

## Segmentación automática de billetes mexicanos basada en un modelo de color y referencias geométricas

Juan Pablo Flores-Mendoza, Alfonso Rojas-Domínguez,  
Rafael López- Leyva, Manuel Ornelas-Rodríguez,  
Raúl Santiago-Montero

Tecnológico Nacional de México - Instituto Tecnológico de León,  
León, Gto.,  
México

{juan.pbl.mdza, alfonso.rojas, leyvarafael24}@gmail.com,  
mornelas67@yahoo.com.mx, raul.santiago@itleon.edu.mx

**Resumen.** Recientemente, el desarrollo de sistemas de ayuda para discapacitados visuales basados en procesamiento de imágenes y reconocimiento de objetos ha captado interés. En este trabajo se presenta un método para segmentación automática de billetes mexicanos basado en color y referencias geométricas (puntos de interés obtenidos automáticamente). Nuestro objetivo es identificar con precisión la región del billete para extraer información de color, útil para la posterior clasificación del billete. El método consiste en: 1) dibujar una región de referencia automáticamente; 2) generar un modelo de color y una imagen de similitud de color afectada por una función de peso geométrica; 3) umbralizar la imagen de similitud para obtener la segmentación final. El método fue evaluado sobre un conjunto de 926 imágenes de distintos billetes y tomadas bajo distintas condiciones de iluminación; en esta prueba el método demostró ser rápido y lograr un alto desempeño.

**Palabras clave:** Segmentación por color, segmentación automática, modelo de color estadístico, sistema de ayuda para débiles visuales.

### Mexican Banknote Segmentation Based on a Color Model and Geometric References

**Abstract.** Recently, the development of aiding systems for visually impaired people, based on image processing and object recognition, has attracted interest. In this work, a method for automatic segmentation of Mexican banknotes based on color and geometric references (points of interest obtained automatically) is presented. Our objective is to precisely identify the banknote region in order to extract color information useful for the later classification of the banknote. The method consists of: 1) automatically draw a region of reference; 2) generate a color model and a similarity image affected by a geometric weight function; 3) thresholding of the similarity image to produce the final segmentation. The method was evaluated on a set of 926 images of banknotes obtained under

different illumination; the method showed to be fast and achieve high performance.

**Keywords:** Color based segmentation, automated segmentation, statistical color model, aiding system for the visually impaired.

## 1. Introducción

En todo el país (México) la segunda discapacidad más frecuente registrada es la discapacidad visual, después de las deficiencias motoras. En 2010 la población del país fue de 112 millones de personas, de las cuáles 1 millón de personas reportaron sufrir discapacidad visual [1]. Esta información nos ha motivado a desarrollar un sistema de ayuda para discapacitados visuales. Una de las tareas que es de gran importancia para la comunidad con discapacidad visual es el reconocimiento de la denominación de los billetes, ya que esta tarea es difícil llevarla a cabo basándose solo en información táctil. El desarrollo de un sistema de ayuda a débiles visuales capaz de realizar el reconocimiento automático de billetes es un proceso complejo que implica varias etapas de procesamiento. En este trabajo, nuestra atención se centra en la tarea de segmentación de billetes de banco mexicanos usando su información de color y en una técnica para la detección automática de puntos de interés que se ha descrito en [2].

Las técnicas de segmentación se utilizan a menudo en aplicaciones de visión artificial. El proceso de segmentación permite que la descomposición de una escena en un objeto en primer plano y un fondo para el análisis de la escena. Ejemplos de aplicaciones de visión artificial que hacen uso de técnicas de segmentación son: el diagnóstico médico, la localización de objetos, reconocimiento de huellas dactilares, reconocimiento de caras, etc. En este documento, la aplicación discutida es el desarrollo de un sistema de asistencia para débiles visuales que sea capaz de reconocer objetos de uso común tales como billetes. El método propuesto consiste, primeramente, en la obtención de un modelo estadístico de color que se genera a partir de una región semilla identificada de forma automatizada; luego, una medida de similitud calculada entre cada píxel de la imagen de un billete y el modelo de color permite definir la segmentación final.

El resto del trabajo se organiza de la siguiente manera: En la sección 2 se presenta una revisión del estado del arte sobre distintas metodologías de sistemas para ayuda a invidentes que incluyen reconocimiento de billetes. El método de segmentación propuesto se describe en la Sección 3. Los resultados experimentales se presentan en la Sección 4 y estos resultados se discuten en la Sección 5. Por último, la Sección 6 contiene nuestra conclusión y las direcciones de trabajo futuro.

## 2. Trabajos relacionados

Actualmente las aplicaciones centradas en el reconocimiento de los billetes en el mundo implementan diferentes técnicas de segmentación de imágenes en las que se usa color, textura, técnicas de umbralización, redes neuronales, etc. En [3], se describe la clasificación de billetes de México mediante la extracción de su color dominante en el

espacio RGB para máquinas expendedoras. Esto se complementa con Patrones Binarios Locales (una representación de textura). La desventaja de este método es que requiere de condiciones de iluminación controlada mientras que una aplicación para ayuda a invidentes implica manejar condiciones no controladas de iluminación. Dicho trabajo es el único que discute la clasificación de billetes mexicanos en la literatura.

Existen dispositivos de ayuda para reconocer la denominación de billetes. Por ejemplo, "Currency Note Recognizer" [4] es un dispositivo con un entorno controlado para clasificar billetes de Malasia con un 70%-90% de éxito. Sin embargo, dicho dispositivo se encuentra limitado a esta tarea específica. En cambio en este trabajo presentamos un módulo de un sistema con múltiples funciones (reconocimiento de objetos, navegación, etc) además del reconocimiento de billetes. La apariencia de los billetes mexicanos y un prototipo del sistema de ayuda se muestran en la Figura 1.

Otro ejemplo es "Bionic Eyeglass" [5], una aplicación diseñada para una plataforma móvil que incluye un módulo dedicado a realizar la clasificación de billetes el cual extrae una serie de características (morfológicas, de marcas geométricas, de color, de retratos de billetes y denominaciones, etc.). Este trabajo demuestra que pueden emplearse modelos estadísticos de color para discriminar objetos de colores conocidos. Por otro lado, la desventaja de este método, como lo mencionan sus autores, se encuentra en la alta complejidad computacional de los algoritmos, que obliga a utilizar un procesador externo al del dispositivo móvil. Además, interviene un gran número de parámetros que afectan el rendimiento y sus valores no fueron bien definidos.



Fig. 1. Izquierda: Aspecto de los billetes mexicanos. Derecha: Sistema de ayuda

Respecto a la segmentación basada en color de objetos además de billetes, existen varios ejemplos. Un algoritmo para la segmentación de imágenes basado en la similitud de color propuesto en [6] utiliza una medida llamada "SIMILATION" con la cual se etiquetan píxeles de una imagen para su segmentación. A pesar de que este trabajo enfatiza medir la similitud entre colores, encontramos que la tal medida no es lo suficientemente robusta como para hacer frente a condiciones variables de iluminación. Además, no toma en cuenta otras características de los objetos (como la geometría), que en el caso de los billetes son muy útiles para su segmentación.

Otro método que utiliza el color como una característica principal para segmentar imágenes se describe en [7]. En tal método el usuario marca un área para seleccionar los colores representativos del objeto a segmentar; posteriormente con un algoritmo de agrupamiento (*mean shift*) se fragmenta la imagen; se calcula la similitud de color entre los distintos fragmentos; a continuación se fusionan los fragmentos similares a los seleccionados previamente por el usuario y por separado se fusionan entre sí aquellos que son distintos o que se encuentran alejados de la selección del usuario. Aunque este método muestra buenos resultados, no es posible su utilización en nuestro sistema debido a que el tiempo de procesamiento es muy elevado para ser empleado en un sistema en tiempo real y también debido a que un usuario invidente no puede realizar la selección de los colores representativos de manera precisa.

En este trabajo se propone una técnica basada en color (en el espacio RGB) para la segmentación de los billetes mexicanos en imágenes digitales. Esta idea se basa en la combinación de color y referencias geométricas obtenidas de forma automática, puesto que nuestra revisión de la literatura indica que los mejores resultados se obtienen en función del color y otras técnicas complementarias. La siguiente sección describe los detalles de nuestra propuesta.

### 3. Metodología

En este trabajo se propone un método de segmentación de imágenes que tiene el objetivo de separar la región de un billete presente en una imagen del fondo de la escena. El método propuesto se basa en tres etapas: 1) la definición de una región semilla con base en los puntos de interés; 2) la generación de una imagen de similitud de color basada en un modelo derivado de la región semilla; 3) La aplicación de una función de peso y de un umbral sobre la imagen de similitud, para producir la Región De Interés (RDI) final. Cada una de estas etapas se describe a continuación.

#### 3.1. Definiendo una región semilla

A lo largo de este trabajo se utiliza el término “región semilla” para referirse a una región en el espacio de la imagen de la cual se obtiene una muestra de información de color de los píxeles que se utilizará en etapas posteriores. La definición de la región semilla consta de dos pasos: el primer paso es la extracción de una muestra inicial de color; el segundo paso es la ampliación de la región inicial para robustecer la muestra de color. Claramente, esta idea requiere que la muestra de color inicial sea obtenida de los píxeles contenidos en el billete de la imagen. Garantizamos esto mediante la detección de rasgos característicos de un billete usando un método geométrico que hemos presentado anteriormente [2]. En este trabajo se resumen brevemente los puntos más importantes de tal procedimiento, ya que es un paso necesario en nuestra metodología; se remite al lector a [2] para una exposición completa del método empleado. Para ayudar al lector a seguir la exposición de nuestra metodología presentamos un esquema general de nuestra propuesta en la Fig. 2

Muchos billetes de todo el mundo utilizan los números indo-arábigos para representar su denominación [8]. Algunos autores (e.g. [5]) han presentado estrategias diseñadas para extraer esta información y utilizarla para la clasificación de billetes.

Nuestra propia estrategia consiste en detectar las regiones circulares o casi- circulares en los números impresos, en particular los de los ceros que están presentes en la mayoría de los valores de los billetes y en los numerales 2 y 5 que también se utilizan en la mayoría de las denominaciones monetarias en todo el mundo.

Para la detección de dichas regiones circulares hemos empleado la Transformada de Simetría Radial (FRS) desarrollado por Loy y Zelinsky [9]. La transformada FRS es un detector de puntos de interés que permite la detección de lugares con máxima simetría radial. Anteriormente se demostró su eficacia para la detección de números de billetes de banco [2].

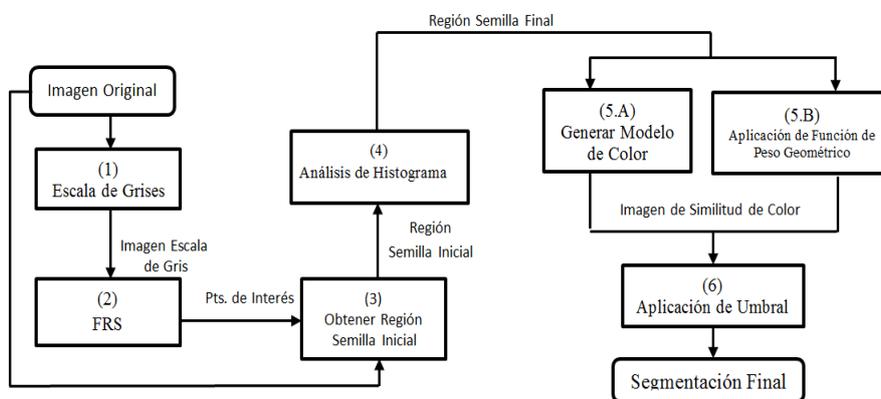


Fig. 2. Diagrama general del proceso de segmentación de imágenes

En este trabajo, con el fin de presentar y evaluar un método que es independiente de la exactitud de la etapa de detección, los puntos de interés correspondientes se calcularon y se validaron previamente (pasos 1 y 2 en la Fig.2). Es importante señalar que nuestro objetivo es la fusión de atributos de distintos dominios, tales como la geometría y el color de los billetes para darle robustez a la etapa de clasificación. Esta misma estrategia ha sido utilizada por otros autores (cf. [3, 5]). La detección de los puntos de interés por medio de la transformada FRS se ilustra en la Fig. 3; nótese que en las imágenes de prueba el usuario presenta sólo un billete de banco a la vez a la cámara de sistema. La detección de puntos de interés está regida por un parámetro que le indica a la transformada el tamaño aproximado de las regiones que debe detectar, de modo que se evitan detectar regiones espurias (ver detalles en [2]).

Basándose en los puntos de interés detectados es posible definir una región que se encuentra dentro del billete (paso 3 en la Fig.2). Esto se logra de la siguiente manera: en primer lugar se calcula el ángulo que se forma entre cada par de puntos de interés (es decir, sus coordenadas en píxeles) y se selecciona el par de puntos que definen el segmento más cercano a la horizontal. En segundo lugar, se calcula la magnitud  $M$  del segmento de línea entre los puntos seleccionados, de manera que un vector unitario  $\mathbf{u} = [u_x, u_y]$  que apunta en la misma dirección de dicha línea pueda ser definido.

Por último, se forma una región rectangular mediante la asignación de uno de los puntos seleccionados como una de las esquinas ( $C_1 = [C_1^x, C_1^y]$ ) y usando las siguientes ecuaciones para definir las coordenadas de las tres esquinas restantes:

$$\begin{aligned}
 C_2^x &= C_1^x - h \cdot u_x M \\
 C_2^y &= C_1^y - h \cdot u_y M \\
 C_3^x &= C_1^x + v \cdot u_x M, \\
 C_3^y &= C_1^y - v \cdot u_x M \\
 C_4^x &= C_2^x + v \cdot u_y M \\
 C_4^y &= C_2^y - v \cdot u_x M
 \end{aligned} \tag{1}$$

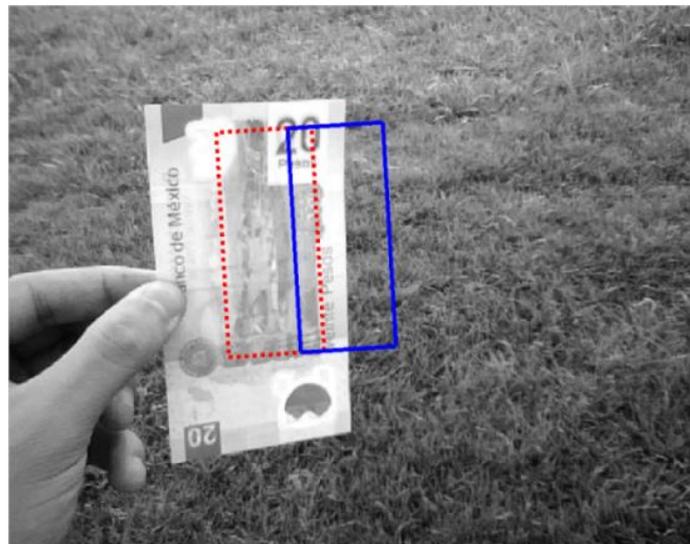
donde  $v$  y  $h$  son constantes que controlan la proporción de los lados verticales y horizontales del rectángulo, respectivamente, con base a la longitud de la línea entre los puntos de referencia,  $M$ . En este trabajo, nos basamos en la proporción entre los lados de los billetes mexicanos para establecer los valores de  $v=10$  y  $h=1$ . Estas proporciones garantizan que el rectángulo producido se encuentre dentro de los billetes; para otros billetes del mundo éstas deben ajustarse según las medidas correspondientes. La región rectangular producida de este modo nos ofrece una muestra de colores de los píxeles,  $I$ . Tras haber obtenido esta muestra de color inicial, definiremos una segunda región que corresponde a una muestra mejorada. La segunda región, conocida como Región Semilla,  $S$ , es una región rectangular extendida que ocupa una gran proporción del billete. La región semilla se obtiene de la siguiente manera.



**Fig. 3.** Detección de las regiones semi-circulares que corresponden a la denominación de los billetes a través de la transformada FRS. Figura principal: Imagen de prueba sobre la cual ha sido superpuesto los máximos de la transformada FRS. El contraste de la imagen se ha exagerado con fines ilustrativos. Recuadro: versión ampliada de la región de denominación de \$ 200

Dado que la denominación de los billetes se encuentra en una esquina que puede ser en el lado izquierdo o el lado derecho del billete (dependiendo de si el usuario presenta a la cámara una cara del billete de banco o la otra), podemos definir dos regiones candidatas para convertirse en región semilla: si los puntos de referencia se encuentran en la esquina izquierda, entonces un rectángulo que se extiende a la derecha de esta esquina se convertiría en la región semilla; por el contrario, si los puntos de referencia están a la derecha, la región semilla debe ser un rectángulo que se extiende a la izquierda. Uno puede dibujar ambas regiones candidatas usando el mismo conjunto de

ecuaciones (1) simplemente modificando el valor de proporción de los lados más cortos,  $h$  para que los lados se extiendan más hacia la derecha (más grande  $h$ ) o hacia la izquierda ( $h$  negativo). En este trabajo se optó por ajustar  $h = \pm 4$  (y un pequeño desplazamiento hacia la derecha con  $h$  negativo), tomando en cuenta las dimensiones de todos los billetes mexicanos (para otros billetes del mundo deben considerarse las proporciones correspondientes). Las regiones producidas se ilustran en la Fig. 4. Claramente, una de las regiones rectangulares (línea roja punteada), que se extiende hacia el lado izquierdo de la denominación contiene sólo los píxeles del billete de banco mientras que la otra región rectangular (línea continua azul) contiene píxeles del billete y algunos del fondo (en este ejemplo se trata de pasto).



**Fig. 4.** Regiones rectangulares potencial para convertirse en la Región de Semillas

Con el fin de determinar cuál de las dos regiones candidatas contiene sólo los píxeles del billete, se puede calcular el histograma de color de cada región candidata a comparar con el histograma de la muestra inicial de color  $I$  (para hacer factible el cómputo se utiliza un espacio de color RGB reducido a  $16^3 = 4096$  colores. Utilizamos el espacio RGB por simplicidad de procesamiento y porque es usado en trabajos similares [7]). Esta comparación (paso 4 en la Fig. 2) se puede conseguir a través de varias funciones de similitud o distancia; en este trabajo se emplea la medida  $\chi^2$ . Si  $H_I$ ,  $H_R$  y  $H_L$  representan los histogramas de la muestra inicial de color  $I$ , la región candidata que se extiende a la derecha  $R$ , y la otra región candidata que se extiende hacia la izquierda  $L$ , la región semilla se determina por:

$$S = \operatorname{argmax}_{d \in \{R, L\}} \{ \text{Similitud}(H_I, H_d) = e^{-\gamma \chi^2(H_I, H_d)} \} \quad (2)$$

$$\text{con } \chi^2(H_I, H_d) = \sum_p ((H_I - H_d)^2 / (H_I + H_d)).$$

El valor del parámetro  $\gamma$  controla la forma de la función exponencial, pero no afecta en la decisión de la región semilla (en este trabajo asignamos  $\gamma = 3$ ). La región semilla  $S$  obtenida con estos cálculos se utilizará en etapas posteriores.

### 3.2. Generación de una imagen de similitud de color

La siguiente etapa de nuestra metodología propuesta (paso 5.A en la Fig. 2) consiste en producir una imagen de similitud de color basado en la región semilla obtenida de acuerdo a lo descrito en la sección anterior. Con este fin, hemos optado por utilizar un modelo estadístico paramétrico, dado por una distribución Gaussiana en el espacio de color RGB. Geométricamente, este modelo se puede visualizar como un elipsoide en el espacio RGB, que es una noción útil que se usa en esta exposición. La elección de este modelo se apoya en otros trabajos en la literatura que indican que, para una gran variedad de aplicaciones, ofrece una precisión similar a otros modelos pero tiene menor complejidad [10, 11].

Los parámetros de nuestro modelo estadístico se calculan usando la región semilla, que es una muestra de  $n$  píxeles de la región del billete  $S = \{S_1, S_2, \dots, S_i, \dots, S_n\}$ . El centro del elipsoide corresponde al valor medio de la muestra de color en el espacio RGB dado por:

$$\boldsymbol{\mu}_S = \frac{\sum_{i=1}^n S_i}{n}. \quad (3)$$

La orientación y el tamaño del elipsoide está dada por la matriz de covarianza  $\boldsymbol{\Sigma}_S$  en sus componentes rojo, verde y azul de cada color en  $S$ :

$$\boldsymbol{\Sigma}_S = \begin{pmatrix} \sigma_{RR} & \sigma_{RG} & \sigma_{RB} \\ \sigma_{GR} & \sigma_{GG} & \sigma_{GB} \\ \sigma_{BR} & \sigma_{BG} & \sigma_{BB} \end{pmatrix}, \quad (4)$$

donde  $\sigma_{ij}$  representa la covarianza de los componentes  $ij$ .

Una vez que se ha determinado nuestro modelo de color, el siguiente paso en la producción de la imagen de similitud es medir la distancia entre cada píxel de la imagen original y el modelo de color. Dado que las varianzas de los canales rojo, verde y azul en el modelo no son iguales, no sería correcto emplear la distancia Euclidiana tradicional para medir la similitud deseada; la distancia de Mahalanobis [12],  $M(\mathbf{p}, G(\boldsymbol{\mu}_S, \boldsymbol{\Sigma}_S))$  entre un píxel  $\mathbf{p}$  y nuestro modelo Gaussiano  $G(\boldsymbol{\mu}_S, \boldsymbol{\Sigma}_S)$ , es más adecuada para nuestros propósitos, y está dada por:

$$M(\mathbf{p}, G(\boldsymbol{\mu}_S, \boldsymbol{\Sigma}_S)) = \sqrt{(\mathbf{p} - \boldsymbol{\mu}_S)^T \boldsymbol{\Sigma}_S^{-1} (\mathbf{p} - \boldsymbol{\mu}_S)}. \quad (5)$$

La distancia de Mahalanobis puede convertirse en una medida de similitud si se normaliza entre [0, 1] y se resta de 1. Por lo tanto, nuestra medida de similitud está dada por:  $1 - M_N(\mathbf{p}, G(\boldsymbol{\mu}_S, \boldsymbol{\Sigma}_S))$ , donde  $M_N$  representa la distancia normalizada de Mahalanobis. El cálculo de esta similitud para cada uno de los píxeles de la imagen original (paso 5.A en la Fig. 2) produce una imagen de similitud de color, denotado por  $Y$ . Esta imagen de similitud de color, modificada por una función de peso, se utiliza para obtener la Región De Interés (RDI) final. La finalidad de la función de peso es restringir la forma de la región segmentada correspondiente al billete en caso de que los píxeles en el fondo de la escena presenten colores muy similares a los del billete.

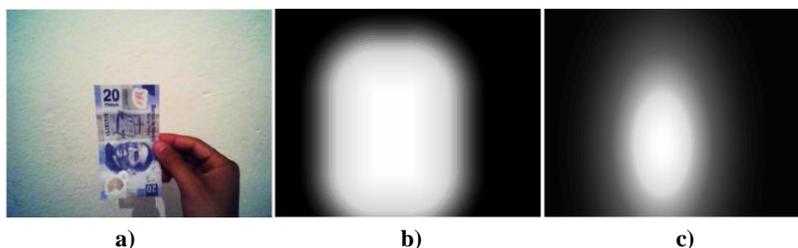
En este trabajo se consideraron dos formas para la función de peso, una rectangular y una elipsoidal. Esto se describe en la siguiente sección.

### 3.3. Segmentación basada en similitud de color

El modelo de color puede representar efectivamente a los colores de un billete de banco. Sin embargo, todavía existe la posibilidad de que colores muy similares aparezcan en el fondo de la escena, lo que produciría una segmentación incorrecta. Con el fin de reducir esta posibilidad, se emplea una función de peso que actúa como una restricción geométrica (paso 5.B en la Fig. 2). En este trabajo se explora el uso de una función rectangular y una función elipsoidal en el espacio de la imagen como función de peso. Los parámetros de forma de la función de peso, ya sea rectangular o elipsoidal, se pueden determinar de forma automática con base en el tamaño, la posición y orientación de la región semilla,  $S$ , extraída en la Sección 3.1.

En el caso de la función rectangular, se calcula la transformada de distancia Euclidiana de la región binaria  $S$  (donde los píxeles en el interior de la región toman el valor de 1 y aquellos en el exterior toman el valor 0). Para cada píxel en  $S$ , esta transformada asigna la distancia entre ese píxel y el píxel más cercano con valor distinto de cero. En el caso de la función elipsoidal, es necesario como paso intermedio calcular los parámetros de forma (ejes de la elipse, orientación y el centro); esto se logra por medio de un ajuste de mínimos cuadrados a la región semilla  $S$ . Los parámetros de forma corresponden a los parámetros de una función Gaussiana bidimensional, que al ser normalizada en el rango  $[0, 1]$  nos dan una medida de similitud que tal como se hace en el caso de la distancia de Mahalanobis, puede convertirse en una distancia. Las funciones de peso consideradas se ilustran en la Fig. 5.

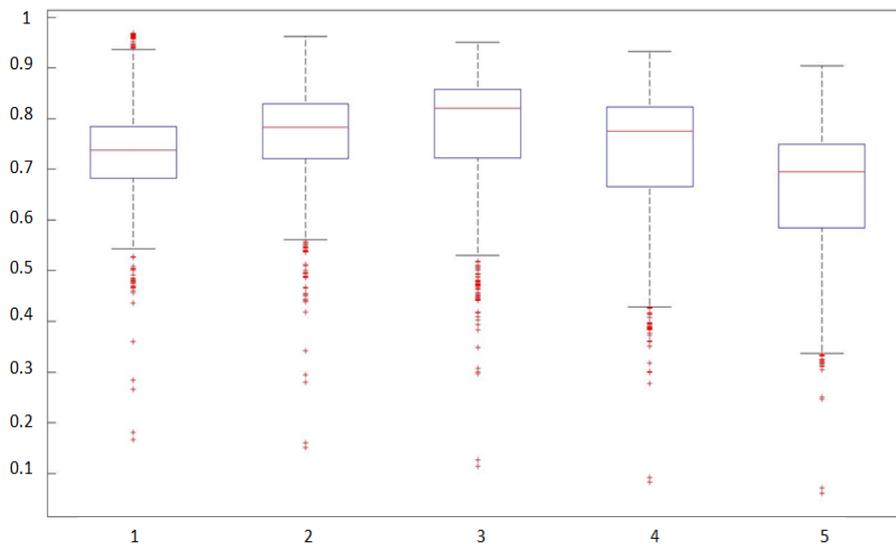
Cuando la función de peso se aplica a la imagen de similitud de color (restando la imagen de peso de la imagen de similitud), el efecto es que los píxeles que muestran una alta similitud de color pero que se encuentran lejos de la región del billete, tendrán su valor de similitud reducida, lo que limita de manera efectiva su incorporación a la región de interés segmentada. Este criterio de segmentación ha sido utilizado anteriormente con buenos resultados en [7], sin embargo, nuestra propuesta de implementación es mucho menos compleja. El objetivo detrás de la generación de la imagen de similitud de color modificada por una función de peso geométrica es que permita aplicar un valor de umbral para producir la segmentación deseada (paso 6 en la Fig. 2). Se sigue esta estrategia para simplificar la segmentación, de modo que pueda ser usada en el sistema para ayuda a invidentes que requiere funcionar en tiempo real.



**Fig. 5.** a) Imagen de ejemplo; b) función de peso rectangular; c) función de peso elipsoidal. Se ha exagerado un poco el contraste de las imágenes para propósitos de visualización

#### 4. Resultados experimentales

El método de segmentación de billetes descrito anteriormente fue probado en un conjunto de 926 imágenes repartidas entre distintas condiciones que incluyen 3 tipos diferentes de iluminación (a saber, incandescente, fluorescente y luz natural), diferentes denominaciones (\$20, \$50, \$100, \$200 y \$500), de las caras frontal y posterior del billete y diferente condición (buena condición y deteriorado). Todas las imágenes fueron adquiridas con una cámara Microsoft LifeCam VX-800 con resolución VGA a una distancia aproximada de 40 cm (una posición natural para visualizar un objeto). Con el fin de probar solamente las etapas correspondientes a la segmentación basada en el color, los puntos de referencia de la denominación de billetes se obtuvieron y se validaron previamente [2]. De esta manera, garantizamos que los resultados de las pruebas son independientes de la precisión de la etapa previa. Para la evaluación, la segmentación final generada automáticamente se compara contra anotaciones manuales del conjunto de 926 imágenes, que son referidas como *Ground-Truth*. En la fase experimental se realizaron 3 validaciones: validación de la región semilla generada, del modelo de color y de la segmentación final.



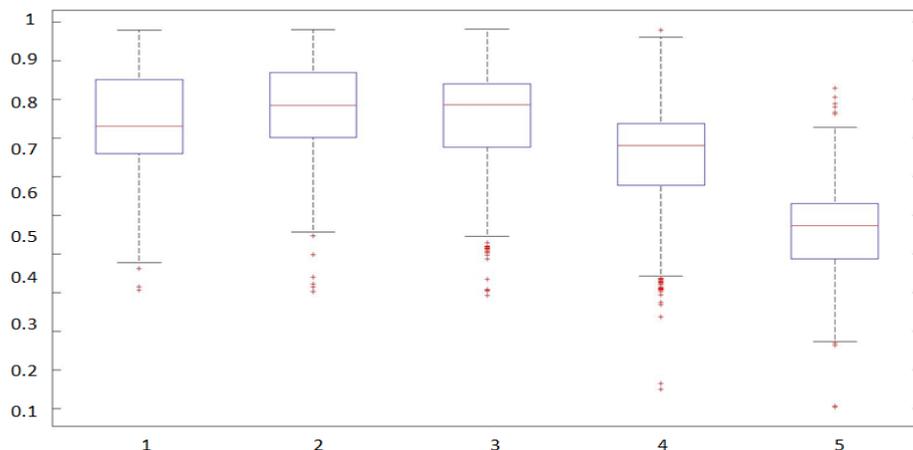
**Fig. 6.** Resultados de segmentación final con distintos valores de umbral (0.4, 0.45, 0.55, 0.60, 0.65 de izquierda a derecha) con una función de peso Rectangular. El diagrama de cajas nos muestra que se logra una segmentación promedio de 82% para el valor de umbral de  $\tau = 0.55$  como mejor resultado de segmentación.

**Validación de la región semilla** - Basados en los puntos de interés obtenidos por medio de la transformada FRS, regiones rectangulares centradas fueron producidas y una región semilla fue seleccionada de acuerdo con el procedimiento descrito en la Sección 3.1. El objetivo de este experimento es cuantificar la proporción de imágenes para las que el método propuesto tiene éxito. El criterio de validación se basó en el área de intersección, en píxeles, entre el *GroundTruth* y la región semilla (*SeedRegion*),

dividida por el área total de la región semilla:  $N(\text{GroundTruth} \cap \text{SeedRegion})/N(\text{SeedRegion})$ , donde  $N(\cdot)$  representa el número de píxeles dentro de una región dada. Se consideró que la Región semilla se produce correctamente cuando al menos una proporción del 85% de dicha región se encuentra en el *GroundTruth* del billete. Como resultado de esta prueba, se encontró que aproximadamente el 98% de las imágenes satisfacen esta condición de validez.

**Validación del modelo de color** - Después de haber obtenido la región semilla para cada imagen de los billetes, se obtuvieron los parámetros necesarios para definir nuestro modelo de color como se describe en la Sección 3.2. Con el fin de cuantificar la validez de los parámetros calculados, los valores producidos de forma automática se compararon con los obtenidos con base en los píxeles que corresponden al *Ground Truth*. La raíz del error cuadrático medio para las medias, por canal, es: Rojo: 6.81; Verde: 7.88; Azul: 6.45. La raíz del error cuadrático medio para las desviaciones estándar, por canal, es: Rojo: 4.53; Verde: 3.35; Azul: 5.33.

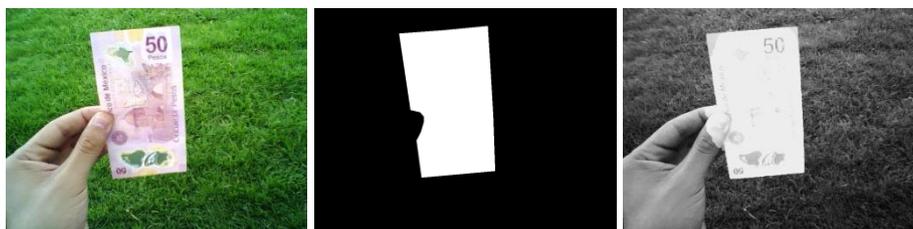
**Validación de la segmentación final** - Utilizando los valores de los parámetros del modelo de color que se estimaron a partir de la región semilla, se calculó la distancia de Mahalanobis entre cada píxel de la imagen original y del modelo y se produjo una imagen de similitud a través del procedimiento descrito en la Sección 3.2. Se establecieron distintos valores de umbral de decisión  $\tau$ , y se obtuvo una RDI final por cada imagen. Con el fin de cuantificar la precisión de la RDI segmentada, se obtuvo el coeficiente de Tanimoto [13] entre la RDI y el *Ground Truth* correspondiente. Además dichas regiones se compararon entre sí, de manera similar como se hizo en la validación de la región semilla (Sección 4.2). Los resultados para una función de peso rectangular se muestran en la Fig. 6 y para la función de peso elipsoidal en la Fig. 7. En la Tabla 1 se muestra los datos resultantes de la evaluación realizada. Un ejemplo del resultado contra la anotación manual se ilustra en la Figura 8.



**Fig. 7.** Resultados de segmentación final con distintos valores de umbral (0.75, 0.80, 0.85, 0.90 de izquierda a derecha) con una función de peso Elipsoidal. El diagrama de cajas nos muestra que se logra una segmentación promedio de 78% para el umbral de  $\tau = 0.80$  como mejor resultado de segmentación

**Tabla 1.** Resultado de la comparación entre la segmentación automática y el Ground Truth

Medida	Promedio $\pm$ Std. Dev.
Coefficiente de Tanimoto	0.82 $\pm$ 0.11
Parámetro	Error Cuadrático Medio
Promedio RGB	R: 4.64 G: 4.82 B: 5.57
Std. Dev.	R: 3.53 G: 2.89 B: 4.92



**Fig. 8.** De izquierda a derecha: Ejemplo de un billete, su anotación manual y la Región de Interés final (región resaltada) obtenida de forma automática

## 5. Discusión

Las pruebas que se llevaron a cabo indican que una representación basada en conjuntos de histogramas de color es eficiente para distinguir entre regiones y así lograr la segmentación de imágenes. Sólo el 2% de las regiones de referencia extraídas de forma automática (Regiones Semilla) no cumplieron con los criterios de validez establecidos. Por otra parte, la comparación entre los parámetros de los modelos de color obtenidos a partir de las Regiones de semillas y las correspondientes a las regiones *Ground Truth* muestran que estos conjuntos de parámetros son bastante cercanos uno del otro; en la etapa final de segmentación se muestra que el modelo de color es útil para obtener automáticamente RDIs (los billetes de banco), ya que el coeficiente de Tanimoto promedio es de 82%. Por otra parte, los resultados presentados con las dos funciones de peso muestran que usar la función rectangular produce un mejor porcentaje de segmentación, con 82%, siendo superior al 78% producido mediante el uso de la función elipsoidal.

Cabe recordar que el objetivo final del método propuesto en este trabajo es definir una región de la que se pueda obtener una buena muestra de color, ya que esta información será utilizada posteriormente para la clasificación robusta por color de los billetes. La confirmación de que el procedimiento presentado en este trabajo alcanza dicho objetivo, proviene de los resultados de la comparación que se lleva a cabo entre el conjunto de los parámetros del modelo obtenidos de las RDIs producidos de forma automática y el conjunto de parámetros de los modelos obtenidos a partir de las regiones *Ground Truth* (posiblemente la mejor estimación de los parámetros reales); respectivamente, se observó que la raíz del error cuadrático medio entre la media estimada y la verdadera media es de 4.64, 4.82 y 5.57 para los canales rojo, verde y

azul. Esto significa que la distancia media entre la media estimada y la media real en el espacio RGB es  $6.33 \pm 5.98$ , o que aproximadamente el 85% de los valores estimados se encuentran a una distancia de menos de 10 a partir de la mejor estimación en el espacio RGB de 8-bits, que consideramos un muy buen resultado, dado el tamaño del espacio RGB. Adicionalmente, resultados preliminares de clasificación han sido positivos, apoyando nuestra evaluación del método; esto se discutirá en un trabajo futuro.

## 6. Conclusiones y trabajo futuro

Se presentó un método para la segmentación de los billetes mexicanos en imágenes digitales basado en el color. En este método, una vez que los puntos de interés de la denominación del billete de banco se han extraído, se selecciona una región de la semilla y de esto, se obtiene un modelo de color. La segmentación final se obtiene mediante el cálculo de una imagen de similitud, donde cada píxel de la imagen original se le asigna un valor de distancia al modelo computarizado. El método de segmentación propuesto ha sido desarrollado como parte de un sistema de asistencia para discapacitados visuales. Actualmente estamos trabajando en una idea similar para lograr la clasificación automatizada de billetes de banco, que completará el módulo de reconocimiento de billetes de nuestro sistema de ayuda. En el futuro, nuestro objetivo es extender el método propuesto a billetes de otros países; esto es posible ya que muchos países en el mundo adoptan esquemas para que su moneda pueda distinguirse principalmente por su color y por numerales impresos en una fuente de buen tamaño con el fin de ayudar a personas con debilidad visual, y a máquinas, a distinguirlos entre sí.

**Agradecimientos.** El presente trabajo se desarrolló con apoyo del Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología de México, a través de los programas: CATEDRAS-2598 (A. Rojas) y el Programa de Becas Nacionales (331907- J. Flores, 331797- R. López).

## Referencias

1. AMFECCO, sitio web: [http://www.amfecco.org/article\\_estadisticas.php](http://www.amfecco.org/article_estadisticas.php).
2. Rojas-Domínguez, A., Lara-Alvarez, C., Bayro-Corrochano, E.: Automated banknote recognition for the visually impaired. *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications, Lecture Notes in Computer Science*, 8827, pp. 572–579 (2014)
3. García-Lamont, F., Cervantes, J., López, A.: Recognition of Mexican banknotes via their color and texture features. *Expert Systems with Applications*, Vol. 39, No. 10, pp. 9651–9660, ISSN 0957-4174 (2012)
4. Mohamed, A., Ishak, M.I., Buniyamin, N.: Development of a Malaysian Currency Note Recognizer for the Vision Impaired. In: *Engineering and Technology (S-CET), Spring Congress on*, pp.1–4, 27-30 May (2012)
5. Solymár, Z., Stubendek, A., Radványi, M., Karacs, K.: Banknote Recognition for Visually Impaired. In: *European Conference on Circuit Theory and Design (ECCTD) 20<sup>th</sup>*, Budapest, Hungary, pp. 841–844 (2011)

6. Wang, S: Color Image Segmentation Based on Color Similarity. In: Computational Intelligence and Software Engineering. CiSE 2009, International Conference on, pp.1–4, 11-13 Dec. (2009)
7. Ning, J., Zhang, L., Zhang, D., Wu, C.: Interactive image segmentation by maximal similarity based region merging. *Pattern Recognition*, Vol. 43, No. 2, February, pp. 445–456, ISSN 0031-3203 (2010)
8. Williams, M.M., Anderson, R.G.: Currency design in the United States and abroad: Counterfeit deterrence and visual accessibility. *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, Sept-Oct, pp. 371–414 (2007)
9. Loy, G., Zelinsky, A.: Fast radial symmetry for detecting points of interest. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 25, No. 8, pp. 959–973 (2003)
10. Lee, J.Y., Yoo, S.I.: An elliptical boundary model for skin color detection. In: *Proceedings of the International Conference on Imaging Science, Systems and Technology* (2002)
11. Kakumanu, P., Makrogiannis, S., Bourbakis, N.: A survey of skin-color modeling and detection methods. *Pattern Recognition*, Vol. 40, No. 3, pp. 1106–1122 (2007)
12. Prasanta Chandra, M.: On the generalised distance in statistics. In: *Proceedings of the National Institute of Sciences of India*, Vol. 2, No. 1, pp. 49–55. Retrieved 2012-05-03 (1936)
13. Crum, W., Camara, O., Hill, D.: Generalized Overlap Measures for Evaluation and Validation in Medical Image Analysis. *IEEE transactions on medical imaging*, Vol. 25, No. 11, pp. 1451–1461 (2006)