pueden aplicarse a los sistemas de verificación ya que se realiza una comparación 1:1 y según sea el resultado pueden darse los errores explicados (Falsa aceptación o falso rechazo).

No obstante para el caso de sistemas de identificación, a la salida tenemos una lista de candidatos por lo que el error puede darse en las siguientes situaciones:

- El individuo genuino no se encuentra en la lista de candidatos que devuelve el sistema.
- En sistemas donde se devuelve una lista de candidatos ordenados de forma probabilística, el error puede producirse si el candidato genuino no se encuentra en la primera posición.

2.1.5 Poder de discriminación de un sistema biométrico

Nos referimos al poder de discriminación a la capacidad que tiene el sistema de diferenciar las comparaciones biométricas genuinas de las impostoras [8].

Las comparaciones genuinas son aquellas en las que ambas muestras biométricas proceden de una misma fuente mientras que las impostoras son aquellas en las que ambas muestras biométricas proceden de fuentes distintas.

Para comprobar el poder de discriminación de un sistema se acude a gráficas como las Curva DET (Detection Error Tradeoff o curva de compensación por error de detección).

Estas curvas se construyen representando las probabilidades de FA y FR en los ejes X e Y respectivamente.

Cuanto más cercana este la curva al origen de coordenadas, mejor es el poder de discriminación de nuestro sistema.

Además, el corte de la curva con la bisectriz de los ejes representa el punto EER donde se igualan el FR con la FA.

Según lo explicado, en la siguiente figura podemos ver que el sistema B tiene mayor poder de discriminación pues se encuentra más cercano al punto de origen de coordenadas.

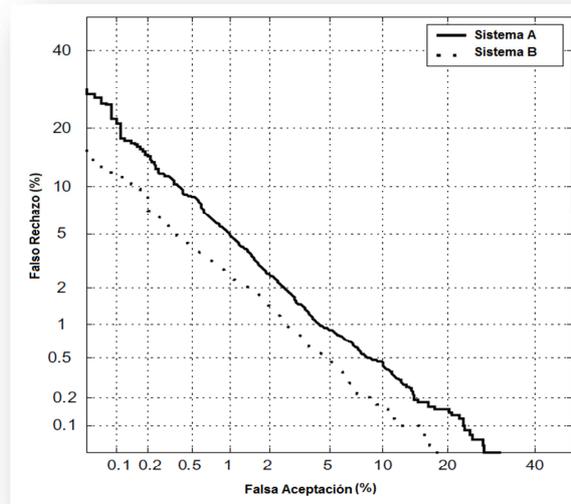


Figura 11: Ejemplo curva DET

2.1.6 Transformación de Score

Para el empleo de los métodos utilizados de transformación de score-LR se parte en ocasiones de la suposición de que los datos se adecúan bien a una distribución determinada, siendo popular la suposición normal o gaussiana. Este tipo de aproximaciones tiene sentido si las puntuaciones que el sistema biométrico aporta han sido normalizados previamente con esquemas como normalización basándose en el fichero de test, o T-Norm, por ejemplo. [9]

Sin embargo, no siempre se cumple esta hipótesis, o no siempre los sistemas presentan normalización (en ocasiones por las dificultades técnicas para utilizar estas últimas), por lo que es necesario el empleo de funciones capaces de transformar los datos de tal manera que se ajusten mejor a una distribución normal.

Esta función tiene que ser monótona creciente o decreciente, para que los scores transformados sigan apoyando la hipótesis de “misma fuente” cuando su valor crece, y viceversa. Según el comportamiento que tengan nuestros datos existen distintas funciones a emplear para mejorar su distribución. Por ejemplo, en muchos casos se tiene una distribución asimétrica y gracias a la aplicación de una transformación se convierten en aproximadamente simétricas.

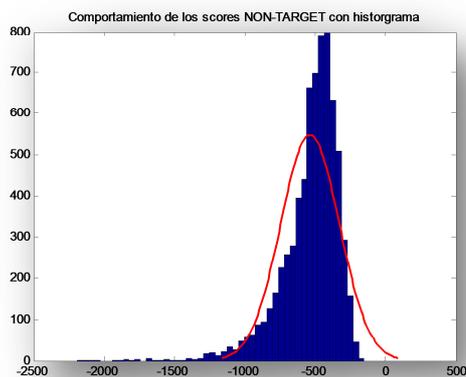


Figura 12: Datos sin transformación

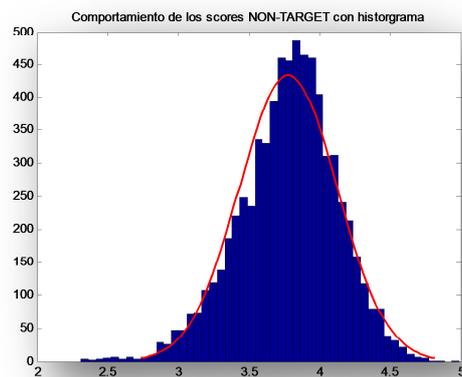


Figura 13: Datos con transformación $-\log(-x)+10$

En nuestro caso, tenemos dos grupos de scores, uno para las comparaciones genuinas (misma fuente) y otro para las comparaciones de impostor (fuentes diferentes). La transformación a aplicar debe ser la misma para ambos grupos pues el tratamiento de datos debe ser igual para el conjunto completo, debido a que en una comparación en el funcionamiento operativo del sistema no se sabrá si la comparación a realizar es genuina o de impostor.

2.2 La huella dactilar en la ciencia forense

Las huellas están compuestas de rugosidades, protuberancias y depresiones en la dermis a partir de las cuales se extrae la información necesaria para caracterizarlas.

Las papilas, crestas, surcos y los poros son rugosidades de las huellas que de forma digitalizada aportan información útil.

Los dibujos de los dedos formados por las crestas papilares reciben el nombre de dactilogramas. Los puntos característicos de las huellas dactilares son denominados Minucias y están determinadas por sus coordenadas, su orientación y su tipo (bifurcación, delta, M, desviación...).

La información dactiloscópica se divide en tres niveles:

- El primer nivel corresponde al tipo o patrón dactilar. Entran en este nivel la forma que toma el núcleo de la huella dactilar (lazo, delta, espiral...). Debido a que existen limitados diseños, este nivel tiene poca utilidad para la identificación.



Figura 14: Ejemplo patrón dactilar

- En un segundo nivel se encuentra la trayectoria o el curso concreto de las crestas, así como su situación y el tipo. Es decir, corresponde a los puntos característicos o Minucias.



Figura 15: Ejemplo tipos de minucias

- En un tercer nivel se encuentran las pequeñas formas que aparecen sobre la cresta, es decir, la delgadez y el espesor de las crestas.



Figura 16: Huella dactilar tercer nivel

2.2.1 Impresiones dactilares

Es la huella hecha a propósito sobre una cartulina o papel de dactilograma natural, impregnado en tinta. Las imágenes resultantes contienen una gran cantidad de información gracias a la calidad y resolución de las mismas. Son utilizadas para crear la base de datos forense.

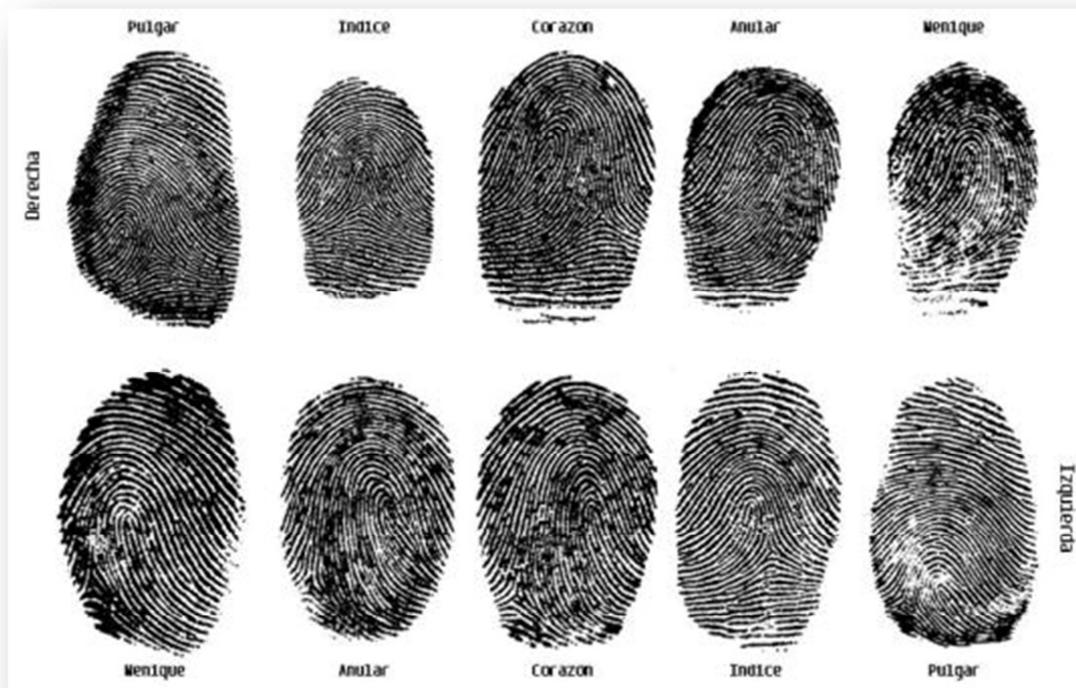


Figura 17: Dactilograma decadactilar

2.2.2 Huellas latentes

Huella que ha quedado estampada sobre una superficie lisa. Su principal característica es que son invisibles a los ojos humanos.

Se obtienen mediante productos químicos y son debidas al sudor que producen las glándulas sudoríparas que mezclado con grasa, polvo y otras sustancias origina la huella latente.

En comparación con las impresiones, las huellas latentes tienen peor calidad y pueden no estar completas.



Figura 18: Huella latente

Una vez tratada con productos químicos, se realiza una fotografía para realizar su análisis.

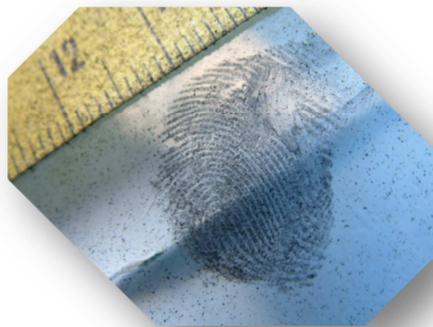


Figura 19: Huella con regla métrica

2.2.3 Huellas visibles o coloreadas

Huellas que se transmiten a una superficie y, a diferencia de las latentes son visibles sin necesidad de métodos usuales. El previo contacto de los dedos con barro, aceite, sangre, grasa y otra sustancia hacen mayor la visibilidad de la huella en la superficie.



Figura 20: Huella visible o coloreada

2.2.4 Huellas moldeadas

Huellas donde las crestas papilares quedan estampadas en superficies blandas o flexibles. Por ejemplo, en superficies como el jabón, la mantequilla...

Al igual que las huellas visibles, se debe tomar fotografías de acercamiento sin utilizar ningún tipo de método usual.

2.2.5 Proceso de identificación por parte de peritos humanos

Actualmente, durante el proceso de identificación, el perito aporta su experiencia en la interpretación de la evidencia basándose en datos limitados y tomando decisiones duras.

Para comprender mejor este proceso se emplea el procedimiento ACE-V [2], cuyas etapas son las siguientes:

- a) La fase de análisis (A)
- b) La fase de comparación (C)
- c) La fase de evaluación (E)
- d) La fase de verificación (V)

- a) La fase de análisis

Estudio de la huella latente sin conocimiento de la impresión con la que se va a comparar. La información se capta y evalúa de la forma más objetiva posible, así como las posibles distorsiones u observaciones que puedan llevar a confusión (una distorsión en la huella latente puede dar lugar a una diferencia cuando realmente no se debería tener en cuenta). Debe recogerse toda información que se considere válida y relevante.

Esta fase es la base para una buena comparación. Si en este primer punto se determina que la impresión no es idónea, rara vez se va a contradecir en pasos siguientes. En caso de decidir que la huella no es válida para una identificación de debe justificar con claridad y detallarse los motivos.

b) La fase de comparación

Obtenida una cantidad de datos sobre la huella latente, se debe comenzar a crear hipótesis sobre la decisión final. No obstante, hasta el último punto no se debe determinar ninguna decisión final, pero sí imparcial. La comparación debe tenerse en cuenta en todos los pasos del procedimiento para verificar que vamos bien encaminados.

Toda diferencia debe anotarse y relacionarla con los detalles obtenidos en la primera fase, ya que posibles diferencias pueden ignorarse si son debidas a distorsiones.

c) La fase de evaluación

En esta fase todos los hechos y detalles son conocidos y se puede proceder a la evaluación y confirmación.

Se confirman las semejanzas y se comprueban las explicaciones de las diferencias, así como su estudio para revisar si estas últimas se encuentran dentro de los márgenes de tolerancia permitidos entre dactilogramas.

Puntos característicos relevantes en la huella latente que no aparece en el dactilograma de comparación puede dar lugar a que no se saque ninguna conclusión positiva.

d) Fase de verificación

En la fase de Verificación se repite el proceso ACE pero por otro perito.

Este perito debe tomar su propia decisión imparcialmente sin ningún tipo de opinión u observación adicional evitando de esta manera ser influido.

Como ya se ha indicado con anterioridad, en este trabajo se propone sustituir este proceso por una estimación automática pues como se puede observar es un proceso sujeto a subjetividad cuyas tasas de error son difíciles de medir.

Análisis de la evidencia forense basado en relaciones de verosimilitud

3.1 Esquema de niveles en el análisis de la evidencia

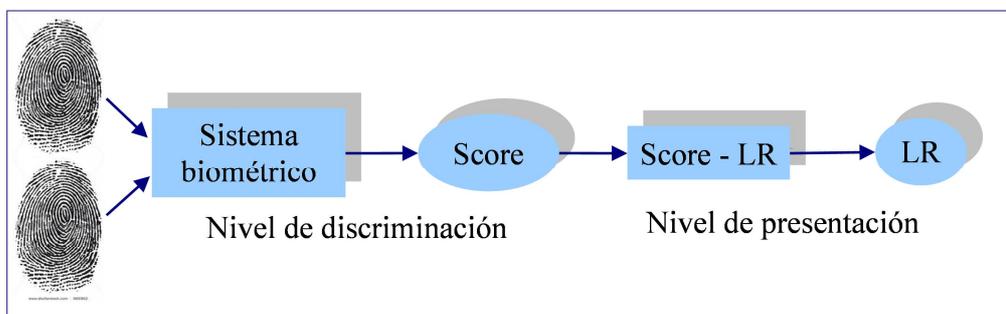


Figura 21: Esquema análisis de la evidencia

El esquema de niveles que compone el análisis de la evidencia está compuesto por los siguientes procesos:

- Nivel de discriminación: El objetivo de este nivel es la obtención de una puntuación resultado de la comparación. En este nivel se puede trabajar tanto en modo de Verificación como de Identificación, siendo diferente el número de comparaciones a realizar. Las salidas obtenidas son la/s puntuación/es que nos indican el nivel de similitud entre las huellas.

Además al entrenar el sistema los resultados nos aportan el poder de discriminación del sistema siendo el objetivo alcanzar el nivel de discriminación óptimo.

- Nivel de presentación: en este proceso se realiza la conversión del Score a un ratio probabilístico llamado Likelihood Ratio, LR. Ratio en el cual se apoya alguna de las

proposiciones en un determinado caso, pues se determina de manera probabilística el peso de la evidencia forense evitando opiniones basadas en la experiencia.

Finalmente se podría incluir un último nivel en el cual los resultados obtenidos del nivel de presentación, es decir, el LR, se entrega a un juez junto con la información de la base de datos con la que se ha realizado el procedimiento de comparación. Su finalidad es la interpretación de los resultados con un informe final sobre el caso.

3.2 Teoría Bayesiana: Cálculo de LR

La valoración del perito es menos subjetiva si es ayudado por un Likelihood Ratio [10] [11] ya que fuerza al estudio de la evidencia bajo un proceso cuantitativo.

Partiendo de las hipótesis:

- H_p : Hipótesis del fiscal. Ambas muestras de huella pertenecen a la misma fuente.
- H_d : Hipótesis de la defensa. Las muestras de huella pertenecen a distintas fuentes.

Para tomar una decisión hay que tener en cuenta distintas fuentes de información que combinadas entre sí, nos dan una conclusión más exacta.

Entre las distintas fuentes de información tenemos, por ejemplo, el SCORE de un sistema biométrico (en adelante ' e ') y además el resto de información, como los testigos que pueden proporcionar datos relevantes acerca del caso en cuestión (en adelante, ' I ')

Nuestro objetivo es llegar al cálculo de la probabilidad de que se produzca la hipótesis de culpabilidad teniendo en cuenta el SCORE y la información adicional. Esta probabilidad es complementaria a la probabilidad de que se produzca la hipótesis de defensa. Es decir:

$$\text{Objetivo} \equiv P(H_p | e, I) = 1 - P(H_d | e, I) \quad (3.1)$$

Debido a que ambas hipótesis son complementarias podemos relacionar las probabilidades a priori y a posteriori con el teorema de Bayes:

$$P(H_p | E, I) = \frac{P(E | H_p, I) P(H_p | I)}{P(E | I)} \quad (3.2)$$

Siendo igual para la defensa.

A partir de las ecuaciones de la defensa y de la culpabilidad, llegamos a la fórmula que relaciona las probabilidades antes y después de la evaluación [11]:

$$\frac{P(Hp|E,I)}{P(Hd|E,I)} = LR \cdot \frac{P(Hp|I)}{P(Hd|I)} \quad (3.3)$$

El primer término de la multiplicación, indica la Relación de verosimilitud, es decir el LR. Este resultado será determinado por el Perito.

El segundo término de la multiplicación se refiere a las probabilidades a priori, donde en base a la información adicional se determinan las probabilidades de ambas hipótesis. Estas probabilidades las debería determinar el tomador de decisiones, normalmente un juez o un jurado.

El término de la igualdad indica las probabilidades a posteriori, calculadas a partir de las probabilidades a priori y el LR. El tribunal toma la decisión final en función de estas probabilidades.

Asimismo, se puede demostrar que el LR no es más que la probabilidad de un score determinadas unas hipótesis junto con información adicional.

$$LR = \frac{P(E|Hp,I)}{P(E|Hd,I)} \quad (3.4)$$

Lo que conlleva a concluir que el LR es útil para evaluar el peso de la evidencia forense. En el caso de sistemas biométricos, considera que la evidencia E es el score que devuelve el sistema. No obstante, no es suficiente para determinar la decisión final del caso ya que para ello es necesario obtener información acerca de las probabilidades a priori que nos proporcionan un estudio de las probabilidades de las hipótesis dentro de una determinada población y bajo una serie de circunstancias. El teorema de Bayes, es el encargado de relacionar las distintas fuentes de información.

3.3 LR vs. Score

La similitud entre la huella a analizar y la huella controlada es inversamente proporcional a la distancia entre ambas. Es decir, cuanto mayor sea la distancia menor será el parecido entre ambas huellas.

De la comparación obtenemos el score, que mide la similitud de dos huellas siendo mayor cuanto mayor sea el parecido entre ellas, y viceversa. Un score será más alto si apoya a la hipótesis del fiscal, y más bajo si apoya a la del defensor. Sin embargo, este orden es relativo, ya que el rango de variación de los scores es desconocido a priori. Por ejemplo, un score “534” no significa nada por sí mismo, porque no sabemos si proviene de un sistema con un rango de variación de score 1 a 100000, o de 534 a 540. Si no conocemos el rango de variación de los scores del sistema, el score por sí mismo no tiene significado alguno.

En un sistema de verificación, para determinar si las huellas proceden de la misma fuente o no es necesario un umbral de decisión para decidir en cual de las hipótesis nos encontramos. Es decir, un score necesita de un umbral para apoyar a una de las hipótesis.

El cálculo del umbral puede ser de forma cualitativa (valoración subjetiva de las similitudes y las diferencias) o cuantitativa (basada en cálculos numéricos). El score, una vez comparado con un umbral para tomar una decisión, cobra sentido, ya que el umbral implícitamente tiene en cuenta el rango de variación de los scores del sistema.

El LR frente al score tiene la ventaja de que no necesita ninguna otra información adicional para determinar el nivel de apoyo a la hipótesis.

Si el LR toma un valor menor que 1, se apoya la hipótesis de la defensa, teniendo más peso cuanto menor sea. Por el contrario, si el LR es mayor que 1, se apoya la hipótesis de la culpabilidad, teniendo más peso cuanto mayor sea. La interpretación probabilística del LR implica que:

- Si $LR=X$, se puede interpretar como que “es X veces más probable observar la evidencia si la hipótesis del fiscal es cierta que si lo es la hipótesis del defensor”.
- Si $LR=1/X$, se puede interpretar como que “es X veces más probable observar la evidencia si la hipótesis del defensor es cierta que si lo es la hipótesis del fiscal”.

Nótese que el LR es también un score, ya que cuanto más alto es su valor más se apoya la hipótesis del fiscal, y cuanto más bajo es, más se apoya la hipótesis del defensor. Sin

embargo, un score no es un LR, ya que no se puede interpretar en términos probabilísticos, y además su valor no tiene significado alguno por sí mismo.

3.4 Representación del rendimiento de los LR mediante curvas ECE

Para conocer cómo de buenos son nuestros cálculos del LR, es decir, el rendimiento de nuestro sistema, hemos recurrido a las curvas ECE (Empirical Cross Entropy).

Estas curvas nos informan del poder de discriminación que tienen los LR calculados así como la calibración de los mismos [8]. Su procedimiento se basa en el cálculo de la incertidumbre de una variable determinada con respecto a la información que ya conocemos.

La expresión para el cálculo de las curvas ECE es el siguiente:

$$ECE = \frac{P(Hp)}{Np} \sum_{i \in targets} \log_2 \left(1 + \frac{1}{LR_i \cdot \frac{P(Hp)}{P(Hd)}} \right) + \frac{P(Hd)}{Nd} \sum_{j \in nontargets} \log_2 \left(1 + \frac{1}{LR_j \cdot \frac{P(Hp)}{P(Hd)}} \right) \quad (3.5)$$

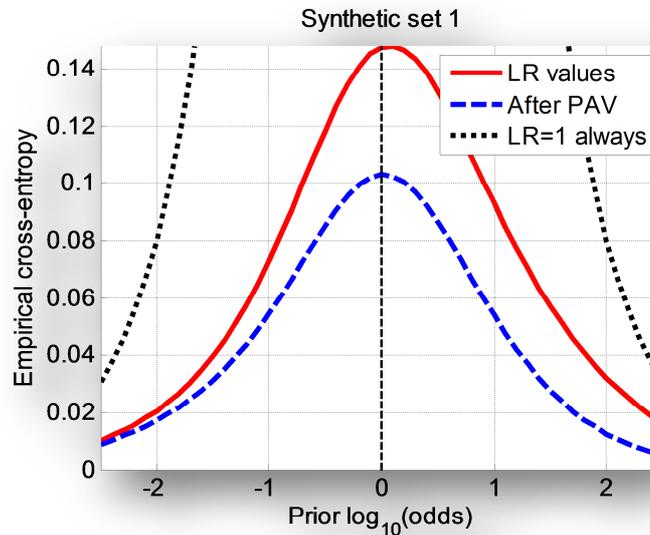


Figura 22: Ejemplo curvas ECE

Como podemos ver en la figura, las curvas ECE están compuestas por tres curvas.

- La curva roja, de ahora en adelante la curva sólida, representa el rendimiento total del conjunto de LR evaluado. Nos indica la cantidad de información necesaria para identificar con certeza cuál de las probabilidades es la correcta, es decir, la entropía

cruzada. Con esta definición podemos concluir que cuanto más alta sea la curva, peor es el sistema pues mayor información se necesita para acercarse a la hipótesis correcta.

- La curva de puntos azules representa el poder de discriminación. La distancia entre la curva sólida y la curva de punto azules representa la calibración de nuestro sistema. La calibración es una medida de cómo de fiables son las valoraciones probabilísticas obtenidas a partir del LR.
- La curva de puntos negros representa el sistema que siempre ofrece a su salida $LR=1$ para cualquier comparación, es decir, el sistema neutral. El sistema neutral es un sistema sin poder de discriminación por lo que la curva sólida debe estar por debajo de esta curva para que el cálculo del LR ayude a la toma de decisión. Además, cuanto más alejada por debajo este la curva sólida de la curva de puntos negros, significa que el cálculo de LR aportará mayor información.

Creación de la base de datos

4.1 Información relevante de la huella

En este trabajo se ha hecho hincapié en la comparación de huellas a partir de la comparación proporcionada por los puntos característicos, minucias. Esto es debido a que esta es la principal fuente de información que los peritos forenses de la Guardia Civil utilizan en su trabajo diario.

Para poder realizar el reconocimiento basado en minucias es necesario recoger toda esta información para cada una de las huellas que compondrán la base de datos.

4.2 Herramienta de adquisición

En la realización de este proyecto se ha creado una herramienta para recoger toda la información necesaria de cada huella y tener una base de datos estandarizada para posibilitar la posterior comparación. Es decir, todas las imágenes pasarán a tener un mismo número de píxeles por pulgada y su información se guardará en archivos con igual formato.

Para cada huella es necesario identificar todos los puntos característicos, también denominados Minucias, y recoger sus características (orientación, coordenadas y tipo).

A continuación se detalla la funcionalidad.

4.2.1 Funcionalidad

La herramienta de adquisición es un programa que permite transformar las imágenes a una resolución determinada para conseguir que todas las imágenes estén en la misma escala y

así la comparación sea posible. Además, permite localizar las minucias con sus características y guardar la información en archivos planos.



Figura 23: Herramienta de Adquisición

A continuación se describen detalladamente las funcionalidades de la herramienta:

- Reescalado a 500ppp: Antes de comenzar a observar los puntos característicos de la huella se pide al usuario que reescale la imagen a 500 píxeles por pulgada. Todas las imágenes deben tener un testigo métrico.

Esta funcionalidad es muy importante para posibilitar la posterior comparación de las imágenes.



Figura 24: Imagen con testigo métrico



Figura 25: Reescalado

- Edición minucias: Para el marcaje de puntos y su posible modificación. Al seleccionar una nueva minucia deberá informarse del tipo de la minucia siendo tarea de la herramienta la recogida de las coordenadas y su orientación.

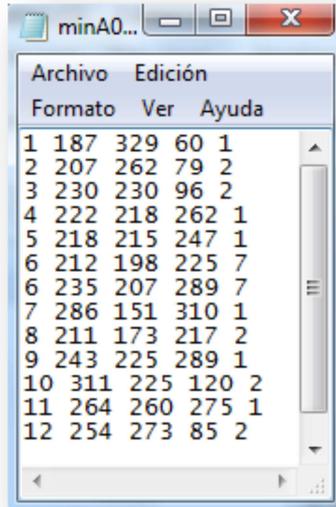


Figura 26: Añadir y editar minucias



Figura 27: Marcado de minucia

- Exportar información: Toda la información marcada en la imagen se guarda en un fichero. Los campos corresponden al número de minucia, coordenadas x, coordenadas y, orientación y tipo.



	Archivo	Edición		
	Formato	Ver	Ayuda	
1	187	329	60	1
2	207	262	79	2
3	230	230	96	2
4	222	218	262	1
5	218	215	247	1
6	212	198	225	7
6	235	207	289	7
7	286	151	310	1
8	211	173	217	2
9	243	225	289	1
10	311	225	120	2
11	264	260	275	1
12	254	273	85	2

Figura 28: Fichero de minucias

- Importar información: Al igual que se permite la extracción de la información de una huella también se da la posibilidad de a partir de la imagen de una huella y su archivo de minucias correspondiente, visualizar toda la información y, posteriormente, editarla.

4.2.2 Impacto en la adquisición de nuevos datos lofoscópicos

El formato en el que se guarda la información de los puntos característicos y de las imágenes de las huellas permite obtener una base de datos normalizada que posibilitan su posterior uso en la herramienta de LR-Lofoscopia para el cálculo del LR en la comparación de dos huellas. Esto constituye un avance radical hacia valoraciones forenses de la prueba más basadas en datos y menos subjetivas, de acuerdo a los requerimientos de la ciencia forense moderna.

Cálculo de LR en comparación de huellas

5.1 Métodos de cálculo de LR

A continuación se detallarán los distintos métodos utilizados en este trabajo para la transformación de los scores obtenidos a valores LR.

5.1.1 Métodos generativos

En los métodos generativos se busca maximizar la verosimilitud del conjunto de datos, es decir, se busca el modelo que mejor representa el modelo de datos.

El método Gaussiano es un método generativo que realiza la transformación de los scores a LR mediante una distribución gaussiana del conjunto de scores.

$$P(E|\mu_{Target},\sigma_{Target}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{Target}} e^{-\frac{(x-\mu_{Target})^2}{2\sigma_{Target}^2}} \quad (5.1.1)$$

$$P(E|\mu_{non-Target},\sigma_{non-Target}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{non-Target}} e^{-\frac{(x-\mu_{non-Target})^2}{2\sigma_{non-Target}^2}} \quad (5.1.2)$$

Quedando el cálculo del LR de la siguiente forma:

$$LR = \frac{P(E|\mu_{Target},\sigma_{Target})}{P(E|\mu_{non-Target},\sigma_{non-Target})} \quad (5.1.3)$$

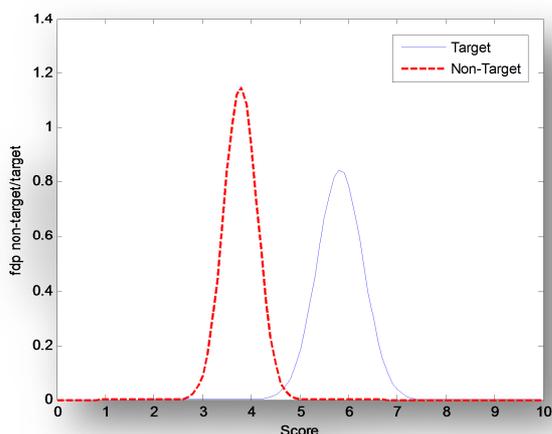


Figura 29: fdps de los scores target y non-target empleando el método Gaussiano

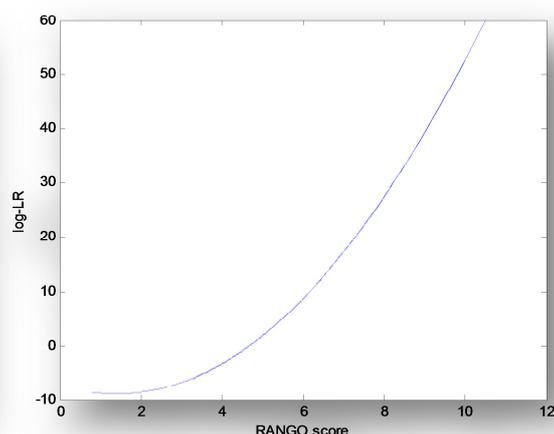


Figura 30: Función de transformación de score a logLR utilizando el método Gaussiano

Los parámetros de las diferentes distribuciones implicadas en el cálculo de LR se calcularán a partir de scores de una misma fuente y distinta fuente (respectivamente). Para ello, y debido a la escasez de los datos utilizados, se ha seguido un procedimiento experimental de validación cruzada de tipo *leave-one-out* (dejar uno fuera), que se describirá más adelante.

5.1.2 Métodos discriminativos: Regresión logística con regularización

En los métodos discriminativos se busca la máxima verosimilitud condicional ya que se trata de modelar la probabilidad de una hipótesis en función de los datos disponibles.

En los problemas de regresión se busca minimizar la función de coste que es la que nos indica cuánto de lejos estamos de los resultados deseados.

Existen varios tipos de modelos de regresión. Entre ellos destacan el modelo de regresión lineal y el modelo de regresión logística.

La regresión lineal se emplea cuando la variable dependiente es una variable continua, mientras que la regresión logística se emplea cuando la variable de interés toma dos valores.

En nuestro estudio queremos obtener la probabilidad de dos posibles hipótesis, la del fiscal (también llamada *target*) y la del defensor (también llamada *non-target*). Por ello, se trata de un problema binario (*target*, *non-target*), por lo que es necesario emplear el segundo método: la regresión logística [12].

En nuestro problema tenemos dos posibles resultados:

- Huellas target: $y=1$
- Huellas non-target: $y=0$

Como ya se ha indicado, el objetivo de todo problema de regresión es minimizar una función de coste:

$$J(w) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\text{cost}(h_w(x), y)) \quad (5.1)$$

Donde “m” es igual al total de datos y $h_w(x)$ es igual al resultado de la hipótesis, $h_w(x) = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n$, siendo N el número de características y por tanto “x” el valor de las características. En este caso, J es una función de coste genérica, que se describirá a continuación.

Los parámetros “ w_i ” son el peso de la característica “ x_i ” y nos van a ayudar a minimizar la función de coste. Por lo que se puede deducir que nuestro problema se basa prácticamente en encontrar los parámetros “w” que minimicen J(w).

Para problemas con hipótesis binarias, como es nuestro caso, se emplea la Regresión Logística ya que se basa en la función sigmoide o también llamada logística, que está comprendida entre los valores 0 y 1.

$$h_w(x) = \frac{1}{1 + e^{-(w_0 + w_1x_1 + \dots + w_nx_n)}} = g(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (5.2)$$

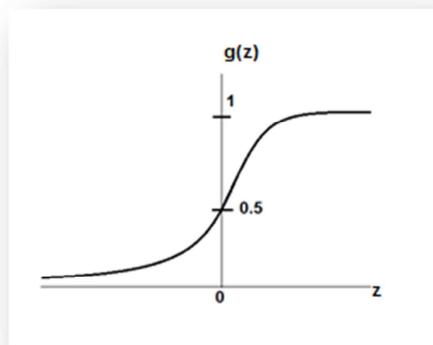


Figura 30: Función Sigmoide

El resultado de la hipótesis, $h_w(x)$, es la probabilidad de apoyar a la hipótesis del fiscal teniendo como variables conocidas X (vector de características) y W (vector de parámetros de ajuste).

$$h_w(x) = P(H_p|x,w) \quad (5.3)$$

Por otra parte, en el cálculo del LR se definía las siguientes relaciones de verosimilitudes:

$$\frac{P(Hp|E,I)}{P(Hd|E,I)} = \frac{P(Hp|E,I)}{1 - P(Hp|E,I)} = LR \cdot \frac{P(Hp|I)}{P(Hd|I)} \quad (5.4)$$

El método de regresión logística supone las siguientes transformaciones:

$$P(Hp|E,I) = (1 - P(Hp|E,I)) \cdot LR \cdot \frac{P(Hp|I)}{P(Hd|I)} \quad (5.4)$$

$$P(Hp|E,I) \left(1 + LR \cdot \frac{P(Hp|I)}{P(Hd|I)} \right) = LR \cdot \frac{P(Hp|I)}{P(Hd|I)} \quad (5.5)$$

$$P(Hp|E,I) = \frac{1}{1 + \left(LR \cdot \frac{P(Hp|I)}{P(Hd|I)} \right)^{-1}} = \frac{1}{1 + e^{-\log(LR) - \log\left(\frac{P(Hp|I)}{P(Hd|I)}\right)}} \quad (5.6)$$

Si relacionamos las ecuaciones (5.2) y (5.6) encontramos la siguiente igualdad de términos:

$$w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n = \log(LR) + \log\left(\frac{P(Hp|I)}{P(Hd|I)}\right) \quad (5.7)$$

5.1.2.1 Función de coste y cálculo de los pesos de las características

Nuestra función de coste es convexa, y si dividimos la función en las dos hipótesis posibles quedaría de la siguiente forma:

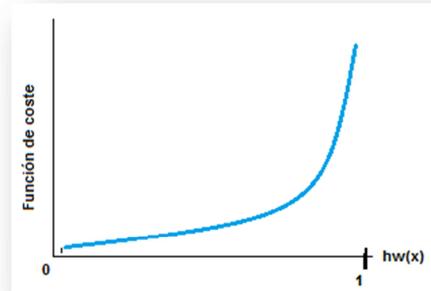
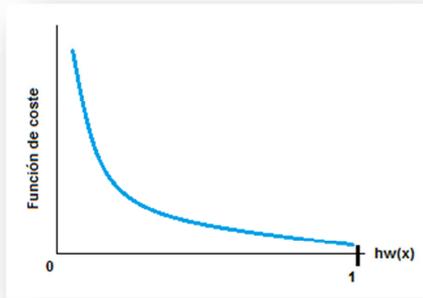


Figura 31: Función de Coste. Hp cierta. Figura 32: Función de Coste. Hd cierta.

La figura 31 representa la función de coste para una comparación en la que es cierta la hipótesis del fiscal. Como podemos ver, si se determina que la salida es igual a 0 cuando realmente debería tomar el valor 1, la función de coste es muy grande ya que se aleja mucho de la realidad. Conforme nos acercamos a la decisión real la función de coste va disminuyendo llegando a valer cero.

La figura 32 representa la función de coste para una comparación en la que es cierta la hipótesis del defensor. La función de coste aumentará conforme nos alejemos de la decisión real y disminuirá conforme nos acerquemos a ésta.

De esta forma la función de coste se puede representar de la siguiente manera:

$$J(w) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y^{(i)} \log(h_w(x^{(i)})) + (1-y^{(i)}) \log(1-h_w(x^{(i)})) \quad (5.8)$$

$$J(w) = -\frac{1}{m} \left[\sum_{i \in target} \log(P(Hp|x_i, w)) + \sum_{j \in nontarget} \log(P(Hd|x_j, w)) \right] \quad (5.9)$$

Para encontrar los parámetros “w” que definen el peso existen distintos algoritmos.

Para el entrenamiento de la regresión logística hemos realizado un algoritmo de gradiente conjugado, implementado en el conjunto de herramientas Focal. [13]

5.1.2.2 Problema del Sobreajuste (Overfitting)

La regularización se utiliza cuando los scores de target y non-target en el conjunto de entrenamiento están muy separados. En estas circunstancias, en el entrenamiento de la regresión logística se obtienen valores de las componentes “w” excesivamente grandes.

Este es un efecto de un problema denominado sobreajuste (*overfitting*) en el entrenamiento, al pensar que la separación entre puntuaciones target y non-target es muy buena al intentar minimizar la función de coste, los valores de los pesos “w” serán muy grandes y pudiendo tender a infinito (efecto que se llama divergencia en el entrenamiento). Sin embargo, la separación de un conjunto de datos que no se haya contemplado en el entrenamiento no se puede decir que vaya a ser tan buena. Por lo tanto, este efecto de divergencia es debido al optimismo que implica pensar que los datos de los que se dispone son suficientemente representativos, es decir, a un sobreajuste.

Para solventar este problema se reducen los valores de los pesos añadiendo un factor λ a la función de coste.

$$J(w) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y^{(i)} \log(h_w(x^{(i)})) + (1-y^{(i)}) \log(1-h_w(x^{(i)})) + \frac{\lambda}{2m} \sum_{j=1}^n \bar{w}_j^2 \quad (5.12)$$

De manera que al calcular los parámetros de ajuste “w” intervendrá el término relacionado con el parámetro de regularización evitando que los pesos “w” sean muy grandes y se produzca divergencia.

5.2 Herramienta LR-LOFOSCOPIA

La herramienta LR-Lofoscopia utiliza un algoritmo mediante el cual se calcula la relación de verosimilitud LR entre dos patrones de minucias.

Además, una vez cargadas las dos imágenes, también permite la edición de los puntos característicos aunque se aconseja que para esta funcionalidad se utilice la herramienta de adquisición pues tiene más funcionalidades. Por ejemplo, la herramienta de LR-Lofoscopia no permite la edición de las coordenadas y la orientación en una minucia. No obstante sí permite el borrado y la selección de un nuevo punto característico.

5.2.1 Funcionalidad

Antes de comenzar a utilizar la herramienta hay que tener en cuenta dos requisitos para realizar un funcionamiento correcto de la misma.

1. Las dos imágenes cargadas deben estar previamente reescaladas a 500ppp (píxel por pulgada).
2. Los puntos característicos seleccionados como información relevante deben corresponderse entre las dos huellas. Es decir, la minucia número 1 de la huella anónima debe corresponderse con la minucia número 1 de la impresión.



Figura 33: Herramienta LR-Lofoscopia

Como podemos ver en la figura 5.2.1.a la herramienta esta dividida en dos secciones: una para la huella anónima y otra para la impresión. Cada una de las secciones tiene su propio menú de funcionalidades y su propia tabla de puntos característicos. De esta manera es más fácil verificar el requisito número 2 ya descrito.

Las funcionalidades que ofrecen los menús son:

- Carga de la imagen 
- Añadir minucia 

- Borrar minucia 
- Exportar información en un documento plano 
- Importar fichero de minucias en la imagen 

Además en la parte inferior de la herramienta hay un botón para el paso final del proceso: el cálculo del LR.

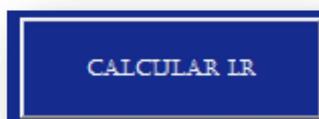


Figura 34: Cálculo LR

5.2.2 Impacto futuro en el procedimiento del perito

La herramienta LR-Lofoscopia permite al perito la visualización directa de las huellas a comparar. Además, le da la posibilidad de ver la información de cada una de las huellas tanto en la imagen como en una tabla en la que aparece toda la información de su fichero. De esta manera se puede verificar si las minucias se corresponden entre sí, es decir, que la minucia 1 de la huella anónima se corresponde con la minucia 1 de la impresión.

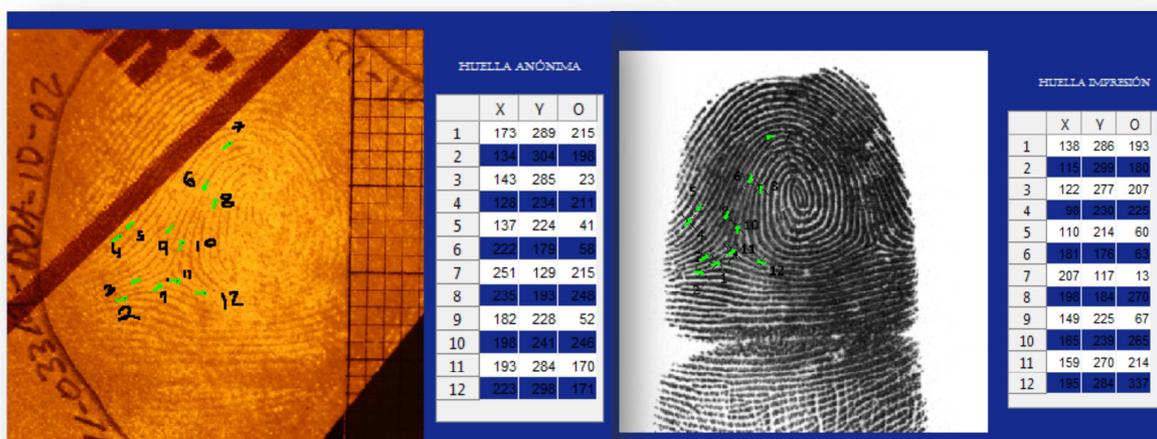


Figura 35: Ejemplo herramienta LR-Lofoscopia

Finalmente, permite el cálculo de una relación de verosimilitudes, LR, a partir de la comparación de las dos huellas mostradas.

Marco experimental

En este capítulo se van a describir los experimentos realizados durante este proyecto final de carrera.

La base de datos con la que se han realizado los experimentos está compuesta por 258 huellas dactilares. Los datos de los que se disponen son características obtenidas de una comparación de los patrones de minucias de ambas huellas. En total habrá 5 características por cada comparación entre dos huellas. Estas son las siguientes:

- Fitting error: nos señala la diferencia de posición que se produce entre minucias.
- pfTypeError: nos indica el posible error que se puede producir al identificar una minucia y asignarle un tipo.
- Orientation: nos indica la diferencia en el ángulo de posición entre minucias.
- Minucia: nos indica la ausencia de una minucia con respecto a la presencia de una minucia en la huella a comparar.
- sfTypeError: una vez alineadas las dos huellas, esta característica nos indica la diferencia entre los tipos de minucia (bifurcación, secante, delta...) una vez superpuestos los centroides y realizado un cambio de orientación mínimo definido.

En un principio se comenzó realizando pruebas empleando los métodos Gaussianos y Regresión logística directamente sobre cada una de las características.

A continuación, y con el fin de mejorar los resultados obtenidos, se introdujo el concepto de combinación de características, a partir del cual se obtienen LR de comparaciones de huellas utilizando la regresión logística con varias características, a modo de algoritmo de fusión de información.

Dado que la base de datos que tenemos es pequeña, resulta ineficiente separar varios conjuntos independientes para entrenamiento de los modelos de cálculo de LR y prueba de los mismos. Como alternativa a ello, hemos planteado el método de validación cruzada, denominada *leave-one-out*, que utilizan la base de datos disponible de forma más eficiente.

6.1 Experimentos empleando LOO (Leave-One-Out)

El objetivo de la validación cruzada consiste en garantizar que los datos de entrenamiento y de prueba son diferentes, es decir, evitar el solapamiento de los conjuntos de entrenamiento y test. De esta manera, permite estimar el error y la calidad de nuestro sistema ante nuevos casos de forma mucho más fiable, y con menos peligro de camuflar efectos debidos a sobreajuste. El procedimiento es repartir los datos en un número determinado de subconjuntos del mismo tamaño.

Dentro de los métodos para la realización de la validación cruzada se encuentra el *Leave-One-Out*, en adelante LOO. [6]

Este método consiste en separar los datos de forma que solo tengamos una muestra (en nuestro caso, una comparación de dos huellas) para los datos de prueba y todo el resto formen los datos de entrenamiento, es decir, tendremos tantos subconjuntos de prueba como muestras haya. De esta manera obtenemos la máxima capacidad de reutilización de datos para el entrenamiento. En el proceso se realizarán tantas iteraciones como número de muestras haya. Esto conlleva a tener un alto coste computacional que se compensa con una mayor fiabilidad de los resultados de rendimiento obtenidos.

Los experimentos empleando LOO se estructuran de la siguiente forma:

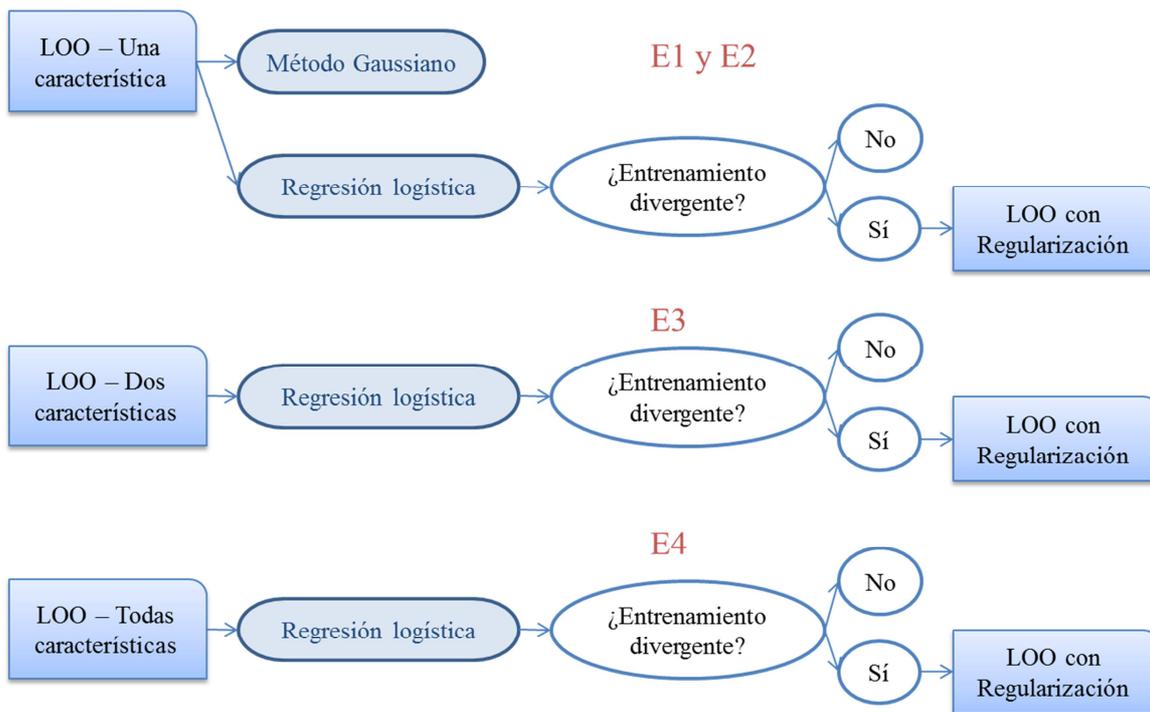


Figura 36: Esquema de experimentos

Como ya se ha indicado, el número de huellas dactilares de la base de datos es de 258. Previo al uso del método LOO se separaron dos conjuntos de elementos con 10.000 comparaciones para el entrenamiento y 24.964 para el test de pruebas. Teniendo en cuenta que en el caso de LOO solo es necesario un solo elemento para el conjunto de pruebas, el resto van destinadas al conjunto del entrenamiento. Hay que tener en cuenta que ninguna de las comparaciones pertenecientes al conjunto de entrenamiento tiene que estar relacionada con la que va a ser nuestro elemento de prueba, es decir, las huellas pertenecientes al conjunto de prueba no deben aparecer en el conjunto de entrenamiento.

Por ello, tenemos:

Inicialmente

- M=10.000 comparaciones de entrenamiento (target y non-target)
- N=24.964 comparaciones de prueba (target y non-target)

Para cada iteración del método LOO

- $M'+N'$ comparaciones de entrenamiento siendo el conjunto $< M+N$ (M y N indicadas anteriormente)
- 1 elemento de prueba (5 características de una comparación entre 2 huellas)
- El método tendrá tantas iteraciones como elementos haya en el conjunto total: $M+N$. Para cada iteración se obtendrá un LR.

Las características elegidas para los experimentos E1, E2 y E3, han sido las correspondientes al error de posición y a la orientación debido a que la mayoría de los valores del resto de características es igual a 0 y por tanto diverge al aplicar el algoritmo.

E1: Modelo con la característica del error de posición

- Método Gaussiano

Los valores de logLR tienden a infinito por lo que se produce sobreajuste.

- Regresión logística

Sin regularización:

Los valores de logLR tienden a infinito por lo que se produce sobreajuste.

Con regularización: $\lambda = 0.5$

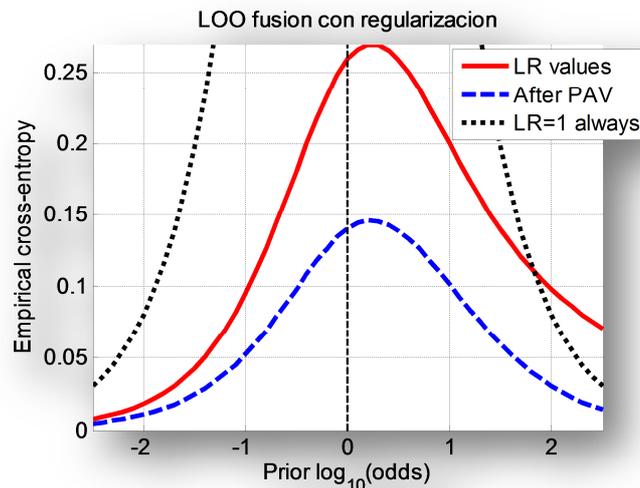


Figura 37: LOO - FittingError con regularización $\lambda=0.5$

Como podemos ver el sistema no está calibrado. Esto puede ser debido a que las distribuciones de los datos no son demasiado adecuadas para un algoritmo de regresión

logística. Además, los datos son escasos en las colas de las distribuciones. Sin embargo el sistema aporta información, porque la curva sólida está bajo la punteada negra.

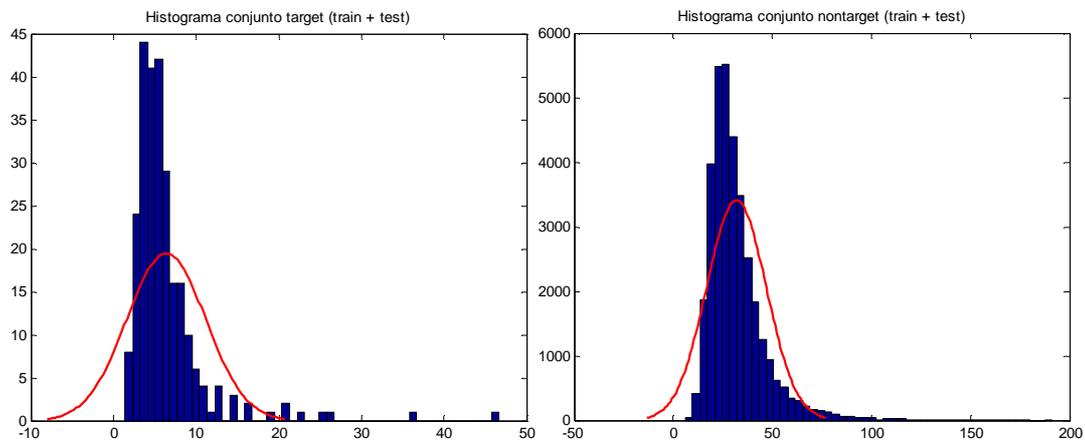


Figura 38: Histogramas fittingError target y nontarget del conjunto total de datos

E2: Modelo con las característica Orientación

- Método Gaussiano

Los valores de logLR tienden a infinito por lo que se produce sobreajuste.

- Regresión logística

Sin regularización

Los valores de logLR tienden a infinito por lo que se produce sobreajuste.

Con regularización: $\lambda=0.5$

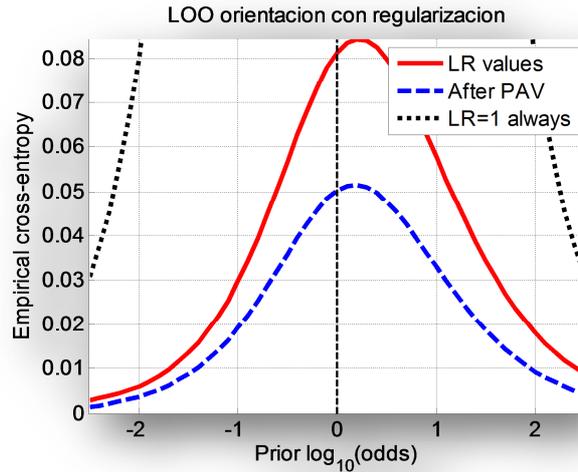


Figura 39: LOO orientación lambda=0.5

En el caso de la orientación, las distribuciones de los scores nontarget están mejor definidas y por ello, la calibración del sistema es mejor. Sin embargo, al haber pocos scores target, se sigue observando un error de calibración que posiblemente se deba a la falta de datos.

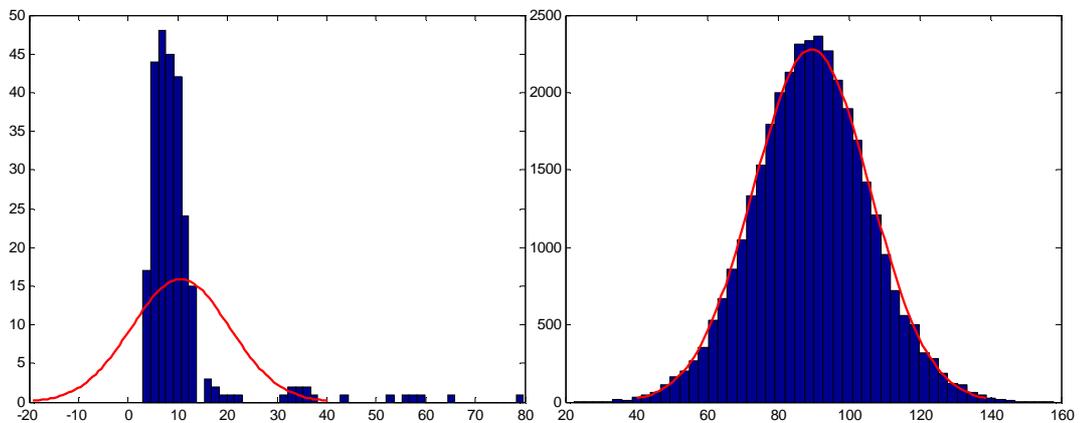


Figura 40: Histogramas target y nontarget de orientación

E3: Modelo con fusión de dos características mediante Regresión logística

Sin regularización

Los valores de logLR tienden a infinito por lo que se produce sobreajuste.

Con regularización $\lambda=0.5$

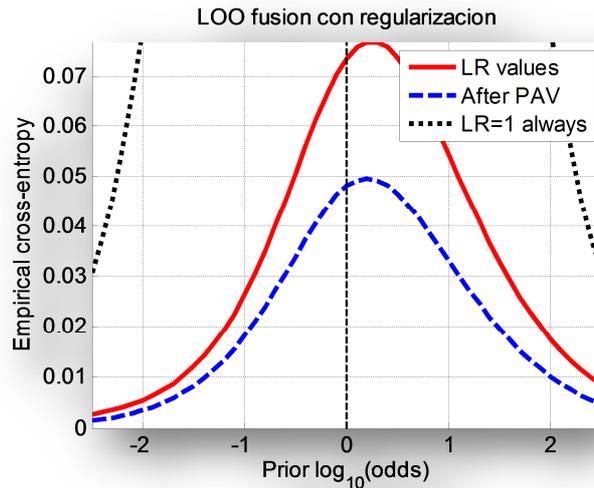


Figura 41: LOO - fusión dos características (orientación y fitting error) con regularización

Como podemos observar los resultados mejoran con respecto a las características individuales, ya que la curva de rendimiento (roja) está mucho más baja para la combinación de dos características que para cada una por separado. Esto se debe a la regresión logística, mediante la cual se le da distinto peso a cada característica con el fin de obtener una calibración óptima.

E4: Modelo con fusión con regularización en la Regresión logística de todas las características

Con $\lambda = 0.5$ los valores de $\log LR$ son muy grandes, lo cual es indicativo de que se está produciendo sobreajuste.

Con la finalidad de conseguir una mejor calibración, se han sumado los scores obtenidos a partir del tipo de minucia. Esto se debe a que los scores correspondientes a estas características contienen muchos valores nulos y esto conlleva a que el sistema diverja.

Para intentar evitar este problema se ha realizado lo siguiente:

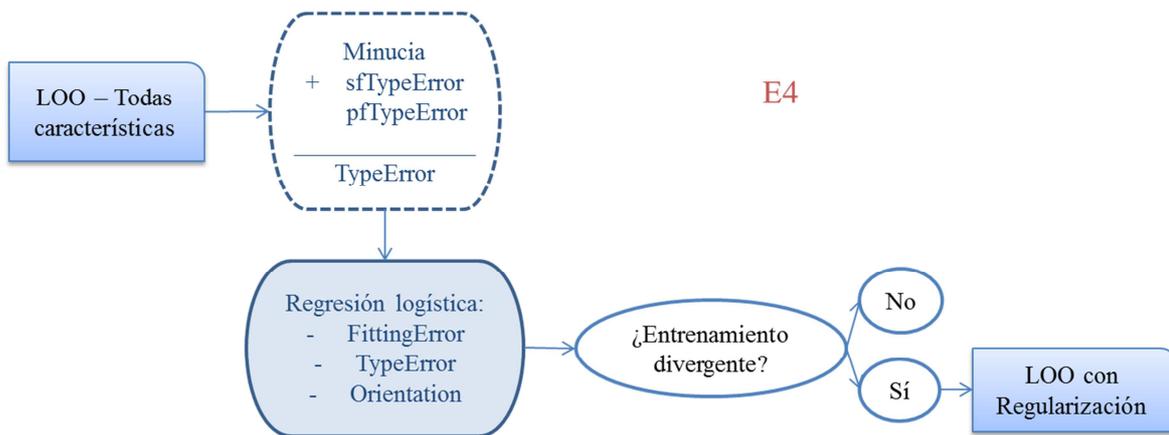


Figura 42: Esquema experimento fusión de todas las características

Sin embargo, tras la realización del experimento con la suma de las puntuaciones referidas al tipo, el sistema también diverge. Incluso con valores altos de regularización, los resultados obtenidos son inestables, dando lugar a valores logLR muy grandes en algunas comparaciones, y cuya magnitud varía mucho de iteración LOO en iteración LOO, y con pequeñas variaciones del parámetro de regularización.

Análisis de la problemática

Se ha realizado un análisis del motivo de la casuística.

- A pesar de sumar los errores referidos al tipo sigue habiendo muchos valores nulos en el conjunto de datos. Sobre todo en el conjunto de los scores target.
- Además, el entrenamiento LOO se está basando en pocos datos para fusionar en tres dimensiones (error de posiciones, de orientación y de tipo).

Estas son algunas de las razones por las que se producen inestabilidades en el algoritmo. Para comprobar si el sistema era inestable en todo el conjunto se comprobaron los resultados para los target y los non-target por separado.

Efectivamente, para el conjunto target, en el cual los valores nulos abundan y además los datos obtenidos son de mucha menor cantidad, algunos resultados de LR son muy grandes produciendo inestabilidades.

En el caso de los non-target, los valores nulos no son abundantes y además la cantidad de datos es mucho mayor por lo que los resultados eran estables.

Ensayos realizados a la problemática

Para intentar solventar el problema, se probaron distintos valores de λ con el fin de intentar estabilizar el sistema. El resultado no fue satisfactorio.

Por otra parte, para intentar evitar los valores nulos se realizaron distintas transformaciones a los datos por si éstos producían las inestabilidades en el sistema. No obstante, los resultados eran los mismos.

Aproximaciones a LOO

Como aproximación a los resultados que se pretenden conseguir en el algoritmo LOO, se ha realizado un estudio directamente con la Regresión Logística pero tomando todos los elementos como conjunto de datos de entrenamiento y como conjunto de datos de test. Si bien estos resultados no son válidos pues solo nos dan una aproximación ya que no hay independencia entre los conjuntos de entrenamiento y de test. Además, el efecto del sobreajuste quedaría camuflado en un experimento de estas características. De todos modos, el experimento da una idea del rendimiento que cabría esperar si tuviéramos suficientes datos para entrenar.

Para comprobar que los resultados son una aproximación cercana a los que se obtendrían con LOO, se va representar la fusión de las dos características “fittingError” y “orientation” para $\lambda=0.5$ como en el experimento E3.

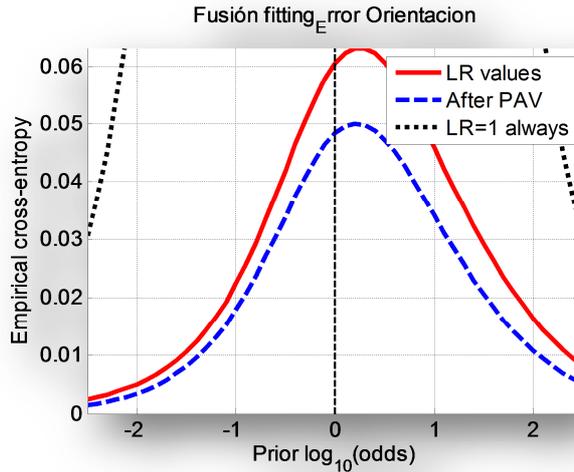


Figura 43: Aproximación LOO fusión orientación y posición - mismos datos

Se observa que es una buena aproximación al rendimiento utilizando LOO (Figura 41). Como consecuencia de ello, representamos la fusión de las tres dimensiones (fittingError, orientation y el error de tipo) utilizando esta aproximación al rendimiento LOO.

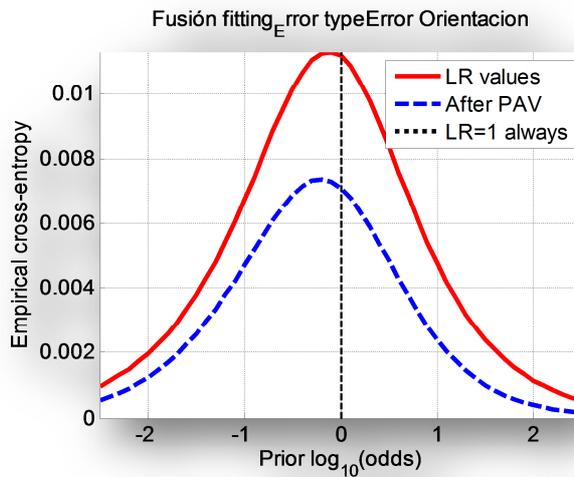


Figura 44: Aproximación LOO fusión todas las características - mismos datos

Se observa que el rendimiento es muy bueno en este caso (curva roja baja), lo cual indica que se pueden esperar grandes mejoras por el uso de la información del tipo minucia.

Soluciones propuestas a la problemática

Dado que lo descrito anteriormente son solo aproximaciones, para solventar el problema se propone:

- Buscar un algoritmo más robusto que se adapte más a nuestra base de datos.
- Capturar más datos para la base de datos de manera que se mejoren los resultados para el conjunto target que es el que produce inestabilidad en el sistema.

Conclusiones y trabajo futuro

7.1 Conclusiones

La necesidad de encontrar un sistema capaz de determinar si las huellas a comparar pertenecen a la misma fuente o no, es de vital importancia. Además, para evitar errores del tipo Falso Rechazo o Falsa Aceptación, debemos encontrar el algoritmo que mejor se adapte a los datos. Para este proyecto se ha trabajado becada colaborando con la Guardia Civil con la finalidad de encontrar un sistema que mejor se adapte a su base de datos.

Tras el estudio de los distintos métodos de transformación de score a LR (método Gaussiano y Regresión logística), se ha concluido que el método que mejor funciona con los datos empleados es el de la Regresión logística debido a que los datos no siguen una distribución normal bien definida.

Además, los resultados mejoran cuando se realiza la combinación de características. No obstante, gracias al empleo de técnicas de validación cruzada como *leave-one-out* (LOO), ha quedado patente que, debido a la escasez de datos, se produce sobreajuste. Este problema se ha solucionado utilizando una regularización en la aplicación del algoritmo de regresión logística.

El algoritmo propuesto para este proyecto, LOO, mejora la calibración del sistema cuando se fusionan las características de orientación y de posición. No obstante, al introducir en la fusión las características de tipo, se producen inestabilidades en el sistema que tras realizar un análisis se ha concluido que son debidos a la escasez de datos para la fusión en tres o más dimensiones y por la abundancia de valores nulos en la característica de tipo.

En conclusión, aumentando nuestro conjunto de datos, dando distinto peso a las características mediante Regresión logística y empleando regularización, hemos mejorado la calibración del sistema para la combinación de dos características.

Por otra parte, para recoger toda la información de las huellas y para utilizar el algoritmo del cálculo del LR ha sido necesaria la creación de dos herramientas. Ambas herramientas facilitan y agilizan el proceso de captación de características y la comparación entre huellas.

7.2 Trabajo futuro

Como trabajo futuro se propone la realización de una sola herramienta que englobe de forma conjunta las funcionalidades de las dos herramientas implementadas, y que por tanto contenga todas las posibles opciones de edición de las minucias y que posteriormente permita el cálculo del LR en la comparación de dos huellas.

En cuanto al código del método LOO, se propone la creación de un sistema que realice el cálculo automático del parámetro de regularización, λ , con la finalidad de obtener la mejor calibración posible del sistema.

Además, y con la finalidad de solventar el problema encontrado y analizado, se propone como trabajo futuro aplicar las soluciones ya descritas con anterioridad:

- El aumento de la base de datos para así poder fusionar todas las características ya que todas contienen información relevante de la huella y conviene que se tengan en cuenta todas ellas.
- Empleo de otro algoritmo más robusto que se adapte mejor a nuestra base de datos actual.

REFERENCIAS

- [1] Jain, A.K., Flynn, P. and Ross, A.A. editors. "Handbook of biometrics". Springer, 2007.
- [2] Eric H. Holder, Jr, Laurie O. Robinson, John H. Laub, "The fingerprint sourcebook", <http://www.nij.gov/pubs-sum/225320.htm>, 2011.
- [3] Bradford T. Ulery, R. Austin Hicklin, JoAnn Buscaglia, and Maria Antonia Roberts, "Accuracy and reliability of forensic latent fingerprint decisions", <http://www.pnas.org/content/108/19/7733.full>, March 2011.
- [4] Laura Spinney, "The fine print", Nature, vol. 464, March 2010, pp.344-346.
- [5] Ratha, N. and Bolle, R., "Automatic Fingerprint Recognition Systems". Springer, 2003.
- [6] Richard O. Duda, Peter E. Hart and David G. Stork, "Pattern Classification", 2^o Edition, Chapter 9.
- [7] Maltoni, D., Maio, D., Jain, A.K. and Prabhakar, S., "Handbook of fingerprint Recognition". Springer, 2009.
- [8] Ramos, D. "Forensic evaluation of the evidence using automatic speaker recognition systems". PhD. Thesis. UAM, Madrid, 2007.
- [9] Roland Auckenthaler, Michael Carey, Harvey Lloyd-Thomas, Score normalization for Text-Independent Speaker Verification Systems, "Digital Signal Processing", <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1051200499903603>, 2000, pp.42-54.
- [10] I.W. Evett, "Towards a Uniform Framework for Reporting Opinions in Forensic Science Casework", Science & Justice 1998: 38(3), pp. 198-202.
- [11] C. Champod and D. Mewly, "The Inference of Identity in Forensic Speaker Recognition", Speech Communication, vol. 31, pp. 193-203, 2000.
- [12] Stéphane Pigeon, Pascal Druyts and Patrick Verlinde, "Applying Logistic Regression to the Fusion of the NIST'99 1-speaker Submissions", Digital Signal Processing 10, 237-248, 2000.
- [13] "FoCal", <https://sites.google.com/site/nikobrummer/focal>.

Anexos

Anexo A Experimentos previos a LOO

En este anexo se mostrarán los resultados de los experimentos sin LOO, utilizando un conjunto para entrenamiento de 10000 scores y el resto para test:



Figura 45: Esquema experimentos previos

EP1: Método Gaussiano

En primer lugar a partir de los scores obtenidos se ha realizado un estudio del comportamiento de los datos para ver si se acercan a una función normal o es necesaria la transformación de los mismos.

Se han intentado realizar transformaciones con todas las características para intentar hacer su distribución de datos lo más gaussinas posible.

Como ejemplo tenemos el caso de `pfTypeError`. Los resultados obtenidos son los siguientes:

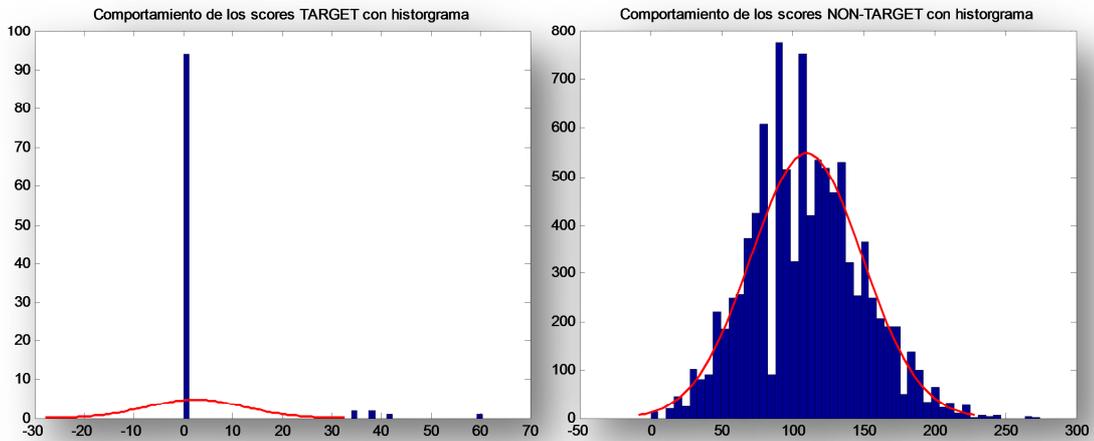


Figura 46: Histogramas `pfTypeError`

Como podemos observar, el comportamiento de ambos tipos de score no es una función gaussiana simétrica. Además, en los target la campana no está bien definida debido a la escasez de datos.

Si aplicamos el método de gauss directamente sobre estos datos se obtendrían las siguientes funciones de densidad de probabilidad.

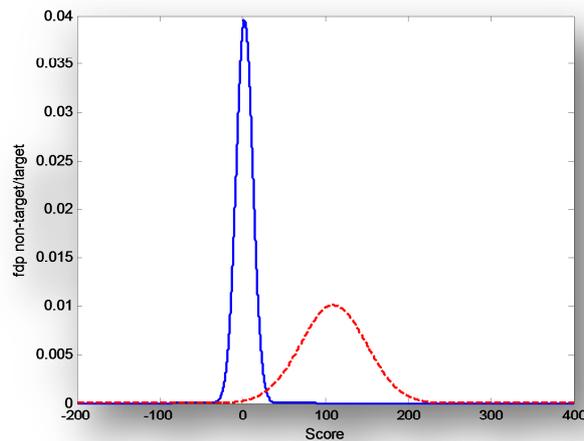


Figura 47: fdp's método gaussiano `pfTypeError`

La separación entre ambas funciones de densidad de probabilidad nos muestran el grado de discriminación entre los target (curva azul) y los non-target (curva roja).

Además, como resultado de la transformación Score-LR, la curva quedaría de la siguiente forma:

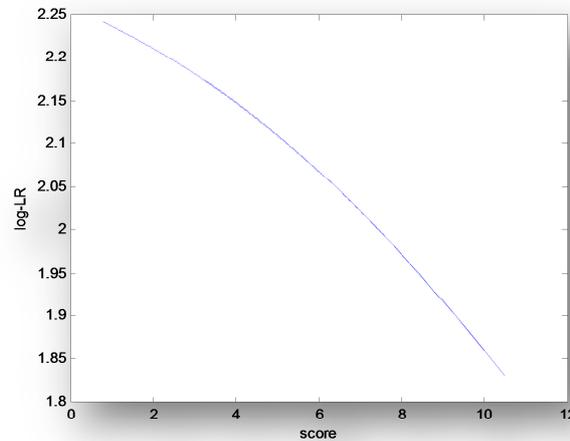


Figura 48: logLR pftypeError sin transformación

Para poder ver la calidad de nuestro sistema acudimos a las curvas ECE ya explicadas con anterioridad. En la siguiente figura podemos ver que la curva sólida está ligeramente inclinada hacia la izquierda, lo cual es indicativo de que los datos no siguen una distribución gaussiana bien definida.

A continuación podemos comprobar que el sistema no está calibrado. Sin embargo el sistema aporta información, porque la curva roja está bajo la punteada negra. La falta de calibración es debida a que modelamos con gaussianas datos que no se ajustan a gaussianas.

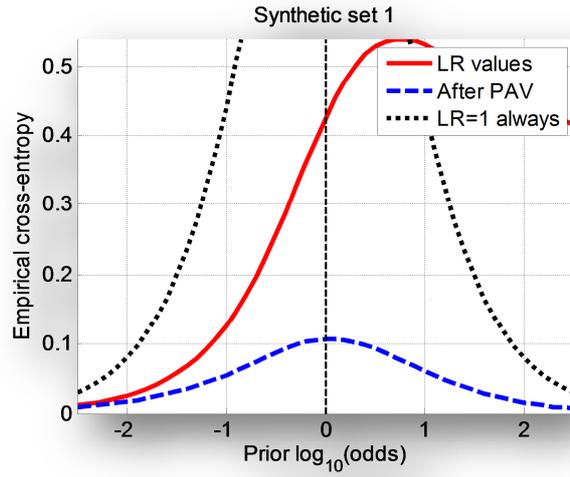


Figura 49: Curvas ECE sin transformación scores

Si aplicamos una transformación a los datos ($x^{0.7}+10$), obtenemos los siguientes resultados:

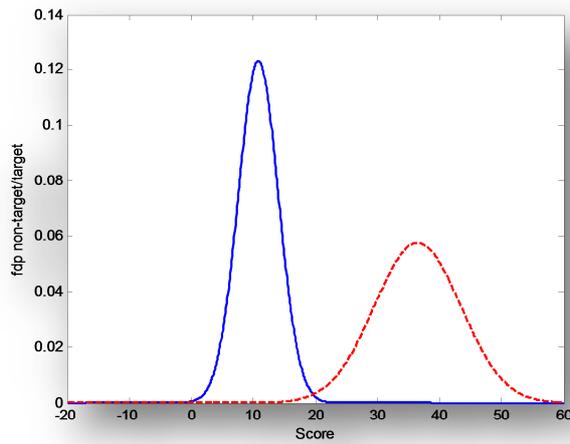


Figura 50: fdp's con transformación de scores

Como podemos ver, el poder de discriminación ha aumentado.

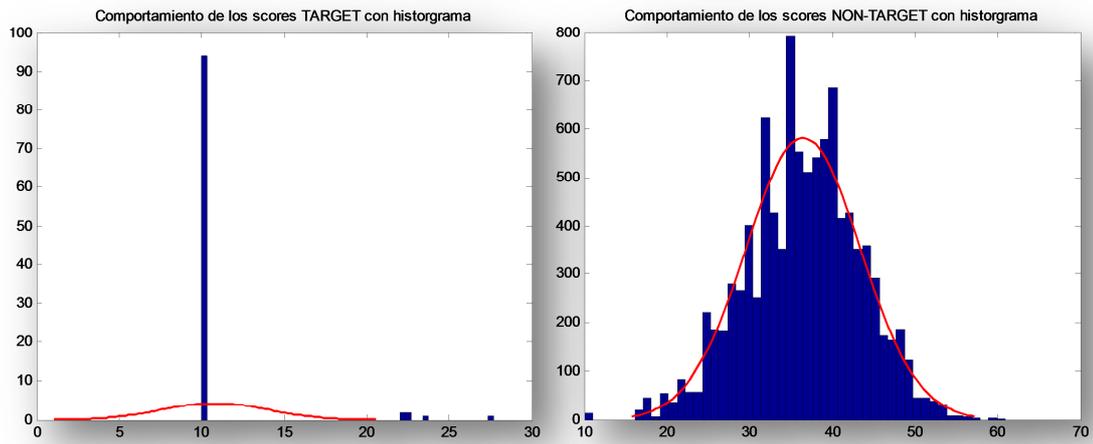


Figura 51: Histogramas con transformación de scores

Las distribuciones han mejorado levemente.

En el caso de los non-target se han centralizado más los datos.

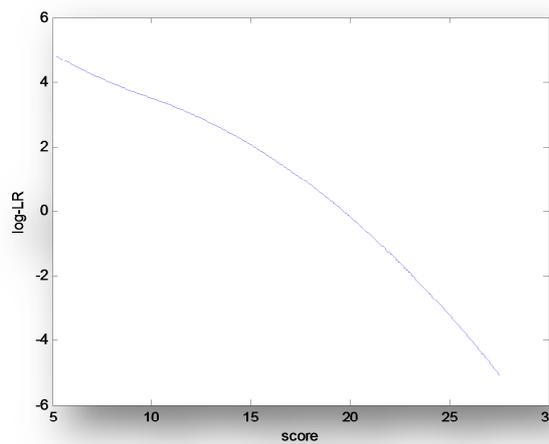


Figura 52: logLR con transformación de scores

En cuanto a la curva del logLR, no se ha mejorado con respecto a la anterior.

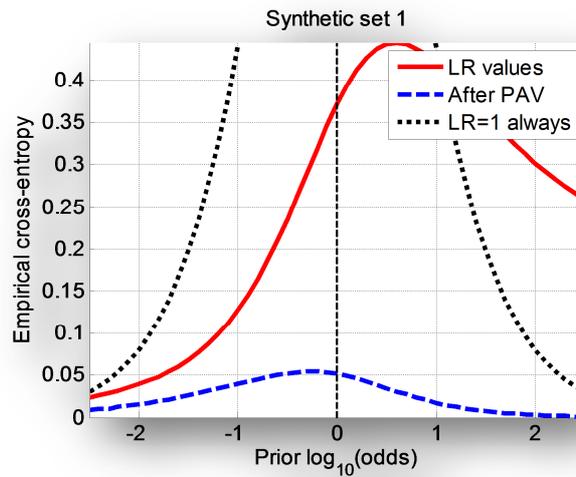


Figura 53: Curvas ECE con transformación de scores

Por último, las curvas ECE no han mejorado lo suficiente como para tener un sistema válido. Se ha conseguido que la curva sólida sea levemente más cercana a la azul, pero sigue habiendo parte de la curva sólida que se encuentra por encima de la punteada.

Por esta razón se propone el método de regresión logística. Los datos de la base de datos no siguen gaussianas bien definidas por lo que el método gaussiano no es apropiado para el sistema.

EP2.1: Método Regresión logística

Al aplicar directamente regresión logística a los mismos scores que en el método gaussiano observamos que el calibrado (distancia entre curva roja con la azul), es más pequeño. Además vemos como la campana es más estrecha por la derecha.

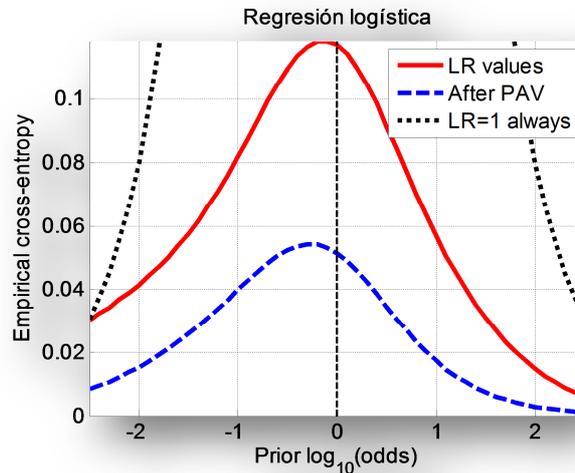


Figura 54: Curva ECE con regresión logística

Empleo de la fusión de características

Otra forma de realizar la comparación entre huellas es obteniendo puntuaciones a partir de la comparación de características individuales de cada huella, es decir, el conjunto de orientación de las minucias, su posición, su tipo...El conjunto de todas estas características da lugar al score empleado hasta ahora, es decir, el score total de la comparación de dos huellas en su totalidad.

De esta forma podemos observar la información que aporta cada característica y realizar una combinación de todas ellas con distintos pesos para cada una.

Cada característica aporta una información pero puede ser que la información que aporten dos características sea redundante por lo que lo ideal sería recoger aquellas con menos relación posible, es decir, lo ideal es que las características a emplear no sean correladas.

Correlaciones					
	fitting_Error	pfTypeError	Orientation	minucia	sfTypeError
fitting_Error	1	0,95053832	0,91893874	0,74785019	0,79294
pfTypeError	0,95053832	1	0,98039629	0,87896174	0,60774331
Orientation	0,91893874	0,98039629	1	0,85106137	0,56886018
minucia	0,74785019	0,87896174	0,85106137	1	0,35785645
sfTypeError	0,79294	0,60774331	0,56886018	0,35785645	1

Tabla 1: Correlaciones

Cuanto más se acerque el valor a 1 o a -1, más correlación existe entre las características y cuanto más se acerque a 0, menos correlación. Cuando menor sea la correlación entre las diferentes puntuaciones, más beneficio se obtendrá de su fusión.

Calculamos las curvas ECE de todas las combinaciones posibles:

EP2.2: Combinaciones de dos características:

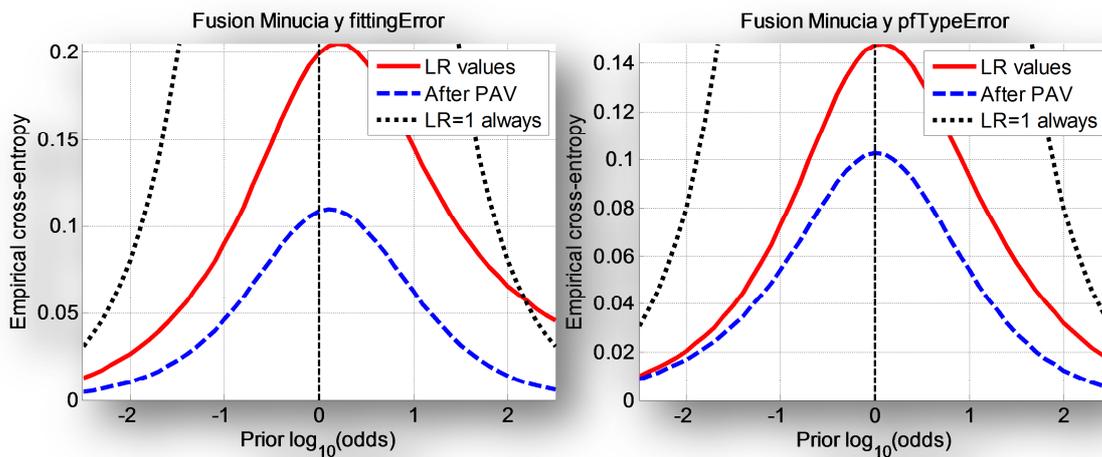


Figura 55: A la izquierda, fusión Minucia y fittingError. A la derecha fusión de Minucia y pfTypeError

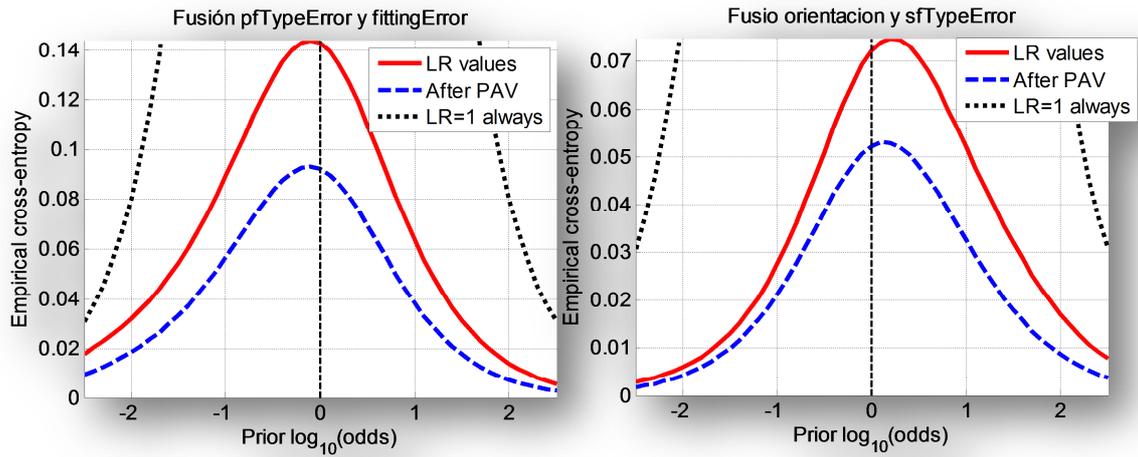


Figura 56: A la izquierda fusión de pfTypeError y fitting. A la derecha fusión de orientación y sfTypeError

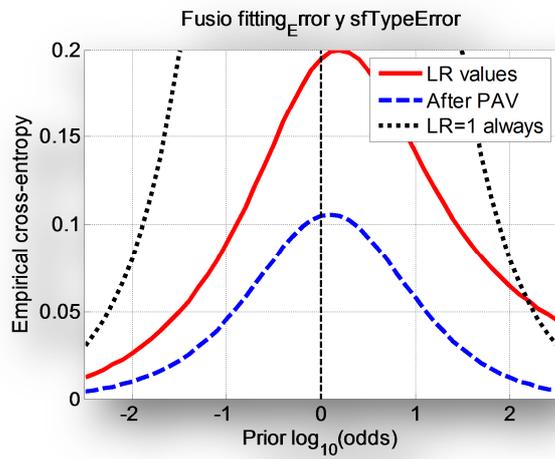


Figura 57: Fusión fitting y sfTypeError

EP2.3: Combinaciones de 3 características

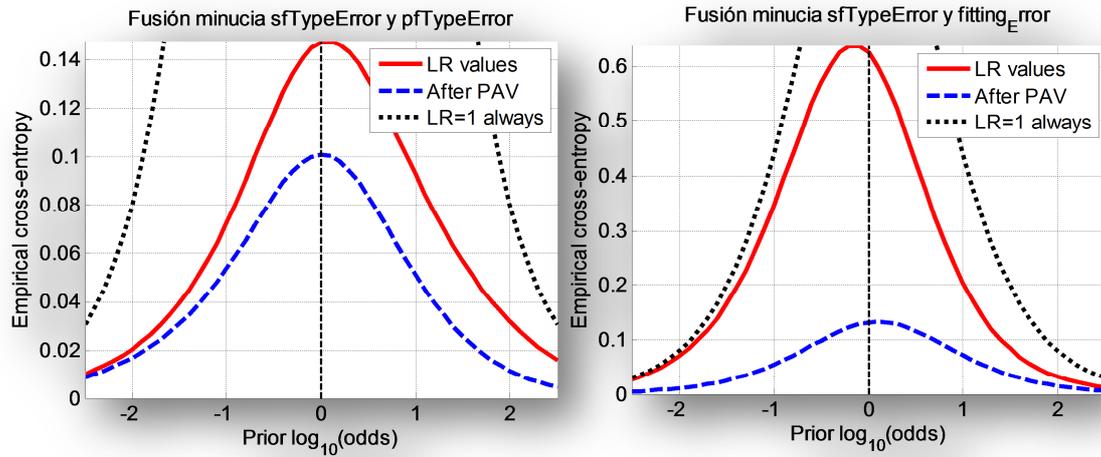


Figura 58: A la izquierda fusión minucia, pfTypeError y sfTypeError. A la derecha fusión de minucia, sfTypeError y fitting

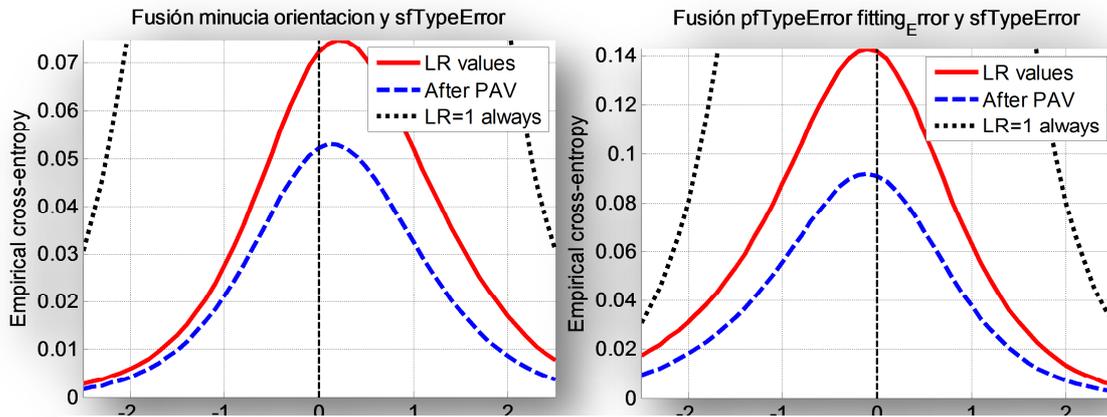


Figura 59: A la izquierda fusión minucia, orientación y sfTypeError. A la derecha pfTypeError, fitting y sfTypeError

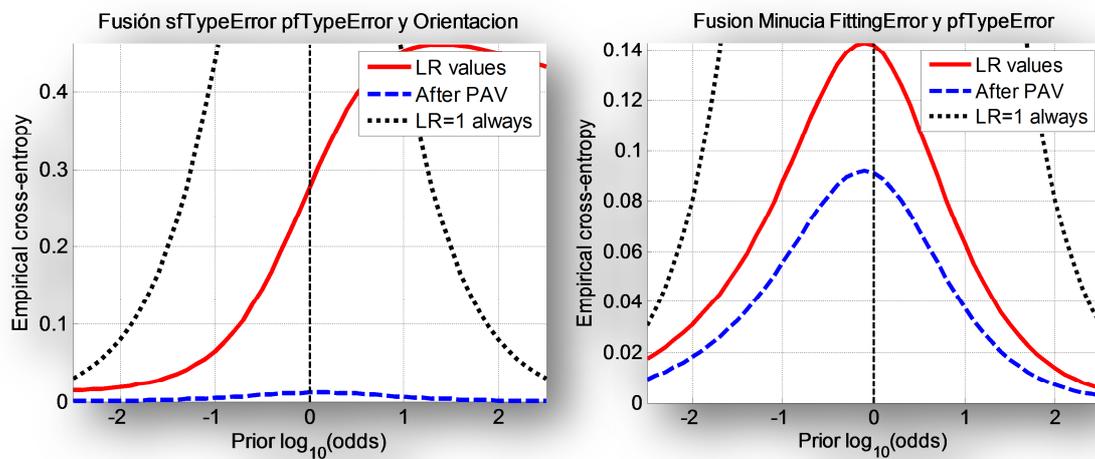


Figura 60: A la izquierda fusión sfTypeError, pfTypeError y orientación. A la derecha fusión de minucia, fitting y pfTypeError

EP2.5: Combinación de 5 características

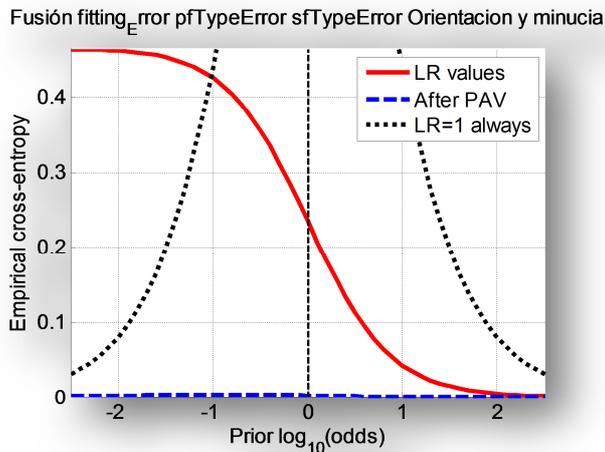


Figura 61: Fusión de todas las características

Hay combinaciones que no se han representado debido a su bajo rendimiento, atribuible a la existencia de un alto grado de sobreajuste a los datos entrenamiento.

El mejor resultado es el obtenido con la combinación de las características:

- Orientación y sfTypeError

Este resultado tiene sentido ya que al observar la tabla de correlaciones podemos comprobar que las combinaciones menos correladas son: orientación-sfTypeError, y Minucia-sfTypeError. Si además añadimos la información que nos proporciona la curva ECE, podemos ver que de entre estas tres características las que menor ECE tienen para $x=0$ (también llamado Cllr) son: Orientación y sfTypeError. Lo que se podría deducir que la mejor combinación se produce con estas dos características.

No obstante hay que tener en cuenta que, como ya se ha indicado anteriormente, en algunos casos se produce sobreajuste. Además, los resultados preliminares recogidos en esta sección no son en absoluto fiables. Uno de los motivos se debe a que nuestro conjunto de datos es escaso. Para solventar este problema se propone ampliar nuestro conjunto de datos con el método LOO (*Leave-One-Out*) y posteriormente emplear la regularización en los casos que se produzca sobreajuste (Capítulo 6).

PRESUPUESTO

1) Ejecución Material

- Compra de ordenador personal (Software incluido)..... 2.000 €
- Alquiler de impresora láser durante 6 meses 50 €
- Material de oficina 150 €
- Total de ejecución material 2.200 €

2) Gastos generales

- 16 % sobre Ejecución Material 352 €

3) Beneficio Industrial

- 6 % sobre Ejecución Material 132 €

4) Honorarios Proyecto

- 640 horas a 15 € / hora..... 9600 €

5) Material fungible

- Gastos de impresión..... 60 €
- Encuadernación..... 200 €

6) Subtotal del presupuesto

- Subtotal Presupuesto..... 12060 €

7) I.V.A. aplicable

- 21% Subtotal Presupuesto 2532,6 €

8) Total presupuesto

- Total Presupuesto..... 14592,6 €

Madrid, Julio de 2013

Fdo.: Marta Alejandra Enríquez de Salamanca Ortiz
Ingeniera Superior de Telecomunicación

PLIEGO DE CONDICIONES

Este documento contiene las condiciones legales que guiarán la realización, en este proyecto, de un Cálculo estadístico del peso de comparaciones entre huellas dactilares. En lo que sigue, se supondrá que el proyecto ha sido encargado por una empresa cliente a una empresa consultora con la finalidad de realizar dicho sistema. Dicha empresa ha debido desarrollar una línea de investigación con objeto de elaborar el proyecto. Esta línea de investigación, junto con el posterior desarrollo de los programas está amparada por las condiciones particulares del siguiente pliego.

Supuesto que la utilización industrial de los métodos recogidos en el presente proyecto ha sido decidida por parte de la empresa cliente o de otras, la obra a realizar se regulará por las siguientes:

Condiciones generales

1. La modalidad de contratación será el concurso. La adjudicación se hará, por tanto, a la proposición más favorable sin atender exclusivamente al valor económico, dependiendo de las mayores garantías ofrecidas. La empresa que somete el proyecto a concurso se reserva el derecho a declararlo desierto.

2. El montaje y mecanización completa de los equipos que intervengan será realizado totalmente por la empresa licitadora.

3. En la oferta, se hará constar el precio total por el que se compromete a realizar la obra y el tanto por ciento de baja que supone este precio en relación con un importe límite si este se hubiera fijado.

4. La obra se realizará bajo la dirección técnica de un Ingeniero Superior de Telecomunicación, auxiliado por el número de Ingenieros Técnicos y Programadores que se estime preciso para el desarrollo de la misma.

5. Aparte del Ingeniero Director, el contratista tendrá derecho a contratar al resto del personal, pudiendo ceder esta prerrogativa a favor del Ingeniero Director, quien no estará obligado a aceptarla.

6. El contratista tiene derecho a sacar copias a su costa de los planos, pliego de condiciones y presupuestos. El Ingeniero autor del proyecto autorizará con su firma las copias solicitadas por el contratista después de confrontarlas.

7. Se abonará al contratista la obra que realmente ejecute con sujeción al proyecto que sirvió de base para la contratación, a las modificaciones autorizadas por la superioridad o a las órdenes que con arreglo a sus facultades le hayan comunicado por escrito al Ingeniero Director de obras siempre que dicha obra se haya ajustado a los preceptos de los pliegos de condiciones, con arreglo a los cuales, se harán las modificaciones y la valoración de las diversas unidades sin que el importe total pueda exceder de los presupuestos aprobados. Por consiguiente, el número de unidades que se consignan en el proyecto o en el presupuesto, no podrá servirle de fundamento para entablar reclamaciones de ninguna clase, salvo en los casos de rescisión.

8. Tanto en las certificaciones de obras como en la liquidación final, se abonarán los trabajos realizados por el contratista a los precios de ejecución material que figuran en el presupuesto para cada unidad de la obra.

Cálculo estadístico del peso de comparaciones entre huellas dactilares

9. Si excepcionalmente se hubiera ejecutado algún trabajo que no se ajustase a las condiciones de la contrata pero que sin embargo es admisible a juicio del Ingeniero Director de obras, se dará conocimiento a la Dirección, proponiendo a la vez la rebaja de precios que el Ingeniero estime justa y si la Dirección resolviera aceptar la obra, quedará el contratista obligado a conformarse con la rebaja acordada.

10. Cuando se juzgue necesario emplear materiales o ejecutar obras que no figuren en el presupuesto de la contrata, se evaluará su importe a los precios asignados a otras obras o materiales análogos si los hubiere y cuando no, se discutirán entre el Ingeniero Director y el contratista, sometiéndolos a la aprobación de la Dirección. Los nuevos precios convenidos por uno u otro procedimiento, se sujetarán siempre al establecido en el punto anterior.

11. Cuando el contratista, con autorización del Ingeniero Director de obras, emplee materiales de calidad más elevada o de mayores dimensiones de lo estipulado en el proyecto, o sustituya una clase de fabricación por otra que tenga asignado mayor precio o ejecute con mayores dimensiones cualquier otra parte de las obras, o en general, introduzca en ellas cualquier modificación que sea beneficiosa a juicio del Ingeniero Director de obras, no tendrá derecho sin embargo, sino a lo que le correspondería si hubiera realizado la obra con estricta sujeción a lo proyectado y contratado.

12. Las cantidades calculadas para obras accesorias, aunque figuren por partida alzada en el presupuesto final (general), no serán abonadas sino a los precios de la contrata, según las condiciones de la misma y los proyectos particulares que para ellas se formen, o en su defecto, por lo que resulte de su medición final.

13. El contratista queda obligado a abonar al Ingeniero autor del proyecto y director de obras así como a los Ingenieros Técnicos, el importe de sus respectivos honorarios facultativos por formación del proyecto, dirección técnica y administración en su caso, con arreglo a las tarifas y honorarios vigentes.

14. Concluida la ejecución de la obra, será reconocida por el Ingeniero Director que a tal efecto designe la empresa.

15. La garantía definitiva será del 4% del presupuesto y la provisional del 2%.

16. La forma de pago será por certificaciones mensuales de la obra ejecutada, de acuerdo con los precios del presupuesto, deducida la baja si la hubiera.

17. La fecha de comienzo de las obras será a partir de los 15 días naturales del replanteo oficial de las mismas y la definitiva, al año de haber ejecutado la provisional, procediéndose si no existe reclamación alguna, a la reclamación de la fianza.

18. Si el contratista al efectuar el replanteo, observase algún error en el proyecto, deberá comunicarlo en el plazo de quince días al Ingeniero Director de obras, pues transcurrido ese plazo será responsable de la exactitud del proyecto.

19. El contratista está obligado a designar una persona responsable que se entenderá con el Ingeniero Director de obras, o con el delegado que éste designe, para todo relacionado con ella. Al ser el Ingeniero Director de obras el que interpreta el proyecto, el contratista deberá consultarle cualquier duda que surja en su realización.

20. Durante la realización de la obra, se girarán visitas de inspección por personal facultativo de la empresa cliente, para hacer las comprobaciones que se crean oportunas. Es obligación del contratista, la conservación de la obra ya ejecutada hasta la recepción de la misma,

Cálculo estadístico del peso de comparaciones entre huellas dactilares

por lo que el deterioro parcial o total de ella, aunque sea por agentes atmosféricos u otras causas, deberá ser reparado o reconstruido por su cuenta.

21. El contratista, deberá realizar la obra en el plazo mencionado a partir de la fecha del contrato, incurriendo en multa, por retraso de la ejecución siempre que éste no sea debido a causas de fuerza mayor. A la terminación de la obra, se hará una recepción provisional previo reconocimiento y examen por la dirección técnica, el depositario de efectos, el interventor y el jefe de servicio o un representante, estampando su conformidad el contratista.

22. Hecha la recepción provisional, se certificará al contratista el resto de la obra, reservándose la administración el importe de los gastos de conservación de la misma hasta su recepción definitiva y la fianza durante el tiempo señalado como plazo de garantía. La recepción definitiva se hará en las mismas condiciones que la provisional, extendiéndose el acta correspondiente. El Director Técnico propondrá a la Junta Económica la devolución de la fianza al contratista de acuerdo con las condiciones económicas legales establecidas.

23. Las tarifas para la determinación de honorarios, reguladas por orden de la Presidencia del Gobierno el 19 de Octubre de 1961, se aplicarán sobre el denominado en la actualidad "Presupuesto de Ejecución de Contrata" y anteriormente llamado "Presupuesto de Ejecución Material" que hoy designa otro concepto.

Condiciones particulares

La empresa consultora, que ha desarrollado el presente proyecto, lo entregará a la empresa cliente bajo las condiciones generales ya formuladas, debiendo añadirse las siguientes condiciones particulares:

1. La propiedad intelectual de los procesos descritos y analizados en el presente trabajo, pertenece por entero a la empresa consultora representada por el Ingeniero Director del Proyecto.
2. La empresa consultora se reserva el derecho a la utilización total o parcial de los resultados de la investigación realizada para desarrollar el siguiente proyecto, bien para su publicación o bien para su uso en trabajos o proyectos posteriores, para la misma empresa cliente o para otra.
3. Cualquier tipo de reproducción aparte de las reseñadas en las condiciones generales, bien sea para uso particular de la empresa cliente, o para cualquier otra aplicación, contará con autorización expresa y por escrito del Ingeniero Director del Proyecto, que actuará en representación de la empresa consultora.
4. En la autorización se ha de hacer constar la aplicación a que se destinan sus reproducciones así como su cantidad.
5. En todas las reproducciones se indicará su procedencia, explicitando el nombre del proyecto, nombre del Ingeniero Director y de la empresa consultora.
6. Si el proyecto pasa la etapa de desarrollo, cualquier modificación que se realice sobre él, deberá ser notificada al Ingeniero Director del Proyecto y a criterio de éste, la empresa consultora decidirá aceptar o no la modificación propuesta.
7. Si la modificación se acepta, la empresa consultora se hará responsable al mismo nivel que el proyecto inicial del que resulta el añadirla.

Cálculo estadístico del peso de comparaciones entre huellas dactilares

8. Si la modificación no es aceptada, por el contrario, la empresa consultora declinará toda responsabilidad que se derive de la aplicación o influencia de la misma.

9. Si la empresa cliente decide desarrollar industrialmente uno o varios productos en los que resulte parcial o totalmente aplicable el estudio de este proyecto, deberá comunicarlo a la empresa consultora.

10. La empresa consultora no se responsabiliza de los efectos laterales que se puedan producir en el momento en que se utilice la herramienta objeto del presente proyecto para la realización de otras aplicaciones.

11. La empresa consultora tendrá prioridad respecto a otras en la elaboración de los proyectos auxiliares que fuese necesario desarrollar para dicha aplicación industrial, siempre que no haga explícita renuncia a este hecho. En este caso, deberá autorizar expresamente los proyectos presentados por otros.

12. El Ingeniero Director del presente proyecto, será el responsable de la dirección de la aplicación industrial siempre que la empresa consultora lo estime oportuno. En caso contrario, la persona designada deberá contar con la autorización del mismo, quien delegará en él las responsabilidades que ostente.