



UNIVERSIDAD DE LAS PALMAS
DE GRAN CANARIA

ESCUELA DE INGENIERIA DE TELECOMUNICACIÓN Y ELECTRÓNICA



TRABAJO FIN DE GRADO

SISTEMA DE IDENTIFICACIÓN DE PERSONAS MEDIANTE LA INFORMACIÓN HOLÍSTICA DE SU ESCRITURA MANUSCRITA

Titulación: Grado en Ingeniería en Tecnologías de la
Telecomunicación

Autor: David Hernández Abreu

Tutores: Dr. D. Carlos Manuel Travieso González

Dr. D. Jesús Bernardino Alonso Hernández

Fecha: Junio de 2014



UNIVERSIDAD DE LAS PALMAS
DE GRAN CANARIA

ESCUELA DE INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIÓN Y ELECTRÓNICA



TRABAJO FIN DE GRADO

SISTEMA DE IDENTIFICACIÓN DE PERSONAS MEDIANTE LA INFORMACIÓN HOLÍSTICA DE SU ESCRITURA MANUSCRITA

HOJA DE FIRMAS

Alumno

Fdo. : David Hernández Abreu

Tutor

Fdo. : Dr. D. Carlos Manuel
Travieso González

Tutor

Fdo. : Dr. D. Jesús Bernardino
Alonso Hernández

Fecha: Junio de 2014

ESCUELA DE INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIÓN Y ELECTRÓNICA



SISTEMA DE IDENTIFICACIÓN DE PERSONAS MEDIANTE LA INFORMACIÓN HOLÍSTICA DE SU ESCRITURA MANUSCRITA

HOJA DE EVALUACIÓN

Calificación: _____

Presidente

Fdo.:

Vocal

Secretario/a

Fdo.:

Fdo.:

Fecha: Junio de 2014

ÍNDICE DE CONTENIDOS

I. MEMORIA	1
CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN	3
1.1. Definición e historia de la escritura	3
1.2. La escritura en la identificación	4
1.3. Grafotecnia	5
1.4. Estado del arte.....	6
1.5. Motivación.....	7
1.6. Objetivos.....	8
1.7. Estructura del documento	8
CAPÍTULO II. BASE DE DATOS Y PARAMETRIZACIÓN	11
2.1. Elementos Constitutivos y Estructurales de la escritura.	11
2.2. Consideraciones de Diseño.	12
2.2.1. Sistema Dependiente o Independiente del Escritor	13
2.2.2. Sistema Online u Offline.....	14
2.2.3. Sistema Holístico o Analítico	15
2.3. Descripción de la base de datos	16
2.3.2. Estructura.....	16
2.4. Preprocesado de la base de datos.....	17
2.5. Parámetro a extraer: Proporcionalidad.....	19
2.5.1. Localización de los puntos	20
2.5.2. Cálculo de distancias	21
2.5.3. Almacenimiento de distancias	22
CAPÍTULO III. MÉTODO DE CLASIFICACIÓN	25
3.1. Introducción a las Redes Neuronales.....	25
3.2. Descripción de una Red Neuronal	26
3.3. Elementos de una Red Neuronal	29
3.4. Diseño del clasificador	29
3.5. Procesos adicionales	32
3.5.1. Cálculo de distancias	32
3.5.2. Almacenimiento de distancias	33

CAPÍTULO IV. FASE EXPERIMENTAL	37
4.1. Metodología experimental	37
4.2. Resultados de palabras analizadas de forma individual	38
4.3. Resultados de la fusión de varias palabras	42
4.3.1. Fusión de 2 palabras	42
4.3.2. Fusión de 8 palabras	45
4.3.3. Fusión de 15 palabras	46
4.4. Resultados de la fusión con otros parámetros	49
4.5. Discusión.....	51
CAPÍTULO V. CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS	55
5.1. Conclusiones.....	55
5.2. Líneas futuras.....	56
ANEXOS	59
Anexo I.....	59
Anexo II.....	61
BIBLIOGRAFÍA	63
II. PLIEGO DE CONDICIONES	65
III. PRESUPUESTO	69

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1-1. Tareas a realizar para el cumplimiento de los objetivos.....	8
Figura 2-1. Esquema básico de desarrollo.....	13
Figura 2-2. Clasificación de los sistemas Offline.....	15
Figura 2-3. Estructura de la base de datos.....	17
Figura 2-4. Imagen escala de grises y binarizada.....	18
Figura 2-5. Esquema para la extracción de distancias.....	20
Figura 2-6. Puntos localizados.....	21
Figura 2-7. Distancias a calcular.....	21
Figura 2-8. Estructura del <i>cell</i> de almacenamiento.....	22
Figura 3-1. Representación neurona artificial.....	27
Figura 3-2. Estructura del clasificador.....	30
Figura 3-3. Diagrama del <i>Score Fusion</i>	33
Figura 3-4. PCA en el proceso de identificación.....	34
Figura 4-1. Procesos para obtener resultados definitivos.....	38
Figura 4-2. Representación gráfica prueba 1 palabra.....	40
Figura 4-3. Resultado del ajuste para una palabra.....	41
Figura 4-4. Tasa de acierto por palabra.....	42
Figura 4-5. Representación gráfica prueba 2 palabras.....	43
Figura 4-6. Resultado del ajuste para 2 palabras.....	44
Figura 4-7. Representación gráfica prueba 8 palabras.....	45
Figura 4-8. Resultado del ajuste para 8 palabras.....	46
Figura 4-9. Representación gráfica prueba 15 palabras.....	47
Figura 4-10. Resultado del ajuste para 15 palabras.....	47
Figura 4-11. Recopilación de resultados.....	48
Figura 4-12. Proceso para fusión de parámetros.....	50

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 4-1. Resultado prueba para 1 palabra.....	39
Tabla 4-2. Tasa de acierto por palabra	42
Tabla 4-3. Resultado prueba para 2 palabras	43
Tabla 4-4. Comparativa parámetros aislados.....	52
Tabla 4-5. Comparación con el estado del arte.....	53
Tabla P.1. Costes de herramientas hardware	73
Tabla P.2. Costes de herramientas software	73
Tabla P.3. Factor de corrección en función del número de horas invertidas	74
Tabla P.4. Costes de ejecución material.....	75
Tabla P.5. Costes del material fungible.....	75
Tabla P.6. Costes totales del TFG	77

LISTADO DE ACRÓNIMOS

AC = Antes de Cristo.

BD = Base de datos.

BMP = Imagen de Mapa de Bits.

EITE = Escuela de Ingeniería de Telecomunicación y Electrónica.

COIT = Colegio Oficial de Ingenieros de Telecomunicación.

COITT = Colegio Oficial de Ingenieros Técnicos de Telecomunicación.

DC = Después de Cristo.

GGD = Distribución Gaussiana Generalizada.

GPDS = Grupo de Procesado Digital de Señales.

IDeTIC = Instituto para el Desarrollo Tecnológico y la Innovación en Comunicaciones.

MLP = Perceptrón Multicapa.

NN = Red neuronal.

PC = Ordenador Personal.

PCA = Análisis de componentes principales.

PFC = Proyecto Fin de Carrera.

PPP = Puntos por pulgada.

RAM = Memoria de acceso aleatorio.

RNA = Red neuronal artificial.

ROC = Característica Operativa del Receptor.

SVM = Máquinas de soporte vector.

TFG = Trabajo Fin de Grado.

ULPGC = Universidad de Las Palmas de Gran Canaria.

I. MEMORIA

Capítulo 1. Introducción

En este capítulo se llevará a cabo una explicación introductoria a la escritura, su definición, su historia y además, el papel que puede jugar como elemento identificador. Se hará una introducción a la grafotecnia y al estado del arte dentro de los sistemas biométricos de identificación basados en la escritura manuscrita. Por último, se comentarán las motivaciones que llevan a la realización del estudio, así como los objetivos a conseguir, plan de trabajo llevado a cabo para cumplir los mismos y la estructura de la que dispondrá el presente documento.

1.1. Definición e historia de la escritura

La palabra escritura proviene del latín *scripturam*, acción y efecto de escribir. La escritura es un modo que ha desarrollado el hombre para expresar ideas y pensamientos de manera escrita, principalmente sobre papel pero también sobre otros soportes de diverso tipo como la madera, la arcilla, la corteza, la tierra y en la actualidad sobre soportes digitales y tecnológicos. El acto de escribir es un fenómeno enormemente complejo, ya que en él intervienen factores fisiológicos, psicológicos, ambientales, culturales, materiales,... [1] [2].

La escritura actual es resultado de la aportación de distintas culturas a un proceso llevado a cabo a lo largo de miles de años, evolucionando ideográfica y fonéticamente. Las más antiguas formas de representación gráfica, aún no consideradas escrituras, son las **pinturas rupestres** que datan del año 30.000 AC aproximadamente. Más tarde surge el **pictograma**, que es una representación de objetos o ideas sobre roca. Éstos llevaron a dar un significado contextual a lo representado, pasando de objetos aislados a ideas con un significado ya más complejo.

La primera representación considerada como escritura es la **cuneiforme**, que toma su nombre de los dibujos en forma de cuña o triangular que la conformaban. A partir de esta, las más representativas que se puede encontrar son la escritura **jeroglífica** en Egipto, la del Valle del Indo y la fenicia (3000 AC), la escritura **logográfica** en China (1500 AC) y ya posteriormente el alfabeto griego (800 AC). Tanto las escrituras mayas como aztecas, se estiman que surgieron posteriormente, en torno al 80 y al 1500 DC respectivamente, pero debido a la destrucción que sufrieron sus códices y escrituras no se sabe con exactitud. De todas estas culturas surgieron diversas formas de comunicación escrita y distintos alfabetos permitiendo que se conozca la escritura tal y como lo hacemos hoy, permitiendo que en la actualidad los datos se transmitan perdurando más en tiempo y con mayor fiabilidad [3].

1.2. La escritura en la identificación

Todos los estudios coinciden en que la escritura es ante todo la ejecución de un gesto, y cualquier gesto es resultado de la activación de determinadas regiones cerebrales en las que se conciben y controlan los movimientos. Cualquier gesto ha de prepararse, programarse, elaborarse y controlarse con un mayor o menor grado de consciencia, y por tanto el gesto de escribir es una ejecución individual, realizada de una forma particular por cada individuo [4]. Además, como se trata de un gesto, que a diferencia de la gran mayoría queda plasmado en un plano y a su vez depende como otro cualquiera de la personalidad, tiene gran valor identificador.

La identificación de personas en base a manuscritos escaneados es una técnica de aplicación tanto en el campo forense, como en el análisis de textos históricos. Hoy en día los avances y la proliferación de los ordenadores en la sociedad moderna son hechos incuestionables, pero los documentos manuscritos y el estilo personal a la hora de escribir siguen teniendo gran importancia. Debido al amplio uso de este tipo de documentos, muchos manuscritos están sujetos a posibles falsificaciones, deformaciones, o copias, generalmente para uso ilícito. Por lo tanto, certificar y juzgar la autenticidad o falsedad de documentos escritos a mano ocupan la mayor parte del tiempo de los expertos dedicados a este campo [5].

1.3. Grafotecnia

Como se ha expuesto anteriormente, la escritura es una marca individual. Una persona difícilmente podrá suplantar la escritura de otro individuo, quizás si a simple vista pero los rasgos que caracterizan a un escritor estarán incorporados involuntariamente en el proceso de escritura. Un análisis correcto y completo permite extraer gran cantidad de características que diferencian la escritura de una persona y otra, o de una persona consigo misma en distintas etapas de su vida. El interés que despierta la identificación de individuos a través de su forma de escribir ha dado origen a muchas disciplinas que se encargan del estudio de la misma. El primer nombre dado al estudio de la escritura fue el de *Grafología*, y tenía el cometido de hacer un análisis psíquico del autor, aunque actualmente ha pasado a ser una rama dentro del estudio general de la escritura, ya que los parámetros extraídos no son solamente psíquicos. Esto ha dado lugar al concepto general de *Grafotecnia* como disciplina general que estudia la escritura. Dentro de ésta, existen distintas ramas encargadas del estudio de los diferentes aspectos extraíbles:

- **Grafología:** También grafo-psicología, encargada del estudio de la personalidad.
- **Grafotécnica:** Orientada al origen o precedencia de los documentos.
- **Grafopatología:** Pretende detectar signos que preceden alguna enfermedad.
- **Grafoterapia:** Técnica terapéutica que tiene la finalidad de corregir la conducta y la personalidad a través de una re-educación escritural.
- **Grafoscopia:** Trata de identificar el origen a través de un análisis de escritura y firma.
- **Grafometría:** Agrupa las técnicas con las que se hacen mediciones a una escritura manuscrita, firma o trazo, para determinar su autenticidad, correspondencia y/o falsedad entre otros aspectos.
- **Documentoscopia:** Estudia los documentos para determinar su autenticidad, falsedad o alteración.
- **Caligrafía:** Encargada del estudio de la manera de hacer más vistosa la escritura.

La etimología del término Grafotecnia, proviene de las raíces *graphein*, escribir, y *tékhnee*, arte, habilidad, destreza. Con ello y con los distintos campos que abarca vistos con anterioridad, se puede indicar que la Grafotecnia está relacionada con el manejo de escrituras, extendiéndose a la identificación, cotejo y determinación de falsificaciones [3].

1.4. Estado del arte

En los últimos años se han llevado a cabo gran cantidad de trabajos dentro del campo de la identificación de personas a través de la escritura manuscrita basándose en gran variedad de parámetros, a continuación se citarán algunos de estos trabajos y en que basan su proceso de identificación:

En *Writer identification using directional ink-trace width measurements* [6] realizado en 2010, se lleva a cabo la identificación del individuo a partir del **ancho del trazo y de la dirección** del mismo. En él se demuestra que la combinación de ambos parámetros es una herramienta potente en la identificación, ya que están relacionados entre sí. Con el sistema descrito en el artículo se alcanza una eficacia de entre un 63-95 %.

En el estudio realizado en 2013 denominado *Texture-based descriptors for writer identification and verification* [7], se abarca el tema de la identificación a partir de descriptores de texturas, utilizando un esquema de clasificación basado en la representación de disimilitudes, utilizado con éxito en sistemas de verificación. Se analizan dos bases de datos de fuentes diferentes con las cuales se obtiene un éxito de 96,7% y 99,2% respectivamente.

En *Writer Identification Using An Alphabet Of Contour Gradient Descriptors* [8] publicado en 2013, se presenta un método para la identificación de escritores que emula las aproximaciones tomadas por los examinadores forenses de documentos. Combina una característica novedosa, que utiliza un gradiente de contorno para capturar la forma y la curvatura, con segmentación de caracteres para crear un pseudo-alfabeto para una muestra manuscrita dada. Un sistema de distancias es definido entre los elementos del alfabeto creado y recoge la similitud entre dos muestras. Esta aproximación consigue hasta un 96.5% de acierto en el mejor caso.

A novel sparse model based forensic writer identification [9]. Este artículo de 2014 se basa en la representación dispersa de primitivas estructurales, denominados grafemas. La principal novedad de este sistema en comparación con otros que utilizan grafemas es la utilización de una codificación dispersa en lugar de la cuantificación vectorial, y luego los

grafemas son representados en términos de Fourier. En función del número de escritores a identificar la eficacia del sistema varía entre un 98% para 5 escritores y un 88% para 650.

En *Cálculo de Parámetros Basados en Ciencias Forenses para la Identificación de Escritores* [10], PFC realizado en 2012 en la ULPGC, se realiza el estudio de la eficacia de diferentes parámetros, extraídos desde las muestras escaneadas que conforman una base de datos, y su posterior combinación. Después de dicha combinación se llega a obtener un 97.36% de éxito.

Los parámetros extraídos en dicho PFC serán utilizados en el trabajo fin de grado que aquí se expone para fusionarlos con los propios, tratando así de mejorar la tasa de éxito.

También cabe destacar la gran variedad de clasificadores que existe, y que son utilizados en estos y otros proyectos de identificación a través de la escritura manuscrita. Un ejemplo de éstos pueden ser los basados en la utilización de curvas ROC ((Receiver Operating Characteristic), los basados en redes neuronales, los que lo están en Máquinas de Soporte Vector (SVM) y los que utilizan modelos de Distribución Gaussiana Generalizada (GGD) entre algunos otros [3].

1.5. Motivación

Los parámetros utilizados en la identificación forense de manuscritos son muchos, y aprovechan distintas características extraíbles de la escritura. El estudio de estos parámetros típicamente ha sido realizado de forma manual, sin ningún tipo de automatización, pero esto además de un mayor tiempo a la hora de la realización de la tarea, también añade un cierto aspecto de subjetividad al análisis [11].

En este caso la **principal motivación** es la de desarrollar un sistema automatizado y fiable en el que sea posible **realizar la identificación** del individuo utilizando **un único parámetro**, o al menos obtener una tasa de acierto superior a lo que se ha obtenido hasta el momento en estos casos.

Además, el campo de la identificación biométrica a través de manuscritos aún no está tan explotado como podría ser el caso de las huellas dactilares, el dorso y revés de la mano o el iris, siendo por tanto un campo con un desarrollo potencial.

1.6. Objetivos

El objetivo de este trabajo es diseñar e implementar un sistema de reconocimiento automático de personas a partir de muestras escaneadas de palabras manuscritas. Para ello se desarrollará una herramienta de clasificación a partir de un parámetro denominado “**proporcionalidad**” o “**proportionality index**”, mediante el cual se localizarán puntos característicos de algunas de las palabras disponibles en la base de datos y se determinaran las distancias entre ellos, utilizando para ello distintas técnicas de procesado de imagen.

Se llevará a cabo el proceso con distintas palabras, y con ayuda del clasificador se obtendrá el porcentaje de acierto en la identificación en función del número de palabras diferentes tratadas, hasta obtener un porcentaje de acierto lo más elevado posible, y determinar cuántas palabras son necesarias para dicho índice de éxito. Obteniendo así un sistema fiable para la **identificación de personas utilizando un único parámetro**.

Además, el sistema obtenido será compatible con otros sistemas que utilicen distintos parámetros para obtener mayor robustez y eficacia en la identificación, y así poder realizar una comparativa de resultados añadiendo el parámetro que será desarrollado en este trabajo y sin él.

Para llevar a cabo la realización de los objetivos se sigue el siguiente diagrama de bloques:

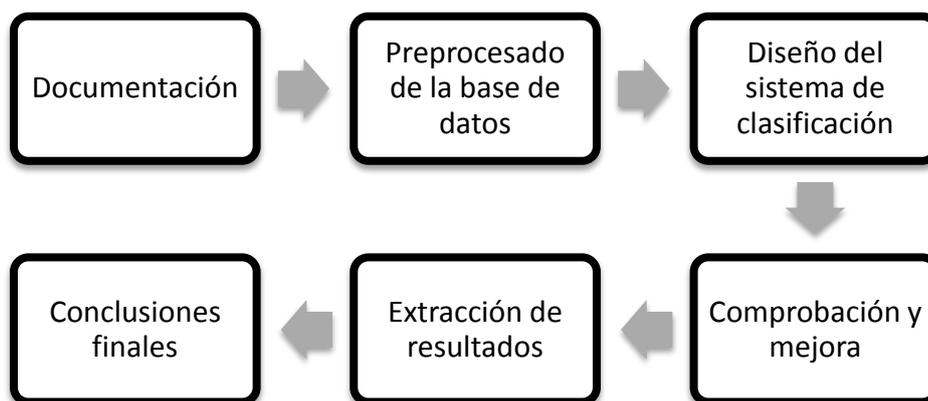


Figura 1-1. Tareas a realizar para el cumplimiento de los objetivos

1.7. Estructura del documento

El documento se encuentra dividido en tres bloques: Memoria, Pliego de Condiciones y Presupuesto.

El bloque Memoria, consta a su vez de 5 capítulos en los que se tratan diferentes aspectos acerca del presente Trabajo Fin de Grado:

Capítulo 1, Introducción.

En este capítulo se inicia al lector en una breve explicación de la escritura, desde su historia hasta el valor identificativo de la misma. También se explicará qué es y en qué consiste la grafotecnia, para terminar con los objetivos y motivaciones que han llevado a la realización de este trabajo y la estructura del mismo.

Capítulo 2, Base de datos y parametrización.

Este capítulo comienza con una introducción teórica acerca de los elementos constitutivos y estructurales que se encuentran en la escritura. También se explica el concepto de dependiente o independiente del escritor y la diferencia entre un sistema holístico y uno analítico. Posteriormente, continúa con la descripción de la base de datos que va a ser utilizada, como se va a llevar a cabo el preprocesado de la misma, y por último la descripción del parámetro en el que se basa es estudio, que es el de proporcionalidad.

Capítulo 3, Método de clasificación.

En este capítulo se tratará el sistema de clasificación que va a ser utilizado en el estudio. Se explica el término de red neuronal, describiendo las mismas y los elementos por las que están compuestas. Por último se explicará cómo se ha realizado el diseño del clasificador. Además, se explican dos métodos implementados para tratar de obtener una mayor robustez en el sistema.

Capítulo 4, Fase experimental.

En este capítulo es en el que se extraen los resultados finales. En primer lugar se comienza obteniendo resultados para palabras de forma aislada. Posteriormente, se pasa a una combinación de varias palabras y como último punto se trata de fusionar los parámetros extraídos en este trabajo con los de otro estudio para tratar de mejorar la tasa de acierto.

Capítulo 5, Conclusiones y líneas futuras.

En este capítulo se evaluará cuán discriminante es el parámetro implementado en este trabajo y hasta qué punto se ha conseguido el fin por el cual

fue planteado, y como ha contribuido a un sistema ya existente. Finalmente, se añade un apartado con algunas pinceladas de las posibles líneas futuras de actuación que podrían complementar éste trabajo.

Como parte de la memoria también se incluyen los anexos correspondientes, y la bibliografía consultada para la realización del conjunto de tareas. En el bloque referente al presupuesto se muestra el coste de realización del presente trabajo, y previamente se encuentra el pliego de condiciones.

Capítulo 2. Base de Datos y Parametrización

Este capítulo comienza con una introducción teórica acerca de los elementos constitutivos y estructurales que se encuentran en la escritura. También se explica el concepto de dependencia o independencia del escritor, y la diferencia entre un sistema holístico y uno analítico. Posteriormente, continúa con la descripción de la base de datos que va a ser utilizada, como se va a llevar a cabo el preprocesado de la misma, y por último, la descripción del parámetro en el que se basa el estudio, que es el índice de proporcionalidad.

2.1. Elementos constitutivos y estructurales de la escritura

La Grafotecnia clasifica las características de la escritura manuscrita en dos grupos: elementos constitutivos y elementos estructurales.

Se definen como **elementos constitutivos** de la escritura, aquellos que referidos a la estructura de los signos y otros que concurren en una determinada escritura y de algún modo la condicionan. Dentro de los elementos constitutivos existen algunos con mayor valor identificativo, por no ser tan obvios a simple vista, y ser menos susceptibles de falsificación, y otros cuyo valor identificativo es menor. Los elementos constitutivos son [12]:

- Trazos; que forman parte esencial de la letra y pueden ser rectos, curvos y mixtos, y a su vez magistrales o perfiles.
- Rasgos; obedecen a un principio ornamental, y pueden ser iniciales, finales o enlaces.
- Caja de escritura; definida por las partes superiores e inferiores de la palabra.

- Pausas; como las comas, puntos o puntos y comas.
- Signos de puntuación.
- Tildes y signos supletorios.
- Márgenes y guiones.

Por otro lado se tienen los **elementos estructurales**, que son aquellos que valiéndose de los elementos constitutivos, los acoplan según una manera determinada, dándoles un aspecto peculiar. Los principales elementos estructurales son [12]:

- Angulosidad; predominio del ángulo sobre la curva.
- Dimensión; distinguiendo la altura y la extensión del grafismo.
- Dirección; es la de la caja de escritura en comparación con los extremos superior o inferior del papel.
- Enlaces; las uniones entre las letras.
- Inclinación; la perpendicular a la caja del renglón.
- Presión; la fuerza aplicada sobre el papel a la hora de escribir.
- Velocidad; que suele ser sinónimo de espontaneidad.
- **Proporcionalidad**; relación entre los diversos elementos del grafismo.
- Orden y regularidad; donde el orden se refiere a la recta de colocación de las letras, palabras y renglones y la regularidad va referida a las formas de las letras y a la separación entre palabras y renglones.
- Continuidad; es la persistencia de las constantes gráficas.

El parámetro a utilizar en este estudio está englobado dentro de los elementos estructurales de la escritura, más concretamente, es el índice de proporcionalidad, y ese es el parámetro que será extraído de las muestras que conforman la base de datos.

2.2. Consideraciones de diseño

A la hora de implementar un sistema biométrico basado en la escritura manuscrita, hay que tener en cuenta algunas dificultades que se presentan debido a la gran cantidad de estilos de escritura existentes. Además, un mismo escritor puede presentar variaciones en su escritura dependiendo de factores como el ánimo, su concentración o la velocidad, lo que dificulta aún más dicha implementación.

El objetivo de la extracción de parámetros es la obtención de particularidades que permitan la distinción entre los diferentes escritores incluidos en la base de datos de una forma precisa. Con esta extracción, se consigue transformar cada imagen en un vector de características, los cuales deben ser bastante similares para el mismo escritor definiendo una especie de patrón y muy diferentes de los del resto de escritores para así poder discernir con claridad de cuál de los mismos se trata. Además, la característica a extraer debe ser lo suficientemente invariable como para estar presente en cualquier estilo de escritura, y al mismo tiempo discriminativa. El número de características a analizar es un elemento totalmente variable, y depende de un proceso empírico [10].

Como se ha mencionado con anterioridad, este estudio se va a desarrollar en base a la extracción de una sola característica, lo que marca uno de los puntos diferenciadores del trabajo con respecto a los anteriores. Sin embargo, en último término se llevará a cabo la fusión con otros parámetros para tratar de extraer nuevos resultados, pero dichos parámetros serán tomados de estudios previos. En la *figura 2-1* se muestra un esquema resumen del comentado desarrollo:

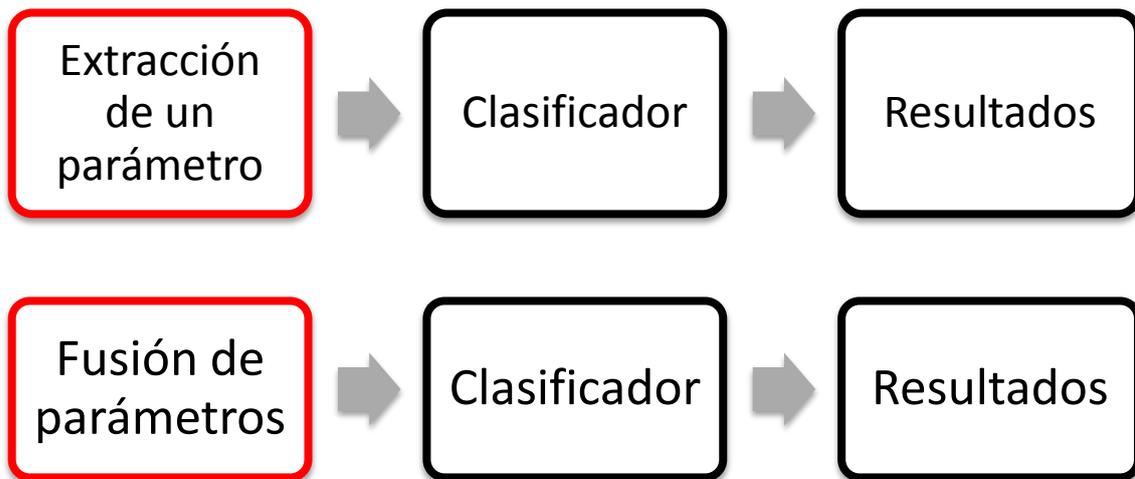


Figura 2-1. Esquema básico de desarrollo

2.2.1. Sistema dependiente o independiente del escritor

La semejanza en la escritura de un mismo escritor en distintos instantes de tiempo puede depender de gran cantidad de factores, además de los ya nombrados (ánimo, concentración o velocidad). Entre estos factores pueden estar las características propias de dicho autor y los patrones de trazos empleados en las distintas regiones geográficas definidos por el sistema educacional correspondiente, que termina condicionando la escritura, al igual que ocurre con el acento y el habla entre otras. A partir de esto, se ha de

decidir si la parametrización a extraer se particulariza para peculiaridades de un solo escritor o de varios, en base a lo que se puede clasificar el sistema en [10]:

- **Dependiente del escritor**, son aquellos sistemas que se especializan en el reconocimiento de imágenes de manuscritos de un autor específico. Suelen dar buenos resultados aplicados a bases de datos relativamente pequeñas, donde el número de sujetos entre los que determinar el correcto autor no es mayor a unas cuantas decenas.
- **Independiente del escritor**, son aquellos que aplican su estudio a una mayor variedad de estilos de escritura, procedentes de diversas imágenes de una mayor cantidad de escritores que en el caso de los dependientes del escritor. Son más complicados de implementar ya que deben cubrir a un mayor conjunto de escritores pero pueden proporcionar mejores resultados para un número elevado de individuos registrados en la base de datos.

En este caso, se ha decidido utilizar un sistema independiente del escritor, ya que el parámetro a extraer está presente para cualquiera y la base de datos es lo suficientemente grande como para utilizar este tipo de sistema tal y como se verá en el apartado de *descripción de la base de datos* presentado posteriormente.

2.2.2. Sistema *on-line* u *off-line*

En el campo de la identificación los **sistemas *off-line*** son aquellos en los que la base de datos está disponible de antemano para el análisis y extracción de parámetros de la misma. Por otra parte, los **sistemas *on-line*** son aquellos en los que mediante un dispositivo electrónico se recibe el elemento que será analizado posteriormente, es decir, documentos manuscritos de forma electrónica.

En este caso, se parte de una base de datos ya realizada y completa, descrita en su apartado *descripción de la base de datos*, por lo que el sistema será *off-line*. Los sistemas *off-line* pueden ser clasificados según la siguiente figura:

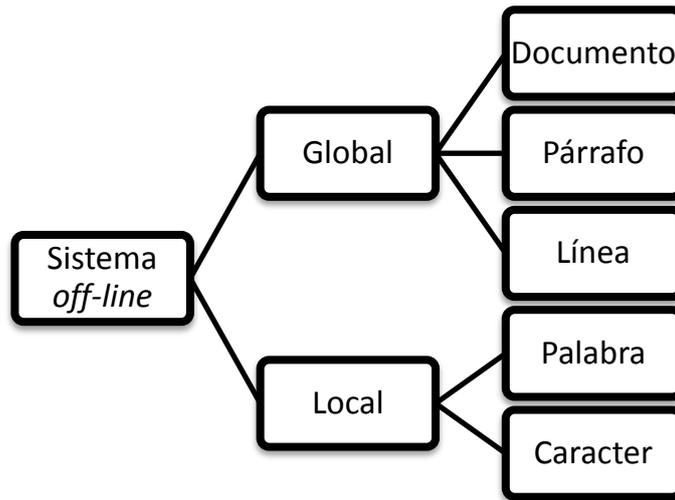


Figura 2-2. Clasificación de los sistemas Offline [13]

De acuerdo con la clasificación de la *figura 2-1*, en este caso el sistema a desarrollar será un sistema *Off-line*, Local y centrado en el análisis de la palabra.

2.2.3. Sistema holístico o analítico

Como se ha concluido en el apartado previo, la técnica de procesamiento de imagen del sistema propuesto es *off-line*. Con este tipo de sistemas se pueden adoptar dos formas de trabajar [10]:

- **Aproximación holística**, aquella en que la imagen de la palabra es considerada como un todo, y las características se extraen de ese todo. Este tipo de aproximación permite ganar en velocidad de procesamiento y se evitan problemas derivados de la segmentación de la palabra en unidades más pequeñas para el análisis posterior. Es más similar a la forma de leer humana que la aproximación analítica, lo que lleva a pensar que en el futuro esta aproximación alcanzará grandes niveles de robustez.
- **Aproximación analítica**, en este caso la imagen de la palabra es considerada como un conjunto de unidades más pequeñas (sílabas, letras u otros grafemas), por lo que la identificación se basará en extraer los parámetros de esas unidades menores. El principal inconveniente de este tipo de aproximación es el problema que se deriva de la segmentación y una posible ralentización del proceso de extracción de parámetros por su mayor complejidad.

En este caso, como se va a tomar la palabra como unidad básica para la extracción de parámetros, y como el propio título del documento indica, estamos ante un sistema holístico.

2.3. Descripción de la base de datos

La base de datos utilizada en este trabajo es una ya existente. Fue creada en la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria (ULPGC) básicamente por el alumno e ingeniero Carlos Fabián Romero, para el estudio y desarrollo de trabajos de investigación, y por varios profesores del Grupo de Procesado Digital de Señales (GPDS) vinculado al Instituto para el Desarrollo Tecnológico y la Innovación en Comunicaciones (IDeTIC). Esa base de datos inicial constaba de 80 escritores, y en un Proyecto Fin de Carrera posterior se llevó a cabo la ampliación de la misma a cargo del alumno Zoilo Alejandro García Hernández, aumentando el número de escritores registrados en la misma a la centena.

El proceso de creación de una BD no entra dentro de los objetivos del presente trabajo, pero se adjunta toda la información relacionada con dicha creación en el *Anexo I: Proceso de formación de la base de datos* incluido en el presente documento.

Las bases de datos para el caso de la escritura manuscrita pueden tener diferentes características según el proceso de formación a través del cual han sido creadas. Las mismas pueden ser dependientes o independientes del útil esferográfico, de léxico acotado o de vocabulario abierto y *on-line* u *off-line* según el método de adquisición de datos.

En cuanto a la clasificación según el sistema de adquisición de datos, tal y como se ha explicado en apartados anteriores, la base de datos será *off-line*.

En este caso se trata de una BD **dependiente del útil esferográfico**, ya que tal y como se explica en el *anexo I* los escritores han sido provistos del mismo tipo de bolígrafo para la realización de los documentos a partir de los cuales se crea dicha base de datos.

Mientras, en relación al tamaño del léxico, se puede clasificar como una base de datos de **léxico restringido**, ya que las palabras utilizadas son siempre las mismas para los diferentes escritores.

2.3.1. Estructura.

La BD está dividida en 100 carpetas diferentes, denominada cada una de ellas por un número (“1”, “2”, ..., “99”, “100”) y que se corresponde con cada uno de los escritores que componen la misma. Dentro de cada una de estas carpetas se encuentran otras dos,

denominadas “NORMAL” y “SIN SKEW”. La diferencia entre una y otra es que en la primera las imágenes se encuentran tal cual fueron extraídos del sistema de adquisición, sin realizarle ningún procesado de imagen posterior. Mientras que por el contrario, la segunda, posee exactamente los mismos cuerpos de escritura que la primera, pero en ellos se ha realizado un procesado para eliminar la falta de alineamiento del documento respecto a cómo fue escaneado (*Skew*).

A su vez, estas carpetas contienen otras diez carpetas denominadas “muestra1”, “muestra2”, “muestra3” y así sucesivamente hasta “muestra10” correspondientes a las 10 veces que cada miembro de la base de datos llevo a cabo el proceso de escritura. En esas últimas 10 carpetas es dónde se encuentran las imágenes de las diferentes palabras extraídas del párrafo escrito. Esas imágenes están en formato *BMP*, y nombradas como “p1”, “p2”,... hasta “p34” que es el número de palabras con el que se cuenta en la BD.

En la siguiente figura se muestra de manera clara la estructura de la BD:

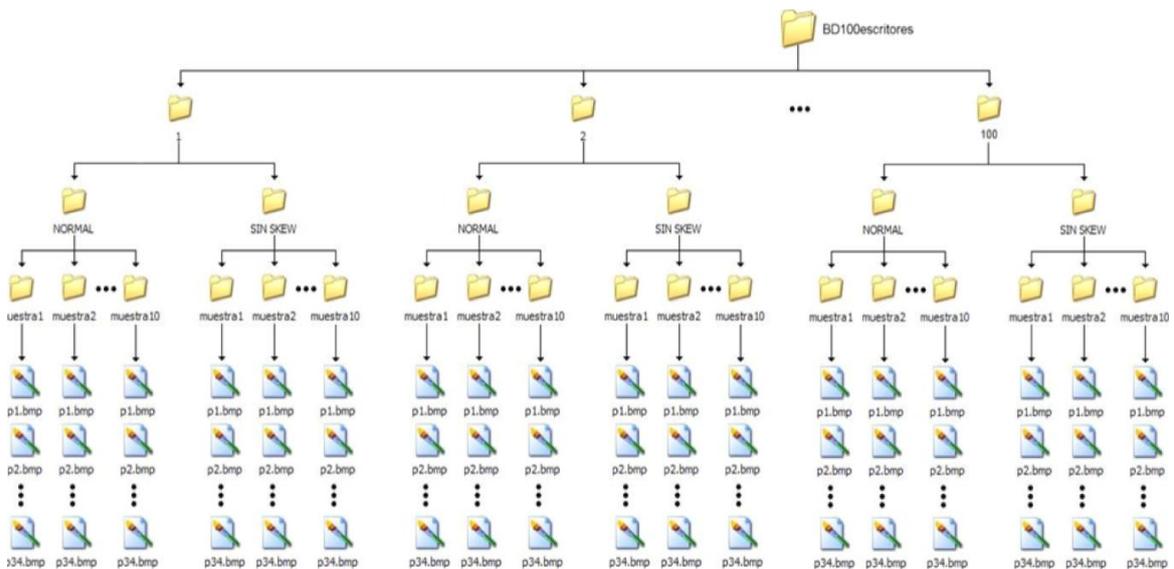


Figura 2-3. Estructura de la base de datos. [10]

2.4 Preprocesado de la Base de Datos.

Para extraer un determinado parámetro o parámetros a partir de la base de datos, puede ser necesario llevar a cabo un procesado previo de las imágenes disponibles.

En este caso se realiza una binarización de las mismas, que consiste en que dada una imagen de entrada que puede estar en escala de grises o en color, a la salida se obtenga una imagen binaria donde los píxeles negros se corresponden con el fondo y los blancos con el primer plano o viceversa. Para llevarla a cabo es necesario definir un nivel umbral, a partir del cual se decide si uno determinado se corresponde con un “1” o un “0” en la imagen procesada. Cada píxel de la imagen es comparado con el valor umbral, si la intensidad del píxel es mayor que el valor del parámetro se fija a blanco en la salida, y si es menor a negro [14].

Esto, aplicado a las imágenes que se necesita procesar permite conseguir una distinción clara entre el fondo de la imagen y el texto que en ella hay escrito, donde los “0” se corresponderán con el texto y los “1” con el fondo, que en este caso es el papel.

Tanto el preprocesado como el resto de tareas que requieran de cualquier tipo de programación para tratar la imagen en este trabajo, se llevan a cabo utilizando el software MATLAB R2012a [15].

Para realizar el preprocesado se ha realizado un pequeño programa, con el que se cargan las imágenes correspondientes a una determinada palabra para todos los escritores y se obtiene su imagen de salida correspondiente. El nivel de umbralización se consigue de forma automática mediante la función “*graythresh*”, y luego solo queda aplicar a la imagen original la función “*im2bw*”, que es la encargada de realizar la binarización en función del umbral obtenido.

El resultado de aplicar el procesado es el que se muestra en la figura siguiente:

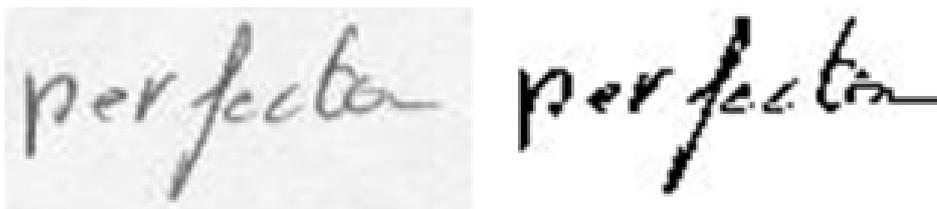


Figura 2-4. Imagen en escala de grises e imagen binarizada.

El resultado de este preprocesado es a partir del cual se realizan el resto de procedimientos necesarios y que son realizados en este estudio. Por tanto, ya la imagen está preparada para que a partir de ella se extraiga el parámetro que servirá posteriormente para la identificación.

2.5. Parámetro a extraer: Proporcionalidad

A continuación, se va a presentar el parámetro a partir del que se pretende extraer los datos necesarios para poder realizar la identificación del escritor de una forma fiable, que en este caso será el de proporcionalidad.

La proporcionalidad referida a la escritura es la relación entre los diversos elementos de grafismo, por ejemplo, las alturas de las mayúsculas y letras sobresalientes con respecto a la altura media de las letras cortas, etc.

Existe una proporcionalidad normal entre todos los elementos de los escritos que se atienen a preceptos caligráficos. Esta proporcionalidad es tal vez uno de los caracteres más constantes en la grafía espontánea, pues si bien el tamaño y extensión de la escritura puede variar como consecuencia del trabajo que se realiza, del fin que se persigue, del material de que se dispone y de la amplitud o exigüidad del espacio en relación con lo que se tiene que escribir, sin embargo **la proporcionalidad permanece constante**. Además, es uno de los elementos que fácilmente se escapa al disimulador o al imitador, más atentos a la alteración de la forma de las letras y a algún otro elemento más sobresaliente, como dimensión, dirección, inclinación, etc [12].

A partir de lo anterior se deduce que para la extracción del parámetro es necesaria la localización de puntos en la palabra, que sean comunes en todas las imágenes a comparar entre sí para determinar esa proporcionalidad. Para extraer los puntos serán utilizadas palabras en las que existen varias jambas (prolongaciones inferiores) y/o hampas (prolongaciones superiores) ya que sus extremos son puntos localizables de una manera bastante sencilla con la aplicación de algunos algoritmos. Además tanto el punto inicial y el final de la palabra, también serán tomados como puntos de interés.

Una vez extraídos dichos puntos, se calculará la **distancia euclídea** existente entre cada uno de ellos para más tarde pasar a almacenarlos en una matriz propia de cada una de las palabras analizadas, que serán el parámetro de entrada definitivo al sistema de clasificación elegido. Esas distancias extraídas son las que se presuponen proporcionales entre ellas independientemente del tamaño de letra que utilice el escritor, por lo que son el elemento identificativo. De cada palabra se extraen cinco puntos, obteniendo por tanto diez distancias que serán las que caractericen a una palabra determinada.

Por tanto, el proceso a seguir para llegar a la extracción de las distancias necesarias que se introducen como entrada en el sistema de clasificación será el siguiente:

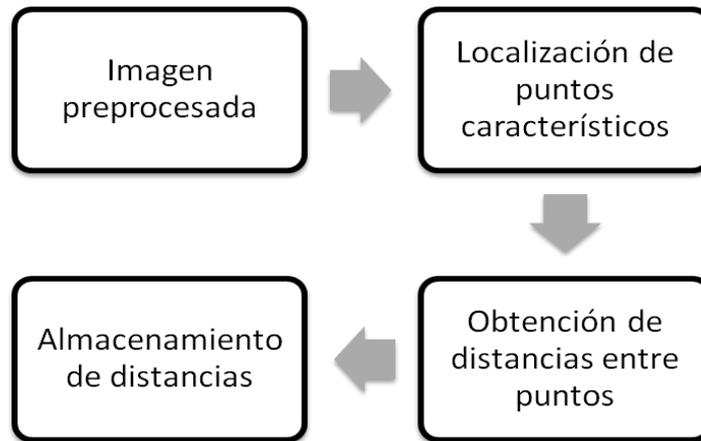


Figura 2-5. Esquema para la extracción de distancias.

A continuación, se desarrollan los distintos apartados que aparecen en la *figura 2-4*. Para ello se toma como ejemplo la palabra “perfecta”, aunque el proceso es muy similar para cualquiera de las palabras que componen la base de datos.

2.5.1. Localización de los puntos

Para la localización de los puntos, se ha desarrollado un pequeño programa. Éste lo que hace es que partiendo de la imagen binaria, busca en la matriz que representa dicha imagen los valores que son 0 y que por tanto representan texto, mediante la función “*find*”. A partir de ahí se extraen los puntos inicial y final de la palabra, y las hampas y jambas según la palabra. En particular, en el caso de “perfecta” se extraen como puntos los siguientes:

- Inicio de la palabra.
- Fin de la palabra.
- Jamba de la f.
- Hampa de la f.
- Hampa de la t.

Una vez buscados los valores iguales a 0 se extraen sus posiciones, determinados según su fila y su columna, y que son almacenados en respectivos vectores. Para obtener el inicio, se busca en esos vectores de posiciones aquel punto cuya columna sea menor, con lo que se obtiene la primera columna con texto, y con su fila correspondiente ya se tiene el **punto inicial**. El proceso para encontrar el **final de la palabra** es análogo, pero buscando la columna de mayor valor.

El siguiente paso es encontrar la **jamba**, para ello se va al vector fila, y se busca la de valor mayor, lo que nos indica que es el punto con texto más cercano al borde inferior, lo que es un claro síntoma de la existencia de una jamba. Con esa fila y su correspondiente columna ya se tiene el punto a localizado. Como “perfecta” contiene dos jambas, y la que queremos detectar es la de la “f”, aplicamos una máscara a la primera parte de la palabra para descartar que pueda ser detectada la de la “p”.

Y por último, se trata de encontrar las dos hampas, tanto la de la “f” como la de la “l”. Para ello se sigue el mismo proceso que para las jambas pero buscando la fila de valor menor. Así se obtiene el **punto más alto** de la palabra, y por tanto una hampa. Pero en este caso aún queda por detectar la segunda hampa, para lo que se aplica una máscara a una zona prudente alrededor del primer punto encontrado y se repite el proceso. Obteniendo de esta manera la **segunda hampa**.

El resultado de la ejecución de todo el proceso descrito en este apartado es el siguiente:



Figura 2-6. Puntos localizados

2.5.2. Cálculo de las distancias entre puntos

Una vez están localizados los puntos, lo siguiente es realizar el cálculo de la distancia existente entre ellos. De la detección de los cinco puntos se derivan 10 posibles distancias a calcular que se muestran en la siguiente figura:

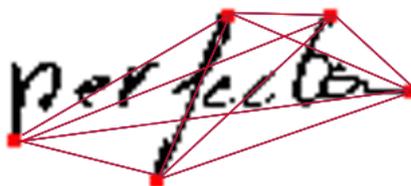


Figura 2-7. Distancias a calcular

Para llevar a cabo el cálculo simplemente se ha realizado aplicando la fórmula de la distancia euclídea entre dos puntos:

$$d_E(P_1, P_2) = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}$$

(Ecuación 1)

Donde x e y son las coordenadas de los puntos localizados con anterioridad. Por tanto haciendo una sencilla implementación de dicha fórmula en el software matemático se obtiene el valor de las distancias.

2.5.3. Almacenamiento de las distancias

Una vez obtenidas, estas se almacenan en un vector de 10 posiciones, y habrá uno por cada repetición y al ser 10 repeticiones por escritor y teniendo 100 escritores, hacen un total de 1000 vectores con 10 distancias cada uno para una sola palabra analizada. Para facilitar el acceso a los datos, las distancias se almacenarán en un estructura tipo *cell* de tamaño 100x1, donde cada fila corresponde a un escritor, y dentro de cada una de estas filas encontramos las distancias correspondientes a cada repetición. En la siguiente figura, se da una visión más ilustrativa a la estructura del *cell* de almacenamiento:

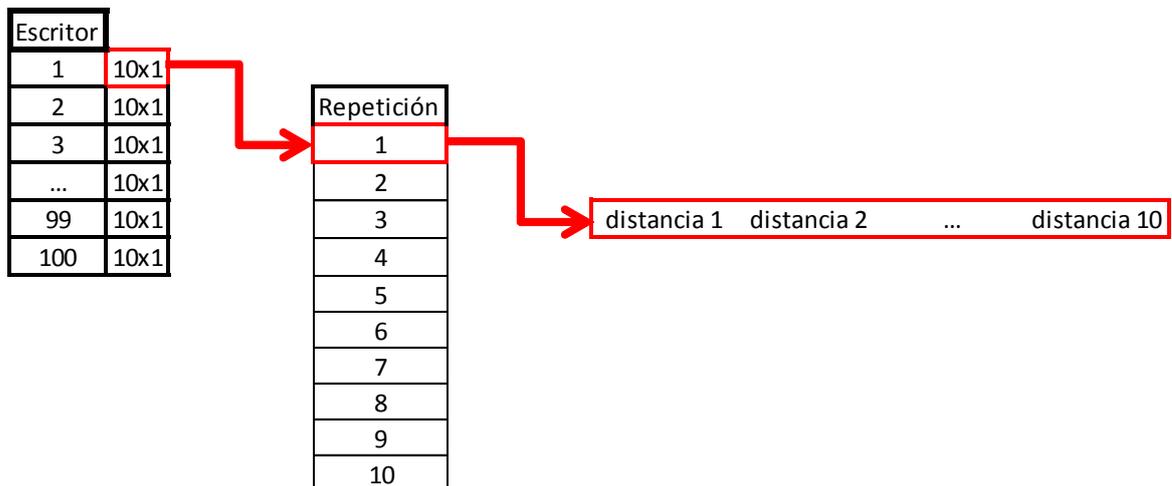


Figura 2-8. Estructura del *cell* de almacenamiento

La estructura utilizada ha sido la descrita en la *figura 2-7* debido a que en estudios y proyectos anteriores se ha trabajado de esta forma, y con ello se garantiza que los parámetros extraídos en todos los casos sean compatibles con el sistema de clasificación

que vaya a ser utilizado. De manera, que posteriormente se pueda realizar la fusión entre estudios.

Una vez realizados todos los procesos descritos en el apartado 2.5, ya está todo dispuesto de forma que los parámetros extraídos pueden ser introducidos en el sistema de clasificación, que será el encargado de realizar la identificación.

Capítulo 3. Método de clasificación

En este capítulo se trata el sistema de clasificación que va a ser utilizado en el estudio, basado en redes neuronales. Se explica el término de red neuronal, describiendo las mismas y los diferentes elementos por las que están compuestas. Por último, se explica cómo se ha realizado el diseño del clasificador, y algunos procesos adicionales implementados para obtener mejores resultados.

3.1 Introducción a las Redes Neuronales

En este trabajo el método de clasificación utilizado es el de Redes Neuronales, NN (Neuronal Network) o Redes Neuronales Artificiales (RNA). Existe en el hombre un deseo profundo de poder reproducir la habilidad cognoscitiva por medios artificiales. La fascinación que la inteligencia como materia de estudio ha suscitado al género humano, puede verse reflejada en la aparición de una rama íntegra del estudio científico llamada "Inteligencia Artificial" o también, estudio de la inteligencia.

Una de las múltiples ramas por las cuales se ha desarrollado este tipo de investigación es el desarrollo de las llamadas "redes neuronales". Una red neuronal es el intento de poder realizar una simulación computacional del comportamiento de partes del cerebro humano mediante la réplica en pequeña escala de los patrones que éste desempeña para la formación de resultados a partir de los sucesos percibidos [16].

Las RNA están compuestas de un gran número elementos de procesamiento altamente interconectados, denominados neuronas, que trabajan al mismo tiempo para solucionar problemas específicos. Tal como las personas, aprenden de la experiencia. Se trata de una forma de computación que es capaz de manejar las imprecisiones e incertidumbres que aparecen cuando se trata de resolver problemas relacionados con el mundo real (reconocimiento de formas, toma de decisiones, etc.) [17].

Las redes neuronales son aplicadas en diferentes áreas del conocimiento, como en biología, medicina, economía, ingeniería, psicología, etc., obteniendo excelentes resultados respecto de los modelos estadísticos clásicos. El paralelismo de cálculo, la memoria distribuida y la adaptabilidad al entorno, han convertido a las RNA en potentes instrumentos con capacidad para aprender relaciones entre variables sin necesidad de imponer restricciones de partida en los datos [10].

Las redes neuronales han sido el método de clasificación elegido debido a varios factores, como son la relativa sencillez a la hora de la implementación del sistema y la gran capacidad de aprendizaje que presentan ante nuevos datos.

3.2. Descripción de una red neuronal

El cerebro humano contiene más de 100 billones de elementos de proceso llamados neuronas, que se comunican a través de conexiones llamadas sinapsis. Cada neurona está compuesta por tres partes fundamentales: cuerpo, dendritas y axón. El cuerpo en su capa externa tiene la capacidad única de generar impulsos nerviosos. Las dendritas que son como las ramas que salen del cuerpo, poseen algunas conexiones sinápticas en donde se reciben señales que generalmente vienen de otros axones. El axón se encarga de activar o inhibir otras neuronas las cuales a su vez son activadas por cientos o miles de otras neuronas.

Cada neurona artificial está conectada con el resto de neuronas de la red mediante enlaces de comunicación (conexiones, siendo su símil biológico las dendritas y el axón de la neurona explicados anteriormente) cada uno de los cuales tiene asociado un peso sináptico. En dichos pesos se encuentra el conocimiento que tiene la NN acerca de un determinado problema. Esos enlaces asociados a un peso son las entradas de cada neurona, cada una representando la salida de otra neurona, o una entrada del medio externo. Con el conjunto de entradas de la neurona se realiza una suma ponderada y se filtra este valor con una función de activación, para obtener de este modo la respuesta de la neurona a las entradas [18]. De manera gráfica una neurona artificial queda representada de la siguiente manera:

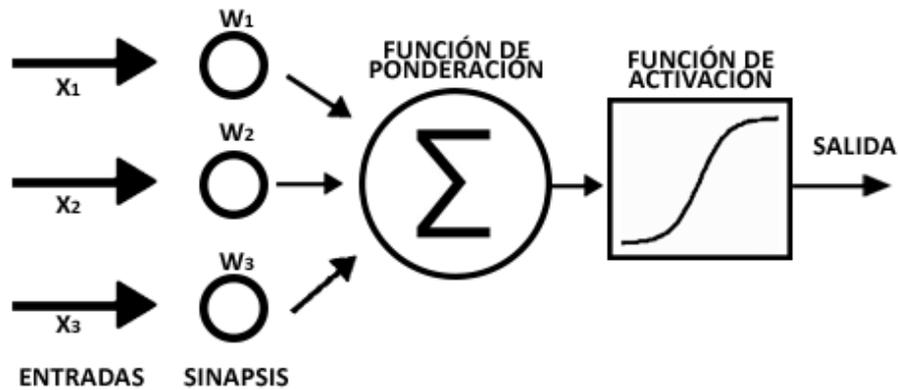


Figura 3-1. Representación neurona artificial

La distribución de neuronas dentro de la red se realiza formando niveles o capas de un número determinado de neuronas cada una. A partir de su situación dentro de la red se pueden distinguir tres tipos de capas:

- De entrada, estas capas reciben la información desde el exterior.
- De Salida, estas envían la información hacia el exterior
- Ocultas, son capas que solo sirven para procesar información y comunicar otras Capas.

Las capas a su vez, están conectadas entre sí a través de las uniones de las neuronas que las forman. Esas uniones entre capas forman distintas estructuras que principalmente son las siguientes:

- Unión todos con todos, donde cada neurona de una capa se une con todas las neuronas de la otra capa. Es el tipo de conexionado más utilizado.
- Unión lineal, se une cada neurona con una de la otra capa.
- Predeterminado, Este tipo de conexionado aparece en redes que tienen la propiedad de agregar o eliminar neuronas de sus capas y de eliminar también conexiones.

Estableciendo un orden en las capas se pueden establecer conexiones hacia delante, hacia atrás o conexiones laterales. Esto sirve para clasificar las redes en *feedforward* o hacia delante, que no tienen ninguna conexión hacia atrás, y *feedback* o hacia atrás que sí permiten ese tipo de conexiones. Las conexiones laterales son conexiones entre neuronas de la misma capa, este tipo de conexión son muy comunes en las redes mono capa. Si la red admite que las neuronas tengan conexiones a sí mismas, se dice que la red es auto

recurrente. De forma complementaria, en el *anexo II*, se incluye un esquema de clasificación de redes neuronales según su topología.

Un criterio muy utilizado para la clasificación de redes neuronales es según el tipo de aprendizaje que siguen. El aprendizaje de las redes neuronales, es el proceso de presentar los patrones que debe aprender la red, y el cambio de los pesos de las conexiones sinápticas usando una regla determinada.

Las redes neuronales manejan dos tipos de información. La primera, es la información volátil, que se refiere a los datos que se están usando, y se encuentra almacenada en el estado dinámico de las neuronas. El segundo tipo de información es la no volátil, que se mantiene para recordar los patrones aprendidos y se encuentra almacenada en los pesos sinápticos.

La regla de aprendizaje consiste en algoritmos basados en formulas matemáticas, que usando técnicas como minimización del error, modifican el valor de los pesos sinápticos en función de las entradas disponibles y con ello optimizan la respuesta de la red a las salidas que deseamos [19]. Así, atendiendo a la fase de aprendizaje se pueden clasificar las NN en [10]:

- Redes de pesos fijos, en las cuales no existe ningún tipo de entrenamiento.
- Redes de aprendizaje supervisado, donde la red dispone de los patrones de entrada y los patrones de salida deseados para esa entrada y en función de ellos se modifican los pesos de las sinapsis para ajustar la entrada a esa salida.
- Redes de aprendizaje no supervisado, consiste en no presentar patrones objetivos, si no solo patrones de entrada, y dejar a la red clasificar dichos patrones en función de las características comunes de los patrones.

Actualmente, existen decenas de paradigmas de RNA, como se puede ver en el *Anexo 2*, que son usados en diversos campos de aplicación. Pero entre todo ellos el más utilizado es el perceptrón multicapa, el cual emplea el algoritmo de aprendizaje ***back-propagation error*** (propagación del error hacia atrás). Una red de este tipo que contenga suficientes unidades no lineales es capaz de aprender cualquier tipo de función o relación entre un grupo de variables de entrada y salida. Esto las convierte en herramientas de propósito general, flexibles y no lineales [10].

3.3 Elementos de una Red Neuronal

Atendiendo a lo explicado en el apartado anterior, se puede realizar una enumeración de los distintos elementos que componen y caracterizan una red neuronal, siendo fundamentales en el tipo de funcionamiento que finalmente presente la red [10]:

- Neuronas, son las unidades de procesado que siguen un modelo de activación determinado, el modelo neuronal.
- Arquitectura de la red, es la forma de conexión entre las neuronas y unas reglas de propagación a través de las mismas.
- Reglas de aprendizaje, es el algoritmo de aprendizaje que se utiliza para modificar las conexiones entre las unidades y los parámetros ajustables de las neuronas, todo esto a partir de la experiencia.
- Conexión de la red, sirve para conectar el conjunto de entradas y salidas con las capas intermedias.

3.4. Diseño del clasificador

Para este clasificador, se utilizará una red de aprendizaje supervisada, ya que parte de las muestras extraídas de la base de datos serán utilizadas para entrenamiento y la otra parte como datos de test. El clasificador será una red neuronal *Feedforward* o hacia adelante, que va a constar de tres capas, una de entrada, otra intermedia también denominada oculta y una de salida, tal y como se muestra en la siguiente figura:

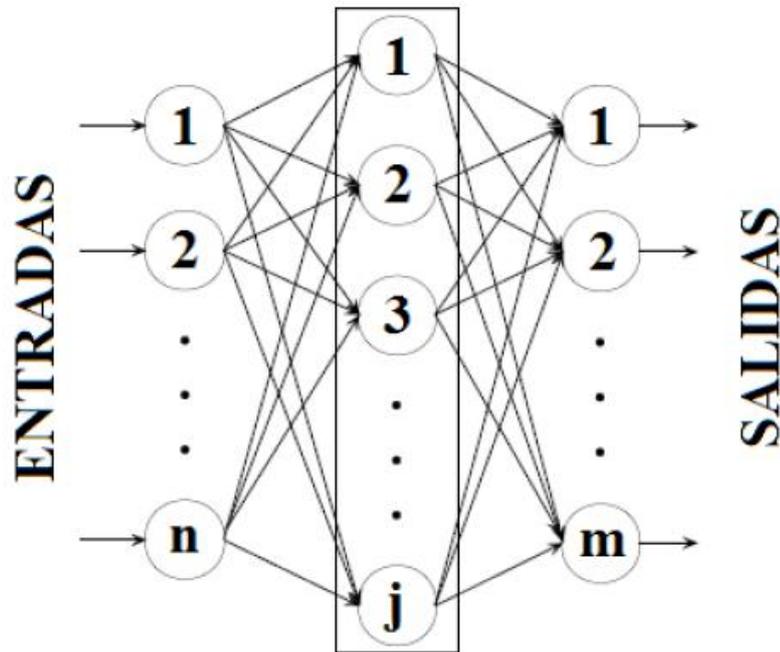


Figura 3-2. Estructura del clasificador

El algoritmo de aprendizaje será el Perceptrón, pero el simple tiene una serie de limitaciones muy importantes. La más destacable es su incapacidad para clasificar conjuntos que no son linealmente independientes. El modelo multicapa es una ampliación del perceptrón simple a la cual se le añade una serie de capas (mencionadas anteriormente) que son las que hacen una transformación sobre las variables de entrada permitiendo eludir el problema anterior. Convirtiendo las funciones linealmente no independientes, en linealmente independientes gracias a la transformación de la capa oculta. Por estas razones, el modelo a utilizar será el del perceptrón multicapa (MLP).

Como ya se ha comentado, esta estructura de red neuronal hace uso del algoritmo *back-propagation error* y su importancia radica en la capacidad que tiene de organizar una representación interna del conocimiento en las capas ocultas de neuronas, con la finalidad de aprender la relación que existe entre el conjunto de entradas y las salidas. Posteriormente, aplica esa misma relación a nuevos vectores de entrada (con ruidos o incompletos), dando una salida activa si la nueva entrada es parecida a las presentadas durante la fase de aprendizaje. La *figura 3-2* se corresponde con la representación de un perceptrón multicapa [10].

Con esta técnica hay que tener en cuenta los siguientes parámetros para poner en funcionamiento la red neuronal [16]:

- Criterio de inicialización (aleatorio).

- Criterio de parada (por iteraciones, o por error absoluto o relativo).
- Número de neuronas en la capa de entrada, en la oculta y en la de salida.

El número de neuronas de entrada coincide con el número de parámetros y las neuronas de salida, el número de usuarios o clases a determinar, en este caso son tantas distancias por palabra como número de neuronas de entrada y 100 en la de salida para la identificación del usuario, una por cada posible escritor.

La elección del número de neuronas de la capa oculta es uno de los puntos más importantes a tratar, ya que dará lugar a una gran diferencia en el índice de acierto. Una aproximación que puede servir para empezar a experimentar es la siguiente:

$$\#n_H = \sqrt{\#n_I \#n_O} \quad (\text{Ecuación 2})$$

Donde $\#n_H$, $\#n_I$ y $\#n_O$ son el número de neuronas de la capa oculta, de entrada y de salida respectivamente.

Sin embargo, este valor es una simple aproximación, ya que como se demostrará en la fase experimental rara vez el valor proporcionado por esta será el número óptimo de neuronas en la capa oculta.

Además, es necesario dividir la muestra de datos de la que se dispone, ya que unos van a ser empleados para el aprendizaje y el resto para la fase de test. En este caso se ha optado por una distribución al 50%, para asegurar que la red esté lo más equilibrada posible. Utilizar más muestras para el aprendizaje que para el test podría llevar a un proceso de aprendizaje insuficiente, mientras que lo contrario podría provocar una evaluación de los datos obtenidos a la salida incorrecta.

Una vez definidos todos los parámetros de la red, solamente queda introducir los datos que se utilizarán para el aprendizaje y los que utilizarán para el test. Éstos están almacenados en el *cell* que definimos en el *capítulo 2*. Sin embargo, cuando se trabaja con un perceptrón multicapa las variables deberían seguir una distribución normal o uniforme, donde el rango de valores debería ser aproximadamente el mismo y acotado dentro del intervalo de trabajo de la función de activación. Normalmente, las variables de entrada y salida suelen acotarse a valores comprendidos entre 0 y 1 ó entre -1 y 1 [10]. Debido a esto, es necesaria una normalización de los datos. Para ello se crea una matriz de datos de entrada y una de datos para test de idénticas dimensiones y se normaliza la primera de ellas

mediante la función “*mapminmax*” de MATLAB. Esta devuelve una serie de parámetros que son utilizados posteriormente para normalizar la matriz de datos de test. Las matrices normalizadas serán las utilizadas finalmente como datos de entrada y de test en la red neuronal.

Una vez realizado todo este proceso solo quedaría iniciar el entrenamiento, para posteriormente obtener la tasa de éxito obtenida a partir de la matriz de confusión extraída a partir de los parámetros que devuelve la red neuronal tras la ejecución.

3.5. Procesos adicionales

Este apartado está dedicado a la explicación de dos métodos implementados para tratar de obtener una mayor robustez en el sistema. Uno de ellos es el *Score Fusion*, y el otro es la aplicación de PCA (Análisis de las componentes principales).

Además del preprocesado de la base de datos y la correcta elección de los parámetros del sistema de clasificación existen algunas estrategias que se pueden realizar para tratar de optimizar los resultados obtenidos. A continuación se procede a explicar en qué consisten los mencionados procesos y de qué manera se han aplicado en este estudio.

El *Score Fusion* es un método que está relacionado directamente con el sistema de clasificación, mientras que el análisis de componentes principales se aplica directamente sobre los datos de entrada, independientemente del sistema de clasificación. Sin embargo, se realiza aquí la explicación del mismo debido a que es necesario hacer mención de algunos términos no explicados hasta el presente capítulo.

3.5.1. *Score Fusion*

El *Score Fusion*, es un método empleado para mejorar la eficiencia del sistema clasificador y que trata de corregir los errores que comete el algoritmo de *back-propagation*. El método consiste en aplicar las mismas muestras de entrenamiento paralelamente a N redes neuronales, es decir, entrenar por separado cada red con los mismos datos y, posteriormente, aplicarle a cada una las mismas muestras de test.

Debido a la componente aleatoria que tienen los pesos iniciales en las redes neuronales utilizadas, se obtienen N soluciones diferentes para los mismos datos de entrada. Como se obtienen N soluciones para cada muestra, el método lo que hace es escoger aquellos resultados de las redes neuronales en las que se obtienen mejores resultados.

Por tanto, lo que hace es aprovechar la inicialización aleatoria de los pesos y las diferentes convergencias a las que llega el clasificador para establecer una generalización de las mismas, aplicando siempre la misma entrada [10]. En la figura que se muestra a continuación, se muestra el esquema de funcionamiento de este tipo de sistema de redes neuronales trabajando de forma conjunta:

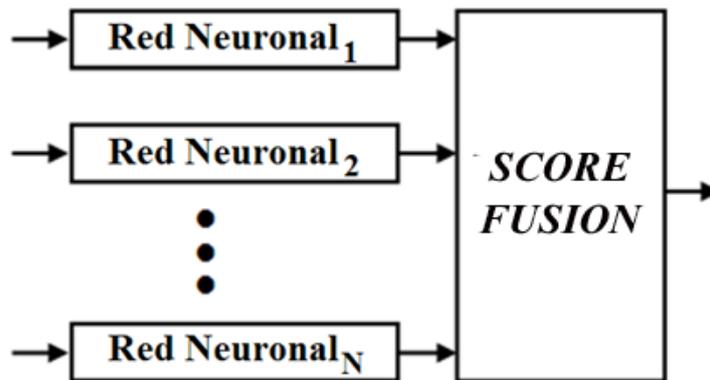


Figura 3-3. Diagrama del *Score Fusion*

En este estudio el número de redes neuronales no se ha determinado como fijo, sino que dependiendo de si se estaban realizando pruebas para determinar el funcionamiento de ciertas modificaciones, o si por el contrario se trataba de comprobaciones finales el número de redes era distinto, para no alargar demasiado los procesos de simulación. Como es lógico, para la extracción de resultados finales sí que se aplica siempre el mismo número de redes.

3.5.2. Análisis de componentes principales

El análisis de componentes principales (en inglés, PCA) es una técnica utilizada para reducir las dimensiones de un conjunto de datos. Intuitivamente la técnica sirve para hallar las causas de la variabilidad de un conjunto de datos y ordenarlas por importancia. Este análisis lo que hace es buscar la proyección según la cual los datos queden mejor representados en términos de mínimos cuadrados. Es ampliamente empleado en análisis exploratorio de datos y para construir modelos predictivos. [20]

El análisis construye una transformación lineal que escoge un nuevo sistema de coordenadas para el conjunto original de datos en el cual la varianza de mayor tamaño del conjunto de datos es capturada en el primer eje (llamado el Primer Componente Principal),

la segunda varianza más grande es el segundo eje, y así sucesivamente. De esta ordenación en las diferentes componentes subyace la ventaja fundamental del sistema, ya que el conjunto de datos que contribuye más a la varianza queda retenido en las componentes principales.

La contribución a la varianza es sinónimo de cantidad de información que aportan al sistema. Por tanto esos datos almacenados en las componentes principales serán los tomados para la posterior clasificación. Por lo tanto, lo que se busca es que de entre todos los datos extraídos en la fase de parametrización, dar importancia a aquellos que de verdad aportan información y descartar aquellos que pueden disminuir la eficacia del sistema, ya que actúan como ruido en el mismo.

El análisis de componentes principales es llevado a cabo después de realizar la normalización de los datos extraídos del *cell* de almacenamiento. En ese punto mediante la función “*processpca*” se aplica el análisis sobre los datos destinados como de entrenamiento para la red neuronal, y con los parámetros que devuelve la función se aplica el PCA sobre la matriz de datos que serán de test. Una vez aplicado el PCA, hay que seleccionar el número de componentes principales que van a ser utilizadas, parámetro cuyo valor óptimo, solamente se puede extraer a través de un proceso experimental comparando tasas de éxito. El diagrama de bloques a continuación, trata de ilustrar en qué punto del proceso es aplicado al análisis de componentes principales:

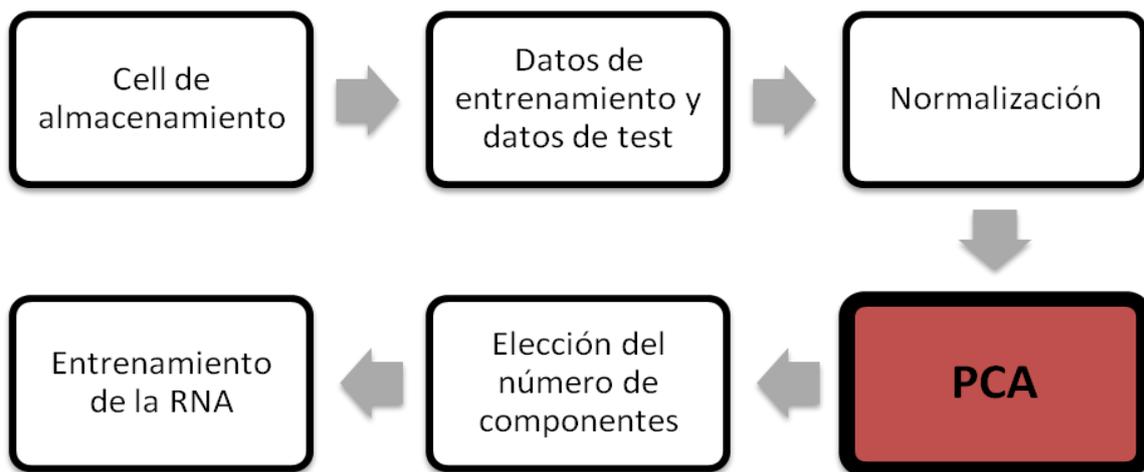


Figura 3-4. PCA en el proceso de identificación

De la aplicación de PCA, aparece un inconveniente a la hora de definir los parámetros de la red neuronal, en concreto el parámetro es el del número de neuronas en la

capa oculta. Esto es debido a que al aplicar PCA y eligiendo un número de componentes varía el tamaño del conjunto de datos que entra en la red neuronal. Esta variación provoca que el número óptimo de neuronas de la capa oculta cambie, por lo que cada vez que se pruebe con un número distinto de componentes principales se hace necesario volver a simular con diferentes cantidades de neuronas en la capa oculta para conseguir un resultado fiable.

Capítulo 4. Fase experimental

En este capítulo se extraen los resultados después de la aplicación el parámetro de proporcionalidad junto con los distintos métodos para obtener una mejora del sistema, explicados en el último apéndice del *capítulo 3*. En primer lugar, se comienza obteniendo resultados para palabras de forma aislada. Posteriormente se pasa a una combinación de varias palabras, y como último punto, se trata de fusionar los parámetros extraídos en este trabajo con los de otro estudio para tratar de mejorar la tasa de acierto final.

4.1. Metodología experimental

Lo primero que se debe determinar es la combinación óptima entre el número de componentes principales que se van a utilizar y el número de neuronas de la capa oculta. Para ello, se llevan a cabo distintas pruebas donde se varían los valores presentes en dicha combinación. Para agilizar el proceso y debido a que no se busca un resultado final, sino una orientación hacia los valores adecuados a introducir en el sistema, lo que se hace es establecer como mecanismo de parada del entrenamiento un número fijo de 200 iteraciones (cantidad algo baja si se fuera a obtener un resultado final) y una configuración del *Score Fusion* de 5 sistemas trabajando en paralelo.

El proceso de prueba se realiza sobre los datos extraídos de una sola palabra y la combinación más efectiva de componentes principales y número de neuronas de la capa oculta será aplicada al resto de palabras que se analicen. Esto se hace por la gran complejidad que supondría aplicar el proceso de pruebas a cada una de las palabras a analizar, lo que llevaría a un proceso muy extenso en el tiempo para simplemente obtener resultados orientativos.

Una vez analizados los resultados de ese proceso, se observa con que combinación el resultado es mejor, y por tanto esa será la combinación definitiva que se utilizará para el experimento que dará la tasa de acierto definitiva. El número de iteraciones para este

experimento final será de 2000, 10 veces mayor que el utilizado en el proceso de prueba, y se trabajará con una configuración de 30 redes neuronales en paralelo. **El experimento final será a través del que se obtenga la tasa de acierto definitiva del parámetro de proporcionalidad**, tanto para palabras aisladas como para la combinación de las mismas.

En el siguiente diagrama se ilustra de forma esquemática los distintos procesos a llevar a cabo en esta fase de experimentación para obtener los resultados definitivos:

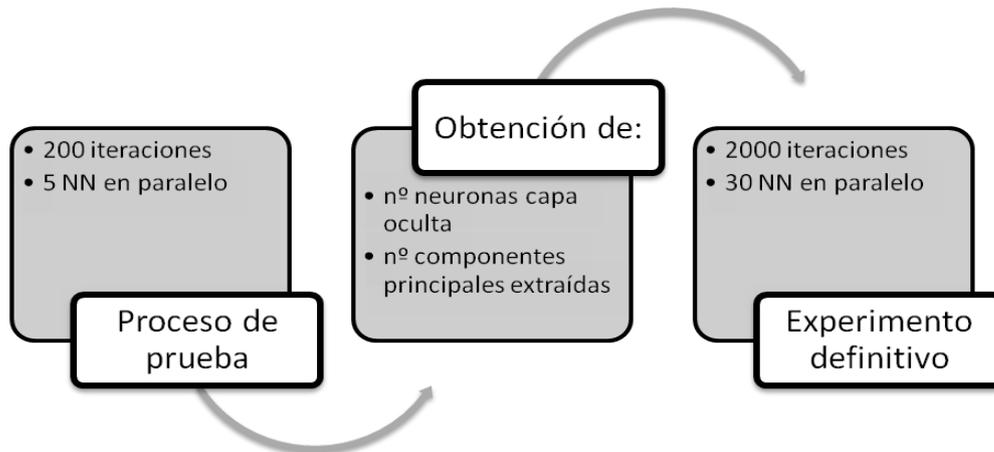


Figura 4-1. Procesos para obtener resultados definitivos

Todo lo anterior, es totalmente dependiente del número de palabras a combinar, ya que la cantidad de datos de entrada a la red neuronal cambia cuando se aumenta el número de palabras de las que han sido extraídos. Por ello **el proceso completo ha de ser repetido para las distintas combinaciones de palabras que se lleven a cabo**. Para la fusión con los parámetros extraídos en otros proyectos, también se seguirá el mismo esquema, pero teniendo en cuenta que los datos deben contar con la misma estructura para poder ser implementados en la red neuronal utilizada en este estudio.

4.2. Resultados de palabras analizadas de forma individual

Siguiendo el proceso descrito en el *apéndice 5.1* se procede a calcular la tasa de éxito obtenida para cada una de las palabras que van a ser analizadas. De las 34 palabras de las que se dispone en la base de datos se han extraído los parámetros de 15 de ellas, que serán el número máximo de las mismas que se fusionarán en apartados posteriores. En concreto las palabras seleccionadas son: “*bastante*”, “*Cervantes*”, “*edición*”, “*española*”,

“Hidalgo”, “idealista”, “ingenioso”, “Mancha”, “necesidades”, “perfecta”, “positivista”, “publicó”, “Quijote”, “tipos” y “universal”.

Las palabras se han elegido en función del número de puntos característicos que se pueden obtener de ellas y la posibilidad de adaptación al proceso de parametrización descrito en el capítulo 3 de este estudio. La gran mayoría de ellas poseen tanto hampas como jambas y los puntos inicial y final son fácilmente identificables.

Una vez parametrizadas, con los datos almacenados en la matriz correspondiente y aplicado PCA, el siguiente paso ya dentro de la fase de experimentación es llevar a cabo el proceso de prueba, visto en la figura 4-1. A través del mismo, se obtienen el número de neuronas de la capa oculta y la cantidad de componentes principales que son utilizadas para extraer los resultados obtenidos por el análisis de las palabras de forma individual. Como ya se ha mencionado, para este primer proceso de aproximación se fija la parada del entrenamiento de la red neuronal en 200 iteraciones y son 5 redes trabajando en paralelo. Este proceso solamente se realiza sobre una de las 15 palabras, y los parámetros idóneos obtenidos se extrapolan al resto de redes neuronales aplicadas a las demás palabras. En este caso, y para seguir con el mismo ejemplo utilizado en palabras anteriores, se empleará la palabra “perfecta”.

Para ello se construye un bucle con el que se utilizan desde 20 neuronas en la capa oculta hasta 400 neuronas, en saltos de 20. Mientras tanto, otro bucle se encarga de variar el número de componentes principales utilizadas, que irán desde 1 hasta 10 con un paso de 1. El resultado de esta prueba es el que se muestra a continuación, en la tabla 4-1:

PCA	Número de neuronas de la capa oculta																			
	20	40	60	80	100	120	140	160	180	200	220	240	260	280	300	320	340	360	380	400
1	4,6	3,8	6,4	4,4	4,8	5,2	4,2	1,2	3,6	3	3,6	3,8	1,6	1,4	0,6	2,2	1,8	1,4	1,6	1,6
2	7,8	7,6	7,6	6,8	6,6	8,8	6	6,8	6,2	5,2	3	2,6	4	3,8	2,4	3,2	3,2	3,8	4,6	3,4
3	8,8	6,4	8	9,4	10,4	9,2	9	7,6	7,6	8	9,8	7,6	8,8	6,2	4,8	8,8	9,6	5,2	7,6	7,4
4	7	9	12,2	9,6	10,8	10,4	9,8	9,6	13	10	10,4	8	7,2	8,2	10,6	9,2	7	7	7,8	10,8
5	9,6	10,4	11,2	14,2	12	13	15,8	11,6	12,8	13,4	12,6	9,6	10	11	12,2	11	11,2	10,4	12,4	9,2
6	9,6	10,2	12,6	13,8	12,8	14	15,6	15,6	15	15,2	15,6	13,4	13	14,8	12,6	15,4	12	15,8	11,8	12,2
7	12,2	13,8	17,6	16,4	15,8	20	17	19,2	20,6	19,2	18,4	18	18,8	20,2	14,4	19,4	14,8	16,6	18,8	11,8
8	9,6	13,8	15,2	16	16,4	21,8	18,8	24	20,8	23,4	19,4	19,6	20	22,4	21,4	21	23,2	22,8	17,4	23,6
9	16,2	14,6	19,2	21	20	21,8	19,8	23,8	21,2	23,4	21	24,8	23,4	22,6	23	25	23,8	25	22,8	21,8
10	15,4	16,4	20,6	22,8	22	21,2	24	23,4	24	21,4	24,2	23,2	24,6	26,8	24,4	23	23,2	24,8	25,2	25

Tabla 4-1. Resultado prueba para 1 palabra

Para ver de una manera más clara los resultados obtenidos, los datos de la tabla 4-1 quedan representados en el siguiente gráfico:

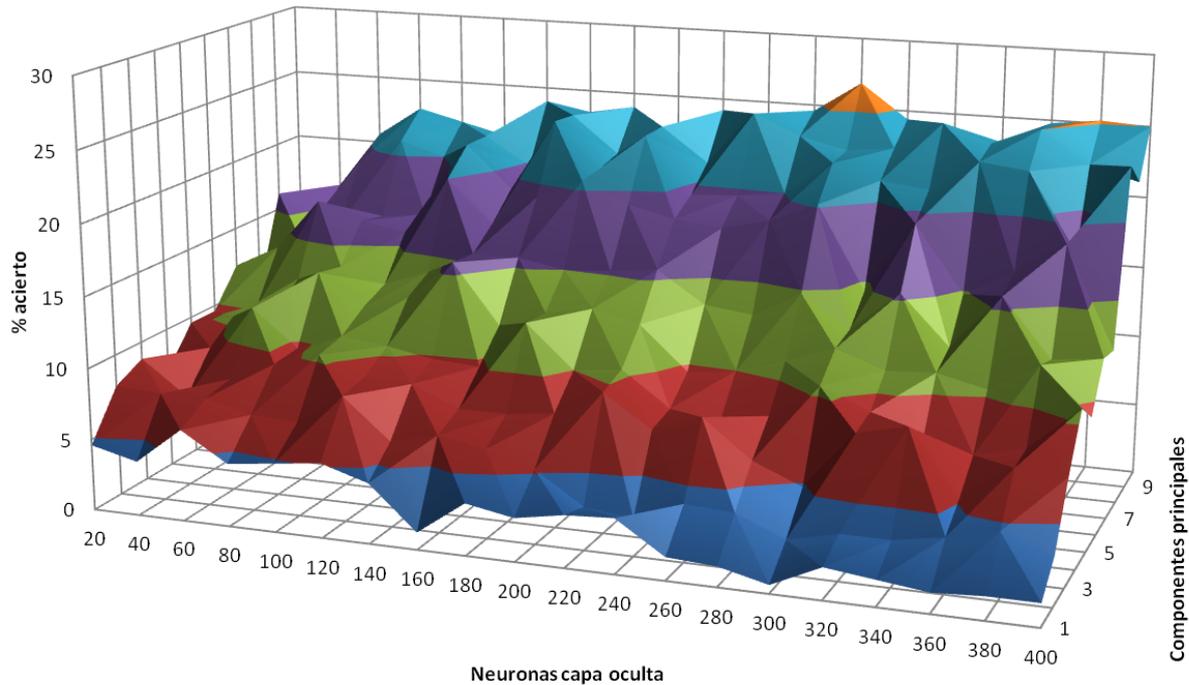


Figura 4-2. Representación gráfica prueba 1 palabra

En el anterior gráfico, se puede observar como la tasa de acierto más alta se obtiene para una combinación de 280 neuronas en la capa oculta con 10 componentes principales a la entrada de la red neuronal. Que el número de componentes principales sea de 10, quiere decir que no se ha descartado ningún dato, debido a que todos ellos aportan de manera positiva a la identificación.

Para tratar de hilar algo más fino en cuanto al número de neuronas de la capa oculta se realiza una nueva prueba donde se juega con el número de neuronas en torno al valor óptimo de las mismas que se ha obtenido. Tratando de ajustar el número de neuronas se ha obtenido el siguiente gráfico:

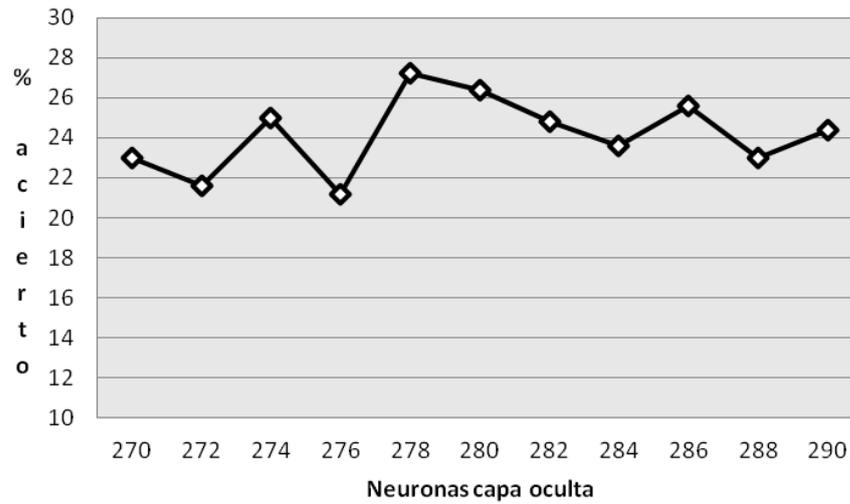


Figura 4-3. Resultado del ajuste para una palabra

Con este ajuste, se puede concluir que el número óptimo de neuronas es de 278. Una vez obtenido esto ya se puede llevar a cabo el experimento con el cual se obtendrá la tasa de acierto real para cada una de las palabras. Como ya se ha comentado, se utiliza un total de 2000 iteraciones como mecanismo de parada de la red y una configuración de 30 RNA trabajando en paralelo según el *Score Fusion*. Por tanto, el valor de los parámetros para el experimento definitivo será:

- Número iteraciones: 2000
- Redes neuronales en paralelo: 30
- Neuronas en la capa oculta: 278
- Componentes principales: 10

Con esto el porcentaje de acierto obtenido para cada una de las palabras analizadas ha sido el que se muestra a continuación:

Palabra	% Acierto
bastante	16
Cervantes	20,4
edición	21,6
española	29,8
hidalgo	28
idealista	22
ingenioso	29,2
mancha	28,2
necesidades	25,6
publicó	23,6
perfecta	35,2
positivista	28,4
publicó	23,6
Quijote	31,2
tipos	30,2
universal	19,4

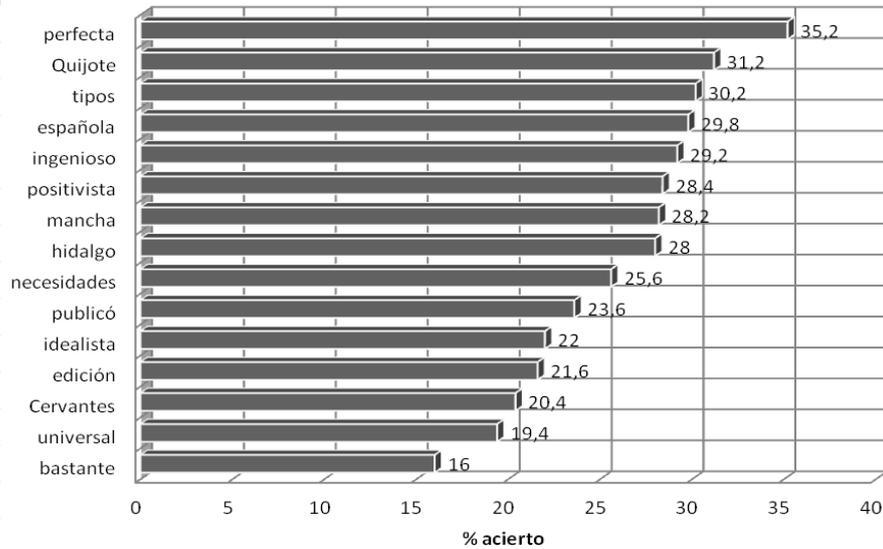


Tabla 4-2. Tasa de acierto por palabra

Figura 4-4. Tasa de acierto por palabra

Según los resultados de la *tabla 4-2* se puede concluir que el parámetro de proporcionalidad aplicado sobre una sola palabra sin ningún tipo de combinación con otros obtiene un acierto máximo de un **35.2%**, registrado sobre la palabra “perfecta”. Mientras que el acierto medio del parámetro es de un 25.92% sobre la muestra de 15 palabras.

4.3. Resultado de la fusión de varias palabras

Una vez obtenidos los resultados para las palabras analizadas de forma individual, se puede proceder a la combinación de los datos utilizados en aquellas que obtuvieron un mejor porcentaje de acierto, para tratar de aumentar de manera significativa el acierto del sistema.

Para ello, se fusionarán los *cell* de cada una de las palabras, de manera que tengamos una matriz de entrada a la red neuronal de mayor tamaño, con muchos más datos para el aprendizaje y para el test, pero siempre basados en un solo parámetro, el de proporcionalidad.

4.3.1. Fusión de 2 palabras

En primer lugar se lleva a cabo la fusión de dos palabras. Las elegidas son aquellas que obtuvieron una mayor tasa de acierto en los análisis individuales. Por tanto, atendiendo a esto las palabras elegidas son “perfecta” y “Quijote”.

Una vez decidido esto, lo siguiente es fusionar los parámetros extraídos de ambas palabras en una sola matriz. Tal y como se ha hecho hasta el momento, a esa matriz se le

aplica PCA para que las componentes principales se encuentren en las filas superiores y de manera análoga a cómo se describe en el *apéndice 4.2* se obtiene la combinación óptima de número de neuronas en la capa oculta y cantidad de componentes principales. En la *tabla 4-3* se encuentran los resultados obtenidos en la prueba:

PCA	Número de neuronas de la capa oculta																			
	20	40	60	80	100	120	140	160	180	200	220	240	260	280	300	320	340	360	380	400
11	18	22,6	24,4	25,4	25	24,4	26,8	26,2	23,6	25	25,6	24,2	25,2	21	23,4	20,6	24	22	21,8	22
12	17,6	23,2	26,8	26,6	27	27	27,4	28	27,4	27	26,8	27	28	25	22,6	21,8	23	20,2	19,2	24
13	18,4	24,4	28	27	27	28	28	26,2	26	30	25,2	27,8	24,4	27	25,8	24	27	25,6	24,6	23
14	19,2	25	28,4	29,4	30	28,8	29	29,2	31,2	29	31	31,6	29,6	25	28,4	27,4	31	25,8	25	29
15	22,2	27,4	31,8	33	33	31	31,2	34	32,4	32	31,2	32,8	30,8	34	32,2	26,8	32	27,4	28,6	30
16	24,8	30,4	30,6	31	37	35,4	34,6	36	34,2	34	33,8	32,4	36	32	32	31,2	32	31,8	27,8	31
17	23,8	29,4	31,4	33	35	34,8	37	35,4	36,8	34	35,2	32,2	34,2	35	30,2	31	32	30,2	28	32
18	23,8	33,8	34	36,8	36	35	35,6	37	38	35	35,4	31,2	36,4	33	33,8	32,6	30	32,2	30	31
19	26	29,8	33,6	34,8	35	33,8	37	34,4	37	36	38,2	36,6	35	36	29,6	32,8	32	34,8	28,8	34
20	24	31,2	31,8	38,6	36	36,2	35,2	37,4	35,6	39	37,6	35	34,4	33	37,4	32	29	31,6	33,4	31

Tabla 4-3. Resultado prueba para 2 palabras

Como se puede ver en la tabla anterior, las componentes principales solo se varían entre 11 y 20 a tenor de los resultados del análisis individual, ya que aplicar menos componentes donde anteriormente no se eliminaron datos carece de sentido. Los resultados quedan representados gráficamente en la siguiente figura:

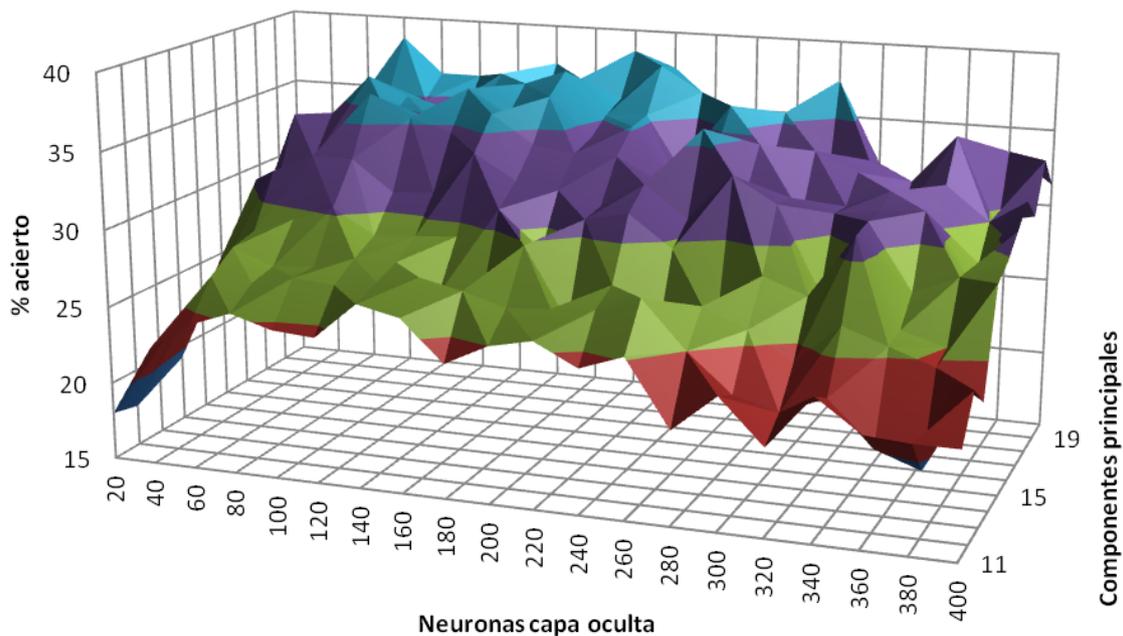


Figura 4-5. Representación gráfica prueba 2 palabras

De la tabla y figura anterior se extrae que en este caso tampoco se eliminan datos, ya que los mejores resultados se obtienen con todas las componentes a la entra, mientras que el número óptimo de neuronas está en torno a 200, y para ajustar dicho número se realiza una segunda prueba obteniendo:

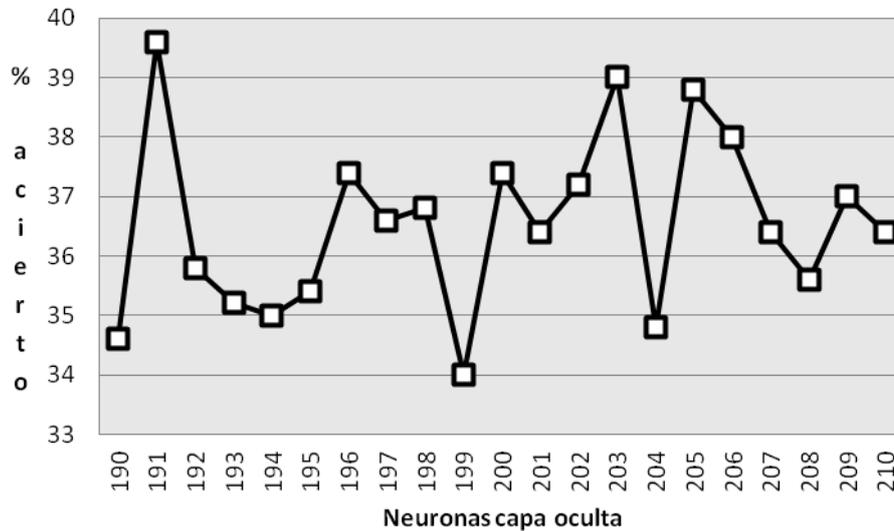


Figura 4-6. Resultado del ajuste para 2 palabras

Según la *figura 4-6*, el máximo valor representado es un 39.6 % de acierto. Siendo la combinación para dicho acierto de 191 neuronas en la capa oculta y 20 componentes principales.

Quedando los parámetros definitivos con los siguientes valores:

- Número iteraciones: 2000
- Redes neuronales en paralelo: 30
- Neuronas en la capa oculta: 191
- Componentes principales: 20

Aplicando los datos anteriores al experimento final, se obtiene un acierto del 47.8%. De esta forma queda clara la efectividad de la fusión de palabras, ya que se ha conseguido un aumento considerable en la cantidad de identificaciones realizadas de forma satisfactoria. En concreto se ha pasado de una tasa de acierto máxima de un 35.2% a un **47.8%**. Una vez demostrado que la fusión de palabras mejora los resultados se procede a realizar la fusión de más de ellas, para tratar de comprobar si la tasa de acierto continúa en aumento.

Debido al excesivo tiempo que conllevaría realizar todo el proceso para 3, 4, 5 y así

hasta 15 palabras, simplemente se realiza la fusión de 8 de las 15 palabras, y por último la fusión de las 15, siendo estos resultados suficientes para determinar la eficacia del sistema y la manera en que evolucionan los resultados al aumentar el número de palabras.

4.3.2. Fusión de 8 palabras

Para este apartado, se tomarán las ocho palabras que demostraron dar unos resultados más favorables en su análisis individual, siendo las siguientes: “española”, “Hidalgo”, “ingenioso”, “Mancha”, “perfecta”, “positivista”, “Quijote” y “tipos”.

El proceso es totalmente análogo al de la fusión de dos palabras, por lo que no será descrito nuevamente. Tras las pruebas y el pertinente ajuste se obtiene acorde con las figuras 4-7 y 4-8 el número adecuado de neuronas en la capa oculta y componentes principales.

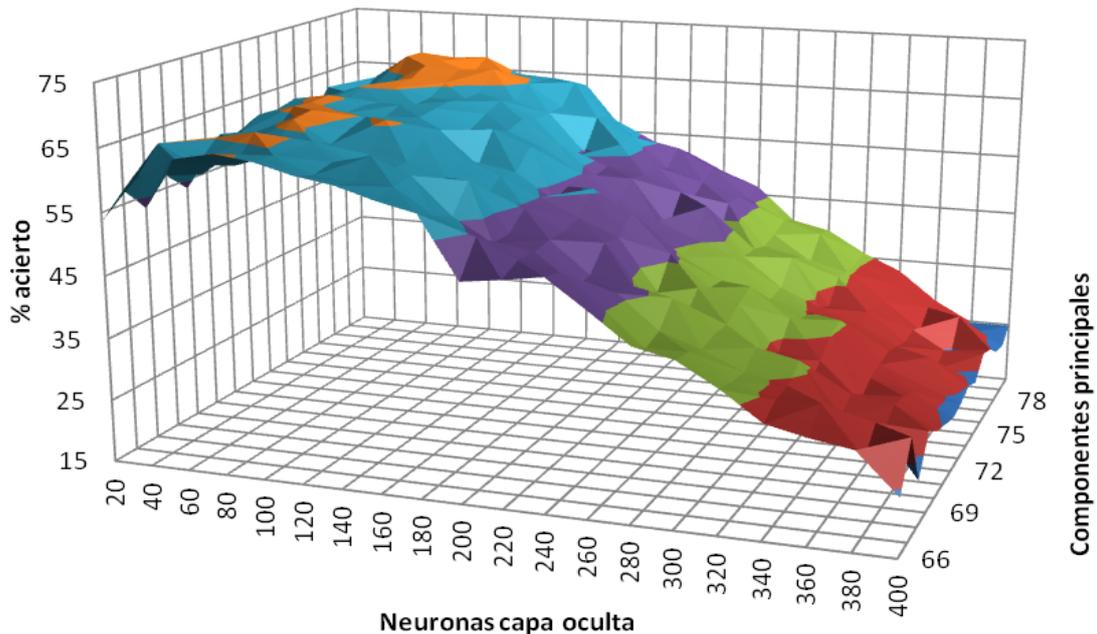


Figura 4-7. Representación gráfica prueba 8 palabras

En esta primera figura, se ve como un número demasiado elevado de neuronas en la capa oculta lleva a una disminución muy significativa de la tasa de acierto. Mientras, el número de componentes principales no afecta demasiado a los resultados, aunque con 79 componentes se obtiene el mayor acierto. Realizando el ajuste en torno a las 60 neuronas, se obtiene el gráfico siguiente:

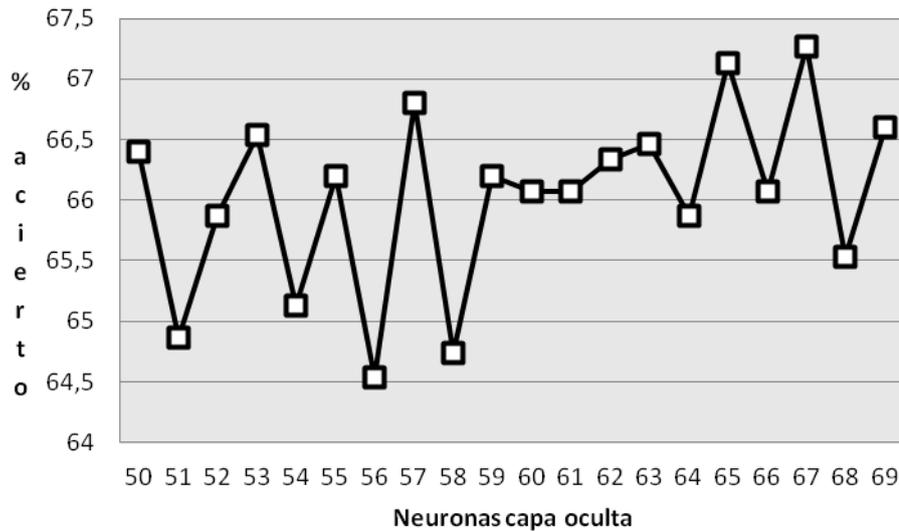


Figura 4-8. Resultado del ajuste para 8 palabras

Con lo anterior, los parámetros a configurar para iniciar el entrenamiento definitivo serán:

- Número iteraciones: 2000
- Redes neuronales en paralelo: 30
- Neuronas en la capa oculta: 67
- Componentes principales: 79

Aplicando los datos al experimento definitivo se obtiene una tasa de acierto del **74.2 %**. Aún mayor que la obtenida por el sistema de dos palabras.

4.3.3. Fusión de 15 palabras

En este caso el número de palabras a fusionar ya es del total de las analizadas, por lo que la cantidad de datos que entran a la red neuronal también es mayor, y por tanto la información ruidosa que entra en el sistema también es mucho mayor ya que existe una mayor cantidad de datos que son realmente irrelevantes y cuya aportación es contraproducente. Llegados a este punto es donde el sistema PCA puede hacer que el porcentaje de acierto aún siga creciendo.

En teoría y observando la tendencia, los resultados deberían ser aún mejores que con las 8 palabras. Para poder llevar a cabo el proceso de prueba, debido a la gran cantidad de datos disponibles, se realizó un primer ajuste para saber en torno a cuantas componentes principales podía estar la cantidad adecuada. Se obtuvieron resultados para todas las componentes en saltos de 10, quedando reflejado en dichas pruebas que en torno a 140

componentes principales, se encontraba el número adecuado de las mismas. Una vez realizado esto, se realizaron de nuevo las mismas pruebas que en todos los casos anteriores, cuyos resultados quedan reflejados en las *figuras 4-9 y 4-10*.

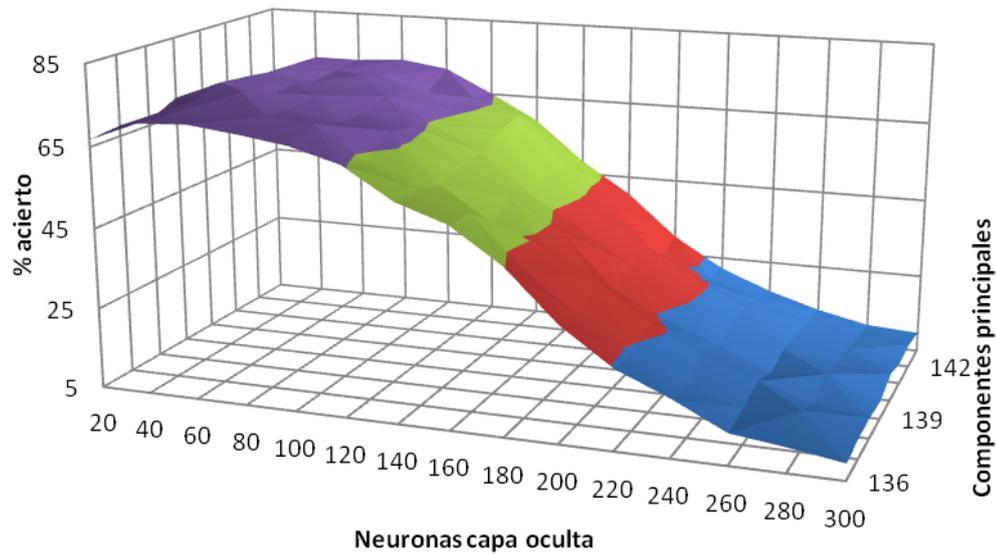


Figura 4-9. Representación gráfica prueba 15 palabras

Queda claro que el número de neuronas se convierte en el parámetro fundamental que determina el rendimiento del sistema, siendo el número aproximado determinado de 60 neuronas en la capa oculta para 138 componentes principales. A continuación, se muestra un ajuste más exacto del número de neuronas:

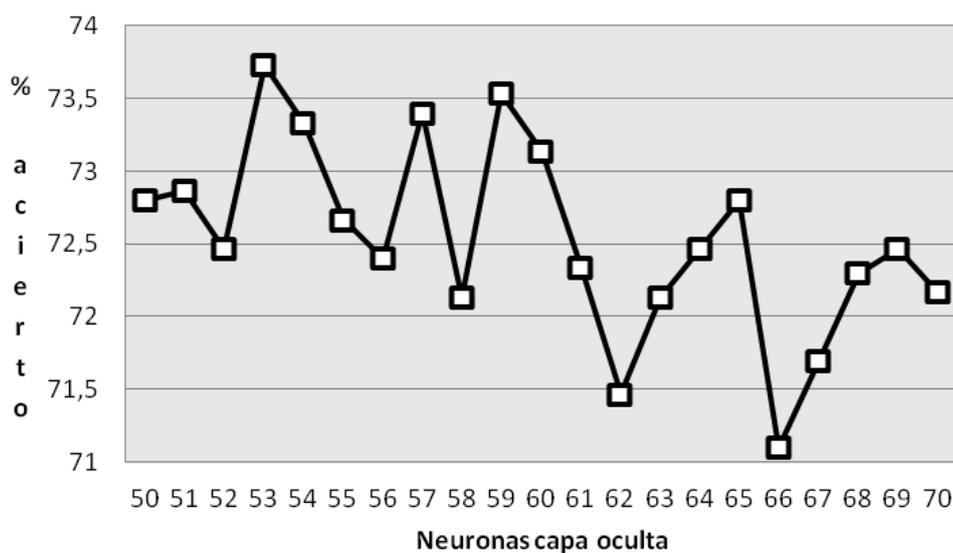


Figura 4-10. Resultado del ajuste para 15 palabras

Según la *figura 4-10* se tiene que el número de neuronas en la capa oculta óptimo para este caso es de 53. Por tanto, se llevará a cabo la configuración con los siguientes parámetros:

- Número iteraciones: 2000
- Redes neuronales en paralelo: 30
- Neuronas en la capa oculta: 53
- Componentes principales: 138

En este caso, se obtuvo una tasa de acierto final del **84.2 %**. La más alta obtenida hasta el momento.

A continuación, se representa una gráfica que relaciona el número de palabras analizadas con el porcentaje de acierto obtenido para obtener una visión más global de lo que se ha conseguido en todos los casos hasta el momento:

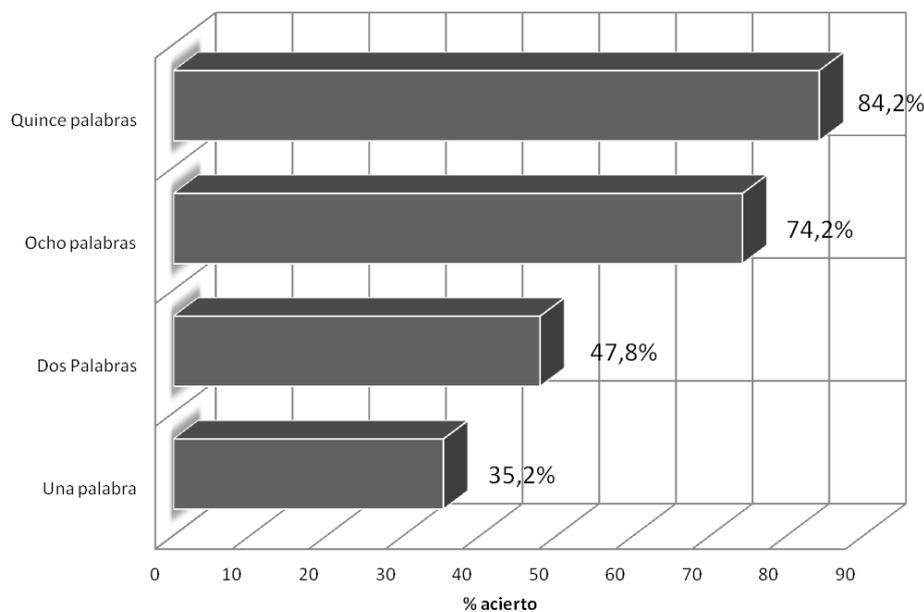


Figura 4-11. Recopilación de resultados

Como se aprecia el acierto crece con el número de palabras, pero de una manera bastante lenta, ya que multiplicando por 15 el número de palabras fusionadas apenas se ha conseguido aumentar a algo menos del triple la tasa de acierto que había con una palabra. Esto es debido a que todas las palabras no consiguen aportar la misma información al sistema, y además al analizar siempre la proporcionalidad podemos estar obteniendo información redundante entre palabras.

4.4. Resultados de la fusión con otros parámetros

Llegados a este punto, ya se ha conseguido estimar el potencial que tiene el análisis del parámetro de proporcionalidad en la escritura manuscrita para la identificación de individuos. El siguiente paso es la fusión de este parámetro con otros extraídos en estudios anteriores y ver si la combinación da resultados satisfactorios.

Los parámetros que van a ser utilizados han sido extraídos del Proyecto Fin de Carrera: *Cálculo de Parámetros Basados en Ciencias Forenses para la Identificación de escritores*, realizado en la ULPGC, y presentado en el año 2012, cuya autoría corresponde a Zoilo Alejandro García Hernández.

En dicho proyecto, se extraen 13 parámetros distintos, donde se llega a obtener un 97,36 % de acierto mediante la fusión de 12 de ellos. Los parámetros, a pesar de que por separado no daban una tasa de éxito demasiado alta (entre un 5,4% y un 14,4%), al fusionarlos, obtuvieron unos resultados muy positivos [10]. Esos parámetros fusionados se utilizarán en el presente trabajo para combinarlos con el parámetro desarrollado en este trabajo (el índice de proporcionalidad). Ellos fueron:

- Inclinación aplicando el método de Bozinovic
- Inclinación a partir de jambas y hampas
- Velocidad
- Longitud de Jambas y Hampas
- Distancia entre gramas
- Dirección de la palabra
- Curvatura de la escritura
- Presión
- Rasgos iniciales y finales de la palabra
- Continuidad
- Caja caligráfica
- Paralelismo gramático

Para obtener los datos extraídos a partir de dichos parámetros se ha tenido acceso a la estructura *cell* donde fueron almacenados, similar al diseñado en este trabajo, por lo que el proceso de fusión no presenta mayor complicación y los datos son totalmente compatibles con la red neuronal.

En primer lugar, se aplica PCA a la matriz obtenida a partir del análisis de las 15

palabras, para tener la mayor cantidad de datos posible; y de todos extraer solamente aquellos que aportan la mayor cantidad de información. Tras aplicar PCA se usará una sola de las componentes principales, para que de esta manera el parámetro de proporcionalidad tenga el mismo peso que el resto de parámetros. Por tanto a los 12 parámetros reutilizados se añade uno más, el de proporcionalidad. También se hará la prueba con varias componentes principales, para comprobar que ocurre dando más peso al parámetro de proporcionalidad que al resto.

En este caso no se llevará a cabo un ajuste del número de neuronas en la capa oculta, ya que en el proyecto del que se han tomado los parámetros se indica que el número adecuado de neuronas para esta configuración es de 275. Por tanto ése será el número a utilizar.

El proceso seguido para la fusión es el ilustrado en el diagrama de bloques a continuación:

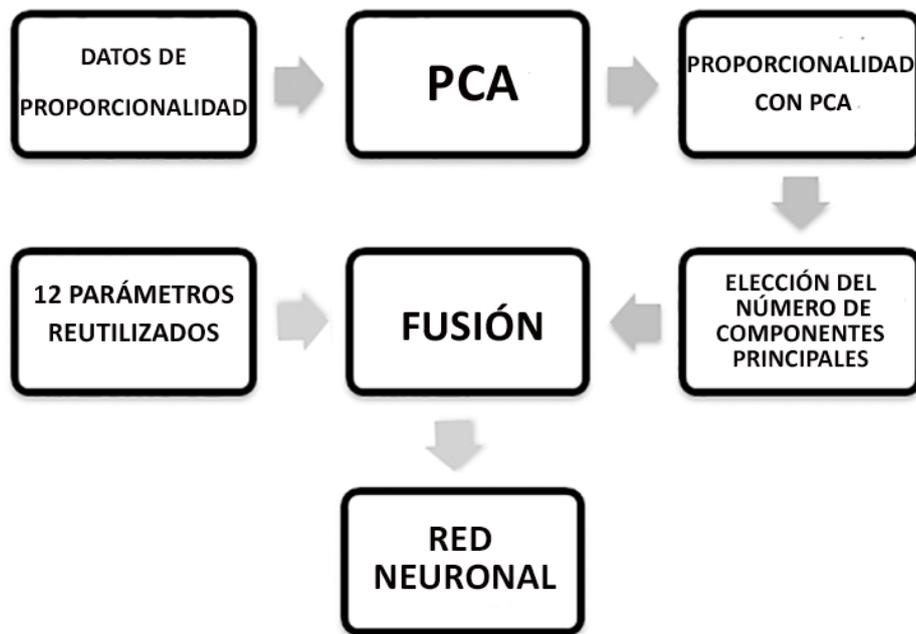


Figura 4-12. Proceso para fusión de parámetros

Por tanto, acorde con lo comentado, los valores definitivos para empezar el entrenamiento de la red neuronal son:

- Número iteraciones: 2000
- Redes neuronales en paralelo: 30
- Neuronas en la capa oculta: 275

- Componentes principales: 1, pero de la matriz de datos de proporcionalidad.

La tasa de acierto obtenida a partir de la fusión para este caso fue del **99.6%**. Resultado que supera de manera holgada lo que se había obtenido hasta ahora con el parámetro de proporcionalidad de forma aislada.

Como última prueba, y para comprobar qué ocurre al dar más peso a la proporcionalidad que al resto de parámetros dentro de la matriz que entra a la red neuronal, se utilizan en el bloque correspondiente de la *figura 4-12* un total de 10 componentes principales y posteriormente de 50 componentes para comprobar el efecto sobre el resultado final.

Con 10 componentes se obtuvo un acierto del **99.4%**, por lo que la variación es prácticamente nula, mientras que con 50 componentes la tasa de éxito alcanza el **100%**.

4.5. Discusión

Para llegar al término del apartado de Experimentación, resulta interesante comparar los resultados obtenidos en este trabajo con los conseguidos en otros proyectos.

Acorde con los resultados, el parámetro de proporcionalidad ha demostrado ser muy eficaz trabajando de forma aislada. Sin combinarlo con ningún otro se consigue hasta un 35.2% de acierto para una sola palabra, y combinando 2, 8 y 15 palabras la tasa de acierto es del 47.8%, 74.2% y 84.2% respectivamente.

Para comparar los resultados con la eficacia de otros parámetros de forma aislada, se han extraído los resultados que se obtuvieron en el Proyecto Final de Carrera [10] mencionado con anterioridad, ya que se desglosan de forma clara los porcentajes de acierto para cada uno de los parámetros, permitiendo así realizar una comparativa. Dicha comparación se muestra en la siguiente tabla:

Parámetro	Porcentaje de acierto (%)
Proporcionalidad (1 palabra)	35,2%
Proporcionalidad (2 palabras)	47,8%
Proporcionalidad (8 palabras)	74,2%
Proporcionalidad (15 palabras)	84,2%
Inclinación por B&S	11%
Inclinación por jambas y hampas	9,6%
Inclinación por proyecciones	11,8%
Velocidad	14,4%
Longitud jambas y hampas	9,4%
Longitud rasgos iniciales y finales	5,4%
Área rasgos iniciales y finales	9,6%
Presión de la escritura	8,8%
Cohesión de la escritura	9,2%
Curvatura de la escritura	10,2%
Dirección de la palabra	7,2%
Distancia entre grammas	9,2%
Caja caligráfica	9,6%

Tabla 4-4. Comparativa parámetros aislados

De la *tabla 4-4*, se concluye que los resultados obtenidos a partir del índice de proporcionalidad son muy superiores a los obtenidos a partir de los demás parámetros. De los parámetros reutilizados el mejor obtenía un 14,4% de acierto, mientras que la proporcionalidad de la palabra es capaz de dar desde un 35,8% para una palabra concreta hasta un 84% tras la fusión de 15 de ellas.

La siguiente comparación a establecer será la de la tasa máxima de acierto obtenida en este estudio, enfrentada con las obtenidas en otros mencionados en el apartado de *estado del arte*. En este caso, el mayor porcentaje de acierto se obtuvo al añadir el parámetro de proporcionalidad a los parámetros reutilizados del proyecto *Cálculo de Parámetros Basados en Ciencias Forenses para la Identificación de escritores* [10] al que se ha hecho referencia en cantidad de ocasiones. A continuación, se muestra la tabla comparativa:

Estudio	Porcentaje de acierto (%)
Writer identification using directional ink-trace width measurements [6]	63-95%
Texture-based descriptors for writer identification and verification [7]	96,7-99,2 %
Identification Using An Alphabet Of Contour Gradient Descriptors [8]	96,50%
A novel sparse model based forensic writer identification [9]	88-98 %
Cálculo de Parámetros Basados en Ciencias Forenses para la Identificación de Escritores [10]	97,36%
ESTE ESTUDIO	100%

Tabla 4-5. Comparación con el estado del arte

Según los resultados de la *tabla 4-5* el presente estudio es superior en tasa de acierto final a cualquiera de los mencionados en el apartado de estado del arte, dónde todos estaban por encima del 95% de aciertos, pero ninguno llegando al 100% obtenido en este trabajo.

Capítulo 5. Conclusiones y líneas futuras

En este capítulo se evaluará cuán discriminantes es el parámetro implementado en este trabajo y hasta qué punto se ha conseguido el fin por el cual fue planteado y como ha contribuido a la mejora de un sistema ya existente. Finalmente, se añade un apartado con algunas pinceladas de las posibles líneas futuras de actuación que podrían complementar éste estudio.

6.1. Conclusiones

La primera conclusión extraíble del estudio realizado, es la **consecución de los objetivos planteados al inicio del presente Trabajo Fin de Grado**. Al comienzo, existían dos objetivos principales. El primero de ellos era tratar de diseñar un sistema basado en un solo parámetro que obtuviera una tasa de acierto considerable y el segundo la fusión del parámetro extraído con parámetros de otros estudios para tratar de mejorar los sistemas hasta ahora existentes.

Como ya se comentó en el apartado de discusión en el *capítulo 4*, queda demostrado que el **índice de proporcionalidad obtiene unos porcentajes de acierto muy superiores a los conseguidos con otros parámetros (tabla 4-4)**. Además, si vamos a los resultados que se obtienen con una sola palabra, se pueden extraer conclusiones acerca de que palabras funcionan mejor como identificadoras al aplicarles el parámetro de proporcionalidad. De la *tabla 4-2* y de la *figura 4-4*, se concluye que la palabra “perfecta” fue la que obtuvo una tasa de acierto más alta, y atendiendo a sus **características** puede ser debido principalmente a dos de ellas: la **cantidad de hampas y jambas** que presenta, y la separación entre las mismas, y el **no tratarse de una palabra corta**. Además, la segunda palabra en tasa de acierto, que fue “Quijote”, cumple también con dichas características, lo

que lleva a pensar que ese debería ser el tipo de palabra utilizada a la hora de realizar una identificación en función del índice de proporcionalidad de la palabra.

Otra conclusión a la que se llega, es la del **buen funcionamiento que presenta el análisis de componentes principales** para grandes cantidades de datos a la entrada de la red neuronal. Consigue eliminar aquellos datos que no aportan información útil al sistema y que podrían perjudicar la identificación. A esta conclusión se llega tras fusionar las 15 palabras utilizadas, donde este análisis descarta algunas muestras, contribuyendo a obtener un porcentaje de acierto mayor que si se trabajara con el total de las mismas.

La última y más importante, ha sido la **mejora relevante que produce el índice de proporcionalidad combinándolo con otros parámetros** que presentan menor porcentaje de acierto. En la *tabla 4-5*, se muestra como en este estudio se llega a conseguir un acierto del **100%**, algo **no alcanzado en ninguno de los mencionados en el estado del arte**. La influencia que ha tenido el índice de proporcionalidad en este resultado es clara, debido a que con su incorporación a una matriz de parámetros ya existente, se ha pasado de un 97,36% al pleno de aciertos.

6.2. Líneas futuras

A continuación, se plantean varios puntos que se consideran posibles vías de actuación para la mejora del actual estudio:

- Localizar más de cinco puntos característicos en las palabras analizadas, para con cada una obtener una mayor cantidad de información. Esto posibilitaría tener que analizar un menor número de palabras para una tasa de acierto similar.
- Utilizar palabras como las descritas en el apartado de *conclusiones*, para que cada una de ellas aporte la mayor cantidad de información posible al sistema, tratando de mejorar el porcentaje de acierto con un sistema que utilice exclusivamente el índice de proporcionalidad.
- Llevar a cabo un análisis de verificación, obteniendo la tasa de falsa aceptación y la tasa de aceptación genuina, para que el sistema pueda ser utilizado en aplicaciones que necesiten una alta fiabilidad.

También podrían seguirse algunas líneas de carácter algo más general, como serían:

- Considerar otros sistemas de clasificación que no sean redes neuronales y

observar su respuesta. Como en otros sistemas, donde al utilizar SVM se conseguía mejorar la respuesta final, partiendo de un análisis inicial con NN.

- Ampliar el campo de análisis de la escritura, para obtener parámetros relacionados con el texto en general, como por ejemplo, el análisis de la inclinación de las líneas del texto, separación entre palabras, distribución del texto dentro de la hoja escrita, separación entre líneas del texto...
- Realizar segmentación de palabras para poder obtener parámetros importantes como el paralelismo gramático.
- Estudiar la influencia del útil esferográfico, ampliando la base de datos con muestras obtenidas con lápiz, pluma...
- Identificación del escritor sin léxico restringido.
- Análisis de la barra de la letra t, que puede presentar hasta 24 maneras de representación dentro de la grafotecnia.
- Estudio de los signos de puntuación.

ANEXOS

ANEXO I. Proceso de formación de la base de datos.

En este anexo se describe el proceso llevado a cabo en su día para la creación de la base de datos utilizada.

Para la formalización de la base de datos se ha utilizado un párrafo de 15 líneas en el idioma oficial español, el castellano. Este párrafo ha sido copiado 10 veces en folios independientes DIN-A4 (297 mm. × 210 mm.) por cada miembro de la BD, componiendo lo que se llama el cuerpo de escritura de cada sujeto. El párrafo se ha elegido de este tamaño porque se considera que es suficiente para que los escritores impriman sus características personales y dejen reflejado el hábito de su escritura.

La base de datos ha sido construida con cien de escritores diferentes, a los cuales se les ha entregado la plantilla (párrafo de 15 líneas) escrita a ordenador (para evitar cualquier tipo de condicionamiento escritural), junto con los folios (no reciclados y de 80 gr.) y el bolígrafo (BIC de tinta negra) empleado a tal efecto. Una vez se ha entregado el material a cada persona, estos disponen de una semana para realizar las copias. Además, se les alecciona para que las realicen no de manera continuada, sino a cualquier hora del día y a ser posible en diferentes días a lo largo de la semana. De esta manera, se consigue el efecto de invarianza temporal en la base de datos.

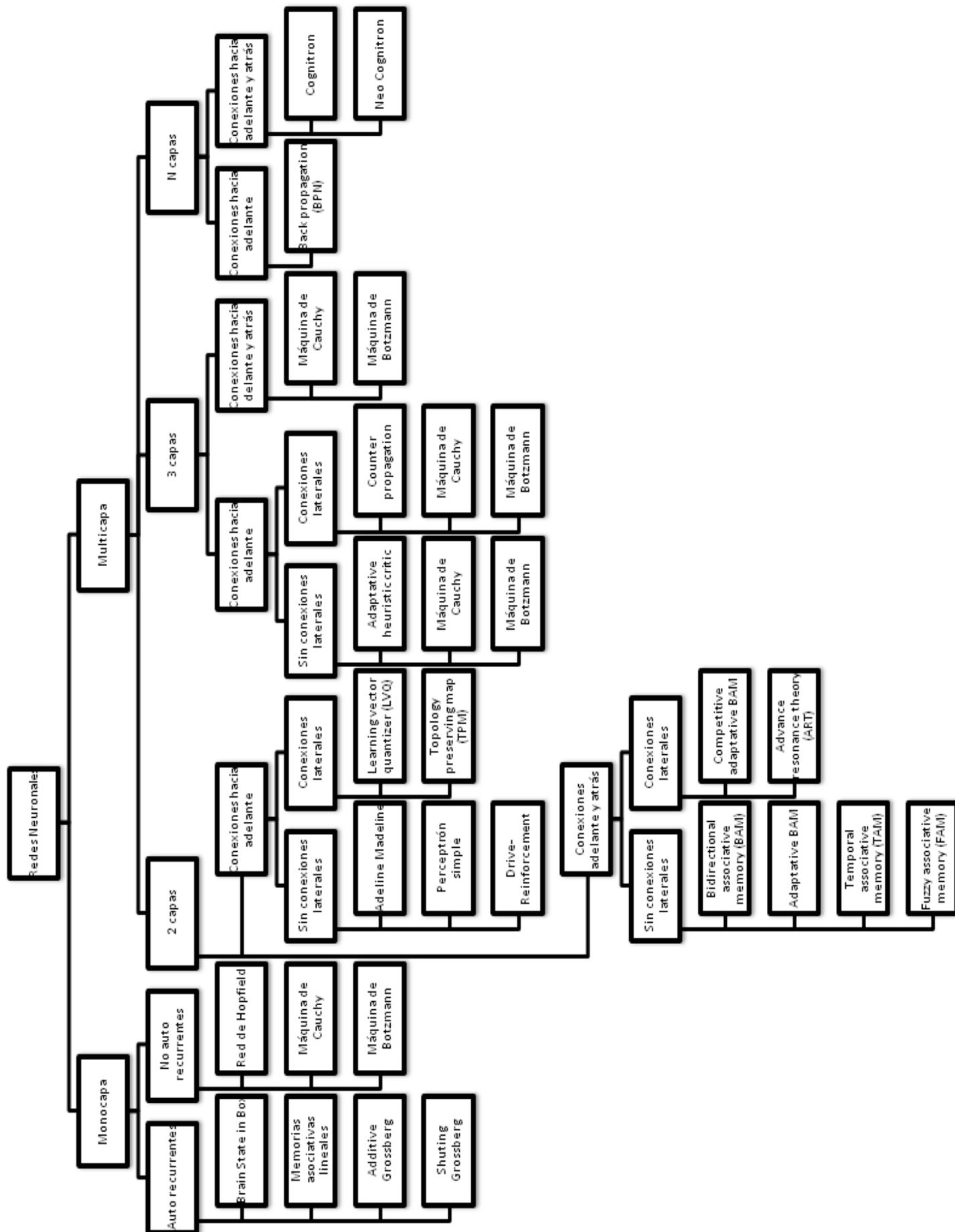
También se les indica que la superficie de apoyo para realizar la copia ha de ser rígida, plana y lisa, y que sólo se debe emplear el folio en el que se va a escribir, sin colocar ninguno debajo, pues esto haría que la tinta se expandiera más. El objetivo que se persigue es que nada perturbe el correcto desplazamiento de la punta del útil escritural. Un claro ejemplo de esto se da cuando, con gran dificultad, se intenta escribir sobre una servilleta o papel higiénico, el esfuerzo se vuelve enorme ya que el útil normalmente no se desliza con facilidad, lo que hace que existan modificaciones en el aspecto de la escritura.

Por otro lado, comentar que estos escritos fueron realizados por un grupo de personas bastante heterogéneo (de los cuales solo se conocen su nombres, edades y sexo) a las que no se les impuso restricción alguna en cuanto al estilo de escritura (márgenes, separaciones entre líneas, mayúsculas o minúsculas, etc.) ni en cuanto al espacio ocupado por la misma. Únicamente no debían dividir las palabras por guiones al final de la línea en

el caso de que no les cupiera, sino escribirla directamente en la línea siguiente, y utilizar el esferográfico y folios que se les proporcionaba.

Una vez se tienen todas las muestras de los sujetos en papel, hay que digitalizarlas para posteriormente poder extraer las características de ellas y crear el sistema biométrico basado en la escritura manuscrita. La digitalización se lleva a cabo mediante un escáner (HP Scanjet 5590 (L1910A)) que escanea las muestras a una resolución de 200 ppp. (puntos por pulgada), obteniendo la imagen de los párrafos en escala de grises, con 8 bits de cuantificación y en formato BMP. Seguidamente, mediante una aplicación software semiautomática se extraen las 34 palabras de cada texto que forman el cuerpo de escritura. La elección de estas palabras se realiza en base a dos premisas: que sean palabras relativamente largas, ya que posibilitan la extracción de mayor información, y que tengan algún rasgo poco o muy frecuente, pues en ambos casos las constantes gráficas de los sujetos se acentúan, permitiendo una mayor discriminación con una parametrización adecuada.

ANEXO II. Clasificación de las redes neuronales según su topología.



BIBLIOGRAFÍA

[1] Definición ABC

(<http://www.definicionabc.com/comunicacion/escritura.php#ixzz32prHRDmJ>)

Última visita: 26/05/2014

[2] Francisco de Antón y Barberá, Francisco Méndez Baquero, *Análisis de textos manuscritos, firmas y alteraciones documentales*, Ed. Tirant lo blanch. 2005.

[3] Edith Cristina Herrera. *Identificación del autor de un texto manuscrito*. Tesis. 2008

(<http://www.saber.cic.ipn.mx/cake/SABERsvn/trunk/Repositorios/webVerArchivo/309/1>)

Última visita: 26/05/2014

[4] George Serratrice y Michel Habib. *Escritura y cerebro*. Ed. Masson, Barcelona. 1997.

[5] Carlos F. Romero, Carlos M. Travieso, Miguel A. Ferrer, and Jesus B. Alonso, *Handwriting Knowledge Based on Parameterization for Writer Identification*.

Proceedings of the European Computing Conference. Chapter 1. Página 3, 2009.

[6] A.A. Brink, J. Smit, M.L. Bulacu, L.R.B. Schomaker, *Writer identification using directional ink-trace width measurements*, Pattern Recognition, Volume 45, Issue 1, DOI:10.1016/j.patcog.2011.07.005.

[7] D. Bertolini, L.S. Oliveira, E. Justino, R. Sabourin, *Texture-based descriptors for writer identification and verification*, Expert Systems with Applications, Volume 40, Issue 6, May 2013, Pages 2069-2080, ISSN 0957-4174, DOI: 10.1016/j.eswa.2012.10.016.

[8] Rajiv Jain and David Doermann, *Writer Identification Using An Alphabet Of Contour Gradient Descriptors*. Language and Multimedia Processing Laboratory University of Maryland, College, Master Degree, 2013.

[9] Rajesh Kumar, Bhabatosh Chanda, J.D. Sharma, *A novel sparse model based forensic writer identification*, Pattern Recognition Letters, Volume 35, 1 January 2014, Pages 105- DOI: 10.1016/j.patrec.2013.07.001.

[10] Zoilo Alejandro García Hernández, *Cálculo de Parámetros Basados en Ciencias Forenses para la Identificación de Escritores*, Proyecto Fin de Carrera, ULPGC, 2012.

[11] Schomaker, L., *Advances in Writer Identification and Verification*, Document Analysis and Recognition (Volume: 2), Página 701, 2007

[12] Marcelo A. Duarte. *Documentología II*. Licenciatura en Criminalística, Cátedra. Technical Report, 2010.

[13] Aline Maria M. M. Amaral, Cinthia O. A. Freitas, and Flavio Bortolozzi. *Multiple Graphometric Features for Writer Identification as part of Forensic Handwriting*, Página 1. 2013

[14] Rafael C. González. Richard E. Woods, *Digital Image Processing*, Third edition, Ed. Prentice Hall

[15] *Mathworks*, Software matemático
(<http://www.mathworks.es/products/matlab/>)
Última visita: 29/05/2014

[16] Carlos M. Travieso, Asignatura: *Tratamiento avanzado de señales*, Práctica 5. ETSIT, ULPGC

[17] *Redes Neuronales Artificiales*, TREC, 1999
(<http://electronica.com.mx/neural/informacion/introduccion.html>)
Última visita: 29/05/2014

[18] *Las Redes Neuronales Artificiales*, Universidad de las Américas de Puebla
(http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/lis/navarrete_g_j/capitulo2.pdf)
Última visita: 30/05/2014

[19] *Introducción a las redes Neuronales*
(<http://www.redes-neuronales.com.es/tutorial-redes-neuronales/tutorial-redes.htm>)
Última visita: 29/05/2014

[20] Aapo Hyvärinen, Juha Karhunen, Erkki Oja, *Independent component analysis*. Ed: Wiley-Interscience. 2001

II. PLIEGO DE CONDICIONES

PLIEGO DE CONDICIONES

En este apartado se especifican los requerimientos software y hardware necesarios para la correcta ejecución de las aplicaciones implementadas.

1. Especificaciones hardware.

El sistema mínimo necesario para la correcta ejecución de la aplicación desarrollada es:

- Ordenador Personal: cuyas características principales son un procesador Intel Core i3 a 2,1 GHz, con 4 GB de RAM y tarjeta gráfica NVIDIA GeForce 410M 1 GB. La capacidad de almacenamiento de disco duro, dado el tamaño de la base de datos, debe ser superior a los 1,42GB. Con la realización de pruebas se generan archivos adicionales, por lo que es recomendable un espacio libre de al menos 3 GB.
- Impresora.

2. Especificaciones software.

- Sistema operativo: Windows 7 Home Premium.
- Matlab 7.10.0 (R2010a)
- Microsoft Office 2007: Word (empleado para la redacción de proyecto), Excel (para la representación de gráficos) y PowerPoint (empleado para la presentación)
- BD: base de datos de imágenes de palabras proporcionada por el departamento GPDS vinculado al IDeTIC de la ULPGC. Las imágenes se encuentran en formato BMP y clasificadas en carpetas según su autor y su muestra. Dicha estructura se encuentra definida en la sección “Base de datos” de la Memoria.

III. PRESUPUESTO

PRESUPUESTO

David Hernández Abreu, autor del presente Trabajo de Fin de Grado, declara que:

El Trabajo Fin de Grado con título “*Sistema de identificación de personas mediante la información holística de su escritura manuscrita*”, desarrollado en la Escuela de Ingeniería de Telecomunicaciones y Electrónica, de la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, tiene un coste de desarrollo total de 17427,96 € correspondiente a la suma de las cantidades consignadas a los apartados considerados a continuación.

Fdo.: David Hernández Abreu

Las Palmas de Gran Canaria a 6 de junio del 2014

P1. Desglose del Presupuesto

Para la realización del presupuesto se han seguido las recomendaciones del Colegio oficial de Ingenieros de Telecomunicación (COIT) sobre los baremos **orientativos** mínimos para trabajos profesionales en 2009. El presupuesto se ha desglosado en varias secciones en las que se han separado los distintos costes asociados al desarrollo del TFG, fijándose la duración del mismo en 4 meses. Estos costes se dividen en:

- Recursos materiales.
- Trabajo tarifado por tiempo empleado.
- Costes de redacción del Trabajo Fin de Grado.
- Material fungible.
- Derechos de visado del COIT.
- Aplicación de impuestos.

P2. Recursos materiales

Entre los recursos materiales utilizados para la realización de este TFG se incluyen las herramientas software de desarrollo de los algoritmos del sistema, los paquetes software usados para la redacción de la memoria, y el sistema operativo bajo el que se ejecutó el trabajo. Asimismo, se incluyen los equipos hardware utilizados para dar soporte a estas herramientas.

Se estipula el coste de amortización para un período de 3 años. Para ello, se utilizará un sistema de amortización lineal o constante, en el que se supone que el inmovilizado material se deprecia de forma constante a lo largo de su vida útil. La cuota de amortización anual se calcula usando la siguiente fórmula:

El “valor residual” es el valor teórico que se supone que tendrá el elemento después de su vida útil.

P2.1. Recursos Hardware

Para la ejecución de este estudio las herramientas hardware que se han utilizado son

las siguientes:

- Un ordenador portátil Sony Vaio Intel Core i3, con 4 GB de memoria RAM y 452 GB de disco duro.
- Impresora.

Costes de las herramientas Hardware			
Descripción	Coste Total	Valor Residual (3 años)	Valor Amortización (4 meses)
Ordenador portátil	552,6 €	200 €	39,17 €
Ordenador Personal	68,6 €	25 €	4,84 €
Total de Costes			44,01 €

Tabla P.1. Costes de herramientas hardware

P2.2. Recursos Software

Las herramientas software utilizadas en el presente trabajo fueron:

- Matlab® v.7.10.0 (R2010a)
- Microsoft Office® 2007
- Base de datos
- Windows® 7

Costes de las herramientas Software			
Descripción	Coste Total	Valor Residual (3 años)	Valor Amortización (4 meses)
Matlab® v.7.10.0	3900 €	0 €	433,33 €
Microsoft Office® 2007	250 €	0 €	27,77 €
Base de datos	0 €	0 €	0 €
Windows® 7	200 €	0 €	22,22 €
Total de Costes			483,32 €

Tabla P.2. Costes de herramientas software

P3.Trabajo tarifado por tiempo empleado

En este Trabajo Fin de Grado se ha invertido 300 horas en las tareas de especificación, desarrollo y documentación necesarias para la elaboración del mismo. El importe de las horas de trabajo empleadas para la realización del estudio se calcula siguiendo las recomendaciones del COIT:

Donde:

- son los honorarios totales por el tiempo dedicado.
- son las horas normales trabajadas (dentro de la jornada laboral).
- son las horas especiales.
- es un factor de corrección función del número de horas trabajadas.

Las 300 horas invertidas, se han realizado todas ellas dentro del horario normal.

Según el COIT, el coeficiente C_t tiene un valor variable en función del número de horas empleadas de acuerdo con la siguiente tabla:

Horas empleadas	Factor de corrección
Hasta 36 horas	1.00
Desde 36 horas a 72 horas	0.90
Desde 72 horas a 108 horas	0.80
Desde 108 horas a 144 horas	0.70
Desde 144 horas a 180 horas	0.65
<u>Desde 180 horas a 360 horas</u>	<u>0.60</u>
Desde 360 horas a 540 horas	0.55

Tabla P.3. Factor de corrección en función del número de horas invertidas

Como se puede observar el número de horas está en el rango de más de 180 y menos de 360, por lo que según la Tabla P.4 el factor de corrección es de $C_t = 0,60$. Con ello, la ecuación del importe de horas de trabajo resulta de la siguiente forma:

Los honorarios totales por tiempo dedicado libres de impuestos ascienden a *trece mil cuatrocientos setenta y ocho euros con 40 céntimos (13478,40€)*.

P4. Costes de redacción del Trabajo Fin de Grado.

El importe de la redacción se calcula de acuerdo a la siguiente expresión:

Donde:

- es el presupuesto.
- es el coeficiente de ponderación en función del presupuesto.

En la siguiente tabla se muestra el presupuesto calculado hasta el momento:

Descripción	Costes
Recursos Hardware	44,01 €
Recursos Software	483,32 €
Trabajo Tarifado por Tiempo Empleado	13478,40 €
Total de Costes	14005,73 €

Tabla P.4. Costes de ejecución material

El presupuesto calculado hasta el momento asciende a 14005,73 €. Como el coeficiente de ponderación para presupuestos menores de 30.050 € viene definido por el COIT con un valor de 1.00, el coste derivado de la redacción del Trabajo Fin de Grado es de:

Por tanto el coste libre de impuestos derivado de la redacción del Trabajo Fin de Grado es de *novecientos ochenta euros con cuarenta céntimos (980,40 €)*.

P5. Material fungible.

Además de los recursos hardware y software, en este trabajo se han empleado otros materiales, como son los folios y el tóner de la impresora entre otros, que se especifican como material fungible. En la tabla P.6. se muestran los costes generados por estos recursos.

Descripción	Costes
Folios	10,00 €

Tóner de la impresora	50,00 €
Encuadernación	10,00 €
Total de Costes	70,00 €

Tabla P.5. Costes del material fungible

P6. Derechos de visado del COIT.

Como se mencionó al comienzo del bloque de Presupuesto, todos los cálculos son orientativos, por lo que se han añadido también los derechos de un supuesto visado por el COIT.

Los gastos de visado del COIT se tarifican mediante la siguiente expresión:

Donde:

- es el presupuesto del TFG.
- es el coeficiente reductor en función del presupuesto del trabajo.

El presupuesto P, calculado hasta el momento asciende a la suma de los costes de ejecución material, de redacción y de material fungible.

Como el coeficiente de ponderación para presupuestos menores de 30.050 € viene definido por el COIT con un valor de 1.00, el coste de los derechos de visado del trabajo asciende a la cantidad de:

Por tanto el coste de los derechos de visado del trabajo asciende a *noventa euros con treinta y tres céntimos (90,33 €)*.

P7. Gastos de tramitación y envío.

Los gastos de tramitación y envío están fijados en 6,01 €.

P8. Aplicación de impuestos

El coste total del Trabajo Fin de Grado, antes de aplicarle los correspondientes impuestos, asciende 16287,81 €, a lo que hay que sumarle el 7% de IGIC, con lo que el coste definitivo del Trabajo Fin de Grado es:

Costes Totales del TFG		
Descripción	Coste Parcial	Total
Recursos Materiales		527,33 €
Software	483.32 €	
Hardware	44.01 €	
Coste de Ingeniería		13478,40 €
Coste de Redacción		980,40 €
Material Fungible		70,00 €
Derechos de Visado		90,33 €
Tramitación y Envío		6,01 €
Subtotal:		15152,47 €
Aplicación de Impuestos (7%I.G.I.C)		757,62
Total de Costes		15910,96 €

Tabla P.6. Costes totales del TFG

El presupuesto total asciende a la cantidad de *quince mil novecientos diez euros con noventa y seis céntimos (15910,96 €)*.

Autor: David Hernández Abreu

Fdo.:

Las Palmas de Gran Canaria a 6 de Junio del 2014.