

UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID

FACULTAD DE INFORMÁTICA



TESIS DOCTORAL

Verificación de la identidad de personas en base a trazos
manuscritos simples

MEMORIA PARA OPTAR AL GRADO DE DOCTOR

PRESENTADA POR

Verónica Inés Aubin

Directores

Matilde Santos Peñas
Marco Mora Cofré

Madrid
Ed. electrónica 2019

UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID

FACULTAD DE INFORMÁTICA



TESIS DOCTORAL

Verificación de la identidad de personas en base a trazos manuscritos
simples

MEMORIA PARA OPTAR AL GRADO DE DOCTOR
PRESENTADA POR

Verónica Inés Aubin

Directores

Matilde Santos Peñas
Marco Mora Cofré

Madrid, 2018

VERIFICACIÓN DE LA IDENTIDAD DE PERSONAS EN BASE A TRAZOS MANUSCRITOS SIMPLES

*Tesis doctoral presentada para obtener el grado de
Doctor en Informática*

Verónica Inés Aubin

Directores

**Matilde Santos Peñas
Marco Mora Cofré**

Facultad de Informática

Universidad Complutense de Madrid

Madrid, 2018

Agradecimientos

A ambos directores que han prestado su tiempo, experiencia y conocimientos para que pueda cumplir con mi cometido.

Al Dr. Marco Mora quien me motivó a realizar el doctorado y me brindó su apoyo y constante colaboración.

A la Dra. Matilde Santos Peñas por sus consejos, calidez y generosidad.

A los evaluadores por las sugerencias aportadas.

A mis hijos Federico, Bárbara y Lucas que son el motor más importante de mi vida, que me lleva a alcanzar todos mis logros. En esta ocasión agradecer especialmente a Bárbara por su apoyo y colaboración en las traducciones.

Índice general

Agradecimientos	I
Resumen	V
Abstract	VII

I MEMORIA IX

1. Introducci´on	1
1.1. Motivaci3n	1
1.2. Hip3tesis	3
1.3. Objetivos	3
1.3.1. Objetivos generales	3
1.3.2. Objetivos especıfıcos	3
1.4. Estructura de la tesis	4
2. Estado del arte	5
2.1. La escritura como patr3n biom3trico	5
2.2. El reconocimiento de escritura y la identificaci3n de escritor	6
2.3. La verificaci3n y la identificaci3n del autor	7
2.4. La adquisici3n de la informaci3n	9
2.5. Variabilidad de los trazos	9
2.6. Caracterısticas discriminantes	10
2.7. Sistemas basados en la presi3n	10
2.8. Trabajos cercanos a nuestra propuesta	11
2.9. Comparaci3n y discusi3n con otros autores	14
3. Materiales y m3todos	17
3.1. Bases de datos	17
3.2. Clasificadores	24
3.2.1. Fundamentos de los SVM	25
3.2.2. Estructura del clasificador	26
3.2.3. Entrenamiento y evaluaci3n del clasificador	27
4. Aportaciones originales de la tesis	31
4.1. Correlaci3n entre la presi3n y el nivel de gris	31
4.2. El valor del nivel de gris y su ubicaci3n en el trazo	34

4.2.1. Descriptor basado en la distancia del mínimo valor de gris al borde del trazo	35
4.2.2. Descriptor basado en los coeficientes B-spline	39
4.3. Descriptores del método de los trazos simples	41
4.3.1. Reducción de características en los trazos	43
4.3.2. Comparación cuantitativa del rendimiento de los descriptores propuestos	48
4.4. Descriptores del método de los segmentos simples	50
5. Conclusiones y trabajos futuros	53
Bibliografía	63
II PUBLICACIONES	65
6. Artículos presentados	67
6.1. Escritura manuscrita: Revisión del modelo conceptual de los parámetros pseudodinámicos	69
6.1.1. Cita completa	69
6.1.2. Resumen de la contribución	69
6.2. Exploring new handwriting parameters for writer identification	77
6.2.1. Cita completa	77
6.2.2. Resumen de la contribución	77
6.3. A new descriptor for writer identification based on B-Splines	89
6.3.1. Cita completa	89
6.3.2. Resumen de la contribución	89
6.4. A new descriptor for person identity verification based on handwritten strokes off-line analysis	97
6.4.1. Cita completa	97
6.4.2. Resumen de la contribución	97
6.5. Off-line writer verification based on simple graphemes	113
6.5.1. Cita completa	113
6.5.2. Resumen de la contribución	113
6.6. Off-line writer verification based on segments of handwritten strokes	129
6.6.1. Cita completa	129
6.6.2. Resumen de la contribución	129

Resumen

Esta tesis presenta una metodología para la verificación de la identidad de personas en base al análisis de trazos manuscritos simples, tanto individuales como combinados.

A pesar de evolucionar hacia un futuro puramente digital, el reconocimiento del escritor, usando imágenes digitales, ha recibido mucho interés debido a sus aplicaciones en la vida real, principalmente en el análisis forense de documentos, la clasificación de los archivos históricos, la verificación de firmas, estudios sobre la correlación entre la escritura y diferentes trastornos neurológicos, predicción del género o rango de edad del escritor, así también como en diferentes campos como la seguridad y control de acceso.

El interés de esta tesis doctoral es que obtiene los descriptores para la verificación a partir de grafemas o de los segmentos que constituyen la escritura, en contraste con la complejidad del trazo manuscrito utilizado en los sistemas de reconocimiento de firmas. Muchas veces la firma presenta formas rebuscadas y artificiosas, de estructura complicada, lo que dificulta identificar los impulsos que la forman y así determinar su génesis gráfica.

Se han generado dos repositorios de imágenes para realizar las experimentaciones. El primero está formado de grafemas simples, y el segundo contiene imágenes de segmentos básicos constitutivos de grafemas. Los trazos manuscritos involucrados fueron escogidos por ser simples y reunir en su conjunto todas las direcciones de escritura posibles, que dan lugar a los gestos gráficos que revelan las características personales de su autor.

Para realizar la evaluación se consideró un esquema uno-frente-a-todos, consistente con el problema de verificación de identidad, el cual fue implementado con clasificadores Máquina de Vectores Soporte, entrenados con K-Fold Cross Validation. Para la evaluación de los descriptores en segmentos básicos también se implementó la estrategia Leave-one-out. La búsqueda eficiente de los hiperparámetros de los SVM se realizó con el algoritmo de optimización heurística Simulated Annealing.

La formulación de los descriptores propuestos se justifica en base a la observación de que la presión no es constante para todo el trazo sino que varía a lo largo del mismo. Esta variación se da en distintos segmentos del trazo para distintos autores, pero existe un patrón que se repite para una misma persona. Esto se debe a que la escritura es un proceso de integración neuromuscular, donde se expresan funciones fisiológicas y psicológicas del individuo.

Las características morfológicas de los trazos manuscritos son posibles de imitar; no

obstante, las características dinámicas (profundidad, intensidad, presión, rapidez, dirección, continuidad, entre otras) no son fáciles de reproducir. Las características pseudo-dinámicas son estimaciones de las características dinámicas, pero que se obtienen analizando la imagen del trazo escrito (off-line). En esta tesis se han utilizado estas últimas.

La presión ejercida en el momento de la escritura se relaciona con el grosor y valor de gris del trazo en la imagen del mismo. Por ello en este trabajo de investigación los descriptores propuestos corresponden a una estimación de la presión ejercida al momento de escribir, utilizando la imagen en escala de grises del trazo. En particular, desde una representación simple a más compleja, los descriptores utilizados son los siguientes: el ancho del trazo, los niveles de grises del esqueleto del grafema, la posición relativa de los puntos de mínimo gris dentro del trazo, el promedio de los niveles de grises sobre la línea perpendicular al esqueleto, y los coeficientes de la transformación para aproximar toda la superficie del grafema.

Estos descriptores tienen la ventaja de ser invariantes a escala y a rotación. Se estudió el funcionamiento de los descriptores utilizando su representación original y versiones resultantes de aplicar métodos tradicionales de reducción de características, como Análisis de Componentes Principales y Transformada Coseno Discreta.

Siguiendo esta metodología, la evaluación de la verificación de personas basada en grafemas simples individuales arrojó un elevado promedio de porcentaje de aciertos, y la combinación de los caracteres mejoró la eficiencia acercándose al 100 % de aciertos de verificación de identidad. Los resultados obtenidos utilizando segmentos básicos y su combinación fueron similares a los obtenidos con el grafema completo.

Los resultados positivos de los experimentos hacen ver que es posible mediante el análisis de trazos simples tener una alta eficiencia en la verificación de identidad de escritores en base a textos manuscritos.

Abstract

This thesis presents a methodology to verify a person's identity based on the analysis of both individual and combined handwritten strokes.

Despite the development towards a purely digital future, writer recognition using digital images has attracted considerable interest due to its multiple applications in the real world. The main uses take place in the analysis of forensic documents, the classification of historical archives, signature verification, studies on the relationship between writing and different neurological disorders, prediction of the writer's genre or age range, as well as in different fields, such as security and access control.

This work is inspired by the methodology used in forensic handwriting analysis.

What is remarkable about this PhD thesis is that the descriptors are obtained from graphemes or the constitutive segments of writing, in contrast with the complexity of the handwritten stroke used in the systems of signature recognition. Usually, a signature has unspontaneous and unnatural figures, of complex structure, which make it difficult to identify the impulses that form it and to determine its graphic origin.

Two image repositories were used that were necessary to conduct the experiments of this work. The first repository is made up of simple graphemes and the second one contains images of basic constitutive segments of graphemes. The handwritten strokes involved were chosen for their simplicity and because they present all the possible directions of writing which form the graphic gestures that reveal their author's personal characteristics.

In order to undertake the evaluation, a one-vs-all scheme was considered which is consistent with the problem of identity verification. It was implemented with Support Vector Machine classifiers trained with K-Fold Cross Validation. The Leave-one-out strategy was also adopted to test the descriptors in basic segments. The efficient search of SVM hyperparameters was conducted based on Simulated Annealing, a heuristic optimization algorithm.

The formulation of the descriptors proposed is based on the observation that pressure is not constant for the stroke but it varies along it. This variation takes place in different segments of the stroke for different writers, but there is a pattern repeats itself for the same person. This occurs because writing is a process of neuromuscular integration, where a person's physiological and psychological functions are expressed.

Though it is true that the morphological features of handwritten strokes may be copied, dynamic features (depth, intensity, pressure, speed, direction, continuity, among others) are not easy to replicate. Pseudo-dynamic features are estimates of the dynamic features, but that are obtained through the analysis of the image of the written stroke (off-line)

The pressure applied when writing relates to the thickness and the gray value of the stroke in the image. The stroke was then rectified, following the usual Western writing direction, to represent the width or the gray value in a Cartesian system.

The descriptors proposed correspond to an estimation of the pressure applied when writing using the grayscale image of the stroke. Specifically, from a simple representation to a more complex one, the descriptors proposed are as follows: the width of the stroke, the gray levels of the grapheme skeleton, the relative position of the minimum gray level points within the stroke, the average of the gray levels on the perpendicular line to the skeleton, and the transformation coefficients to approximate the area of the grapheme.

The advantage of these descriptors is that they are invariant to scale and rotation. The descriptors performance was studied using their original representation and the resulting versions of applying traditional methods of feature reduction as Principal Component Analysis and Discrete Cosine Transform.

The evaluation of identity verification based on individual simple graphemes gave as a result a high average of percentage of hits. The combination of characters improved performance getting closer to a 100 % of success in identity verification. The results obtained using basic segments and their combinations were similar to the ones obtained when using the complete grapheme.

The positive results of the experiments show that it is possible to achieve great efficiency in the identity verification of writers based on handwritten texts through the analysis of simple strokes.

Parte I

MEMORIA

Capítulo 1

Introducción

1.1. Motivación

En el siglo XIX, Giovanni Morelli, coleccionista y crítico de arte, introdujo un cambio de paradigma en la identificación de las falsificaciones de cuadros célebres. Hasta ese momento se procuraba autenticar las pinturas mediante indicadores globales tales como iluminación general, perspectiva, o analizando las características más evidentes de los cuadros: la sonrisa de Leonardo, los ojos alzados al cielo de los personajes de Perugino, etc. Pero, por evidentes y conocidas, estas características eran precisamente las más fáciles de imitar. Giovanni Morelli creía, en cambio, que las falsificaciones debían detectarse observando los detalles menos trascendentes de cada cuadro, considerando los aspectos menos influenciados por la escuela pictórica a la que el artista pertenecía. Según Morelli se debían observar aquellos rasgos que cada artista incorpora de manera automática, casi inconsciente, en su técnica de dibujo. Morelli estudió los pintores italianos cuatrocentistas y de este modo descubrió y catalogó la forma en que realizaban las orejas, los lóbulos, las manos, etc; rasgos que se encuentran en los originales, pero no en las copias. El método de Morelli tuvo una influencia que se extiende hasta la actualidad. Con el paso del tiempo los detalles que se observan son cada vez más minúsculos y sofisticados, en cuanto a características estudiadas para la identificación de personas (Ginzburg and Davin, 1980).

Con el auge del capitalismo industrial y la necesidad de salvaguardar la propiedad privada y la seguridad de los individuos, los Estados Nacionales requerían de sistemas de reconocimiento de individuos, tanto para la certificación de la firma de convenios comerciales como para el buen funcionamiento del sistema penitenciario. En 1879, Alphonse Bertillon (Gargani, 1983) elaboró un método basado en minuciosas medidas antropométricas. Tiempo después, Francis Galton (1822-1911) propuso un método de identificación mucho más sencillo en lo que se refiere tanto a la recopilación de datos como a su clasificación, considerando como objeto de estudio las huellas digitales. Dicho método de clasificación tiene como antecedente la propuesta hecha por el fundador de la histología, Purkyne, quien desde 1823 afirmaba que no existen dos individuos con impresiones digitales idénticas, por lo que esta peculiaridad era digna de tomarse en cuenta. Galton propuso 40 rasgos para la clasificación de las impresiones

digitales que fueron analizados y mejorados por el investigador de la policía de la provincia de Buenos Aires, Juan Vucetich (Vucetich, 1904), a quien el Jefe de Policía de la Provincia le había encomendado sentar las bases de una identificación personal fiable.

En el campo particular del estudio de trazos manuscritos el método más eficiente, y actualmente más generalizado, de análisis pericial caligráfico es el que Sollange Pellat denomina “Grafonómico”. Este método consagra a la Pericia Caligráfica como una especialidad o rama de la Grafología Científica. Parte de la propuesta de Abad Michon, que presenta una nueva visión sobre la escritura, considerándola como un reflejo fisiológico y psicológico del individuo, y por ello se convierte en un elemento identificativo. Como ya señalaba Crépieux-Jamin, el aspecto formal de las letras, su forma y dimensión (signos secundarios) pueden modificarse fácilmente de forma conciente. Pero en la escritura existe una jerarquía de signos y características como la profundidad, intensidad, presión, rapidez, dirección, continuidad que son imposibles de cambiar. Esta metodología se demostró altamente efectiva pues se adentra en la anatomía de la letra, y consiguió el reconocimiento de la Justicia. Anteriormente a las ideas del método grafonómico, los peritos calígrafos cotejaban las escrituras incriminadas en función de los aspectos formales y estáticos de la caligrafía, es decir, de las “formas extrínsecas de los grafismos” (Barberá and Baquero, 2005), precisamente aquellos elementos del grafismo que el falsificador más fácilmente pretenderá y que virtualmente logrará reproducir. A este método, hoy ya obsoleto, se le ha denominado caligráfico, morfológico, y también gramatomórfico.

Los trazos manuscritos de una persona tienen una gran variabilidad. Sin embargo existen características invariantes que permiten el reconocimiento manual o automático del autor. Las características morfológicas de los trazos manuscritos son posibles de imitar, no obstante las características dinámicas no son fáciles de reproducir (Porwik et al., 2015). Por lo anterior, tiene interés estimar adecuadamente las características dinámicas del trazo con el fin de identificar personas.

Las características dinámicas de la escritura se obtienen en el momento de realizar el acto de escribir (on-line). Las características pseudo-dinámicas son estimaciones de las características dinámicas, pero que se obtienen analizando la imagen del trazo escrito (off-line).

La fuente que inspira este trabajo corresponde a la metodología utilizada en la Pericia Caligráfica (Vinals and Puente, 2006). En efecto, las ideas fundamentales del trabajo están estrechamente relacionada con el problema al que se enfrentan los peritos calígrafos en la vida real. El estudio de documentos manuscritos es comparativo; esto significa que es necesario tener muestras de referencia para verificar la identidad del escritor. Muchas veces los resultados de las pericias criminalísticas son afectados negativamente por no contar con un número suficiente de muestras para el cotejo. Por otro lado, la escritura está constituida por las líneas que en su conjunto forman sus letras. Los expertos calígrafos dividen estas líneas en segmentos o trazos primitivos. Estos trazos pueden ser rectos, curvos y mixtos, según sean las líneas que los componen.

La utilización de trazos simples, y más aún, de segmentos de grafemas, es interesante porque permite extraer una mayor cantidad de descriptores que provienen de un mismo texto.

La utilidad de la propuesta no sólo se ve en las pericias caligráficas forenses, sino también en la identificación del autor de textos antiguos, la verificación de firmas, y estudios sobre la correlación entre la escritura y diferentes trastornos neurológicos, entre otras.

1.2. Hipótesis

La hipótesis del trabajo es la siguiente: Es posible verificar la identidad del escritor analizando la imagen en escala de grises de un trazo simple e individual, considerando descriptores que corresponden a representaciones de la presión ejercida en el momento de la escritura.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivos generales

El objetivo general de la Tesis es proponer y validar un método de verificación de la identidad de personas en base al análisis de la imagen en escala de grises de un trazo manuscrito simple.

Se consideran dos tipos de trazos simples, grafemas y segmentos constitutivos de los mismos, para realizar el análisis de la imagen del trazo aplicando la metodología de reconocimiento de patrones al problema en cuestión.

1.3.2. Objetivos específicos

Los objetivos específicos del trabajo son los siguientes:

- Generar el repositorio de imágenes de segmentos de grafemas, necesarios para realizar las experimentaciones del trabajo.
- Obtener descriptores novedosos aptos para la caracterización del autor del trazo manuscrito simple, utilizando la estimación del patrón de presión del mismo.
- Proponer y validar un método de verificación de personas en base al tratamiento de la información de grafemas o caracteres individuales y simples, y de su combinación.
- Proponer y validar un método de verificación de personas en base a descriptores obtenidos de los segmentos curvos constitutivos de cada grafema, y de su combinación.

1.4. Estructura de la tesis

Este trabajo de tesis, que se presenta como una recopilación de publicaciones, se desarrolla en dos partes.

La parte I que contiene la memoria, integrada por los siguientes cuatro capítulos:

- El Capítulo 1 detalla la motivación, hipótesis y objetivos principales de esta tesis
- El Capítulo 2 expone la revisión del estado del arte realizada para el presente estudio.
- El Capítulo 3 presenta los materiales y métodos utilizados en el problema de verificación del escritor, con las aportaciones originales.
- El Capítulo 4 presenta las aportaciones originales de la tesis. Se describen las experiencias realizadas en búsqueda de cumplir con los objetivos planteados.
- El Capítulo 5 describe las conclusiones finales de este trabajo de tesis, y plantea las diferentes líneas futuras de investigación que surgen de los resultados obtenidos al alcanzar los objetivos planteados.

Las referencias bibliográficas completas se encuentran a continuación de este capítulo.

Finalmente en la parte II, correspondiente a las publicaciones, se reproducen los diferentes artículos que componen este trabajo de tesis.

Capítulo 2

Estado del arte

2.1. La escritura como patrón biométrico

En el contexto de la tecnología informática, la palabra biometría se refiere a la aplicación de técnicas cualitativas y/o cuantitativas de visualización, usando recursos computacionales, de propiedades o características de seres humanos, animales e incluso de vegetales o seres del microcosmos. Uno de los usos más difundidos de la biometría informática está relacionado con la identificación de personas (Jain et al., 2004). Para diferenciar estos conceptos, organizaciones y autores han dado un nombre compuesto al contexto tecnológico, como biometría informática, autenticación biométrica o identificación biométrica, entre otros. En adelante se hace referencia a la palabra biometría enmarcada en el contexto tecnológico.

En el marco del uso de la biometría informática para la verificación en seres humanos existen dos enfoques: físico y comportamental. La biometría física se basa en medidas y datos derivados de la medición directa de una parte del ser humano. La huella dactilar, la geometría de la mano, el iris, la forma de la cara, retina, y las venas del dorso de la mano son las características físicas más utilizadas en biometría. Existen también, pero son menos usadas, las técnicas biométricas basadas en la forma de las orejas, temperatura corporal (termografía) y forma del cuerpo.

Las características del comportamiento se basan en acciones realizadas por una persona. En este sentido, la biometría del comportamiento utiliza medidas y datos derivados de una acción, e indirectamente de las características físicas que lo han generado. El reconocimiento de la voz, del tono de voz, la firma manuscrita, la dinámica del tecleo, la cadencia del paso y el análisis gestual son las medidas biométricas de comportamiento más utilizadas.

Es importante remarcar que la distinción entre físico y comportamental es muy débil. La biometría del comportamiento se basa en parte en características físicas, como por ejemplo, la forma de pronunciar las vocales. Y a su vez la biometría basada en características físicas también está asistida por el comportamiento, como la manera en que la persona coloca su dedo o mira a la cámara.

La escritura manuscrita como patrón biométrico de comportamiento ha cobrado un renovado interés por parte de los investigadores en los últimos años (Schomaker, 2007). A pesar de avanzar hacia el sueño de un futuro puramente digital, libre de papel, el reconocimiento del escritor usando imágenes digitales ha recibido mucho interés debido a sus aplicaciones en la vida real. Principalmente: en el análisis forense de la escritura (Lewis, 2014), la clasificación de los archivos históricos (Arabadjis et al., 2013; Papaodysseus et al., 2014), la verificación de firmas (Hafemann et al., 2015; Fierrez-Aguilar et al., 2004), estudios sobre la correlación entre la escritura y diferentes trastornos neurológicos (Smekal et al., 2013; Kotsavasiloglou et al., 2017), predicción del género o rango de edad del escritor (Siddiqi et al., 2015; Bouadjenek et al., 2016), así también como en diferentes campos como la seguridad y control de acceso (Horster, 2016; Vielhauer, 2005).

2.2. El reconocimiento de escritura y la identificación de escritor

El reconocimiento de escritura y la identificación del escritor representan dos facetas opuestas del análisis de la escritura a mano. En el reconocimiento de escritura se buscan representaciones capaces de eliminar variaciones entre diferentes escrituras con el objetivo de clasificar la forma de los caracteres y de las palabras de manera robusta. Su objetivo es identificar el texto escrito independientemente de la fuente. Por el contrario, el reconocimiento del escritor requiere representaciones realzadas de estas variaciones ya que son características de cada escritor, siendo su objetivo distinguir o averiguar la fuente que ha producido el texto. Por consiguiente, la meta del reconocimiento de escritura consiste en obtener generalizaciones y eliminar las variaciones, mientras que en el reconocimiento del escritor lo que se pretende es maximizar las características específicas del estilo de escritura individual para poder discriminar entre escritores (Bulacu and Schomaker, 2007). Esta tesis doctoral se centra en la verificación del escritor.

Existen dos ramas en la que se puede dividir el reconocimiento del autor de un trazo manuscrito, según se considere un texto o una firma. La verificación de firmas es un tema bien documentado y se ha abordado con muchos enfoques diferentes. Una serie de documentos cubren los avances en este campo (Plamondon and Lorette, 1989; Impedovo et al., 2014; Hafemann et al., 2015). En (Halder et al., 2016b) se presenta un estudio de la literatura hasta la fecha sobre la identificación y verificación off line del autor de escrituras a mano, donde se consideran las distintas características y enfoques de clasificación, en diferentes idiomas y alfabetos.

El propósito de este trabajo de investigación es demostrar que no hace falta un trazo complejo como la firma para identificar al autor del mismo, sino que basta con caracteres de texto.

2.3. La verificación y la identificación del autor

Un sistema biométrico consiste en un sistema reconocedor de patrones que captura uno o más rasgos biométricos, extrae un conjunto de características a partir de dichos rasgos, lo compara con otros patrones almacenados en una base de datos, y por último toma una decisión sobre si se acepta o rechaza el patrón de entrada. Los sistemas automáticos de reconocimiento de patrones pueden trabajar en tres modos de operación distintos: registro, identificación y verificación. Se contempla también un modo vigilancia, que es un caso particular del modo identificación.

- Modo registro o de inscripción: Este modo de operación consiste en añadir a la base de datos, manejada por el sistema, los patrones biométricos de los diferentes usuarios. Como se ve en la Figura 2.1, los usuarios son dados de alta en el sistema; para ello se realiza la adquisición de sus rasgos biométricos, se extraen sus características y se genera un modelo o patrón representativo del individuo correspondiente, que queda almacenado en la base de datos de usuarios del sistema. No se realiza por tanto comparación alguna en este modo de trabajo.

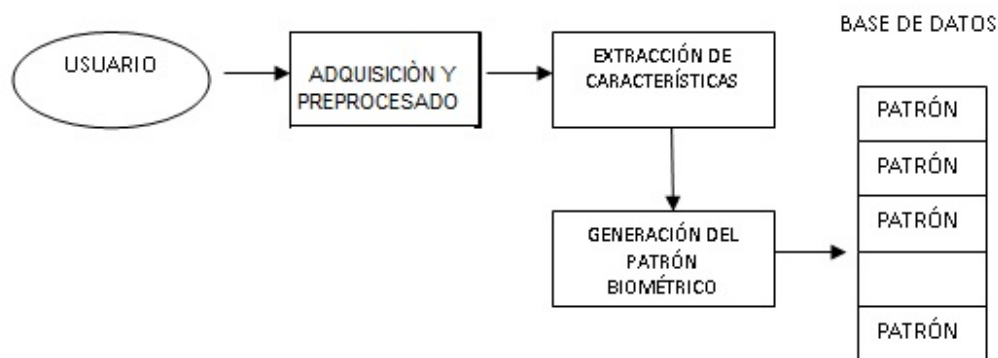


Figura 2.1: Funcionamiento en modo registro. Imagen basada en Zorita and García (2003)

- Modo verificación, también llamado autenticación: Trata de responder a la pregunta: ¿es este sujeto la persona que dice ser? En el modo verificación, el sistema valida la identidad de una persona comparando el rasgo biométrico capturado en la entrada con su propia plantilla biométrica, previamente almacenada en la base de datos. En general, el usuario indicará su identidad mediante un número de identificación personal, un nombre de usuario o algún tipo de código. Posteriormente el sistema realizará una comparación uno a uno para determinar si el individuo es quien dice ser (Figura 2.2).
- Modo identificación: En el modo identificación, el sistema reconoce a un usuario comparando sus rasgos biométricos con los patrones de todos los usuarios almacenados en la base de datos. El usuario no introduce una identificación, sino que es el sistema el que determina su identidad. Para ello realiza una comparación uno a varios devolviendo el patrón de la base de datos que más se parece a los datos de entrada (sistema A

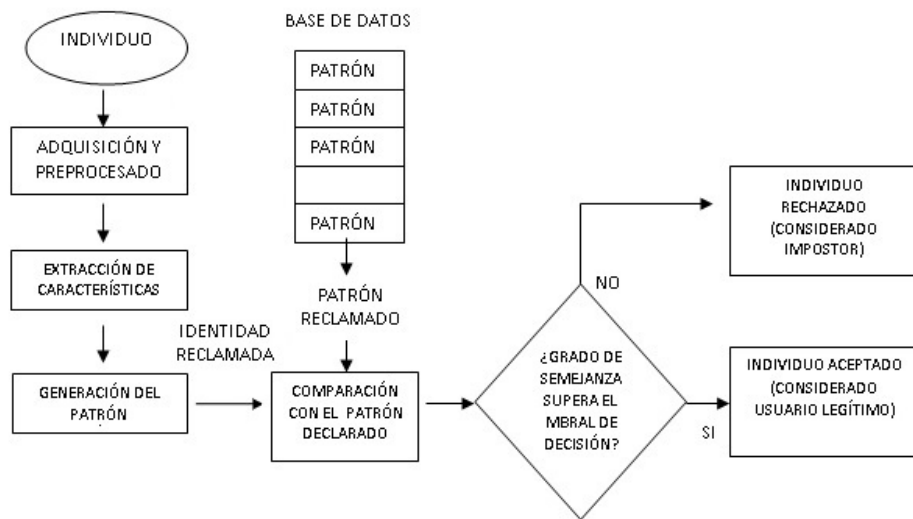


Figura 2.2: Funcionamiento en modo verificación. Imagen basada en Zorita and García (2003)

de la Figura 2.3) o una indicación de que el individuo no se encuentra en la base de datos si el parecido no es suficiente (sistema B de la Figura 2.3).

Como caso particular del modo identificación se puede citar el Modo de vigilancia, screening o black-listing. Las aplicaciones de vigilancia determinan si un individuo se encuentra dentro de una lista de personas buscadas, por ejemplo, en control de seguridad en aeropuertos, seguridad en eventos públicos, etc.

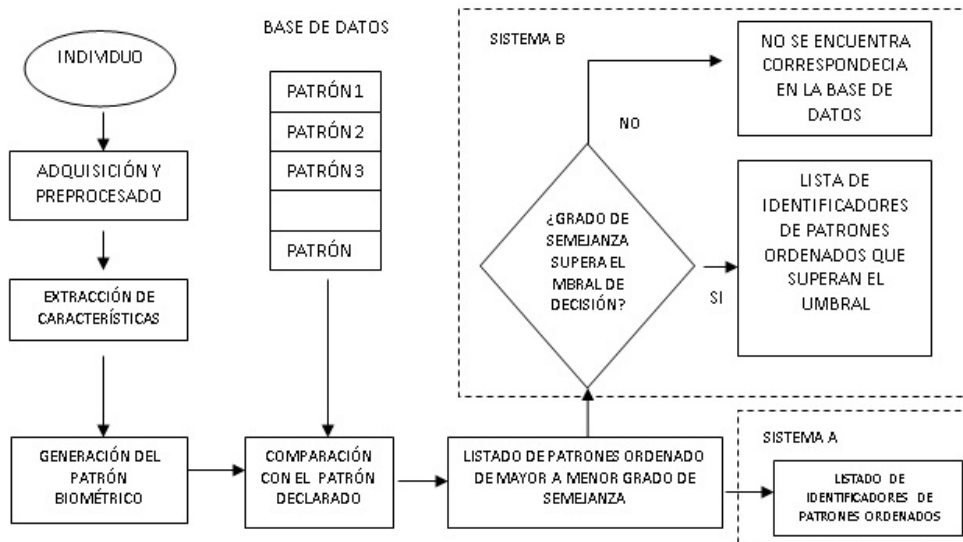


Figura 2.3: Funcionamiento en modo identificación. Imagen basada en Zorita and García (2003)

Por lo antes dicho, en el reconocimiento del escritor existen dos problemas distintos, la verificación y la identificación del autor (Delac and Grgic, 2004). La verificación consiste

en comprobar si el autor de un documento es la persona que dice serlo. En cambio, la identificación consiste en saber quién, de entre un conjunto de personas conocidas, es el autor de un determinado documento.

2.4. La adquisición de la información

Las dos estrategias tradicionales para la adquisición de información para el análisis de trazos manuscritos son la adquisición de datos en tiempo real (on-line) o la adquisición de datos posterior al proceso de escritura (off-line) (Plamondon and Srihari, 2000).

On-line significa que la escritura se hace en un sistema donde el dispositivo de escritura o la superficie sobre la que se escribe, o ambos, tienen detectores que capturan tanto la información espacial y temporal, tales como la posición, trayectoria, presión, o la orientación del instrumento de escritura. En el segundo caso se adquiere a través de un escáner o cámara digital una imagen, generalmente en escala de grises, de un texto escrito sobre un soporte ordinario (papel).

2.5. Variabilidad de los trazos

La escritura es una característica propia del individuo, pues responde a aspectos fisiológicos y psicológicos del mismo (Vinals and Puente, 2006). En la exteriorización del gesto gráfico que constituye la escritura existen una serie de elementos individuales e inherentes a su autor, que a la vez son distintos a todas las personas, constituyendo el fundamento principal en que se sustenta el cotejo de letras orientado a la identificación del autor.

Sin embargo, existen circunstancias exógenas y/o endógenas que pueden modificar la propia grafía. Estos factores modificadores del grafismo pueden ser ocasionales o permanentes, y son alteraciones escriturales no fraudulentas.

Los factores ocasionales que alteran la propia grafía pueden ser: las características del papel, la postura del escritor, el tipo de herramienta empleada, enfermedades pasajeras, las condiciones climáticas, en especial, la temperatura ambiental, reacciones grafoemocionales relacionadas con el motivo del escrito o con vínculos afectivos respecto al destinatario, etc.

En cuanto a los factores permanentes que modifican el grafismo se pueden citar enfermedades neurológicas como el Párkinson, el alcoholismo crónico y las toxicomanías en general, la demencia senil, dificultades respiratorias, la pérdida de visión, por supuesto la edad, etc.

Por lo tanto, en la escritura espontánea de una persona existe cierta variabilidad en sus elementos, dentro de cierto margen, más o menos amplio según los individuos. Esta variabilidad, lejos de anularlos, contribuye a reforzar los caracteres de la personalidad, considerando documentos contemporáneos para el cotejo.

2.6. Características discriminantes

Las características discriminantes propuestas por los distintos autores pueden ser clasificadas en dos grandes grupos según el nivel de detalle con que se realiza el análisis: globales y locales. Las características globales utilizan la imagen del texto en conjunto y las características locales se basan en el estudio de zonas o partes específicas del mismo.

También pueden ser clasificadas en base al tipo de información aportado: estáticas o dinámicas. Las características estáticas corresponden básicamente a mediciones del aspecto morfológico del texto como la altura, el ancho, el espaciamiento y la alineación con respecto a una línea base. Las dinámicas capturan la información temporal, es decir, la cinemática y la dinámica de la evolución del trazo a lo largo del tiempo.

La mayoría de los trabajos de verificación del escritor de un texto manuscrito off-line hacen uso de las características estáticas. Las metodologías aplicadas en estos trabajos tienen una serie de problemas típicos asociados, tales como la traslación vertical y horizontal, la rotación, y son sensibles al cambio de escala. Para corregirlos necesitan gran cantidad de algoritmos de preprocesamiento de la imagen. En gran medida el rendimiento de estos sistemas depende de este paso clave.

Por el contrario la mayoría los métodos aplicados en la verificación on-line del escritor utilizan características dinámicas. Uno de los mayores inconvenientes de estos sistemas es que requieren la presencia física del escritor y el uso de material especial al que él no está habituado y le resulta poco natural. Además, dado que no es lo mismo escribir con un bolígrafo sobre papel que con uno de plástico sobre una pantalla táctil, pueden existir variaciones en ciertas características. Sin embargo, se ha demostrado que los sistemas de verificación de firma en línea proporcionan una tasa de precisión bastante alta, ya que aprovechan las características dinámicas que son altamente distintivas y difíciles de imitar (Ahmedt et al., 2011).

La información dinámica no puede obtenerse directamente desde imágenes estáticas del trazo. En su lugar, se pueden deducir algunas características que representan parcialmente la información dinámica. Estas características se denominan pseudo-dinámicas.

2.7. Sistemas basados en la presión

La presión es una de las características de la escritura consideradas para el cotejo en una pericia. Esto se debe a que la presión no se ejerce uniformemente en la formación de los trazos, sino que existen variaciones particulares que permiten discriminar la identidad del escritor.

Muchos trabajos que estudian la presión en trazos manuscritos tienen relación con el reconocimiento de personas mediante la firma (Plamondon and Lorette, 1989; Impedovo et al., 2014; Hafemann et al., 2015). Es muy común en los métodos de reconocimiento de

personas basados en la presión del trazo el utilizar, como información discriminante, el valor de gris de los píxeles de mayor o menor presión (generalmente se computan umbrales en el histograma de la imagen en escala de grises).

Así, por ejemplo, en (Ammar et al., 1986) se analiza el histograma de la imagen en escala de grises de la firma, y se propone el cómputo de un umbral de presión (Umbral de Alta Presión). En conjunto con dicho parámetro, se representa la firma mediante el porcentaje de píxeles que superan el umbral, el valor mínimo y máximo de nivel de gris de la imagen, y el rango dinámico de la firma, entre otras características, lo que permite verificar al autor.

En (Huang and Yan, 1997) se propone un método para la verificación de firmas off-line basado en características geométricas y redes neuronales. Las características consideradas son el esqueleto del trazo, el contorno, y regiones de alta presión.

En (Mitra et al., 2005) se analiza la presión que se ejerce con la punta del instrumento de escritura, mediante la extracción de los píxeles de baja presión de acuerdo al nivel de gris en la imagen.

En (Lv et al., 2005) se propone un método de verificación de firmas chinas off-line que utiliza tanto características estáticas como dinámicas. Las características estáticas incluyen funciones de momento y distribuciones de dirección. Las características dinámicas incluyen la distribución de grises y la distribución del ancho de trazo.

En (Vargas et al., 2008) se propone un método basado en dos imágenes y sus respectivas transformaciones a coordenadas polares. La primera imagen contiene información de los puntos de alta presión, y la segunda corresponde a la versión binarizada de la imagen original. El espacio polar se divide en secciones angulares y radiales, en donde se determina la distribución de los puntos de alta presión. Además, se considera la densidad de dichos puntos respecto del centro geométrico de la firma original. Para poder determinar los puntos de alta presión se calcula un umbral sobre el histograma de la imagen en escala de grises.

En (Vargas et al., 2011) se propone un método que combina el análisis global y local de la imagen. El análisis global se realiza mediante la estimación de variaciones de nivel de gris de la imagen usando la transformación wavelet. El tratamiento local considera la obtención de información de textura proveniente de la matriz de coocurrencia.

2.8. Trabajos cercanos a nuestra propuesta

En la literatura podemos mencionar los siguientes trabajos cercanos a nuestra propuesta. En Hannad et al. (2016) se presenta un análisis de imágenes off-line de escritura a mano basado en textura para la identificación del escritor. La técnica que usan divide una letra en fragmentos pequeños que considera como una textura. Descriptores de textura, incluyendo histogramas de los patrones locales binarios (LBP), patrones ternarios locales (LTP), y fase local de cuantificación (LPQ), son calculados a partir de estos fragmentos. El autor de un documento se caracteriza por el conjunto de histogramas obtenidos. Se comparan dos escritos

mediante el cálculo de la distancia entre los descriptores de sus fragmentos de escritura. La técnica es evaluada en bases de datos de IFN (Institut fur Nachrichtentechnik) / ENIT (Escuela Nacional de Ingenieros de Tunez)[<http://www.ifnenit.com/>] y de IAM (Identity & Access Management)[<http://www.fki.inf.unibe.ch/databases/iam-handwriting-database>], que comprenden el texto manuscrito en árabe y en inglés, respectivamente, con altas tasas de identificación.

En (Miller et al., 2017) se describe un sistema de reconocimiento basado en gráficos. La escritura a mano se segmenta en formas gráficas básicas ("grafemas"), que son esqueletizadas para producir la topología gráfica del segmento manuscrito. El algoritmo de comparación basado en grafos compara los grafemas, primero por su topología gráfica y luego por sus características geométricas. El proceso es computacionalmente intensivo y depende en gran medida de los algoritmos estadísticos de reconocimiento de patrones.

En (Bensefia and Paquet, 2016) se presenta la tarea de autenticación del escritor formulada como una comparación entre dos cadenas o dos palabras. Se hace comparando sus componentes elementales dos a dos; idealmente, sus respectivos caracteres dos a dos. Utiliza la distancia de Levenshtein basada en el algoritmo de Fisher-Wagner para estimar el coste de transformar una palabra manuscrita en otra. Para ello se desarrolló un módulo de segmentación para generar los grafemas de cada palabra. Se evaluó este enfoque en parte de la base de datos IAM (100 escritores), donde la mitad de ellos había proporcionado tres muestras de la misma palabra. Los resultados obtenidos son del 87 % de aciertos en el caso de utilizar la base de datos completa (100 escritores) y hasta el 92 % cuando se utilizan 40 escritores.

En Halder and Roy (2014) se consideran caracteres bengalí aislados para la verificación del escritor. En Halder et al. (2016a) se continúa y mejora el trabajo. Se presenta el rendimiento de diferentes características texturales para una colección de 500 documentos en bengalí de 100 escritores. La combinación de características mejora el rendimiento. La evaluación de los resultados muestra que el método es efectivo y se puede aplicar en bases de datos de gran tamaño.

Otros trabajos también han demostrado que la utilización conjunta de características puede mejorar el rendimiento. Tal es el caso de (He and Schomaker, 2017), donde se propone la combinación de dos características para la identificación del escritor: run-lengths del patrón binario local (LBPruns) y la nube de distribución de línea (COLD). O el de (Brink et al., 2012), donde la base para la identificación de escritores off-line es la combinación del ancho de los trazos de tinta con su dirección. Fue probado en dos conjuntos de datos de escritura manual medieval y en dos bases de datos de escritura moderna. Obtuvieron un rango del 70-97 % de precisión en la identificación del escritor.

En (Khan et al., 2017) se propone un sistema para la identificación de escritores utilizando los descriptores BDCT (discrete cosine transform). La DCT ha sido adoptada en este documento por su alto grado de compresión y porque sus coeficientes son normalmente robustos a las distorsiones que pueden ocurrir durante el proceso de escritura o escaneado (ruido, borrosidad, cambio de contraste, etc.).

En (Christlein et al., 2017) se utiliza un descriptor RootSIFT para la identificación del

escritor off-line. Se denomina RootSIFT a la versión normalizada de Hellinger de SIFT, siendo este último un descriptor que utiliza histogramas de gradientes. También se plantea la reducción de los vectores de características mediante un análisis de componentes principales (PCA). Crea los supervectores GMM (Modelos de Mezcla de Gaussianas) para describir la escritura característica de cada persona. Utiliza un clasificador Exemplar-SVM que es entrenado por una sola muestra positiva y múltiples muestras negativas. Ésta propuesta es evaluada en tres conjuntos de datos disponibles públicamente (ICDAR / CVL / KHATT).

Entre los modelos para la identificación y verificación del escritor de texto árabe fuera de línea podemos encontrar a (Chawki and Labiba, 2010), que proponen un método de clasificación de texturas basado en Grey Level Run Length (GLRL). Su eficacia se demuestra mediante la clasificación de 650 documentos de 130 escritores de la base de datos IFN/ENIT, obteniendo un 90.54% de aciertos.

Más reciente, Abdi and Khemakhem (2015) presentan un modelo beta-elíptico para generar código sintético. El sistema es evaluado para 411 escritores de la base de datos IFN/ENIT, obteniendo una tasa de error en la verificación del escritor del 2.1%.

La verificación de escritores a partir de la escritura bengalí fuera de línea también fue tratada en (Adak et al., 2017). Los autores utilizan un modelo de características obtenidas automáticamente con una red neuronal recurrente. Para la experimentación generaron una base de datos propia de 100 escritores con diferentes velocidades de escritura. Las muestras de la base de datos fueron tomadas de exámenes escolares dado que los estudiantes generalmente escriben las primeras páginas a velocidad lento/normal, las últimas rápido y las intermedias a velocidad normal. Las páginas seleccionadas se escanearon a 300 ppp. La mejor precisión la obtuvieron para escritura lenta con el 97.53% de aciertos.

El problema de la verificación del escritor considerando diferentes instrumentos de escritura es abordado en (Kore and Apte, 2013). El sistema utiliza información direccional, el histograma del código de la cadena y su derivada como características discriminantes. Se evaluaron 30 escritores obteniendo el 97.24% de aciertos. Posteriormente, estos mismos autores (Kore and Apte, 2016) desarrollan una nueva base de datos con imágenes propias de 1000 escritores, con dos muestras, usando diferentes instrumentos de escritura. En este caso, usando sólo el histograma del código de la cadena, se obtiene una precisión promedio de verificación del 75.89%.

En (Siddiqi and Vincent, 2010) se presenta un método que utiliza tres tipos diferentes de características: globales, polígono y libro de códigos. El sistema proporcionó una precisión del 97,7% para 650 escritores de la base de datos IAM. Los mismos autores (Siddiqi and Vincent, 2009) habían presentado un conjunto de características extraídas de los contornos de la imagen manuscrita a nivel global y local, con los que obtuvieron un rendimiento del 79% y 86% de aciertos en la base de dato RIMES para 650 escritores y en IAM para 225 escritores, respectivamente.

El sistema presentado en (Hanusiak et al., 2012) tiene en cuenta las características basadas en textura y la representación de la disimilitud. El método propuesto reduce los espacios entre líneas, palabras y caracteres, produciendo una textura que mantiene las características

principales, evitando así la complejidad de la segmentación. Su eficiencia se probó para 315 escritores de la base de datos BFL, obteniéndose el 96,1 % de aciertos.

Para la verificación del escritor en (Bertolini et al., 2013), se utilizan descriptores de textura, tanto el patrón binario local (LBP) como cuantificación de fase local (LPQ). El sistema considera un esquema basado en la representación de desemejanza y un clasificador SVM. El enfoque propuesto es capaz de alcanzar tasas de éxitos del 99.4 % en la base de datos BFL y del 99.6 % en la base de datos IAM, usando características de textura (LPQ).

Otro trabajo cercano a nuestra propuesta es el de (Okawa and Yoshida, 2017), donde se propone un sistema de verificación de escritores off-line basado en la experiencia de los examinadores de documentos forenses. El sistema combina la forma y la información de la presión de la pluma en varios caracteres capturados por el escáner de imágenes multibanda. A partir de las imágenes infrarrojas, la información global sobre la presión de la pluma se extrae de las estadísticas de textura de primer y segundo orden. El repositorio de imágenes utilizado cuenta con muestras de 8 caracteres japoneses kanji proporcionados por 54 escritores. Se utiliza un clasificador SVM. La combinación de las características propuestas (WDH, LDP-a e IR) dio una tasa de error promedio del 1,3 %.

2.9. Comparación y discusión con otros autores

Se presenta en la Tabla 2.1 una comparación cualitativa de los métodos propuestos en esta Tesis con otros métodos recientes de verificación del escritor basados en textos manuscritos (estos trabajos han sido discutidos anteriormente en esta sección). La tabla informa de los siguientes aspectos de los métodos: la referencia, la base de datos, la resolución de las imágenes, el número de escritores, el tipo de descriptor, el clasificador utilizado, y la eficiencia alcanzada por el método. Los resultados de la Tabla 2.1 son el mejor resultado obtenido en dichos trabajos. Las últimas filas de la tabla corresponden a aproximaciones desarrolladas en esta tesis.

Tal como muestra la Tabla 2.1, las imágenes de nuestros repositorios de datos (LITRP-UCM Simple Graphemes Repository) son de mayor resolución que aquellos mencionados en la comparación. Esto se debe a que el descriptor de nuestro método requiere mayor detalle de la textura del trazo. Obtener imágenes con la resolución necesaria para nuestro sistema no reviste ningún inconveniente, pues un escáner convencional alcanza la resolución necesaria (1200 dpi). Es importante destacar que nuestro método está basado en elementos de bajo coste y de uso común, en contraste con el método propuesto en (Okawa and Yoshida, 2017) que precisa un escáner de múltiples bandas para obtener imágenes infrarrojas. Además el método aquí propuesto alcanza una eficiencia superior a la media del resto de los trabajos reportados.

Reference	Database	dpi	Descriptor	Classifier	Writers	Performance
Okawa and Yoshida (2017)	8 Japanese Kanji characters	300	Combination of characteristics ($WDH + LDP_a + IR$)	SVM	54	98,7 %
Adak et al. (2017)	Bengali script	300	Neural auto-derived, CNN, CNN_2	RNN	100	97,53 %
Kore and Apte (2016)	English handwriting	300	Histogram of chain code	Euclidian distance	1000	75,89 %
Bensefia and Paquet (2016)	IAM	300	Levenshtein edit distance based on Fisher-Wagner algorithm	Distance comparison	100	87 %
	IAM	300	Levenshtein edit distance based on Fisher-Wagner algorithm	Distance comparison	40	92 %
Abdi and Khemakhem (2015)	IFN / ENIT	300	Beta-elliptic model to generate a synthetic codebook	X^2 distance	411	97,2 %
Bertolini et al. (2013)	BFL	300	Texture (LPQ)	SVM	315	99,4 %
	IAM	300	Texture (LPQ)	SVM	650	99,6 %
Kore and Apte (2013)	English handwriting	300	The directional information, The histogram of chain code and Differential chain code	Distances between histograms	30	97,24 %
Hanusiak et al. (2012)	BFL	300	Texture	SVM	315	96,1 %
Chawki and Labiba (2010)	IFN/ENIT	300	Texture GLCM, White and Black GLRL	Euclidian distance	130	90,54 %
Siddiqi and Vincent (2010)	IAM	300	Global and Local	X^2 distance	650	97,7 %
Siddiqi and Vincent (2009)	IAM	300	Global and Local	X^2 distance	650	96,66 %
	RIMES	300	Global and Local	X^2 distance	225	93,77 %
Aubin and Mora (2017) simple character	LITRP-UCM simple graphemes repository	1200	Representation of the pattern of writing pressure computed from the grayscale image of graphemes	SVM	50	95,00 %
Aubin et al. (2018a) Simple character	LITRP-UCM simple graphemes repository	1200	Representation of the pattern of writing pressure computed from the grayscale image of graphemes	SVM	50	98,65 %
Combination of characters	LITRP-UCM simple graphemes repository	1200	Representation of the pattern of writing pressure computed from the grayscale image of graphemes	SVM	50	99,62 %
Aubin et al. (2018b) - K-fold-GLAPL	Segments of C, ~, e, o, S, U	1200	Promedio del nivel de gris de la línea perpendicular al esqueleto (GLAPL)	SVM	50	97,26 %
- K-fold-LBP	Segments of C, ~, e, o, S, U	1200	LBP	SVM	50	96,61 %
- LOOCV- GLAPL	Segments of C, ~, e, o, S, U	1200	GLAPL	SVM	50	97,85 %
- LOOCV- LBP	Segments of C, ~, e, o, S, U	1200	LBP	SVM	50	97,10 %

Tabla 2.1: Resumen del estado del arte sobre la verificación del autor

Capítulo 3

Materiales y métodos

3.1. Bases de datos

La mayoría de las bases de datos de escrituras manuscritas corresponden a textos en idiomas basados en el alfabeto latino. También se desarrollaron en los últimos años bases de datos en idioma chino, japonés y coreano, escrituras árabes y diferentes escrituras indias (Hussain et al., 2015).

A continuación se proporciona una descripción general de las bases de datos de escritura a mano off-line más utilizadas para la verificación de escritos.

- IAM-DB

La base de datos IAM comprende muestras manuscritas en inglés. Es de acceso público y gratuito, bajo demanda, para propósitos de investigación. Comprende formularios en los que los contribuyentes copiaron un texto dado en su escritura natural no restringida. Cada formulario se escaneó a 300 ppp y se guardó como una imagen PNG de nivel de gris (8 bits). La versión 3.0 de la base de datos incluye contribuciones de 657 escritores que componen un total de 1539 páginas manuscritas, con 5685 frases, 13353 líneas de texto y 115320 palabras. La base de datos está etiquetada a nivel de oración, línea y palabra. [<http://www.fki.inf.unibe.ch/databases/iam-handwriting-database>]

- RIMES

La base de datos francesa, RIMES off-line, es una colección de correos manuscritos aportados por 1300 personas, cada uno de los cuales redacta hasta 5 correos. Las páginas fueron escaneadas con una resolución de 300 ppp. La base de datos completa comprende 12723 páginas que corresponden a 5605 cartas de dos o tres páginas. La base de datos no está disponible públicamente.

[http://www.a2ialab.com/doku.php?id=rimes_database:start]

- CEDAR

La base de datos CEDAR desarrollada por la Universidad de Buffalo se considera

como uno de los primeros repositorios de escritura a mano grandes. Contiene palabras manuscritas y códigos postales en escala de grises con resolución de 300 ppp de 8 bits, así como dígitos binarios manuscritos y caracteres alfanuméricos. La base de datos se puede usar sólo con fines de investigación, no está disponible públicamente. [<http://www.cedar.buffalo.edu/Databases/CDROM1/>]

- CVL

La base de datos CVL es una base de datos pública. Consta de 7 textos distintos escritos a mano (1 en alemán y 6 textos en inglés) de 309 escritores diferentes. Para cada texto está disponible una imagen en color RGB (300 ppp) que comprende el texto escrito a mano y la muestra del texto impreso, así como una versión recortada solo manuscrita. [<http://www.iapr-tc11.org/mediawiki/index.php?title=CVL-Database>]

- NIST

La Base de datos especial 1 del NIST contiene muestras aportadas por 2100 escritores. La última versión de la base de datos, la Special Database 19, comprende formularios manuscritos de 3600 escritores, 810.000 imágenes de caracteres aislados de los formularios. Los formularios se escanearon con una resolución de 300 ppp. [<https://www.nist.gov/srd/nist-special-database-19>]

- IFN/ENIT

Es la base más popular de escritura a mano árabe. Los textos utilizados corresponden a los nombres de ciudades y pueblos de Túnez junto con su código postal. La base de datos consta de 2200 manuscritos aportados por 411 escritores diferentes. El total de palabras es de 26.400, que corresponden a 210.000 caracteres. Todos los formularios se digitalizaron a 300 dpi y se almacenaron como imágenes binarias. [<http://www.ifnenit.com/>]

- KHATT

Es una base de datos de escritura árabe off-line, que comprende muestras de 1000 escritores distintos procedentes de diferentes entornos culturales, grupos de edad, antecedentes educativos y género, etc. Cada escritor rellenó un documento de 4 páginas escaneadas a 200, 300, 600 dpi. La base de datos está disponible públicamente. [<http://khatt.ideas2serve.net/>]

En esta tesis de doctorado se utilizan las siguientes bases de datos:

- Repositorio de grafemas simples:

Esta base de datos fue desarrollada en el Laboratorio de Investigaciones Tecnológicas de Reconocimiento de Patrones de la Universidad Católica del Maule, Chile (www.litrp.cl). Creado por los ingenieros Karen Hodges y Gonzalo Peña para su tesis de grado, director Dr. Marco Mora, co-directora Mg. Verónica Aubin. El director del Laboratorio, Dr. Marco Mora, facilitó la base de datos para el desarrollo de esta tesis.

Esta base de datos se compone de un total de 15.000 imágenes de grafemas. Las imágenes son de 24 bits a color, de un tamaño de 800 x 800 píxeles, con una resolución de escáner de 1200 ppp. Se pidió la colaboración de 50 personas, que realizaron 50

muestras de cada uno de los grafemas de acuerdo con los modelos presentados. Los grafemas escogidos son “e”, “c”, “s”, “n”, “u”, y “~”, tal como se muestra en la Figura 3.1.

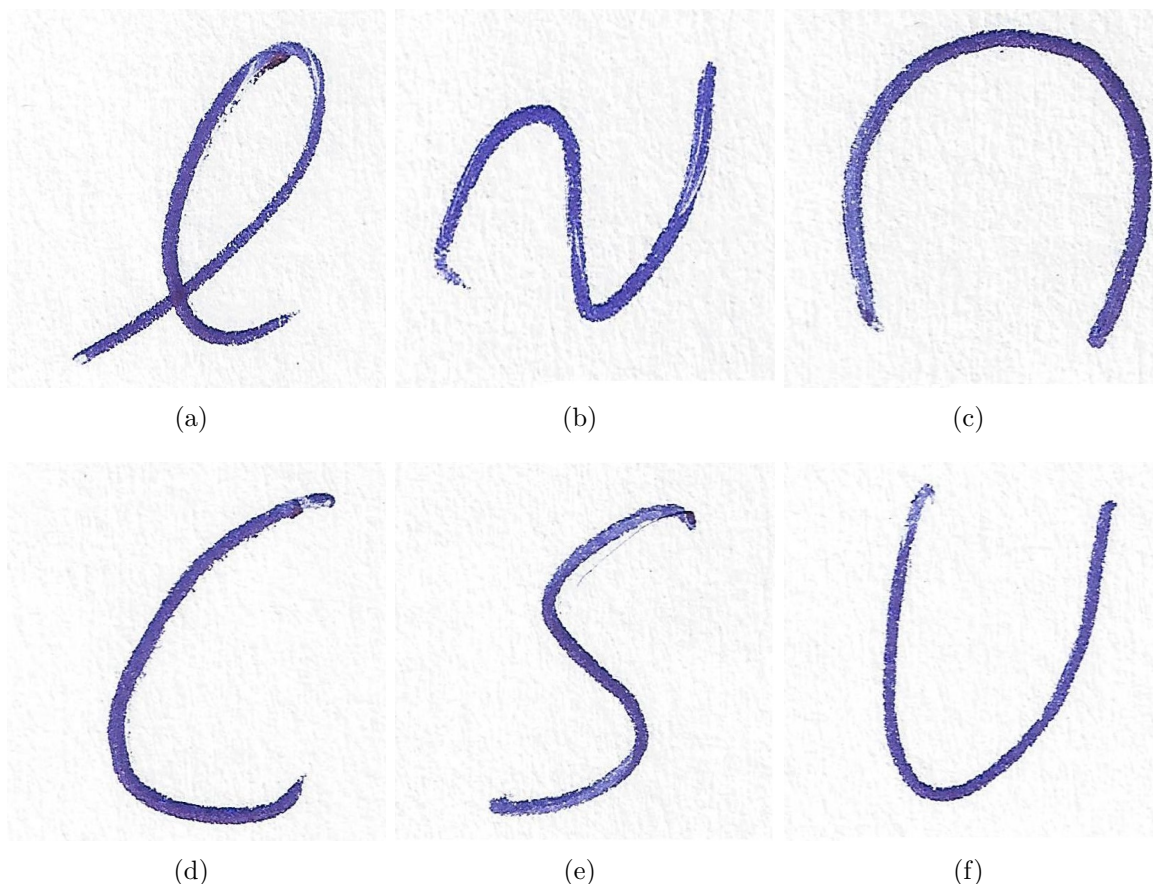


Figura 3.1: Grafemas del repositorio de imágenes

Las muestras se recogieron bajo condiciones controladas. Los colaboradores escribieron sobre una hoja de papel de $75(g/m^2)$, utilizando 5 hojas del mismo tipo como base de apoyo. El instrumento de escritura fue un bolígrafo bic de trazo grueso de color azul, cuya bolita está fabricada en tungsteno de 0,7 mm. Lo que se presenta en esta tesis es dependiente del utensilio de escritura utilizado. La captura de las imágenes se realiza mediante un escáner convencional, lo que permite realizar una captura masiva utilizando un dispositivo de uso cotidiano. La utilización de una planilla con 50 celdas de 2x2 centímetros, para que el participante escribiera todas las muestras de un grafema, tal como muestra la Figura 3.2 para el carácter “C”, permitió acelerar el proceso de escaneo y automatizar la obtención de las imágenes de las muestras.

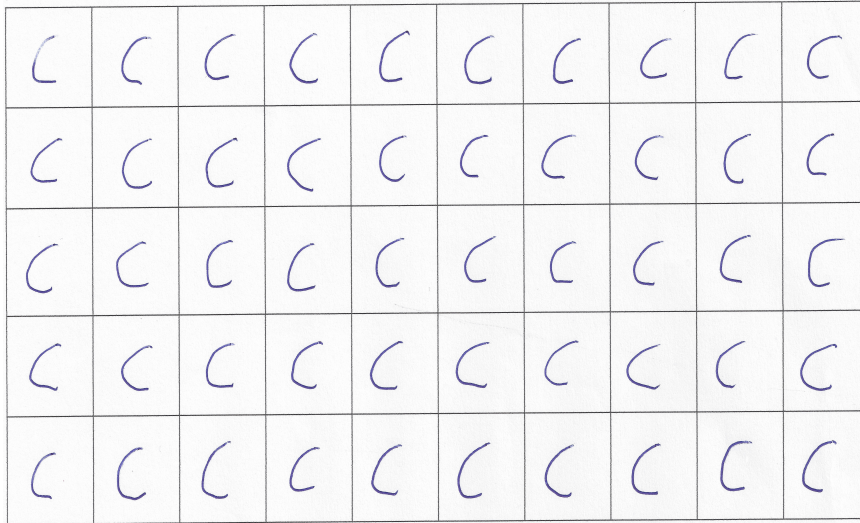


Figura 3.2: Imagen escaneada del caracter “C”

Para extraer las celdas individuales desde la imagen del escaner, se diseñó un procedimiento de 4 etapas cuyos resultados se muestran en la Figura 3.3. Las etapas del procedimiento se explican a continuación:

1. Segmentación del grafema: Se transformó la imagen del escaner del modelo RGB al modelo HSV. Se estudiaron los 6 canales por separado (R,G,B,H,S,V) y se determinó que el canal S del modelo HSV resalta con más claridad los píxeles del grafema. Se realizó una binarización automática de la imagen del canal S mediante el método de Otsu (Otsu, 1979), resultando una segmentación muy precisa del grafema. La Figura 3.3(a) muestra una parte de la imagen del escaner (para propósitos de visualización) y la Figura 3.3(b) el canal S del modelo HSV.
2. Detección de píxeles de la cuadrícula: Se transformó la imagen RGB original en una imagen en escala de grises considerando el canal V del modelo HSV. Se sustituyeron por blancos los píxeles del canal V que corresponden a píxeles del grafema en la imagen binaria del canal S. Después, se binarizó automáticamente la imagen del canal V, obteniéndose una imagen que contiene los píxeles de la cuadrícula. Para engrosar la cuadrícula se aplicó una erosión morfológica. El resultado de la sustitución de píxeles se muestra en la Figura 3.3(c), y el resultado de la detección de píxeles de la rejilla en la Figura 3.3(d).
3. Detección de celdas de la cuadrícula: En la imagen de la plantilla tanto las celdas como el borde pueden ser considerados como objetos. Se realizó una detección de objetos en la imagen binaria mediante un algoritmo de etiquetamiento basado en conectividad de píxeles (Haralick and Shapiro, 1992). Los objetos detectados se presentan con distintos colores (Figura 3.3(e)), observándose que el borde de la rejilla es el objeto de mayor tamaño, y que las celdas tienen tamaños muy similares entre sí.
4. Extracción de las celdas: Sin considerar el objeto de mayor área (el borde), se determinaron las coordenadas de las esquinas de los objetos restantes (las celdas),

proceso que se realiza típicamente determinando los vértices del rectángulo más pequeño que contiene el objeto. Se utilizaron dichas coordenadas para extraer desde la imagen de escaner las imágenes individuales de las celdas. En la Figura 3.3(f) se muestran los centroides de las celdas extraídas, observándose una correcta localización de las celdas que componen la cuadrícula. Es importante mencionar que la permanencia de residuos del grafema (puntos negros dentro de la imagen) no tiene influencia en detección de las celdas (los residuos son puntos negros, luego son parte del fondo).

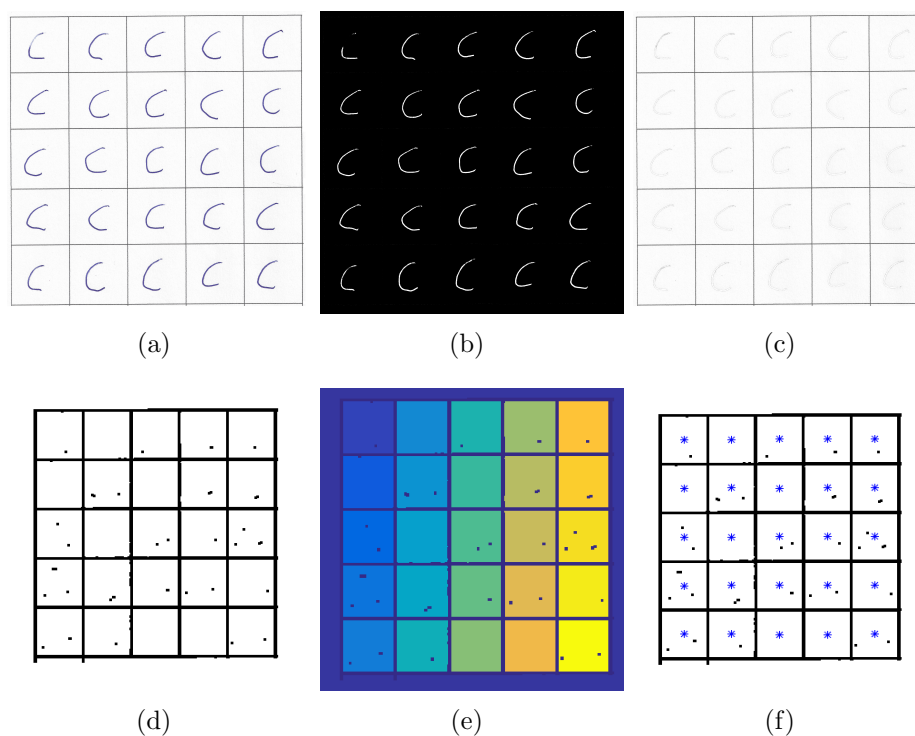


Figura 3.3: Etapas de la extracción de las celdas: (a) Imagen original; (b) Canal S del modelo HSV; (c) Sustitución de píxeles del grafema; (d) Detección de la cuadrícula; (e) Detección de celdas; (f) Centroides de las celdas

- Repositorio de segmentos de grafemas:

Creado en colaboración con el Ing. Lucas Ponce de León, de la Universidad Nacional de La Matanza (UNLAM) y Gustavo Dejean, de la Universidad Nacional del Oeste (UNO), Argentina. El repositorio se realizó de forma semiautomática a partir de las imágenes la base de datos de grafemas simples descrita anteriormente. Se consideraron 50 escritores y 10 muestras por segmentos. De estos grafemas se pudieron extraer 6 segmentos básicos que se detallan a continuación:

El segmento 2 se encuentra en los grafemas “S” y “C”, como se puede observar en la Figura 3.4.

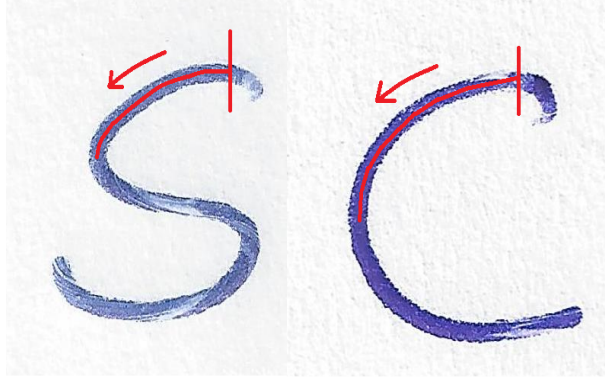


Figura 3.4: Segmento 2

El segmento 3 se encuentra en los grafemas “S”, “C”, “~”, y “U” (Figura 3.5).

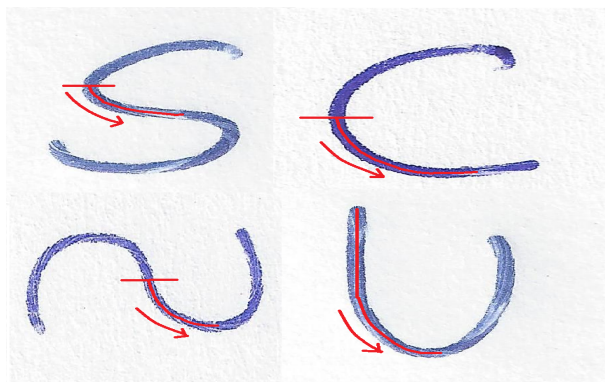


Figura 3.5: Segmento 3

El segmento 4 se encuentra en los grafemas “U”, y “~” (Figura 3.6).

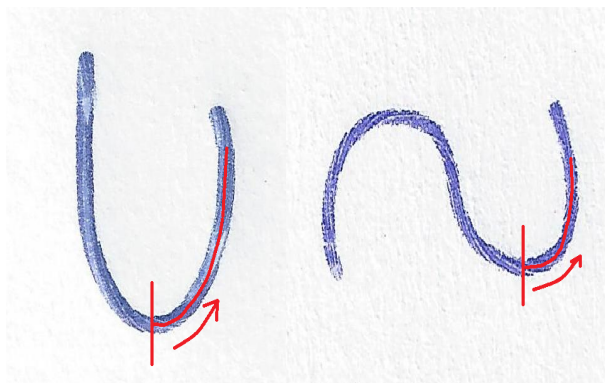


Figura 3.6: Segmento 4

El segmento 5 se encuentra en los grafemas “S”, “~”, y “∩” (Figura 3.7).

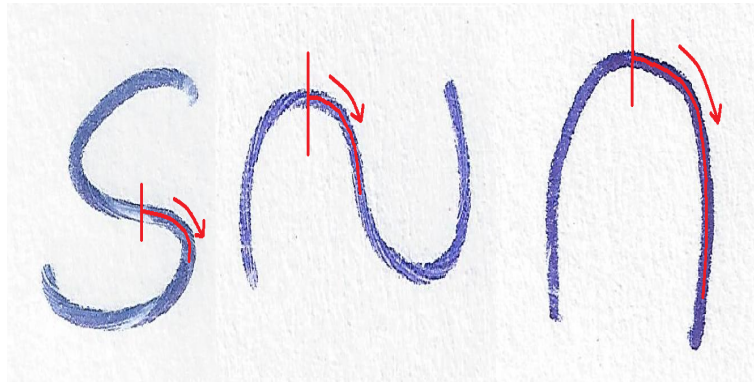


Figura 3.7: Segmento 5

El segmento 6 se encuentra en “S” (Figura 3.8).

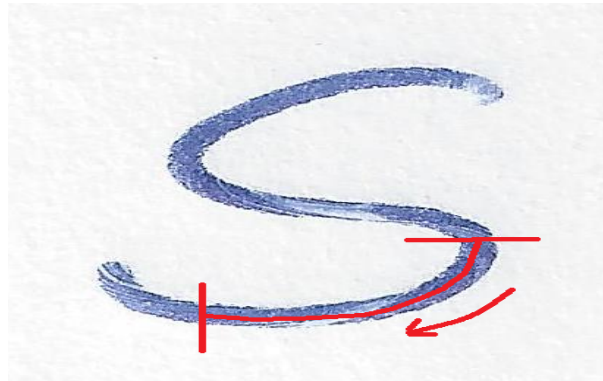


Figura 3.8: Segmento 6

El segmento 8 se encuentra en “~” y “n” (Figura 3.9).

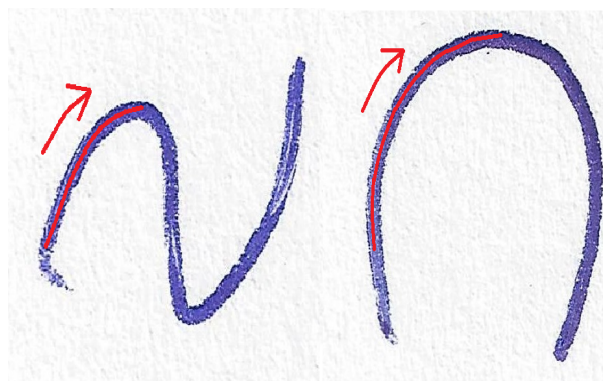


Figura 3.9: Segmento 8

Se extrajeron los segmentos de forma semiautomática pintando los segmentos y extrayendo la zona pintada de la imagen. La Figura 3.10 muestra la extracción de todos los segmentos posibles del grafema S con la aplicación descripta.

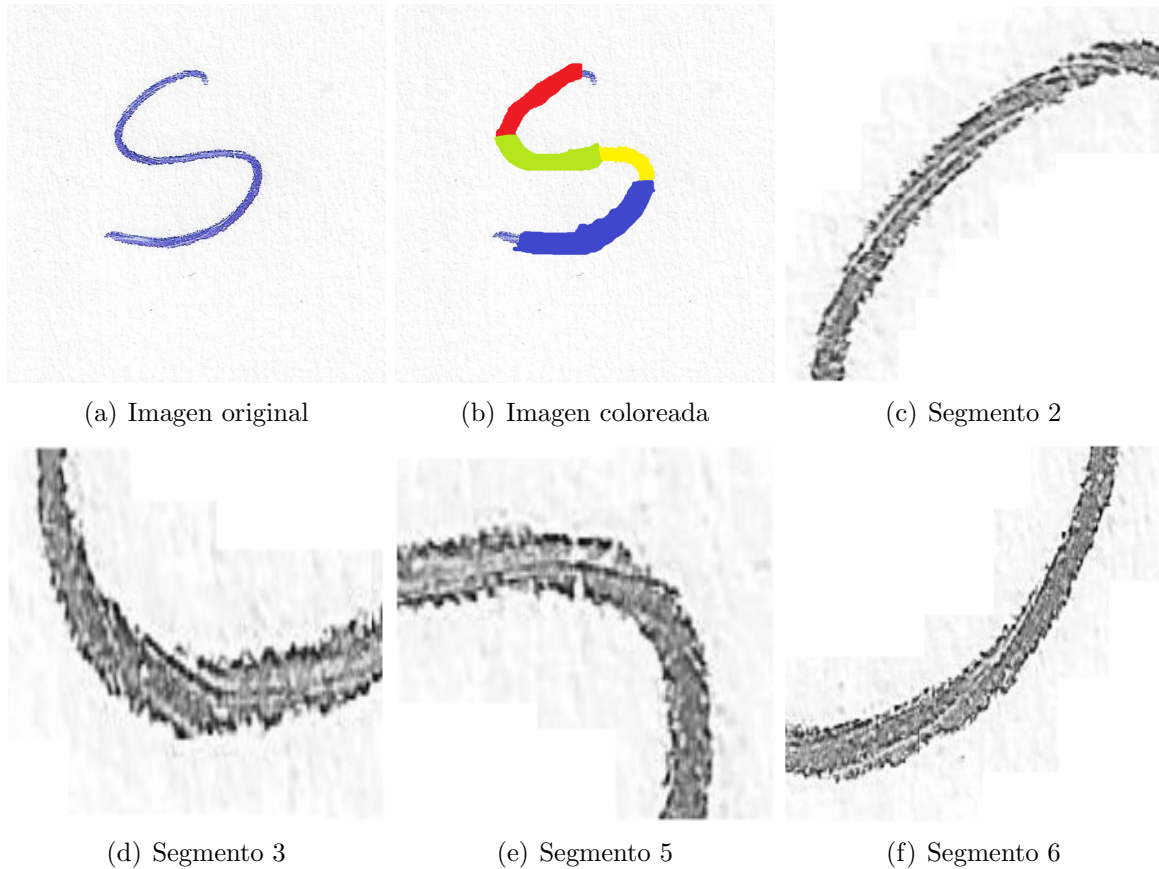


Figura 3.10: Proceso de segmentación del grafema S

3.2. Clasificadores

Casi la totalidad de las técnicas utilizadas en clasificación son aptas para ser usadas en identificación y verificación del escritor. La formulación matemática de los distintos clasificadores se puede ver en detalle en (Hastie et al., 2009).

Los métodos más aplicados a la clasificación, tras la extracción de características, para la verificación del escritor off-line son: los que utilizan medidas de similitud, como distancia entre histogramas (Halder et al., 2016a), distancia Hamming (Schomaker, 2007), X2 (Siddiqi and Vincent, 2010; Abdi and Khemakhem, 2015), distancia de Levenshtein (Bensefia and Paquet, 2016), las redes neuronales (Adak et al., 2017), y los que utilizan un clasificador estructural como el SVM (Bertolini et al., 2013; Hanusiak et al., 2012; Okawa and Yoshida, 2017).

Esta tesis doctoral utiliza un clasificador multiclase basado en SVMs de salida binaria, entrenados con K-Fold Cross Validation, atendiendo el problema de desbalanceo de clases.

En esta sección se describe la metodología para evaluar el descriptor. Se presenta en forma resumida y comprensiva el diseño de los clasificadores SVM, la estimación de los parámetros óptimos y el entrenamiento. Se debe tener en cuenta que la evaluación se realiza utilizando K-Fold Cross Validation, lo que permite obtener la eficiencia del clasificador en promedio, y asegurar que los resultados son independientes del conjunto de datos de entrenamiento.

3.2.1. Fundamentos de los SVM

De forma general, las SVM son clasificadores de entrenamiento supervisado que permiten separar datos no-linealmente separables, y actualmente son muy utilizados en problemas de clasificación. Para los detalles de la formulación matemática de las SVM ver (Hastie et al., 2009).

Tal como se menciona en (Matlab, 2015) “Un SVM clasifica los datos encontrando el mejor hiperplano que separa todos los puntos de datos de una clase de los de la otra clase. El mejor hiperplano para una SVM es el que tiene el mayor margen entre las dos clases. Margen significa el ancho máximo de la franja paralela al hiperplano que no tiene puntos de datos interiores. Los vectores soporte son los puntos que están más cerca del hiperplano de separación; estos puntos están en el límite de la franja de separación”¹. Para ilustrar las ideas anteriores se presenta la Figura 3.11, donde la Figura 3.11(a) muestra los hiperplanos posibles y la Figura 3.11(b) muestra el hiperplano óptimo y los vectores de soporte que definen el margen.

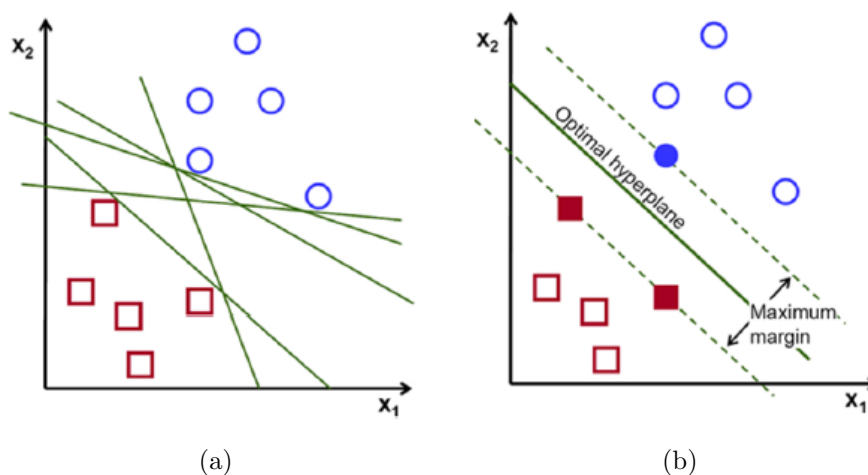


Figura 3.11: Máquina de Vectores Soporte: (a) Hiperplanos de separación (b) Hiperplano óptimo

¹Disponible en Máquinas de Vector de Soporte para la sección de Clasificación Binaria de la documentación en línea de Estadísticas y Herramientas de Aprendizaje Automático.

La ecuación del hiperplano que separa a dos clases es la siguiente:

$$f(x) = x'\beta + b = 0 \quad (3.1)$$

donde $\beta \in R^d$ y $b \in R$. El problema de encontrar el mejor hiperplano de separación consiste en encontrar β y b que minimicen $\|\beta\|$ tal que para todos los puntos (x_j, y_j) se cumple que $y_j f(x_j) \geq 1$. Los vectores soporte son los x_j que cumplen con $y_j f(x_j) = 1$. Por conveniencias matemáticas el problema de optimización anterior se puede formular como encontrar los valores óptimos de $\hat{\beta}$ y \hat{b} que permiten la clasificación de un vector z según la siguiente expresión:

$$class(z) = sign(\hat{f}(z)) = sign(z'\hat{\beta} + \hat{b}) \quad (3.2)$$

En el caso de datos no-linealmente separables, SVM puede usar un margen blando, lo que significa un hiperplano que separa muchos, pero no todos los puntos de datos. El problema de SVM se reduce a resolver un problema de optimización no-lineal con restricciones mediante multiplicadores de Lagrange. Siguiendo el desarrollo en (Matlab, 2015), dado el funcional L_D de la siguiente expresión:

$$L_D = \sum_j \alpha_j - \frac{1}{2} \sum_j \sum_k \alpha_j \alpha_k y_j y_k x_j' x_k \quad (3.3)$$

el problema de SVM consiste en maximizar el funcional L_D sujeto a las siguientes restricciones:

$$\begin{aligned} 0 &\leq \alpha_j \leq C \\ \sum_j \alpha_j y_j &= 0 \end{aligned} \quad (3.4)$$

donde α_j son los multiplicadores de Lagrange, y C es un parámetro que permite mantener dichos multiplicadores acotados, llamado box constraint. Los α_j no nulos corresponden a los vectores soporte y determinan la frontera de decisión.

Cuando un hiperplano ya no es adecuado como criterio de separación existe una variante que es el uso de funciones Kernel. Dentro de las funciones de kernel más usadas se encuentran las polinomiales, funciones de base radial o gaussianos, y la función sigmoidea utilizada por la red neuronal perceptron multicapa. En particular, la expresión de la función de base radial es la siguiente:

$$K(x, y) = exp\left(\frac{-\|x-y\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.5)$$

donde σ es el parámetro de la función kernel.

Es importante mencionar que los valores óptimos, tanto para el parámetro de la función kernel σ , y C , se deben estimar en función de un problema de optimización.

3.2.2. Estructura del clasificador

Para reconocer a las 50 personas se utilizan 50 SVMs de salida binaria, como se muestra en la Figura 3.12. Cada SVM decide si un patrón de entrada pertenece o no a una determinada persona.

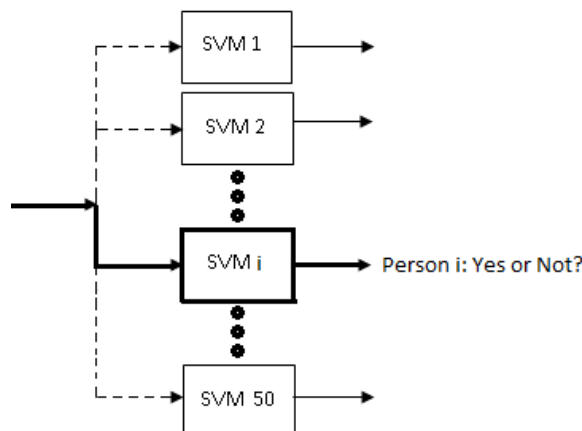


Figura 3.12: Estructura del clasificador SVM

3.2.3. Entrenamiento y evaluación del clasificador

Debido a que son 50 SVMs, existen 50 conjuntos de entrenamiento. El conjunto de entrenamiento de cada SVM sólo difiere en las clases de los datos. Se le asigna la clase 1 a los patrones de la persona, y se asigna clase 0 (ó -1) a los patrones del resto de las personas.

Construcción de un grupo balanceado de entrenamiento

Al elegir un modelo de uno contra todos, considerando las muestras existentes en la base de datos, se construyen dos clases por clasificador, una formada por todas las muestras de una persona y la otra compuesta por las muestras de cada una de las personas restantes. Por ejemplo, para los casos que se consideran 50 muestras por persona, se tiene 50 muestras para la clase persona y 2450 muestras para la clase no persona, lo que implica que los datos son desequilibrados. Para formar un grupo balanceado se decidió submuestrear la clase mayoritaria. El número de muestras consideradas por persona y las proporciones elegidas para lograr los grupos balanceados varía para los artículos presentados en esta tesis.

Entrenamiento del SVM mediante K-Fold Cross Validation

Para el cálculo óptimo de los parámetros del SVM C , y σ , se resuelve un problema de optimización no lineal sin restricciones, típicamente haciendo uso del algoritmo de búsqueda geométrica de Nelder and Mead (Nelder and Mead, 1965). Considerando un esquema K-Fold Cross Validation, el problema de minimización a resolver es el siguiente:

$$\min\left(\frac{1}{K} \sum_{n=1}^K E_i(\sigma, C)\right) \quad (3.6)$$

donde K es el número de grupos para realizar la validación cruzada, y E_i es la función de coste a minimizar que corresponde al porcentaje de error de clasificación del conjunto de test i ($1 \leq i \leq K$). Debido a que la superficie de la función de coste tiene mínimos locales, se realizan muchas búsquedas con un punto de inicio aleatorio y se escogen los parámetros correspondientes al mínimo más profundo.

Considerando los datos de un grupo balanceado, y tras encontrar los parámetros C y σ , se procede a entrenar las SVM también utilizando K-Fold Cross Validation para realizar un estudio en promedio.

Selección de SVM promedio y cómputo de la eficiencia

Para realizar un estudio representativo del comportamiento del clasificador se debe realizar el estudio en promedio. Para lo anterior, se calcula la tasa de aciertos (%) de cada uno de los K modelos de SVM, y se escoge el SVM que tiene el porcentaje más cercano al promedio. Este SVM se denomina Average SVM (ASVM) y es el representante de los K modelos creados (Figura 3.13).

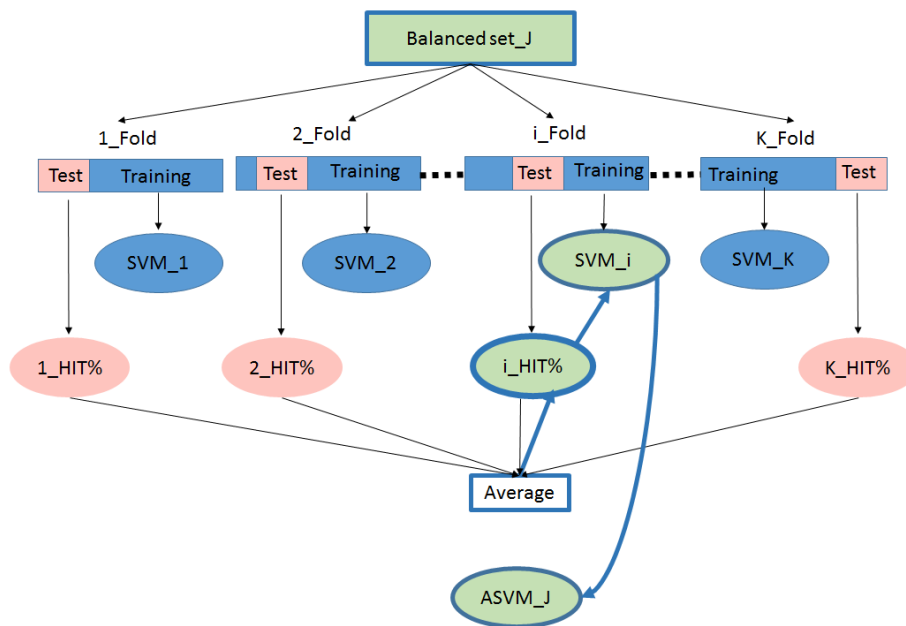


Figura 3.13: Promedio SVM (ASVM) de cada grupo balanceado

En un estudio con N conjuntos balanceados, existen N ASVMs ($ASVM_j$ con $j = 1 \dots N$), siendo el $ASVM_j$ el SVM promedio del conjunto balanceado j . Para medir el funcionamiento del modelo, cada conjunto balanceado i se clasifica con su respectivo $ASVM_i$. La eficiencia del modelo es el promedio del porcentaje de acierto sobre el conjunto de test de los N $ASVM_j$ (Figura 3.14).

Además de clasificar los datos de cada conjunto balanceado, es posible medir la eficiencia

considerando la clasificación de todo el repositorio de datos con cada $ASVM_j$.

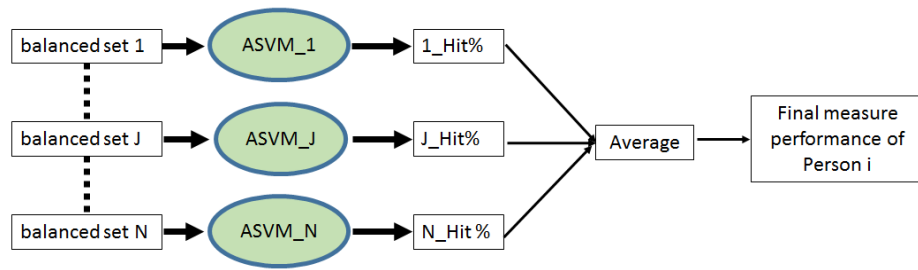


Figura 3.14: Eficiencia promedio de N grupos balanceados (NASVM)

Capítulo 4

Aportaciones originales de la tesis

4.1. Correlación entre la presión y el nivel de gris

En las publicaciones consultadas no se encontraron artículos que demostraran la relación entre la presión y el nivel de gris, ni referencias que avalaran ese tipo de experiencia. Este hecho motivó a los autores de (Aubin et al., 2015) a hacer algunos experimentos sobre este aspecto. El vínculo entre la presión y el valor gris parecía ser tan evidente que no había intención de refutar o falsificar tal relación (Popper, 1963). El objetivo era sólo saber más al respecto: ver si es o no una relación lineal, o si tiene alguna peculiaridad que pueda ayudar a comprender más claramente los residuos que quedan en el papel o la superficie sobre la cual se lleva a cabo el proceso de escritura.

Con el propósito de comprobar que existe la posibilidad de estimar la fuerza aplicada durante la escritura a partir de los registros dejados en el papel, se creó un arreglo experimental para producir trazos con fuerza controlada, usando los siguientes elementos:

- Un instrumento de escritura.
- Un conjunto de pequeñas esferas de masa controlada.
- Un tubo capaz de sostener el instrumento de escritura y las esferas

Se aseguró que la fricción entre el tubo y las esferas o el instrumento de escritura fuera irrelevante. Insertar el instrumento de escritura en el tubo y algunas de las esferas en la parte superior de la misma permite crear trazos aplicando fuerzas controladas. El tubo y el instrumento de escritura se aplicaron perpendicularmente sobre el papel. Este conjunto experimental puede variar según el uso de diferentes instrumentos de escritura, diferentes calidades de papeles, y según el número de hojas de apoyo. En una experiencia exploratoria como ésta, no hubo intención de cubrir todas las combinaciones posibles de dichos factores. Por esa razón, sólo se usaron unas pocas combinaciones. Se realizaron cambios en el color de la tinta, ya que este factor se percibía en ese momento como importante. Utilizando este

dispositivo, se realizaron numerosos trazos rectos con diferentes pesas. Las pesas utilizadas fueron seleccionadas entre 10g y 200g (lo que se corresponde con 0,1 y 2 Newton). En la Figura 4.1 se presenta un gráfico de los valores de la escala de grises a lo largo de una línea imaginaria perpendicular al trazo, en un punto determinado del mismo. La zona horizontal representa el papel sin ninguna escritura. Se muestra en la imagen cómo se tomaron las mediciones de ancho medio del trazo y valor del nivel de gris, para su posterior análisis.

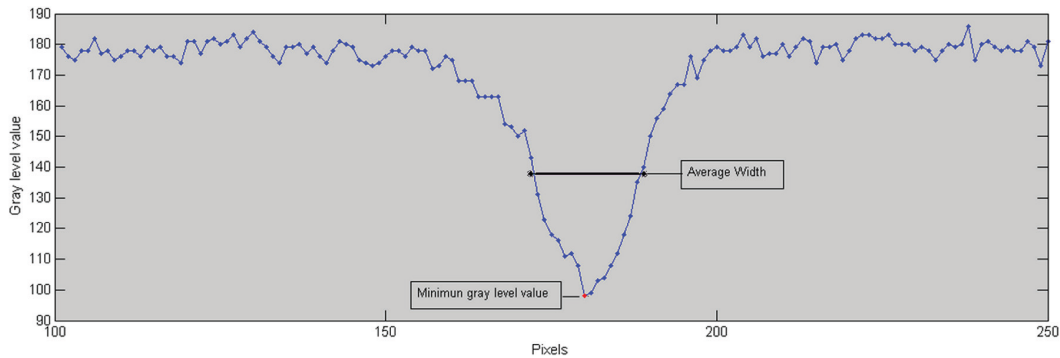


Figura 4.1: Valor de gris a lo largo de una línea perpendicular al trazo

La influencia de la fuerza aplicada sobre el valor de gris en el centro del trazo se observa en la Figura 4.2



Figura 4.2: Nivel de gris en el centro del trazo

En la Figura 4.3 se ve la influencia de la fuerza aplicada sobre el ancho medio del trazo.

Los resultados obtenidos representan una realidad que se ajusta a lo que se esperaba. Se observa que entre la cota inferior de fuerza y aproximadamente 1 N, el ancho medio y el valor de gris son casi proporcionales al peso; pero una vez que el papel alcanza la máxima deformación condicionada por la base ya no sigue adelante.

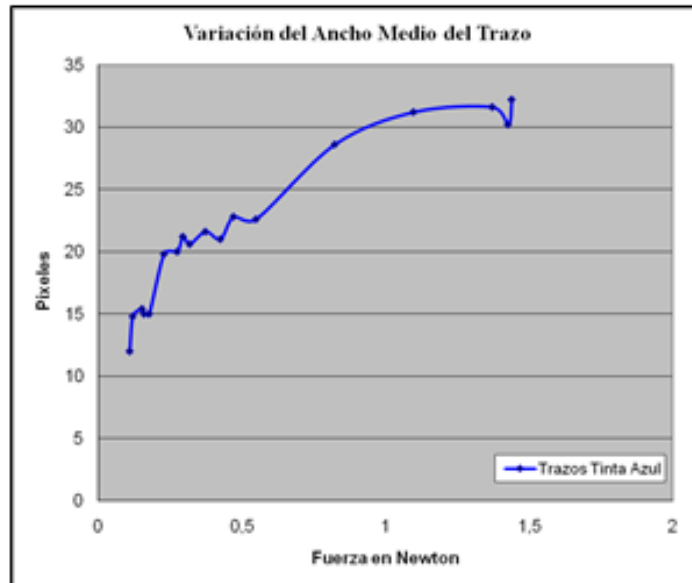


Figura 4.3: Ancho en el centro del trazo

Se repitió la experiencia para estudiar cómo influía el color de la tinta en las mediciones. Se observó que se mantienen los resultados obtenidos anteriormente independientemente del color de la tinta utilizada.

En (Aubin and Doorn, 2018) también se estudió cómo la inclinación del instrumento de escritura influye en la sección transversal y el nivel de gris del trazo. Para tal fin se modificó ligeramente el arreglo experimental cortando el tubo con un ángulo predefinido. Esto fuerza al instrumento de escritura a tener un contacto no vertical con la hoja de papel, como se puede ver en la Figura 4.4

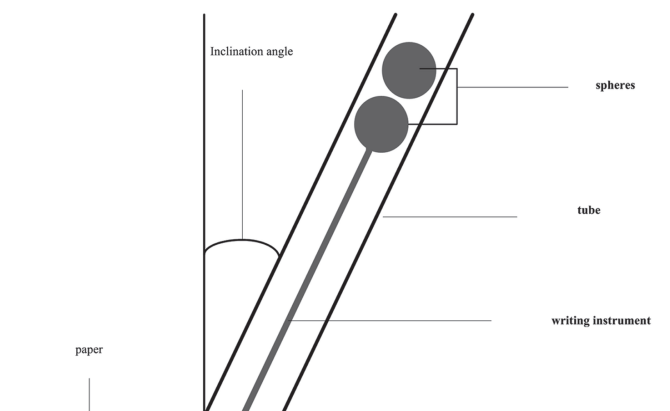


Figura 4.4: Ancho en el centro del trazo

De aquí en adelante, cuando se hace referencia a la presión medida por los niveles de grises o el ancho del trazo, se están considerando también la inclinación del instrumento y dirección del movimiento de la escritura.

4.2. El valor del nivel de gris y su ubicación en el trazo

Una idea interesante es utilizar conjuntamente tanto el valor de gris como la posición relativa de los puntos característicos de presión dentro del trazo. Esto permite agregar y representar de forma más exacta el patrón de presión. En este sentido, en (Aubin et al., 2013) se presenta un estudio cualitativo que implementa la idea de la posición relativa como la distancia entre los puntos de mínimo valor de gris y el esqueleto morfológico del trazo. El proceso de obtención del descriptor es el siguiente: a partir de las líneas perpendiculares de cada uno de los puntos del esqueleto, se identifican las coordenadas y el nivel de valor gris del píxel más oscuro sobre la perpendicular. Los puntos blancos de la Figura 4.5(a) muestran esquemáticamente los píxeles de menor nivel de gris. El cálculo de la distancia entre los puntos del esqueleto y su correspondiente punto más oscuro se realiza sobre la perpendicular (la que se señala con los trazos negros en el esquema). Para observar el resultado del cómputo del esqueleto y la línea de menores niveles de grises en una imagen real se presenta la Figura 4.5(b) 4.5(c).

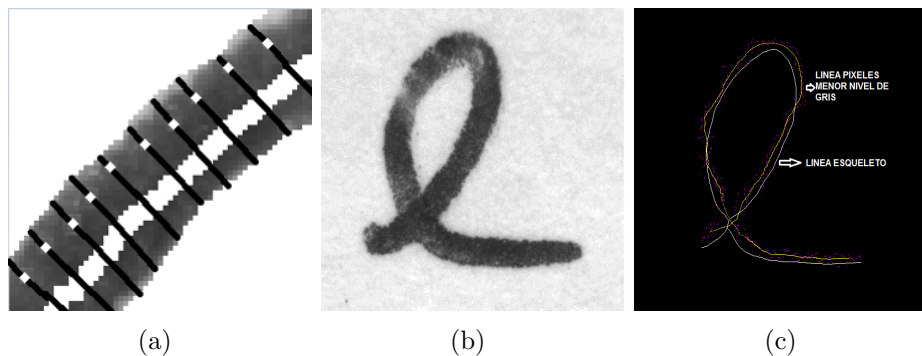


Figura 4.5: Proceso de cómputo del descriptor (Aubin et al., 2013)

En la Figura 4.6 se compara la distancia promedio de la escritura de dos personas distintas. Se puede observar en la Figura 4.6(a) que la línea que representa el promedio de las distancias está cerca de la línea del esqueleto para todos los tramos del trazo. En la Figura 4.6(b) la línea del promedio de las distancias tiene una separación mayor con respecto a la línea central del trazo. Además de lo anterior, se propone dividir el trazo en segmentos, inspirándose en los segmentos estudiados en grafología (Vels, 2000), y en cada segmento computar el promedio entre las distancias.

En (Aubin and Mora, 2013), se presenta un estudio preliminar en donde se evalúa cuantitativamente el descriptor propuesto en (Aubin et al., 2013) mediante redes neuronales supervisadas.

En la Tesis de maestría (Aubin, 2013) se consideró también, la distribución de gris a lo largo del trazo, aplicando una estrategia similar a la presentada en (Dormido-Canto et al., 2006). Se demostró que es posible identificar el trazo del grafema para cada autor como una secuencia de letras C (Claro), O (oscuro) y M (Medio), correspondientes a intervalos de los promedios de los niveles de mínimo gris de los distintos segmentos del trazo considerados.

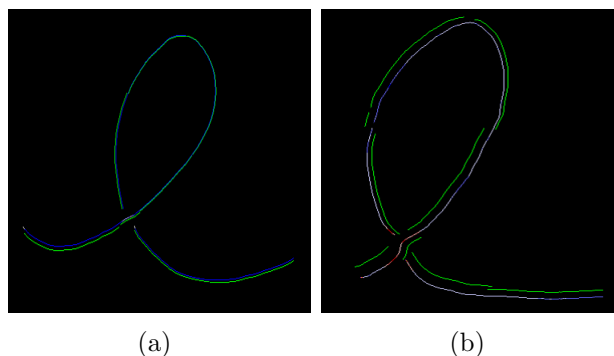


Figura 4.6: Distancia promedio de dos personas distintas

4.2.1. Descriptor basado en la distancia del mínimo valor de gris al borde del trazo

En (Aubin and Mora, 2017) se presenta un descriptor resultado de la evolución y mejora de los trabajos anteriores. Dentro de las características de esta nueva propuesta se encuentran las siguientes: (i) En los trabajos mencionados anteriormente, las imágenes son adquiridas en forma individual mediante una cámara digital. En este trabajo la captura de las imágenes se realiza mediante un escaner convencional, lo que permite realizar una captura masiva de imágenes utilizando un dispositivo de uso cotidiano. Se propone un proceso automático para extraer las imágenes individuales de los grafemas desde la imagen de escaner. (ii) Se propone una forma distinta de obtener la ubicación relativa de los puntos de mínimo gris. En vez de utilizar el esqueleto del trazo se adopta el borde del grafema, lo que permite que las distancias no sean tan pequeñas y favorece la representatividad del descriptor. (iii) Aunque la división del trazo en segmentos es una idea interesante que permite un descriptor de baja dimensionalidad, la identificación de los puntos para dividir el trazo es una tarea muy difícil de automatizar. En (Aubin et al., 2013) y (Aubin and Mora, 2013) la identificación de los puntos que dividen el trazo lo realiza un experto humano. En este trabajo se propone dejar atrás la idea de dividir el trazo en segmentos, y considerar las distancias de todos los píxeles del esqueleto, con lo cual se logra un descriptor cuyo cómputo es automático. Por lo tanto, el descriptor tiene como entrada una imagen de un grafema y entrega como salida un vector que contiene la posición relativa de los puntos de mínimo gris dentro del grafema.

Los pasos para el cómputo del descriptor son los siguientes:

1. Segmentación del grafema: se transforma la imagen original (Figura 4.7(a)), desde el modelo RGB al HSV (Figura 4.7(b)) y se binariza automáticamente la imagen del canal S con el método de Otsu (Otsu, 1979) resultando la imagen de la Figura 4.7(c).
2. Mejoramiento de la imagen binaria: El grafema en la imagen binaria no debe tener discontinuidades pues es necesario el cómputo de su esqueleto. Por lo anterior, es necesario implementar una etapa de mejoramiento de la imagen binaria, la cual se divide en los 4 pasos siguientes: se aplica una Dilatación Morfológica para rellenar

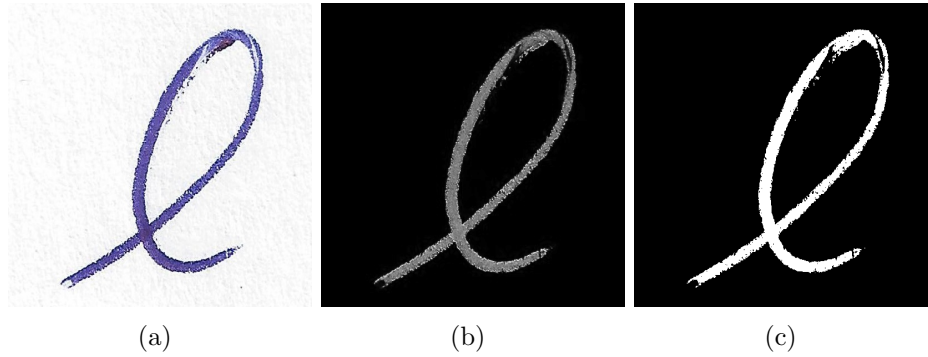


Figura 4.7: Binarización de imagen: (a) Imagen a color; (b) Canal S del modelo HSV; (c) Imagen binaria

los huecos y obtener un grafema sólido, Figura 4.8(a). Se elimina el ruido en el fondo de la imagen implementando un filtrado de objetos según el tamaño de ellos, Figura 4.8(b). Para obtener bordes suaves y representativos del grafema original, se suaviza el grafema mediante un filtro de mediana bidimensional de vecindad grande (típicamente de 10×10), Figura 4.8(c). Por último, se realiza una Erosión Morfológica para recuperar el tamaño original del trazo binario (Figura 4.8(d)).

3. Cómputo del esqueleto: Se halla el esqueleto del grafema binario considerando el algoritmo propuesto en Zhang and Suen (1984), el cual permite mantener la continuidad del trazo. La Figura 4.9 muestra la etapa de esqueletización. La Figura 4.9(a) muestra el esqueleto del grafema. La Figura 4.9(b) muestra una ampliación de la parte central del grafema, en donde se observa que la línea del esqueleto es continua y de un píxel.
4. Determinación de la línea de puntos de menor gris: Los puntos del trazo que tienen el valor mínimo de gris corresponden a los puntos de máxima presión. Los puntos de mínimo gris se obtienen desde líneas perpendiculares a cada píxel del esqueleto.

Para trazar las líneas perpendiculares es necesario recorrer el esqueleto, partiendo del punto inicial hasta llegar al punto final. El recorrido ordenado del esqueleto se realiza de la siguiente forma:

- Considerando el píxel inicial del esqueleto, se ubica el píxel vecino que se encuentran en la vecindad de 3×3 , y se avanza a dicho píxel.
- Para el resto de los píxeles del esqueleto, debido a que los píxeles tienen 2 vecinos, se considera como vecino aquel que no ha sido visitado.
- Para el caso de los puntos de cruce, los cuales tienen más de un vecino, se debe considerar además la dirección de recorrido del esqueleto.

Para encontrar la línea perpendicular de un píxel del esqueleto se determinó el ángulo del esqueleto en ese píxel. El cómputo del ángulo se realiza mediante el uso de dos segmentos, los cuales están determinados por el punto actual y dos puntos que se encuentran a igual distancia hacia adelante y hacia atrás de dicho punto. El ángulo

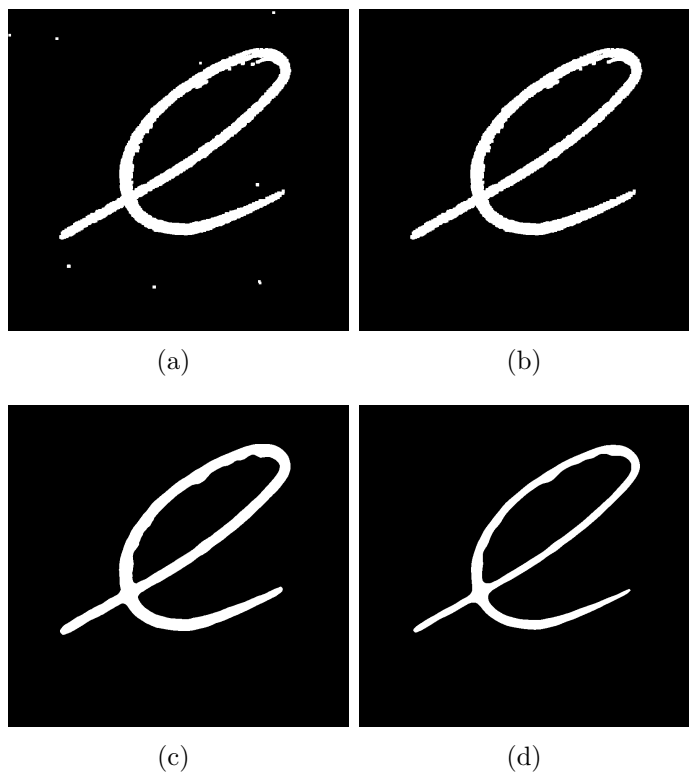


Figura 4.8: Mejoramiento de la imagen binaria: (a) Dilatación (b) Filtrado de objetos por tamaño (c) Mediana bidimensional (d) Erosión

considerado corresponde al ángulo del segmento resultante de la suma vectorial de los dos segmentos anteriores, tal como se muestra en la Figura 4.10(a).

Una línea perpendicular a un píxel del esqueleto está conformada por las 2 líneas rectas que se encuentran a $+90$ y -90 grados del ángulo del píxel, tal como se muestra en la Figura 4.10(b). Para dibujar las líneas rectas mencionadas anteriormente se adoptó el conocido algoritmo de Bresenham (Watt, 2000). Un ejemplo de las líneas perpendiculares al esqueleto obtenidas se muestra en la Figura 4.10(c).

Sobre las dos líneas perpendiculares anteriores se determinan los píxeles de menor valor de gris, y entre dichos píxeles se elige el de valor más bajo. Esta última operación se realiza sobre todos los píxeles del esqueleto. La Figura 4.11(a) muestra los puntos de mínimo gris alrededor del esqueleto del trazo. La posición de los puntos de mínimo gris tiene cierta variabilidad, efecto que se observa en la ampliación mostrada en la Figura 4.11(b). La variabilidad de la posición de los puntos de mínimo gris no permite establecer una línea suave que una a dichos puntos. La línea de puntos de menor gris propuesta corresponde a una representación de la tendencia central que siguen estos puntos, y consiste en una línea suave que se construye considerando promedios por vecindades. El resultado de la suavización de las posiciones de los puntos se observa en las Figuras 4.11(c) y 4.11(d), respectivamente.

La suavidad de la línea de puntos de menor gris permite encontrar un descriptor muy intuitivo, para representar de forma natural el patrón de presión de la escritura.

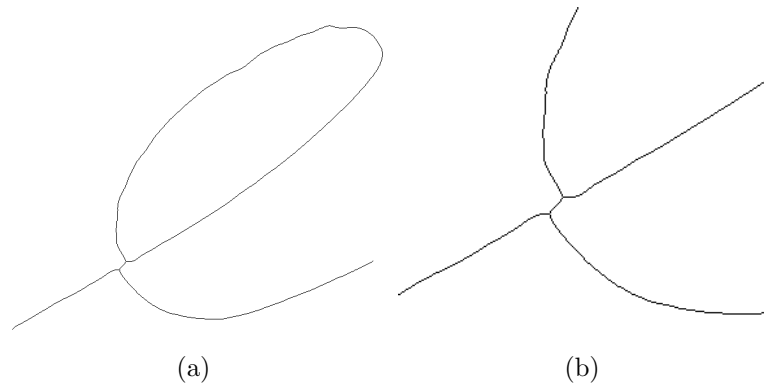


Figura 4.9: Imagen binaria del esqueleto: (a) Esqueleto; (b) Ampliación del esqueleto

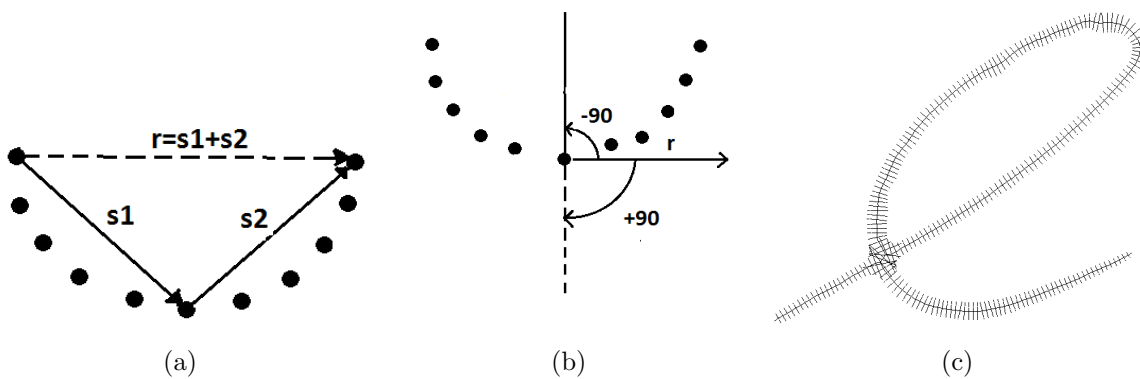


Figura 4.10: Cómputo de las líneas perpendiculares al esqueleto: (a) Suma vectorial; (b) Obtención de línea perpendicular; (c) Líneas perpendiculares al esqueleto

Los bordes del grafema rodean completamente al esqueleto del trazo, tal como se muestra en la Figura 4.12(a). Es importante notar que la línea perpendicular intersecciona en dos puntos al borde del grafema, lo cual se muestra en la Figura 4.12(b). Para computar el descriptor se definen dos líneas de borde respecto del esqueleto, el borde positivo mostrado en la Figura 4.12(c), y el borde negativo de la Figura 4.12(d). Se consideró como borde positivo aquel cuyo punto inicial está más arriba respecto del primer punto del esqueleto. Para computar la distancia entre los puntos del esqueleto y el borde se debe elegir entre el borde positivo y el borde negativo. El cómputo del descriptor debe considerar siempre el mismo borde con el objeto de tener siempre la misma referencia (en este caso se considera el borde positivo).

El descriptor final es un vector cuyos elementos corresponden a la distancia euclidiana entre los puntos de la línea de menor gris y el borde de referencia considerado. Dicha distancia se mide sobre la línea perpendicular que une el punto de esqueleto y el borde correspondiente. Un ejemplo gráfico del descriptor propuesto se presenta en la Figura 4.13.

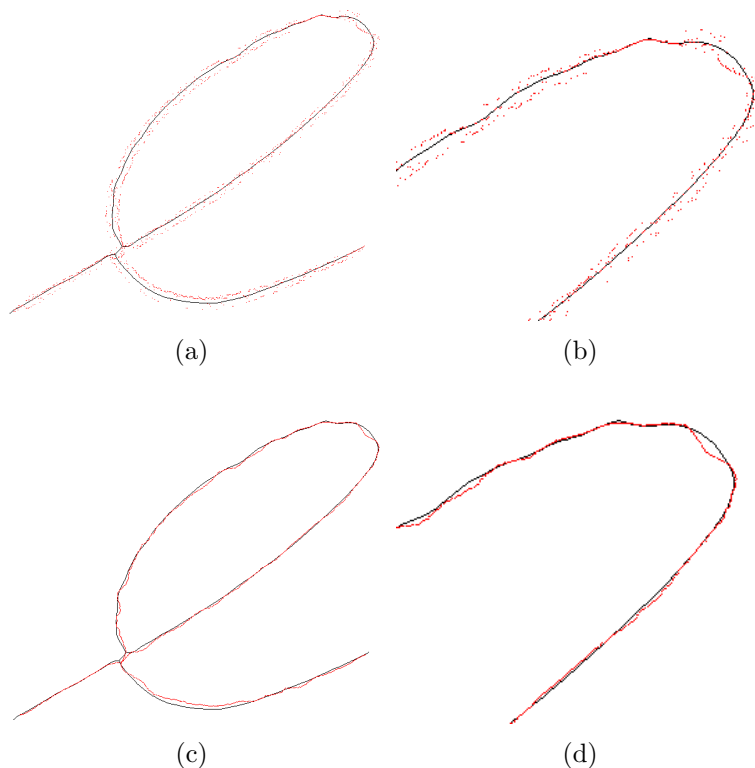


Figura 4.11: Línea de puntos de menor gris

4.2.2. Descriptor basado en los coeficientes B-spline

Al implementar un sistema biométrico deben considerarse aspectos prácticos tales como el rendimiento computacional y el espacio de almacenamiento. El uso de técnicas de selección de características son necesarias para reducir el espacio de almacenamiento y mejorar el tiempo de compilación.

En (Aubin et al., 2017) se presenta un nuevo descriptor para la identificación de personas, basado en la extracción de características pseudo-dinámicas de imágenes en escala de grises de caracteres manuscritos individuales y simples. El descriptor corresponde a los coeficientes B-Spline de la curva de posición relativa de los puntos de mínimo valor de gris dentro del carácter. Estos puntos corresponden a los píxeles de menor valor de gris sobre la línea recta perpendicular a los puntos del esqueleto morfológico del trazo. La posición relativa se computa como la distancia euclídea entre el punto de mínimo gris y su correspondiente en el esqueleto morfológico del trazo. La clasificación se realizó con una Máquina de Vectores Soporte (SVM) multiclase, contemplando el problema de clases desbalanceadas, para evaluar la capacidad de discriminación del descriptor propuesto. Se analizan los resultados obtenidos de la clasificación para las muestras realizadas por 50 personas, correspondientes a la base de datos creada especialmente con 6 símbolos simples. Los resultados de la experimentación son contundentes, obteniéndose un promedio del 97% de aciertos de clasificación.

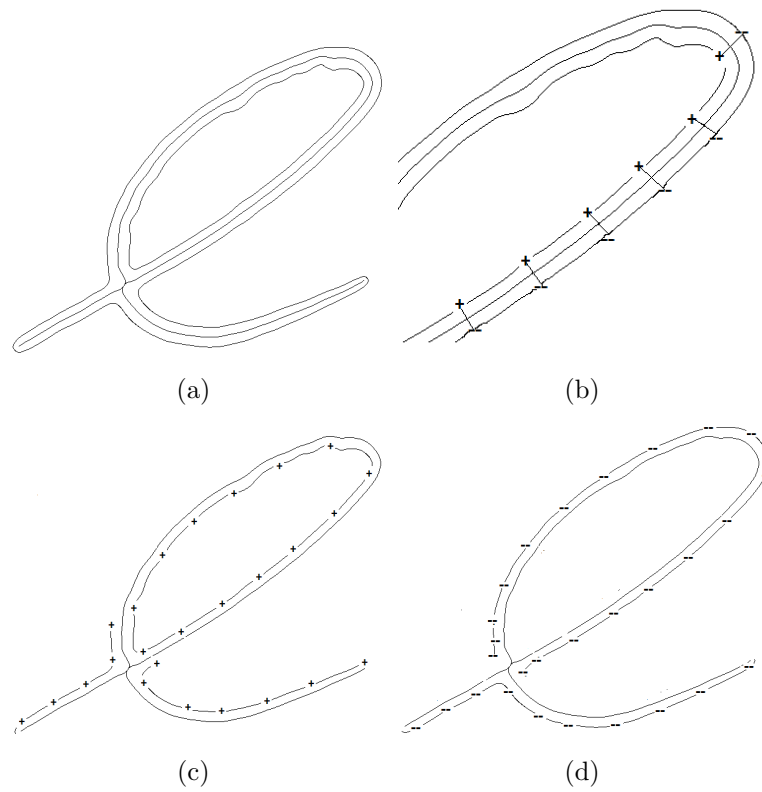


Figura 4.12: Trazo del borde: (a) Borde; (b) Líneas perpendiculares al borde; (c) Borde positivo; (d) Borde negativo

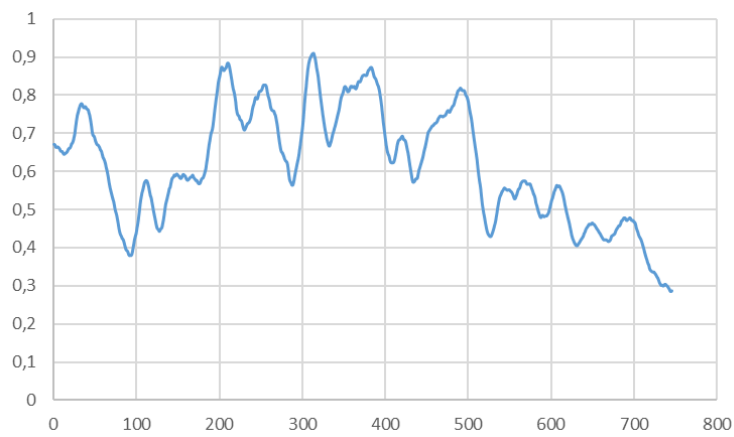


Figura 4.13: Descriptor propuesto

4.3. Descriptores del método de los trazos simples

En (Aubin et al., 2018a) se presentan distintos descriptores que demuestran la hipótesis de esta tesis, es decir, que es posible verificar la identidad del autor de un trazo manuscrito analizando la imagen en escala de grises de un grafema simple. Los descriptores estudiados corresponden a distintas representaciones de la distribución de presión. En particular, desde la más simple a la más compleja, los descriptores propuestos son los siguientes: el ancho del trazo, los niveles de grises del esqueleto del grafema, el promedio de los niveles de grises sobre la línea perpendicular al esqueleto, y los coeficientes de la transformación para aproximar toda la superficie del grafema.

Estos descriptores se calculan de la siguiente manera:

- Cómputo del esqueleto morfológico

El cálculo del esqueleto se realiza utilizando el mismo procedimiento explicado en (Aubin and Mora, 2017), ver Figura 4.14.

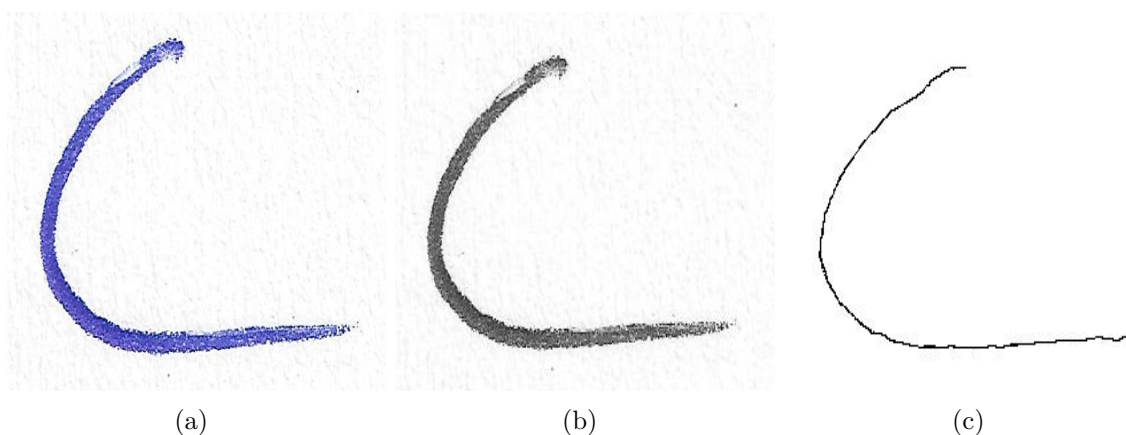


Figura 4.14: Preprocesamiento del grafema: (a) Grafema original; (b) Grafema en escala de grises; (c) Esqueleto del grafema

- Señal de nivel de gris del esqueleto

Este descriptor se construye considerando los niveles de grises de los puntos del esqueleto. Considera la simplificación de que en la representación de la distribución de presión no existe variación significativa de los niveles de grises en la perpendicular al esqueleto.

La Figura 4.15 presenta el descriptor. La Figura 4.15(a) corresponde al esqueleto del grafema “C” y la Figura 4.15(b) corresponde a la señal de los niveles de grises de los puntos del esqueleto.

- Señal del promedio del nivel de gris de la perpendicular al esqueleto

Una vez esqueletizado el trazo se calculó para cada punto del esqueleto la recta perpendicular al mismo, tal como muestra la Figura 4.16.

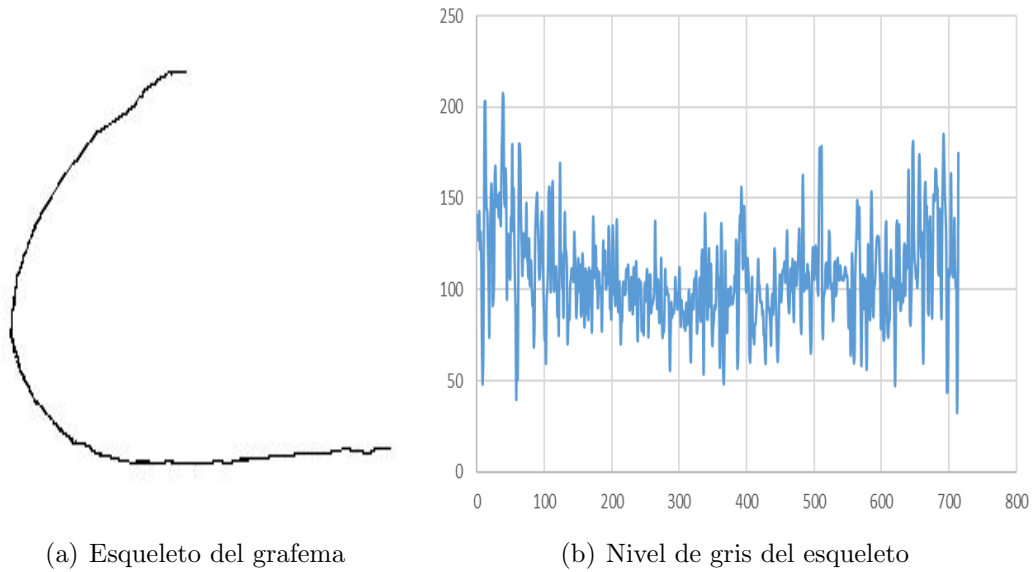


Figura 4.15: Descriptor nivel de gris del esqueleto

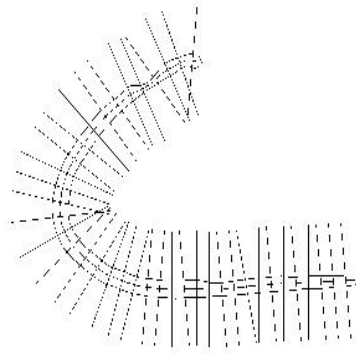
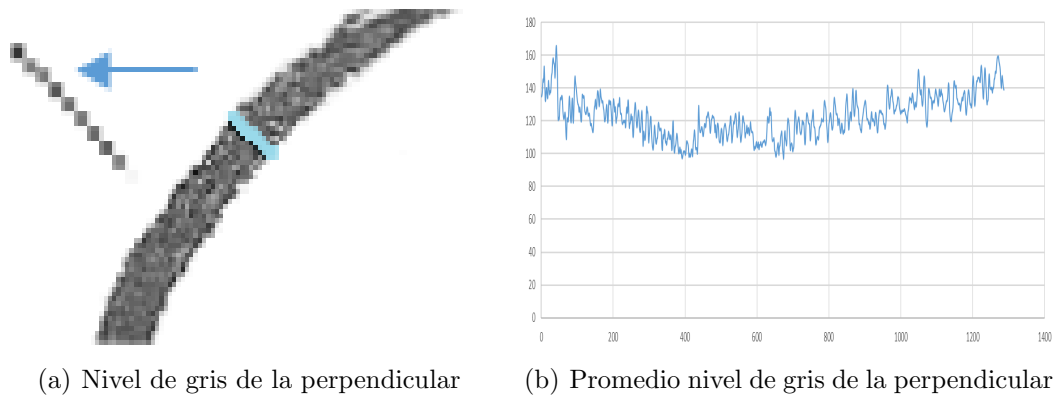


Figura 4.16: Perpendiculares al esqueleto.

Se calculó el promedio del nivel de gris de los píxeles ubicado sobre las líneas perpendiculares al esqueleto, como se puede observar en la Figura 4.17(a). Teniendo en cuenta los promedios para cada uno de los puntos del esqueleto se obtuvo la señal del descriptor de la Figura 4.17(b).

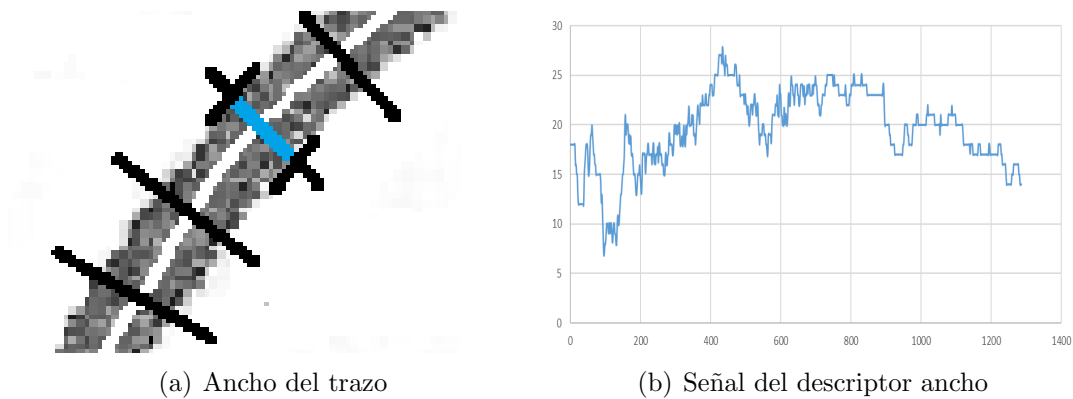
- Señal del ancho del trazo

Este descriptor corresponde al ancho del trazo en cada punto de la línea central. El ancho es igual a la cantidad de píxeles que hay en la línea perpendicular al esqueleto entre los bordes del trazo (Figura 4.18(a)). El cómputo de los anchos en todos los puntos del esqueleto conforman la señal de la Figura 4.18(b).



(a) Nivel de gris de la perpendicular (b) Promedio nivel de gris de la perpendicular

Figura 4.17: Descriptor promedio del nivel de gris de la perpendicular



(a) Ancho del trazo

(b) Señal del descriptor ancho

Figura 4.18: Descriptor del ancho del trazo

- Señal de los coeficientes de aproximación a la superficie del trazo

Para generar este descriptor se construye una imagen rectificadora de la superficie del trazo considerando el sentido de la escritura. La imagen rectificadora consiste en una representación rectangular del trazo (“el trazo original se estira”). Las columnas de la imagen rectificadora corresponden a los píxeles de las líneas perpendiculares, (Figura 4.19). La fila central de la imagen rectificadora representa el esqueleto del trazo. Después de copiar los píxeles de las líneas perpendiculares, se rellena el resto de los píxeles con el valor del píxel del borde (el relleno también podría ser con píxeles blancos o negros).

4.3.1. Reducción de características en los trazos

Se decidió aplicar la aproximación a la superficie del trazo mediante la Transformada Discreta de Coseno (DCT). DCT ha sido muy utilizada en el procesamiento de imágenes y análisis de señales debido a su propiedad de compactación de energía, es decir, comprime la mayoría de la información de la señal en algunos coeficientes (Tyagi and Khanna,

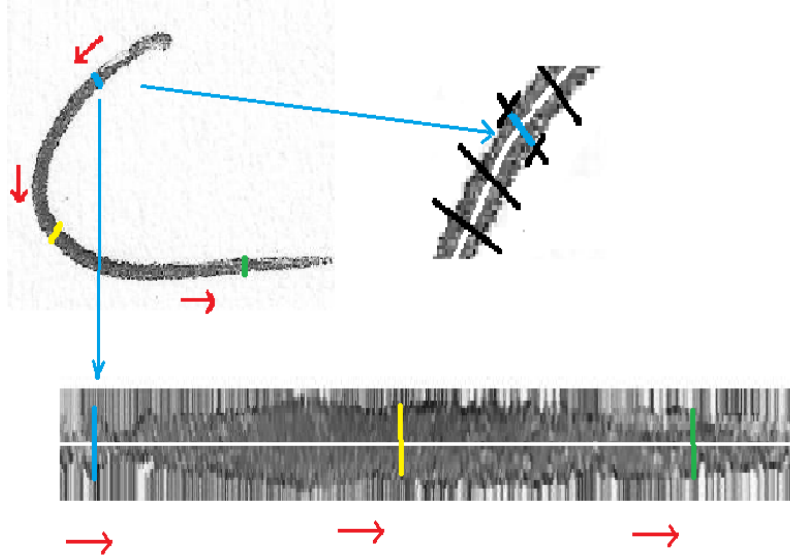


Figura 4.19: Rectificación de la superficie del trazo.

2012). En trabajos de investigación actuales se ha aplicado la aproximación 2D-DCT para el reconocimiento de dígitos escritos a mano (Ali and Ghani, 2014).

La DCT es una transformada lineal invertible que puede expresar una secuencia finita de puntos de datos en términos de una suma de funciones coseno que oscilan a diferentes frecuencias. La señal original se convierte al dominio de frecuencia aplicando la transformada DCT directa, y es posible convertir de nuevo la señal transformada en el dominio original aplicando la transformada DCT inversa (Omaia et al., 2009). Las expresiones de la transformación unidimensional DCT directa e inversa son las siguientes:

$$C(u) = \alpha(u) \sum_{x=0}^{N-1} f(x) \cos\left(\frac{(2x+1)u\pi}{2N}\right) \quad (4.1)$$

$$f(x) = \sum_{u=0}^{N-1} \alpha(u) C(u) \cos\left(\frac{(2x+1)u\pi}{2N}\right) \quad (4.2)$$

donde:

$f(x)$: representa la secuencia de muestras discretas.

$C(u)$: representa los coeficientes de la *DCT* de $f(x)$.

N : número de coeficientes de la *DCT*.

$$\alpha(u) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}} & \text{para } u = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & \text{para } u = 1, 2, \dots, N-1 \end{cases} \quad (4.3)$$

Las expresiones de la transformación bidimensional DCT utilizadas para el procesamiento de una imagen (una imagen es una señal bidimensional) son las siguientes:

$$C(u, v) = \alpha(u)\alpha(v) \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \cos\left(\frac{(2x+1)u\pi}{2N}\right) \cos\left(\frac{(2y+1)v\pi}{2N}\right) \quad (4.4)$$

$$f(x, y) = \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} \alpha(u)\alpha(v)C(u, v) \cos\left(\frac{(2x+1)u\pi}{2N}\right) \cos\left(\frac{(2y+1)v\pi}{2N}\right) \quad (4.5)$$

donde:

$f(x, y)$: representa la imagen compuesta de muestras discretas.

$C(u, v)$: representa los coeficientes de la $DCT - 2D$ de $f(x, y)$.

N : número de coeficientes de la $DCT - 2D$.

$$\alpha(u), \alpha(v) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}} & \text{para } u, v = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & \text{para } u, v = 1, 2, \dots, N - 1 \end{cases} \quad (4.6)$$

Al aplicar la transformación directa DCT, la matriz resultante contiene las componentes de baja y alta frecuencia. Se seleccionan las componentes de baja frecuencia porque las de alta frecuencia están asociadas al ruido. Para recorrer la matriz se sigue el procedimiento utilizado en (Khan et al., 2017), donde se recorre en zig-zag desde la frecuencia más baja a la frecuencia más alta, tal como muestra la Figura 4.20. Finalmente, el descriptor corresponde a los primeros coeficientes del recorrido en zig-zag de la imagen en el dominio de la frecuencia.

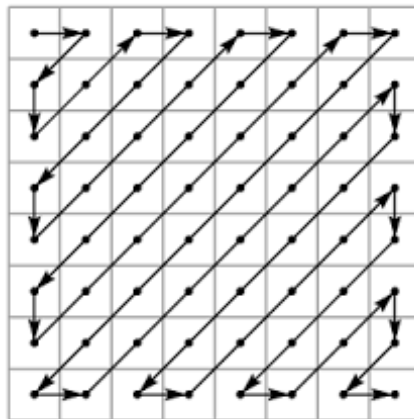


Figura 4.20: Recorrido en zig zag de coeficientes DCT

La Figura 4.21 muestra la aplicación de la DCT en una de las imágenes del caracter C de la base de datos. La Figura 4.21(a) muestra la superficie del grafema rectificado y la Figura 4.21(b) el resultado de aplicar la DCT a la imagen anterior. En la Figura 4.21(b), es posible verificar que la mayor parte de la energía de la imagen se concentra en la esquina superior izquierda. La Figura 4.21(c) muestra la reconstrucción de la imagen utilizando 25 coeficientes.

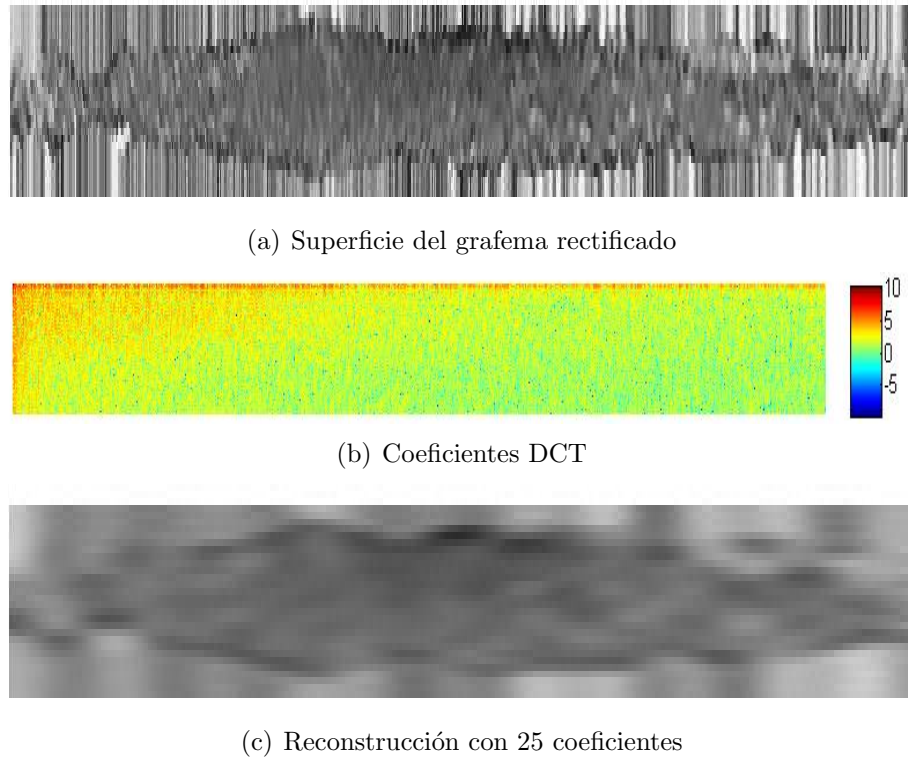


Figura 4.21: Aplicación de la transformada DCT

Se evaluaron los descriptores con un clasificador SVM y se pudo observar que la señal correspondiente a los promedios de los niveles de grises de la perpendicular del esqueleto da los mejores resultados para la identificación del autor del trazo. El porcentaje de acierto promedio para todos los símbolos es del 98,22 %.

La longitud de las señales impide combinar más de 2 caracteres ya que el coste computacional es demasiado alto.

Para disminuir el coste computacional y el espacio de almacenamiento se planteó reducir la dimensionalidad de la señal. A tal fin se probaron dos métodos de reducción de características: uno estadístico, Análisis de Componentes Principales (PCA), y el otro basado en interpolaciones, la Transformada Discreta del Coseno (DCT).

Se aplicó por lo tanto la aproximación DCT tomando los primeros 10 coeficientes y el PCA al descriptor de los promedios de los niveles de grises. La selección de los componentes

se realizó comparando el porcentaje de la varianza total obtenidas por cada vector propio. Gráficamente lo podemos observar para el carácter C en la Figura 4.22. Se retienen aquellas componentes que muestren un apreciado cambio de pendiente. Esta selección termina cuando se observa una tendencia uniforme o casi uniforme de la pendiente.

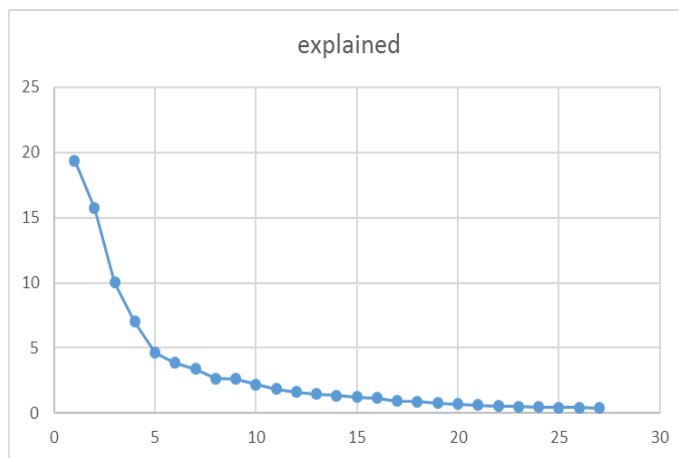


Figura 4.22: Aporte de cada PCA

Los resultados de los dos métodos aplicados se pueden ver en la Tabla 4.1. De la comparación de los mismos se desprende que con PCA se obtiene el mayor porcentaje de aciertos para todos los símbolos estudiados.

Símbolo	Sin Reducción	DCT $N = 10$	PCA 5 Coef
C	97,97 %	87,98 %	96,62 %
~	98,16 %	92,35 %	97,70 %
∩	98,39 %	95,05 %	98,15 %
S	98,16 %	94,54 %	97,74 %
U	98,42 %	96,50 %	97,72 %

Tabla 4.1: Verificación mediante el promedio de gris de la perpendicular con reducción de características

Dado que los resultados de la aplicación de reducción de características fueron satisfactorios, se pudo realizar el estudio de combinación de caracteres. Los caracteres se fueron combinando según los mejores resultados individuales del descriptor promedio de los niveles de grises medidos en la perpendicular al esqueleto, agupándolos inicialmente de dos en dos y añadiendo caracteres hasta incorporar los todos. Para cada combinación se aplicaron las dos técnicas de reducción de características consideradas. Los resultados se presentan en la Tabla 4.2

Símbolo	DCT $N = 10$	PCA 5 Coef
$n+U$	97,48 %	98,99 %
$n+U+S$	98,28 %	99,26 %
$n+U+S+\sim$	98,51 %	99,44 %
$n+U+S+\sim+C$	98,63 %	99,62 %

Tabla 4.2: Resultados de la combinación de caracteres

Se obtuvo el 99,62% de aciertos con la combinación de los 5 caracteres simples para el mejor descriptor encontrado con 5 componentes principales, evaluado con el sistema de clasificador descrito.

4.3.2. Comparación cuantitativa del rendimiento de los descriptores propuestos

Para comparar cuantitativamente el rendimiento de los descriptores propuestos en (Aubin et al., 2018a) se realizaron experimentos utilizando Patrones Binarios Locales (LBP). Se adopta este descriptor para la comparación cuantitativa dado que también mide la variabilidad de los niveles de grises presentes en el trazo.

El LBP es un descriptor de textura robusto a los cambios de intensidad y a las posibles rotaciones de las imágenes (Ojala et al., 1996, 2002). El LBP y todas sus variantes han sido aplicados en innumerables problemas de reconocimiento de patrones. Sin pretender ser exhaustivos podemos mencionar las siguientes: reconocimiento facial (Ahonen et al., 2006), el análisis de imágenes en entornos de tiempo real (Mäenpää, 2003), análisis de documentos impresos (Ferrer et al., 2013), y de documentos histórico (Wei et al., 2014), estudios de verificación de firmas (Vargas et al., 2011; Serdouk et al., 2014; Yilmaz et al., 2011; Yilmaz and Yanikoğlu, 2016; Serdouk et al., 2015; Hu and Chen, 2013), entre otras aplicaciones.

En particular, con relevancia para este estudio, existen trabajos donde se aplica el LBP en la identificación y verificación del escritor. En (Bertolini et al., 2013) usaron LBP en un estudio comparativo con la cuantificación de fase local LPQ. En (Du et al., 2010) se extrajeron las características de LBP de la transformada wavelet de las muestras de escritura china a mano. En (Nicolaou et al., 2015) se presenta el uso de los patrones binarios locales de muestreo radial disperso, una variante de los patrones binarios locales (LBP) para la clasificación de texto como textura.

Para realizar la comparación objetiva de la eficiencia del descriptor propuesto en este artículo con respecto a los resultados obtenidos usando LBP, el cómputo del LBP se realiza en el mismo lugar donde se calcula nuestro descriptor, tal como se muestra en la Figura 4.23. Para realizar la comparación se consideran, para ambos descriptores, solamente los píxeles que pertenecen al trazo en la versión rectificadas (no se consideran los píxeles de relleno que

se utilizaron para construir el trazo rectificado).

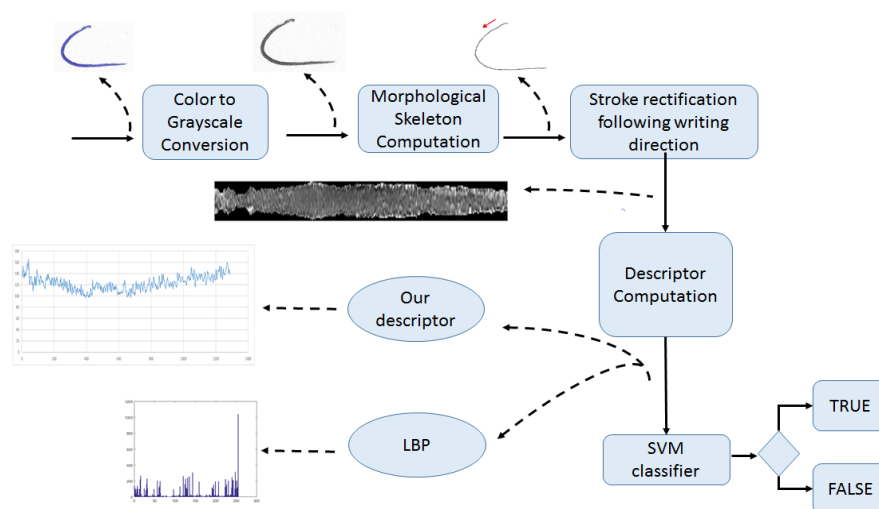


Figura 4.23: Incorporación del descriptor LBP

Se evaluó el algoritmo tradicional LBP con una vecindad de 3×3 sin invariancia a la rotación. Los resultados de la comparación se presentan en la Tabla 4.3.

Símbolo	LBP	Promedio de gris de la línea perpendicular
C	98,02 %	97,97 %
~	97,93 %	98,16 %
∩	97,92 %	98,39 %
S	99,73 %	98,16 %
U	97,94 %	98,42 %

Tabla 4.3: Resultados por símbolo

Según esta tabla, el resultado obtenido por nuestro descriptor es muy similar al obtenido por el LBP. Se debe considerar que el descriptor propuesto en nuestro trabajo (promedio del nivel de gris de la línea perpendicular al esqueleto) es considerablemente más simple de computar que el LBP (nuestro descriptor es un promedio de los datos y no una transformación no lineal). Además de lo anterior, se deduce que independientemente del descriptor computado, la información de presión de los grafemas simples es suficiente para realizar una verificación del escritor con alto porcentaje de acierto.

4.4. Descriptores del método de los segmentos simples

En (Aubin et al., 2018b) se presenta un nuevo método para verificar la identidad de una persona inspirado en la metodología utilizada en la Pericia Caligráfica. El interés de este trabajo es que obtiene los descriptores a partir de los segmentos que constituyen los grafemas, en contraste con la complejidad del trazo manuscrito utilizado en los sistemas de reconocimiento de firmas.

Los segmentos considerados se corresponden con los 4 cuadrantes de un círculo, siguiendo para su trazado el sentido levógiro y el dextrógiro, para cubrir todos los movimientos de la mano. Por lo tanto quedan definidos 8 segmentos curvos, como muestra la Figura 4.24. Estos segmentos tienen distintas curvaturas y direcciones de escritura, lo que permite capturar las características particulares de cada persona, indispensable para el reconocimiento del escritor. Considerando una aproximación simple y efectiva, en este trabajo se supone que un grafema está constituido por uno o más de estos segmentos básicos.

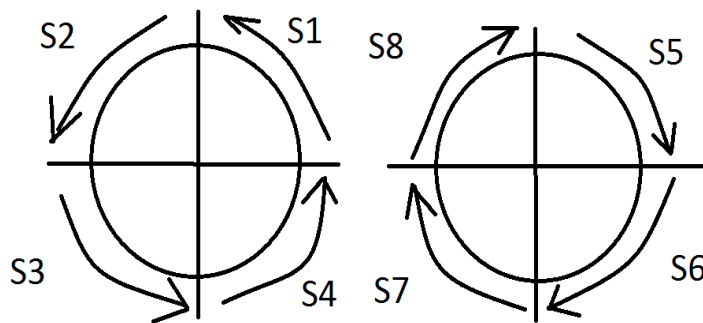


Figura 4.24: Segmentos básicos curvos

La división en segmentos es interesante porque permite extraer una mayor cantidad de descriptores de un grafema completo. Los descriptores computados a partir de los segmentos son de baja dimensionalidad y de mayor velocidad de procesamiento.

El descriptor propuesto corresponde a una estimación de la presión ejercida al momento de escribir utilizando la imagen en escala de grises del trazo. En particular, el descriptor corresponde al promedio de los niveles de grises sobre la línea perpendicular al esqueleto.

Además de lo anterior, se presenta un proceso semiautomático para extraer los segmentos desde la imagen escaneada de un documento. Se construyó un repositorio de imágenes para 50 personas, extrayendo 10 muestras de 6 segmentos diferentes, habiendo un total de 3000 imágenes para realizar los experimentos. Para la verificación de identidad de cada persona se utilizó un clasificador supervisado para datos no-linealmente separables del tipo SVM de salida binaria, lo que resultó en el entrenamiento de 50 clasificadores en total. Se construyeron 100 conjuntos de datos balanceados mediante sub-muestreo de la clase mayoritaria, y se implementaron dos tipos de Cross Validation, K-Fold y Leave-one-out, para evaluar ob-

jetivamente el funcionamiento del descriptor. Los resultados de la evaluación del descriptor son positivos, con un 98 % de aciertos en la verificación de identidad para los 6 segmentos estudiados.

El método de verificación del escritor propuesto tienen diversos aspectos positivos: puede aplicarse sin la presencia del sujeto, resulta de bajo coste ya que no requiere dispositivos especiales para la adquisición de datos, y el descriptor desarrollado es invariante a la escala y a la rotación. Los resultados positivos de los experimentos hacen ver que es posible mediante análisis de segmentos curvos tener una alta eficiencia de verificación de identidad.

Capítulo 5

Conclusiones y trabajos futuros

En esta tesis se comprobó que es posible verificar la identidad del escritor analizando la imagen en escala de grises de trazos simples e individuales.

Los descriptores utilizados corresponden a representaciones de la presión ejercida en el momento de la escritura.

Para evaluar el funcionamiento de cada descriptor se ha realizado un estudio con un clasificador multiclase, basado en Máquinas de Vectores Soporte de salida binaria, entrenadas con Validación Cruzada y considerando el problema de desbalanceo de clases.

El uso del algoritmo Simulated Annealing permitió optimizar la función de coste en tiempos reducidos, lo cual hizo posible realizar una gran cantidad de experimentos necesarios para evaluar objetivamente el funcionamiento de los descriptores.

A continuación se presentan una serie de conclusiones de acuerdo al repositorio de imágenes utilizado para la evaluación. En primer lugar se consideran grafemas simples y en segundo lugar segmentos curvos constitutivos de grafemas.

- Grafemas simples:

Para evaluar el descriptor se utilizó un repositorio de 50 personas, 6 caracteres por persona, 100 muestras por carácter. Los caracteres considerados son “e”, “c”, “s”, “∩”, “∪”, y “~”. La propuesta de esta tesis es interesante pues los caracteres estudiados son muy simples respecto a la firma de las personas, que es el trazo manuscrito más estudiado en la literatura.

El mejor descriptor para la evaluación con un sólo carácter simple corresponde al promedio de los niveles de grises de la perpendicular del esqueleto.

Se realizó una comparación cuantitativa del funcionamiento del descriptor propuesto con los Patrones Binarios Locales (LBP). Para ambos descriptores se obtuvieron porcentajes de aciertos similares, siendo nuestro descriptor mucho más simple de computar. De lo anterior se deduce que, independientemente del descriptor utilizado, la informa-

ción de presión de los grafemas simples es suficiente para realizar una verificación del escritor con alto porcentaje de aciertos.

Con el mejor descriptor todos los caracteres tienen en promedio un porcentaje de aciertos superior al 95 %.

Utilizando la combinación de caracteres se llegaron a valores cercanos al 100 % de aciertos.

- Segmentos curvos constitutivos de grafemas:

En esta etapa de la tesis se planteó dividir los grafemas en segmentos, considerando un modelo de 8 segmentos curvos para cada carácter.

La división en segmentos es interesante porque permite extraer una mayor cantidad de descriptores de un grafema.

Los descriptores computados a partir de los segmentos son de baja dimensionalidad y de alta velocidad de procesamiento.

El descriptor utilizado, promedio de los niveles de grises de la perpendicular del esqueleto, corresponde al de mejor resultado de la primera etapa.

Para evaluar el descriptor se creó un repositorio de 50 personas, 6 segmentos por persona, y 10 muestra por segmento. A tal fin se desarrolló un proceso semiautomático para extraer las imágenes individuales de los segmentos desde la imagen escaneada de un documento. Esto tiene la ventaja de poder extraer muchas muestras de un mismo documento.

Se implementaron 50 SVMs de salida binaria para la verificación de la identidad de cada una de las personas involucradas en el estudio. El entrenamiento de los SVMs se llevó a cabo mediante la construcción de conjuntos balanceados de datos y se implementaron dos tipos de cross validation, K-Fold y Leave-one-out, para evaluar objetivamente la eficiencia del descriptor.

Los resultados de la evaluación del descriptor son positivos, se obtuvo un 98 % de aciertos en la verificación de identidad para los 6 segmentos estudiados.

El método de verificación del escritor propuesto tiene diversas ventajas: se puede aplicar sin la presencia del sujeto, resulta de bajo coste ya que no requiere dispositivos especiales para la adquisición de datos. Además el descriptor desarrollado es invariante a la escala y a la rotación.

Los resultados positivos de los experimentos hacen ver que es posible mediante análisis de segmentos curvos tener una alta eficiencia en la verificación de identidad.

Seguidamente se plantean algunas líneas futuras que se derivan del trabajo realizado:

- Dados los buenos resultados obtenidos se podría desarrollar una aplicación automática de verificación del escritor de un texto manuscrito, considerando la metodología propuesta en esta investigación.

- Realizar evaluaciones del método propuesto en esta tesis, utilizando un protocolo experimental donde los usuarios impostores (Falsos Positivos) no estén presentes durante el entrenamiento. Por ejemplo, usar como muestras negativas 30 usuarios para entrenar y utilizar los restantes 19 (20-1, uno sería el genuino) para verificar.
- Realizar nuevas experimentaciones sobre las bases de datos públicas: IAM / ICDAR / CVL / KHATT, considerando segmentos constitutivos de los grafemas y descriptores apropiados a la resolución de las imágenes.
- Si bien se ha demostrado el aporte del LBP, es posible explorar un nuevo patrón que base su cálculo en la información de dirección, dado que quizás las características direccionales ayuden a las características de presión propuestas. El Patrón Derivativo Local (LDP, por sus siglas en inglés) aparece como una alternativa interesante para complementar la etapa de caracterización de la metodología presentada.
- Proponer y validar un método de verificación del escritor en base a descriptores fuzzy, que combinen características pseudo-dinámicas y estáticas del trazo.
- Extrapolar los resultados de esta investigación a capturas on-line. Hoy en día es habitual el uso de las pantallas táctiles en casi cualquier dispositivo. Sería interesante explorar que aplicaciones podrían tener los métodos propuestos en este escenario, siempre que la información de presión esté disponible y sea de calidad.
- Proponer un método de reconocimiento de los distintos estadios de la enfermedad de Párkinson evaluando segmentos de trazos manuscritos.

Bibliografía

- Abdi, M. N., Khemakhem, M., 2015. A model-based approach to offline text-independent arabic writer identification and verification. *Pattern Recognition* 48 (5), 1890–1903.
- Adak, C., Chaudhuri, B. B., Blumenstein, M., 2017. Writer identification and verification from intra-variable individual handwriting. arXiv preprint arXiv:1708.03361.
- Ahmedt, D. E., DELGADO TREJOS, E., Vargas, J. F., 2011. Generación de espacios de representación de firmas dinámicas: una revisión enfocada al análisis de complejidad. *Scientia et technica* 16 (48).
- Ahonen, T., Hadid, A., Pietikainen, M., 2006. Face description with local binary patterns: Application to face recognition. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* 28 (12), 2037–2041.
- Ali, S. S., Ghani, M. U., 2014. Handwritten digit recognition using dct and hmms. In: *Frontiers of Information Technology (FIT), 2014 12th International Conference on*. IEEE, pp. 303–306.
- Ammar, M., Yoshida, Y., Fukumura, T., 1986. A new effective approach for off-line verification of signatures by using pressure features. In: *Proc. 8th ICPR*. France, pp. 566–569.
- Arabadjis, D., Giannopoulos, F., Papaodysseus, C., Zannos, S., Rousopoulos, P., Panagopoulos, M., Blackwell, C., 2013. New mathematical and algorithmic schemes for pattern classification with application to the identification of writers of important ancient documents. *Pattern Recognition* 46 (8), 2278–2296.
- Aubin, V., Doorn, J., Kaplan, G., 2013. Nuevos descriptores para la identificación de personas basados en la simetría del trazo. In: *Proceedings of XVIII Congreso Argentino de Ciencias de la Computación*. Argentina, pp. 451–461, <http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/31655>.
- Aubin, V., Mora, M., November 2013. A descriptor for handwritten strokes off-line analysis: A preliminary study. In: *Proceedings of V Chilean Workshop on Pattern Recognition*. Chilean, www.litrp.cl/cwpr2013.html.
- Aubin, V., Mora, M., 2017. A new descriptor for person identity verification based on handwritten strokes off-line analysis. *Expert Systems with Applications* 89, 241–253.

- Aubin, V., Mora, M., Santos, M., 2017. A new descriptor for writer identification based on b-splines. In: International Conference on Pattern Recognition Systems (ICPRS-17). IET, pp. 43–48.
- Aubin, V., Mora, M., Santos, M., 2018a. Off-line writer verification based on simple graphemes. *Pattern Recognition* (accepted).
- Aubin, V., Mora, M., Santos, M., 2018b. Using segments of handwritten strokes for off-line writer verification. *Pattern Recognition Letters* (submitted).
- Aubin, V. I., 2013. Estimación de parámetros identificatorios en trazos manuscritos mediante procesamiento de imágenes. Ph.D. thesis, Universidad Nacional de La Matanza.
- Aubin, V. I., Ardura, C., Ponchioni, S., Pizarro, Y., Doorn, J. H., Kaplan, G., 2015. Escritura manuscrita: revisión del modelo conceptual de los parámetros pseudo-dinámicos. In: XVII Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación (Salta, 2015).
- Aubin, V. I., Doorn, J. H., 2018. Exploring new handwriting parameters for writer identification. In: *Encyclopedia of Information Science and Technology, Fourth Edition*. IGI Global, pp. 4643–4651.
- Barberá, F. A., Baquero, F. M., 2005. Análisis de textos manuscritos, firmas y alteraciones documentales. Tirant lo blanch.
- Bensefia, A., Paquet, T., 2016. Writer verification based on a single handwriting word samples. *EURASIP Journal on Image and Video Processing* 2016 (1), 34.
- Bertolini, D., Oliveira, L. S., Justino, E., Sabourin, R., 2013. Texture-based descriptors for writer identification and verification. *Expert Systems with Applications* 40 (6), 2069–2080.
- Bouadjenek, N., Nemmour, H., Chibani, Y., 2016. Robust soft-biometrics prediction from off-line handwriting analysis. *Applied Soft Computing* 46, 980–990.
- Brink, A., Smit, J., Bulacu, M., Schomaker, L., 2012. Writer identification using directional ink-trace width measurements. *Pattern Recognition* 45 (1), 162–171.
- Bulacu, M., Schomaker, L., 2007. Text-independent writer identification and verification using textural and allographic features. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 29 (4).
- Chawki, D., Labiba, S.-M., 2010. A texture based approach for Arabic writer identification and verification. In: *Machine and Web Intelligence (ICMWI), 2010 International Conference on*. IEEE, pp. 115–120.
- Christlein, V., Bernecker, D., Hönig, F., Maier, A., Angelopoulou, E., 2017. Writer identification using GMM supervectors and exemplar-SVMs. *Pattern Recognition* 63, 258–267.
- Delac, K., Grgic, M., 2004. A survey of biometric recognition methods. In: *Electronics in Marine, 2004. Proceedings Elmar 2004. 46th International Symposium*. IEEE, pp. 184–193.

- Dormido-Canto, S., Farias, G., Vega, J., Dormido, R., Sánchez, J., Duro, N., Santos, M., Martín, J., Pajares, G., 2006. Search and retrieval of plasma wave forms: Structural pattern recognition approach. *Review of scientific instruments* 77 (10), 10F514.
- Du, L., You, X., Xu, H., Gao, Z., Tang, Y., 2010. Wavelet domain local binary pattern features for writer identification. In: *Pattern Recognition (ICPR), 2010 20th International Conference on*. IEEE, pp. 3691–3694.
- Ferrer, M. A., Morales, A., Pal, U., 2013. Lbp based line-wise script identification. In: *Document Analysis and Recognition (ICDAR), 2013 12th International Conference on*. IEEE, pp. 369–373.
- Fierrez-Aguilar, J., Alonso-Hermira, N., Moreno-Marquez, G., Ortega-Garcia, J., 2004. An off-line signature verification system based on fusion of local and global information. In: *International Workshop on Biometric Authentication*. Springer, pp. 295–306.
- Gargani, A., 1983. *Crisis de la razón: nuevos modelos en la relación entre el saber y actividades humanas*. Siglo XXI, México.
- Ginzburg, C., Davin, A., 1980. Morelli, freud and sherlock holmes: clues and scientific method. In: *History workshop*. JSTOR, pp. 5–36.
- Hafemann, L. G., Sabourin, R., Oliveira, L. S., 2015. Offline handwritten signature verification-literature review. *arXiv preprint arXiv:1507.07909*.
- Halder, C., Obaidullah, S. M., Paul, J., Roy, K., 2016a. Writer verification on bangla handwritten characters. In: *Advanced Computing and Systems for Security*. Springer, pp. 53–68.
- Halder, C., Obaidullah, S. M., Roy, K., 2016b. Offline writer identification and verification-a state-of-the-art. In: *Information Systems Design and Intelligent Applications*. Springer, pp. 153–163.
- Halder, C., Roy, K., 2014. Individuality of isolated bangla characters. In: *Devices, Circuits and Communications (ICDCCom), 2014 International Conference on*. IEEE, pp. 1–6.
- Hannad, Y., Siddiqi, I., El Kettani, M. E. Y., 2016. Writer identification using texture descriptors of handwritten fragments. *Expert Systems with Applications* 47, 14–22.
- Hanusiak, R. K., Oliveira, L. S., Justino, E., Sabourin, R., 2012. Writer verification using texture-based features. *International Journal on Document Analysis and Recognition*, 1–14.
- Haralick, R., Shapiro, L., 1992. *Computer and Robot Vision, Volume I*, pp 28-48. Addison-Wesley.
- Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J., 2009. *The elements of statistical learning: data mining, inference and prediction*, 2nd Edition. Springer.
- He, S., Schomaker, L., 2017. Writer identification using curvature-free features. *Pattern Recognition* 63, 451–464.

- Horster, P., 2016. *Communications and Multimedia Security II*. Springer.
- Hu, J., Chen, Y., 2013. Offline signature verification using real adaboost classifier combination of pseudo-dynamic features. In: *Document Analysis and Recognition (ICDAR), 2013 12th International Conference on*. IEEE, pp. 1345–1349.
- Huang, K., Yan, H., 1997. Off-line signature verification based on geometric feature extraction and neural network classification. *Pattern Recognition* 30 (1), 9–17.
- Hussain, R., Raza, A., Siddiqi, I., Khurshid, K., Djeddi, C., 2015. A comprehensive survey of handwritten document benchmarks: structure, usage and evaluation. *EURASIP Journal on Image and Video Processing* 2015 (1), 46.
- Impedovo, D., Pirlo, G., Russo, M., 2014. Recent advances in offline signature identification. In: *2014 14th International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition*.
- Jain, A. K., Pankanti, S., Prabhakar, S., Hong, L., Ross, A., 2004. Biometrics: a grand challenge. In: *Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on*. Vol. 2. IEEE, pp. 935–942.
- Khan, F. A., Tahir, M. A., Khelifi, F., Bouridane, A., Almotaeryi, R., 2017. Robust off-line text independent writer identification using bagged discrete cosine transform features. *Expert Systems with Applications* 71, 404–415.
- Kore, S., Apte, S., 2013. Ink width independent global features for writer verification. In: *Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI), 2013 International Conference on*. IEEE, pp. 1770–1774.
- Kore, S. L., Apte, S. D., 2016. Writer verification using spatial domain features under different ink width conditions. *Journal of Computing Science and Engineering* 10 (2), 39–50.
- Kotsavasiloglou, C., Kostikis, N., Hristu-Varsakelis, D., Arnaoutoglou, M., 2017. Machine learning-based classification of simple drawing movements in Parkinson's disease. *Biomedical Signal Processing and Control* 31, 174–180.
- Lewis, J., 2014. *Forensic document examination: Fundamentals and current trends*. Elsevier.
- Lv, H., Wang, W., Wang, C., Zhuo, Q., 2005. Off-line chinese signature verification based on support vector machine. *Pattern Recognition Letters* 26 (15), 2390–2399.
- Mäenpää, T., 2003. *The local binary pattern approach to texture analysis: extensions and applications*. Oulun yliopisto.
- Matlab, 2015. *Statistics and Machine Learning Toolbox*. The MathWorks, Inc., Available in <http://www.mathworks.com/help/stats/support-vector-machines-for-binary-classification.html>.
- Miller, J. J., Patterson, R. B., Gantz, D. T., Saunders, C. P., Walch, M. A., Buscaglia, J., 2017. A set of handwriting features for use in automated writer identification. *Journal of forensic sciences* 62 (3), 722–734.

- Mitra, A., Kumar, P., Ardil, C., 2005. Automatic authentication of handwritten documents via low density pixel measurements. *International Journal of Computational Intelligence* 2 (4), 219–223.
- Nelder, J. A., Mead, R., 1965. A simplex method for function minimization. *The computer journal* 7 (4), 308–313.
- Nicolaou, A., Bagdanov, A. D., Liwicki, M., Karatzas, D., 2015. Sparse radial sampling lbp for writer identification. In: *Document Analysis and Recognition (ICDAR), 2015 13th International Conference on*. IEEE, pp. 716–720.
- Ojala, T., Pietikäinen, M., Harwood, D., 1996. A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. *Pattern recognition* 29 (1), 51–59.
- Ojala, T., Pietikainen, M., Maenpaa, T., 2002. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence* 24 (7), 971–987.
- Okawa, M., Yoshida, K., 2017. Offline writer verification based on forensic expertise: Analyzing multiple characters by combining the shape and advanced pen pressure information. *Japanese Journal of Forensic Science and Technology* 22 (2), 61–75.
- Omaia, D., vd Poel, J., Batista, L. V., 2009. 2d-dct distance based face recognition using a reduced number of coefficients. In: *Computer Graphics and Image Processing (SIBGRAPI), 2009 XXII Brazilian Symposium on*. IEEE, pp. 291–298.
- Otsu, N., 1979. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 9 (1), 62–66.
- Papaodysseus, C., Rousopoulos, P., Giannopoulos, F., Zannos, S., Arabadjis, D., Panagopoulos, M., Kalfa, E., Blackwell, C., Tracy, S., 2014. Identifying the writer of ancient inscriptions and Byzantine codices. A novel approach. *Computer Vision and Image Understanding* 121, 57–73.
- Plamondon, R., Lorette, G., 1989. Automatic signature verification and writer identification—the state of the art. *Pattern recognition* 22 (2), 107–131.
- Plamondon, R., Srihari, S. N., 2000. Online and off-line handwriting recognition: a comprehensive survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 22 (1), 63–84.
- Popper, K., 1963. *Conjectures and refutations*. Vol. 7. Routledge and Kegan Paul.
- Porwik, P., Doroz, R., Orczyk, T., 2015. The k-nn classifier and self-adaptive hotelling data reduction technique in handwritten signatures recognition. *Pattern Analysis and Applications* 18 (4), 983–1001.
- Schomaker, L., 2007. Advances in writer identification and verification. In: *Ninth International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR 2007)*. Vol. 2. IEEE, pp. 1268–1273.

- Serdouk, Y., Nemmour, H., Chibani, Y., 2014. Combination of oc-lbp and longest run features for off-line signature verification. In: *Signal-Image Technology and Internet-Based Systems (SITIS)*, 2014 Tenth International Conference on. IEEE, pp. 84–88.
- Serdouk, Y., Nemmour, H., Chibani, Y., 2015. Orthogonal combination and rotation invariant of local binary patterns for off-line handwritten signature verification.
- Siddiqi, I., Djeddi, C., Raza, A., Souici-Meslati, L., 2015. Automatic analysis of handwriting for gender classification. *Pattern Analysis and Applications* 18 (4), 887–899.
- Siddiqi, I., Vincent, N., 2009. A set of chain code based features for writer recognition. In: *Document Analysis and Recognition, 2009. ICDAR'09. 10th International Conference on. IEEE*, pp. 981–985.
- Siddiqi, I., Vincent, N., 2010. Text independent writer recognition using redundant writing patterns with contour-based orientation and curvature features. *Pattern Recognition* 43 (11), 3853–3865.
- Smekal, Z., Mekyska, J., Rektorova, I., Faundez-Zanuy, M., 2013. Analysis of neurological disorders based on digital processing of speech and handwritten text. In: *Signals, Circuits and Systems (ISSCS)*, 2013 International Symposium on. IEEE, pp. 1–6.
- Tyagi, S. K., Khanna, P., 2012. Face recognition using discrete cosine transform and nearest neighbor discriminant analysis. *International Journal of Engineering and Technology* 4 (3), 311.
- Vargas, J. F., Ferrer, M. A., Travieso, C. M., Alonso, J. B., 2008. Off-line signature verification based on high pressure polar distribution. In: *Proceedings of the 11th International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition, ICFHR 2008*. pp. 373–378.
- Vargas, J. F., Ferrer, M. A., Travieso, C. M., Alonso, J. B., 2011. Off-line signature verification based on grey level information using texture features. *Pattern Recognition* 44 (2), 375–385.
- Vels, A., 2000. *Grafología de la A a la Z*, 1st Edition. Herder.
- Vielhauer, C., 2005. *Biometric user authentication for IT security: from fundamentals to handwriting*. Vol. 18. Springer Science & Business Media.
- Vinals, F., Puente, M., 2006. *Pericia caligrafica judicial, practica, casos y modelos*, 2nd Edition. Herder.
- Vucetich, J., 1904. *Dactiloscopia comparada: El nuevo sistema argentino*. Jacobo Peuser, Argentina.
- Watt, A., 2000. *3D Computer Graphics*, 3rd Edition. Pearson, Addison Wesley.
- Wei, H., Chen, K., Nicolaou, A., Liwicki, M., Ingold, R., 2014. Investigation of feature selection for historical document layout analysis. In: *Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA)*, 2014 4th International Conference on. IEEE, pp. 1–6.

- Yilmaz, M. B., Yanikođlu, B., 2016. Score level fusion of classifiers in off-line signature verification. *Information Fusion* 32, 109–119.
- Yilmaz, M. B., Yanikoglu, B., Tirkaz, C., Kholmatov, A., 2011. Offline signature verification using classifier combination of hog and lbp features. In: *Biometrics (IJCB), 2011 International Joint Conference on. IEEE*, pp. 1–7.
- Zhang, T. Y., Suen, C. Y., 1984. A fast parallel algorithm for thinning digital patterns. *Communications of the ACM* 27 (3), 236–239.
- Zorita, D. S., Garcıa, J. O., 2003. Reconocimiento automatico mediante patrones biometricos de huella dactilar. D. Simon Zorita.

Parte II

PUBLICACIONES

Capítulo 6

Artículos presentados

Los artículos presentados son los siguientes:

- Aubin, V. I., Ardura, C., Ponchioni, S., Pizarro, Y., Doorn, J. H., Kaplan, G., 2015. Escritura manuscrita: revisión del modelo conceptual de los parámetros pseudo-dinámicos. In: XVII Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación (Salta, 2015).
- Aubin, V. I., Doorn, J. H., 2018. Exploring new handwriting parameters for writer identification. In: Encyclopedia of Information Science and Technology, Fourth Edition. IGI Global, pp. 4643-4651.
- Aubin, V., Mora, M., 2017. A new descriptor for person identity verification based on handwritten strokes off-line analysis. Expert Systems with Applications 89, 241-253.
- Aubin, V., Mora, M., Santos, M., 2017. A new descriptor for writer identification based on b-splines. In: International Conference on Pattern Recognition Systems (ICPRS-17). IET, pp. 43-48.
- Aubin, V., Mora, M., Santos, M., 2018. Off-line Writer Verification based on Simple Graphemes, Pattern Recognition 79, 414-426.
- Aubin, V., Mora, M., Santos, M., 2018. Off-line writer verification based on segments of handwritten strokes. Pattern Recognition Letters (submitted).

A continuación se incluyen los artículos editados que se aportan como parte de esta tesis doctoral.

6.1. Escritura manuscrita: Revisión del modelo conceptual de los parámetros pseudo-dinámicos

6.1.1. Cita completa

Aubin, V. I., Ardura, C., Ponchioni, S., Pizarro, Y., Doorn, J. H., Kaplan, G., 2015. Escritura manuscrita: revisión del modelo conceptual de los parámetros pseudo-dinámicos. In: XVII Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación (Salta, 2015)

6.1.2. Resumen de la contribución

La presente línea de investigación es una continuación y profundización de las actividades llevadas a cabo en el proyecto PROINCE - C131. Estimación de parámetros identificatorios en trazos manuscritos mediante procesamiento de imágenes 2012/2013. En aquel proyecto (C131) se aceptó sin cuestionar un marco teórico al que habían contribuido diversos autores, los que habían propuesto utilizar los niveles de gris de los trazos residuales y su distribución a lo largo de los mismos, como formas de identificar o autenticar al escritor. Estos valores de gris y su distribución fueron atribuidos casi sin excepción a la presión (estrictamente la fuerza) ejercida por el escritor, mediante el instrumento de escritura sobre el papel o el material receptor de los trazos. En estudios preliminares, realizados con posterioridad a la finalización del proyecto C131, se ha observado que esa hipótesis parece ser falsa ya que se encontró que además de la influencia de la presión, el trazo residual es afectado por la velocidad y el ángulo del instrumento de escritura. En la presente línea de investigación se planifica crear arreglos experimentales, con control estricto de cada una de estas variables, para corroborar o no dichos estudios preliminares.

Escritura manuscrita: Revisión del modelo conceptual de los parámetros pseudo-dinámicos

Verónica I. Aubin (1), Carolina Ardura (1), Sergio Ponchioni (1), Yanina Pizarro (1), Jorge H. Doorn (1,2), Gladys N. Kaplan (1)

(1) Departamento de Ingeniería e Investigaciones Tecnológicas
Universidad Nacional de La Matanza, Florencio Varela 1903, San Justo,
Argentina.

(2) Escuela de Informática, Universidad del Oeste, Belgrano 369, San Antonio
de Padua, Merlo, Buenos Aires, República Argentina
e-mail: vaubin@ing.unlam.edu.ar, jdoorn@exa.unicen.edu.ar

Resumen

La presente línea de investigación es una continuación y profundización de las actividades llevadas a cabo en el proyecto PROINCE - C131 “Estimación de parámetros identificatorios en trazos manuscritos mediante procesamiento de imágenes” 2012/2013.

En aquel proyecto (C131) se aceptó sin cuestionar un marco teórico al que habían contribuido diversos autores, los que habían propuesto utilizar los niveles de gris de los trazos residuales y su distribución a lo largo de los mismos, como formas de identificar o autenticar al escritor. Estos valores de gris y su distribución fueron atribuidos casi sin excepción a la presión (estrictamente la fuerza) ejercida por el escritor, mediante el instrumento de escritura sobre el papel o el material receptor de los trazos. En estudios preliminares, realizados con posterioridad a la finalización del proyecto C131, se ha observado que esa hipótesis parece ser falsa ya que se encontró que además de la influencia de la presión, el trazo residual es afectado por la velocidad y el ángulo del instrumento de escritura.

En la presente línea de investigación se planifica crear arreglos experimentales,

con control estricto de cada una de estas variables, para corroborar o no dichos estudios preliminares.

Palabras clave: grafología, análisis de trazos, presión del trazo, perfiles residuales.

Contexto

La presente línea de investigación está inmersa en el proyecto “Obtención de las Características Dinámicas de un Trazo Manuscrito”, en el proyecto de investigación “Nuevos parámetros pseudo-dinámicos para la identificación de personas” C159 de la UNLaM.

En particular se aspira a corregir potenciales errores del modelo conceptual con que se abordan los parámetros pseudo-dinámicos de la escritura manuscrita.

Introducción

Antes de las aportaciones de la grafología mediante la amplificación definitiva de categorías grafonómicas, los peritos calígrafos cotejaban las escrituras bajo estudio en función de los aspectos formales y estáticos de la caligrafía, es decir de las “formas extrínsecas de los

grafismos” [1], precisamente aquellos elementos del grafismo que más fácilmente podrán ser reproducidos. A este método, hoy ya obsoleto, estéril e insuficiente, se lo ha denominado caligráfico, morfológico y también gramatomórfico.

Los trazos manuscritos realizados por una persona tienen una gran variabilidad dependiendo de numerosos factores. Sin embargo, los trazos manuscritos ocupan un lugar muy especial en el amplio conjunto de rasgos biométricos de comportamiento debido a que la autenticación de personas basada en imágenes escaneadas de escritura (autenticación de escritor off-line), ha suscitado un gran interés en los últimos años por sus aplicaciones en el campo forense y en el análisis de documentos históricos [2].

El procesamiento automático de trazos realizados por seres humanos ha sido aplicado en gran cantidad de situaciones tales como el reconocimiento del texto manuscrito, el reconocimiento del escritor y la verificación de firmas [3] [4] [5] [6], entre muchas otras. Las diferentes estrategias con las que se abordan estas aplicaciones tienen sus cimientos en la extracción de parámetros del texto manuscrito. Estos parámetros de los trazos residuales de la escritura manuscrita dependen del aparato neuromotor de la persona. Esto determina que el texto producido sea esencialmente único.

Las dos estrategias clásicas para la adquisición de información para el análisis automático o semiautomático de trazos manuscritos son la adquisición de datos en tiempo real (on-line) o la adquisición de datos en tiempo diferido (off-line). On-line significa que la escritura se hace en un arreglo experimental completamente controlado donde el dispositivo de escritura, la

superficie sobre la que se escribe o ambos tienen detectores que capturan en cada instante la posición, trayectoria, presión, y la orientación del instrumento de escritura. En el segundo caso se obtiene la información de los resultados del proceso de escritura, analizando imágenes del texto producido. Esta información es denominada pseudo.dinámica. El modelo conceptual objetado en el presente proyecto es precisamente la relación entre las acciones neuromotrices del autor del trazo y los residuos observables.

1.1 Características pseudo-dinámicas

Existe un consenso generalizado entre la gran mayoría de los estudiosos de la escritura manuscrita que la fuerza ejercida durante la escritura debe medirse durante el acto de la escritura propiamente dicha. Los dispositivos [7] [8] [9] que permiten conocer esta fuerza y los estudios realizados con los mismos han sido valiosos para estimar las características de las mismas. Sin embargo son poco transportables al problema práctico ya que en general en la identificación del escribiente sólo tiene acceso al resultado de la escritura.

Es muy difícil la falsificación de un texto manuscrito logrando que este reproduzca las características pseudo-dinámicas del mismo. Esto es debido a que la falsificación de cualquier producto realizado por un ser humano requiere la existencia de un mecanismo de retroalimentación. Cuando las personas intentan falsificar una escritura, se centran en el aspecto general, forma de la letra, tamaño, estilo y la inclinación de la escritura. Sin embargo, las restantes características del proceso de escritura, no son fácilmente observables, por lo tanto en general se dispone de muy poca retroalimentación acerca de las mismas. Esta es la principal causa del interés en estimar lo mejor posible algunas de estas

características, ya que son casi inimitables.

1.2 Análisis de valores de gris

La utilización de la información presente en los niveles de gris de la firma o del texto manuscrito, es un aspecto que ya ha sido considerado por diversos autores en relación con la verificación o identificación off-line de firmas y textos libres, pero aún tiene un potencial importante por explotar.

Muchos autores han relacionado casi en forma sistemática fuerza y valores de gris sin probarlo [10] [11] [12] [13] [17] [18] [19] [20]. En trabajos anteriores los autores de este proyecto han confirmado esta relación [14] [15] [16] pero posteriormente se han encontrado indicios que sugieren que no es cierto que sólo la presión influye sobre el valor de gris ya que al menos, también lo hace la inclinación del instrumento de escritura.

La fuerza ejercida en el momento de la escritura deja algunos residuos tales como el color relativo de cada fragmento del trazo [10] [11] [12] [13] o el ancho del mismo [19].

En trabajos anteriores de los autores de este proyecto se reportan resultados sobre algunos aspectos de los trazos manuscritos, a través del procesamiento de imágenes. Se relacionó, bajo condiciones controladas, la fuerza ejercida cuando una persona escribe con el grosor y valor de gris del trazo [14] [15] [16]. Se estableció que el ancho medio y el valor de gris son, dentro de ciertos límites, casi proporcionales al peso, pero una vez que el papel alcanza la máxima deformación condicionada por la base ya no varía significativamente. Se comprobó que no había variación en los resultados anteriores utilizando distintos colores de tinta [14] [15].

Además, se encontró que un trazo espontáneo de un grafema aparecen zonas

donde el ancho medio y el valor de gris son notoriamente diferentes del resto del trazo. Estas zonas son casi invariantes en su ubicación relativa para todas las muestras del mismo grafema realizadas por la misma persona [16].

Las comparaciones realizadas sobre los gráficos característicos del trazo arrojaron resultados muy favorables. Por un lado los valores de grises y los anchos medios del trazo son altamente repetitivos para trazos que representan el mismo grafema realizados por el mismo autor [16].

Una de las contribuciones principales de [21] está relacionada con el análisis de la línea que une los puntos más oscuros del trazo. Dado que la línea de mínimos se ubica siempre en la misma posición relativa en las diferentes zonas de un grafema producido por el mismo autor. Estudiando más detalladamente este fenómeno se encontró que la distancia relativa entre la línea de los mínimos y el esqueleto es repetitiva para una persona y varía de individuo a individuo.

En este proyecto se trata de profundizar la comprensión de la distribución de puntos más oscuros en la imagen del trazo. En relación con la inclinación del instrumento de escritura, la velocidad y la presión con la que se realiza el trazo.

Líneas de Investigación, Desarrollo e Innovación

Se obtuvieron muestras de trazos controlados, como los que se realizaron en [16], pero con dispositivos que permiten utilizar distintos ángulos de escritura. El dispositivo es básicamente un tubo hueco que contiene un instrumento de escritura sometido a la fuerza que ejercen pesas que se colocan sobre el mismo. La fricción entre los

componentes del dispositivo es prácticamente despreciable.

Utilizando éste dispositivo, se realizaron trazos rectos con distintos ángulos de escritura, con la lapicera en distintas orientaciones, según su punta apunte al Norte, Sur, Este y Oeste, siguiendo la trayectoria del trazo en sentido Norte-Sur, Sur-Norte, Este-Oeste, Oeste-Este. Como muestra el esquema de la Figura 1.

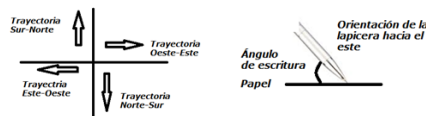


Figura 1

La observación de estas muestras, utilizando recursos del procesamiento de imágenes en tiempo diferido en relación con la escritura, han permitido detectar una aparente influencia de la inclinación del instrumento de escritura sobre los valores de gris en la imagen y que esta influencia parece ser similar a la producida por las diferencias de presión ejercidas durante la escritura.

Se planifica corroborar estos resultados preliminares en condiciones experimentales más rigurosas.

Resultados y Objetivos

Se pretende corroborar la verdadera influencia del ángulo de escritura y su importancia relativa.

Subsidiariamente se espera estimar la importancia del parámetro, presuntamente menos influyente, como la velocidad de escritura.

Formación de Recursos Humanos

Este proyecto bianual se desarrolla bajo la dirección de la Lic. Gladys Noemí

Kaplan. Actualmente el equipo se completa con el Ing. Jorge Doorn y la Mg. Verónica Inés Aubin.

Se han incorporado tres alumnos para colaborar en los desarrollos que sean necesarios.

Referencias

1. M. J. Moreno Ferrero "Grafología Forense: La Pericia Caligráfica Judicial" www.grafoanalis.com/moreno_forense.pdf (última consulta marzo 2011)
2. F. Viñals and M. Puente. "Pericia Caligráfica Judicial: Práctica, casos y modelos". Ed. Herder, Barcelona. 2001.
3. R. Plamondon and G. Lorette, "Automatic signature verification and writer identification-The state of the art," *Pattern Recognit.*, vol. 22, no. 2, pp. 107–131, Jan. 1989.
4. M. C. Fairhurst, and E. Kaplani. "Perceptual analysis of handwritten signatures for biometric authentication," *Inst. Elect. Eng. Proc. Vis., Image Signal Process.*, vol. 150, no. 6, pp. 389–394, Dec. 2003.
5. G. Pirlo, "Algorithms for signature verification," in *Proc. NATO-ASI Series Fundamentals in Handwriting Recognition*, S. Impedovo, Ed. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1994, pp. 433–454.
6. F. Leclerc, and R. Plamondon, "Automatic signature verification: The state of the art—1989–1993," *Int. J. Pattern Recognit. Artif. Intell. (IJPRAI)*, vol. 8, no. 3, pp. 643–660, Jun. 1994 [Series in: MPAI, R. Plamondon, Ed. Singapore: World Scientific, 1994, pp. 3–20].
7. D. Sakamoto, T. Ohishi, Y. Komiyama, H. Morita and T. Matsumoto, "On-line Signature Verification Algorithm Incorporating Pen Position, Pen

- Pressure and Pen Inclination Trajectories", Proc. IEEE ICASSP 2001, Vol. 2, pp. 993-996, 2001.
8. W. S. Wijesoma, K.W. Yue, K. L. Chien, and T. K. Chow, "Online handwritten signature verification for electronic commerce over the internet," WI 2001. N. Zhong et al. Eds. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2001, pp. 227-236.
 9. W. Nelson, and E. Kishon. Use of Dynamic Features for Signature Verification. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. 201-205. 1991
 10. M. Ammar, Y. Yoshida, T. Fukumura: "A New Effective Approach for Off-line Verification of Signatures by Using Pressure Features", Proc. ICPR (1986) 566-569
 11. K. Huang, H. Yan: "Off-line signature verification based on geometric feature extraction and neural network classification", Pattern Recognition 30(1997) 9-17
 12. A. Mitra, P. Kumar Banerjee and C. Ardil. "Automatic Authentication of Handwritten Documents via Low Density Pixel Measurements". International Journal of Information and Mathematical Sciences 2:4 2006.
 13. J.F. Vargas, M.A Ferrer, C.M Travieso, J.B. Alonso: "Off-line signature verification based on grey level information using Texture features". 2010.
 14. V. I. Aubin, R. S. Wainschenker, J.H. Doorn.: "Determinación de Propiedades de Trazos Manuscritos por Medios Interferométricos". WICC-2005. 2005 ISBN: 950-665-337-2 pág 134-137.
 15. V. I. Aubin, R. S. Wainschenker, J.H. Doorn.: "Perfilometría Virtual en Trazos Manuscritos Residuales". WICC 2010.
 16. V. I. Aubin, R. S. Wainschenker, J. H. Doorn.: "Aspectos Invariantes en Trazos Manuscritos". WICC 2011.
 17. B. Fang, Y.Y. Wang, CH. Leung, Y.Y. Tang, K.W. Tse, P.C.K. Kwok and Y.K. Wong.: "A smoothness index based approach for off-line signature verification". In Proceedings of the Fifth International Conference on Document Analysis and Recognition, pages 785-787, 1999.
 18. L.S Oliveira., E. Justino, C. Freitas, and R Sabourin: "The graphology applied to signature verification". In 12th Conference of the International Graphonomics Society, pages 286-290, 2005.
 19. Lv, H., Wang, W., Wang, C. and Zhuo, Q. "Off-line Chinese Signature Verification Based on Support Vector Machine". Pattern Recognition Letters, Elsevier, 26:2390-2399, 2005.
 20. J.F. Vargas, M.A Ferrer, C.M. Travieso, and J.B. Alonso: "Off-line signature verification based on high pressure polar distribution". In Proceedings International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition 2008. Montreal., August 2008.
 21. V. I. Aubin, J. H. Doorn, G. N. Kaplan: "Nuevos descriptores para la identificación de personas basados en la simetría del trazo". XI Work-shop Computación gráfica, imágenes y visualización. CACIC 2013, Mar del Plata, ISBN 978 987 23963-1-2. Octubre 2013.

6.2. Exploring new handwriting parameters for writer identification

6.2.1. Cita completa

Aubin, V. I., Doorn, J. H., 2018. Exploring new handwriting parameters for writer identification. In: Encyclopedia of Information Science and Technology, Fourth Edition. IGI Global, pp. 4643-4651

6.2.2. Resumen de la contribución

Cualquier proceso automático o semiautomático de reconocimiento de escritura siempre está compuesto por al menos dos actividades: i) cálculo de parámetros de reconocimiento y ii) comparación de parámetros de muestra con un banco de datos de parámetros registrados. El cálculo de parámetros y la comparación de los mismos son actividades casi independientes, ya que casi todos los conjuntos de parámetros pueden ser utilizados por casi todas las técnicas de comparación. Muy infrecuentemente, se puede obtener una mejor eficiencia y eficacia combinando ciertos conjuntos de parámetros con una técnica de comparación dada. Este capítulo propone algunos parámetros nuevos y mejora la comprensión de algunos parámetros que ya están en uso, dejando la elección de la técnica de comparación para estudios posteriores. Los autores creen que la principal contribución de la investigación cuyos resultados se presentan en este capítulo es la mejor comprensión del mecanismo que crea los residuos que quedan en el papel, ya que algunas hipótesis no probadas y ampliamente utilizadas son criticadas en algún grado.

Exploring New Handwriting Parameters for Writer Identification



Verónica Inés Aubin

Universidad Nacional de La Matanza, Argentina

Jorge Horacio Doorn

Universidad Nacional del Oeste, Argentina & Universidad Nacional de La Matanza, Argentina

INTRODUCTION

In the XIX century, Giovanni Morelli -Verona, February 25th 1816–Milán, February 28th 1891- introduced a paradigmatic change in the detection of forgery of famous paintings (Ginzburg & Davin, 1980). Before him, famous picture authentication was based on global indicators such as general illumination, perspective, body position, smiles, and gaze direction, among others. However, such well known characteristics are easy to imitate.

On the contrary, Giovanni Morelli believed that forgeries should be detected watching minor details, such as those less influenced by the pictorial school to which the artist belonged. Every artist automatically produces, almost unconsciously, some details such as nails, fingers, toes, earlobes. These details were considered by Morelli as notoriously revealing, since they appear when the artist's control relaxes and individual impulse take control of his or her actions. Following his conceptual model, Morelli created a large catalog of the minor details of many artists such as Boticelli, Leonardo, Rafael and others. Obviously, trained observers were needed to apply the comparisons advocated by Morelli.

Morelli's method has had a cultural influence over many fields where the search for identifying details began. This change of paradigm led to the use of smaller details in many fields such as people identification. Later, the necessity for better people identification techniques increased. In 1879, Alphonse Bertillon (1893) created an

anthropometric method based on many physical measurements. A few years later, Francis Galton proposed a simpler identification method based on fingerprints. This miniaturization process reached a possible end when started the use of DNA for people identification.

In the specific field of handwriting recognition domain, the evolution followed the same pattern, since old practices, based on global characteristics, such as geometric observable information was replaced by new practices based in parameters which are the result of measurements of smaller characteristics. This chapter proposes some new smaller characteristics, barely observable even by zooming of captured images of the manuscript text.

The automatic processing of handwriting samples is part of the computational biometric. It applies qualitative and quantitative techniques by means of capturing, visualizing and analyzing handwriting. The main applications are writer identification and text understanding. Two significantly different situations appear: on line and off line data capturing. In the former the samples are obtained in a dedicated framework, where the writing instrument and the surface have several sensors. In the latter, the unique information available comes from the residues left on the paper. This chapter deals with the second situation. Width, gray value, direction and other parameters of the residual manuscript text were influenced by the psychomotor characteristics of the writer. Some of these personal parameters may be estimated from the observable properties of the written text.

DOI: 10.4018/978-1-5225-2255-3.ch403

6.3. A new descriptor for writer identification based on B-Splines

6.3.1. Cita completa

Aubin, V., Mora, M., Santos, M., 2017. A new descriptor for writer identification based on b-splines. In: International Conference on Pattern Recognition Systems (ICPRS-17). IET, pp. 43-48

6.3.2. Resumen de la contribución

This paper presents a new descriptor for identity verification based on the analysis of grayscale images. A one-vs-all classification scheme, in line with the problem of identity verification was adopted. Non-linearly separable data were classified using Gaussian Kernel Support Vector Machine classifiers with binary output. K-Fold Cross Validation was performed in order to objectively test the robustness of the classifiers. The repository contains a total of 15,000 images, 50 samples of 6 simple symbols made by 50 people. Research conducted over the repository created shows very successful results, with an average hit-rate of 97%. This outcome proves it is possible to develop a method for the identification of people based on the descriptor presented.

A new descriptor for writer identification based on B-Splines

V. Aubin^{1*}, M. Mora², M. Santos³

Department of Engineering and Technological Research¹
Universidad Nacional de la Matanza, Argentina
vaubin@unlam.edu.ar

Department of Computer Science²
Universidad Católica del Maule, Chile
mora@spock.ucm

Department of Computer Architecture and Automation³
Facultad de Informática Universidad Complutense de Madrid, Spain
msantos@ucm.es

Keywords: writer identification, off-line analysis, handwritten strokes, points of higher pressure, B-Spline.

Abstract

This paper presents a new descriptor for identity verification based on the analysis of grayscale images. A one-vs-all classification scheme, in line with the problem of identity verification was adopted. Non-linearly separable data were classified using Gaussian Kernel Support Vector Machine classifiers with binary output. K-Fold Cross Validation was performed in order to objectively test the robustness of the classifiers. The repository contains a total of 15,000 images, 50 samples of 6 simple symbols made by 50 people. Research conducted over the repository created shows very successful results, with an average hit-rate of 97%. This outcome proves it is possible to develop a method for the identification of people based on the descriptor presented.

1 Introduction

Handwriting has gained renewed interest from researchers in the recent years as a behavioral biometric pattern [12]. The analysis of handwriting using digital images is important due to its use in real life: forensic analysis of documents, classification of historical archives [1], signature verification [6], studies on the relationship between writing and different neurological disorders [13], as well as its importance in different fields such as security and access control [10] [14].

Handwriting is one of the first biometric techniques used to authenticate a person's identity. Even though a person's handwritten strokes can vary greatly, there are invariant features that make the writer's manual or automatic identification possible.

In the verification process, the system validates one person's identity comparing the biometric feature captured from the input with his biometric template previously stored in the database. Generally, the user will prove its identity by a personal identification number, a username or some sort of code. Afterwards, the system will carry out a one-to-one comparison

to determine if the person is who he says he is. Most of the studies carried out in relation with this research deal with the issue of signature verification. Offline signature verification is a well-documented topic and one that has been addressed with different approaches. A series of documents cover the progress made in this field [11] [6]. Recently, [8] presents a survey on the literature available to date on the identification and verification of the offline handwritten writer, considering different features and classification approaches, in different languages and scripts.

[9] presents an analysis of offline images of handwritten fragments based on texture for the writer identification; close to our proposal. The technique they use divides one letter into small fragments and considers each fragment as a texture.

In [7] the author considers isolated Bangla characters for writer verification. The performance of different textural features is presented using a collection of 500 Bangla documents by 100 writers. The combination of characteristics has a better result. An assessment of the results shows that this method is effective and that it can be applied to large databases.

[2] considers writer identification by means of dynamic features extracted from the grayscale image of a character. The descriptor presented considers the pattern of pressure distribution along the stroke, which is different among individuals. This means that it considers the gray level of the stroke pixels and their location. It was discovered that the relative distance between the line that joins the darkest points of the image in relation to the skeleton, measured on a perpendicular line to the skeleton of the stroke, is not only characteristic of the author but it also varies from one person to another.

This paper presents a new descriptor for people identification based on the analysis of handwritten strokes. The descriptor was conceived to calculate the pattern of pressure applied when writing simple and individual characters. The descriptor corresponds to the B-Spline coefficients of the curve of the relative position of the darkest points within the character. These points correspond to the pixels of lower gray value on the straight line perpendicular to the points of the morpholog-

6.4. A new descriptor for person identity verification based on handwritten strokes off-line analysis

6.4.1. Cita completa

Aubin, V., Mora, M., 2017. A new descriptor for person identity verification based on handwritten strokes off-line analysis. *Expert Systems with Applications* 89, 241-253

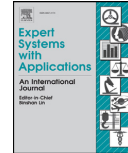
6.4.2. Resumen de la contribución

A new descriptor for the verification of people's identity through the analysis of handwritten text is presented. The proposed descriptor corresponds to a representation of the pattern of writing pressure computed from the grayscale image of a handwritten stroke. Specifically, the descriptor corresponds to the relative position of the minimum gray value points within the stroke. A repository of images for 50 people was created. Each person wrote 50 samples of 6 different symbols which resulted in a total of 15,000 images to carry out the experiments. For each individual's identity verification, a supervised classifier for non-linearly separable data of the Support Vector Machine type was used, which resulted in the training of a total of 50 classifiers. 50 groups of balanced data were created through the sub-sampling of the majority class for the proper training of the classifiers. Furthermore, K-Fold Cross Validation was used to assess objectively the descriptor performance. The results of the assessment are positive: a hit rate average higher than 95% was achieved for the six analyzed symbols to verify identity. The overall proposal of the paper is interesting because it presents a method based on the processing of very simple characters (the characters are notoriously simpler than a signature). The proposed descriptor has the advantage of being invariant to rotation, which makes the process robust to involuntary changes in the inclination of the sheet containing the strokes. Besides, the descriptor is invariant to scale, as it considers the obtained sign length resizing. This makes the process robust to characters written with different sizes.



Contents lists available at ScienceDirect

Expert Systems With Applications

journal homepage: www.elsevier.com/locate/eswa

A new descriptor for person identity verification based on handwritten strokes off-line analysis

Verónica Aubin^{a,c}, Marco Mora^{b,1,*}^a Department of Engineering and Technological Research, Universidad Nacional de La Matanza, Argentina^b Department of Computer Science, Universidad Católica del Maule, Chile^c Facultad de Informática, Universidad Complutense de Madrid, Spain

ARTICLE INFO

Article history:

Received 27 September 2016

Revised 4 July 2017

Accepted 24 July 2017

Available online 27 July 2017

Keywords:

Identity verification

On-line analysis

Handwritten strokes

Highest pressure position

ABSTRACT

A new descriptor for the verification of people's identity through the analysis of handwritten text is presented. The proposed descriptor corresponds to a representation of the pattern of writing pressure computed from the grayscale image of a handwritten stroke. Specifically, the descriptor corresponds to the relative position of the minimum gray value points within the stroke. A repository of images for 50 people was created. Each person wrote 50 samples of 6 different symbols which resulted in a total of 15,000 images to carry out the experiments. For each individual's identity verification, a supervised classifier for non-linearly separable data of the Support Vector Machine type was used, which resulted in the training of a total of 50 classifiers. 50 groups of balanced data were created through the sub-sampling of the majority class for the proper training of the classifiers. Furthermore, K-Fold Cross Validation was used to assess objectively the descriptor performance. The results of the assessment are positive: a hit rate average higher than 95% was achieved for the six analyzed symbols to verify identity. The overall proposal of the paper is interesting because it presents a method based on the processing of very simple characters (the characters are notoriously simpler than a signature). The proposed descriptor has the advantage of being invariant to rotation, which makes the process robust to involuntary changes in the inclination of the sheet containing the strokes. Besides, the descriptor is invariant to scale, as it considers the obtained sign length resizing. This makes the process robust to characters written with different sizes.

© 2017 Elsevier Ltd. All rights reserved.

1. Introduction

Writing is an inherent characteristic of the individual since it responds to its sociological and psychological aspects (Vinals & Puente, 2006). A person's handwriting strokes vary greatly; however, there are some invariant features that allow for the manual or automatic recognition of the writer. Although morphological features of handwritten strokes may be imitated (size, shape, inclination, etc.), dynamic features (depth, intensity, pressure, speed, direction, continuity, etc.) are not easy to copy. This means that dynamic features play an important role in identity verification through the analysis of handwritten strokes.

Dynamic features are obtained when performing the act of writing (on-line), while pseudo-dynamic features are those estimates of the dynamic features present in the static image of the stroke (off-line.) One of the most studied pseudo-dynamic features is pressure. It can be easily verified that the higher the pressure, the darker the resulting strokes. On the contrary, when lower pressure is applied, the strokes are lighter. From the above observation it is possible to verify the pertinence of the estimating pressure by using the gray level image of the stroke.

A great amount of works on the pressure of handwritten strokes are based on identity verification through signatures. In Ammar, Yoshida, and Fukumura (1986) the histogram of a gray level signature image is analyzed and the author proposes the calculation of a pressure threshold (High Pressure threshold). Together with that parameter, the signature is represented by the pixels percentage that exceeds the threshold, the minimum and maximum gray level values of the image, the dynamic range of the signature, etc. In order to validate this group of descriptors, the study adopts a classifier based on distance. In Huang and Yan (1997) an off-line signature verification system based on geomet-

* Corresponding author.

E-mail addresses: veroaubin@gmail.com (V. Aubin), marcomoracofre@gmail.com (M. Mora).URL: <http://www.ganymides.ucm.cl/mmora> (M. Mora)¹ Laboratory of Technological Research on Pattern Recognition, Science and Technology Park, Universidad Católica del Maule, Avenida San Miguel 3605, Talca, Chile (www.litrp.cl).

ric features and neural networks is proposed. The skeleton of the stroke, the edge and high pressure regions are the features considered. In [Mitra, Kumar, and Ardil \(2005\)](#) the pressure applied with the pentip is analyzed through the extraction of low pressure pixels according to the gray level of the image. In [Lv, Wang, Wang, and Zhuo \(2005\)](#) an off-line Chinese signature verification method, which uses both static and dynamic features, is proposed. This method combines four feature sets: moment features (height to width ratio, incline degree, extension degree, horizontal and vertical excursion degrees), direction distribution, gray distribution, and stroke width distribution. In [Vargas, Ferrer, Travieso, and Alonso \(2008\)](#) a method based on the transformation of two images into polar coordinates is proposed. The first image contains information concerning High Pressure Points, and the second one shows a binary version of the original image. Polar space is divided into angular and radial segments, where the distribution of high pressure points is determined. In addition, the density of those points is considered in relation to the geometric center of the original signature image. In order to determine high pressure points, a High Pressure threshold is estimated from the histogram of the grayscale image. In [Vargas, Ferrer, Travieso, and Alonso \(2011\)](#) a method that combines a global and local analysis of an image is proposed. The global analysis is carried out through the estimate of graylevel variations by means of wavelet transformation, whereas the local analysis considers the obtaining of texture features resulting from the Co-occurrence Matrix.

Over the last few years, many researchers have contributed to the field of off-line writer verification. Recent works that are close to our proposal are the following. In [Abdi and Khemakhem \(2015\)](#) an offline system is presented for the identification and verification of the Arabic text writer. The idea consists in using the beta-elliptic model to generate a synthetic codebook. The system is evaluated for 411 individual writers of the IFN/ENIT database, obtaining an error rate for the writer's verification of 2.1%. The technique presented in [Bensefia and Paquet \(2016\)](#) is based on a comparison between two strings or two words. This should be done by comparing their elemental components, two by two, ideally by comparing their respective characters two by two. It uses Levenshtein's edition distance based on the Fisher-Wagner algorithm to estimate the cost of transforming one handwritten word into another. A segmentation module was developed to generate the graphemes of each word. This approach was evaluated with 100 writers from the IAM database. An 87% success was obtained, reaching 92% when 40 writers were used. For the writer's verification in [Bertolini, Oliveira, Justino, and Sabourin \(2013\)](#), texture descriptors are used, both local Binary Patterns (LBP) and local phase quantification (LPQ). The system considers a scheme based on the dissimilarity representation and an SVM classifier. The approach proposed is capable of achieving hits of 99.4% in the BFL database and 99.6% in the IAM database using Texture (LPQ) features. The off-line writer verification system proposed in [Okawa and Yoshida \(2017\)](#) is inspired by the experience of examiners of forensic documents. The system combines the shape and the information of the pressure of the pen in several characters captured by the scanner of multiband images. From the infrared images, the global information on the pen pressure is extracted from the first and second order texture statistics. They generated a data set with samples of 8 Japanese kanji characters provided by 54 writers. An SVM classifier is used. The combination of characteristics proposed (WDH, LDP-a and IR) gave an average error rate of 1.3%.

It is usual for identity verification methods based on stroke pressure to use the gray value of higher or lower pressure pixels (usually, the thresholds are calculated in the grayscale image histogram) as information to perform the recognition. An interesting idea would be to consider not only the gray value but also the relative position of the characteristic pressure points within the stroke.

This would allow for a more exact representation of the pattern of pressure of the stroke. In this sense, [Aubin, Doorn, and Kaplan \(2013\)](#) present a qualitative research that introduces the concept of relative position as the distance between the minimum gray value points and the morphological skeleton of the stroke. Minimum gray values are measured along a perpendicular line to the skeleton. Furthermore, based on the analysis of segments in graphology ([Vels, 2000](#)), it intends to divide the stroke into segments and to estimate the average between the distances for each segment. A preliminary work in which the proposed descriptor is assessed quantitatively through the use of supervised neural networks is presented in [Aubin and Mora \(2013\)](#). This paper introduces a descriptor that is the result of the evolution and great improvement of his works reported in [Aubin et al. \(2013\)](#) and [Aubin and Mora \(2013\)](#). The interesting features of this new proposal are: (i) In the aforementioned works, images are obtained individually by means of a digital camera. In this work, images are obtained by means of a conventional scanner. This allows for a massive capture of images through an everyday use device. An automatic process is proposed in order to remove the individual images of the graphemes from the scanned image. (ii) A different way to obtain the relative position of the minimum gray points is proposed: instead of using the stroke skeleton, the grapheme edge is adopted. This makes distances longer and it favors the descriptor representation. (iii) The division of the stroke into segments by a low-dimensional descriptor is an interesting idea. However, it is really hard to automate the task of identifying the points that divide the stroke (in [Aubin et al., 2013](#) and [Aubin and Mora, 2013](#) the identification of those points that divide the stroke is performed by a human expert). This work abandons the idea of the division of the stroke into segments and it proposes to consider the distance of all the pixels in the skeleton. This results in a descriptor whose calculation is automatic.

An objective and conclusive assessment of the descriptor is given together with the above mentioned improvements and advantages. A repository of images was created for 50 individuals, each of which wrote 50 samples of six simple characters ("e", "c", "s", "o", "u", and "~"). As a result, the repository of images has a total amount of 15,000 images ($50 \times 6 \times 50$ images). A Support Vector Machine (SVM) of binary output per person (training 50 SVMs in total) was used for the recognition. Due to the fact that the training sets of each SVM are unbalanced (50 for the person class, 2,450 for the non-person class), 20 groups of balanced data were created by sub-sampling the majority class, properly training the classifiers. The global classifier performance is an average of the individual performances of each group. SVMs were trained by each balanced group through K-fold Cross Validation in order to guarantee that the results did not depend on the set of original data. Research was carried out for each of the six characters in a separate way, achieving an average Hit Rate higher than 95%.

The paper is structured as follows. [Section 2](#) presents the creation of the image repository. [Section 3](#) shows the descriptor's calculation. [Section 4](#) explains in detail the methodology used for validation. [Section 5](#) shows the results of the experimental assessment of the descriptor. Finally, in [Section 6](#), conclusions are presented.

2. Construction of the image repository

As mentioned before, a repository containing 15,000 images was created in order to analyze the capacity of the descriptor to verify people's identity. The images correspond to graphemes made by 50 individuals, each of which wrote 50 samples of 6 characters. The characters involved in this research are: "e", "c", "s", "o", "u", and "~", as shown in [Fig. 1](#). These characters were chosen due to their simplicity (there is a huge difference between the simplicity of this type of characters and the complexity of a person's signature) and because together they gather all the possible directions

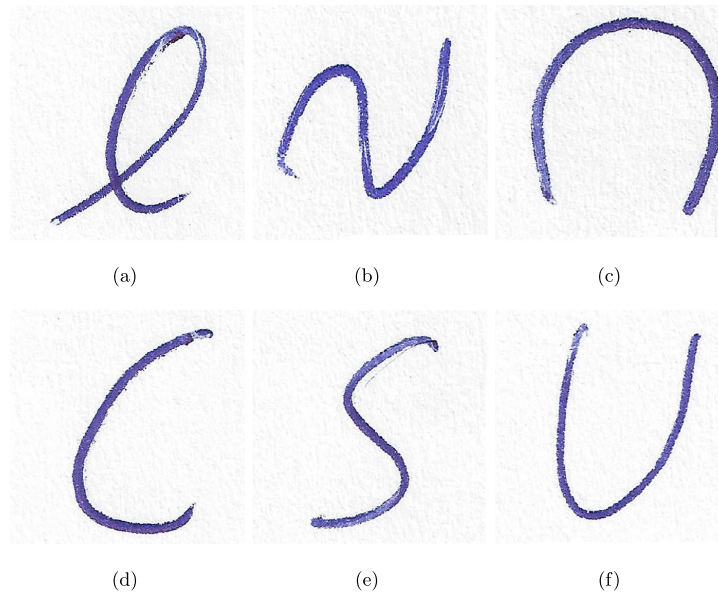


Fig. 1. Graphemes of the repository of images.

in writing, that is, segments of the stroke written upwards, downwards, from left to right and from right to left. Indeed, characters “e”, “n”, “o”, and “u” have segments written upwards and downwards and characters “c” and “s” have segments written from left to right and from right to left.

In order to gather a large number of samples, a grid of 10×10 cells was printed on a white, letter size paper. In each cell of the grid, the person wrote a grapheme as shown in Fig. 2. This means that 6 pages are associated to each person, one page per character. An image of each of the pages was obtained by means of a conventional scanner. These scanned images have a resolution of 1200×1200 (ppp²). This resolution allows for enough detail, apart from creating images with a size that permits the processing of the image (scanned images with a higher resolution have such a big size that it makes its processing difficult, both in terms of the memory used and of time required for the calculation).

To extract the individual cells from the scanned image, a 4-stage procedure was designed and its results are shown in Fig. 3. The four stages of the procedure are now explained:

1. Grapheme segmentation: the scanned image was converted from RGB model to HSV. Six channels were studied separately (R, G, B, H, S, V) and it was determined that channel S from the HSV model clearly highlights the grapheme pixels. An automatic binarization of the image of channel S was performed through the Otsu method (Otsu, 1979), giving as a result a highly precise segmentation of the grapheme. Fig. 3(a) shows a piece of the scanned image (for visual purposes) and Fig. 3(b) shows channel S from the model HSV.
2. Detection of pixels in the grid: The original RGB image was converted into a grayscale image taking into consideration channel V from the model HSV. Pixels in channel V that correspond to pixels of the grapheme in the binary image of channel S were replaced by blanks. After the pixel substitution, the image of channel V was automatically binarized, resulting in an image that contains the pixels within the grid. A morphological erosion was performed in order to enhance the grid. Fig. 3(c)

shows the result of pixel substitution and Fig. 3(d) shows the result of the detection of pixels within the grid.

3. Detection of grid cells: in the image of the grid, both the cell and the border may be considered as objects. A detection of objects was performed in the binary image through a tagging algorithm based on pixels connectivity (Haralick & Shapiro, 1992). Detected objects are shown in different colors in Fig. 3(e). It can be noticed that the grid border is the biggest object and that all cells have similar sizes.
4. Extraction of cells: without considering the object with the biggest area (the border), the corner coordinates of the remaining objects were determined (the cells). Said process is usually carried out by determining the vertices of the smallest rectangle that contains the object. Those coordinates were used to extract the individual images of the cells from the scanned image. Figure 3(f) shows the centroid of the extracted cells and the correct location of the cells that form the grid. It is important to mention that the remains of residues of the grapheme (black points within the image) do not have an impact on the detection of the cells (residues are black points; they are part of the background.)

3. Calculation of the descriptor

This section explains in detail the stages of the descriptor calculation. The calculation input is an image of the grapheme as those in Fig. 1 and its output is a vector containing the relative position of the minimum gray points within the grapheme.

3.1. Grapheme segmentation

This stage consists of the identification of the pixels that are part of the grapheme. The same procedure used to segment the grapheme from the scanned images is applied. That means that the image is converted from RGB model to HSV and that channel S image is automatically binarized through the Otsu method

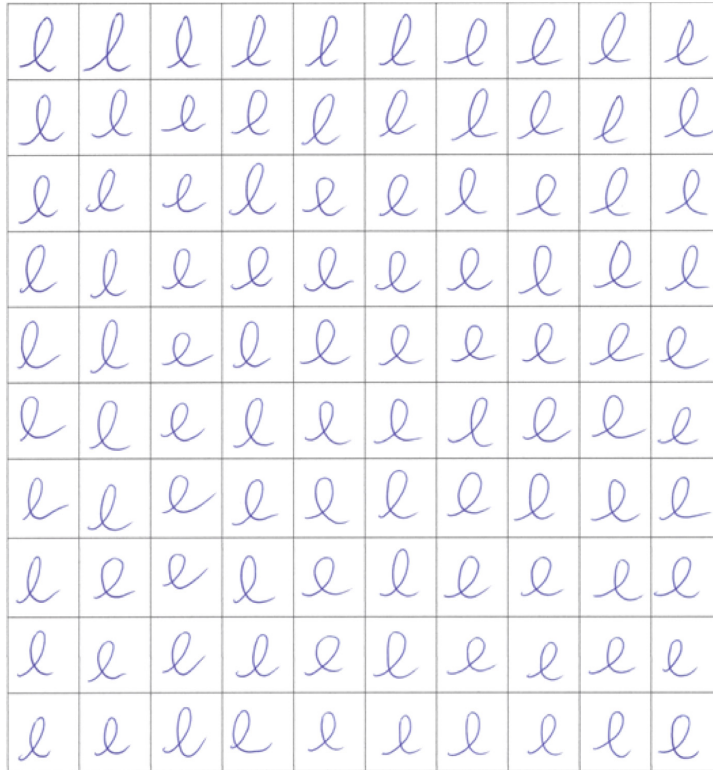


Fig. 2. Scanned image of character "e".

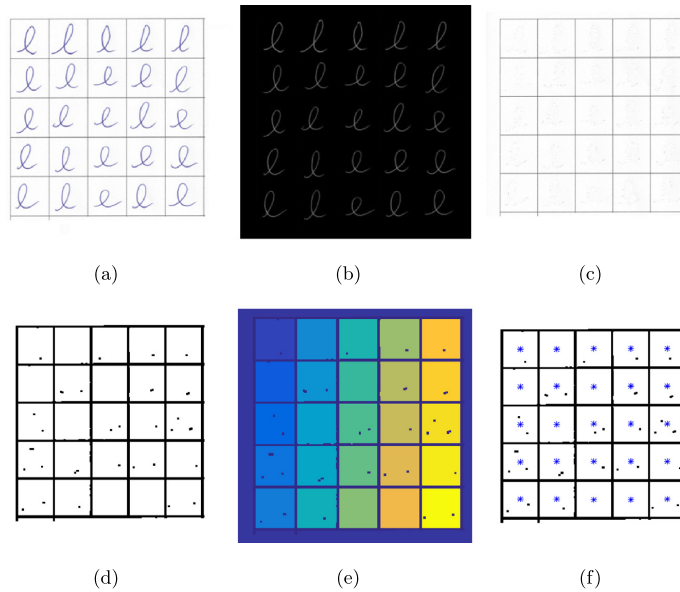


Fig. 3. Stages in the extraction of cells: (a) original image (b) channel S, model HSV (c) pixel substitution of the grapheme (d) detection of the grid (e) detection of the cells (f) centroids of the cells.

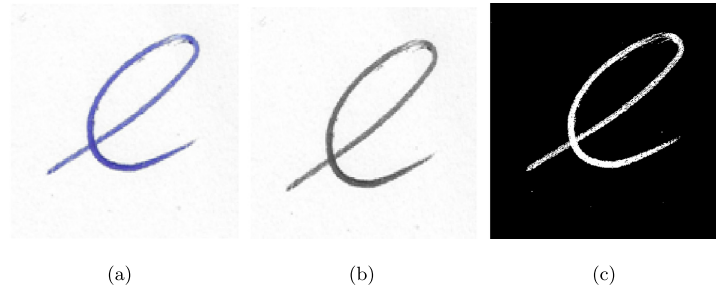


Fig. 4. Image binarization: (a) color image (b) channel S of HSV color model (c) binary image.

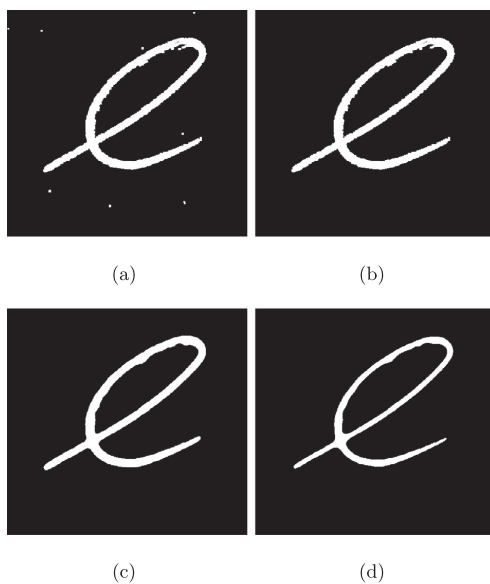


Fig. 5. Binary image enhancement: (a) dilation (b) filtering by object size (c) two-dimensional median (d) erosion.

(Otsu, 1979). Fig. 4 shows binarization for the different graphemes, Fig. 4(a) shows the original grapheme, Fig. 4(b) shows channel S of HSV model and Fig. 4(c) the result of binarization through the Otsu method. As it can be observed in the last figure, the binary image of the grapheme presents discontinuities due to the imperfections of the color image.

3.2. Improvement of the binary image

The grapheme in the binary image cannot present discontinuities since it is essential to calculate its skeleton. In consequence, it is necessary to perform a stage of improvement of the binary image. Said stage is divided into the four following steps:

1. A Morphological Dilation of the image is carried out in order to fill holes and obtain a solid grapheme. This technique is considered since it is simple and effective and of computational low-cost. As it can be seen in Fig. 5(a), dilation creates a solid grapheme but bigger in relation to the original image.
2. The dilated image presents noise in its background: A filtering process considering the size of the objects has been im-

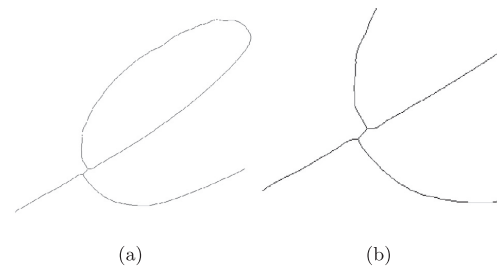


Fig. 6. Binary image skeleton: (a) skeleton (b) skeleton zoom-in.

plemented. First, the size of the biggest object is calculated. In the binary image, this object is the grapheme. The threshold is determined in relation to the size of the biggest object (usually 5%). Finally, the rest of the objects of the image that have a size smaller than the threshold are eliminated, as can be seen in Fig. 5(b).

3. To obtain edges that are smooth and representative of the original grapheme, the grapheme is smoothen through a median two-dimensional filter of high neighborhood (usually 10×10). The smoothening effect on the edges can be observed in Fig. 5(c).
4. As a consequence of the enhancement of the object due to dilation, a Morphological Erosion is performed to recover the original size of the binary stroke. The reduction of size of the smoothed image can be seen in Fig. 5(d).

3.3. Skeleton calculation

As an estimate of the central line of the grapheme, the skeleton of the stroke in the binary image is considered. A method that permits to thin objects to lines is adopted. It removes pixels so that an object without holes shrinks to a minimally connected stroke, and an object with holes shrinks to a connected ring halfway between each hole and the outer boundary. The adopted method preserves the Euler number. For more details on the skeleton algorithm see Lam, Lee, and Suen (1992). Fig. 6 shows the skeletonization stage. Fig. 6(a) shows the skeleton of the grapheme. Fig. 6(b) shows a zoom-in of the central part of the grapheme, where it can be noticed that the skeleton line is continuous and of one pixel.

3.4. Determination of the line of points with lower gray value

Those stroke points that have the minimum gray value correspond to points where the highest pressure is applied. The mini-

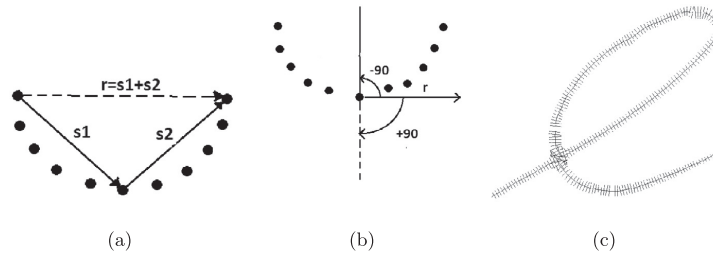


Fig. 7. Skeleton perpendicular lines computation: (a) vectorial addition (b) perpendicular line obtention (c) skeleton perpendicular lines.

imum gray value points are obtained from the perpendicular lines to each pixel of the skeleton.

In order to draw those perpendicular lines, it is necessary to go along the skeleton, from the starting point to the final point. The ordered path along the skeleton is the following:

- Considering the initial pixel of the skeleton, a neighbor pixel is located within 3x3 vicinity and that will be the point to move forward to. The starting point and end point of the skeleton are the only points that have 1 neighbor. The starting point depends on each grapheme, for the graphemes “e”, “~”, “U” and “∩” the starting point is the leftmost endpoint, and for graphemes “s” and “C” is the endpoint that is most down in the image.
- Since pixels have two neighbors, for the rest of the pixels, the neighbor will be that that has not been visited yet.
- Crossing points have more than one neighbor so attention should also be paid to the direction of the stroke skeleton. Crossing points have more than 2 neighbors. In simple words, the neighbor of a crossing point is the one that has the direction most similar to the average direction of the antecesor points. An in-depth explanation of the algorithm used to traverse the skeleton with crosses can be found in [Pena, Mora, and Hodges \(2014\)](#).

In order to determine the perpendicular line of a pixel of the skeleton, the angle of the skeleton for that pixel must be found. The angle is calculated using two segments which are determined by the actual point and two points that are at an equal distance both forward and backwards from that point. The angle to be considered is the angle of the segment that results from the vectorial sum of the 2 previous segments, as shown in Fig. 7(a).

A perpendicular line to a pixel of the skeleton is made up by the 2 straight lines that are located at 90 and -90° from the angle of the pixel, as shown in Fig. 7(b). The well-known bresenham algorithm was used to draw the straight lines mentioned above ([Watt, 2000](#)). Fig. 7(c) shows an example of the perpendicular lines to the skeleton that were obtained.

Over the two previous perpendicular lines, low-gray pixels are extracted from the grapheme grayscale image (the perpendicular lines indicate the position where to look on the grayscale image). The chosen pixel will be the one will be the one with the lower value. This last procedure is carried out over all the pixels of the skeleton. Fig. 8(a) shows the low-gray value points along the stroke skeleton. The position of the low-gray value points varies slightly. Such effect can be observed in the zoom-in that appears in Fig. 8(b). This variation in the position of the gray points prevents the determination of a smooth line that joins those points. The proposed line of low-gray value points represents the central trend followed by these points, and it consists of a smooth line that is drawn taking into account neighborhood averages. To obtain a smooth line, N points are considered forward, and N points

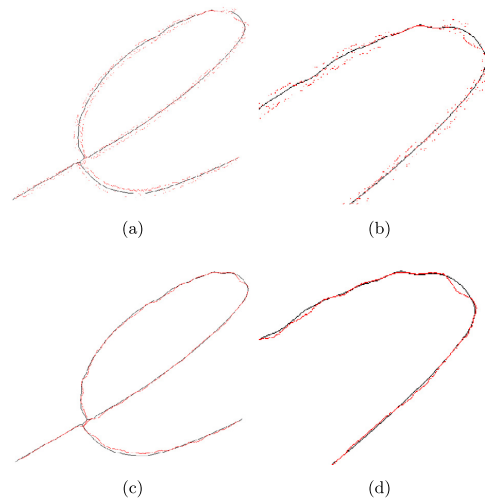


Fig. 8. Line of points with low gray value.

backward (usually $N = 5$), the smooth line point corresponds to the average of the $(2 \times N + 1)$ neighborhood points. The result of smoothing the position of the points is shown in Fig. 8(c) and (d), respectively.

Smoothing the line of low-gray value points allows for a very intuitive descriptor that represents in a more natural way the pattern of pressure in writing.

3.5. Calculation of the distance between the edge and the line of points with low gray value

The stroke skeleton is completely surrounded by the grapheme edges, as shown in Fig. 9(a). It should be noticed that the perpendicular line intersects the grapheme edge in two points. This can be seen in Fig. 9(b). Two edge lines of the skeleton are defined to calculate the descriptor: Fig. 9(c) shows the positive edge and Fig. 9(d) shows the negative edge. The positive edge is that whose starting point is in a higher position than the first point of the skeleton. In order to calculate the distance between the points of the skeleton and the edge, the positive and negative edges must be defined. The calculation of the descriptor must always take into consideration the same edge so as to maintain the same reference (in this case, it is the positive edge).

The final descriptor is a vector whose elements correspond to the euclidean distance between the lower-gray value line and the

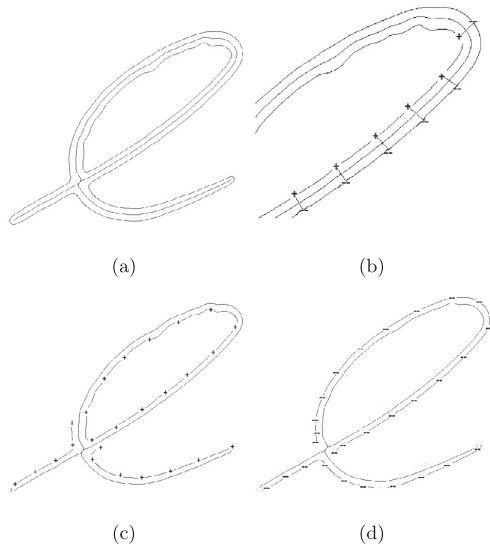


Fig. 9. Stroke edges: (a) edges (b) edge-perpendicular line intersection points (c) positive edge (d) negative edge.

considered reference edge. Said distance is measured over the perpendicular line that joins the point of the skeleton to the appropriate edge. Fig. 10 shows a graphic example of the proposed descriptor. Fig. 10(a) shows an example of the descriptor of the C grapheme, and Fig. 10(b) shows the average descriptor of 3 persons of C grapheme and it is possible to observe that the averages of each person are different. Fig. 10(b) show in a simple manner that the proposed descriptor permits to verify the identity of persons.

It is noted that to use the descriptor a standardized version must be considered in both the length and the amplitude of the signal. The length of a grapheme descriptor is normalized to the average length of all samples of all people using a bi-cubic interpolation without aliasing of the signal. The amplitude of the descriptor of a grapheme is normalized between 0 and 1 by dividing by the maximum amplitude of the descriptor of a person.

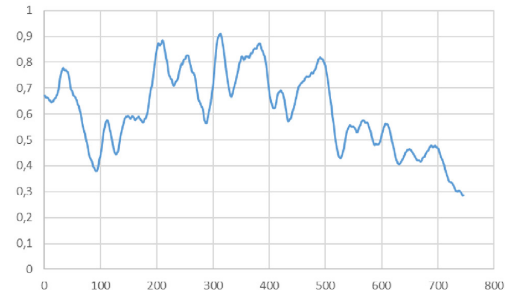
4. Methodology for the assessment of the descriptor

This section presents the methodology applied to test the descriptor. The training of the Support Vector Machine (SVM) classifiers, the calculation of the optimal parameters and training are explained in a comprehensive and summarized way. It should be taken into account that the assessment is performed through K-Fold Cross Validation, which informs the average classifier performance and it guarantees independent results from the training data set.

4.1. Foundations of SVMs

Generally, SVMs are supervised training classifiers that allow for the separation of non-linearly separable data. At present, they are the state of the art as regards classification problems. For details on SVM mathematical formulation, see Hastie, Tibshirani, and Friedman (2009).

As it is mentioned in Matlab (2015), “An SVM classifies data by finding the best hyperplane that separates all data points of one class from those of the other class. The best hyperplane for



(a) Grapheme C Descriptor



(b) Average C Descriptors

Fig. 10. Proposed descriptor for identity verification.

an SVM means the one with the largest margin between the two classes. Margin means the maximal width of the slab parallel to the hyperplane that has no interior data points. The support vectors are the data points that are closest to the separating hyperplane; these points are on the boundary of the slab”.² Fig. 11 illustrates these ideas. Fig. 11(a) shows the possible hyperplanes and Fig. 11(b) shows the best hyperplane and the support vectors that define the margin.

The equation of the hyperplane that separates 2 classes is as follows:

$$f(x) = x' \beta + b = 0 \tag{1}$$

where $\beta \in R^d$ y $b \in R$. The problema of finding the best hyperplane lies in finding β and b to minimize $\|\beta\|$ in such a way that for all the points (x_j, y_j) , it is true that $y_j f(x_j) \geq 1$. x_j are the support vectors that meet $y_j f(x_j) = 1$. For mathematical conveniences, the foregoing optimization problem may be formulated as finding the best values of $\hat{\beta}$ and \hat{b} which permit the classification of a z vector in the following terms:

$$class(z) = sign(\hat{f}(z)) = sign(z' \hat{\beta} + \hat{b}) \tag{2}$$

In the case of non-linearly separable data, SVM can use a soft margin, meaning a hyperplane that separates many, but not all data points. The SVM problem is reduced to solving a non-linear restricted optimization problem through Lagrange Multipliers. Following the development in Matlab (2015), given the L_D function of

² Available in Support Vector Machines for Binary Classification section of the online Statistics and Machine Learning Toolbox documentation.

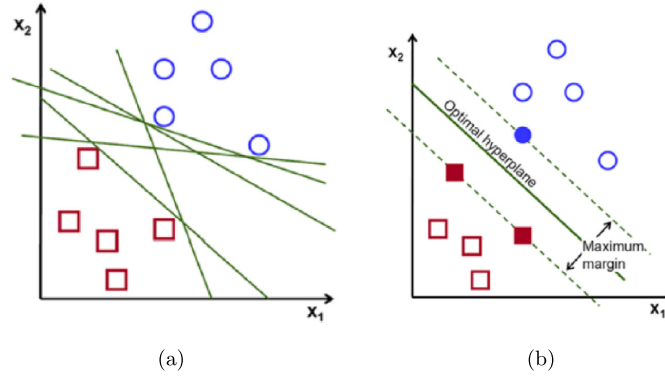


Fig. 11. Support vector machine: (a) separator hyperplanes (b) best hyperplane.

the following expression:

$$L_D = \sum_j \alpha_j - \frac{1}{2} \sum_j \sum_k \alpha_j \alpha_k y_j y_k x'_j x'_k \quad (3)$$

the SVM problem consists of maximizing the L_D function, subject to the following restrictions:

$$\begin{aligned} 0 &\leq \alpha_j \leq C \\ \sum_j \alpha_j y_j &= 0 \end{aligned} \quad (4)$$

where α_j are the Lagrange multipliers and C is a parameter that constrains said multipliers (C is sometimes called a box constraint). Non-absent α_j correspond to support vectors that determine the decision boundary.

If the hyperplane is no longer appropriate to be used as separation criteria, an alternative is to use Kernel Functions. The most used kernel functions are: polynomials, radial basis or Gaussian functions and the sigmoid function used by the Multilayer Perceptron Neural Network. Specifically, the expression of the radial basis function is:

$$K(x, y) = \exp\left(\frac{-\|x-y\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

where σ is the kernel function parameter.

It is important to mention that the best values for both the kernel function σ and box constraint C should be calculated in terms of an optimization problem.

4.2. Structure of the classifier

In order to verify the identity of 50 people, 50 binary-output SVMs were used, as shown in Fig. 12. Each SVM decides whether the input pattern belongs to a definite person or not.

4.3. Classifier training and assessment

4.3.1. Training set building for each SVM

Since there are 50 SVMs, there are 50 training sets. Each SVM training set differs from one another only in the classes of data. Class 1 is assigned to the individual's patterns and class 0 (0 - 1) is assigned to the patterns of the rest of the individuals.

4.3.2. Balanced training set building

50 samples of each character correspond to each individual. When using a binary SVM for each of the 50 classifiers, the data set for each classifier will have 50 patterns for the "person" class

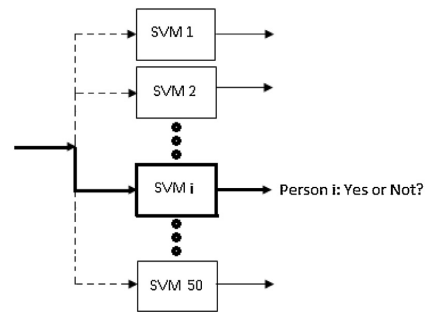


Fig. 12. Classifier for identity verification problem.

and 2450 patterns for the "non-person" class. The 1:49 ratio between "person" and "non-person" classes evidences that the training set is unbalanced. Therefore, for the proper training of the classifiers, balanced sets are created 1:1 through the sub-sampling of the majority class. This is done by choosing 50 samples of an individual and considering 2 random samples for each of the 49 people.

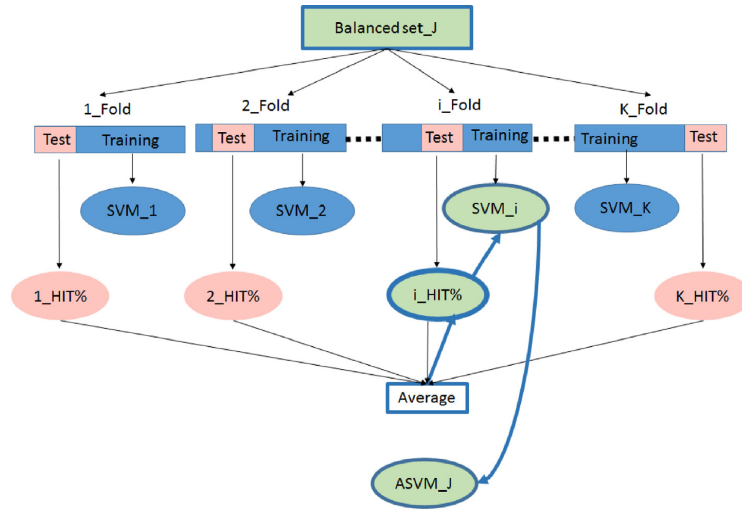
4.3.3. SVM training performed through K-Fold Cross Validation

An SVM has two parameters, box constraint C and the kernel parameter σ . For an ideal calculation of the parameters, an unrestricted non-linear optimization problem is applied, usually by using a Nelder and Mead geometric search algorithm (Nelder & Mead, 1965). Taking into consideration a K-Fold Cross Validation scheme, the minimization problem to be solved is the following:

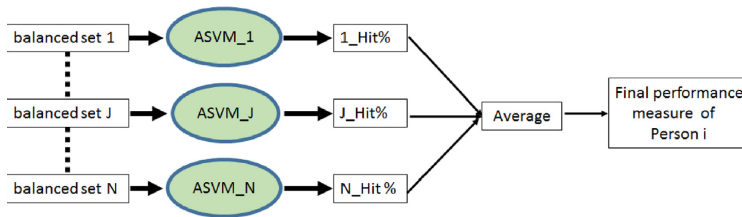
$$\min \left(\frac{1}{K} \sum_{n=1}^K E_i(\sigma, C) \right) \quad (6)$$

where K is the number of groups to perform the cross validation, E_i is the cost function to minimize and it corresponds to the percentage of error in the classification of test set i ($1 \leq i \leq K$). Due to the fact that the surface of the cost function has local minima, several researches were conducted with random starting points and parameters were chosen based on the deepest minima.

Taking into consideration data of the balanced group, and after finding parameters C and σ , the SVM is also trained using K-Fold Cross Validation for a research of average.



(a) ASVM



(b) NASVM

Fig. 13. Performance of the model: (a) average SVM (ASVM) of each balanced data set (b) average performance of N balanced sets (NASVM).

4.3.4. Selection of the average SVM and calculation of the performance

In order to perform a representative study of the classifier behaviour, it should be based on averages. In order to do this, the Classification Hit % is calculated for each of the SVM K models and the SVM chosen is that whose Classification Hit% is the closest to average. This SVM is called Average SVM (ASVM) and it represents the K models that were created (see Fig. 13(a)).

In a study carried out with N balanced sets, there are N ASVMs (ASVM_j with j = 1...N), being ASVM_j the average SVM of j balanced set. In order to measure the performance model, each i balanced set is classified with its respective ASVM_j. The performance model is the average hit rate over the test set of N ASVM_j (NASVM) (see Fig. 13(b)).

Apart from classifying each balanced set data, it is also possible to measure performance based on the classification of the entire repository of data with each ASVM_j.

5. Results

This section presents the assessment of the recognition capacity of the descriptor taking into consideration 50 SVM binary clas-

sifiers associated to the 50 individuals who participated in the research (50 binary classifiers “person”-“non person”).

Table 1 (person 1–25) and Table 2 (person 26–50) show the detailed results for character “C”. Each row of the table shows the SVM results of each person, while its columns show True Positives (TP), True Negatives (TN), False Positives (FP), False Negatives (FN), Hit Rate ($Hit\% = 100 * \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$), True Positive Rate ($TPR = \frac{TP}{TP+FN}$), and True Negative Rate ($TNR = \frac{TN}{FP+TN}$). As it was mentioned in Section 4.3.2, balanced sets of training data were created through the sub-sampling of the majority class with the purpose of facing SVM training with unbalanced classes. 20 balanced training groups were created in order to perform the tests. For each group, 10-fold-cross-validation was done, and among the 10 resulting SVMs, the SVM chosen was that whose HitRate% was closer to average (ASVM). The ASVM is chosen to perform an average analysis and to show objective results as regards the behaviour of the descriptor. The left part of Tables 1 and 2 show the average result of the classification for the test set for the 20 ASVM for each of the 50 individuals. As regards grapheme “C”, a maximum Hit Rate of 100% was achieved for individual 34 and a minimum of 92% was achieved for individual 50, resulting in an average of 97% for the 50 people involved.

Table 1
Grapheme C - Part A (Person 1 to Person 25).

SVM	20 Balanced Groups Classification Results						All Repository Classification							
	TP	TN	FP	FN	Hit %	TNR	TP	TN	FP	FN	Hit %	TPR	TNR	
1	45	244	1	5	98	90	100	45	2359	91	5	96	90	96
2	43	243	2	7	97	86	99	43	2394	56	7	97	86	98
3	42	244	1	8	97	84	100	42	2356	94	8	96	84	96
4	40	240	5	10	95	80	98	40	2350	100	10	96	80	96
5	45	244	1	5	98	90	100	45	2403	47	5	98	90	98
6	41	243	2	9	96	82	99	41	2379	71	9	97	82	97
7	42	244	2	8	97	84	99	42	2377	73	8	97	84	97
8	37	244	1	13	95	74	100	37	2396	54	13	97	74	98
9	45	243	2	5	98	90	99	45	2359	91	5	96	90	96
10	47	244	1	3	99	94	100	47	2369	81	3	97	94	97
11	44	242	3	6	97	88	99	44	2373	77	6	97	88	97
12	44	244	1	6	98	88	100	44	2354	96	6	96	88	96
13	45	243	2	5	98	90	99	45	2370	80	5	97	90	97
14	43	244	1	8	97	84	100	43	2381	69	8	97	84	97
15	46	241	4	4	97	92	98	46	2337	113	4	95	92	95
16	35	243	2	15	94	70	99	35	2383	67	15	97	70	97
17	41	244	1	9	97	82	100	41	2363	87	9	96	82	96
18	44	244	1	6	98	88	100	44	2365	85	6	96	88	97
19	41	245	0	9	97	82	100	41	2397	53	9	98	82	98
20	42	244	1	8	97	84	100	42	2390	60	8	97	84	98
21	34	245	0	16	95	68	100	34	2431	19	16	99	68	99
22	41	245	0	9	97	82	100	41	2397	53	9	98	82	98
23	38	245	1	12	96	76	100	38	2405	45	12	98	76	98
24	46	243	2	4	98	92	99	46	2330	120	4	95	92	95
25	47	244	1	3	99	94	100	47	2379	72	3	97	94	97

Table 2
Grapheme C - Part B (Person 26 to Person 50).

SVM	20 Balanced Groups Classification Results						All Repository Classification							
	TP	TN	FP	FN	Hit %	TNR	TP	TN	FP	FN	Hit %	TPR	TNR	
26	40	245	0	10	97	80	100	40	2420	30	10	98	80	99
27	44	243	2	6	97	88	99	44	2368	82	6	96	88	97
28	42	245	1	8	97	84	100	42	2390	60	8	97	84	98
29	37	244	1	13	95	74	100	37	2384	66	13	97	74	97
30	44	244	1	6	98	88	100	44	2374	76	6	97	88	97
31	40	244	2	10	96	80	99	40	2352	98	10	96	80	96
32	47	244	1	3	99	94	100	47	2380	71	3	97	94	97
33	46	244	1	4	98	92	100	46	2376	74	4	97	92	97
34	49	245	0	1	100	98	100	49	2432	18	1	99	98	99
35	43	243	2	7	97	86	99	43	2345	105	7	96	86	96
36	42	244	1	8	97	84	100	42	2353	98	8	96	84	96
37	29	245	0	21	93	58	100	29	2413	37	21	98	58	98
38	41	244	1	9	97	82	100	41	2356	94	9	96	82	96
39	44	243	2	6	97	88	99	44	2352	98	6	96	88	96
40	47	243	2	3	98	94	99	47	2373	77	3	97	94	97
41	46	244	1	4	98	92	100	46	2366	84	4	96	92	97
42	29	245	0	22	93	57	100	29	2417	33	22	98	57	99
43	45	244	1	5	98	90	100	45	2363	87	5	96	90	96
44	43	244	1	7	97	86	100	43	2399	51	7	98	86	98
45	40	243	2	10	96	80	99	40	2347	103	10	95	80	96
46	45	244	1	5	98	90	100	45	2374	76	5	97	90	97
47	43	244	1	7	97	86	100	43	2381	69	7	97	86	97
48	44	243	2	6	97	88	99	44	2363	87	6	96	88	96
49	40	244	1	10	96	80	100	40	2366	84	10	96	80	97
50	25	245	0	25	92	50	100	25	2413	37	25	98	50	98
Average	42	244	1	8	97	84	100	42	2377	73	8	97	84	97

A classification of the entire repository was carried out, keeping the 20 ASVM of the balanced groups (without creating new SVMs), calculating the average of all the indicators. The average results of the classification of the repository can be seen on the right part of Tables 1 and 2. It can be observed that the Hit Rate average per person is high and it presents slightly variations in comparison with the classification of balanced groups.

The foregoing result is consistent with the standard low deviation of classification through balanced groups. Tables 3 and 4 show the performance of the descriptor as regards the graphemes (“C”, “~”, “e”, “ñ”, “S” and “U”) for each of the 50 individuals. This ta-

bles only considers Hit Rate indicators (*Hit%*), True Positive Rate (TPR) and True Negative Rate (TNR) (only for space reasons). The average values of all the graphemes for the 50 individuals shown in Table 5. It can be observed that the Hit Rates achieved are high for all the graphemes (over 95%).

Table 6 summarizes papers on the verification of writers reported in recent years (the papers have been discussed in the introduction section). This paper proposes a method that contemplates a reduced set of simple characters; these characters have been selected because they present as a whole all the directions of a person’s writing. It should be noted that

Table 3
Balanced groups classification results by symbol - Part A (Person 1 to 25).

SVM	Grapheme C			Grapheme ~			Grapheme e			Grapheme ∩			Grapheme S			Grapheme U		
	Hit %	TPR	TNR	Hit %	TPR	TNR	Hit %	TPR	TNR	Hit %	TPR	TNR	Hit %	TPR	TNR	Hit %	TPR	TNR
1	98	90	100	99	96	100	97	86	100	98	92	100	98	92	100	98	88	100
2	97	86	99	97	90	99	99	92	100	99	94	99	98	92	100	98	90	100
3	97	84	100	96	78	100	96	82	99	97	86	100	97	84	100	98	90	100
4	95	80	98	95	74	99	96	80	100	97	82	100	99	94	100	96	78	100
5	98	90	100	97	86	99	98	90	99	97	82	100	97	86	100	96	75	100
6	96	82	99	97	84	100	100	98	100	97	88	99	96	74	100	94	64	100
7	97	84	99	96	78	100	98	92	100	97	84	100	98	92	100	96	76	100
8	95	74	100	96	80	99	98	90	100	98	90	100	95	70	100	97	84	99
9	98	90	99	98	90	100	99	98	100	97	84	100	98	92	99	97	84	100
10	99	94	100	99	94	100	98	92	100	99	94	100	96	78	100	97	82	100
11	97	88	99	96	82	99	95	76	99	97	86	99	97	86	99	98	90	100
12	98	88	100	97	88	99	95	76	99	98	90	100	97	86	100	98	90	100
13	98	90	99	97	88	99	99	94	100	96	78	100	98	92	100	98	88	100
14	97	84	100	97	82	100	96	78	99	93	56	100	97	84	100	98	86	100
15	97	92	98	96	78	100	99	96	100	98	88	100	98	88	100	97	84	99
16	94	70	99	96	78	100	97	86	100	99	94	100	97	84	100	96	78	99
17	97	82	100	97	82	100	98	94	99	93	57	100	98	86	100	96	78	100
18	98	88	100	98	90	100	99	94	99	97	82	100	98	92	99	96	78	100
19	97	82	100	98	94	99	99	96	100	98	92	100	99	92	100	98	92	100
20	97	84	100	99	96	99	99	96	100	99	96	100	98	92	100	97	84	100
21	95	68	100	97	88	99	98	90	100	96	82	99	98	90	100	96	76	100
22	97	82	100	96	74	100	97	82	100	93	60	100	98	88	100	98	90	100
23	96	76	100	99	96	100	99	96	100	98	92	100	99	94	100	99	94	100
24	98	92	99	98	94	99	95	72	100	94	64	100	98	88	100	96	80	100
25	99	94	100	96	76	100	97	84	100	98	92	100	97	86	100	97	80	100

Table 4
Balanced groups classification results by symbol - Part B (Person 26 to 50).

SVM	Grapheme C			Grapheme ~			Grapheme e			Grapheme ∩			Grapheme S			Grapheme U		
	Hit %	TPR	TNR	Hit %	TPR	TNR	Hit %	TPR	TNR	Hit %	TPR	TNR	Hit %	TPR	TNR	Hit %	TPR	TNR
26	97	80	100	95	70	100	96	78	100	95	72	100	98	92	100	97	80	100
27	97	88	99	98	94	99	99	98	99	98	90	100	99	94	100	98	88	100
28	97	84	100	98	88	100	95	75	99	95	70	100	98	86	100	98	92	100
29	95	74	100	99	94	100	99	94	100	98	92	99	97	86	100	98	90	100
30	98	88	100	98	92	100	97	84	100	97	82	100	98	90	100	91	46	100
31	96	80	99	97	82	100	98	88	100	97	82	100	97	82	100	97	86	100
32	99	94	100	99	96	100	98	94	99	97	94	98	98	92	100	98	92	100
33	98	92	100	97	82	100	98	92	100	96	82	99	96	78	100	98	88	100
34	100	98	100	99	98	100	98	92	100	98	98	98	100	100	100	99	94	100
35	97	86	99	95	74	100	97	84	99	94	69	99	97	84	100	98	92	100
36	97	84	100	98	90	100	97	84	100	98	88	100	99	94	100	96	76	100
37	93	58	100	98	90	100	96	78	100	96	78	100	96	78	100	97	86	100
38	97	82	100	97	84	100	97	88	99	94	65	100	98	88	100	98	86	100
39	97	88	99	98	90	100	98	92	100	97	82	100	98	90	100	97	82	100
40	98	94	99	95	72	100	98	90	100	96	76	100	96	78	100	98	90	100
41	98	92	100	98	92	100	98	92	99	94	68	100	97	80	100	97	82	100
42	93	57	100	97	84	100	97	86	99	97	80	100	97	82	100	93	58	100
43	98	90	100	95	70	100	98	90	100	98	88	100	98	92	100	98	88	100
44	97	86	100	97	84	100	99	94	100	97	82	100	99	96	99	97	84	100
45	96	80	99	98	90	100	97	84	99	96	80	100	95	70	100	97	86	100
46	98	90	100	99	94	100	94	66	100	97	80	100	98	88	100	95	72	100
47	97	86	100	98	90	100	99	96	100	96	78	100	98	88	100	98	90	99
48	97	88	99	98	88	100	99	94	100	98	90	100	97	86	100	91	45	100
49	96	80	100	97	86	100	98	88	100	97	82	100	96	75	100	97	86	100
50	92	50	100	98	88	100	96	78	100	98	88	100	97	82	100	98	86	100
Average	97	84	100	97	86	100	98	88	100	97	82	100	98	87	100	97	82	100

Table 5
Average results by symbol.

Symbol	Balanced Groups Classification							All Repository Classification						
	TP	TN	FP	FN	Hit %	TPR	TNR	TP	TN	FP	FN	Hit %	TPR	TNR
C	42	244	1	8	97	84	100	42	2377	73	8	97	84	97
~	43	244	1	7	97	86	100	43	2383	67	7	97	86	97
e	44	244	1	6	98	88	100	44	2377	73	6	97	88	97
∩	41	244	1	9	97	82	100	41	2383	67	9	97	82	97
S	46	244	1	4	98	92	100	46	2396	54	4	98	92	98
U	41	244	1	9	97	82	100	41	2391	59	9	97	82	98

Table 6
Summary of the state of the art on author verification.

Study	Database	Number of Writers	Identification Hit Rates
Bertolini et al. (2013)	BFL	315	99
	IAM	650	99
Abdi and Khemakhem (2015)	IFN/ ENIT	411	97
Bensefia and Paquet (2016)	IAM	100	87
	IAM	40	92
Okawa and Yoshida (2017)	Japanese Kanji characters	54	98.7
Proposed Method	Graphemes C, ~, e, c, s, r, u	50	95

Okawa and Yoshida (2017) work with a multi-band scanner and infrared images, while we work with a common scanner. Another difference is that the hit percentage presented in that article is the result of combining 3 features while we only use one. Additionally, the experiments performance is equivalent to those presented in the cited literature (verification hit rate = 95%). The descriptor developed in this paper presents two interesting characteristics: (i) Firstly, the descriptor is invariant to rotation, since the descriptor sign is the same, regardless of the grapheme's rotation angles. (ii) Secondly, by applying simple normalization operations of the amplitude and length, we obtain a descriptor invariant to scale, which makes the descriptor to be robust to the variety of graphemes sizes written by a person. These advantages make the descriptor applicable in real situations.

6. Conclusions

This paper presented a descriptor for identity verification based on the analysis of handwriting strokes. Said descriptor corresponds to the relative position of the minimum gray points within the stroke. Among the relevant characteristics of the proposed descriptor it can be mentioned that due to the way in which it is calculated it is invariant to rotation (distances are calculated from the edges) and to the scale (a normalization process takes place along the descriptor).

In order to assess the descriptor, an image repository of 50 people was created, with 6 characters per person and 50 samples per character. The characters used are "e", "c", "s", "r", "u", and "~". This paper proposal is interesting in that the characters analyzed are much simpler than signatures, which is the most studied handwriting stroke in literature.

For a massive capture of samples, a grid of 100 cells was printed in a letter size page to write the characters. Images from the grid were obtained by means of a conventional scanner. A segmentation method was proposed in order to extract images of the individual characters of the grid.

50 SVMs of binary output were used for the verification of the identity of each of the 50 people that took part in the research. SVMs training was carried out through the construction of balanced sets of data and of K-Fold Cross Validation.

The results of the research are highly positive. The tests have shown that the descriptor and the classifier achieve a hit-rate of over 95% for each of the analyzed characters.

The positive results of this study have opened multiple directions for further research. In this paper we have studied the identification performance of the writer considering individual graphemes. In order to improve the performance of the method it is interesting to study the representation of the characteristics combination from different characters (graphemes). The descriptor presented in this work consists of a simplified version of the pressure distribution. To improve the accuracy ratio, to explore a complete representation of that distribution, considering interpolation models of the grapheme gray level surface. In this work, a method based on simple characters has been presented, in a general terms

it can be said that the characters may be divided into segments such as upstrokes, downstrokes, etc. An original research line is to develop an identity verification model that considers the segments of graphemes extracted from written paragraph images. Finally, it is suggested to develop a software application that brings to reality the ideas of this research. That may be possible by considering aspects such as the definition of protocols to apply the test, the design interface, among others.

Acknowledgment

The authors of this paper thank the financial support of the following 2 research projects. The first one is Project FONDEF IDeA en 2 Etapas ID15i10142, "Estimación del Contenido de Aceite en Olivas en base a Tecnologías no Destructivas" (Olive Oil Content Estimation based on non Destructive Technologies), Scientific and Technological Development Support Fund (FONDEF), Government of Chile. The second one is Proyecto de Redes IX "Red para la Investigación e Innovación Tecnológica en Reconocimiento de Patrones" (Network for Research and Technological Innovation in Pattern Recognition), Secretaría de Políticas Universitarias, Ministry of Education and Sports, Argentina. Finally, thanks to computer engineers Karen Hodges and Gonzalo Peña of the Universidad Católica del Maule for their invaluable collaboration and work in this research.

References

- Abdi, M. N., & Khemakhem, M. (2015). A model-based approach to offline text-independent Arabic writer identification and verification. *Pattern Recognition*, 48(5), 1890–1903.
- Ammar, M., Yoshida, Y., & Fukumura, T. (1986). A new effective approach for off-line verification of signatures by using pressure features. In *Proceedings of the 8th ICPR* (pp. 566–569).
- Aubin, V., Doorn, J., & Kaplan, G. (2013). Nuevos descriptores para la Identificación de Personas basados en la Simetría del Trazo. *XVIII Congreso Argentino de Ciencias de la Computación*. Available in <http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/31655>.
- Aubin, V., & Mora, M. (2013). A descriptor for handwritten strokes off-line analysis: A preliminary study. In *Proceedings of V Chilean workshop on pattern recognition*, ISBN 978-956-353-484-9 (pp. 67–71). Available in <http://ieeexplore.ieee.org/document/7814438/>.
- Bensefia, A., & Paquet, T. (2016). Writer verification based on a single handwriting word samples. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2016(1), 34.
- Bertolini, D., Oliveira, L. S., Justino, E., & Sabourin, R. (2013). Texture-based descriptors for writer identification and verification. *Expert Systems with Applications*, 40(6), 2069–2080.
- Haralick, R., & Shapiro, L. (1992). *Computer and robot vision, volume I* p. 28–48. Addison-Wesley.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The elements of statistical learning: Data mining, inference and prediction* (2nd). Springer.
- Huang, K., & Yan, H. (1997). Off-line signature verification based on geometric feature extraction and neural network classification. *Pattern Recognition*, 30(1), 9–17.
- Lam, L., Lee, S., & Suen, C. (1992). Thinning methodologies—a comprehensive survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(9), 869–885.
- Lv, H., Wang, W., Wang, C., & Zhuo, Q. (2005). Off-line Chinese signature verification based on support vector machine. *Pattern Recognition Letters*, 26(15), 2390–2399.
- Matlab (2015). *Statistics and machine learning toolbox*. The MathWorks, Inc.. Available in <http://www.mathworks.com/help/stats/support-vector-machines-for-binary-classification.html>.

- Mitra, A., Kumar, P., & Ardil, C. (2005). Automatic authentication of handwritten documents via low density pixel measurements. *International Journal of Computational Intelligence*, 2(4), 219–223.
- Nelder, J. A., & Mead, R. (1965). A simplex method for function minimization. *The Computer Journal*, 7(4), 308–313.
- Okawa, M., & Yoshida, K. (2017). Offline writer verification based on forensic expertise: Analyzing multiple characters by combining the shape and advanced pen pressure information. *Japanese Journal of Forensic Science and Technology*, 731.
- Otsu, N. (1979). A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9(1), 62–66.
- Pena, G., Mora, M., & Hodges, K. (2014). Morphological skeleton traversal algorithm for person recognition based on handwritten stroke analysis. In *Proceedings of VI Chilean conference on pattern recognition* (pp. 33–39). Available in <http://www.jcc2014.ucm.cl/en/ccpr2014/>.
- Vargas, J., Ferrer, M., Travieso, C., & Alonso, J. (2008). Off-line signature verification based on high pressure polar distribution. In *11th international conference on frontiers in handwriting recognition* (pp. 373–378).
- Vargas, J., Ferrer, M., Travieso, C., & Alonso, J. (2011). Off-line signature verification based on grey level information using texture features. *Pattern Recognition*, 44(2), 375–385.
- Vels, A. (2000). *Grafología de la A a la Z* (Primera edición). Herder.
- Vinals, F., & Puente, M. (2006). *Pericia Caligráfica Judicial, Practica, Casos y Modelos* (Segunda edición). Herder.
- Watt, A. (2000). *3D computer graphics* (3rd). Pearson, Addison Wesley.

6.5. Off-line writer verification based on simple graphemes

6.5.1. Cita completa

Aubin, V., Mora, M., Santos, M., 2018. Off-line Writer Verification based on Simple Graphemes, *Pattern Recognition* 79, 414-426

6.5.2. Resumen de la contribución

A method to writer verification based on handwritten stroke analysis is presented. The proposed descriptors correspond to an estimation of the pressure applied when writing using the grayscale image of the stroke. These descriptors are obtained from individual and simple graphemes, in contrast with the complexity of the handwritten stroke used in the signature processing systems. In addition, a study is presented which suggests that the combination of descriptors of simple characters improves the recognition capacity of the method. The descriptors considered correspond to different accuracy degrees of pressure distribution representation. Specifically, from the simplest representation to a more complex one, the descriptors proposed are as follows: the width of the stroke, the gray level of the grapheme skeleton, the average of the gray levels on the perpendicular line to the skeleton, and the approximation transformation coefficients of the area of the grapheme. The advantage of these descriptors is that they are invariant to scale and rotation. The descriptors performance was assessed using the original images and also reduced versions based on traditional methods such as Principal Component Analysis and Discrete Cosine Transform. For the evaluation, a one-vs-all scheme was considered which is consistent with the problem of identity verification. It was implemented with Support Vector Machine classifiers trained with K-Fold Cross Validation. The efficient search of SVM hyperparameters was performed with the heuristic optimization algorithm Simulated Annealing. The evaluation of individual simple characters gives a high average of hits and the combination of characters even improves the performance, getting closer to 100 % of hits in identity verification. Qualitative and quantitative comparison with other methods and descriptors has been also carried out with satisfactory results.



Contents lists available at ScienceDirect

Pattern Recognition

journal homepage: www.elsevier.com/locate/patcog

Off-line writer verification based on simple graphemes

Verónica Aubin^{a,c}, Marco Mora^{b,*}, Matilde Santos-Peñas^c^a Department of Engineering and Technological Research, Universidad Nacional de la Matanza, Buenos Aires, Argentina^b Department of Computer Science, Universidad Católica del Maule, Talca, Chile^c Department of Computer Architecture and Systems Engineering, Universidad Complutense de Madrid, Madrid, Spain

ARTICLE INFO

Article history:

Received 17 July 2017
 Revised 3 February 2018
 Accepted 18 February 2018
 Available online 21 February 2018

Keywords:

Writer verification
 Pseudo-dynamic features
 Simple graphemes
 Off-line stroke analysis

ABSTRACT

A method to writer verification based on handwritten stroke analysis is presented. The proposed descriptors correspond to an estimation of the pressure applied when writing using the grayscale image of the stroke. These descriptors are obtained from individual and simple graphemes, in contrast with the complexity of the handwritten stroke used in the signature processing systems. In addition, a study is presented which suggests that the combination of descriptors of simple characters improves the recognition capacity of the method. The descriptors considered correspond to different accuracy degrees of pressure distribution representation. Specifically, from the simplest representation to a more complex one, the descriptors proposed are as follows: the width of the stroke, the gray level of the grapheme skeleton, the average of the gray levels on the perpendicular line to the skeleton, and the approximation transformation coefficients of the area of the grapheme. The advantage of these descriptors is that they are invariant to scale and rotation. The descriptors performance was assessed using the original images and also reduced versions based on traditional methods such as Principal Component Analysis and Discrete Cosine Transform. For the evaluation, a one-vs-all scheme was considered which is consistent with the problem of identity verification. It was implemented with Support Vector Machine classifiers trained with K-Fold Cross Validation. The efficient search of SVM hyperparameters was performed with the heuristic optimization algorithm Simulated Annealing. The evaluation of individual simple characters gives a high average of hits and the combination of characters even improves the performance, getting closer to 100% of hits in identity verification. Qualitative and quantitative comparison with other methods and descriptors has been also carried out with satisfactory results.

© 2018 Elsevier Ltd. All rights reserved.

1. Introduction

A biometric system is a pattern recognition system that identifies a person by establishing the authenticity of a physiological or behavioral feature of the user. A biometric system can adopt two operation modes: recognition and verification. In the recognition mode, the system determines the user's identity comparing a user's biometric information with all the possible users of the system. In the verification mode, the system validates a person's identity comparing a captured biometric feature with that same feature in a repository of characteristics of different people [15].

Handwriting as a biometric pattern has gained renewed interest from researchers in recent years [40]. Despite the fact that we are moving towards the dream of a purely digital future, writer's recognition by digital images is interesting due to its utility in real

life. We can highlight the forensic analysis of writing [35], the classification of historical archives [5,49], signature verification [19], studies on the relationship between writing and different neurological disorders [34,57], prediction of the writer's genre or age [9,54], and security and access control [27,61], among others.

As with most of biometric parameters, a person's handwritten strokes vary greatly. However, handwriting has some invariant features that allow the manual or automatic recognition of the writer. Though it is true that some morphological features of handwritten strokes may be copied, dynamic features (depth, intensity, pressure, speed, direction, continuity, among others) are not easy to replicate [50]. This is because writing is a physiological and psychological aspect of the individual [62]. For this reason it is so important to adequately evaluate the dynamic features of the stroke in order to identify people.

On the other hand, pseudo dynamic features are those that assess dynamic characteristics analyzing the static image of the handwritten stroke. Precisely, in many cases these are the only features available (ancient text, etc). This work focuses on the use of

* Corresponding author.

E-mail addresses: vaubin@unlam.edu.ar (V. Aubin), marcomoracofre@gmail.com (M. Mora), msantos@ucm.es (M. Santos-Peñas).<https://doi.org/10.1016/j.patcog.2018.02.024>

0031-3203/© 2018 Elsevier Ltd. All rights reserved.

pseudo dynamic features such as the pressure computed from a grayscale image of the stroke.

In the literature there are some works close to our proposal. In [22] an analysis of handwriting images based on texture for writer identification is presented. The proposed technique divides a letter into small fragments and considers each fragment as a texture. Texture descriptors, including histograms of Local Binary Patterns (LBP), Local Ternary Patterns (LTP) and Local Phase Quantization (LPQ), are computed from these fragments. The writer of a document is characterized by the set of histograms obtained. Two writings are compared by computing the distance between the descriptors of their writing fragments. The technique is evaluated on the IFN (Institut für Nachrichtentechnik)/ENIT (National Engineering School of Tunis) and IAM (Identity & Access Management) databases, comprising handwritten text in Arabic and English, respectively, with high identification rates.

In [41] a system where handwriting is segmented into basic graphical forms ("graphemes") is described. The morphological skeleton is used to find borders and angles. An angle is a point where lines cross or end, and the borders are the lines between two angles. The graph-based matching algorithm compares the graphemes first by their graphical topology and then by their geometric features. The process is computationally intensive and relies heavily upon statistical pattern recognition algorithms.

The technique presented in [7] is based on a comparison between two strings or two words. This should be done by comparing their elemental components, two by two, ideally by comparing their respective characters two by two. It uses Levenshtein's edition distance based on the Fisher-Wagner algorithm to estimate the cost of transforming one handwritten word into another. A segmentation module was developed to generate the graphemes of each word. This approach was evaluated with 100 writers from the IAM database. An 87% success rate was obtained, reaching 92% when 40 writers were used.

In [21] isolated Bangla characters are studied. In [20] the previous research is continued and improved. It presents the performance of different textural features. A dataset of 500 Bangla documents of 100 writers is used. The combination of features obtains a better performance. The evaluation of the results shows that the method is effective and it can be applied to a large volume of data.

Other works also propose to combine features to increase the verification hit ratio. Such is the case of [26] who propose the joint use of two features: run-lengths of local binary pattern (LBPruns) and cloud of line distribution (COLD) for writer identification. Or [10], where the source of information for off-line writer identification is the combination of the width and the direction of the trace. It was tested for writer identification on two datasets of challenging medieval handwriting and two datasets of modern handwriting. They scored 70/97% writer identification accuracy.

In [30] a system for off-line writer identification using Discrete Cosine Transform (DCT) descriptors is proposed. DCT has been also adopted in our work because these coefficients are usually robust to distortion that may take place during the writing or scanning process (noise, blurriness, change in contrast, etc.).

The use of RootSIFT descriptor for off-line writer identification is proposed in [12]. RootSIFT refers to the Hellinger normalized version of SIFT. The work also considers feature reduction through Principal Component Analysis (PCA). It creates supervectors by adapting a background model of the distribution of local feature descriptors. It uses an Exemplar-SVM classifier trained by only one positive sample and multiple negative samples. The method is evaluated on three public datasets (ICDAR / CVL / KHATT).

Among the approaches for off-line Arabic text writer identification and verification, we can find [11] that proposes a texture classification method based on features extracted from Grey Level Run Length (GLRL) Matrices. Its efficiency is demonstrated by the

classification of 650 documents collected from 130 writers of the IFN/ENIT database, obtaining a hit rate of 90,54%. More recent is [1] which presents a beta-elliptic model to generate a synthetic codebook. The system is evaluated for 411 individual writers of the IFN/ENIT database, obtaining an error rate for the writer's verification of 2,1%. Writer verification from off line Bengali handwritten was addressed in [2]. They used a model of auto-derived features with a recurrent neural network. For experimentation, they have generated their own handwriting database from 100 writers with different writing speeds. The best performance was obtained for slow writing with 97,53% of success. The issue of writer verification using different instruments of writing was addressed in [32]. The system uses directional information, the histogram of chain code and differential chain code as discriminating features. 30 writers were tested obtaining a hit rate of 97,24%. The system proposed in [33] was trained and tested with their own images of 1000 writers, with two samples each, using different instruments of writing. Results show that, taking into account the histogram of chain code, an average verification accuracy of 75,89% is obtained. [56] presents a method which uses three different kinds of features: global, polygon and codebook features. The system gave an accuracy of 97,7% for 650 writers of the IAM database. These authors also presented in [55] a set of features that are extracted from the contours of handwritten images at a local and global level. They obtained a performance of 79% and 86% of hits in the RIMES databases for 650 writers and in IAM database for 255 writers, respectively. The system presented in [23] takes into account texture-based features and dissimilarity representation. The proposed method reduces the spaces between lines, words, and characters, producing a texture that keeps the main features but avoiding the complexity of segmentation. Its efficiency was tested for 315 writers from the BFL database, obtaining a hit rate of 96,1%. For the writer verification in [8], texture descriptors are used, both local Binary Patterns (LBP) and local phase quantification (LPQ). The system considers a scheme based on dissimilarity representation and a SVM classifier. The approach proposed is capable of achieving 99,4% hits in the BFL database and 99,6% in the IAM database using Texture (LPQ) features. The off-line writer verification system proposed in [46] is inspired by the experience of examiners of forensic documents. The system combines the shape and the information of the pressure of the pen in several characters captured by a scanner of multiband images. From the infrared images, the global information about the pen pressure is extracted from the first and second order texture statistics. They generated a data set with samples of 8 Japanese kanji characters provided by 54 writers. An SVM classifier is used. The combination of characteristics proposed (WDH, LDP-a and IR) gave an average error rate of 1,3%.

This paper presents an offline method to verify a person's identity based on the analysis of handwritten strokes. The novel proposal of this work is to use simple and individual strokes. The descriptors considered correspond to representations of the pressure pattern along the stroke. Specifically, the performance of four descriptors is analyzed: the width of the stroke, the gray level of the grapheme skeleton, the average of the gray levels on the perpendicular line to the skeleton, and the approximation transformation coefficients of the area of the grapheme. In addition, a study is presented that proposes the combination of simple characters in order to improve the recognition. The descriptors performance was studied using both, their original representation and reduced versions based on Principal Component Analysis and Discrete Cosine Transform. A one-vs-all scheme consistent with the problem of identity verification was considered in order to carry out the assessment. This classification was implemented by Support Vector Machines trained with K-Fold Cross Validation. The optimization of the SVM hyperparameters was performed by Simulated Annealing [36]. This was due to the fact that the algorithms traditionally used to solve

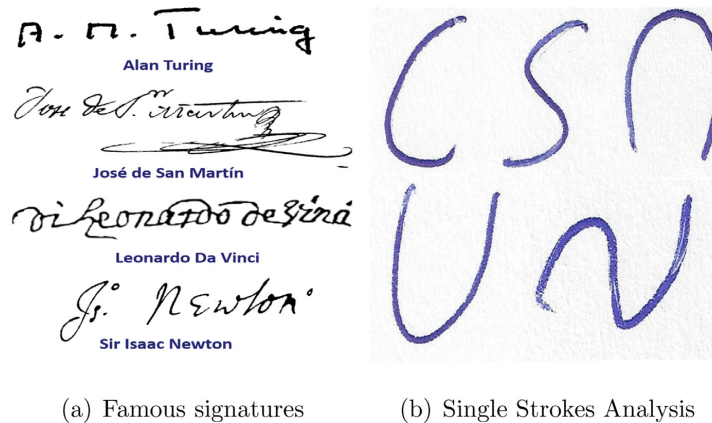


Fig. 1. The beauty of simplicity.

this problem (evaluation of a parameters grid, [42] and Bayesian optimization [14]) do not offer good results because of the cost function complexity.

Some advantages of our approach are that it can be applied in the absence of the individual and it is inexpensive regarding equipment, as it does not require special devices for data acquisition. Besides, the evaluation of simple individual characters showed a high average percentage of hits. Moreover, the combination of characters improved the performance, reaching almost 100% success in identity verification. The positive results of these experiments show that it is possible to obtain a good identity verification by the analysis of simple strokes.

This work is structured as follows. Section 2 describes the simple characters proposed and their descriptors. Section 3 summarizes materials and methods. Section 4 shows the evaluation results of the descriptors. Finally, conclusions are presented in Section 5.

2. Selected characters and their descriptors

2.1. Simple characters proposed for people identification

Our proposal is based on the following simple characters: “C”, “S”, “O”, “U”, and “W”. As it can be seen in Fig. 1, there is a huge difference between the simplicity of this type of characters and the complexity of a person signature. A signature usually presents complicated forms and flourishes, with complex structures that make it difficult to identify the impulses that form it and to determine its graphic origin. It is not easy to locate where each of the graphic impulses begins or ends, or to follow the direction of the stroke, that is, to identify its own ductus.

The characters involved in this study were chosen because they are simple and they together include all the possible directions of writing, that is, ascenders, descenders, segments from left to right and from right to left, which form the graphic gestures that reveal the writer's personal features. Indeed, characters “~”, “O”, and “U” have ascenders and descenders, and characters “C” and “S” have segments from left to right and from right to left, as shown in Fig. 2.

2.2. Descriptors proposed to represent the pressure pattern

The formulation of the proposed descriptors is justified based on the following remark: pressure is not constant in the stroke but

it varies along it. This variation takes place in different segments of the stroke for different writers, but the pattern repeats itself for the same person. The pressure applied when writing relates to the thickness and gray value of the stroke in its image. The stroke was then modified, following the usual Western writing direction, to represent the width or the gray value in a Cartesian system. This paper considers the evaluation of descriptors related to the pressure of writing. These descriptors are calculated from simple and individual characters. The descriptors proposed are the following: (i) gray level of the morphological skeleton, (ii) average of gray levels of the line perpendicular to the skeleton, (iii) stroke width, and (iv) transformation coefficients to approximate the stroke surface. These different descriptors are calculated as follows.

2.2.1. Calculation of the morphological skeleton

The calculation of the descriptors begins with the determination of the morphological skeleton of the stroke. First, in order to do so, the color image was turned into a grayscale image, considering channel V of the HSV model, as shown in Fig. 3(a) and (b). The grayscale image is binarized through the threshold obtained by Otsu's method [48]. The borders were softened through erosion and dilation [6]. Finally, the Zhang and Suen skeletonization algorithm was applied [67], keeping the continuity of the stroke, as shown in Fig. 3(c).

2.2.2. Gray level of the skeleton

This descriptor is built considering the gray level of the skeleton points. It corresponds to a considerable simplification of the representation of the pressure distribution. It assumes that there is not a significant variation in the gray level perpendicularly to the skeleton.

Fig. 4 presents this descriptor. Fig. 4(a) shows the skeleton of grapheme “C” and Fig. 4(b) shows the gray level of that skeleton points.

2.2.3. Average of gray level of the perpendicular line to the skeleton

Once the stroke has been skeletonized, the perpendicular line to the skeleton for each point of it was calculated, as shown in Fig. 5.

The average of gray level of the pixels located on the lines perpendicular to the skeleton was calculated, as can be seen in Fig. 6(a). Taking into account the average for each point of the skeleton, we obtained the descriptor signal shown in Fig. 6(b).

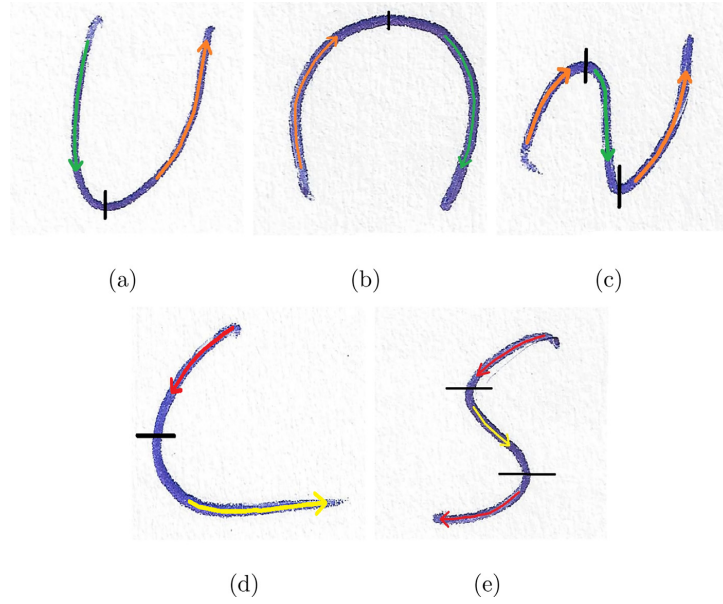


Fig. 2. Directions of writing.

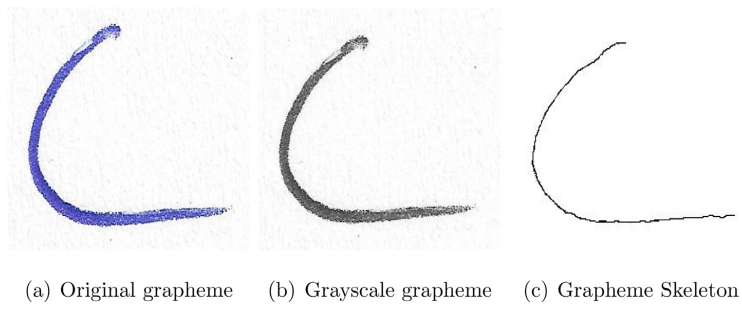


Fig. 3. Preprocessing of the grapheme.

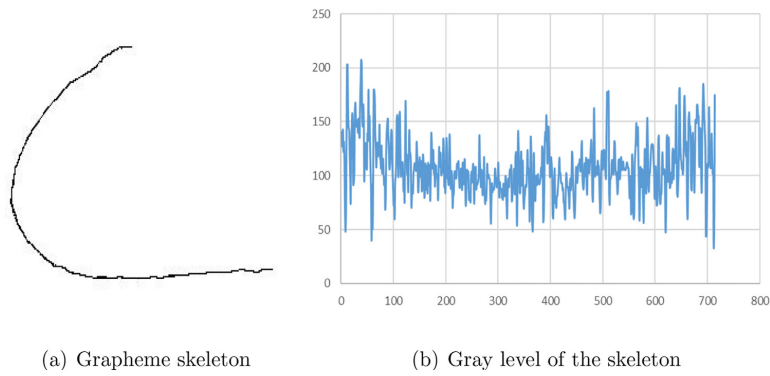


Fig. 4. Gray level of the skeleton descriptor.

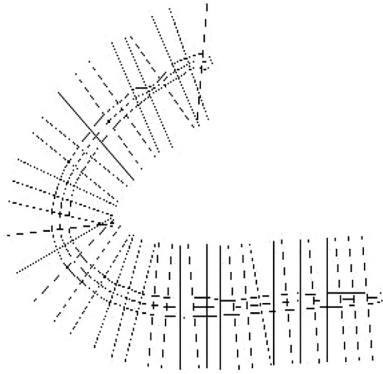


Fig. 5. Perpendicular lines to the skeleton.

2.2.4. Stroke width

This descriptor corresponds to the width of the stroke at each point of the central line. The width is equal to the amount of pixels in the line perpendicular to the skeleton, between the stroke borders, as shown in Fig. 7(a). The calculation of the width for all the points of the skeleton form the signal of Fig. 7(b).

2.2.5. Approximation coefficients to the surface of the stroke

In order to generate this descriptor, a rectified image of the surface of the grapheme is built taking into account the direction of writing. The rectified image consists of a rectangular representation of the stroke (“the original stroke is stretched”). The columns of the rectified image correspond to the pixels of the perpendicular lines, as shown in Fig. 8. The central row of the rectified image corresponds to the skeleton of the stroke. After copying the pixels of the perpendicular lines, the rest of the pixels are filled in with the pixel value of the border (they could also be filled with black or white pixels).

It was decided to apply the approximation to the surface of the stroke through the Discrete Cosine Transform (DCT). DCT has been widely used in image processing and signal analysis due to its energy compaction property. This means that it compresses most of the signal information in a few coefficients [58]. In recent research

works the 2D-DCT approximation has been used for the recognition of handwritten digits [4].

DCT is an invertible linear transform that expresses a finite sequence of data points in terms of a sum of cosine functions oscillating at different frequencies. The original signal is transformed to the frequency domain applying DCT direct transform. It is possible to change again the transformed signal in to the original domain applying the DCT inverse transform. [47]. The expressions for the direct and inverse DCT unidimensional transformation are as follows:

$$C(u) = \alpha(u) \sum_{x=0}^{N-1} f(x) \cos\left(\frac{(2x+1)u\pi}{2N}\right) \quad (1)$$

$$f(x) = \sum_{u=0}^{N-1} \alpha(u) C(u) \cos\left(\frac{(2x+1)u\pi}{2N}\right) \quad (2)$$

where:

$$\alpha(u) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}} & \text{for } u = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & \text{for } u = 1, 2, \dots, N-1 \end{cases} \quad (3)$$

The formulas of the bidimensional DCT transformation used for image processing (an image is a bidimensional signal) are as follows:

$$C(u, v) = \alpha(u)\alpha(v) \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \cos\left(\frac{(2x+1)u\pi}{2N}\right) \cos\left(\frac{(2y+1)v\pi}{2N}\right) \quad (4)$$

$$f(x, y) = \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} \alpha(u)\alpha(v) C(u, v) \cos\left(\frac{(2x+1)u\pi}{2N}\right) \cos\left(\frac{(2y+1)v\pi}{2N}\right) \quad (5)$$

After applying DCT direct transformation, the resulting matrix contains low and high frequency components. Low frequency components are selected since high frequency ones are related to noise. To go over the matrix, the procedure used in [30] is followed, where it travels in zig-zag from the lowest to the highest frequency, as shown in Fig. 9. Finally, the descriptor corresponds to the first coefficients in the zig-zag path of the image in the frequency domain.

Fig. 10 shows the DCT applied to one of the C character images of the database. Fig. 10(a) shows the area of the rectified grapheme

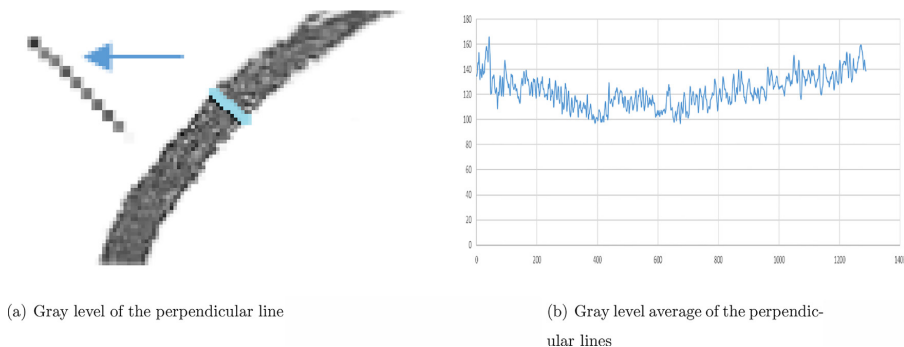
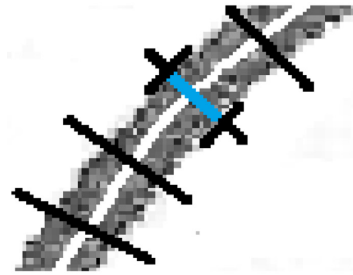
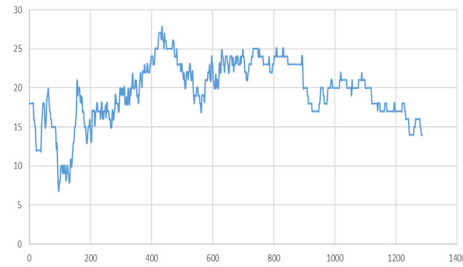


Fig. 6. Descriptor of the gray level average of the perpendicular line.



(a) Stroke width



(b) Signal of the width descriptor

Fig. 7. Stroke width descriptor.

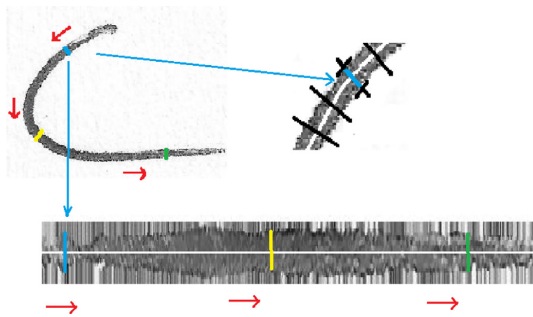


Fig. 8. Stroke surface rectification.

and Fig. 10(b) shows the result of applying DCT to the previous image. In Fig. 10(b), it is possible to verify that most of the image energy is concentrated on the left top corner. Fig. 10(c) shows the reconstruction of the image using 25 coefficients.

3. Materials and methods

3.1. Image repository

A database specially built to validate these descriptors is made up of a total of 12,500 images of graphemes. Images are 24 bits color, 800×800 size (pixels), 1200 dpi scanner resolution.

Up to 50 people collaborated with us producing 50 samples of each of the chosen graphemes “C”, “S”, “n”, “u”, and “~”, according to the models presented.

Samples were collected under controlled conditions. Volunteers wrote on a $75(\text{g}/\text{m}^2)$ sheet of paper, using 5 sheets of the same type as base support. The writing device was a bic blue pen with thick stroke, whose ball is made up of 0.7 mm tungsten. Images are captured through a conventional scanner, which makes it possible to massively capture images using an everyday-use device. A grid of 50 cells of 2×2 centimeters was used to produce all the samples of a grapheme, as shown in Fig. 11 for grapheme “C”. This allowed the acceleration of the scanning process and the automatic extraction of image samples.

In order to extract the individual cells from the scanned image, a procedure of 3 steps was designed, whose results are shown in Fig. 12. These stages are explained below:

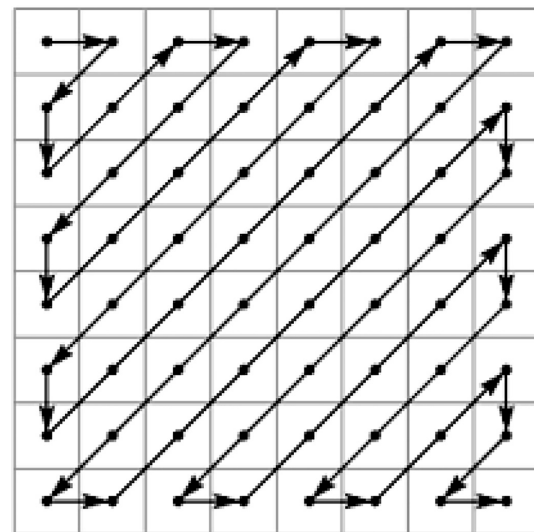


Fig. 9. Zig-zag route of DCT coefficients.

1. Grapheme segmentation: the grapheme was automatically thresholded through the Otsu's method [48] using the S channel of the HSV model of the original image. Fig. 12(a) shows a piece of a scanned image (for visualization purposes) and Fig. 12(b) shows the S channel of the HSV model.
2. Pixels detection in the grid: pixels belonging to the grapheme were removed in the grayscale scanned image (V channel of the HSV model) considering pixels of the S channel binary image. Morphological erosion was applied to thicken the grid.
3. Detection and extraction of cells from the grid: cells were detected by an object detection algorithm based on pixels connectivity [24]. Individual cells are extracted taking into account the corner coordinates of the objects. The detected cells are shown with “*” in Fig. 12(c).

3.2. Classifier scheme

In order to implement the recognition scheme Support Vector Machine (SVM) binary classifiers have been adopted [59]. The training algorithm of these classifiers makes it possible to find the

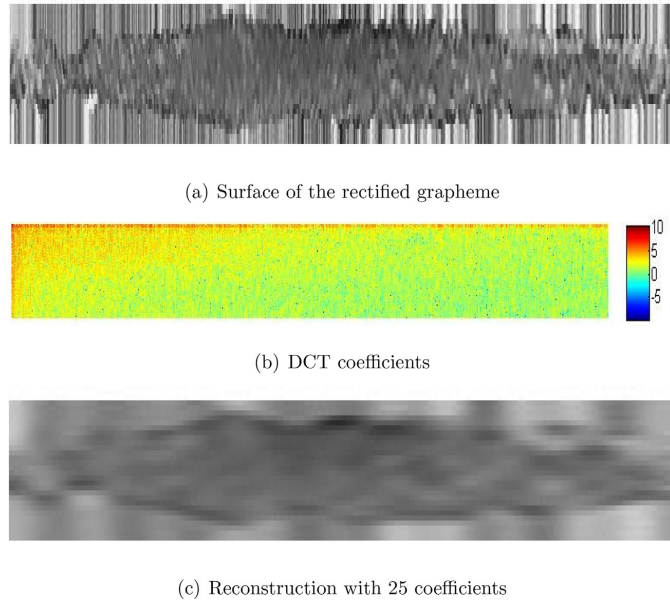


Fig. 10. DCT transform application.

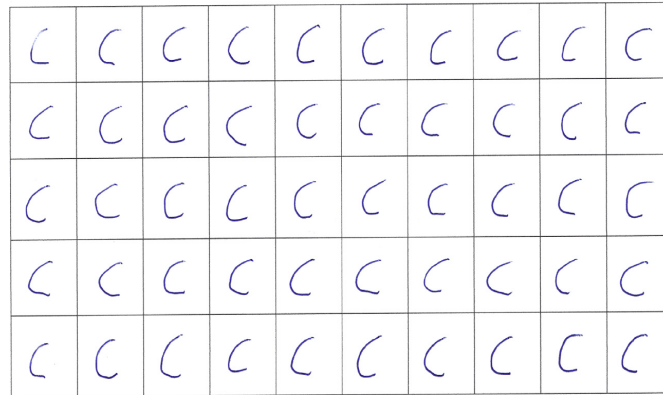


Fig. 11. Scanned image of character "C".

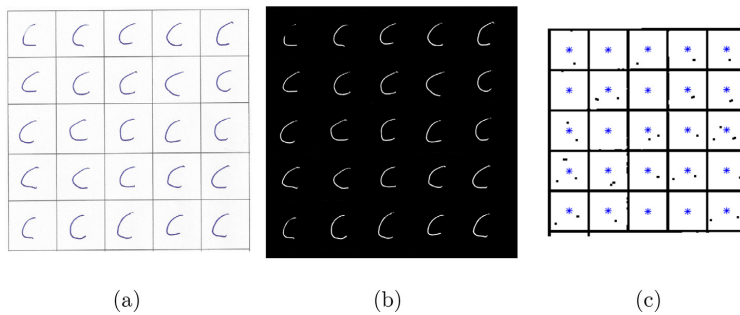


Fig. 12. Steps of cell extraction: (a) Original image (b) S Channel of HSV model (c) Cells centers.

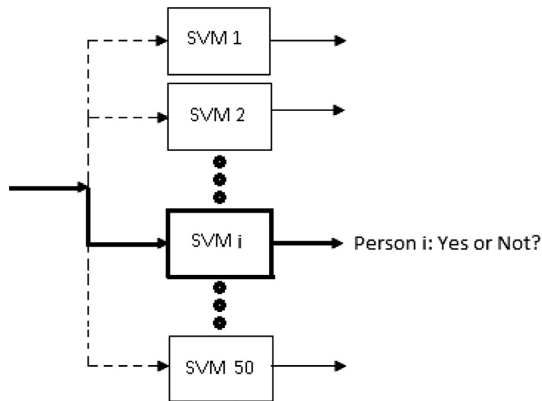


Fig. 13. Multiclass classifier.

better hyperplane to separate two classes of data. This means that it exists a solution to the problem even when the data is non linearly separable, known as kernel trick [13]. The detail of the SVM mathematical formulation can be found in [25]. SVMs have been successfully used for the solution of different problems of pattern recognition [31,51], and, in particular, for people recognition based on handwritten text [12,29]. Identity verification of different people can be formulated as a multiclass classification problem, in which there is one class per person. In order to solve the multiclass classification problem, a one-vs-all strategy was adopted, which entails building as many binary classifiers as classes exist [18]. For the purposes of this work, it means training a set of 50 binary SVMs to recognize the 50 people of the image repository as shown in Fig. 13.

3.3. Training scheme

Due to the adoption of the one-vs-all scheme, the dataset to train each classifier has 50 patterns of each person and 2450 patterns for the non-person class. This means that there is a great imbalance of classes. For the correct training of the classifiers, balanced groups are created through the subsampling of the majority class [38]. In particular, all the patterns belonging to one person were considered and a pattern of each of the remaining people was randomly chosen. This results in balanced sets having a total of 99 samples each, 50 for the person class and 49 for the non-person class.

For the experiments carried out in this work, 100 balanced groups were considered. The global measure of the performance is calculated as the average of the percentage of success of all the balanced groups.

K-Fold Cross-Validation training was used to check the robustness of the classification models. As there are 99 samples per balanced set, 5 partitions ($K=5$) were considered.

As it is known, the classification results are highly sensitive to SVM hyperparameters, namely, the sigma constant for the Radial Basis function Kernel and Box Constraint C. These two parameters are calculated based on an optimization algorithm that minimizes the average classification error over the test set of K Cross Validation models. It has been proved that traditional optimization schemes, such as the evaluation of a parameters grid, the use of Nelder and Mead's geometric search algorithm [42], or a Bayesian search [14], do not give good results due to the cost function complexity previously mentioned. In this research, the simulated annealing heuristic optimization algorithm has been adopted for the

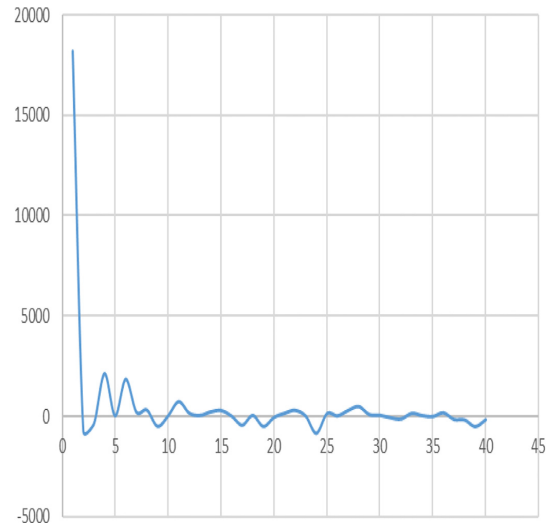


Fig. 14. DCT coefficients for character C.

efficient search of hyperparameters [36], which has been used for the SVM training [37,63]. This algorithm allows us the finding of an acceptable minimum in a reasonable execution time, making it possible to carry out the necessary experiments to evaluate the descriptors proposed.

4. Results of the evaluation of the descriptors

4.1. Results for individual characters

In this subsection, a numerical evaluation of the descriptors proposed for people identification, first for individual characters, is carried out.

As it has been mentioned before, the descriptors presented in this study are: the stroke width, the gray level of the grapheme skeleton, the average of gray levels on the line perpendicular to the skeleton, and the approximation coefficients of the area of the grapheme. In particular DCT approximation coefficients were used. Fig. 14 shows the contribution of the first 40 DCT coefficients for character "C" (a similar behavior is obtained with all the other characters).

As it is possible to see (Table 1), the first 25 DCT coefficients are considered since using more does not add any significant contribution. To prove this statement, the classification of "C" symbol was performed for different number of DCT coefficients ($N=3, 5, 10, 20, 25, 50$). As shown in Table 1, the best classification value is obtained using 25 DCT coefficients.

Table 2 presents the percentage of success obtained by the descriptors for each symbol. These percentages correspond to the average of all the balanced sets.

It can be observed that the signal that corresponds to the average of gray level of the line perpendicular to the skeleton shows the better results for the identification of the writer of the stroke. The percentage of average success for all the symbols is 98, 22%.

4.2. Results of the combination of characters

In this subsection we analyze if the combination of features can improve the performance of the writer's verification system.

Table 1
DCT approximation.

Symbol	DCT $N = 3$	DCT $N = 5$	DCT $N = 10$	DCT $N = 20$	DCT $N = 25$	DCT $N = 50$
C	88,17%	88,28%	87,98%	87,38%	92,64%	86,50%

Table 2
Results by symbol.

Symbol	Gray level the scheme	Gray average the perpendicular line	Stroke Width	DCT approximation coefficients the Surface (25 Coef)
C	82,67%	97,97%	95,55%	92,64%
~	79,48%	98,16%	92,79%	93,41%
∩	81,74%	98,39%	95,76%	93,98%
S	79,34%	98,16%	92,43%	87,08%
U	83,00%	98,42%	94,00%	94,38%

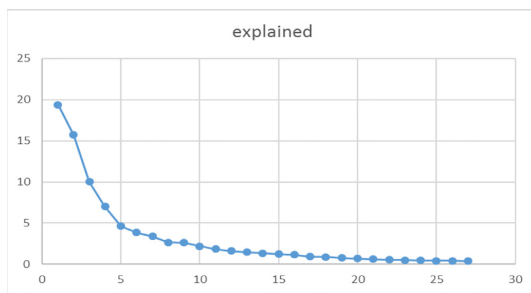


Fig. 15. Contribution of each PCA.

Features of two characters were combined. Indeed, the average gray level of the stroke in the perpendicular line to the skeleton of character \cap was combined with the same feature of character U . As result, 98, 65% of hit-rate was obtained, that is, 0, 43% better than using each feature independently.

Different combinations of features and character were tried. Nevertheless, using more than two characters at the same time results in high computational cost.

Therefore, in order to reduce this computational cost and the memory space, the dimensionality of the attributes was reduced. Two feature reduction methods were tested to that effect: a statistical one, Principal Component Analysis (PCA) and another one based on Direct Cosine Transform (DCT) interpolation.

For the PCA algorithm the number of components was selected based on the percentage of total variation by each own vector (see Fig. 15, character C). The components that show a significant slope change are kept. This selection ends when there is a uniform or almost uniform tendency of the slope.

DCT was applied to the gray level descriptor of the skeleton, selecting the 10 coefficients with the most stored energy ($N=10$). The following results were obtained for each symbol.

From these results, it can be seen that the percentage of hits does not vary significantly without feature reduction, so the analysis continues with the reduced descriptor. The same reduction was applied to another descriptor, this time the gray level average. DCT approximation the first ten coefficients) and the PCA were applied (Table 3).

The results of the application of the two features reduction strategies can be seen in Table 4. Using PCA, a higher percentage of success is obtained for the symbols under studied.

Since the results of applying feature reduction were satisfactory, it was possible to carry out an analysis of the combination of characters. Characters were combined according to the descriptor that

Table 3
DCT results for the skeleton points.

Symbol	Gray level of the DCT scheme $N = 10$
C	84,96%
~	84,09%
∩	84,90%
S	84,42%
U	85,56%

Table 4
Hits (%) with reduction features for the gray average of the perpendicular line.

Symbol	Without reduction	DCT $N = 10$	PCA 5 Coef
C	97,97%	87,98%	96,62%
~	98,16%	92,35%	97,70%
∩	98,39%	95,05%	98,15%
S	98,16%	94,54%	97,74%
U	98,42%	96,50%	97,72%

Table 5
Results of the combination of characters.

Symbol	DCT $N = 10$	PCA 5 Coef
$\cap + U$	97,48%	98,99%
$\cap + U + S$	98,28%	99,26%
$\cap + U + S + \sim$	98,51%	99,44%
$\cap + U + S + \sim + C$	98,63%	99,62%

gave best results, the gray level average in the perpendicular line of the skeleton. We first group them, two by two, and then characters are added until all of them are used. Each combination was made with the two feature reduction techniques considered. Results are shown in Table 5. It can be seen that increasing the number of combined characters increases the percentage of hits for the two methods. It turned out that PCA using only 5 coefficients gives better results than DCT with 10 coefficients.

A 99, 62% of success was obtained with the combination of the five simple characters for the best descriptor found with five principal components, evaluated with the classifier described.

4.3. Comparative study

4.3.1. Qualitative comparison

This section presents a qualitative comparison between recent methods of writer verification based on handwritten texts (these works have been discussed in the Introduction section). That comparison is summarized in Table 6, with the following information: reference, database, image resolution, number of writers, type of descriptor, the classifier used, and the performance reached by the method. Results reported in Table 6 are the best performances of

Table 6
Summary of the State of Art on author verification.

Reference	Database	dpi	Descriptor	Classifier	Writers	Performance
Okawa and Yoshida [46]	8 Japanese Kanji characters	300	Combination of characteristics ($WDH + LDP_a + IR$)	SVM	54	98,7%
Adak et al. [2]	Bengali script	300	Neural auto-derived, CNN, CNN_2	RNN	100	97,53%
Kore and Apte [33]	English handwriting	300	Histogram of chain code	Euclidian distance	1000	75,89%
Bensefia and Paquet [7]	IAM	300	Levenshtein edit distance based on Fisher-Wagner algorithm	Distance comparison	100	87%
	IAM	300	Levenshtein edit distance based on Fisher-Wagner algorithm	Distance comparison	40	92%
Abdi and Khemakhem [1]	IFN / ENIT	300	Beta-elliptic model to generate a synthetic codebook	χ^2 distance	411	97,2%
Bertolini et al. [8]	BFL	300	Texture (LPQ)	SVM	315	99,4%
	IAM	300	Texture (LPQ)	SVM	650	99,6%
Kore and Apte [32]	English handwriting	300	The directional information, The histogram of chain code and Differential chain code	Distances between histograms	30	97,24%
Hanusiak et al. [23]	BFL	300	Texture	SVM	315	96,1%
Chawki and Labiba [11]	IFN/ENIT	300	Texture GLCM, White and Black GLRL	Euclidian distance	130	90,54%
Siddiqi and Vincent [56]	IAM	300	Global and Local	χ^2 distance	650	97,7%
Siddiqi and Vincent [55]	IAM	300	Global and Local	χ^2 distance	650	96,66%
	RIMES	300	Global and Local	χ^2 distance	225	93,77%
Our method simple character	LITRP-UCM simple graphemes repository	1200	Representation of the pattern of writing pressure computed from the grayscale image of graphemes	SVM	50	98,65%
Our method combination of characters	LITRP-UCM simple graphemes repository	1200	Representation of the pattern of writing pressure computed from the grayscale image of graphemes	SVM	50	99,62%

Table 7
Results by symbol with LBP and our descriptor.

Symbol	LBP	Gray average the perpendicular line
C	98,02%	97,97%
~	97,93%	98,16%
n	97,92%	98,39%
S	99,73%	98,16%
U	97,94%	98,42%

As shown in Table 6, images of our data repository (LITRP-UCM Simple Graphemes Repository) are of a higher resolution than those mentioned in the comparison. This is due to the fact that the descriptor of our method needs more details of the stroke texture. Obtaining images with the resolution that our systems requires does not represent an inconvenience since a conventional scanner reaches the necessary resolution (1200 dpi). It is important to highlight that our method is based on low cost and commonly used devices, in contrast with the method proposed in [46] that requires a multiband scanner to obtain infrared images. In Table 6 it can also be seen that our method has a higher performance value than the average of the rest

those works. The last two rows of the table correspond to the approaches developed in this paper.

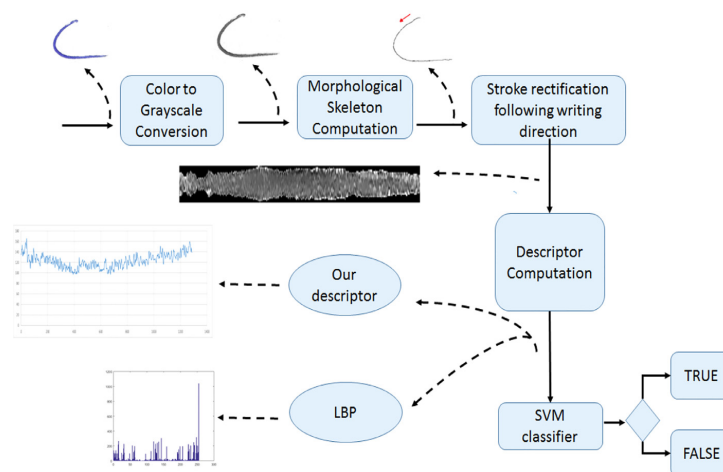


Fig. 16. Incorporation of the LBP descriptor.

of the reported works, reaching 98% for the individual character mode and 99,62% of verification success for the combination of characters.

4.3.2. Quantitative comparison

In order to quantitatively compare the performance of the two descriptors proposed, experiments were carried out using Local Binary Patterns (LBP), which is a descriptor that also measures variability of the levels of gray in the stroke.

The LBP is a robust texture descriptor on intensity variations and possible image rotation [44,45]. The LBP and all its variants have been applied to countless issues of pattern recognition. Without being too thorough, we can mention: face recognition [3], analysis of images in real-time settings [39], analysis of printed documents [17], and of historical documents, [64], works on signature verification [28,52,53,60,65,66], among others.

In particular, the LBP has been applied to writer identification and verification. In [8] LBP was used in a comparative study with LPQ local phase quantization. In [16] LBP features were extracted from the wavelet transform of Chinese handwriting samples. Nicolaou et al. [43] presents the use of sparse radial sampling local binary patterns, a variant of local binary patterns (LBP) for text-as-texture classification.

This section presents an objective comparison of the descriptor proposed in this paper and the results obtained using LBP instead of ours (Fig. 16). In order to carry out the comparison, for both descriptors only those pixels that are part of the stroke in the rectified version are considered (those filling pixels used to build the rectified stroke are not taken into account).

The traditional LBP algorithm was evaluated with a vicinity of 3×3 non-invariant-rotation. Results of the comparison are shown in Table 7. According to the results, our descriptor's performance is very similar to that obtained by the LBP. It must be taken into account that the descriptor proposed in our work average of gray level of the perpendicular line to the skeleton, is considerably simpler than LBP (it is an average of data and not a non-linear transformation). Furthermore, it is inferred that, regardless the calculated descriptor, the pressure information of simple graphemes is enough to carry out writer verification with a high hit rate.

5. Conclusions and future work

This paper shows that it is possible to verify the writer's identity by analyzing simple and individual strokes. The descriptors used correspond to the off-line representation of the pressure applied when writing. In order to evaluate each descriptor performance, an analysis was carried out with a multiclass classifier, based on a binary-output SVM, trained with Cross Validation and taking into account the problem of class imbalance.

The use of the Simulated Annealing algorithm allowed the finding of the minimum of the cost function, which made it possible to carry out the number of experiments that were necessary to evaluate the descriptors performance in an objective way.

The best descriptor for the evaluation with a single simple character corresponds to the average of the gray level of the perpendicular line to the skeleton. Based on this descriptor, all the characters have an average percentage of success higher than 97%. Using the combination of characters, the percentage of hit reaches almost 100%.

The proposed descriptor was compared to the LBP. Similar percentages of success were obtained for both descriptors, being our descriptor much simpler to calculate.

Due to these encouraging results, next step will be to develop an application for the verification of the writer for any piece of handwritten text.

Acknowledgements

The authors want to thank the Laboratory of Technological Research in Pattern Recognition of the Universidad Católica del Maule (www.litrp.cl), that provided a high performance computing server. We also thank the Iberoamerican Association of Postgraduate Universities for the mobility scholarship between Argentina and Spanish granted. Finally, we thank the Project "Red para la Investigación e Innovación Tecnológica en Reconocimiento de Patrones" (Network for Research and Technological Innovation in Pattern Recognition), IX Convocatoria de Secretaría de Políticas Universitarias, Ministry of Education and Sports, Argentina for the funding that made it possible to gather the researchers that took part in this work.

References

- [1] M.N. Abdi, M. Khemakhem, A model-based approach to offline text-independent arabic writer identification and verification, *Pattern Recognit.* 48 (5) (2015) 1890–1903.
- [2] C. Adak, B. B. Chaudhuri, M. Blumenstein, Writer identification and verification from intra-variable individual handwriting, *arXiv preprint, arXiv:1708.03361*, (2017).
- [3] T. Ahonen, A. Hadid, M. Pietikainen, Face description with local binary patterns: application to face recognition, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 28 (12) (2006) 2037–2041.
- [4] S.S. Ali, M.U. Ghani, Handwritten digit recognition using DCT and HMMS, in: *Frontiers of Information Technology (FIT)*, 2014 12th International Conference on, IEEE, 2014, pp. 303–306.
- [5] D. Arabadjis, F. Giannopoulos, C. Papaodysseus, S. Zannos, P. Rousopoulos, M. Panagopoulos, C. Blackwell, New mathematical and algorithmic schemes for pattern classification with application to the identification of writers of important ancient documents, *Pattern Recognit.* 46 (8) (2013) 2278–2296.
- [6] G.A. Baxes, *Digital Image Processing: Principles and Applications*, Wiley New York, 1994.
- [7] A. Benseña, T. Paquet, Writer verification based on a single handwriting word samples, *EURASIP J. Image Video Process.* 2016 (1) (2016) 34.
- [8] D. Bertolini, L.S. Oliveira, E. Justino, R. Sabourin, Texture-based descriptors for writer identification and verification, *Expert Syst. Appl.* 40 (6) (2013) 2069–2080.
- [9] N. Bouadjeneq, H. Nemmour, Y. Chibani, Robust soft-biometrics prediction from off-line handwriting analysis, *Appl. Soft Comput.* 46 (2016) 980–990.
- [10] A. Brink, J. Smit, M. Bulacu, L. Schomaker, Writer identification using directional ink-trace width measurements, *Pattern Recognit.* 45 (1) (2012) 162–171.
- [11] D. Chawki, S.-M. Labiba, A texture based approach for arabic writer identification and verification, in: *Machine and Web Intelligence (ICMWI)*, 2010 International Conference on, IEEE, 2010, pp. 115–120.
- [12] V. Christlein, D. Bernecker, F. Hönig, A. Maier, E. Angelopoulou, Writer identification using gmm supervectors and exemplar-svms, *Pattern Recognit.* 63 (2017) 258–267.
- [13] J.M.d. I. Cruz, M. Santos, G. Pajares, Máquinas de vectores soportes para clasificación, *Reverté*.
- [14] W.M. Czarnecki, S. Podlowska, A.J. Bojarski, Robust optimization of SVM hyperparameters in the classification of bioactive compounds, *J. Cheminform.* 7 (1) (2015) 38.
- [15] K. Delac, M. Grgic, A survey of biometric recognition methods, in: *Electronics in Marine, 2004. Proceedings Elmar 2004. 46th International Symposium, IEEE, 2004*, pp. 184–193.
- [16] L. Du, X. You, H. Xu, Z. Gao, Y. Tang, Wavelet domain local binary pattern features for writer identification, in: *Pattern Recognition (ICPR)*, 2010 20th International Conference on, IEEE, 2010, pp. 3691–3694.
- [17] M.A. Ferrer, A. Morales, U. Pal, LBP based line-wise script identification, in: *Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, 2013 12th International Conference on, IEEE, 2013, pp. 369–373.
- [18] H. Gomez-Moreno, P. Gil-Jimenez, S. Lafuente-Arroyo, R. Vicen-Bueno, R. Sanchez Montero, Color images segmentation using the support vector machines, *Recent Adv. Intell. Syst. Signal Process.* (2003) 151–155.
- [19] L.G. Hafemann, R. Sabourin, L.S. Oliveira, Offline handwritten signature verification-literature review, *arXiv preprint, arXiv:1507.07909*, (2015).
- [20] C. Halder, S.M. Obaidullah, J. Paul, K. Roy, Writer Verification on Bangla handwritten characters, in: *Advanced Computing and Systems for Security*, Springer, 2016, pp. 53–68.
- [21] C. Halder, K. Roy, Individuality of isolated Bangla characters, in: *Devices, Circuits and Communications (ICDCCom)*, 2014 International Conference on, IEEE, 2014, pp. 1–6.
- [22] Y. Hannad, I. Siddiqi, M.E.Y. El Kettani, Writer identification using texture descriptors of handwritten fragments, *Expert Syst. Appl.* 47 (2016) 14–22.
- [23] R.K. Hanusiak, L.S. Oliveira, E. Justino, R. Sabourin, Writer verification using texture-based features, *Int. J. Doc. Anal. Recogn.* (2012) 1–14.
- [24] R. Haralick, L. Shapiro, *Computer and Robot Vision*, I, Addison-Wesley, 1992, p. 28–48.
- [25] T. Hastie, R. Tibshirani, J. Friedman, *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference and Prediction*, 2, Springer, 2009.

- [26] S. He, L. Schomaker, Writer identification using curvature-free features, *Pattern Recognit.* 63 (2017) 451–464.
- [27] P. Horster, *Communications and Multimedia Security II*, Springer, 2016.
- [28] J. Hu, Y. Chen, Offline signature verification using real adaboost classifier combination of pseudo-dynamic features, in: *Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, 2013 12th International Conference on, IEEE, 2013, pp. 1345–1349.
- [29] A. Imdad, S. Bres, V. Eglin, C. Rivero-Moreno, H. Emptoz, Writer identification using steered hermite features and SVM, in: *Document Analysis and Recognition*, 2007. *ICDAR 2007*. Ninth International Conference on, 2, IEEE, 2007, pp. 839–843.
- [30] F.A. Khan, M.A. Tahir, F. Khelifi, A. Bouridane, R. Almotayri, Robust off-line text independent writer identification using bagged discrete cosine transform features, *Expert Syst. Appl.* 71 (2017) 404–415.
- [31] N.M. Khan, R. Ksantini, I.S. Ahmad, B. Boufama, A novel SVM+NDA model for classification with an application to face recognition, *Pattern Recognit.* 45 (1) (2012) 66–79.
- [32] S. Kore, S. Apte, Ink width independent global features for writer verification, in: *Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*, 2013 International Conference on, IEEE, 2013, pp. 1770–1774.
- [33] S.L. Kore, S.D. Apte, Writer verification using spatial domain features under different ink width conditions, *J. Comput. Sci. Eng.* 10 (2) (2016) 39–50.
- [34] C. Kotsavasiloglou, N. Kostikis, D. Hristu-Varsakelis, M. Arnaoutoglou, Machine learning-based classification of simple drawing movements in parkinson's disease, *Biomed. Signal Process. Control* 31 (2017) 174–180.
- [35] J. Lewis, *Forensic Document Examination: Fundamentals and Current Trends*, Elsevier, 2014.
- [36] S.-W. Lin, Z.-J. Lee, S.-C. Chen, T.-Y. Tseng, Parameter determination of support vector machine and feature selection using simulated annealing approach, *Appl. Soft Comput.* 8 (4) (2008) 1505–1512.
- [37] J.-p. Liu, D.-x. Niu, H.-y. Zhang, G.-q. Wang, Forecasting of wind velocity: an improved SVM algorithm combined with simulated annealing, *J. Cent. South Univ.* 20 (2013) 451–456.
- [38] V. López, A. Fernández, S. García, V. Palade, F. Herrera, An insight into classification with imbalanced data: empirical results and current trends on using data intrinsic characteristics, *Inf. Sci.* 250 (2013) 113–141.
- [39] T. Mäenpää, *The Local Binary Pattern Approach to Texture Analysis: Extensions and Applications*, Oulun yliopisto, 2003.
- [40] Y. Manusov, Y. Dotan, O. Freylafert, A. Khitrenovich, User authentication based on biometric handwriting aspects of a handwritten code, 2015. US Patent 9,202,035.
- [41] J.J. Miller, R.B. Patterson, D.T. Gantz, C.P. Saunders, M.A. Walch, J. Buscaglia, A set of handwriting features for use in automated writer identification, *J. Foren. Sci.* (2017).
- [42] J.A. Nelder, R. Mead, A simplex method for function minimization, *Comput. J.* 7 (4) (1965) 308–313.
- [43] A. Nicolaou, A.D. Bagdanov, M. Liwicki, D. Karatzas, Sparse radial sampling LBP for writer identification, in: *Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, 2015 13th International Conference on, IEEE, 2015, pp. 716–720.
- [44] T. Ojala, M. Pietikäinen, D. Harwood, A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions, *Pattern Recognit.* 29 (1) (1996) 51–59.
- [45] T. Ojala, M. Pietikäinen, T. Maenpää, Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 24 (7) (2002) 971–987.
- [46] M. Okawa, K. Yoshida, Offline writer verification based on forensic expertise: analyzing multiple characters by combining the shape and advanced pen pressure information, *Jpn. J. Foren. Sci. Technol.* (2017) 731.
- [47] D. Omaia, J. vd Poel, L.V. Batista, 2d-DCT distance based face recognition using a reduced number of coefficients, in: *Computer Graphics and Image Processing (SIBGRAPI)*, 2009 XXII Brazilian Symposium on, IEEE, 2009, pp. 291–298.
- [48] N. Otsu, A threshold selection method from gray-level histograms, *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* 9 (1) (1979) 62–66.
- [49] C. Papaodysseus, P. Rousopoulos, F. Giannopoulos, S. Zannos, D. Arabadjis, M. Panagopoulos, E. Kalfa, C. Blackwell, S. Tracy, Identifying the writer of ancient inscriptions and byzantine codices. a novel approach, *Comput. Vis. Image Underst.* 121 (2014) 57–73.
- [50] P. Porwik, R. Doroz, T. Orczyk, The k-NN classifier and self-adaptive hotelling data reduction technique in handwritten signatures recognition, *Pattern Anal. Appl.* 18 (4) (2015) 983–1001.
- [51] H. Rai, A. Yadav, Iris recognition using combined support vector machine and hamming distance approach, *Expert Syst. Appl.* 41 (2) (2014) 588–593.
- [52] Y. Serdouk, H. Nemmour, Y. Chibani, Combination of OC-LBP and longest run features for off-line signature verification, in: *Signal-Image Technology and Internet-Based Systems (SITIS)*, 2014 Tenth International Conference on, IEEE, 2014, pp. 84–88.
- [53] Y. Serdouk, H. Nemmour, Y. Chibani, Orthogonal combination and rotation invariant of local binary patterns for off-line handwritten signature verification, 2015 22nd International Conference on Telecommunications (ICT).
- [54] I. Siddiqi, C. Djeddi, A. Raza, L. Souici-Meslati, Automatic analysis of handwriting for gender classification, *Pattern Anal. Appl.* 18 (4) (2015) 887–899.
- [55] I. Siddiqi, N. Vincent, A set of chain code based features for writer recognition, in: *Document Analysis and Recognition*, 2009. *ICDAR'09*. 10th International Conference on, IEEE, 2009, pp. 981–985.
- [56] I. Siddiqi, N. Vincent, Text independent writer recognition using redundant writing patterns with contour-based orientation and curvature features, *Pattern Recognit.* 43 (11) (2010) 3853–3865.
- [57] Z. Smekal, J. Mekyska, I. Rektorova, M. Faundez-Zanuy, Analysis of neurological disorders based on digital processing of speech and handwritten text, in: *Signals, Circuits and Systems (ISSCS)*, 2013 International Symposium on, IEEE, 2013, pp. 1–6.
- [58] S.K. Tyagi, P. Khanna, Face recognition using discrete cosine transform and nearest neighbor discriminant analysis, *Int. J. Eng. Technol.* 4 (3) (2012) 311.
- [59] V.N. Vapnik, *The nature of statistical learning theory*, Springer science & business media, 2013.
- [60] J.F. Vargas, M.A. Ferrer, C.M. Travieso, J.B. Alonso, Off-line signature verification based on grey level information using texture features, *Pattern Recognit.* 44 (2) (2011) 375–385.
- [61] C. Vielhauer, *Biometric User Authentication for IT Security: From Fundamentals to Handwriting*, 18, Springer Science & Business Media, 2005.
- [62] F. Vinals, M. Puente, *Pericia Caligrafica Judicial. Practica, Casos y Modelos*, Segunda, Herder, 2006.
- [63] L. Wanling, L. Yaozhou, D. Daquan, Research on combination optimization of parameters and character choice for SVM based on simulated annealing and improved QPSO, *Appl. Mech. Mater.* (2014).
- [64] H. Wei, K. Chen, A. Nicolaou, M. Liwicki, R. Ingold, Investigation of feature selection for historical document layout analysis, in: *Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA)*, 2014 4th International Conference on, IEEE, 2014, pp. 1–6.
- [65] M.B. Yilmaz, B. Yanikoglu, Score level fusion of classifiers in off-line signature verification, *Inf. Fusion* 32 (2016) 109–119.
- [66] M.B. Yilmaz, B. Yanikoglu, C. Tirkaz, A. Kholmatov, Offline signature verification using classifier combination of HOG and LBP features, in: *Biometrics (IJCB)*, 2011 International Joint Conference on, IEEE, 2011, pp. 1–7.
- [67] T.Y. Zhang, C.Y. Suen, A fast parallel algorithm for thinning digital patterns, *Commun. ACM* 27 (3) (1984) 236–239.

Verónica Aubin is a full professor at the Department of Engineering and Technological Research, Universidad Nacional de La Matanza, Buenos Aires, Argentina. She obtained a Bachelor degree in Computer Science (1991) from Universidad de Buenos Aires, Argentina, and a M.Sc. degree in Computer Science (2013) from Universidad Nacional de La Matanza, Argentina. Currently, she is Ph.D. student at Universidad Complutense de Madrid, España. She is professor of Advanced Programming in Computer Science undergrade program of the Universidad Nacional de La Matanza. Her research interests are Biometrics, Handwritten Strokes Analysis and Computer Science Education.

Marco Mora is a full professor at the Department of Computer Science at the Universidad Católica del Maule, Talca, Chile. He is head and senior researcher of the Laboratory of Technological Research on Pattern Recognition (www.litrp.cl). He obtained a Bachelor degree in Electronics Engineering (1998), and a M.Sc. degree in Electrical Engineering (2004), both from Department of Electrical Engineering, Universidad de Concepción, Concepción, Chile. He obtained a Ph.D. in Computer Science from Polytechnical National Institute of Toulouse (INPT), University of Toulouse, Toulouse, France. He is professor of the Image Processing and Pattern Recognition courses in Master and Ph.D. programs of the Universidad Católica del Maule. His research interests are Digital Image Processing (multiplicative noise image processing, non-linear image registration, color images), Biometrics and Industrial Applications of Pattern Recognition.

Matilde Santos Peñas was born in Madrid, Spain. She received her B.Sc. and M.Sc. degrees in Physics (Computer Engineering) and her Ph.D. in Physics in 1994, from the University Complutense of Madrid (UCM). Since 1986 she has been with the Department of Computer Architecture and Systems Engineering at the UCM, where she currently is a Full Professor in System Engineering and Automatic Control. Her major research interests are: Intelligent Control (fuzzy and neuro-fuzzy), Signal Processing, Modelling and Simulation.

6.6. Off-line writer verification based on segments of handwritten strokes

6.6.1. Cita completa

Aubin, V., Mora, M., Santos, M., 2018. Off-line writer verification based on segments of handwritten strokes. *Pattern Recognition Letters* (submitted)

6.6.2. Resumen de la contribución

This paper a method for writer verification based on analysis of segments of handwritten strokes is presented. This work is inspired by the methodology used in forensic handwriting analysis. The contribution of this work is to show that the information contained in grapheme segments is sufficient for writer verification, in contrast with the usual approach that uses complete graphemes to obtain the writer's biometric information. In order to represent the information of the segments, 2 descriptors representative of the literature are used to describe handwritten strokes through texture. The first descriptor corresponds to the average of the gray levels on the perpendicular lines of the segment, and the second descriptor corresponds to the Local Binary Patterns of the segment. A semiautomatic procedure to extract the segments from the grapheme images is presented. From an image repository of 50 people, 10 samples of 6 different segments of each were extracted, resulting in a total of 3.000 images. A binary-output Support Vector Machine classifier for non-linearly separable data was used for each person's identity verification. Therefore, 50 classifiers were trained using 100 balanced datasets generated using sub-sampling of the majority class. Two types of cross validation, K-fold and Leave-one-out, were implemented to objectively evaluate the descriptor's performance. The results are encouraging. A hit rate of 98% in identity verification was obtained for the 6 segments studied.



Off-line writer verification based on segments of handwritten strokes

Verónica Aubin^{a,c}, Marco Mora^{b,**}, Matilde Santos-Peñas^c

^aDepartment of Engineering and Technological Research, Universidad Nacional de La Matanza, Florencio Varela 1903, San Justo B1754JEC, Argentina

^bLaboratory of Technological Research in Pattern Recognition, Universidad Católica del Maule, Avenida San Miguel 3605, Talca 3480112, Chile

^cDepartment of Computer Architecture and Systems Engineering, Universidad Complutense de Madrid, Calle del Prof. Jos G. Santesmases, 9, Madrid 28040, Spain

ABSTRACT

This paper a method for writer verification based on analysis of segments of handwritten strokes is presented. This work is inspired by the methodology used in forensic handwriting analysis. The contribution of this work is to show that the information contained in grapheme segments is sufficient for writer verification, in contrast with the usual approach that uses complete graphemes to obtain the writers biometric information. In order to represent the information of the segments, 2 descriptors representative of the literature are used to describe handwritten strokes through texture. The first descriptor corresponds to the average of the gray levels on the perpendicular lines of the segment, and the second descriptor corresponds to the Local Binary Patterns of the segment. A semiautomatic procedure to extract the segments from the grapheme images is presented. From an image repository of 50 people, 10 samples of 6 different segments of each were extracted, resulting in a total of 3.000 images. A binary-output Support Vector Machine classifier for non-linearly separable data was used for each person's identity verification. Therefore, 50 classifiers were trained using 100 balanced datasets generated using sub-sampling of the majority class. Two types of cross validation, K-fold and Leave-one-out, were implemented to objectively evaluate the descriptor's performance. The results are encouraging. A hit rate of 98% in identity verification was obtained for the 6 segments studied.

© 2018 Elsevier Ltd. All rights reserved.

1. Introduction

The analysis of handwritten strokes is an issue widely dealt with in the literature due to its multiple applications in the real world. Among them we can mention the classification of historical archives (Arabdjis et al., 2013; Papaodysseus et al., 2014), signature verification (Hafemann et al., 2015), studies on the relationship between writing and different neurological disorders (Smekal et al., 2013; Kotsavasiloglou et al., 2017), prediction of the writer's genre or age range (Siddiqi et al., 2015; Bouadjenek et al., 2016), security and access control (Horster, 2016; Vielhauer, 2005) and, relevant to this work, forensic writing analysis (Lewis, 2014).

The problem of the writer recognition of a text includes two different issues: the author's identification and verification

(Delac and Grgic, 2004). Verification takes place when it is demonstrated that the author of a document is who claims to be its writer, whereas identification consists in discovering who the writer of a certain document is from a group of known people. Recently, (Halder et al., 2016) presents a collection of different approaches to off-line writer identification and verification in handwritten texts, taking into account different characteristics and classification types in different languages and alphabets.

Among the recent works on writer verification based on the analysis of graphemes, we can mention: In (Abdi and Khe-makhem, 2015) an offline system is presented for the identification and verification of the Arabic text writer. The idea consists in using the beta-elliptic model to generate a synthetic codebook. The system is evaluated for 411 individual writers of the IFN/ENIT database, obtaining an error rate for the writer's verification of 2,1%. The technique presented in (Bensefia and Paquet, 2016) is based on a comparison between two strings or two words. This should be done by comparing their elemental components, two by two, ideally by comparing their

**Corresponding author: Dr. Marco Mora (marcomoracofre@gmail.com)
e-mail: veroaubin@gmail.com (Verónica Aubin), msantos@ucm.es (Matilde Santos-Peñas)

respective characters two by two. It uses Levenshtein's edition distance based on the Fisher-Wagner algorithm to estimate the cost of transforming one handwritten word into another. A segmentation module was developed to generate the graphemes of each word. This approach was evaluated with 100 writers from the IAM database. An 87% success was obtained, reaching 92% when 40 writers were used. For the writer's verification in (Bertolini et al., 2013), texture descriptors are used, both local Binary Patterns (LBP) and local phase quantification (LPQ). The system considers a scheme based on the dissimilarity representation and an SVM classifier. The approach proposed is capable of achieving hits of 99,4% in the BFL database and 99,6% in the IAM database using Texture (LPQ) features. A work closer to our proposal is (Okawa and Yoshida, 2017) which presents an offline writer verification system based on the expertise of forensic documents examiners. The system combines the shape and pen pressure information in several characters captured by a multiband image scanner. From the infrared images, the global pen pressure information is extracted from the first and second order texture statistics. The image repository used is made up of samples of 8 Japanese Kanji characters provided by 54 writers. An SVM classifier is used. The combination of the characteristics proposed (WDH, LDP-a e IR) resulted in a 1,3% average error rate. In a recent work of the authors of this article (Aubin and Mora, 2017), it was shown that it is possible to identify the writer of a stroke taking into account simple graphemes. The descriptor used corresponds to the relative position of the minimum gray level points within the stroke. An image repository was formed for 50 people, each of whom provided 50 samples of six different symbols. In order to test the descriptor's performance, a study was carried out using a multiclass classifier, based on a binary output SVM, trained with Cross Validation and considering the issue of class imbalance. It was discovered that, on average, the descriptor recognizes correctly the identity of 95% of the individuals.

The source that inspires this work corresponds to the methodology used in forensic handwriting analysis (Vinals and Puente, 2006). Actually, the essential ideas of this work are closely related to the problem forensic handwriting experts face in real life. The study of handwritten documents is comparative. This means that it is necessary to count with samples to use as reference in order to verify the writer's identity. In addition, the results of criminalistic examinations are negatively affected by the lack of sufficient samples for the comparison. Furthermore, writing is formed by lines that, together, form letters. Forensic handwriting experts divide these lines into segments or primitive strokes. Said strokes can be straight, curved or mixed, depending on the lines that form them. Moreover, curved strokes can be either concave or convex, depending on its opening direction. In handwriting, visible features (such as the shape of the letter) are easier to imitate. Thus, they are not useful for the comparison. Handwriting invisible features (pressure, direction, continuity) cannot be perceived by a forger and that is why they are difficult to copy and they provide relevant information for the comparison (Porwik et al., 2015).

Pressure is one of the features of handwriting that are taken into account for the comparison during an examination. This is

due to the fact that pressure is not only uniformly applied when forming strokes, but there are also particular variations that allow for the differentiation of the writer's identity. Many works that focus on the pressure of handwritten strokes are related to people recognition based on their signature (Plamondon and Lorette, 1989; Impedovo et al., 2014; Hafemann et al., 2015). It is very common in people recognition methods based on the stroke pressure, to use as recognition information the gray level of pixels with higher or lower pressure (usually, thresholds are calculated in the histogram of the grayscale image) An interesting idea is to use in a combined way both the gray level and the relative position of the pressure points that are characteristic within the stroke (Aubin and Mora, 2017). This notion makes it possible to add and represent in a more exact way the pattern of pressure of the stroke.

This paper proposes a new approach for writer verification based on forensic handwriting analysis. From the methodology used in those examinations, the following elements have been adopted to carry out this investigation: the use of samples as reference for identity verification, the division of the letter into strokes for its analysis and, finally, the use of pressure as the invisible feature to draw the comparison. The original idea of this work is to use constitutive curved segments of the letters for writer verification. No matter how small they can be, segments keep typical features of each individual. The division of the stroke into segments is interesting because it allows for a low dimensionality descriptor and to obtain many samples from a single grapheme. In order to obtain biometric information from the segments, 2 descriptors representative of the literature are considered: the average of the gray levels on the perpendicular lines (GLAPL) of the segment, and Local Binary Patterns (LBP) of the segment (Aubin et al., 2018). Furthermore, this paper presents a semiautomatic process to extract individual images of the segments from the scanned image of a document. In order to carry out the evaluation each segment was considered separately. A one-vs-all scheme consistent with the problem of identity verification was used, considering Support Vector Machine (SVM) binary classifiers. In order to test the classification robustness K-Fold and Leave-one-out Cross Validation were used. The evaluation of the segments gave as a result a high hit rate average.

The proposed writer verification method has several positive aspects. It can be used in the absence of the individual, it is low cost since it does not require special devices for the acquisition of data, segments can be represented with simple texture descriptors and several descriptors can be obtained from a single grapheme. The positive results of the experiments show that it is possible to obtain a high performance in identity verification through the analysis of curved segments.

This work is structured as follows. Section 2 describes the segment model and the texture descriptors adopted. Section 3 summarizes materials and methods. Section 4 shows the evaluation results. Finally, conclusions are presented in section 5.

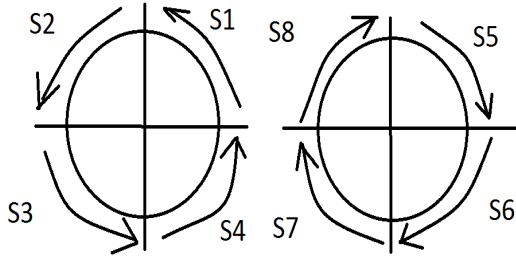


Fig. 1. Basic curved segments

2. Segments from characters and texture descriptors

2.1. Segments obtained from simple graphemes

In this approach, we propose to consider the four quadrants of a circle as the segments we will work with. For the sketch, they follow a clockwise and counterclockwise direction in order to cover all the movements of the hand. As a result, there are 8 defined curved segments (Figure 1). They have different curvatures and directions which make it possible to capture each person's typical writing features. For the sake of simplicity, in this work it is assumed that a grapheme is formed by one or more of these basic segments.

2.2. Descriptors proposed to represent the texture pattern

In this work, 2 descriptors are used to represent the biometric information of the segments. The first one is a recent development proposed in (Aubin et al., 2018), and corresponds to the Average of Gray Level of the Perpendicular Line (GLAPL) to the skeleton. This descriptor is considered since significant pressure variations, calculated by the level of gray of the image, take place along the stroke and not transversely.

The second descriptor considered is Local Binary Patterns (LBP). This descriptor is adopted for the quantitative comparison since it is a descriptor that also measures variability of the levels of gray in the stroke. Among those works where LBP takes part in writer identification and verification, we can mention: (Bertolini et al., 2013), where LBP was used in a comparative study with LPQ local phase quantization. In (Du et al., 2010) LBP features were extracted from the wavelet transform of the Chinese handwriting samples. (Nicolaou et al., 2015) presents the use of sparse radial sampling local binary patterns, a variant of local binary patterns (LBP) for text-as-texture classification.

2.3. Calculation of the descriptors on the segments

The calculation of the GLAPL and LBP descriptors begins with determining the morphological skeleton of the stroke. First, the original color image is turned into a grayscale image, considering channel V of the HSV model, as shown in figures 2(a) and 2(b). The grayscale image is automatically binarized through the well-known Otsu's method (Otsu, 1979). This results in a very precise segmentation of the stroke, as shown in

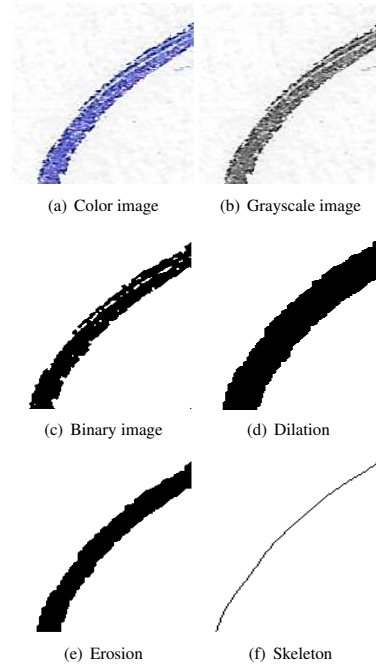


Fig. 2. Skeleton computation process

figure 2(c). The borders were softened through erosion and dilation (Baxes, 1994). This process can be observed in figures 2(d) and 2(e). Finally, the algorithm proposed in (Zhang and Suen, 1984) is used to calculate the skeleton. Said algorithm makes it possible to obtain a continuous line and a pixel thickness as shown in figure 2(f).

Once the stroke has been skeletonized, the perpendicular line to the skeleton was calculated for each point of it.

The average of gray level of the pixels located on the lines perpendicular to the skeleton GLALP was calculated, as can be seen in figure 3(a). Taking into account the average for each point of the skeleton, we obtained the descriptor signal 3(b).

In order to generate this descriptor, a rectified image of the surface of the stroke is built taking into account the direction of writing. The rectified image consists of a rectangular representation of the stroke ("the original stroke is stretched"). The columns of the rectified image correspond to the pixels of the perpendicular lines, as shown in figure 4. The central row of the rectified image corresponds to the skeleton of the stroke. After copying the pixels of the perpendicular lines, the rest of the pixels are filled in with black or white values. The traditional non-invariant-rotation LBP algorithm was adopted considering a neighborhood of 3×3 pixels.

The calculation of the LBP descriptor occurs at the same place where the GLAPL descriptor is calculated, as shown in figure 5. In order to make the calculation of both descriptors, the only pixels considered are those that belong to the stroke in

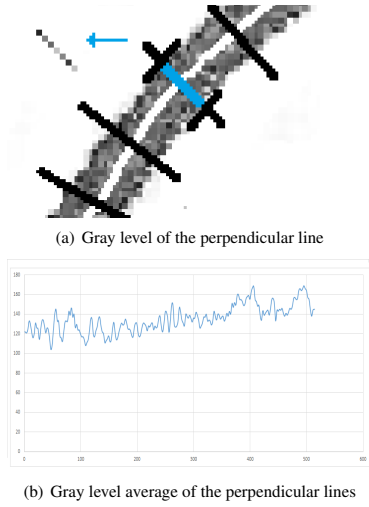


Fig. 3. Gray level average of the perpendicular lines descriptor

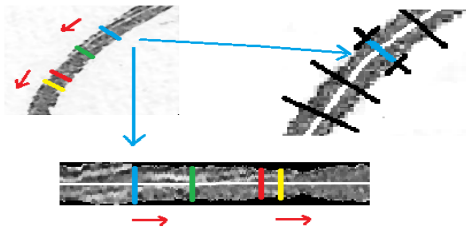


Fig. 4. Stroke surface rectification

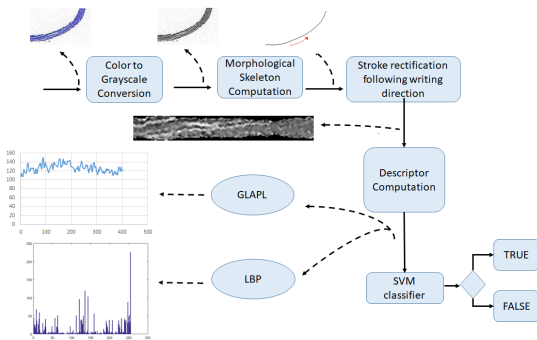


Fig. 5. Calculation of the descriptors

the rectified version (those extra pixels that were used to build the rectified stroke are not taken into account.

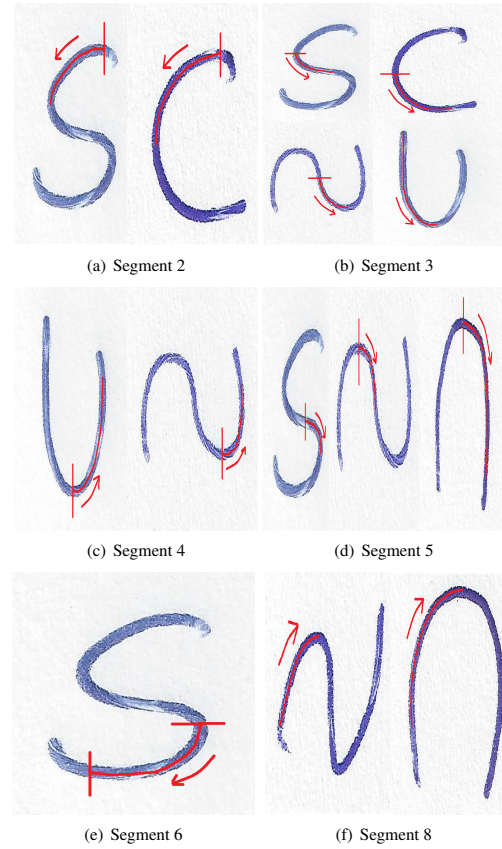


Fig. 6. Segments

3. Materials and methods

3.1. Image segment repository

In order to generate an image repository of segments¹, the database of simple graphemes used in (Aubin and Mora, 2017) was adopted. That database contains samples of the following symbols: “C”, “S”, “~”, “U”, and “∩”. There, 50 writers were considered with 10 samples per segment. From these graphemes, 6 basic segments were extracted, as detailed below.

Segment 2 can be found in “S” and “C” graphemes (Figure 6 (a)). Segment 3 can be found in “S”, “C”, “~”, and “U” graphemes (Figure 6 (b)). Segment 4 can be found in “U” and “~” graphemes (Figure 6 (c)). Segment 4 can be found in “U” and “~” graphemes (Figure 6 (c)). Segment 5 can be found in “S”, “~”, and “∩” symbols (Figure 6 (d)). Segment 6 is in “S” (Figure 6 (e)). Finally, segment 8 appears in “~” and “∩” (Figure 6 (f)).

¹Repository of simple grapheme segments is available for download in <http://www.litrp.cl/repository.html>.

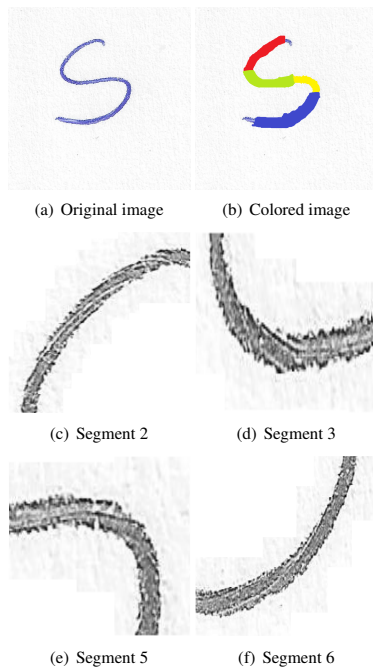


Fig. 7. Grapheme segmentation process

These parts of the stroke were semi-automatically extracted painting the segments and extracting the colored zone of the image. As an example, Figure 7 shows the extraction of all the possible segments from S grapheme.

It is important to mention that, in order to build the segments repository, the database of simple graphemes used in (Aubin and Mora, 2017; Aubin et al., 2018), with 1200 dpi, is considered. This is due to the fact that public text databases (IAM², RIMES³, CEDAR⁴, CVL⁵ have 300 dpi and this resolution is not sufficient to compute the GLAPL descriptor.

3.2. Classifier scheme

Support Vector Machine (SVM) binary classifiers have been used (Vapnik, 1995). Their training algorithm makes it possible to find the better hyperplane to separate two classes of data. This means that it exists a solution to the problem even when the data are non-linearly separable, known as kernel trick (Cruz et al., 2009; Gonzalez et al., 2017). SVMs have been successfully used for different pattern recognition problems and, in particular, for writer recognition based on handwritten text (Imdad et al., 2007; Christlein et al., 2017; Khan et al., 2012). People identity verification can be formulated as a multi-class classification problem, in which there is one class per person.

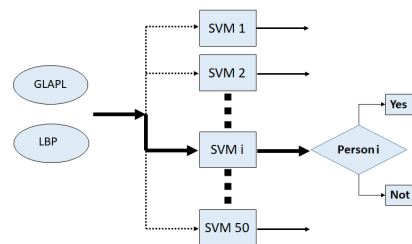


Fig. 8. SVM multi-class classifier

The multiclass classification can be carried out with a one-vs-all strategy, using as many binary classifiers as classes Rojas-Thomas et al. (2017). In this case, it means training a set of 50 binary SVMs to recognize the 50 people of the image repository (Figure 8).

As it is well known, the classification results are highly sensitive to SVM hyperparameters, namely, the sigma constant for the Radial Basis function Kernel and Box Constraint C. It has been proved that traditional optimization of a parameter grid, the use of Nelder-Mead's geometric search algorithm, and the Bayesian search, among others, do not show good results due to the cost function complexity (Hsu and Lin, 2002). In this research, the simulated annealing heuristic optimization algorithm has been adopted for the efficient search of hyperparameters during the SVM training (Lin et al., 2008; Liu et al., 2013; Wanling et al., 2014). This algorithm allows us to find an acceptable minimum in a reasonable run time to test the system.

3.3. SVM training scheme considering segments separately

For the one-vs-all classification, the training dataset of each classifier has 10 patterns of the target class and 490 samples of the others. This means a considerable class imbalance. For the appropriate training, balanced groups are generated through sub-sampling of the majority class (López et al., 2013). In particular, all the segments of the person at hand were considered; besides, 10 patterns of the same segment from the remaining people were randomly chosen. This results in balanced sets, with 20 samples, 10 for the target person and 10 for the other people.

To carry out the experiments, 100 balanced groups were considered. The average hit rate of all the balanced groups is reported as the global performance measurement.

Two types of cross validation were used to test the robustness of the classification system:

1. Scheme 1: K-Fold Cross-Validation. As there are 20 samples per balanced training set, 5 partitions were taken into account (K=5).
2. Scheme 2: Leave-one-out cross-validation (LOOCV). Data is separated in a way that each iteration results in only one sample for the test data and all the rest form the training set.

²<http://www.fki.inf.unibe.ch/databases/iam-handwriting-database>

³http://www.a2ialab.com/doku.php?id=rimes_database:start

⁴<http://www.cedar.buffalo.edu/Databases/CDROM1/>

⁵<http://www.iapr-tc11.org/mediawiki/index.php?title=CVL-Database>

Table 1. Results of the classification by individual segments

Segment	K-fold CV		LOOCV	
	GLAPL	LBP	GLAPL	LBP
S2	97,47%	96,47%	98,00%	97,62%
S3	96,92%	96,70%	97,48%	97,33%
S4	98,16%	96,02%	98,67%	96,86%
S5	97,83%	97,91%	98,11%	96,54%
S6	96,43%	95,94%	97,16%	96,05%
S8	96,80%	96,97%	97,65%	98,22%
Average	97,26%	96,61%	97,84%	97,10%
	96,94%		97,47%	
	97,20%			

Table 2. Summary of the state of the art on writer verification.

Study	Database	dpi	Writers	Hit Rate
Bertolini et al. (2013)	BFL	300	315	99
	IAM	300	650	99
Abdi and Khemakhem (2015)	IFN/ENIT	300	411	97
Bensefia and Paquet (2016)	IAM	300	100	87
			40	92
Okawa and Yoshida (2017)	Japanese Kanji characters	300	54	98.7
Aubin and Mora (2017)	C, ~, ∩, S, U	1200	50	95
Proposed Method:	Segments of C, ~, ∩, S, U	1200		
- K-fold-GLAPL			50	97,26
- K-fold-LBP			50	96,61
- LOOCV- GLAPL			50	97,85
- LOOCV- LBP			50	97,10

4. Results

50 SVM binary classifiers have been trained considering both the GLAPL and LBP descriptors in order to verify the identity of the 50 people of the repository. As it was mentioned in section 3.3, the SVM have been trained considering balanced datasets created through subsampling of the majority class. The performance measurement per person (per classifier) corresponds to the average of hits of the 100 balanced sets. The global performance measurement per segment corresponds to the average of the performance of the 50 people.

Table 1 shows the Hit-rate % of the global performance for each segment. The table rows present the results of the segments found in the repository, that is, segments S2, S3, S4, S5, S6 and S8 (segments S1 and S7 are not in the repository). The left side of the table shows the results for K-Fold Cross Validation (Scheme 1) and the left side, the results for LOOCV (Scheme 2). Each cross validation scheme considers the evaluation of both descriptors, GLAPL and LBP.

In Table 1, it can be observed that all segments contain similar biometric information. The Hit-Rate% is high, reaching an average of 97% for the 6 segments. The 2 cross validation schemes reach similar Hit-Rates %, LOOCV having slightly better results. From the experiments conducted, it can be concluded that, regardless of the texture descriptor and cross validation scheme adopted, the biometric information of a grapheme segment is sufficient to verify the writers identity, with high percentages of success.

4.1. Comparison with other authors

Table 2 summarizes recent papers on writer verification (these works have been discussed in the introduction section).

This table allows for a qualitative comparison of the following aspects: database, image resolution, number of writers and performance reached by the method. Results shown in the table correspond to the better performance obtained in said works. The last rows of the table belong to the approaches developed in this paper. As shown in Table 2, the images of our data repository are of a higher resolution than those mentioned in the comparison. This is due to the fact that the GLAPL descriptor of our methods needs greater detail in the stroke texture. However, obtaining images with the necessary resolution for our system does not represent a problem, since a conventional scanner can

reach said resolution (1200 dpi). It is important to highlight that our method is based on low cost and everyday use elements, in contrast to the method presented in (Okawa and Yoshida, 2017) that needs a multi-band scanner to obtain infrared images. Table 2 shows that using the method of grapheme segments results in reaching a performance that is better than the average of the reported works (Hit Rate 95%).

Furthermore, it can be observed that the performance obtained by the GLAPL descriptor is very similar to that obtained by the LBP descriptor. It can be concluded that regardless of the descriptor computed, the biometric information of the grapheme segments is sufficient to carry out the writers verification with a high percentage of success.

5. Conclusions and future work

This work proposes a method to verify the writers identity that consists in dividing graphemes into basic segments. A model of eight different curved segments is presented. Said segments can be used to build characters. Division into segments is interesting because it allows for the extraction of a higher number of features than those approaches that take into account a grapheme or the complete signature. Moreover, this set of features has low dimensionality which provides higher speed in the training of classifiers.

Two texture descriptors were used to represent the information in each segment, GLAPL and LBP. In order to conduct the experiments, a repository was formed with 50 people, with 6 segments per person and 10 samples per segment. The classifier used is made up of 50 binary-output SVMs. The classifiers were trained using balanced datasets and two types of Cross Validation, K-Fold and Leave-one-out.

An average hit rate of 97% was obtained for each of the 6 segments proposed. The positive results of the experiments show that it is possible to achieve great efficiency in the identity verification of writers through the analysis of segments.

As future work, we propose the use of segment extraction for text paragraphs databases. Furthermore, in order to develop an application, it is necessary to work on an algorithm to obtain the segments automatically.

Acknowledgment

The authors want to thank the Laboratory of Technological Research in Pattern Recognition of the Universidad Católica del Maule (www.litrp.cl), which provided a high performance computing server for experimentations. The authors are very grateful to Miss Bárbara Blautzik for her invaluable collaboration in editing of the paper.

References

- Abdi, M.N., Khemakhem, M., 2015. A model-based approach to offline text-independent arabic writer identification and verification. *Pattern Recognition* 48, 1890–1903.
- Arabadjis, D., Giannopoulos, F., Papaodysseus, C., Zannos, S., Rousopoulos, P., Panagopoulos, M., Blackwell, C., 2013. New mathematical and algorithmic schemes for pattern classification with application to the identification of writers of important ancient documents. *Pattern Recognition* 46, 2278–2296.
- Aubin, V., Mora, M., 2017. A new descriptor for person identity verification based on handwritten strokes off-line analysis. *Expert Systems with Applications* 89, 241–253.
- Aubin, V., Mora, M., Santos, M., 2018. Off-line writer verification based on simple graphemes. *Pattern Recognition* 79, 414–426.
- Baxes, G.A., 1994. *Digital image processing: principles and applications*. Wiley New York.
- Bensefia, A., Paquet, T., 2016. Writer verification based on a single handwriting word samples. *EURASIP Journal on Image and Video Processing* 2016, 34.
- Bertolini, D., Oliveira, L.S., Justino, E., Sabourin, R., 2013. Texture-based descriptors for writer identification and verification. *Expert Systems with Applications* 40, 2069–2080.
- Bouadjenek, N., Nemmour, H., Chibani, Y., 2016. Robust soft-biometrics prediction from off-line handwriting analysis. *Applied Soft Computing* 46, 980–990.
- Christlein, V., Bernecker, D., Höng, F., Maier, A., Angelopoulou, E., 2017. Writer identification using gmm supervectors and exemplar-svms. *Pattern Recognition* 63, 258–267.
- Cruz, J.M.d.l., Santos, M., Pajares, G., 2009. Máquinas de vectores soportes para clasificación. *Reverté*. chapter 16.
- Delac, K., Grgic, M., 2004. A survey of biometric recognition methods, in: *Electronics in Marine, 2004. Proceedings Elmar 2004. 46th International Symposium, IEEE*. pp. 184–193.
- Du, L., You, X., Xu, H., Gao, Z., Tang, Y., 2010. Wavelet domain local binary pattern features for writer identification, in: *Pattern Recognition (ICPR), 2010 20th International Conference on, IEEE*. pp. 3691–3694.
- Gonzalez, R., Barrientos, A., Toapanta, M., del Cerro, J., 2017. Application of support vector machines (svm) for clinical diagnosis of parkinson's disease and essential tremor. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial* 14, 394–405.
- Hafemann, L.G., Sabourin, R., Oliveira, L.S., 2015. Offline handwritten signature verification-literature review. *arXiv preprint arXiv:1507.07909*.
- Halder, C., Obaidullah, S.M., Roy, K., 2016. Offline writer identification and verification-a state-of-the-art, in: *Information Systems Design and Intelligent Applications*. Springer, pp. 153–163.
- Horster, P., 2016. *Communications and Multimedia Security II*. Springer.
- Hsu, C.W., Lin, C.J., 2002. A comparison of methods for multiclass support vector machines. *IEEE transactions on Neural Networks* 13, 415–425.
- Imdad, A., Bres, S., Eglin, V., Rivero-Moreno, C., Emptoz, H., 2007. Writer identification using steered hermite features and svm, in: *Document Analysis and Recognition, 2007. ICDAR 2007. Ninth International Conference on, IEEE*. pp. 839–843.
- Impedovo, D., Pirlo, G., Russo, M., 2014. Recent advances in offline signature identification, in: *2014 14th International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition*.
- Khan, N.M., Ksantini, R., Ahmad, I.S., Boufama, B., 2012. A novel svm+nda model for classification with an application to face recognition. *Pattern Recognition* 45, 66–79.
- Kotsavasiloglou, C., Kostikis, N., Hristu-Varsakelis, D., Arnaoutoglou, M., 2017. Machine learning-based classification of simple drawing movements in parkinson's disease. *Biomedical Signal Processing and Control* 31, 174–180.
- Lewis, J., 2014. *Forensic document examination: Fundamentals and current trends*. Elsevier.
- Lin, S.W., Lee, Z.J., Chen, S.C., Tseng, T.Y., 2008. Parameter determination of support vector machine and feature selection using simulated annealing approach. *Applied soft computing* 8, 1505–1512.
- Liu, J.p., Niu, D.x., Zhang, H.y., Wang, G.q., 2013. Forecasting of wind velocity: An improved svm algorithm combined with simulated annealing. *Journal of Central South University* 20, 451–456.
- López, V., Fernández, A., García, S., Palade, V., Herrera, F., 2013. An insight into classification with imbalanced data: Empirical results and current trends on using data intrinsic characteristics. *Information Sciences* 250, 113–141.
- Nicolaou, A., Bagdanov, A.D., Liwicki, M., Karatzas, D., 2015. Sparse radial sampling lbp for writer identification, in: *Document Analysis and Recognition (ICDAR), 2015 13th International Conference on, IEEE*. pp. 716–720.
- Okawa, M., Yoshida, K., 2017. Offline writer verification based on forensic expertise: Analyzing multiple characters by combining the shape and advanced pen pressure information. *Japanese Journal of Forensic Science and Technology*, 731.
- Otsu, N., 1979. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 9, 62–66.
- Papaodysseus, C., Rousopoulos, P., Giannopoulos, F., Zannos, S., Arabadjis, D., Panagopoulos, M., Kalfa, E., Blackwell, C., Tracy, S., 2014. Identifying the writer of ancient inscriptions and byzantine codices. a novel approach. *Computer Vision and Image Understanding* 121, 57–73.
- Plamondon, R., Lorette, G., 1989. Automatic signature verification and writer identification-the state of the art. *Pattern recognition* 22, 107–131.
- Porwik, P., Doroz, R., Oreczyk, T., 2015. The k-nn classifier and self-adaptive hotelling data reduction technique in handwritten signatures recognition. *Pattern Analysis and Applications* 18, 983–1001.
- Rojas-Thomas, J.C., Mora, M., Santos, M., 2017. Neural networks ensemble for automatic dna microarray spot classification. *Neural Computing and Applications*, 1–17.
- Siddiqi, I., Djeddi, C., Raza, A., Souici-Meslati, L., 2015. Automatic analysis of handwriting for gender classification. *Pattern Analysis and Applications* 18, 887–899.
- Smekal, Z., Mekyska, J., Rektorova, I., Faundez-Zanuy, M., 2013. Analysis of neurological disorders based on digital processing of speech and handwritten text, in: *Signals, Circuits and Systems (ISSCS), 2013 International Symposium on, IEEE*. pp. 1–6.
- Vapnik, V.N., 1995. *The nature of statistical learning theory*.
- Vielhauer, C., 2005. *Biometric user authentication for IT security: from fundamentals to handwriting*. volume 18. Springer Science & Business Media.
- Vinals, F., Puente, M., 2006. *Pericia Caligrafica Judicial, Practica, Casos y Modelos*. Segunda edicion ed., Herder.
- Wanling, L., Yaozhou, L., Daquan, D., 2014. Research on combination optimization of parameters and character choice for svm based on simulated annealing and improved qpso. *Applied Mechanics & Materials*.
- Zhang, T.Y., Suen, C.Y., 1984. A fast parallel algorithm for thinning digital patterns. *Communications of the ACM* 27, 236–239.