Revista Internacional de Investigación e Innovación Tecnológica

Página principal: www.riiit.com.mx

Estegoanálisis adaptivo a las características espaciales de las imágenes de mapas de bits en escala de grises

Adaptive steganalysis for spatial characteristics of grayscale bit map images

Ramírez-Rodríguez, A. E.*, Nakano, M., Cedillo-Hernández, M.

Sección de Estudios de Posgrado e Investigación de ESIME Culhuacan, Instituto Politécnico Nacional, C.P. 04430, Ciudad de México.
E-mail: ana.elena.ramirez.rodriguez@gmail.com*, mnakano@ipn.mx, mcedillohdz@hotmail.com

Innovación tecnológica: un algoritmo de estegoanálisis que se adapta a las características espaciales de la imagen, por lo cual se genera una mejor detección de la existencia o no de un mensaje oculto dentro de la imagen.

Enviado: 23 abril 2019.
Aceptado: 29 agosto 2019.

Abstract

The aim of this article is to present an adaptive steganalysis algorithm for the LSB-Matching method considering the spatial characteristics of the image. First using the Discrete Cosine Transform to the block classification according to the image characteristics, we obtain three categories: plain, semi – plain and detailed. Then we obtain the characteristic vectors of the plan and semi-plan images using the Wavelet Absolute Moments algorithm and for detail images with the Amplitude of Local Extrema algorithm and finally, the characteristic vectors were analyzed by the Support Vector Machine with the parameters optimized by the cross-validation process. Based on the results of the experiments, it can be concluded that the proposed algorithm minimizes the detection error, especially for detailed images and its functionality is better than conventional algorithms.

Keywords: Block classification, Least Significant Bit, LSB-Matching, Steganalysis, Steganography.

Resumen

El objetivo del presente artículo es mostrar un algoritmo adaptivo de estegoanálisis para el método de Coincidencia del Bit Menos Significativo considerando las características espaciales de la imagen. Primero por medio de la Transformada Discreta de Coseno se realiza una clasificación por bloques según las características espaciales de la imagen, se divide en tres categorías: planas, medianamente planas y detalladas. Después con los algoritmos de estegoanálisis de Momentos Absolutos de Ondeletas se obtienen los vectores característicos para las imágenes planas y medianamente planas y para las imágenes detalladas se utiliza el método de Amplitud de Extremos Locales; finalmente los vectores característicos se analizan por medio de Máquina de Soporte Vectorial con los parámetros optimizados por el proceso de validación cruzada. Apoyándose en los resultados de los experimentos, se concluye que el algoritmo propuesto minimiza el error de detección, en especial para las imágenes detalladas y la funcionalidad es mayor a los algoritmos convencionales.

Palabras clave: Bit Menos Significativo, Clasificación por bloques, Esteganografía, Estegoanálisis, Método de Coincidencia del LSB.

1. Introducción

El incremento del uso del Internet en los últimos años ha ocasionado que se desarrollen nuevas tecnologías de la información para el intercambio y difusión de información, a la vez que también van en aumento las intervenciones maliciosas, para contrarrestarlas se han diseñado más métodos para la protección de la información [1].

El área del ocultamiento de la información está conformada por diferentes técnicas como el marcado de agua, la criptografía y la esteganografía. En el caso de la esteganografía se utiliza para poder transmitir información oculta dentro de un medio digital sin ser detectada, en muchas ocasiones se utiliza con fines militares para que pase desapercibida la información, también se puede utilizar con fines industriales o científicos, en caso el caso industrial se puede utilizar para compartir información clasificada a personas en específico y de esta manera evitar el robo de dicha información, para el caso de investigación o científico puede tener como objetivo compartir información con algún colega sin que sea detectada por personas ajenas y la utilicen de manera inadecuada o se genere plagio [2].

Para contraatacar la información oculta por medio de la esteganografía se emplea el estegoanálisis, sin embargo existe una problemática entre la plano del Bit Menos Significativo y las características espaciales de las imágenes; los métodos convencionales no toman en cuenta estas características y únicamente analizan la plano del bit menos significativo, lo que conlleva a que haya errores en la detección, como el utilizado por Pavan y Patelti en [3] que incrementan la capacidad de información insertada en la imagen usando los dos bits menos significativos de la imagen; otro ejemplo es el propuesto por Amin et al. [4] en el cual proponen un algoritmo basado en la Transformada Discreta de Coseno, posteriormente mediante la resta del promedio de cada bloque 8x8 y el valor de cada pixel se obtiene el valor mínimo obtenido para ese bloque, se asigna para remplazar el valor del pixel por el del mensaje e insertarlo en el Bit Menos Significativo.

La metodología empleada para determinar si la imagen contiene un mensaje oculto o no es la siguiente: primero se clasifica la imagen de acuerdo a sus características espaciales en tres categorías (plana, medianamente plana y detallada) por medio de la Transformada Discreta de Coseno; después se extraen los vectores característicos por medio de los métodos de estegoanálisis de Amplitud de Extremos Locales para las imágenes detalladas y Momentos Absolutos de Ondeleta en el caso de las imágenes planas y medianamente planas; finalmente se analizan los vectores característicos por medio del software de Máquina de Soporte Vectorial con los parámetros optimizados por el proceso de validación cruzada donde se determina si la imagen es natural o esteganografíada.

En la sección de método se describirá con mayor detalle la metodología mencionada en el párrafo anterior, después se muestran los resultados obtenidos de la experimentación y se realiza una comparación con los métodos de Autocorrelación y Medidas de Similitud Binaria; por último los resultados y trabajo a futuro.

2. Método

El algoritmo propuesto se basa en una clasificación de imágenes por sus características de contenido y se divide en tres etapas: La primera es la clasificación por bloques (plano, borde y textura), dependiendo del porcentaje de bloques planos la imagen será plana, medianamente plana o detallada. La segunda fase es la extracción de vectores característicos por medio de métodos de estegoanálisis de Amplitud de Extremos Locales y Momentos Absolutos de Ondeleta. La tercera y última fase es el uso del clasificador Máquina de Soporte Vectorial con los parámetros optimizados por el proceso de validación cruzada para determinar si la imagen contiene o no un mensaje insertado. La figura 1 muestra el diagrama a bloques del algoritmo propuesto [5].

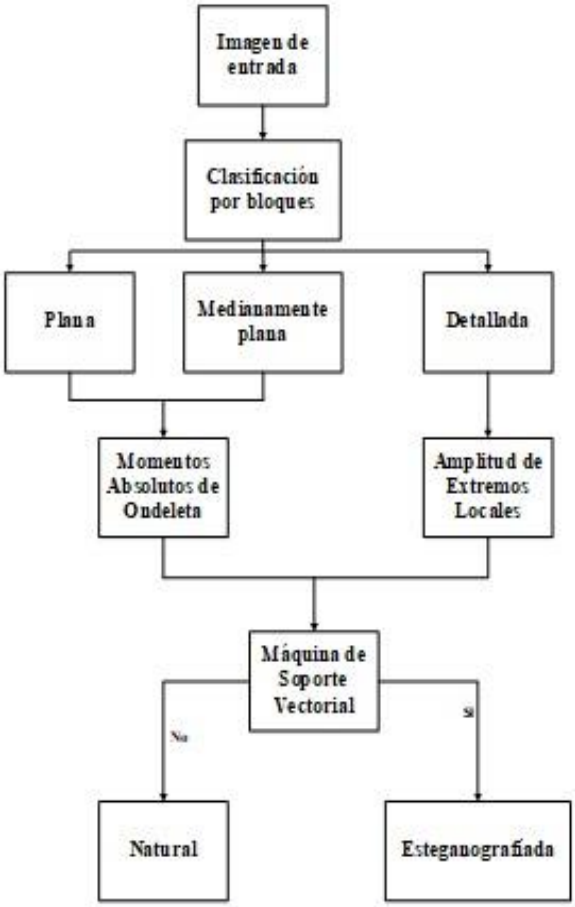


Figura 1. Diagrama a bloques del algoritmo propuesto.

2.1. Esteganografía

La esteganografía consiste en aplicar diversas técnicas para ocultar mensajes dentro de un medio digital, en este caso específico serán imágenes, de manera en la que no se perciba la existencia de dichos mensajes a simple vista. Para que la información se conserve sin importar las distorsiones a la imagen y pueda ser sometida de manera intencional o no es importante la robustez, así como la carga de información que se inserte en la imagen y la

seguridad para que el contenido pase desapercibido [6].

2.2. Estegoanálisis

El estegoanálisis estudia la anulación y/o detección de la información oculta en este caso de una imagen [7] [8]. Los métodos de estegoanálisis más populares son [9]: Autocorrelación (AC) un ejemplo es el propuesto por Yadollahpour y Miar en [10], en el que hacen uso de la correlación de los pixeles más cercanos, para posteriormente hacer la clasificación mediante una máquina de soporte vectorial (SVM) y la distancia Euclidiana; otro algoritmo usado es el de Medidas de similitud Binaria (BSM) como el propuesto por Avcibas *et al.* [11], en el cual presentan una técnica basada en la extracción de características estadísticas en el bit menos significativo, determinando en qué imagen se encuentra insertado un mensaje o no contiene mensaje; Amplitud de Extremos Locales (ALE) como el mencionado por Cancelli *et al.* en [12], en el cual describen un algoritmo de valores +1 y -1 mediante los valores locales extremos en el histograma de nivel de grises; y Momentos Absolutos de Ondeleta (WAM) como el propuesto por Farid en el cual realiza la descomposición de la imagen en escala de grises, para utilizar un modelo estadístico compuesto por el promedio y la varianza a partir de los coeficientes obtenidos en la transformada de las Ondeletas. El primero consiste en obtener la relación existente entre los píxeles vecinos de una imagen de entrada. El segundo método calcula la correlación entre los planos de bits 7 y 8 de la imagen de entrada [11]. Los últimos dos se explicarán más adelante en esta sección.

2.3. Bit menos significativo (LSB)

Es el último plano de bits de una imagen, donde usualmente se oculta la información cifrada mediante secuencias o de manera aleatoria que se quiera trasmitir al modificarlo ya que no altera la percepción visual de la imagen, ya que no contiene información importante de la imagen, la cual se encuentra localizada en el plano del Bit más significativo (MSB) [13].

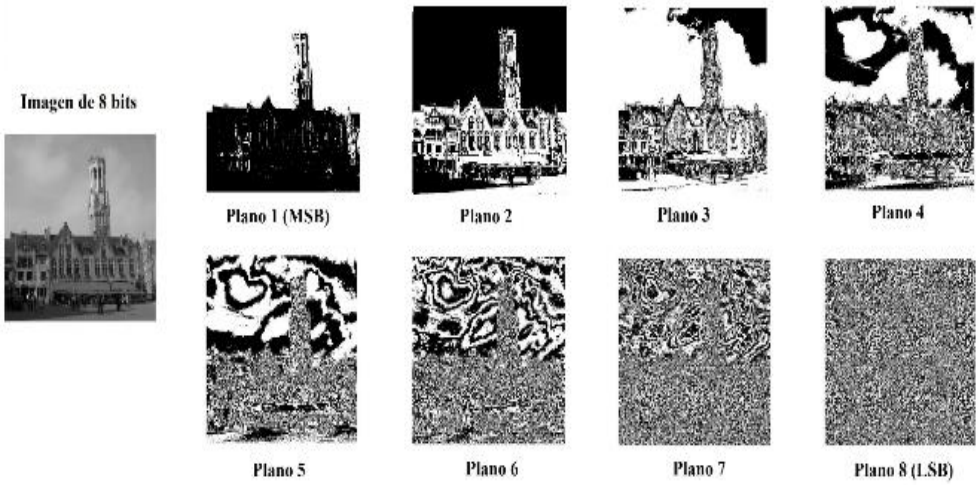
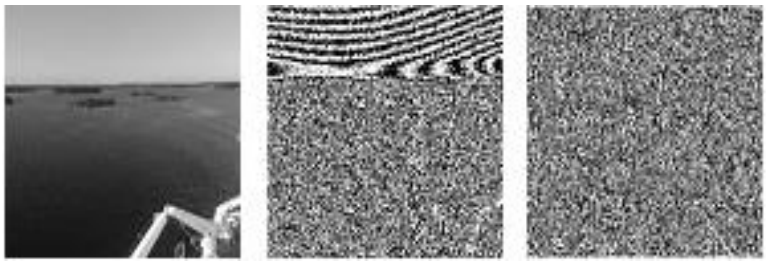


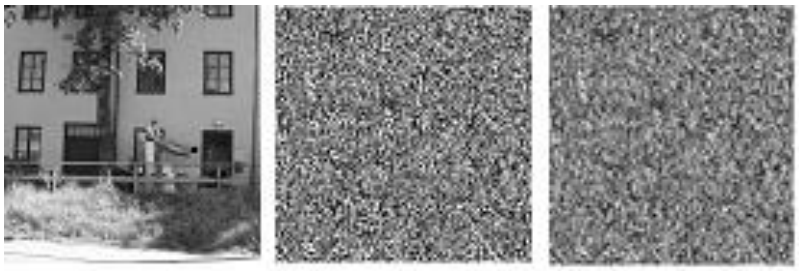
Figura 2. Ejemplo de la representación de los planos de bits de una imagen.

El plano del LSB de las imágenes depende las características espaciales de la imagen, cuando se le inserta un mensaje dicho plano sufre cambios los cuales son muy notorios en las imágenes planas y medianamente planas como se muestra en la figura 3.



a) Imagen plana **b)** LSB sin mensaje **c)** LSB imagen esteganografíada.
Figura 3. LSB de una imagen plana antes y después de insertar el mensaje al 100 %.

Sin embargo en las imágenes detalladas la detección del mensaje puede ser errónea ya el plano del LSB de una imagen natural es similar al plano LSB de una imagen que ya contenga un mensaje por lo que los clasificadores detectan de manera incorrecta la existencia o no de información oculta como en la figura 4.



a) Imagen plana **b)** LSB sin mensaje **c)** LSB con mensaje
Figura 4. LSB de una imagen detallada antes y después de insertar el mensaje al 100 %.

2.4. Método de Coincidencia del LSB

En este método se suma o resta un bit 1 de manera aleatoria en el pixel correspondiente en el LSB [14]. Describiéndose de la siguiente manera:

$$f'(x,y) = \begin{cases} f(x,y) \\ f(x,y)+1 \\ f(x,y)-1 \end{cases} \quad \textbf{(Ec. 1)}$$

Donde *f(x, y)* son los datos a ocultar y *f'(x, y)* es el píxel.

2.5. Algoritmo de clasificación por bloques

El algoritmo distingue bloques planos, bordes y de textura a través de la Transformada Discreta de Coseno (DCT). Primero se divide la imagen en bloques de 8x8 y se calcula la DCT.

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

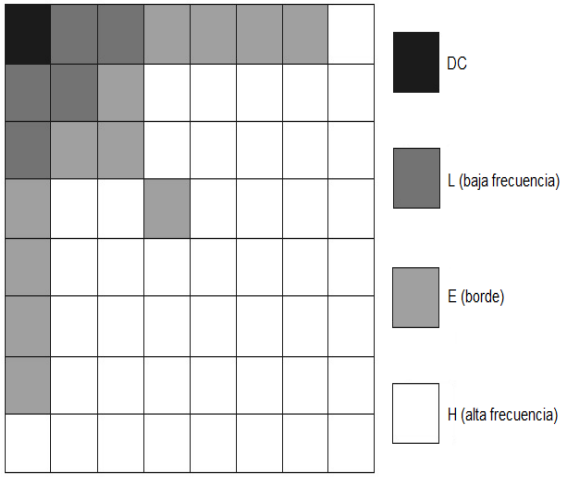


Figura 5. Representación de la DCT.

Se utilizan los valores obtenidos experimentalmente por el autor [15]: $\mu_1=125$, $\mu_2=900$, $\alpha_1=2.3$, $\alpha_2=1.4$, $\beta_1=1.6$, $\beta_2=1.1$, $\gamma=4$ y $\kappa=290$.

Un bloque se considerará plano sí:

$$E + H \leq \mu_1 \quad \textbf{(Ec. 3)}$$

Se considera el bloque como borde si cumple alguna de las siguientes condiciones:

$$\frac{L+E}{H} \geq \gamma \quad \textbf{(Ec. 4)}$$

$$\frac{L}{E} \geq \alpha_1 \; y \; \frac{L+E}{H} \geq \beta_1 \quad \textbf{(Ec. 5)}$$

$$\frac{L}{E} \geq \beta_1 \; y \; \frac{L+E}{H} \geq \alpha_1 \quad \textbf{(Ec. 6)}$$

$$\frac{L}{E} \geq \alpha_2 \; y \; \frac{L+E}{H} \geq \beta_2 \quad \textbf{(Ec. 7)}$$

$$\frac{L}{E} \geq \beta_2 \; y \; \frac{L+E}{H} \geq \alpha_2 \quad \textbf{(Ec. 8)}$$

Para que un bloque se considere textura:

$$E + H > \kappa \quad \textbf{(Ec. 9)}$$

Este procedimiento se divide en 5 condiciones; las cuales son A, B, C1, C2 y D:

A.- Si $E + H \leq \mu_1$ el bloque se considera uniforme y se clasifica como plano, si $E + H > \mu_1$ pasa a la condición B.
B.- Si $E + H \leq \mu_2$ pasa a la condición C1 y si $E + H > \mu_2$ pasa a la condición C2.
C1.- Se considera que el bloque es un borde si $\begin{cases} \frac{L+E}{H} \geq \gamma \\ o \\ \frac{L}{E} \geq \alpha_1 \; y \; \frac{L+E}{H} \geq \beta_1 \\ o \\ \frac{L}{E} \geq \beta_1 \; y \; \frac{L+E}{H} \geq \alpha_1 \end{cases}$, sino pasa a la condición D.
C2.- Se considera que el bloque es un borde si $\begin{cases} \frac{L+E}{H} \geq \gamma \\ o \\ \frac{L}{E} \geq \alpha_2 \; y \; \frac{L+E}{H} \geq \beta_2 \\ o \\ \frac{L}{E} \geq \beta_2 \; y \; \frac{L+E}{H} \geq \alpha_2 \end{cases}$, sino pasa a la condición D.
D.- Se considera que un bloque es de textura si $E + H > \kappa$, sino se considera plano.

Al calcular el promedio *b* de los bloques planos de la imagen se pueden obtener tres resultados diferentes:

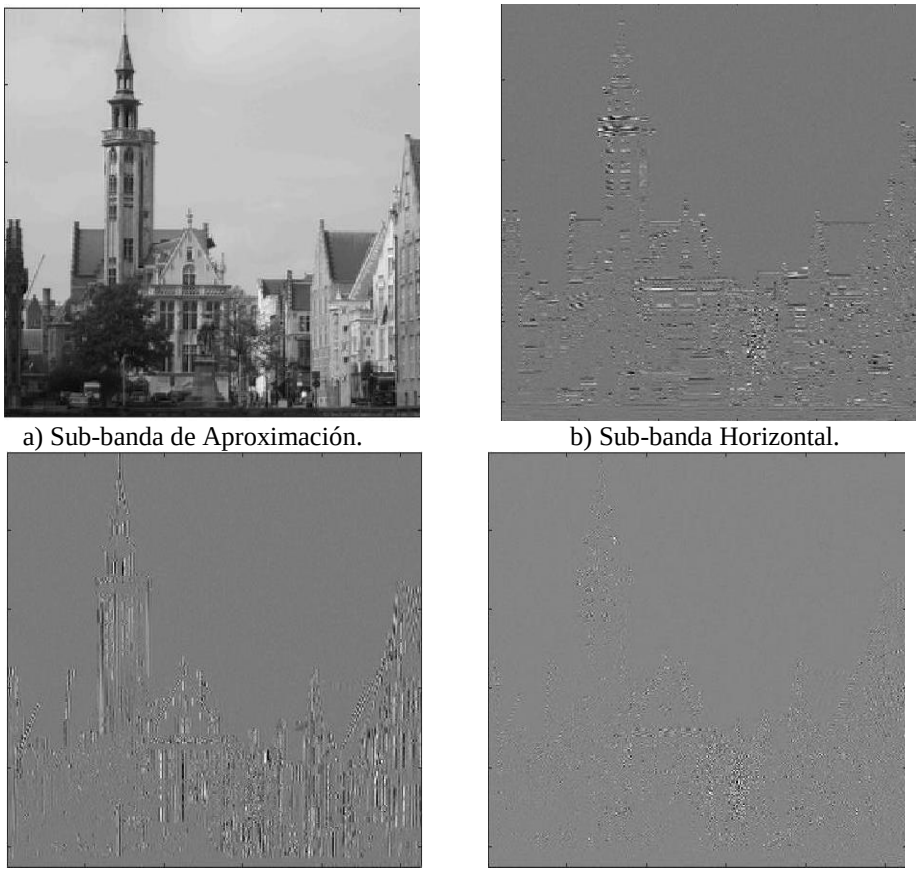
- Si *b* es mayor al 80 % se considera que la imagen será plana.
- Si *b* es igual o mayor al 40 % pero menor al 80 % será medianamente plana.
- Si *b* es menor al 40 % será detallada.

Dónde: $b = \dfrac{\text{bloques planos}}{\text{total de bloques}}$ **(Ec. 10)**

2.6. Momentos Absolutos de Ondeleta (WAM)

Este método algoritmo analiza el ruido aditivo que se produce al insertar un mensaje en el dominio de la transformada de las Ondeletas con el momento central de alto orden estadístico [16] [17].

Se obtiene la primera descomposición de las Ondeletas de Daubechies de orden 8, las sub-bandas Horizontal (H), Vertical (V) y Diagonal (D) de altas frecuencias y las mismas sub-bandas pero libres de ruido. Las Ondeletas Daubechies son funciones de Ondeletas con valores *H* (alta frecuencia) y *B* (baja frecuencia) determinadas por la función de Matlab. La figura 6 muestra las sub-bandas obtenidas por la primera descomposición de las Ondeletas Daubechies.



a) Sub-banda de Aproximación. b) Sub-banda Horizontal.

c) Sub-banda Vertical. d) Sub-banda Diagonal.

Figura 6. LSB de una imagen detallada antes y después de insertar el mensaje al 100 %.

El mensaje insertado es equivalente al ruido aditivo y se expresa como:

$$Y(x,y) = X(x,y) + Z(x,y) \quad \textbf{(Ec. 11)}$$

Donde *X(x, y)* es la imagen cubierta desconocida a obtener, *Y(x, y)* es la imagen esteganografíada y *Z(x, y)* es el ruido aditivo.

Cuando la inserción del mensaje secreto se realiza al 100 %, el ruido aditivo tiene la condición que para los bits 1 y -1 respectivamente le corresponde el 25 % del total, por lo que al bit 0 le corresponde el 50 % restante; la varianza será:

$$\sigma_0^2 = \frac{1}{K}\sum Z(x,y)^2 \quad \textbf{(Ec. 12)}$$

Siendo *K* es el número de pixeles de la región; el valor de la varianza equivale a 0.5.

$$\hat{X}(x,y) \sim N(0, \sigma^2(x,y) \quad \textbf{(Ec. 13)}$$

$$Y(x,y) \sim N(0, \sigma^2(x,y) + {\sigma_0}^2) \quad \textbf{(Ec. 14)}$$

Se calcula $\hat{X}(x,y)$:

$$\hat{X}(x,y) = \frac{\sigma^2(x,y)}{\sigma^2(x,y)+\sigma_0{}^2} Y(x,y) \quad \textbf{(Ec. 15)}$$

La varianza local de *Y(x, y)* varía dependiendo de su posición, por lo que en conjunto con la varianza local *X(x, y)* se calcula una varianza estimada S_N^2 para una región local:

$$\sigma_N^2(x,y) = \max(0, S_N^2(x,y) - \sigma_0^2) \quad \textbf{(Ec. 16)}$$

Con las sub-bandas y las sub-bandas libres de ruido, se calcula el ruido residual *Z(x, y)*.

$$Z(x,y) = Y(x,y) - \hat{X}(x,y) \quad \textbf{(Ec. 17)}$$

Después se calcula el p-ésimo momento central absoluto del ruido residual.

$$m_p = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} |r_i - \bar{r}|^p \quad \textbf{(Ec. 18)}$$

De cada sub-banda se obtienen los momentos centrales y el ruido residual, al finalizar el vector característico será de 27 elementos por cada imagen.

2.7. Amplitud de Extremos Locales (ALE)

El algoritmo de ALE detecta el estegograma generado por el efecto de suavización de los valores del histograma al ser sometido al algoritmo de Coincidencia del LSB. [18].

El valor de histograma de la imagen esteganografíada. $\tilde{h}(x)$ se puede representar con los valores de histograma de la imagen natural $h(x-1), h(x)\ y\ h(x+1)$, como se muestra en:

$$h(x-1) < h(x) \quad \textbf{(Ec. 19)}$$

$$h(x+1) < h(x) \quad \textbf{(Ec. 20)}$$

$$h(x-1) + h(x+1) < 2h(x) \quad \textbf{(Ec. 21)}$$

Donde $h(x-1)$ representa el valor anterior del pixel con respecto a la imagen natural, $h(x)$ representa el valor del pixel en la misma posición con respecto a la imagen natural, $h(x+1)$ representa el valor siguiente del pixel con respecto a la imagen natural.

De acuerdo a la condición de la Ec. 21:

$$\tilde{h}(x) \leq 0.25(2\ h(x)) + 0.5h(x) \quad \textbf{(Ec. 22)}$$

Simplificando se obtiene:

$$\tilde{h}(x) < h(x) \quad \textbf{(Ec. 23)}$$

Cuando el extremo local *h(x)* es mínimo:

$$h(x-1) > h(x) \quad \textbf{(Ec. 24)}$$

$$h(x+1) > h(x) \quad \textbf{(Ec. 25)}$$

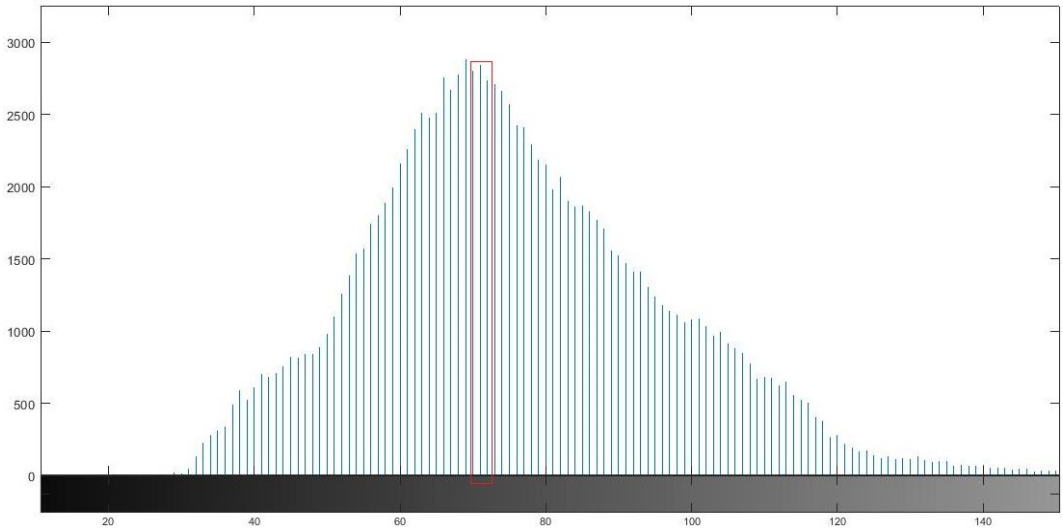
$$h(x-1) + h(x+1) > 2h(x) \quad \textbf{(Ec. 26)}$$

Desarrollando la Ec. 26:

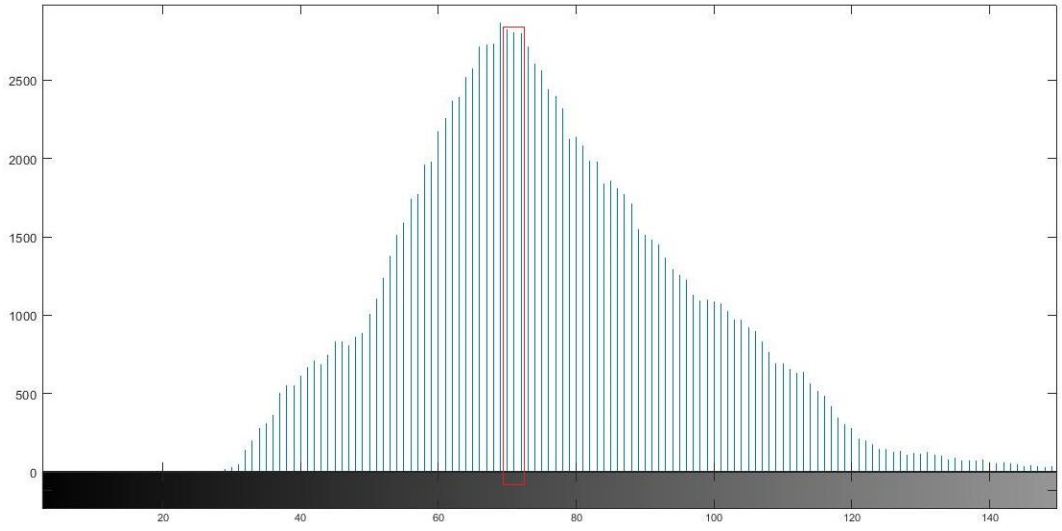
$$\tilde{h}(x) \geq 0.25(2\,h(x)) + 0.5h(x) \quad \textbf{(Ec. 27)}$$

Obteniendo finalmente:

$$\tilde{h}(x) > h(x) \quad \textbf{(Ec. 28)}$$



a) Histograma de imagen antes de la inserción del mensaje señalando un local máximo



b) Histograma de la imagen después de la inserción del mensaje

Figura 7. Ejemplo de un histograma de un extremo local máximo antes y después de la inserción de mensaje.

En la Figura 7, se muestra un ejemplo de una representación de histograma de un extremo local máximo, esto ocurre cuando el valor de x es mayor que el de sus vecinos como se observa en la Figura 7a), al insertar el mensaje se va a obtener el histograma de la

Figura 7b) los vecinos se suavizarán para tener valores parecidos a la local mínima.

Se utilizó la versión mejorada del algoritmo de ALE; en la cual se combina el uso del histograma y la matriz de coocurrencia para las direcciones horizontal, vertical, 45° y 135° [17] [19].

Las primeras dos características se calculan:

$$A = \sum_{x\in\varepsilon\cap\{3,4,\dots 252\}} |2h(x) - h(x-1) - h(x+1)$$ **(Ec. 29)**

Para calcular la diagonal d_1 se utilizan los bines cercanos a 0 y 255.

$$d_1 = \sum_{x\in\varepsilon\cap\{1,2,253,254\}} |2h(x) - h(x-1) - h(x+1)$$ **(Ec. 30)**

A partir de las cuatro matrices de coocurrencia y sus diagonales se calcula el resto de las características:

$$A_2(M_{dirección}) = \sum_{p\in\varepsilon'} |4M(p) - \sum_{n\in N} M(p+n)|$$ **(Ec. 31)**

$$\mathrm{d}_2(M_{dirección}) = \sum_{\mathrm{k}=0}^{255} \mathrm{M}(\mathrm{k},\mathrm{k})$$ **(Ec. 32)**

Donde $k = \{(0,1),(1,0),(-1,0),(0,-1)\}$; las diez características se presentan en la tabla 1:

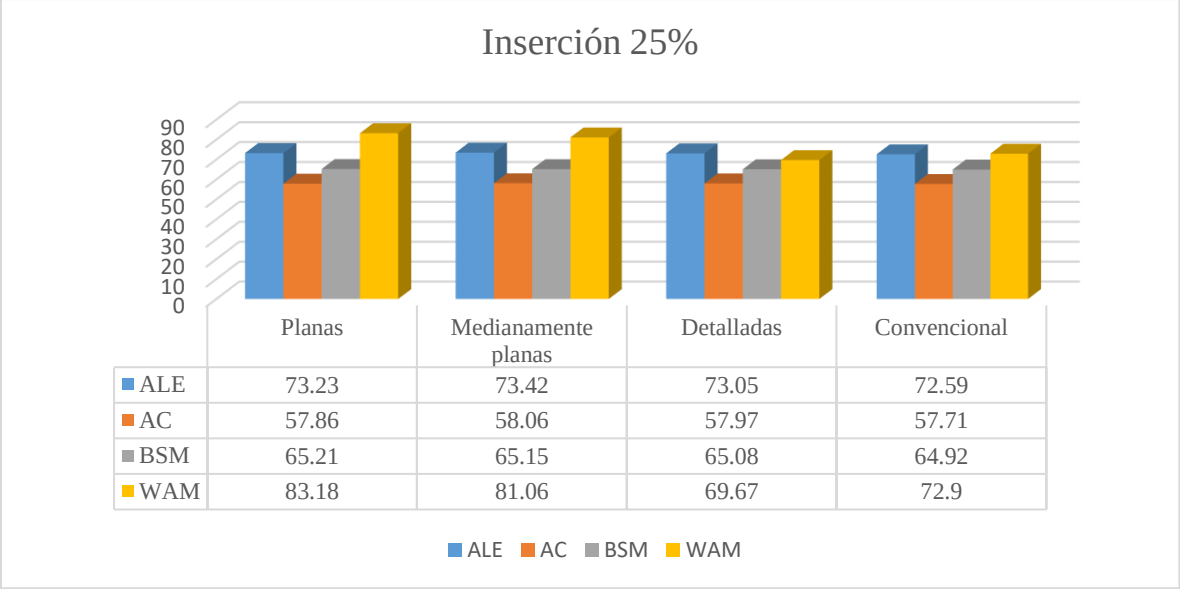
Tabla 1. Características del algoritmo.

Característica
A_1
d_1
A_2
$\mathrm{A}_2(\mathrm{M}_{\mathrm{vertical}})$
$\mathrm{A}_2(\mathrm{M}_{45^\circ})$
$\mathrm{A}_2(\mathrm{M}_{135^\circ})$
$\mathrm{d}_2(\mathrm{M}_{\mathrm{horizontal}})$
$\mathrm{d}_2(\mathrm{M}_{\mathrm{vertical}})$
$\mathrm{d}_2(\mathrm{M}_{45^\circ})$
$\mathrm{d}_2(\mathrm{M}_{135^\circ})$

3. Resultados

En la experimentación del algoritmo propuesto se utilizó la base de imágenes BOWS-2 [20]; la cual contiene 10,000 imágenes en escala de 512x512 pixeles. A partir del algoritmo de clasificación por bloques se obtiene un total de 2,482 imágenes planas, 5,650 imágenes medianamente planas y 1,868 imágenes detalladas.

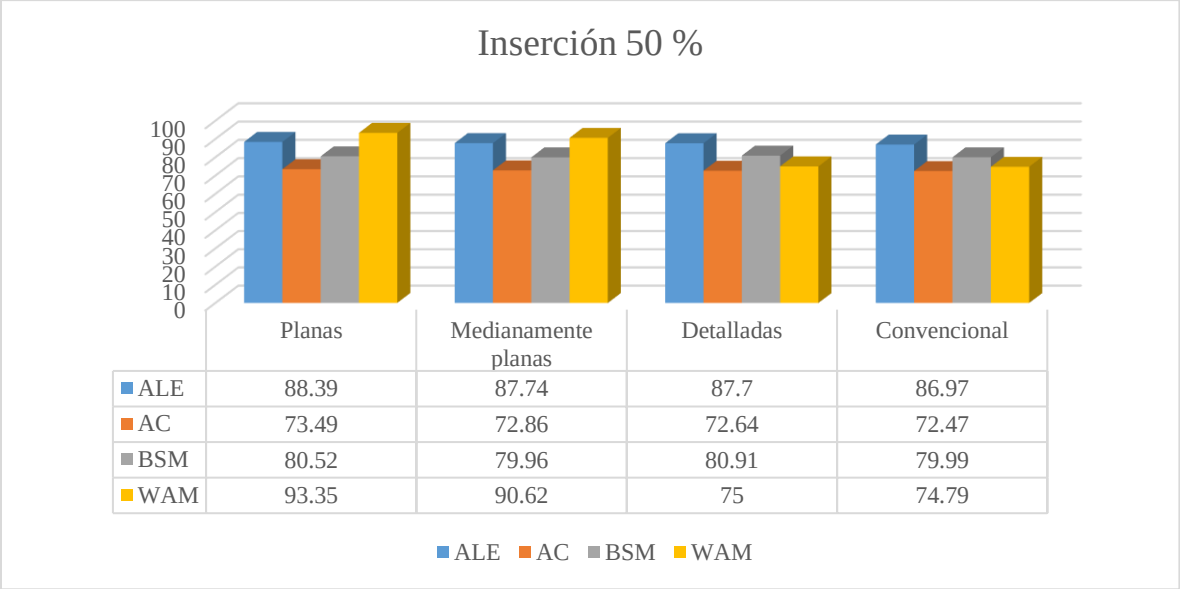
A continuación se presentan los resultados obtenidos, las imágenes probadas tienen diferentes porcentajes de inserción del mensaje en el LSB, los cuales son: 25 %, 50 %, 75 % y 100 %; después de obtener los vectores característicos por los métodos de estegoanálisis de WAM y ALE, los cuales se compararon con los métodos de AC y BSM y también con el método convencional que no toma en cuenta las características espaciales de las imágenes, se utiliza el software de Máquina de Soporte Vectorial con los parámetros optimizados por el proceso de validación cruzada la cual se puede encontrar en [21].



	Planas	Medianamente planas	Detalladas	Convencional
ALE	73.23	73.42	73.05	72.59
AC	57.86	58.06	57.97	57.71
BSM	65.21	65.15	65.08	64.92
WAM	83.18	81.06	69.67	72.9

Figura 8. Resultados en porcentaje con el 25 % de inserción de mensaje.

En la Gráfica de inserción al 25 % (ver Figura 8), se muestran los resultados para las imágenes a las que se les insertó al 25 % el mensaje, el método propuesto para las imágenes planas y medianamente planas es el que tiene mejor funcionalidad (mayor al 80 %) a otros métodos de estegoanálisis ya que al ser adaptivo utiliza el método de WAM, al momento de realizar la clasificación del tipo de imagen y con un 73.05 % de funcionalidad, el método de ALE funciona mejor para las imágenes detalladas.



	Planas	Medianamente planas	Detalladas	Convencional
ALE	88.39	87.74	87.7	86.97
AC	73.49	72.86	72.64	72.47
BSM	80.52	79.96	80.91	79.99
WAM	93.35	90.62	75	74.79

Figura 9. Resultados en porcentaje con el 50 % de inserción de mensaje.

En los resultados de la Gráfica con la inserción al 50 % (ver figura 9), se observa que el método propuesto para las imágenes planas y medianamente planas obtiene una funcionalidad mayor al 90 % y para imágenes detallas es del 87.70 % de funcionalidad en comparación a los otros métodos, esto ya que se adapta al tipo de imagen en la que se desea hacer el estegoanálisis.

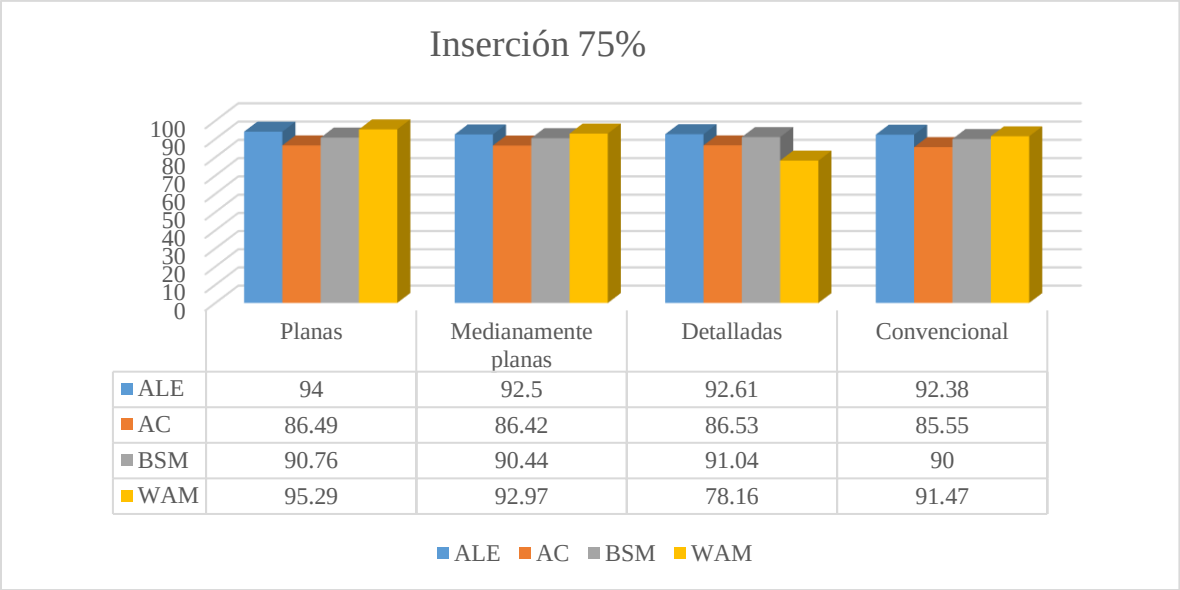


Figura 10. Resultados en porcentaje con el 75 % de inserción de mensaje.

En la Gráfica con inserción al 75 % (ver figura 10), se observa que el método propuesto es mayor al 92.5 % para los tres tipos de imágenes con los que se experimentaron.

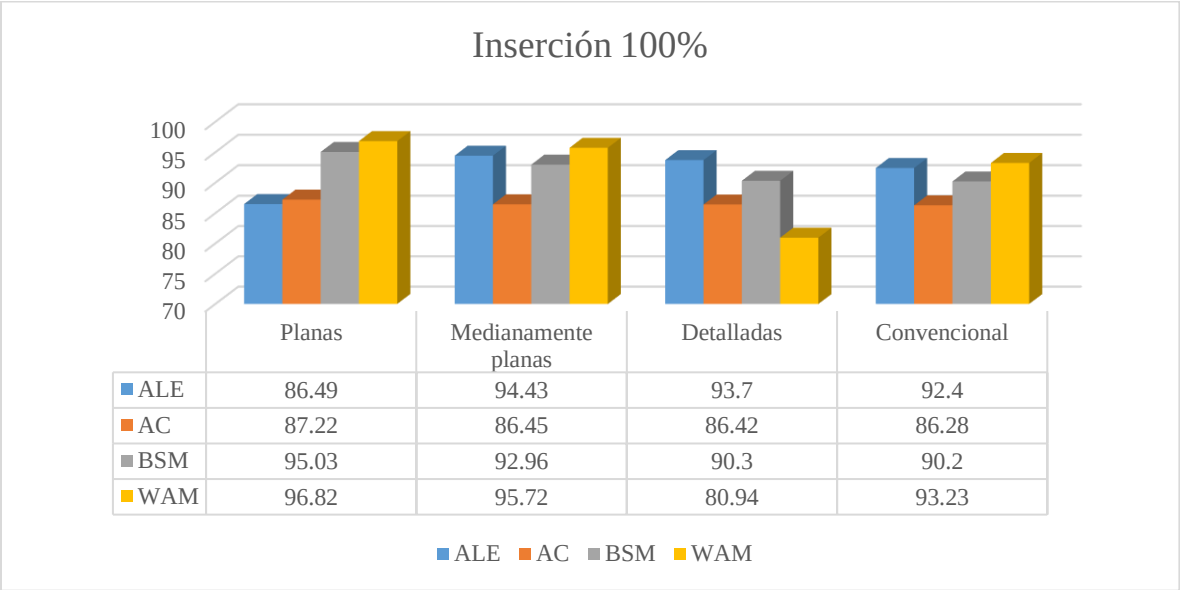


Figura 11. Resultados en porcentaje con el 100 % de inserción de mensaje.

Los resultados de la Gráfica con la inserción al 100 % (ver figura 11), muestran que la funcionalidad es superior al 95.5 % para las imágenes planas y medianamente planas mientras que para las imágenes detalladas es ligeramente mayor con el método de ALE respecto a los demás métodos.

4. Conclusiones

Se comprobó que el tomar en cuenta las características espaciales de las imágenes y mediante el uso de un método de estegoanálisis adaptivo para cada imagen influye al determinar si una imagen contiene un mensaje oculto o no, sobre todo para las imágenes detalladas, debido a las irregularidades que presentan su plano de Bit Menos Significativo.

Por lo tanto con este algoritmo adaptivo de estegoanálisis aplicado, se logra reducir el error en la detección de algún mensaje oculto en la imagen y de esta manera obtener un mejor desempeño en comparación con los métodos de estegoanálisis convencionales, ya que las características espaciales tienen influencia al momento de analizar las imágenes; las cuales pueden generar ruidos en los clasificadores obteniendo falsos positivos y falsos negativos.

Aún existen aspectos que se deben mejorar, por lo que se propone como trabajo a futuro lo siguiente: localizar el mensaje oculto dentro de las imágenes; extraer y recuperar dicho mensaje; descifrar el mensaje; probar y adecuar el método propuesto a otros métodos de esteganografía y estegoanálisis como puede ser el reemplazamiento en el Bit Menos Significativo y Pares de Valores; aplicar el método propuesto en distintos medios digitales como audio y video; mejorar el rendimiento del algoritmo para incrementar la funcionalidad de la detección del mensaje oculto en las imágenes detalladas.

5. Agradecimientos

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología por haberle otorgado una beca como apoyo para el estudio del programa de maestría a la autora principal del artículo.

6. Referencias

[1] G. Calderón, A. N. Fierro, M. Nakano y H. M. Pérez, «Efecto de la Transformada Motif en Desarrollo de Descriptores de Textura para la Extracción de Imágenes,» *Información Tecnológica,* vol. 27, nº 3, pp. 199-215, 2016.

[2] A. G. H. Chamorro, Estegoanálisis en imágenes digitales, Ciudad de México, 2010.

[3] P. V. Indukuri y A. Paleti, «Evaluation of Image Steganography using Modified Least Significant Bit Method,» 2012.

[4] M. Amim, H. Abdullkader, Ibrahem y A. Sakr, «A Steganographic Method based on DCT and new Quantization Technique,» *International Journal of Network Security,* vol. 4, nº 16, pp. 265-270, 2014.

[5] A. E. Ramírez Rodríguez, «Método de estegoanálisis adaptivo a las características de las imágenes,» 2018.

[6] I. J. Cox, M. M. Miller, J. Bloom, Fridich y Kalker, Digital Watermarking and Steganography, USA: Morgan Kaufmann, 2008.

[7] M. L. M. J. A. B. J. F. y. T. K. I. J. Cox, Digital Watermarking and Steganography, Brulington, USA: Morgan Kaufmann, 2008.

[8] M. G. y. D. H. [J. Fridrich, «Steganalysis of JPEG images: breaking the F5 algortithm,» *5th*

International Workshop Information Hiding, pp. 310-320, 2002.

[9] [. M. y. K. Gagandeep, «Review of Various Steganalysis Techniques,» *Internatonal Journal of Computer Science and Information Tachnologies,* vol. 5, nº 2, pp. 17744-17747, 2014.

[10] A. Yadollahpour y H. M. Naimi, «Attack on LSB Steganography in Color and Grayscale Images Using Autocorrelation Coefficients,» *European Journal of Scientific Resarch,* vol. 31, nº 2, pp. 172-183, 2009.

[11] I. Avcibas, M. Kharrazi, N. Memon y B. Sankur, «Steganalysis with Binary Similarity Measures,» 2005.

[12] G. Cancelli, G. Doërr, I. J. Cox y M. Barni, «Detection of ± steganography based on the amplitude of histogram local extrema,» de *15th IEEE International Conference on Image Processing*, San Diego, California, 2008.

[13] Y. Z. y. J. H.)[F. Huang, «Improved Algorithm of Edge Adaptive Image Steganography Based on LSB Matching Revisted Algorithm,» *International Workshop on Digital Watermarking* , 2013.

[14] G. Smitha y E. Baburaj, «Sobel edge detection technique implementationfor image steganography analysis,» *Biomedical Research,,* pp. 487-493, 2018.

[15] H. H. Y. Tong y A. N. Venetsanopoulos, «A perceptual model for JPEG applications based on block classificacion, texture masking and luminance masking,» de *International Conference on Image Processing*, Chicago, 1998.

[16] H. G. Schaathun, «Machine Learning in Image Steganalysis,» de *Machine Learning in Image Steganalysis*, John Wiley & Sons, 2012, pp. 67-68.

[17] T. Pevný, P. Bas y J. Fridrich, «Steganalysis by Substactive Pixel Adjacency Matrix,» *IEEE Transactions on information forensics and security,* vol. 5, nº 2, pp. 215-224, 2010.

[18] J. Zhang, I. J. Cox y G. Doërr, «Steganalysis for LSB Matching in Image with High-frequeny Noise,» de *IEEE 9th Workshop on Multimedia Signal Processing*, Creta, Grecia, 2007.

[19] A. D. Ker, «Steganalysis of LSB matching in grayscale images,» *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 12, nº 6, pp. 441-444, 2005.

[20] M. Barni, A. Piva, S. Voloshynovskiy y F. Pérez-González, «Break Our Watermarking System 2nd Ed,,» 2007. [En línea]. Available: http://bows2.ec-lille.fr/index.php?mode=VIEW&tmpl=index1. [Último acceso: 30 noviembre 2016].

[21] P. Paclik, «perClass BV,» PR Sys Design, 2006. [En línea]. Available: http://www.perclass.com. [Último acceso: 20 03 2018].

[22] W. A. y. P. Andreas, «Attacks on Steganographic Systems: Breaking the Steganographic Utilities EZStego, Jsteg, Steganos and S-Tools – and Some Lessons Learned,» de *International Workshop on Information Hiding*, Dresden, Alemania, 2000.