

# Una Revisión del Estado del Arte sobre Verificación *Off-Line* de Firmas Manuscritas

José Vélez, Ángel Sánchez

Departamento de Ciencias de la Computación  
Universidad Rey Juan Carlos, c/ Tulipán s/n  
28933 Móstoles, Spain  
{jose.velez, angel.sanchez}@urjc.es

**Resumen.** Este trabajo describe los avances realizados en la investigación sobre verificación automática *off-line* de firmas manuscritas, tanto a nivel de características discriminantes extraídas de la imagen de una firma como de las técnicas de clasificación utilizadas.

## 1 Introducción

La verificación de firmas manuscritas es una modalidad biométrica conductual que se ha abordado clásicamente dentro del área forense. Las primeras técnicas utilizadas se remontan a finales del siglo XIX, cuando este tipo de métodos renovó la investigación policial. Desde este punto de vista, las técnicas no han variado sustancialmente desde aquella época, y ni los modernos sistemas de microscopía, ni los progresos en computación han modificado en un grado perceptible sus procedimientos. El desarrollo de algoritmos para el tratamiento automático de firmas es un área relativamente reciente. Se inicia a comienzos de la década de 1970 con los primeros Sistemas de Visión Artificial y desde entonces es un área de investigación muy activa.

En este trabajo se revisan las técnicas de verificación automática *off-line* de firmas manuscritas. Como se puede comprobar, la actividad en esta área (motivada en gran medida por el interés que para la industria tiene) queda patente por la cantidad de trabajos que se publican cada año. Dado el carácter privado de las firmas, no existen bases de datos públicas para la comparación entre resultados de trabajos. Para solventar esta dificultad, y permitir comparar los métodos de verificación propuestos usando los mismos *datasets* de firmas, en el año 2004 se celebró la primera competición internacional de verificación de firmas SVC (*First International Signature Verification Competition*), la cual ha continuado realizándose periódicamente hasta la actualidad. Por otro lado, desde el trabajo de *survey* escrito por Leclerc y Plamondon en 1994 [1] (que a su vez se plantea como continuación de otro realizado por Plamondon y Lorette [2] en 1989), no aparecen en la literatura científica nuevos trabajos recopilatorios extensos y completos sobre las técnicas y clasificadores más actualmente usados para la verificación automática de firmas *off-line*. Nuestro artículo pretende contribuir a cubrir esta laguna.

## 2 Descripción de la problemática de la verificación de firmas

El problema de la verificación consiste en determinar el grado de similitud entre una firma de test presentada al sistema automático y otra forma firma modelo almacenada, con el fin de establecer si la firma a comprobar es auténtica o una falsificación. Como se enuncia en [3]: “en el problema de verificación de firmas se trata de maximizar las diferencias interpersonales y minimizar las diferencias intrapersonales”.

Los falsificadores, que pueden tratar de engañar a un sistema de este tipo, pueden catalogarse en dos grupos: los falsificadores entrenados y los no entrenados [1]. Los primeros, que conocen la firma de la persona que quieren suplantar, se entrenan en reproducir la firma y consiguen unas falsificaciones de gran calidad. Los segundos no sólo no están entrenados, sino que no han visto nunca la firma, por lo que su reproducción no guarda ningún parecido con la auténtica. Curiosamente, y en contra de lo que pudiese pensarse, a este segundo grupo de falsificadores corresponde el 95% del fraude existente en entidades bancarias en el mundo.

El proceso de captura de firmas puede realizarse de dos formas diferentes: *on-line* y *off-line* [1]. En el modo *on-line* la captura se realiza utilizando un dispositivo especial (una lápiz electrónico o una tableta gráfica especial) que recoge información dinámica del escritor durante la firma. Esta información incluye, además del grafismo, datos como presión, velocidad, puntos de inicio, direcciones de los trazos, inclinación, etc. Existen actualmente sistemas que realizan de forma eficiente reconocimiento y verificación utilizando esta información. Por otro lado, el método de captura *off-line* se basa en el escaneo de una firma, una vez realizada sobre un soporte ordinario (papel). En este caso, la información es mucho menor y la resolución espacial y radiométrica a la que se escanea influye en la verificación.

Además, en la formulación *off-line*, puede aparecer el problema de localizar y segmentar la firma en el documento. A su vez, la segmentación dentro de un documento presenta diferentes problemas: desconocimiento de la posición exacta, y existencia de ruido blanco y con estructura, etc.

## 3 Técnicas de verificación automática de firmas *off-line*

En esta sección se repasan los trabajos más relevantes que han aparecido en el campo de la segmentación y la verificación automática de firmas. Para ello se han realizado numerosas búsquedas en los principales foros especializados, entre los que podemos citar: el *International Workshop on Frontiers of Handwriting Recognition (IWFHR)*, la *International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, la *International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, así como en las revistas: *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence (IJPRAI)*, *Pattern Recognition* y *Pattern Recognition Letters*.

El desarrollo de sistemas informáticos para la verificación *off-line* de firmas se inicia con los trabajos de Nagel y Rosenfeld en 1973 [4][5]. La gran mayoría de los trabajos se refieren a firmas occidentales, aunque también hay trabajos sobre firmas en el mundo árabe [6] y oriental [7][8][9]. Desde entonces, periódicamente, han ido

apareciendo algunos trabajos recopilatorios sobre el estado del arte del tratamiento automático de firmas manuscritas, como: [2] [1] [10] [11] [12] [13] [14] [15][16].

### 3.1 Tipología de los trabajos sobre verificación *off-line* de firmas

En general, los trabajos se enfocan desde una perspectiva grafométrica [12], es decir se intenta realizar la verificación realizando diversas medidas sobre la imagen de la firma. Una diferencia con los trabajos anteriores a la aparición del ordenador estriba en el aumento de complejidad de las medidas que el ordenador permite realizar. Los trabajos podemos englobarlos en dos categorías principales:

- Aquéllos que aportan alguna característica discriminante novedosa que puede utilizarse para el problema de la verificación. En estos trabajos se deja en segundo plano el tipo de clasificador utilizado. En los primeros trabajos las características discriminantes se asimilaban del enfoque clásico de la grafoscopia, pero con el tiempo han aparecido características novedosas generalmente dependientes de las posibilidades introducidas por el tratamiento informático de las imágenes y el incremento en capacidad de cómputo de los ordenadores.
- Aquéllos en los que el clasificador usado es la novedad. En estos casos suele justificarse que el clasificador mejora los resultados obtenidos por características discriminantes propuestas por otros autores, o bien que el clasificador en sí mismo posibilita un análisis directo de la firma que no precisa de otras características.

Por supuesto, también encontramos trabajos mixtos en los que se combinan nuevas características con el uso de clasificadores novedosos.

#### Características discriminantes usadas para la verificación de firmas *off-line*

La extracción de características sobre la imagen de la firma sigue un enfoque clásico de Visión Artificial [17]. En este caso, tras las etapas de captura, preproceso y segmentación se realiza una extracción de características discriminantes que se utilizan para clasificar el objeto (en este caso para verificar la firma). Diferentes autores suelen clasificar las características discriminantes utilizadas en el proceso de verificación de diferentes maneras. Inicialmente, en un trabajo de 1936, Locard [18] las clasificó en estáticas y pseudo-dinámicas, según utilicen información estática de la imagen o traten de hallar la dinámica del proceso de firmado subyacente. Esta clasificación es retomada por Hou y otros [16] en un trabajo del 2004. En 1991, S. Lee y J.C. Pan [19] citan tres tipos de características: las globales, que se basan en el estudio de cada píxel de la imagen por separado, las estadísticas, basadas en el estudio de las distribuciones de los píxeles de la firma, y las geométrico-topológicas, que describen las formas interiores a una firma. En 2004, Fierrez y otros [15], clasifican las características discriminantes en dos grupos: características globales (global u *holistic*) que utilizan la imagen de la firma en conjunto y características locales (local o *grid*), que se basan en el estudio de zonas o partes específicas de la firma.

A continuación, se recogen las principales características globales que se repiten en la literatura para el caso de la verificación *off-line*. En general, se hace referencia a los

principales trabajos en las que aparecen, aunque en algunos casos se hace referencia también a trabajos recopilatorios. Las características consideradas son:

- Proporciones de la firma (*aspect ratio*) mediante la medida de la caja que contiene la firma (*bounding box*) [20][21][6].
- Centros de gravedad y otros momentos medidos sobre las proyecciones de la firma sobre los ejes horizontales y verticales [22][21][6].
- Línea base global (*global baseline*) y límites superior e inferior de la firma [23][6].
- Número de bucles, puntos de cruce y puntos extremos en la firma [24][25].
- Medidas sobre diferentes tipos de envolventes de la firma (*envelope*) [22][23].
- Estimaciones del ángulo de la línea base de la firma (*slope*) mediante los ejes de inercia [15][26].
- Estimación del ángulo de inclinación de sus trazos (*slant*) [20][23][6].
- Área de los píxeles activos [23][27][28], a menudo normalizados respecto al área de la envolvente de la firma y utilizando el esqueleto para ser invariantes al grosor del elemento de escritura usado para firmar.
- Número de componentes de la firma [20][27], mediante el análisis de las componentes conexas de la imagen.
- Características basadas en *wavelets* sobre la imagen de la firma [28][23].
- Una última característica global que se utiliza frecuentemente es la propia imagen de la firma, o una imagen escalada de ella a una resolución menor [25] [29] [30].

Por otro lado, entre las características locales que encontramos en la literatura abundan variantes de las globales, aplicadas sobre regiones acotadas de la firma, como ventanas (verticales u horizontales) o celdas [23]. También se encuentran características locales que no derivan de otras globales, entre ellas podemos destacar:

- Densidades por celdas o regiones de la imagen [23][31].
- Medidas locales de orientación de trazos [32][33].
- Ángulo predominante de situación de píxeles por ventanas [32].
- Análisis local de una retícula situada sobre la firma mediante unos artefactos matemáticos llamados Distribuciones de Tamaño Granulométrico (*Granulometric Size Distributions*) [34] que, basados en morfología matemática, permiten obtener una descripción vectorial de cada punto de la retícula.
- Características pseudo-dinámicas como la presión obtenida por equivalencia con la intensidad de la luminosidad del trazo en imágenes en niveles de gris [35], o una reconstrucción de la dinámica del trazado [33].

### **Clasificadores utilizados en el problema de la verificación de firmas *off-line***

Es un hecho que, al poco tiempo de la aparición de un nuevo tipo de clasificador, algún grupo de investigación lo prueba para el problema de verificación automática de firmas. Así se encuentran trabajos que utilizan las Redes Neuronales, las Máquinas de Vectores de Soporte, los Métodos de Ajuste Elástico, los Modelos Ocultos de Markov o los Clasificadores Difusos, entre otros. En la Tabla 1 se muestran algunos trabajos que utilizan estos clasificadores.

**Tabla 1.** Algunos tipos de clasificadores utilizados para la verificación *off-line* de firmas y trabajos representativos.

Tipo de clasificador	Trabajos referenciados
Redes Neuronales (NN)	[36][22][25]
Máquinas de Vectores Soporte (SVM)	[8][37]
Ajuste Elástico ( <i>Elastic Matching</i> )	[38][39][40]
Modelos Ocultos de Markov (HMM)	[41][42][37]
Clasificadores Difusos	[43][6][44]
Redes Bayesianas	[45]

### 3.2 Descripción de algunos trabajos relevantes en el problema de verificación automática de firmas *off-line*

Aunque han sido muchos los artículos revisados, en los siguientes puntos se describen brevemente algunos de los más significativos tanto por el método que describen como por los problemas que abordan:

- M. Ammar y otros [20] proponen en un trabajo de 1990 un análisis de la firma basado en características globales y en un análisis local que da lugar a una representación en árbol de varios elementos constituyentes (*Global Descriptor String* o GDS). Desafortunadamente, en su trabajo no realizan pruebas experimentales de verificación.
- S. Lee y J.C. Pan [19] proponen una representación de la firma basada en una serie de elementos que simulan el proceso humano de generación de trazos (*strokes*). En el trabajo se exponen 7 reglas heurísticas que se siguen a la hora de construir el trazado de la firma. En este trabajo tampoco se ofrecen resultados experimentales.
- Qi y Hunt [23] comparan un conjunto de características geométricas con el estudio de las características obtenidas al superponer una rejilla (*grid*) a la firma y realizar el análisis los bordes de cada celda de la rejilla para obtener un código binario descriptor. Debido a que el uso directo de la distancia euclídea entre los patrones así obtenidos no da resultados satisfactorios, se utiliza un proceso de ajuste previo entre los patrones de características basado en técnicas de programación dinámica. Los porcentajes de error que postula son muy bajos, pero en los experimentos no se aprecia una clara separación entre las etapas de aprendizaje y de test.
- R. Bajaj y S. Chaudhury [22] construyen un sistema basado en dos tipos de características discriminantes: momentos y envolventes superior e inferior. Utilizan redes de neuronas de tipo *feed-forward* para clasificar. Para una base de datos de 10 individuos (15 firmas por sujeto), usando 5 muestras para el aprendizaje de cada individuo, tienen un FRR del 1% y un FAR del 3% para falsificaciones aleatorias.
- B. Fang y su equipo [46][39] abordan el problema de los falsificadores habilidosos utilizando una aproximación basada en el conocimiento de expertos humanos. Como las falsificaciones son menos suaves y naturales que las firmas genuinas, construyen un índice de suavidad para su estudio. En este trabajo se justifica no poder ofrecer una distinción entre FRR y FAR debido al reducido tamaño de la muestra y sólo se ofrece un 17.4% de error medio en la verificación.

- También en 1999, V. E. Ramesh y otros [21] construyen un sistema que funciona con firmas escaneadas a 72 DPIs. El enfoque se basa en características discriminantes globales, en características de tipo *grid* y en características obtenidas mediante un análisis de *wavelets*. En este trabajo, los autores ensayan diferentes tipos de clasificadores. Utilizando el mejor de ellos, 15 firmas de cada individuo para entrenar y falsificaciones de las firmas para entrenar los rechazos, obtienen un 10% de FRR, un 2% de FAR para las falsificaciones simples y un 30% para las falsificaciones habilidosas.
- Y. Mizukami y otros [47] abordan el problema de usar pocos ejemplares para el entrenamiento (usan uno para aprendizaje y otro para determinar un umbral de rechazo). Su enfoque se basa en la comparación de imágenes utilizando funciones de desplazamiento. Sus resultados (24% de error medio) son muy buenos teniendo en cuenta que trata la problemática de los falsificadores habilidosos. Sus pruebas se realizan sobre firmas japonesas, que al ser tan diferentes a las firmas occidentales hace que sus resultados sean difíciles de comparar con otros.
- K. Huang y H. Yan [27] estudian la firma descomponiéndola en los trazos que aparentemente la componen (mediante fronteras direccionales) y ordenando los trazos en una posible secuencia temporal. Posteriormente, para verificar una firma, estudian la correspondencia entre los modelos de firma que han obtenido mediante un procedimiento que denominan “ajuste por relajación” (*relaxation matching*).
- X. Xiao y G. Leedham [45] proponen el uso de una red bayesiana para tratar el problema de la desaparición de las características discriminantes que ocurre al comparar las envolventes de la firma como método de verificación. Para sus experimentos crean una muestra de 8 individuos con entre 10 y 20 firmas por cada uno. Utilizando el 60% de la muestra para el aprendizaje se obtienen unos resultados para el FRR del 20% y para el FAR (falsificaciones aleatorias) del 14%.
- En 2002 B. Fang y otros [39] abordan la problemática de la dificultad de obtener múltiples firmas por cada individuo. En este caso, intentan utilizar técnicas de ajuste elástico (*elastic matching*) para generar nueva muestra modificando la existente. Además, utilizan ventanas verticales y horizontales para obtener ciertas medidas en las transiciones de píxeles blancos a negros que usan como características discriminantes. Este trabajo encuentra precedente en uno de Oliveira y otros [48], aunque en aquél se centran en la generación de la muestra y no se realiza ningún experimento de verificación. Utilizando 23 firmas de cada individuo para generar 529 muestras de aprendizaje por individuo se consiguen unos resultados del 14% de error medio (de nuevo, justificando que no se puede obtener una distinción entre FRR y FAR).
- En 2005 X. G. You y otros [38] utilizan la distancia entre los puntos localizados en dos modelos elásticos realizados sobre las firmas a comparar, atacando el problema de la imposibilidad de utilizar varias firmas y el de los falsificadores habilidosos a la vez. En este trabajo utilizan sólo 4 muestras por individuo durante la fase de aprendizaje, una para el modelo y 3 para determinar los umbrales de rechazo. Sus resultados fueron de un 18.6% de EER.
- G. Rigoll y A. Kosmala [31], y después E. Justino, Bortolozzi y R. Sabourin [41][50][32], han estudiado el problema utilizando: una segmentación de la firma en celdas, la obtención de una cadena de símbolos y el posterior uso de HMM como clasificador. Las características que se utilizan para cada celda en estos

trabajos son: la densidad de los píxeles negros [31], el ESC (*Extended Shadow Code*) de R. Sabourin [51] y el ángulo predominante [32]. En 2005, Justino y otros [37] comparan, en un trabajo que destaca por el impecable proceso de recolección de muestra y la experimentación, el uso de SVM y HMM para diferentes características extraídas sobre un *grid*. Es importante señalar que éste es uno de los pocos trabajos en los que se señala que utilizan una muestra para diseñar el sistema y otra diferente para realizar el test. Además, se realizan diferentes pruebas con un número creciente de ejemplares para el aprendizaje.

- En un trabajo de 2007, A. Piyush y A. N. Rajagopalan [40] verifican firmas mediante la comparación de las proyecciones verticales utilizando una variación de la técnica *Dynamic Time Warping* (DTW) que se basa en programación dinámica, por lo que también se le conoce como *Dynamic Programming Matching*. Esta técnica se usa ampliamente para alinear secuencias de manera óptima, en el sentido de minimizar la distancia entre dos secuencias de características discriminantes de diferente longitud. Los resultados que reportan son de un FRR del 2% y un FAR del 0% para falsificadores aleatorios cuando sólo trata de distinguir entre ambos. Cuando se consideran las falsificaciones habilidosas reportan un FRR del 25%, y un FAR del 0% para los aleatorios y de un 20% para los habilidosos.
- En otro trabajo de 2007, Yu Quiao y otros [52] proponen un enfoque basado en la combinación de modelos *on-line* para el aprendizaje y de verificación *off-line*. En su trabajo se utiliza la técnica de *Conditional Random Fields* (CRF) para encontrar la correspondencia entre la firma *on-line* y la imagen *on-line*. Tras esto se obtiene una trayectoria que, una vez alineada utilizando DTW, se compara con las trayectorias *on-line* almacenadas para ese individuo. En sus experimentos utilizan la base de datos de la competición de verificación de firmas del año 2004 (SVC 2004), la cual consta de firmas inglesas y chinas. Emplean 10 firmas *on-line* de cada individuo para el aprendizaje, otras 10 *on-line* se convierten a *off-line* y se utilizan para el test y también se hace lo mismo con 20 falsificaciones simuladas. Sus resultados arrojan un 7.3% de ERR, aunque no detallan qué porcentaje corresponde a firmas chinas y cuál a firmas inglesas.

Se puede resumir que el FAR obtenido para las falsificaciones aleatorias ronda el 0% y el FRR varía entre el 0% y el 25%. Sin embargo, debe tenerse en cuenta que no se ha encontrado ningún trabajo en el cual sólo se utilice una única muestra durante la fase de aprendizaje. Además, cuando el número de ejemplares utilizados en el aprendizaje se reduce, el error crece de forma importante. En cuanto al FAR frente a falsificadores habilidosos, debe señalarse que normalmente es muy alto (superior al 30%). Cuando este error es bajo se debe a que se entrena con las falsificaciones, cosa que en un sistema real no sería normalmente posible.

Por otro lado, respecto a la metodología observada en estos trabajos, se debe señalar que pocos separan la muestra que se utiliza para diseñar el sistema de la muestra que se utiliza para probarlo. Esto puede restar validez a los resultados ya que los algoritmos que se diseñan podrían estar adaptados a las particularidades de la muestra de test que se utiliza.

Con respecto a los conjuntos de entrenamiento y de test utilizados se debe señalar la completa falta de homogeneidad. Cada autor utiliza una muestra propia que luego no hace pública. Además, la muestra que utilizan casi siempre se concentra en tomas

de una sola sesión para cada individuo. En ninguno de los casos se realizan capturas de muestra a un mismo individuo a lo largo de diferentes años.

En muchos casos, para la verificación de firmas se requiere una etapa de segmentación de las mismas en los documentos que las contienen (p. ej. en cheques bancarios). Se mencionan algunos trabajos que abordan esta problemática: Hobby [53], Lamarche y Plamondon [54], Larrea y otros [55], Madasu y Novell [56], entre otros autores. Por último, se presenta en la Tabla 2 una comparativa de trabajos en cuanto a errores de clasificación y número de ejemplares del aprendizaje.

**Tabla 2.** Comparativa de trabajos sobre verificación *off-line* que consideran falsificaciones aleatorias.

<b>Autores</b>	<b>FRR</b>	<b>FAR</b>	<b>Firmas entren.</b>	<b>Descripción método</b>
Bajaj et al (1997)	1%	3%	5	Características discriminantes
Ramesh et al (1999)	10%	2%	15	Caract. Discrim. globales + <i>grid</i> + <i>wavelets</i> + 72 DPIs
Xiao et al (2002)	20%	14%	6-12	Redes Bayesianas
Vélez et al (2003)	24%	24%	1	Redes de Compresión
Justino et al (2005a)	25%	27%	5	HMM
Justino et al (2005b)	30%	0%	5	SVM
Piyush et al (2007)	25%	0%	10	<i>Dynamic Time Warping</i>
Vélez et al (2007)	12%	12%	1	<i>Snakes</i>

## 4 Conclusión

En este trabajo se ha realizado una descripción del problema de la verificación de firmas *off-line*. Asimismo, se ha presentado un estado del arte actualizado respecto al problema de la verificación de firmas *off-line* en su conjunto.

## Referencias

1. Leclerc, F., Plamondon, R.: Automatic signature verification the state of the art 1989-1993, IJPRAI 8 (1994) 643-660
2. Plamondon, R., Lorette, G.: Automatic signature verification and writer detection: the state of the art", Pattern Recognition 22 (1989) 107-131
3. Justino, E., et al.: The Interpersonal and Intrapersonal Variability Influences of Off-Line Signature Verification using HMM, Proc. XV SIBGRAPI (2002)
4. Nagel, R.N.: Computer screening of handwritten signatures: a proposal, Computer Science Centre. University of Maryland, TR-220 (1973)
5. R.N. Nagel, A. Rosenfeld, "Steps towards handwritten signature verification", Proc. 1st Intl. Joint Conf. on Pattern Recognition (1973) 59-65
6. Ismail, M.A., Gad, S.: Off-line Arabic signature recognition and verification, Pattern Recognition 33 (2000) 1727-1740

7. Ammar, M.; Identification of fraudulent Japanese signatures from actual handwritten documents: a case study, Proc. IWFHR (1991) 369-374
8. Lv, H., Wang, W.Y. Wang, C., Zhuo, Q.: Off-line Chinese signature verification based on Support Vector Machines, Pattern Recognition Letters 26 (2005) 2390-2399
9. Yoshimura, I., Yoshimura, M.: Off-line verification of Japanese signature after elimination of background patterns, IJPRAI 8 (1994) 693-708
10. Pirlo, G.: Algorithms for Signature Verification, In: Fundamentals in Handwriting Recognition, Springer (1994) 435-454
11. Impedovo, S., Dimauro, G., Pirlo, G.: Algorithms for Automatic Signature Verification, Handbook of Character Recognition and Document Image Analysis, (1997) 605-621
12. Sabourin, R.: Off-line signature verification: Recent advances and perspectives, Proc. First Brazilian Symp. on Document Image Analysis (1997) 84-98
13. Plamondon, R., Srihari, S.N.: On-line and off-line handwriting recognition: A comprehensive survey, IEEE Trans. PAMI 22 (2000) 63-84
14. Impedovo, S., et al.: Recent Advances in Automatic Signature Verification, Proc. IWFHR (2004) 179-184
15. Fierrez, J., Ortega, J., González, J.: Reconocimiento de firma escrita (in Spanish), In: Tecnologías biométricas aplicadas a la seguridad, Ra-Ma, (2004) 201-222
16. Hou, W., Ye, X., Wang, K.: A Survey of Off-Line Signature Verification, Proc. Intl. Conf. on Intelligent Mechatronics and Automation (2004) 536-541
17. Gonzalez, R.C., Woods, R.E.: Digital Image Processing (3<sup>rd</sup> Ed.), Addison-Wesley (2007)
18. Locard, E., Traité de criminalistique, Payot (1932)
19. Lee, S., Pan, J.C.: Offline tracing and representation of signatures, Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (1991) 679-680
20. Ammar, M., Yoshida, Y., Fukumura, T.: Structural description and classification of signature images, Pattern Recognition 23 (1990) 697-710
21. Ramesh, V. E., Narasimha Murty, M.: Off-line signature verification using genetically optimized weighted features, Pattern Recognition 32 (1999) 217-233
22. Bajaj, R., Chaudhury, S.: Signature verification using multiple neural classifiers, Pattern Recognition 30 (1997) 1-7
23. Qi, Y., Hunt, B.: Signature verification using global and grid features, Pattern Recognition 27 (1994) 1621-1629
24. Papamarkos, N., Baltzakis, H.: Off-line signature verification using multiple neural network classification structures", Proc. IEEE Intl. Conf. Digital Signal Processing (1997) 727-730
25. Baltzakis, H., Papamarkos, N.: A new signature verification technique based on a two-stage neural network classifier, EAAI 14, (2001) 95-103
26. Kalera, M.K., Srihari, S., Xu, A.: Off-line signature verification and identification using distance statistics, IJPRAI 18 (2004) 1339-1360
27. Huang, K., Yan, H.: Off-line signature verification using structural feature correspondence, Pattern Recognition 35 (2002) 2467-2477
28. Deng, P.S., Liao, H.Y.M., Ho, C.W., Tyan, H.R.: Wavelet based off line handwritten signature verification, Computer Vision and Image Understanding, 76 (1999) 173-190
29. Barua, S.: Neural Networks applied to computer security, Proc. SPIE (1992) 735-742
30. Frías-Martínez, E., Sánchez, A., Vélez, J.F. : Support vector machines versus multi-layer perceptrons for efficient off-line signature recognition", EAAI 19 (2006) 693-704
31. Rigoll, G., Kosmala, A.: Systematic Comparison between On-Line and Off-Line Methods for Signature Verification with Hidden Markov Models, Proc. ICPR (1998) 1755-1757
32. Justino, E., Yacoubi, E., Bortolozzi, F., Sabourin, R.: An off-Line signature verification system using HMM and graphometric features, Proc. Intl. Conf. DAS (2000) 211-222
33. Huang, K., Yan, H.: Off-line signature verification based on geometric feature extraction and neural network classification, Pattern Recognition 30 (1997) 9-17

34. Sabourin, R., Genest, G., Preteux, F.J.: Off-line signature verification by local granulometric size distributions", *IEEE Trans. PAMI* 19 (1997) 976-988
35. Ammar, M., Yoshida, Y., Fukumura, T.: A New Effective Approach for Off-line Verification of Signatures by Using Pressure Features, *Proc. ICPR* (1986) 566-569
36. Cardot, H., et al.: An artificial neural network architecture for handwritten signature authentication, *Proc. of the SPIE, Applications Artificial Neural Networks II* (1993) 633-644
37. Justino, E., Bortolozzi, F., Sabourin, R.: A comparison of SVM and HMM classifiers in the off-line signature verification, *Pattern Recognition* 26 (2005) 1377-1385
38. You, X.G., Fang, B., He, Z.Y., Tang, Y.Y. Similarity measurement for off-line signature verification, In: *Advances In Intelligent Computing, LNCS 3644, Springer* (2005) 272-281
39. Fang, B. et al.: Offline signature verification with generated training samples, *IEE Proc. Vision, Image and Signal Processing* 149 (2002) 85-90
40. Piyush Shanker, A., Rajagopalan, A.N.: Off-line signature verification using DTW, *Pattern Recognition Letters* 28 (2007) 1407-1414
41. Justino, E., Yacoubi, A. el, Bortolozzi, F., Sabourin, R.: An Off-Line Signature Verification System Using Hidden Markov Model and Cross-Validation, *Proc. ICDAR* (2000) 859-869
42. Coetzer, J., Herbst, B.M., Preez, J.A. du: Offline Signature Verification Using the Discrete Radon Transform and a Hidden Markov Model, *EURASIP Journal on Applied Signal Processing* 4 (2003) 559-571
43. Woo, Y.W., Han S., Jang, K.S.: Off-Line Signature Verification based on Directional Gradient Spectrum and a Fuzzy Classifier, *LNCS 4319, Springer* (2006) 1018-1029
44. Hanmandlu, M., Hafizuddin, M., Yusof, M., Madasu, V.K.: Off-line signature verification and forgery detection using fuzzy modelling, *Pattern Recognition* 38 (2005) 341-356
45. Xiao, X., Leedham, G.: Signature verification using a modified Bayesian network, *Pattern Recognition* 35 (2002) 983-995
46. Fang, B., et al.: A smoothness index based approach for off-line signature verification, *Proc. ICDAR* (1999) 785-787
47. Mizukami, Y., et al.: An off-line signature verification system using an extracted displacement function, *Pattern Recognition Letters* 23 (2002) 1569-1577
48. Oliveira, R., Kaestner, C., Bortolozzi, F., Sabourini, R.: Generation of signatures by deformations, *Proc. BSDIA* (1997) 283-298
49. Fang, B., et al.: Off-line signature verification by the tracking of feature and stroke positions", *Pattern Recognition* 36 (2003) 91-101
50. Justino, E., Bortolozzi, F., Sabourin, R.: Off-line signature verification using HMM for random, simple and skilled forgeries, *Proc. ICDAR* (2001) 1031-1034
51. Sabourin, R., Cheriet, M., Genest, G.: An extended shadow-code based approach for offline signature verification, *Proc. DAS* (1993) 1-5
52. Qiao, Y., Liu, J., Tang, X.: Offline Signature Verification Using Online Handwriting Registration", *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, (2007) 1-8
53. Hobby, J.D.: Using Shape and layout information to find signatures, text, and graphics, *Computer Vision and Image Understanding* 80 (2000) 88-110
54. Lamarche, F., Plamondon, R.: Segmentation and feature extraction of handwritten signature patterns", *Proc. ICPR* (1984) 756-759
55. Larrea, S., et al.: Eliminación del fondo de un cheque bancario (in Spanish), *Proc. Terceras Jornadas de Reconocimiento Biométrico de Personas* (2006)
56. Madasu, V.K., Lovell, B.C.: Automatic Extraction of Signatures from Bank Cheques and other Documents, *Proc. DICTA* (2003) 591-600