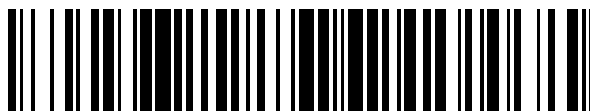


19



OFICINA ESPAÑOLA DE
PATENTES Y MARCAS

ESPAÑA



11 Número de publicación: **2 741 773**

51 Int. Cl.:

G07D 7/00 (2006.01)

G07D 7/20 (2006.01)

12

TRADUCCIÓN DE PATENTE EUROPEA

T3

86 Fecha de presentación y número de la solicitud internacional: **04.02.2014 PCT/IB2014/058776**

87 Fecha y número de publicación internacional: **07.08.2014 WO14118763**

96 Fecha de presentación y número de la solicitud europea: **04.02.2014 E 14706112 (1)**

97 Fecha y número de publicación de la concesión europea: **24.07.2019 EP 2951791**

54 Título: **Autenticación de documentos de seguridad y dispositivo móvil para llevar a cabo la autenticación**

30 Prioridad:

04.02.2013 EP 13153923

45 Fecha de publicación y mención en BOPI de la traducción de la patente:

12.02.2020

73 Titular/es:

**KBA-NOTASYS SA (100.0%)
PO Box 347 55, Avenue du Grey
1000 Lausanne 22, CH**

72 Inventor/es:

**LOHWEG, VOLKER;
HOFFMANN, JAN, LEIF;
DÖRKSEN, HELENE;
HILDEBRAND, ROLAND;
GILLICH, EUGEN;
HOFMANN, JÜRIG y
SCHAEBE, JOHANNES, GEORG**

74 Agente/Representante:

ELZABURU, S.L.P

ES 2 741 773 T3

Aviso: En el plazo de nueve meses a contar desde la fecha de publicación en el Boletín Europeo de Patentes, de la mención de concesión de la patente europea, cualquier persona podrá oponerse ante la Oficina Europea de Patentes a la patente concedida. La oposición deberá formularse por escrito y estar motivada; sólo se considerará como formulada una vez que se haya realizado el pago de la tasa de oposición (art. 99.1 del Convenio sobre Concesión de Patentes Europeas).

DESCRIPCIÓN

Autenticación de documentos de seguridad y dispositivo móvil para llevar a cabo la autenticación

1. INTRODUCCIÓN

5 El mantenimiento de la confianza en los documentos de seguridad, especialmente billetes, es y sigue siendo una gran preocupación para los bancos emisores con el fin de mantener la estabilidad de la economía en todo el mundo. Un enfoque particularmente adecuado para la autenticación de billetes se basa en el denominado enfoque *Sound-of-Intaglio*[™] [1], [2] (consultar también la Publicación de Patente Internacional N° WO 2008/146262 A2), que se centra en el análisis de las características intrínsecas producidas por impresión de huecograbado (la denominación *Sound-of-Intaglio*[™] es una marca comercial de KBA-NotaSys SA). El resultado es un algoritmo universal, basado en el procesamiento de imágenes y en el reconocimiento de patrones que detecta la información intrínseca para distinguir entre los billetes con huecograbado auténtico, independientemente de las condiciones de acuñación o desgaste, o incluso de las falsificaciones. Esto es debido a que la calcografía permite la impresión de patrones muy finos, de alta resolución y marcadamente definidos. También, la impresión de huecograbado es la característica impresa más resistente que brinda a la metodología una cierta ventaja en la robustez en las condiciones de circulación. Por lo tanto, el huecograbado se identifica "tal como está" como una característica intrínseca y puede servir como un método seguro de identificación para el público. La gran mayoría de las falsificaciones recuperadas por las fuerzas policiales y los bancos se crean con métodos y equipos que están disponibles comercialmente. El huecograbado ha demostrado ser la plataforma más fiable y segura para la defensa contra las falsificaciones. Aunque las características del huecograbado no son conscientemente reconocidas por el público, la apariencia óptica inequívoca en combinación con las propiedades táctiles únicas (ambas se observarán en combinación con el sustrato de impresión) es la clave para el reconocimiento habitual de los billetes auténticos por parte de los usuarios. Este método identifica las características de huecograbado únicas con las herramientas asequibles del análisis de imágenes mediante el uso de, por ejemplo, teléfonos móviles. Por supuesto, el enfoque general también puede ser útil para los bancos emisores en la clasificación y en la criminalística. Además, una ventaja de este concepto es que no hay necesidad de que los bancos emisores divulguen ninguna información secreta como las propiedades especiales, geometrías, etcétera y específicamente no hay necesidad del rediseño de los billetes existentes, siempre que el huecograbado alcance un determinado nivel de calidad. Además, el huecograbado representa una de las diferenciaciones importantes para las impresiones comerciales y es una parte sustancial del proceso de impresión de billetes. La investigación se centra en realidad en la posibilidad de usar el huecograbado para las aplicaciones automatizadas en el ciclo del dinero en efectivo. Por esta razón, *Sound-of-Intaglio*[™] ofrece una estructura futura para los fabricantes de las terminales de pago o de los sistemas bancarios para garantizar la diferencia y estar por delante y contra la calidad creciente de las falsificaciones en circulación. Hasta el momento, las tecnologías de falsificación no tienen éxito en la prestación de imitaciones aceptables del huecograbado o incluso en el uso de la tecnología para fines delictivos.

35 Además de las falsificaciones masivas "demostradas" en las imprentas offset comerciales, el progreso continuo de las tecnologías digitales de escritorio (escáneres, cámaras e impresoras digitales de oficina) ha establecido una nueva clase completa de falsificaciones "digitales" (imitaciones digitales). Debido a la estricta política de no proliferación en el sector de la impresión, el proceso de huecograbado de billetes de alta definición en su totalidad (diseño, origen, fabricación de plancha e impresión) está bien protegido contra el uso o el abuso en aplicaciones de falsificación. Con la singularidad del proceso de huecograbado para la seguridad de los billetes, su apariencia inconfundible y la función en la circulación pública, es más sensible identificar directamente los billetes auténticos mediante la identificación de la presencia del huecograbado. Dado que la medición directa de las estructuras tridimensionales en las condiciones duras y difíciles de la circulación ha demostrado ser difícil y carente de solidez, un enfoque completamente diferente se ha buscado, el cual aprovecha la opacidad única y la apariencia de las comunes estructuras de huecograbado de alta calidad.

45 De aquí en adelante se describe un enfoque de procesamientos de imágenes y de reconocimiento de patrones que se basa en el enfoque *Sound-of-Intaglio*[™] [1] para el uso en los dispositivos móviles inteligentes, como teléfonos inteligentes [4] y similares [3]. El concepto se basa en una nueva estrategia de construcción de ondículas u ondas pequeñas adaptativas para el análisis de los diferentes patrones de impresión en un billete. Además, se genera un vector de característica específica de billete que describe un billete auténtico efectivamente bajo diversas condiciones de iluminación. Un clasificador de análisis de distinción lineal (LDA, por sus siglas en inglés) de múltiples etapas genera una salida estable y fiable.

55 La presente solicitud se organiza de la siguiente manera: Después de esta introducción, el trabajo y los requisitos previos relacionados serán destacados en la segunda sección, donde el enfoque se centra en las publicaciones relacionadas, algunos aspectos de la tecnología de los dispositivos móviles y de la detección de huecograbado basada en ondícula (WIBD, por sus siglas en inglés). En la tercera sección se describirá un enfoque de ondícula adaptativa para la autenticación de billetes en los teléfonos inteligentes. La cuarta sección está dedicada a los resultados, y la quinta sección concluye la presente descripción.

Se considera que la Publicación de Patente Internacional n° WO 2008/146262 A2 es la técnica anterior más cercana a la presente invención.

2. TRABAJO Y REQUISITOS PREVIOS RELACIONADOS

2.1 Publicaciones relacionadas

En los últimos se han publicado diez años varias publicaciones relativas a la detección de las denominaciones y la autenticación de los billetes, como tal. No más de aproximadamente 300 publicaciones se detectan en las bases de datos SPIE, IEEE, y ACM durante los años antes mencionados. La mayoría de las publicaciones describen las técnicas de exploración óptica y los algoritmos de procesamiento de señales en sus soluciones. Sólo algunos autores sugieren otros conceptos que no son conceptos ópticos, por ejemplo, [5], [6]. La gran mayoría de los trabajos publicados se relaciona con la extracción de características y el aprendizaje de la máquina, por ejemplo, [7], [8] y [9]. Algunas publicaciones recientes también han demostrado que un enfoque de ondícula parece ser prometedor en la identificación [10] y el reconocimiento [11] de las denominaciones de los billetes. Sobre todo, los conceptos basados en ondícula apoyan el planteamiento general de [1] y la teoría de la autenticación basada en ondícula subyacente [2], [3] y [12].

2.2 Tecnología de dispositivos móviles

En esta sección, se describen los componentes esenciales de los dispositivos móviles, especialmente los componentes esenciales de los teléfonos inteligentes del estado de la técnica. El enfoque se centra en el módulo de cámara, ya que este es un elemento esencial del teléfono inteligente si se usa como un dispositivo de procesamiento de imágenes.

Definición. Un teléfono móvil se denomina como un teléfono inteligente (o "smartphone") si tiene la capacidad de ampliarse con pequeñas aplicaciones de software (aplicaciones) y si se ofrece una capacidad de computación más avanzada y una conectividad mejorada [13]. El creciente rendimiento del procesador en los últimos años llevó a un comportamiento de uso enormemente cambiante: Al principio, se usaron los teléfonos inteligentes para correo electrónico o para enviar mensajes de texto de una manera más conveniente, sobre todo por los usuarios de negocios. Hoy en día, los teléfonos inteligentes pueden ejecutar aplicaciones de terceros, que amplían mucho la funcionalidad. El teléfono inteligente no es solo un teléfono móvil, sino también un cuaderno, una cámara compacta, un compañero de juegos, un reproductor de música, una estación de navegación por Internet, una herramienta de navegación por satélite, etcétera. Los participantes más importantes del mercado usan básicamente dos sistemas operativos diferentes: Apple iOS y Google Android. Ellos comparten 86.3% [14] de todos los teléfonos inteligentes en el sector, vendidos en todo el mundo en el tercer trimestre de 2012, con Android siendo el participante más grande, con una cuota de mercado de 72.4% [14].

Hardware general. Por lo general, los teléfonos inteligentes están equipados con una pantalla grande. Desde la llegada del iPhone de Apple en 2007, las grandes pantallas de alta resolución multitáctiles se han convertido en un estándar de facto. La resolución más alta (pantalla de 326 píxeles por pulgada) es ofrecida por Apple [15]. El Samsung Galaxy Note N7000, uno de los teléfonos inteligentes más grandes actualmente en el mercado, está equipado con una pantalla de 5.3 pulgadas (134,62 mm) [16]. Además, los teléfonos inteligentes tienen una amplia gama de sensores, por ejemplo, giroscopio, acelerómetro, GPS, de proximidad o de luz. Los primeros teléfonos inteligentes usan una unidad de procesamiento de un solo núcleo con una velocidad de reloj de 600 MHz. Sin embargo, hoy, los procesadores multinúcleos (cuatro a cinco núcleos) y las velocidades de reloj de aproximadamente 1.5 GHz se construyen en los modelos más sofisticados [17], [18]. Un teléfono inteligente por lo general tiene dos cámaras que se describen en el siguiente párrafo.

Unidad de cámara. Los teléfonos inteligentes comunes emplean dos diferentes tipos de cámaras: una en el lado de la pantalla para las videollamadas, y una en la parte trasera. Por lo general, la primera tiene una resolución de aproximadamente un megapíxel, mientras que la otra cámara comúnmente ofrece una resolución de sensor superior y está diseñada para ser un reemplazo para una cámara de fotos o de vídeo. Puesto que esta es la cámara para aplicaciones en el procesamiento de imágenes, el término cámara se usa a partir de ahora para las cámaras de alta resolución y el otro tipo de cámara se omite. Una cámara de teléfono inteligente común tiene una resolución de entre cinco y doce megapíxeles, con una tendencia a una mayor cantidad de píxeles. Al igual que con otras cámaras compactas con óptica de baja calidad, esto no significa que el resultado mejore. Los módulos de cámara en los teléfonos inteligentes carecen de una lente de aumento (los modelos de nicho como el Nokia Pureview 808 se ignoran en este punto). Estas cámaras tienen un sensor con una anchura diagonal típica de 4 a 7 mm, lo que las hace propensas a la interferencia. La iluminación integrada, a menudo un flash basado en LED o en Xenon, solo es capaz de iluminar los objetos cercanos a la lente, por ejemplo, retratos o primeros planos.

La gran resolución conduce a la demanda de memoria grande. Hoy en día, es por ello que no es posible obtener datos de imágenes sin procesar, lo cual es importante en el procesamiento de imágenes. El resultado de un proceso de captura de imagen es siempre una imagen comprimida en jpg. Sin embargo, puede mencionarse que, en general, el factor de compresión está disminuyendo con base en la tecnología de teléfono inteligente del estado de la técnica.

2.3 Aplicaciones de billetes para dispositivos móviles

La visión del uso de los dispositivos móviles para la autenticación de billetes no es nueva como tal. Diferentes publicaciones han citado este tipo de aplicaciones, por ejemplo, [3], [4] y [19]. La idea básica es usar la cámara

integrada, la unidad de iluminación, y la unidad de procesamiento para analizar las diferentes características de los billetes manifiestas y ocultas y para clasificar los billetes. Otro enfoque ha sido publicado recientemente, el cual se basa en un escáner de bolsillo equipado con fuentes de luz óptica cercana al punto infrarrojo y un chip sensor de baja potencia. Este sistema puede conectarse a cualquier teléfono móvil [20]. La tecnología imita algunos de los conceptos básicos de los fabricantes de ATM. Además de estas aplicaciones existen algunas otras que pueden usarse como aplicaciones de presentación de billetes, por ejemplo, [21], [22].

2.4 Detección calcográfica basada en ondícula (WIBD)

En esta subsección, se describe el concepto general de la detección de huecograbado basada en ondícula (WBID, por sus siglas en inglés) - tal como se enseña por ejemplo, en [1] - cuyo concepto implica la descomposición de una o más imágenes de muestra de un documento que será autenticado mediante la realización de las técnicas de procesamiento de señal digital basadas en ondículas. Para más detalles sobre el concepto y las variantes relacionadas puede hacerse referencia a la literatura correspondiente que se incorpora en el presente documento como referencia en su totalidad, en particular [1], [2], [3], [4], y [12], así como las Publicaciones de Patente Internacional N° WO 2008/146262 A2 y WO 2011/018764 A2.

Ondículas. Una ondícula es una función matemática usada para dividir una función o una señal dada en diferentes componentes de escala. Una transformada de ondícula es la representación de la función o la señal mediante ondículas. Las transformadas de ondícula tienen ventajas con respecto a las tradicionales transformadas de Fourier para representar las funciones y las señales que tienen discontinuidades y picos pronunciados. De acuerdo con el enfoque actual, en particular se aprovechan las propiedades de las denominadas transformadas de ondícula discretas (DWT, por sus siglas en inglés), tal como se analizarán a continuación. La teoría de ondículas no se discutirá en profundidad en la presente descripción puesto que esta teoría es bien conocida per se y se analiza y se describe ampliamente en varios libros de texto sobre la materia. El lector interesado puede, por ejemplo, consultar los libros y las publicaciones citadas sobre la teoría de ondículas [23], [24], [25] y [26].

Para reconocer las características locales, es importante que la transformada de señal sea la *invariable al cambio*. Esto significa que un cambio de señal por las muestras Δ puede dar lugar a un cambio de los coeficientes de escala o de detalle, pero no a una modificación de sus valores. Esta propiedad garantiza que un diagrama de escala no dependa de la selección del punto cero en una escala. Usando la transformada rápida de ondícula (FWT, por sus siglas en inglés), esta propiedad de invariante al cambio se pierde debido al inherente submuestreo de FWT. En consecuencia, los coeficientes de ondícula resultantes de la FWT muestran una alta dependencia de los cambios de señal. Al submuestrear cuando se avanza a la siguiente escala de transformada, también se corre el riesgo de perder información importante sobre los bordes. Por lo tanto, es crucial aplicar una transformada de señal que es la *invariable al cambio*. Para lograr una transformada de invariable al cambio, se determina la transformada sin el submuestreo de una señal $s[n]$. Esta condición se cumple por la transformada de ondícula invariable al cambio (SWT, por sus siglas en inglés) [27], [28]. Para las señales cambiadas, pero de otro modo idénticas, las SWTs proporcionan los coeficientes de ondícula cambiados, pero idénticos. Puesto que no se usa ningún submuestreo, se obtiene una representación de la señal redundante [27], [28]. Para la transformación de las imágenes bidimensionales de los billetes en descripciones espectrales, se aplican dos transformadas unidimensionales [28]. Esto es válido debido a que las imágenes pueden interpretarse como señales separables [25]. Para transformar una señal bidimensional \mathbf{x} , se emplea el algoritmo de transformada unidimensional alternativamente en las filas de imagen n y las columnas de imagen m . Esto se traduce en una matriz cuadrada \mathbf{x} con las dimensiones $(2n \times 2m)$:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_y \\ \mathbf{D}_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{cV} \\ \mathbf{cH} & \mathbf{cD} \end{bmatrix} \quad (1)$$

Ahora, la señal transformada por ondícula se divide en cuatro subimágenes: Coeficientes de escalado \mathbf{A} (filtro de paso bajo, φ) y coeficientes de detalle vertical \mathbf{cV} (filtro de paso de banda, ψ) que pertenecen a \mathbf{A}_y , y coeficientes de detalles horizontal, así como diagonal (\mathbf{cH} y \mathbf{cD} , filtro de paso de banda, ψ) están comprendidos en \mathbf{D}_y . Las matrices de detalle \mathbf{cV} , \mathbf{cH} , y \mathbf{cD} describen la misma estructura de la señal transformada por ondícula de la imagen. En una segunda etapa, los coeficientes de detalle se combinan en una *matriz de detalle* general \mathbf{cG} :

$$\mathbf{cG} = \alpha \cdot (\mathbf{cV} + \mathbf{cH} + \mathbf{cD}), \quad \alpha \in \mathbf{R}_+, \quad (2)$$

donde α es un factor de escala que garantiza el mismo intervalo dinámico para los coeficientes de escala y los coeficientes de detalle, si es necesario. Con \mathbf{cG} todas las transiciones de estructura reconocidas están unidas en una matriz. Cabe señalar que no puede recuperarse la señal a partir de los coeficientes de detalle unidos \mathbf{cG} . Cuando se autentican los billetes, sin embargo, este aspecto es irrelevante. El cálculo mencionado anteriormente en relación con la **ecuación (2)** se ejecuta para cada escala. Para obtener más información puede consultarse [12] y WO 2011/018764 A2. Con el fin de procesar una transformada de ondícula es necesario adaptar una ondícula a la aplicación. En general, se consiguen buenos resultados con las *ondículas de Daubechies* [23] con dos momentos de desaparición (ondícula db2). Estas ondículas son, en promedio, muy adecuadas para el análisis espectral de las estructuras de huecograbado finas debido a su apoyo compacto y frecuencia de respuesta [12].

Clasificación. El uso de las características estadísticas basadas en el momento de los coeficientes de ondícula es ventajoso, consultar también [3], [12] y [29]. En la figura 1 se muestran los diferentes histogramas de frecuencia en escala de grises de los coeficientes db2-SWT $H_n(p)$ basado en una estructura de línea de huecograbado común de una muestra de billete "Jules Verne" producido por el Solicitante tal como se representa en general en la figura 7(a) (cuya parte de la muestra de billete también se ilustra en la figura 2). Las muestras de billetes son billetes arquetipo con auténtico papel, tintas, aplicaciones, etcétera, pero no tienen ningún valor. Las muestras de billetes de "Jules Verne" y de "Flowerpower" que están siendo mencionadas en esta solicitud están diseñados y producidos por el solicitante.

La completa muestra de billete se muestra en la figura 7(a). Es intuitivo que la distribución de frecuencias en escala de grises de los billetes auténticos difiere considerablemente de los falsificados.

Mediante el cálculo de las medidas descriptivas con respecto a los histogramas normalizados $H_n(p)$, pueden discutirse las conclusiones globales sobre la estructura de la imagen. Las siguientes características estadísticas se tienen en cuenta para el análisis adicional de los coeficientes de ondícula, es decir, la varianza σ^2 , la asimetría E y el exceso (o curtosis) C. La varianza σ^2 representa la distribución de amplitud de los coeficientes de ondícula alrededor del centro de histograma. La asimetría E describe la simetría de la distribución alrededor del centro. El exceso/curtosis C describe la desviación relativa a la distribución gaussiana, consultar también [29]. La figura 3 muestra el espacio de características que contiene las clases de objetos que se clasificarán, usando las características estadísticas antes mencionadas como un conjunto de características de clasificación (o coordenadas) del espacio de características.

Generalmente, las características anteriormente mencionadas no son suficientes para distinguir de manera única un complejo espacio de características. Se debe tener en cuenta que no solo los billetes más o menos nuevos, sino también los desgastados auténticos y los falsificados deben distinguirse correctamente. Un enfoque para lograr una clasificación lineal más precisa es considerar las características adicionales. Las características adicionales tienen que cumplir dos importantes propiedades. En primer lugar, tienen que ser adecuadas para el reconocimiento de la impresión de huecograbado, y en segundo lugar, tienen que ser complementarias a las tres características estadísticas existentes. Se aplican tres momentos estadísticos comunes (varianza σ^2 , asimetría E y curtosis C). Otras tres características, denominadas LACH H_L , H_M y H_R [4], se han de interpretar como las estadísticas de Histograma Local Adaptativo Acumulativo (LACH, por sus siglas en inglés) que generan las características $H_i(\sigma^2), i \in \{L, M, R\}$, controlados por la varianza σ^2 . Representan las áreas de las partes significativas del histograma, separadas en partes usando σ^2 (L para la parte izquierda, M para la parte media, R para la parte derecha). Dado que la mayoría de las características están distribuidas de manera gaussiana [4], se aplica un enfoque de Análisis de discriminación lineal (LDA) [4] para el cálculo del límite clasificador para la autenticación posterior.

3. ENFOQUE

El enfoque se basa en el hecho de que los algoritmos de procesamiento de señal para los teléfonos inteligentes, si se usan como unidades de procesamiento de imágenes, tienen que cumplir con algunos criterios con respecto a la robustez y a la adaptabilidad. Esta sección describe los hallazgos de la generación de características robustas y adaptables para la detección del huecograbado.

Los métodos de autenticación de los documentos de seguridad (especialmente billetes), basados en un análisis de las características intrínsecas de los documentos de seguridad que se producen por impresión de huecograbado, cuyo análisis implica una descomposición de una o más imágenes de muestra de por lo menos una parte de un documento candidato que se autenticará basada en las ondículas, ya se conocen tal como se destaca en las secciones 1 y 2 del presente documento. De acuerdo con estos métodos conocidos, cada imagen de muestra se procesa digitalmente mediante la realización de una transformada de ondícula de la imagen de muestra con el fin de derivar un conjunto de características de clasificación (que incluye, por ejemplo, la varianza σ^2 , la asimetría E, y el exceso/curtosis C) lo que permite una clasificación del documento candidato dentro de un espacio de características multidimensionales (tal como, por ejemplo, se ilustra en la figura 3), obteniendo de esta manera la distinción adecuada entre documentos de seguridad auténticos y falsificados.

El objetivo general de la presente invención es proporcionar un método mejorado para autenticar los documentos de seguridad. Más precisamente, un objetivo de la presente invención es proporcionar un método que se adapte mejor para implementarse en los dispositivos móviles, como teléfonos inteligentes o dispositivos de mano o portátiles similares.

Por lo tanto, se proporciona un método de autenticación de documentos de seguridad, especialmente billetes, del tipo mencionado anteriormente, que se caracteriza por que se basa en un enfoque de ondícula adaptativa, cuyo enfoque de ondícula adaptativa incluye las siguientes etapas:

- antes de realizar la transformada de ondícula, se define un mapa de categorización que contiene la información local sobre las diferentes estructuras de la línea de huecograbado que se encuentran en los documentos de seguridad;
- asignar un grupo de tipos de ondícula al mapa de categorización;

- llevar a cabo una selección de ondículas entre un grupo de tipos de ondícula basado en el mapa de categorización; y
- realizar la transformada de ondícula de la imagen de muestra con base en la ondícula seleccionada;

5 en donde la etapa de definir el mapa de categorización (mapa C) incluye definir un modelo estadístico de cada estructura de línea de huecograbado dada, en donde el modelo estadístico está formado por al menos un parámetro ($k; k_{H,w}, k_{H,d}, k_{V,w}, k_{V,d}$) que caracteriza al menos un histograma representativo de cada estructura de línea de huecograbado dada,

10 en donde el modelo estadístico es construido a partir de las medidas de una anchura de línea (w) de una distancia de línea (d) dentro de cada estructura de línea de huecograbado dada, en donde el modelo estadístico incluye una cuádrupla de parámetros ($k_{H,w}, k_{H,d}, k_{V,w}, k_{V,d}$) que caracterizan cuatro histogramas representativos de cada estructura de línea de huecograbado dada, en donde los iv histogramas describen respectivamente un histograma de la distribución estadística de anchuras de línea (w) en una dirección horizontal (H), un histograma de la distribución estadística de distancias de línea (d) en la dirección horizontal (H), un histograma de la distribución estadística de anchuras de línea (w) en una dirección vertical (V), y un histograma de la distribución estadística de las distancias (d) en la dirección vertical (V);

15 en donde la etapa de seleccionar un tipo de ondícula incluye generar una imagen de de al menos una parte del documento candidato que va ser autenticado mediante una unidad de cámara y dividirla en hasta 360 (30 x 12) subimágenes de un tamaño comprendido entre 96 x 96 y 128 x 128 píxeles con una superposición de un cuarto de imagen en cada orientación, en donde las subimágenes son analizadas respecto a sus anchuras de línea y propiedades de distancias y para cada subimagen se determina una cuádrupla, en donde dependiendo de la cuádrupla es preseleccionada a priori cierto tipo de ondícula.

20 Una ventaja del propuesto enfoque de ondícula adaptativa reside en una mejor capacidad de clasificar las muestras de los documentos candidatos que se autenticarán de manera inequívoca. De hecho, gracias al propuesto enfoque de ondícula adaptativa, que somete a cartografía los tipos de ondícula adecuados en las diferentes estructuras de línea de huecograbado que se encuentran comúnmente en los documentos de seguridad, una ondícula adecuada que se adapta mejor a las características de la estructura de línea de huecograbado particular en la imagen de muestra se selecciona en primer lugar basada en el mapa de categorización, antes de realizar la transformada de ondícula, optimizando así la distinción en el espacio de características de las diferentes clases de documentos que se están autenticando.

25 De acuerdo con una modalidad preferida de la invención, la etapa de definición del mapa de categorización incluye la definición de un modelo estadístico de cada estructura de línea de huecograbado dada. Este modelo estadístico consta preferiblemente de al menos un parámetro que caracteriza por lo menos un histograma representativo de cada estructura de línea de huecograbado dada (cuyo parámetro es ventajosamente un parámetro de forma que describe una forma del histograma correspondiente). Este parámetro puede determinarse adecuadamente en base a un enfoque de máxima estimación de probabilidad (MLE, por sus siglas en inglés).

30 En este contexto, se ha encontrado que es adecuado construir el modelo estadístico a partir de las mediciones de una anchura de línea y de una distancia de línea dentro de cada estructura de línea de huecograbado dada. Incluso más preferiblemente, el modelo estadístico puede incluir una cuádrupla de parámetros que caracterizan cuatro histogramas representativos de cada estructura de línea de huecograbado dada, cuyos cuatro histogramas describen respectivamente un histograma de la distribución estadística de las anchuras de línea en una dirección horizontal, un histograma de la distribución estadística de las distancias de línea en la dirección horizontal, un histograma de la distribución estadística de las anchuras de línea en una dirección vertical, y un histograma de la distribución estadística de las distancias de línea en la dirección vertical.

35 De acuerdo con otra modalidad preferida de la invención, el grupo de tipos de ondícula incluye una ondícula de referencia que se usa como referencia para la selección de ondícula. Esta ondícula de referencia es preferiblemente la ondícula db2. La ondícula de referencia se sustituye ventajosamente por otro tipo de ondícula, si una capacidad de separación de ese otro tipo de ondícula en el espacio de características, para una estructura de línea de huecograbado dada, es mejor que aquella de la ondícula de referencia. Una mejor capacidad de separación en el espacio de características se entiende en este contexto en el sentido de mayores distancias de agrupación en el espacio de características.

40 El conjunto de características de clasificación incluye preferiblemente los momentos estadísticos descriptivos de una distribución estadística (o histogramas) de los coeficientes de ondícula resultantes de la transformada de ondícula, cuyos momentos estadísticos son ventajosamente la varianza σ^2 , la asimetría E y el exceso C. Otras características de clasificación también pueden usarse además de estos momentos estadísticos, incluidas las denominadas características LACH.

45 También se reivindica un método que se aplica en un entorno de dispositivo móvil (especialmente en un teléfono inteligente), así como un dispositivo móvil que comprende una unidad de procesamiento de imagen programada para llevar a cabo tal método.

3.1 Robustez

Mediante la transferencia de los algoritmos de autenticación a un teléfono inteligente, se extienden las posibles áreas de aplicación, y la inspección de los billetes pueden ejecutarse por el personal no formado. La implementación de los algoritmos de autenticación en un teléfono inteligente exige un nuevo concepto para ciertas partes de algunos algoritmos. Las limitaciones del teléfono inteligente que tienen, en este caso, un efecto son:

- fluctuaciones de calidad del módulo de cámara,
- limitaciones de software tales como acceso restringido o impedido a los datos de imágenes sin procesar,
- cambio de las condiciones ambientales, especialmente las condiciones de luz, y
- posición del billete con respecto a la óptica del teléfono inteligente.

Los módulos de cámara en los teléfonos inteligentes no están diseñados para las aplicaciones de procesamiento industrial de imágenes. Para reducir los costes, tales módulos generan una imagen ya optimizada a través del hardware de propósito especial. El sistema operativo del teléfono no se ajusta a cualquier desviación. Por lo tanto, las desviaciones de producción causadas por el fabricante del módulo de cámara llevan al cambio de la representación de imágenes que puede manifestarse en un matiz de color, es decir, los canales de color no están ajustados correctamente, ruido, ajuste de enfoque inadecuado, etcétera. Estas fluctuaciones tienen que tenerse en cuenta mediante una elección adecuada de los algoritmos. Varias contramedidas tratan de compensar los efectos antes mencionados, es decir, la corrección de sombreado y el ajuste de balance de blancos se aplican en los pasos de procesamiento posterior. La corrección de sombreado compensa la iluminación no homogénea. El ajuste de balance de blancos corrige los tonos de color mediante el ajuste de los canales de color a los valores de referencia predefinidos.

El uso de un teléfono inteligente para la autenticación en tiempo real de los billetes exige procedimientos especiales de aprendizaje de máquina. La clasificación de los objetos debe ser tan buena como sea posible, a pesar de las inestables condiciones de captura de imágenes. Además, la aplicación debe ser fiable, a pesar de un número limitado de falsificaciones disponibles para el entrenamiento. Las clasificaciones de falso positivo (es decir, las falsificaciones detectadas como auténticas) deben evitarse. Por lo tanto, un conjunto de entrenamiento debe diseñarse, el cual considere las posibles variaciones en el proceso de producción. Al seleccionar un método de clasificación adecuado, tiene que tenerse en cuenta que el número de falsificaciones disponibles es limitado. El número de posibles métodos de impresión también está limitado. Puesto que las clasificaciones de falso positivo cuestionarían toda la aplicación y darían lugar a la retroalimentación negativa en la opinión pública, la fiabilidad del clasificador es lo más importante. Por esta razón, los métodos de aprendizaje de máquina que se usan en el proceso de autenticación tienen que ser bien considerados.

3.2 Enfoque de ondícula adaptativa

Tal como se mencionó anteriormente, la clasificación de billetes opera en momentos estadísticos que se obtienen a partir de los histogramas de coeficiente de ondícula, que a su vez se basan en un ejemplo de transformada de ondícula db2 de una señal dada con una resolución típica de 600 dpi. Aunque esta clasificación funciona bien en muchos casos, en algunos no lo hace, es decir, se producen errores de clasificación. Dado que la técnica del huecograbado está estrechamente relacionada con la Transformada de Ondícula [12], un enfoque de ondícula adaptativa tiene que superar tales ocurrencias de errores de clasificación. El enfoque se basa en un mapeado de ondícula para diferentes estructuras de línea de huecograbado. La referencia es la ondícula db2 que es reemplazada por otro tipo de ondícula de acuerdo con cierta estructura de línea de huecograbado local de un billete. Se usan las ondículas de la misma familia de ondículas (por ejemplo, *Daubechies* [23]) o una ondícula de una familia de ondículas con otras características, por ejemplo, *ondículas biortogonales*, *Coiflets* o *Symlets* [23], [24] y [25].

El objetivo es una mayor capacidad para clasificar las muestras sin ambigüedades. Por lo tanto, antes de la transformada de ondícula, debe caracterizarse una estructura de muestras de señal dentro de un billete y definir un mapa de categorización (mapa C) para todo el billete (consultar también las figuras 7(b)-7(f)). El mapa C contiene la información local sobre la estructura de huecograbado que se asigna a una determinada ondícula. En base a esta clasificación, es posible aplicar una transformada de ondícula que genere los coeficientes de frecuencia espacial casi óptimos, y por lo tanto, las características de detección casi óptimas conducen a una clasificación sin ambigüedades.

Para el enfoque, las etapas esenciales pueden dividirse en tres partes:

- i) Un modelo estadístico se definirá y ejecutará, el cual funciona de manera adecuada para las diferentes estructuras de línea de huecograbado dada;
- ii) Una estructura de muestra dada tiene que medirse y distinguirse; y
- iii) Una ondícula tiene que seleccionarse, la cual se ajusta mejor bajo la restricción de un grupo limitado de ondículas.

Modelo estadístico. La señal disponible es una imagen de entramado bidimensional que puede considerarse como dos conjuntos de señales unidimensionales, una horizontal y una vertical. Para cada dimensión, se determinan en

primer lugar los centros de los bordes (pendientes). En segundo lugar, se calculan dos tipos de distancias: la anchura de línea w que es la distancia entre el centro de un descenso y el centro de un borde ascendente, y la distancia de línea d que es la distancia entre el centro de un borde ascendente y el centro de un borde descendente. Este procedimiento se basa en el supuesto de que se inspeccionan las estructuras de impresión más oscuras en el papel con base de algodón ligero de color blanquecino. Puesto que los centros de las pendientes se usan como puntos de referencia, se es insensible a la técnica de impresión de la muestra.

No se tiene interés en una sola línea o distancia de línea, sino en densidades estadísticas discretas (histogramas) con respecto a w y d para toda la estructura observada. Por lo tanto, se calculan los histogramas de las mediciones para w y d . Dado que las densidades resultantes tienen la apariencia de la densidad de probabilidad gamma $p(x, k, \theta)$ [30], se ejecuta la estimación de parámetros para esta distribución. La densidad de probabilidad gamma se define como sigue:

$$p(x; k, \theta) = \frac{1}{\theta^k} \frac{1}{\Gamma(k)} x^{k-1} e^{-\frac{x}{\theta}}; x, k, \theta \in \mathbf{R}_+ . \quad (3)$$

Para una variable x dada (aquí: w y d), la de estimación de parámetros da lugar a dos parámetros: la forma k y la escala θ . En el presente caso, puede observarse que estos dos están correlacionados de manera contundente, es decir, $\theta = f(k)$. Por lo tanto, un histograma puede caracterizarse por uno solo de los parámetros, por ejemplo, la forma k . La función $\Gamma(k)$ representa la función gamma [31]:

$$\Gamma(k) = \int_0^{\infty} t^{k-1} e^{-t} dt . \quad (4)$$

El parámetro k , conocido comúnmente como el parámetro de forma, se ha elegido en el presente caso. Para una estructura de línea de huecogrado dada, los resultados forman una cuádrupla característica $(k_{H,w}, k_{H,d}, k_{V,w}, k_{V,d})$ donde H y V representan la dirección horizontal y vertical de la medida, y w y d representan las mediciones de anchura y de distancia de línea, respectivamente. El enfoque de estimación usado en el presente documento se basa en la estimación de probabilidad máxima (MLE), que es un método estándar de parámetros de estimación de la distribución o de la densidad de los datos estadísticos [32]. La figura 4 ilustra esquemáticamente el procedimiento.

En base a los procedimientos anteriormente mencionados, se generan diferentes cuádruplas para las estructuras de prototipo. Las estructuras de prototipo se basan en los diseños comunes de billetes (líneas horizontales, líneas verticales, líneas discontinuas, líneas punteadas, etcétera, agregadas a las estructuras complejas, consultar también la figura 4). Estos prototipos no son, por supuesto, únicos para un billete por dos razones: i) un billete está diseñado de forma individual por el grabador con la técnica distintiva del creador y ii) las regiones diseñadas se solapan. Estas dos observaciones conducen al hecho de que se producen ambigüedades en las cuádruplas. Por lo tanto, no siempre es posible una caracterización única de una región. Una mejor situación de caso se presenta si y solo si:

$$\exists k_i : \beta_l < k_i < \beta_u \Leftrightarrow \exists k_i : k_i \in S_i ; i \in \{H, w; H, d; V, w; V, d\} . \quad (5)$$

Un parámetro k_i del conjunto de índices i se encuentra entre un borde inferior β_l y un borde superior β_u . En este caso, por lo menos un k_i pertenece a un conjunto S_i de posibles mapeos para un determinado tipo de ondícula. En todos los demás casos, una separación única no es posible. En consecuencia, como es de interés en un enfoque general, una fase de medición y de optimización tiene que seguir.

Medición. Las unidades de cámara de teléfono inteligente estándar (8 a 12 megapíxeles de resolución) son suficientes para aproximadamente 600 dpi de resolución. Un billete o una parte de él se representan por una unidad de cámara (aquí: una cámara integrada en un dispositivo móvil) y se dividieron en hasta 360 (30 x 12) subimágenes (consultar también las figuras 7(a)-7(f)) de un tamaño que varía de 96 x 96 a 128 x 128 píxeles con una superposición de un cuarto de imagen en cada orientación. Las subimágenes se analizan con respecto a sus propiedades de anchura y de distancia de línea y para cada subimagen se determina una cuádrupla $k_{j,j} \in 0 \dots 359$. En función de k_j , se selecciona previamente *a priori* un determinado tipo de ondícula.

Procedimiento de selección de ondícula. La selección se basa en el hallazgo de que las ondículas db2 son capaces de actuar como generador de características para la autenticación de billetes en general [1], [12] y [29]. Sin embargo, algunas regiones características no pueden manejarse por las ondículas db2. Por lo tanto, se selecciona un grupo de tipos de ondícula para optimizar el índice de detección. Inicialmente aproximadamente 60 tipos ondícula se consideran en varios experimentos, lo que da lugar a un grupo de las siguientes seis ($\tau \in 0 \dots 5$) ondículas seleccionadas. Puede hacerse referencia al Explorador de Propiedades de Ondícula de Wasilewski [33] para más detalles, es decir, los coeficientes de filtro de descomposición y los esquemas de diferentes respuestas de impulso de filtro de descomposición. Las seis ondículas se seleccionan en base a los principios de las formas y anchuras de las líneas de huecogrado grabadas. La longitud de filtro de ondícula, $N = \text{tarjeta}(\Psi)$ se ordena en orden creciente (consultar también la Tabla 1). Por lo tanto, la anchura de banda de base de las ondículas en el dominio de frecuencia disminuye en consecuencia. Se examinan los tipos de ondícula mencionados anteriormente (forma y tamaño) para obtener mejores propiedades de separación en diferentes escalas en un espacio de características considerado. Por lo tanto, el grupo del tipo de ondícula se asigna al mapa C. El procedimiento se realiza de la siguiente manera: Un conjunto de

billetes auténticos y falsificados (aproximadamente 20 a 50 piezas) se usa para crear dos grupos (Clases: auténtica (G) y falsificación (F)) para cada uno de los seis espacios de características de r dimensiones f_r , basados en los tipos de ondícula, y para cada una de las subimágenes j . A través de LDA que ya se usó a efectos de clasificación en la autenticación de billetes [4], se determina una medida escalar de distinción para cada uno de los tipos de ondícula, conocida como *coeficiente de Rayleigh* D_τ [34]. El coeficiente de Rayleigh verdadero no negativo, $0 \leq D_\tau \leq \infty$, proporciona información acerca de la distancia entre dos grupos en un espacio de características. Cuanto mayor sea D_τ , mayor será la distancia entre dos grupos. Cuando se aplica una medida de referencia D_0 (DB2).

En caso de:

$$\Sigma_\tau = \frac{D_\tau - D_0}{D_0} > 0, \tau \in \{1, \dots, 5\}, \quad (6)$$

se supone que la capacidad de separación Σ_τ de un cierto tipo de ondícula, $\tau \neq 0$, es mejor en un sentido de grandes distancias de grupo en el espacio de características. En todos los demás casos ($\Sigma_\tau \leq 0$), la ondícula db2 se tiene que aplicar. Debe señalarse que la capacidad de separación es dependiente de las características usadas. La determinación del coeficiente de Rayleigh para cada una de las sub-imágenes y tipos de ondícula se identifica de la siguiente manera: En un espacio de características \mathbf{f} , que consta de tres (dimensión: $r = 3$) momentos estadísticos (varianza, asimetría, exceso/curtosis) como características, calculados a partir de los histogramas de frecuencia espacial de cada región local y de la escala de ondícula, se busca una dirección $\mathbf{v} = (v_1, v_2, \dots, v_r)^T$ que representa las combinaciones lineales de las características que separa los medios de clase de manera óptima (cuando se proyectan sobre la dirección encontrada), mientras se logra la varianza más pequeña posible alrededor de estos medios. Los medios de clase empíricos para un espacio de características unidimensional f de clases auténticas G con objetos n y falsificación F con objetos m son:

$$m(G) = \frac{1}{n} \sum_{f \in G} f \quad (7)$$

y

$$m(F) = \frac{1}{m} \sum_{f \in F} f. \quad (8)$$

Del mismo modo, los medios de los datos proyectados en alguna dirección \mathbf{v} en un espacio de características de dimensiones superiores pueden calcularse por:

$$\mu(G) = \frac{1}{n} \sum_{f \in G} \mathbf{v}^T \mathbf{f}, \quad (9)$$

y

$$\mu(F) = \frac{1}{m} \sum_{f \in F} \mathbf{v}^T \mathbf{f}. \quad (10)$$

Las varianzas $\sigma^2(G)$ y $\sigma^2(F)$ de los datos proyectados pueden expresarse como:

$$\sigma^2(G) = \sum_{f \in G} (\mathbf{v}^T \mathbf{f} - \mu(G))^2, \quad (11)$$

y

$$\sigma^2(F) = \sum_{f \in F} (\mathbf{v}^T \mathbf{f} - \mu(F))^2. \quad (12)$$

La solución de LDA es la dirección \mathbf{v}^* que maximiza el problema de optimización:

$$D(\mathbf{v}^*) = \max_{\mathbf{v}} \frac{(\mu(G) - \mu(F))^2}{\sigma^2(G) + \sigma^2(F)}. \quad (13)$$

Dentro de la dirección descrita $\mathbf{v} = (v_1, v_2, \dots, v_r)^T$ representa una combinación lineal de las características y

$$\mathbf{m}(G) = (\mu_1(G), \mu_2(G), \dots, \mu_r(G))^T, \mathbf{m}(F) = (\mu_1(F), \mu_2(F), \dots, \mu_r(F))^T, \quad (14)$$

La ecuación (13) se reescribe con las covarianzas de inter- e intra-clase:

$$\mathbf{S}_b = (\mathbf{m}(G) - \mathbf{m}(F))(\mathbf{m}(G) - \mathbf{m}(F))^T \quad (15)$$

y

$$\mathbf{S}_v = \frac{1}{n} \sum_{\mathbf{f} \in G} (\mathbf{f} - \mathbf{m}(G))(\mathbf{f} - \mathbf{m}(G))^T + \frac{1}{m} \sum_{\mathbf{f} \in F} (\mathbf{f} - \mathbf{m}(F))(\mathbf{f} - \mathbf{m}(F))^T \quad (16)$$

5

como

$$D(\mathbf{v}^*) = \max_{\mathbf{v}} \frac{\mathbf{v}^T \mathbf{S}_b \mathbf{v}}{\mathbf{v}^T \mathbf{S}_v \mathbf{v}}. \quad (17)$$

10 El proceso de adaptación se ejecuta de la siguiente manera: Para cada k-tupla k_j , un tipo de ondícula τ está ubicada de acuerdo a la medida de distancia Σ_τ bajo la restricción de que cada k_i se encuentra en un intervalo $\beta_l < k_i < \beta_u$ que da lugar a una asignación de ondícula inicial. Por supuesto, el mapeo no es en todos los casos completo y único. Sin embargo, cuantos más diseños de billetes se analicen, más completos estarán los mapas. En última instancia, el mapa C consta de un mapeo casi óptimo $\max \Sigma_\tau \cdot k_j \rightarrow \tau$ que es independiente de un determinado diseño de billetes y denominación.

15 3.3 Clasificación adaptada a la luminancia

Se ha mostrado en [1], [4] y [12] que el reconocimiento de patrones dentro de los dispositivos industriales puede realizarse usando las características basadas en la transformada de ondícula. A pesar de las diferentes condiciones de entorno y de hardware y, respectivamente, diferentes distribuciones de características, que aparecen por la aplicación de los dispositivos móviles, fue posible demostrar en [4] que las mismas características son adecuadas para el uso en móviles. Por desgracia, solo bajo restricciones especiales el proceso de reconocimiento de patrones descrito en [4] es factible para una aplicación en el mundo real. Una restricción es una posición rígida de la cámara durante la autenticación, otra restricción, la dependencia del entorno en el resultado de autenticación. Especialmente, la iluminación desempeña una función importante en el proceso de autenticación. Las limitaciones en términos de una posición rígida y la dependencia de iluminación surgen del conjunto de datos que se usó en [4]. En este conjunto de datos de entrenamiento, los posibles cambios del billete durante la autenticación no se consideraron. Además, puesto que los datos de entrenamiento se recogieron bajo la luz del día y la iluminación de oficina estándar, la autenticación podría causar problemas en otras situaciones ambientales. Estos dos temas desfavorables han sido reportados por las personas a las que se les pidió llevar a cabo las pruebas con la aplicación anteriormente mencionada. Bajo la consideración de estas circunstancias, se describe a continuación cómo construir un conjunto de datos de entrenamiento más suficiente y un límite de clasificación más exacto.

Un breve resumen del proceso de reconocimiento de patrones descrito en [4] es oportuno en esta etapa. El reconocimiento se basa en la autenticación de una región estricta de billete. Para la autenticación, la región se transforma en el dominio de ondícula; entonces, se calculan seis características usando los histogramas de coeficientes de ondícula. Tres de ellos son momentos estadísticos convencionales (varianza σ^2 , asimetría E, y curtosis C). Otros tres adicionales se denominan características LACH H_L , H_M y H_R (consultar la sección 2.4). Dado que la mayoría de las características son de distribución gaussiana [4], LDA se usa una vez más para el cálculo del límite clasificador para la autenticación posterior. Además, mediante la aplicación del enfoque de LDA, el entrenamiento es rápido, más flexible, y se convierte en más robusto que el uso de una Máquina de Vector de Soporte (SVM, por sus siglas en inglés). Puede consultarse [29].

40 Para superar el problema de la posición estricta en [4], se construye un conjunto de datos de entrenamiento más suficiente mediante la siguiente estrategia: el conjunto de datos de entrenamiento se extiende por las regiones adicionales, que se encuentran cerca de la frontera de la región principal. La figura 5 ilustra las regiones adicionales.

Para superar el problema de iluminación, es necesario identificar las características que son sensibles frente a las variaciones de luminancia. Por esta razón se recogen algunos datos bajo varias condiciones de iluminación diferentes. La validación de las distribuciones características muestra que la varianza σ^2 es más probable que sea sensible a ciertas variaciones de luminancia, es decir, las distribuciones de σ^2 no son las mismas para las diferentes variaciones de luminancia (la influencia de la iluminación sobre σ^2 se muestra mediante los resultados de clasificación de las figuras 8(a)-(c)). Las otras cinco características son menos sensibles y poseen distribuciones similares para diferentes variaciones de luminancia. Dentro de estos resultados, es más apropiado la construcción de un límite de clasificación

45

por la combinación de las cinco características, que son menos sensibles a las variaciones de luminancia. Dado que la varianza σ^2 es una característica importante para la aplicación, se usa en la clasificación como una característica independiente con margen de detección grande.

4. RESULTADOS EXPERIMENTALES

5 En esta sección, se presentan los resultados reales basados en los hallazgos. Se han usado en el diseño experimental los billetes reales (billetes de EURO) y las muestras de billetes "Jules Verne" y "Flowerpower" que se producen en grandes volúmenes por el Solicitante como billetes originales y diferentes tipos de billetes falsos. Por razones obvias, el proceso de falsificación no se describe en el presente documento.

10 En la figura 6, se ejemplifica la estimación de probabilidad máxima (MLE) de una subimagen ($j = 47$) en la frente del retrato de Jules Verne (consultar también la figura 7(a)). La curva de color negro representa la mejor densidad posible de probabilidad gamma para las anchuras de línea vertical en la región con los parámetros $k_{V,w} = 5,97$ y $\theta_{V,w} = 0.9$. Las partes de las estructuras de huecogrado del frente generan las densidades de subimagen dentro del mismo intervalo en cuanto a sus parámetros. El análisis (consultar también la figura 7(c)) da lugar a una cuádrupla donde simplemente dos parámetros controlan la región frontal con respecto a una cierta ondícula única: 4 ondículas de Daubechies. Puesto que $k_{H,w} \leq 7,2$ y $k_{V,w} \leq 5,8$ se determinan, los parámetros de borde inferior β_l se establecen en $\beta_{l;H,w} = 7,2$ y $\beta_{l;V,w} = 5,8$. Los parámetros del borde superior β_u se establecen en $\beta_{u;H,w} = 10$ y $\beta_{u;V,w} = 8$ que definen la mitad de la frecuencia máxima $h(d)$ y $h(w)$. Por lo tanto: $7,2 < k_{H,w} < 10$ y $5,8 < k_{V,w} < 8$. La estructura se modela con una ondícula de alto coeficiente con una máxima medida de distancia en el espacio de características: $\arg \max_{\tau} \Sigma_{\tau} = 2$. En este caso la mejor ondícula puede elegirse con los dos parámetros. La figura 7(c) presenta los resultados para las subimágenes en cuestión. Por ejemplo, la ondícula db4 es capaz de distinguir mejor entre un billete auténtico y un billete falsificado (hasta 61%) en comparación con la ondícula db2 en la subimagen 47. Tal como se muestra en las figuras 7(b), 7(d), 7(e) y 7(f), los diferentes tipos de ondícula son capaces de distinguir las diferentes regiones de huecogrado (por ejemplo, $j = 257$, 44% con la ondícula sym5).

25 En el caso de las variaciones de iluminación (A y B (luminancia reducida en aproximadamente un 30%)), no habría ninguna necesidad de cambiar la estrategia de clasificación representada en [4]. Sin embargo, mediante la modificación del conjunto de datos de entrenamiento contra la colocación rígida, la regla de clasificación también ha de ser modificada. Puesto que el conjunto de datos de entrenamiento extendido ya no es gaussiano, la exactitud de la clasificación podría ponerse en duda. Las zonas problemáticas especiales son las regiones, que se encuentran cerca del límite de clasificación. Este problema se resuelve mediante el LDA de múltiples etapas realizado en los objetos alrededor del límite de clasificación. La comparación de los resultados se ilustra en las figuras 8(a)-(c) (clasificación original de [4]) y en las figuras 9(a)-(c) (enfoque mejorado).

5. CONCLUSIÓN

35 El enfoque de *Sound-of-Intaglio™* es muy adecuado para las diferentes aplicaciones en la producción y la autenticación de billetes, es decir, la inspección de calidad, la clasificación y la autenticación a diferentes niveles. Se ha mostrado que el enfoque de autenticación general puede optimizarse mediante la adaptación de los generadores de características en cuestión, es decir, el uso de un grupo de ondículas que están optimizadas para diferentes estructuras de huecogrado. Por otra parte, teniendo en cuenta un borde que rodea cada región de análisis y la adaptación de las características usadas [4], pueden estabilizarse las variaciones de luminancia. Por lo tanto, se logra una clasificación más sólida entre los billetes auténticos y falsificados.

40 Breve Descripción de los Dibujos

Figuras 1(a)-1(c): Los histogramas de los coeficientes de ondícula después de una db2-SWT: Auténtico (figura 1(a)), falsificación de alta calidad (figura 1(b)), y falsificación de baja calidad (figura 1(c)). La distribución de frecuencias de escala de grises de los billetes auténticos difiere considerablemente de los billetes falsificados (consultar también la figura 3 de [4]).

45 Figuras 2(a)-2(c): Estructuras de línea de huecogrado: Auténtico (figura 2(a)), falsificación de alta calidad (figura 2(b)), y falsificación de baja calidad (figura 2(c)) (consultar también la figura 4 de [4]).

Figura 3: Espacio de características - abarcado a través de la varianza σ^2 (característica 1), asimetría E (característica 2), y exceso (o curtosis) C (característica 3). El conjunto de entrenamiento se compone de 1489 objetos [29].

50 Figura 4: Estimación de Probabilidad Máxima (MLE) a partir de una estructura de huecogrado dada para la anchura de línea horizontal y vertical y la distancia entre líneas. El tamaño de ventana se fija comúnmente en 96×96 a 128×128 píxeles, dependiendo de la estructura de billetes, es decir, ancho de línea y distancias de línea.

Figura 5: El detalle muestra una región principal, que se usa para la autenticación (líneas continuas) y cuatro regiones adicionales (líneas discontinuas), que se añaden al conjunto de datos de entrenamiento (muestra de billete "Flowerpower" producido por el Solicitante).

Figura 6: Estimación de Probabilidad Máxima (MLE) a partir de una estructura de huecograbado dada para la anchura de línea horizontal y vertical en píxeles (región $j = 47$, frente, muestra de billetes "Jules Verne"; consultar la figura 7(a)). El conteo de las subimágenes j comienza en el borde izquierdo superior en la dirección de la fila, consultar también, por ejemplo, la figura 7(c).

5 Figuras 7(a)-7(f): En la figura 7(a), se presenta la muestra de billete "Jules Verne" producida por el Solicitante. Las imágenes de las figuras 7(b)-7(f) representan los resultados de los diferentes generadores de características de ondícula en comparación con la ondícula db2 usada como referencia. Todos los valores se indican en %. Las subimágenes grisáceas se analizan con relación a la impresión de huecograbado. Ningún valor porcentual representa la capacidad de separación de la ondícula db2 (0% de mejora). Los valores porcentuales muestran las mejoras por subimagen con relación a un determinado tipo de ondícula; figura 7(b): rbio3.1, figura 7(c): db4, figura 7(d): rbio5.5, figura 7(e): sym5, figura 7(f): coif2. El conteo de las subimágenes j comienza en el borde superior izquierdo en la dirección de la fila.

15 Figuras 8(a)-8(c): La figura 8(a) muestra el entrenamiento original de LDA a partir de [4] para el conjunto de datos recogidos por la colocación rígida de la cámara con respecto al billete. En la figura 8(b) se presenta el conjunto de datos de prueba basados en las regiones adicionales (consultar también la figura 5) y la misma iluminación que el conjunto de datos de entrenamiento. En el presente documento, algunos objetos auténticos se mueven demasiado cerca del límite de clasificación lo cual es inconveniente para la aplicación. En la figura 8(c) se muestra el mismo conjunto de datos de prueba con dos diferentes iluminaciones (tipo A y tipo B (luminancia reducida en aproximadamente un 30%)). Las distribuciones para las iluminaciones A y B no coinciden. Por otra parte, algunos objetos falsificados se mueven demasiado cerca del límite de clasificación lo cual es crucial para la aplicación. Si un solo objeto falsificado se clasifica como auténtico, entonces puede conducir a una retroalimentación negativa en toda la aplicación.

25 Figuras 9(a)-9(c): La figura 9(a) muestra un límite de clasificación con un enfoque mejorado. En la figura 9(b) y la figura 9(c) se ilustran los mismos conjuntos de datos como en las figuras 8(a)-8(c). En este enfoque, los objetos de prueba no se mueven cerca del límite de clasificación. Por otra parte, las distribuciones coinciden para la iluminación A y B. Por lo tanto, se obtiene una mayor estabilidad de cara al posicionamiento desplazado de la cámara y a las diferentes iluminaciones en el presente documento.

TABLA(S)

30 **Tabla 1:** tipos seleccionados de ondícula de 1D [33] para la autenticación de billete (DLP: paso bajo de descomposición (función de escalado ϕ), DBP: paso de banda de descomposición ψ (ondícula):

τ	Tipo	Longitud de filtro N (DLP, DBP)	Propiedades
0	Daubechies-2 (db2)	4, 4	Asimétrica, ortogonal; aproximadamente funcional; soporte compacto
1	Biortogonal inversa 3.1 (rbio3.1)	4, 4	Simétrica, biortogonal; uso de los filtros de descomposición; función buena; fase lineal; soporte compacto
2	Daubechies-4 (db4)	8, 8	Asimétrica, ortogonal; soporte compacto
3	Biortogonal inversa 5.5 (rbio3.1)	11, 9	Simétrica, biortogonal; uso de los filtros de descomposición; función buena; fase lineal; soporte compacto
4	Symiet-5 (sym5)	10, 10	Casi simétrica, ortogonal, biortogonal; soporte compacto
5	Coiflet-2 (coif2)	12, 12	Casi simétrica, ortogonal, biortogonal; soporte compacto

REFERENCIAS CITADAS

- [1] Lohweg, V., Gillich, E., Schaede, J., "Authentication of Security Documents, in Particular of Banknotes" Publicación de Patente Europea N° EP 2 000 992 A1 , fecha de prioridad del 1 de junio de 2006.
- 5 [2] Lohweg, V., "Renaissance of Intaglio", *Keesing Journal of Documents & Identity, Keesing Reference Systems Publ.* 33, 35-41 (2010).
- [3] Lohweg, V. y Schaede, J., "Document Production and Verification by Optimization of Feature Platform Exploitation", *Optical Document Security - The Conference on Optical Security and Counterfeit Detection II San Francisco CA USA*, 1 -15 (2010).
- 10 [4] Lohweg, V., Dorksens, H., Gillich, E., Hildebrand, R., Hoffmann, J. L., Schaede, J., "Mobile Devices for Banknote Authentication - is it possible?", *Optical Document Security - The Conference on Optical Security and Counterfeit Detection III San Francisco CA USA*, 1-15 (2012).
- [5] Gan, T.H., Hutchins, D. A., Billson, D. R., Schindel, D. W., "High resolution air-coupled ultrasonic imaging of thin materials", *IEEE ULTRASONICS SYMPOSIUM*, 897-990 (2002).
- 15 [6] Yang, C-N., Chen, J-R., Chiu, C-Y., Wu, G-C, Wu, C-C, "Enhancing Privacy and Security in RFID-Enabled Banknotes", *IEEE International Symposium on Parallel and Distributed Processing with Applications*, 439-444 (2009).
- [7] Ahmadi, A., Omatu, S., Kosaka, T., "Improvement of the reliability of bank note classifier machines", *Proc. IEEE International Joint Conference on Neural Networks 2* doi: 10.1109/IJCNN.2004.1380134, 1313-1316 (2004).
- 20 [8] Omatu, S., Yoshioka, M., Kosaka, Y., "Bank note classification using neural networks", *IEEE Conference on Emerging Technologies and Factory Automation* doi: 10.1109/EFTA.2007.4416797, 413-417 (2007).
- [9] Shan, G., Peng, L. Jiafeng, L., Xianglong, T., "The design of HMM-based banknote recognition system", *IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems 4* doi: 10.1109/ICICISYS.2009.5357719, 106-110 (2009).
- [10] Choi, E., Lee, J., Yoon, J., "Feature Extraction for Bank Note Classification Using Wavelet Transform", *18th International Conference on Pattern Recognition 2* doi: 10.1109/ICPR.2006.553, 934-937 (2006).
- 25 [11] Ahangaryan, F.P., Mohammadpour, T., Kianisarkaleh, A., "Persian Banknote Recognition Using Wavelet and Neural Network", *International Conference on Computer Science and Electronics Engineering (ICCSEE) 3* doi: 10.1109/ICCSEE.2012.294, 679-684 (2012).
- [12] Glock, S., Gillich, E., Schaede, J., Lohweg V., "Feature Extraction Algorithm for Banknote Textures based on Incomplete Shift Invariant Wavelet Packet Transform", *Proceedings of the 31st DAGM Symposium on Pattern Recognition, Lecture Notes on Computer Science 5748*, 422-431 (2009).
- 30 [13] Bezboruah, T., "Mobile computing: the emerging technology, sensing, challenges and applications", Preprint, 2010. http://users.ictp.it/~pub_off/preprints-sources/2010/IC2010102P.pdf
- [14] Pettey, C. y van der Meulen, R., "Gartner Says Worldwide Sales of Mobile Phones Declined 3 Percent in Third Quarter of 2012; Smartphone Sales Increased 47 Percent", *Comunicado de prensa del 14 de noviembre de 2012*. <http://www.gartner.com/it/page.jsp?id=2237315>
- 35 [15] Apple, "iPhone features", 2012. <https://www.apple.com/iphone/features/>
- [16] Samsung, "Galaxy Note N7000", 2012. <http://www.samsung.com>
- [17] AnTuTu, "Benchmark-Tool Antutu", 2012. <http://www.Antutu.com/>
- 40 [18] SunSpider, "Benchmark-Tool SunSpider 0.9.1", 2012. <http://www.webkit.org/perf/sunspider/sunspider.html>
- [19] de Heij, H.A.M., "Public Feedback for better Banknotes Design 2", *DNB Occasional Studies 5(2)*, De Nederlandsche Bank NV, (2007).
- [20] Fake Currency Doctors, "Banknote Authentication", 2012. http://voicendata.ciol.com/content/service_provider/110020318.asp
- 45 [21] Illés, L, "iValuta", 2012. <http://itunes.apple.com/us/app/ivaluta/id327705750?mt=8>
- [22] Macsoftex, "All Dollars", 2012. <http://itunes.apple.com/tw/app/all-dollars/id341552027?mt=8>

- [23] Daubechies, I., [Ten Lectures on Wavelets], CBMS-NSF Regional Conference Series in Applied Mathematics 61 SIAM (Society for Industrial and Applied Mathematics), Philadelphia, 1992.
- [24] Burrus, S. C, Gopinath, R. A., Guo, H., [Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms: A Primer], Prentice-Hall, Upper Saddle River, 1998.
- 5 [25] Walnut, D. F., [An Introduction to Wavelet Analysis], Birkhäuser, Boston, 2004.
- [26] Mallat, S. G., "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 11(7), 674-693 (1989).
- [27] Pesquet, J. C, Krim, H., Carfantan, H., "Time-invariant orthonormal Wavelet representations", IEEE transactions on signal processing 8, 1964-1970 (1996).
- 10 [28] Fowler, J. E., "The redundant discrete Wavelet transform and additive noise", IEEE Signal Processing Letters 9, 629-632, (2005).
- [29] Gillich, E., Lohweg, V., "Banknote Authentication", 1. Jahreskolloquium Bildverarbeitung in der Automation ISBN 978-3-9814062-0-7 Institute Industrial IT, 1-8 (2010).
- [30] Hogg, R. V. and Craig, A. T., [Introduction to Mathematical Statistics], Macmillan New York, Sec. 3.3 (1978).
- 15 [31] Whittaker, E. T. and Watson, G. N., [The Gamma function], Cambridge University Press, 235-264 (1996).
- [32] Chambers, R. L., Steel, D. G., Wang, S., [Maximum Likelihood Estimation for Sample Surveys], CRC Press Boca Raton, (2012).
- [33] Wasilewski, F., "PyWavelets," 2008-2012. <http://Wavelets.pybytes.com>
- [34] Horn, R. A. and C. A. Johnson, [Matrix Analysis], Cambridge University Press, 176-180 (1985).

REIVINDICACIONES

1. Un método de autenticación de documentos de seguridad, especialmente billetes, basado en un análisis de las características intrínsecas de los documentos de seguridad que son producidas por impresión por huecograbado ,
 5 cuyo análisis implica una descomposición de una o más imágenes de muestra de por lo menos una parte de un documento candidato que se autenticará en base a las ondículas, siendo cada imagen de muestra procesada digitalmente mediante la realización de una transformada de ondícula de la imagen de muestra con el fin de obtener un conjunto de características de clasificación que permite una clasificación del documento candidato dentro de un espacio de características multidimensionales (f),
- 10 en donde el método se basa en un enfoque de ondícula adaptativo, cuyo enfoque de ondícula adaptativo incluye las siguientes etapas:
- antes de realizar la transformada de ondícula, definir un mapa de categorización (mapa C) que contiene la información local sobre diferentes estructuras de línea de huecograbado que se encuentran en los documentos de seguridad;
- 15 caracterizado por
- asignar un grupo de tipos de ondícula al mapa de categorización;
 - llevar a cabo una selección de ondícula entre un grupo de tipos de ondícula basada en el mapa de categorización (mapa C); y
 - realizar la transformada de ondícula de la imagen de muestra basada en la ondícula seleccionada;
- 20 en donde la etapa de definir el mapa de categorización (mapa C) incluye la definición de un modelo estadístico de cada estructura de línea de huecograbado dada, en donde el modelo estadístico consiste en por lo menos un parámetro (k; $k_{H,w}$, $k_{H,d}$, $k_{V,w}$, $k_{V,d}$) que caracteriza por lo menos un histograma representativo de cada estructura de línea de calcografía dada;
- en donde el modelo estadístico se construye a partir de las mediciones de una anchura de línea (w) y de una distancia de línea (d) dentro de cada estructura de línea de huecograbado dada,
- 25 donde el modelo estadístico incluye una cuádrupla de parámetros ($k_{H,w}$, $k_{H,d}$, $k_{V,w}$, $k_{V,d}$) que caracterizan cuatro histogramas representativos de cada estructura de línea de huecograbado dada, cuyos cuatro histogramas describen respectivamente un histograma de la distribución estadística de las anchuras de línea (w) en una dirección horizontal (H), un histograma de la distribución estadística de las distancias de línea (d) en la dirección horizontal (H), un histograma de la distribución estadística de las anchuras de línea (w) en una dirección vertical (V), y un histograma de la distribución estadística de las distancias de línea (d) en la dirección vertical (V);
- 30 en donde la etapa de seleccionar un tipo de ondícula incluye generar una imagen de al menos una parte del documento candidato que va ser autenticado mediante una unidad de cámara y dividirla en hasta 360 (30 x 12) subimágenes de un tamaño comprendido entre 96 x 96 a 128 x 128 píxeles con una superposición de un cuarto de imagen en cada orientación, en donde las subimágenes son analizadas respecto a sus anchuras de línea y propiedades de distancias y para cada subimagen se determina una cuádrupla, en donde dependiendo de la cuádrupla es preseleccionado a priori un cierto tipo de ondícula.
- 35 2. El método de acuerdo con la reivindicación 1, en donde por lo menos un parámetro (k; $k_{H,w}$, $k_{H,d}$, $k_{V,w}$, $k_{V,d}$) se determina en base a un enfoque de Estimación de Probabilidad Máxima (MLE).
- 40 3. El método de acuerdo con la reivindicación 1 ó 2, en donde el grupo de tipos de ondícula incluye una ondícula de referencia que se usa como referencia para la selección de ondículas.
4. El método de acuerdo con la reivindicación 3, en donde la ondícula de referencia es la ondícula db2.
5. El método de acuerdo con la reivindicación 3 o 4, en donde la ondícula de referencia se sustituye por otro tipo de ondícula, si una capacidad de separación (Σ_r) de ese otro tipo de ondícula en el espacio de características (f), para una estructura de línea de huecograbado dada, es mejor que aquella de la ondícula de referencia.
- 45 6. El método de acuerdo con una cualquiera de las reivindicaciones anteriores, en donde el conjunto de características de clasificación incluye momentos estadísticos descriptivos de una distribución estadística, o histogramas, de los coeficientes de ondícula resultantes de la transformada de ondícula.
7. El método de acuerdo con la reivindicación 6, donde el conjunto de características de clasificación incluye la varianza (σ^2), la asimetría (E) y el exceso (C).
- 50

8. El método de acuerdo con una cualquiera de las reivindicaciones anteriores, aplicado en un entorno de dispositivo móvil.
 9. Un dispositivo móvil, que comprende una unidad de procesamiento de imágenes programado para llevar a cabo el método de acuerdo con cualquiera de las reivindicaciones anteriores.
- 5 10. El dispositivo móvil según la reivindicación 9, donde el dispositivo móvil es un teléfono inteligente.

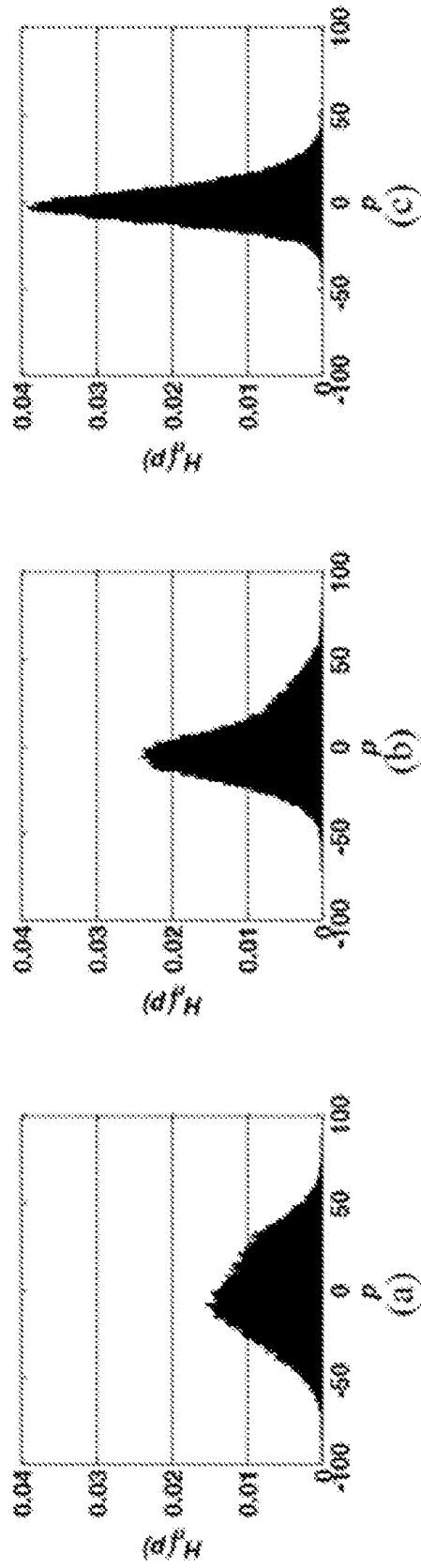


Fig. 1

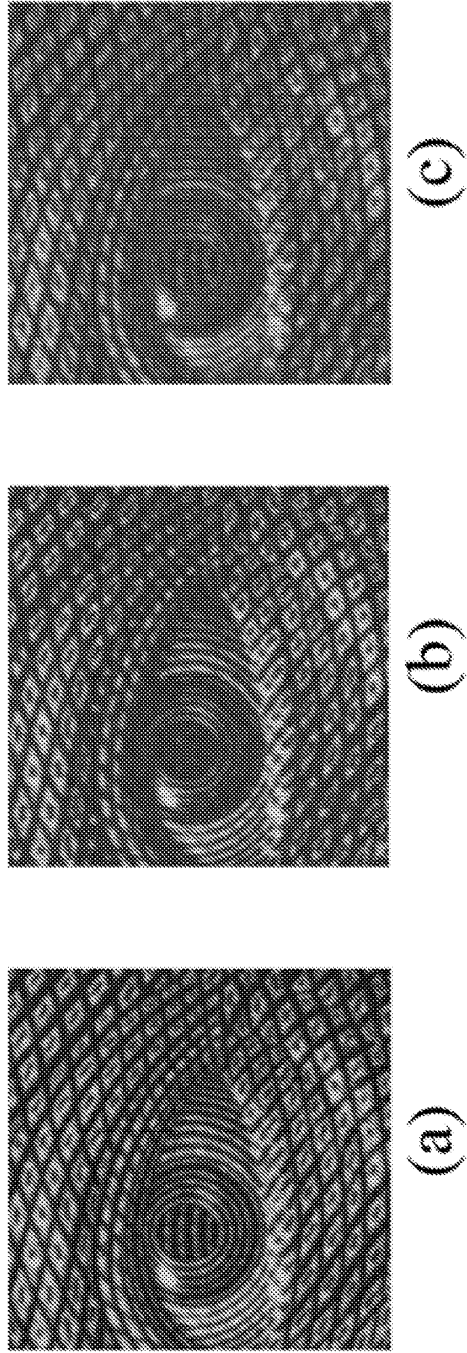


Fig. 2

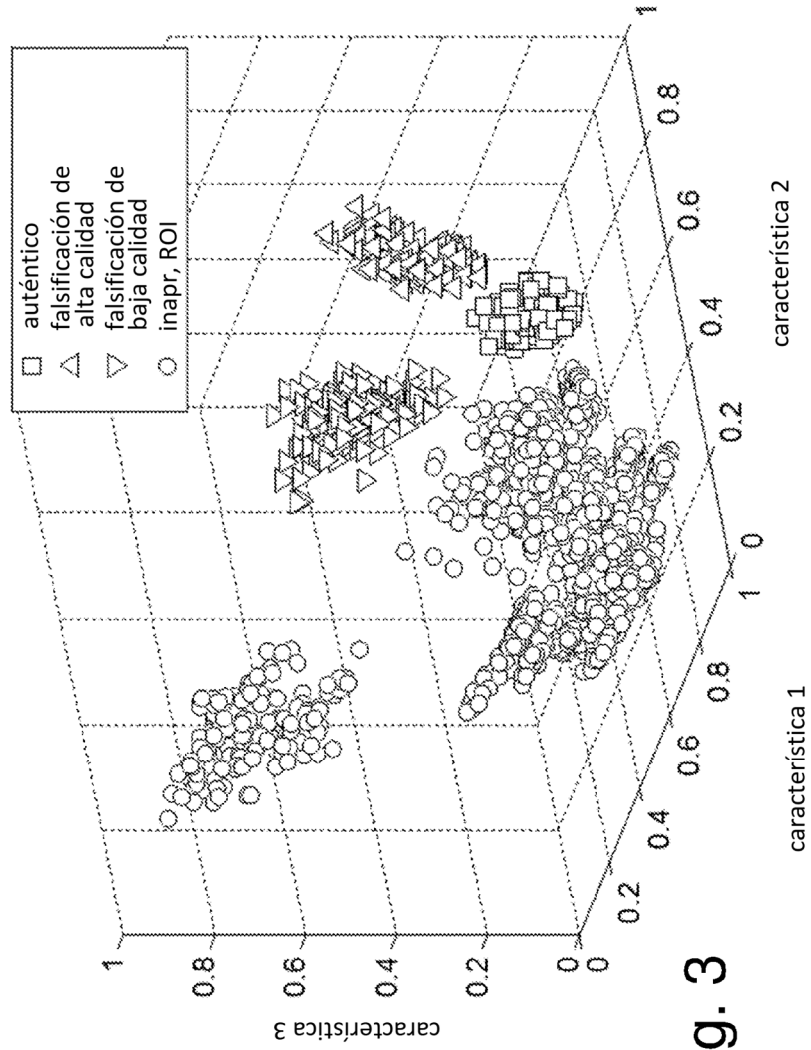


Fig. 3

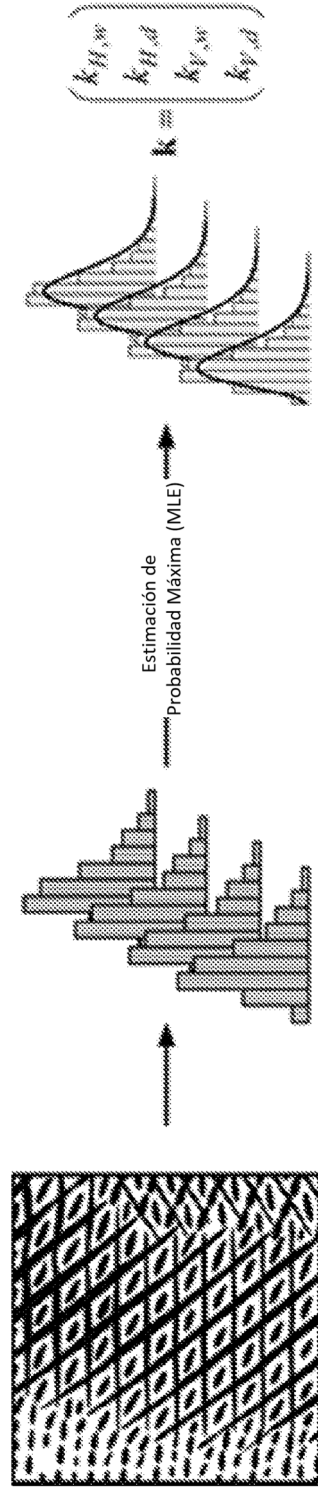


Fig. 4

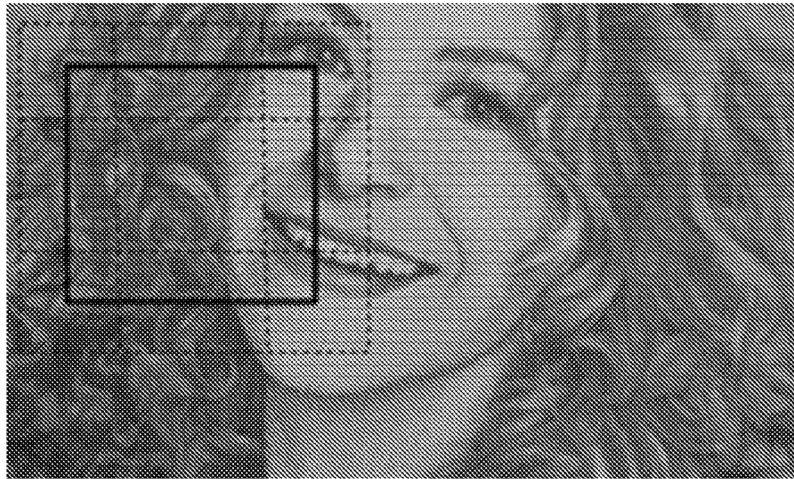


Fig. 5

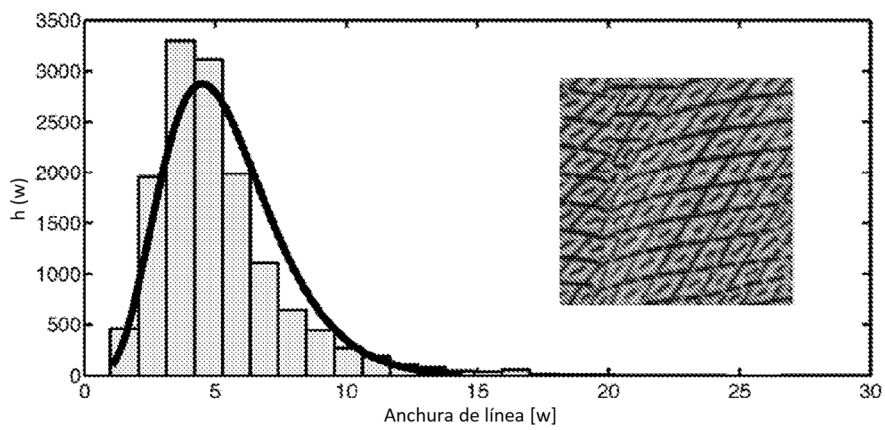


Fig. 6



Fig. 7(a)

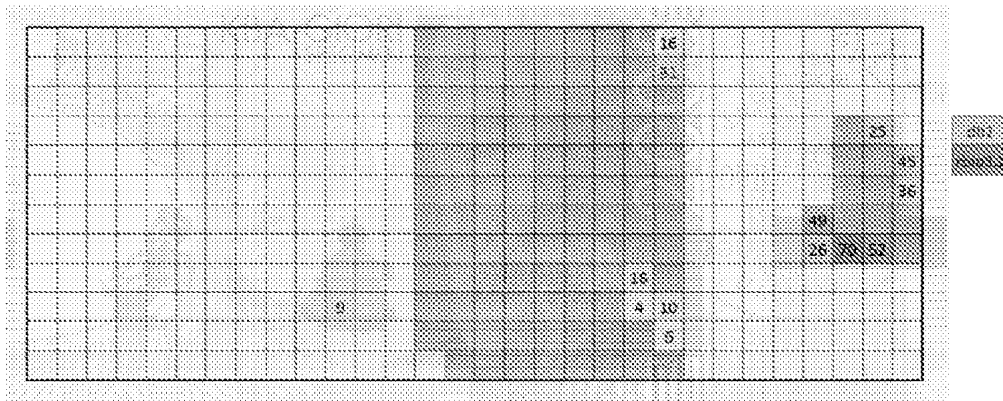


Fig. 7(b)

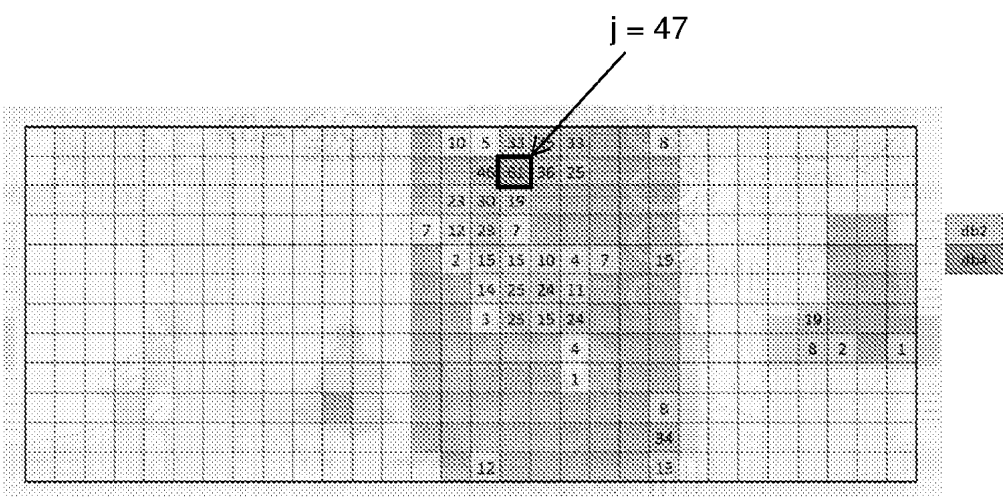


Fig. 7(c)

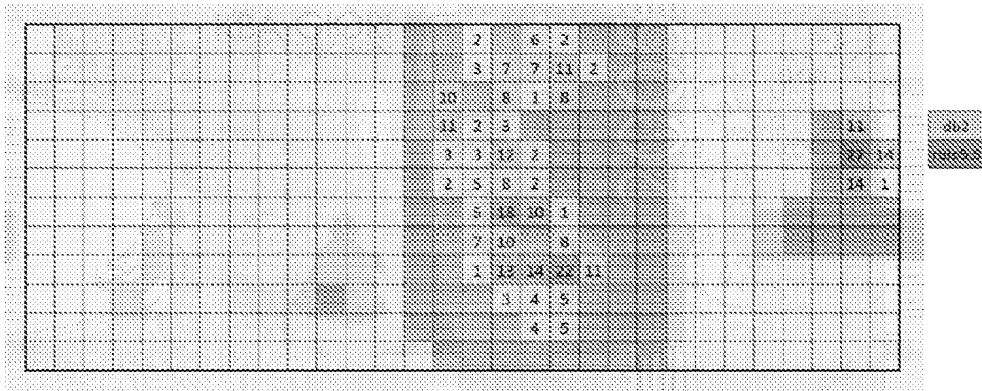


Fig. 7(d)

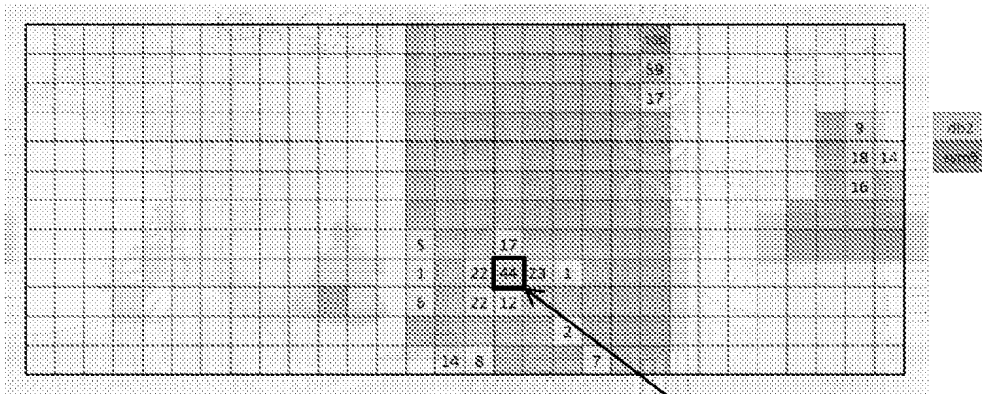


Fig. 7(e) $j = 257$

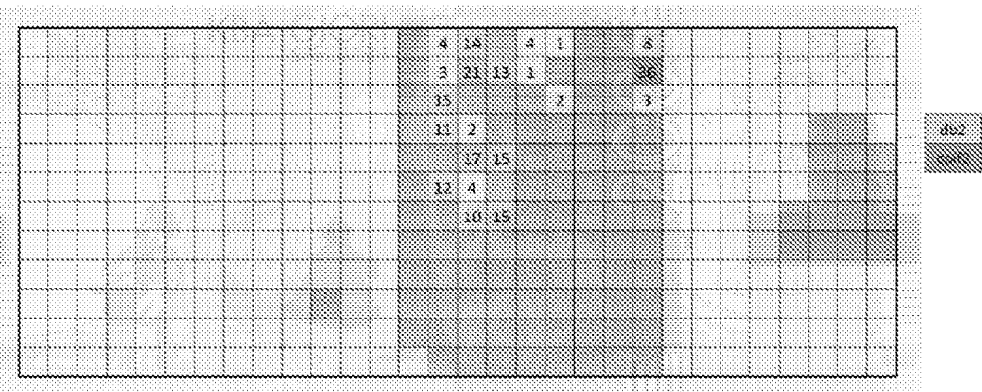


Fig. 7(f)

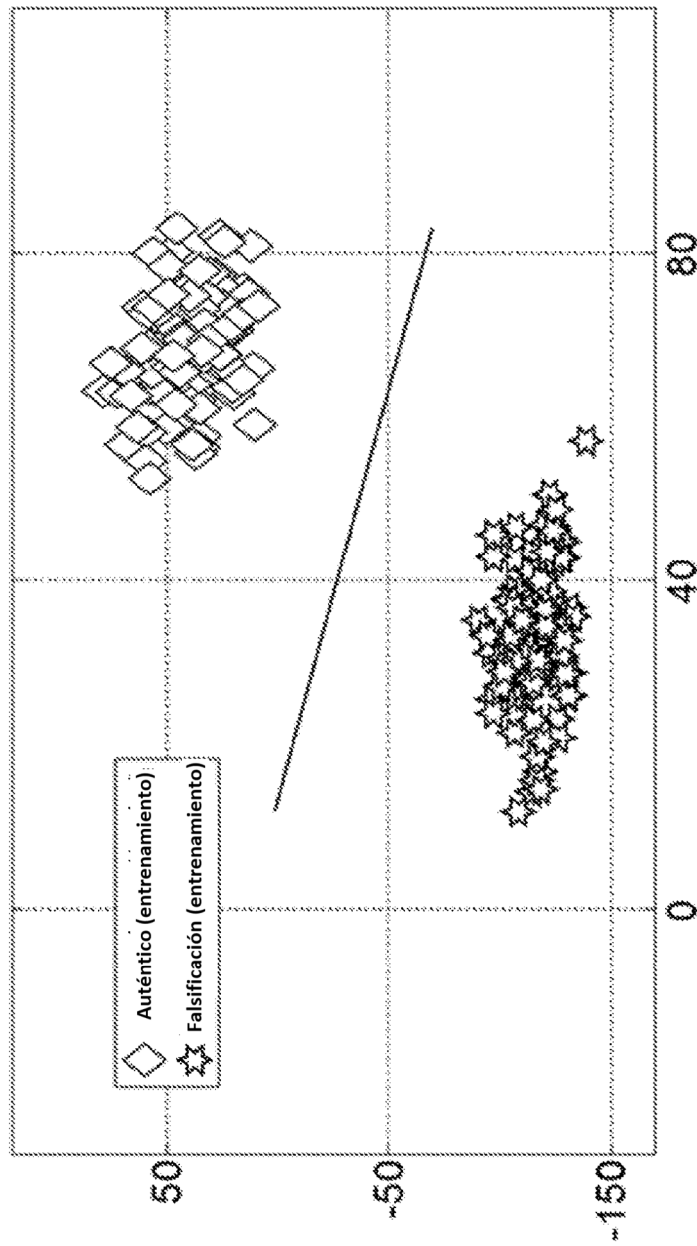


Fig. 8(a)

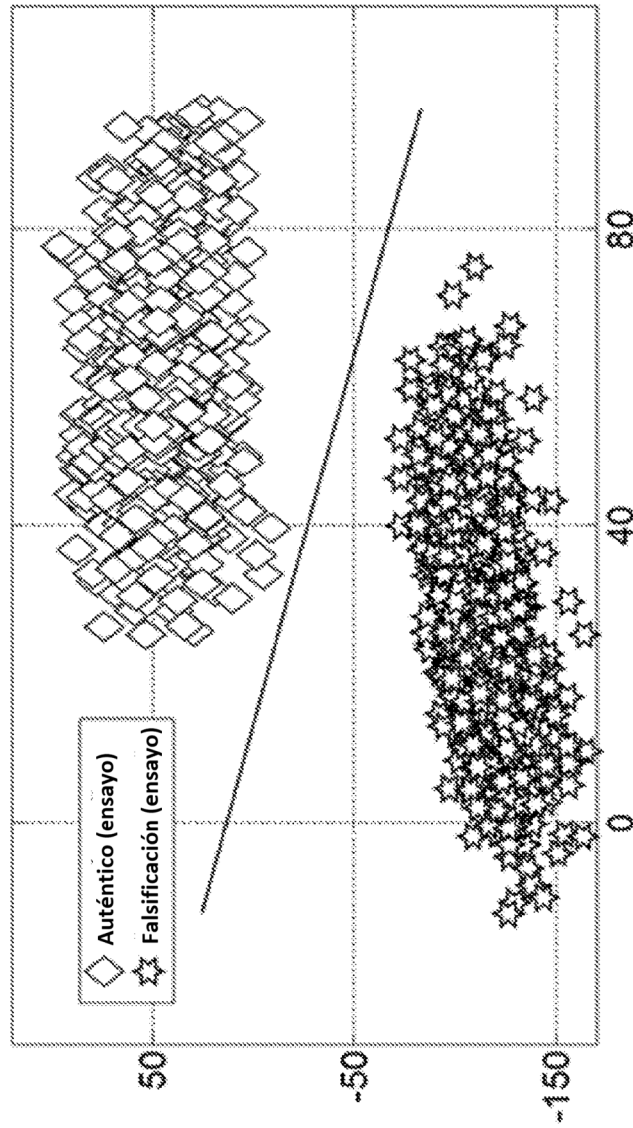


Fig. 8(b)

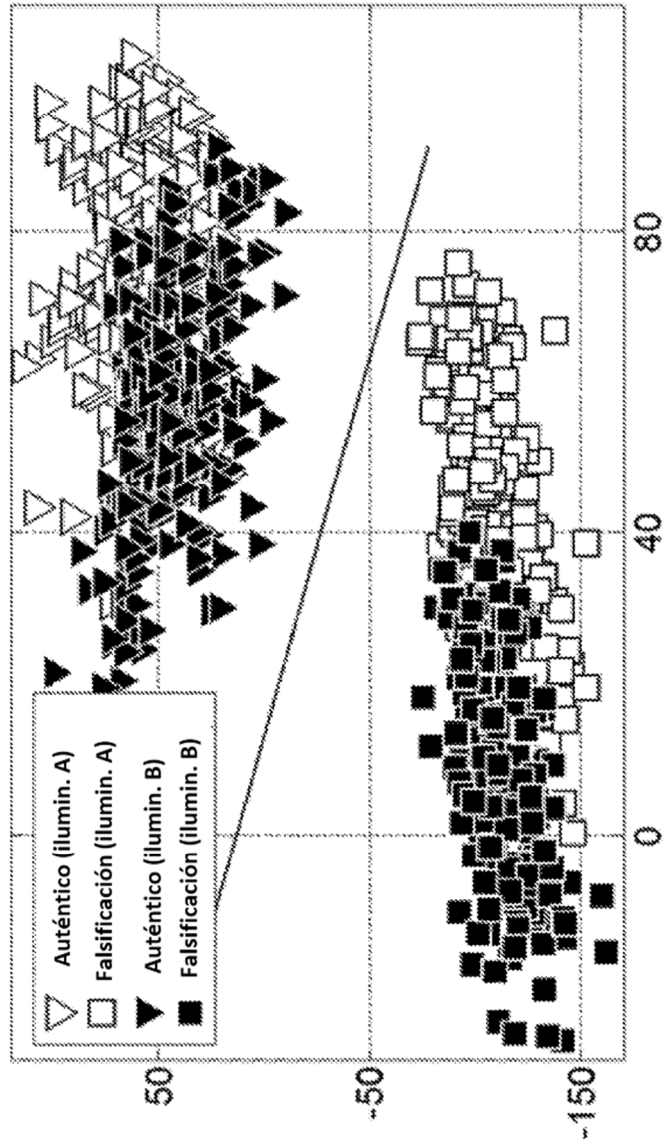


Fig. 8(c)

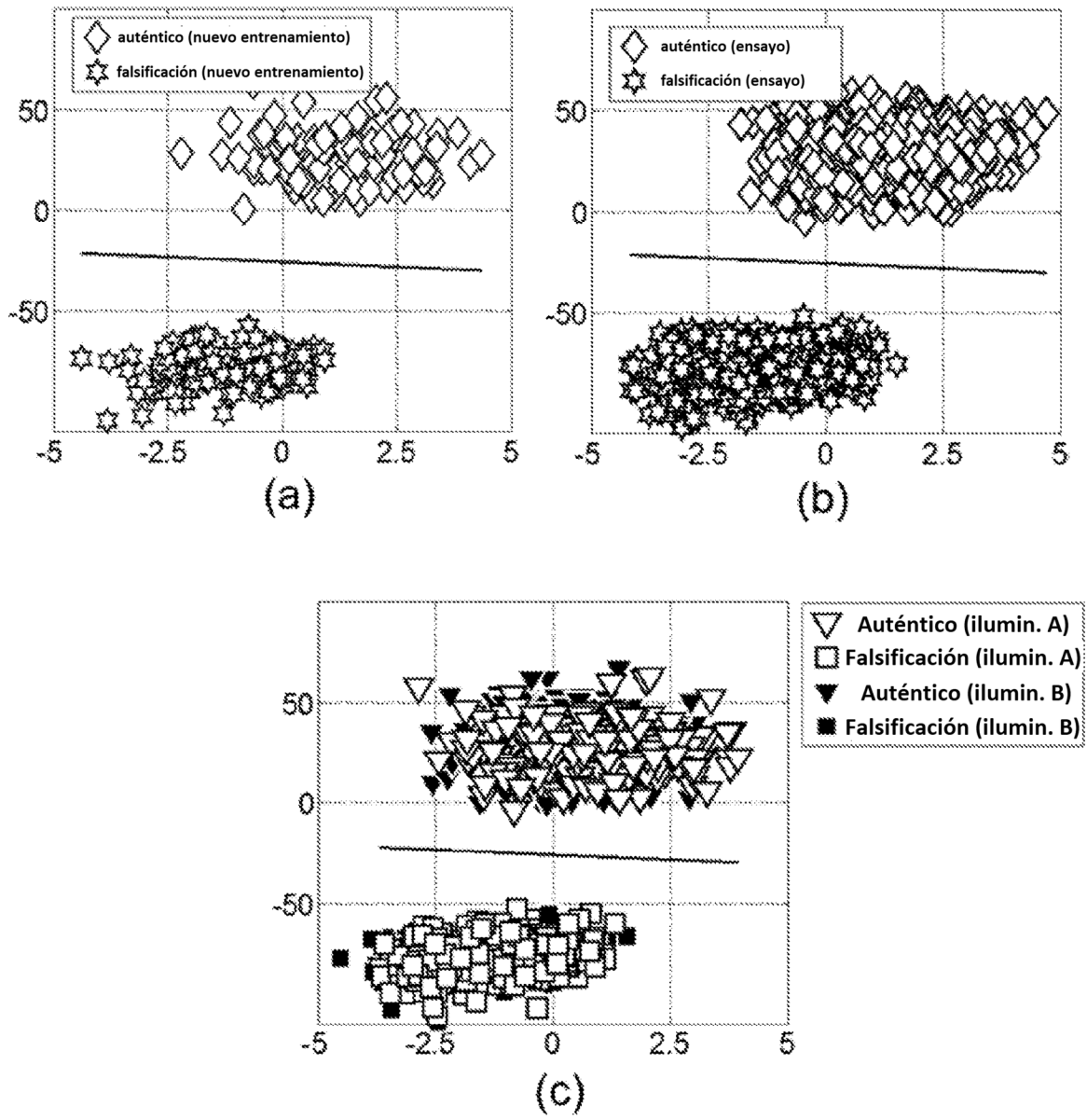


Fig. 9