

# Optimized Inverse Halftoning Technique Based on Bilateral Filter

J. Molina, V. Ponomaryov, *Member, IEEE*, R. Reyes, *Member, IEEE*, S. Sadovnychiy, *Member, IEEE*,  
and C. Cruz, *Member, IEEE*

**Abstract**—Halftoning and inverse-halftoning processes are tools that have been widely used in the last few years, which are used in scientific research for the development of visual cryptography, steganography, reconstruction of tampered images, authentication systems, among others. In this paper, a technique of inverse-halftoning, which generates grayscale images from halftone images, is proposed. This method obtains a high quality in the generated grayscale images. Our approach first uses a low-complexity low-pass filter to obtain an approximation to the desired grayscale image, and then a bilateral filter is applied in order to eliminate regions with noise without affecting the edges of the image. To evaluate the quality of the obtained images, the objective criterion of peak signal-to-noise ratio (PSNR) is used. The experimental results demonstrate the effectiveness of our method in comparisons with other schemes reported in the literature, additionally, the average processing time for the proposed system maintains a good performance against the reported schemes.

**Index Terms**—Bilateral Filter, Fast Gaussian Filtering, Fast Inverse Halftoning, Halftoning, Inverse Halftoning, Image Reconstruction.

## I. INTRODUCCIÓN

**H**ALFTONING es una técnica que consiste principalmente en reducir el número de niveles de gris para representar una imagen digital, realizando la conversión de una imagen de ocho bits a una imagen de un bit de profundidad. Estas imágenes binarias generadas son visualmente similares a sus contrapartes en escala de grises, esto es posible solo si este tipo de imágenes son observadas desde una cierta distancia debido al filtrado natural paso bajo del Sistema Visual Humano (HVS, *por sus siglas en inglés*) [1]. La generación de las imágenes de semitono o *halftone* es aplicada principalmente en monitores con pocos niveles de profundidad de color y en impresoras las cuales tienen una paleta de color reducida [2]. Por otra parte, la generación de imágenes de semitono ha ido tomando gran importancia en los últimos años debido a que puede ser implementada en diferentes aplicaciones altamente potenciales como la esteganografía, esquemas de secreto compartido, marcas de agua, esquemas de autenticación, reconstrucción de imágenes, compresión de imágenes, entre otras técnicas [3], [4].

This work was supported by the National Polytechnic Institute of México and the National Council for Science and Technology (CONACYT, under Grant 220347).

J. Molina, V. Ponomaryov, R. Reyes and C. Cruz are with Instituto Politécnico Nacional (IPN), Mexico City, México (e-mails: jmolina@alumno.ipn.mx, vponomar@ipn.mx, rreyes@ipn.mx and ccruz@ipn.mx)

S. Sadovnychiy is with Instituto Mexicano del Petróleo, Mexico City, México (e-mail: ssadovny@imp.mx)

Las técnicas para generar imágenes de semitono son clasificadas en dos categorías [5]: métodos que modulan el tamaño de los puntos (AM) y métodos que modulan la frecuencia de ocurrencia de los puntos (FM). En el primer grupo [6], el tamaño de los puntos incrementa de acuerdo al nivel de gris de la imagen digital. En el segundo grupo [7], [8], [9], [10], [11], [12], [13], la frecuencia de aparición de cada punto varía de acuerdo al nivel de gris de la imagen. ED [10], [11], [12] y DBS [13] son dos de las técnicas basadas en FM que presentan una mejor calidad visual en la generación de imágenes de semitono, sin embargo, tomando en consideración su complejidad computacional, los métodos basados en ED presentan una menor complejidad computacional que los basados en DBS. Por otra parte, existen métodos de halftone inverso, los cuales generan imágenes en escala de grises a partir de su contraparte en semitono, estas técnicas han sido ampliamente utilizadas en diversas aplicaciones como: reconstrucción de regiones alteradas en imágenes digitales, técnicas esteganográficas, etc., donde se requiere que la imagen en escala de grises generada en el proceso de halftone inverso obtenga la mayor calidad posible al ser comparadas con la imagen original, entre estos algoritmos se encuentran los basados en filtros paso bajo [14], [15], [16], por otra parte, existen técnicas las cuales convierten automáticamente la imagen de semitono a imagen en escala de grises [17], [18], [19], [20], [21].

En [16] realizan la aplicación de un filtro para detectar el gradiente y generar los filtros paso bajo, de esta manera se obtiene la imagen de semitono inversa, así mismo en [14] se propone un sistema el cual realiza la aplicación de un filtro Gaussiano, posteriormente un filtro de la mediana es aplicado para eliminar el ruido generado, finalmente una etapa de post-procesamiento, donde los bordes de la imagen son mejorados para aumentar la calidad visual en la imagen en escala de grises, la calidad reportada para las imágenes generadas mediante esta técnica es en promedio 31 dB en términos de PSNR. En [15] generan una imagen de aproximación en escala de grises mediante la función atómica  $Up(x)$ , posteriormente utilizando una red neuronal perceptrón multicapa realizan la mejora de calidad, resaltando bordes y texturas, la calidad promedio obtenida es de 33 dB. En [17] emplean un método basado en wavelets para obtener una aproximación a una imagen en escala de grises, en este caso consideran el proceso inverso de *halftone* como un problema de deconvolución, la calidad en términos de PSNR obtenida en las imágenes en escala de grises generadas es en promedio 32 dB. En [18], [19], [20], [21] utilizan una técnica llamada Tablas de búsqueda (LUT, *por sus siglas en inglés*) en las cuales se lleva a cabo

una fase de entrenamiento empleando patrones de imágenes de semitono y su correspondiente valor en escala de grises para dicho patrón, de esta forma se genera una tabla para realizar el procesamiento inverso de semitonos. En [18] proponen dos LUT denotadas como “16pels” y “19pels”, donde 16 y 19 corresponden a la vecindad para cada píxel, los resultados obtenidos muestran para estos esquemas valores promedio de 30 dB. En [19] se propone un sistema el cual utiliza 9 píxeles para realizar la construcción de la tabla de búsqueda, esta propuesta disminuye el tiempo de procesamiento a comparación de [18] pero la calidad de las imágenes se reduce a 28 dB en promedio. Por último, en [20] proponen dos métodos, el primero llamado VLUT (*Vector and Look-up table*), el cual genera una tabla de búsqueda y una ventana para la representación del nivel de gris de la imagen generada, durante el procesamiento inverso se realiza una estimación gaussiana para generar el valor final de la imagen en escala de grises; el segundo método llamado TVLUT (*Texture-based Vector and Look-up table*) utiliza las características de textura obtenidas mediante la DCT. Los métodos propuestos en el estado del arte cuentan con dos principales problemas al momento de realizar el proceso inverso de *half-tone*, los cuales son la generación de ruido y la pérdida de detalles finos en la imagen en escala de grises. En [21] se propone un método el cual mejora la calidad de los esquemas basados en LUTs [18], [19], [20], donde se aplica un filtro entrenado con el algoritmo LMS (*Least-mean-square*).

Finalmente se encuentran los métodos basados en diccionarios [22], [23], [24], [25], los cuales generan una relación entre la imagen de semitono y su representación original en 8 bits de profundidad. Chang [22] presenta un método basado en el algoritmo K-SVD, el cual utiliza diccionarios para generar la imagen *half-tone* inverso, este método se enfoca en generar distintos tipos de textura y bordes a partir de patrones de imágenes de semitono. En [23] proponen un método basado en el entrenamiento de un diccionario basado en la DCT. En [24] se propone un método basado en diccionarios, el cual es utilizado como post-procesamiento para mejorar la calidad de las imágenes generadas mediante algún método de *half-tone* inverso. En [25] se propone un método basado en G-SVD (*Grouping Singular Value Decomposition*), donde se generan grupos de bloques mismos que son transformados mediante SVD y umbralizados, estos bloques son empelados para generar la imagen de *half-tone* inverso.

El filtro bilateral [26], [27], [28] es un filtro de emborronamiento que conserva bordes, fue introducido por Tomasi y Manduchi [26], utiliza dos kernel para realizar el filtrado, el primero llamado kernel de rango y el segundo denominado kernel espacial. El kernel de rango es controlado por la distribución local de intensidad, debido a que los cambios bruscos de intensidad ocurren en los bordes, el kernel de rango impide la difusión espacial en estas regiones de la imagen. En pequeñas variaciones de intensidad en la imagen, el kernel de rango se vuelve inoperante y es aquí donde el kernel espacial toma lugar para emborronar estas regiones. Debido a la alta complejidad computacional requerida en [26], la cual requiere  $O(\sigma_s^2)$  operaciones por píxel, donde  $\sigma_s$  representa el ancho del kernel espacial, han surgido nuevas propuestas del filtro

bilateral para reducir la complejidad computacional requerida, donde los resultados obtenidos en [27], [28] muestran una reducción significativa aplicando un total de  $O(1)$  operaciones por píxel durante el proceso de filtrado y generando buena calidad en las imágenes procesadas.

De acuerdo a las características proporcionadas por el filtro bilateral, el presente trabajo propone un esquema para la generación de imágenes en escala de grises a partir de imágenes de semitono, basado en un procesamiento el cual consiste en un filtro paso bajo de baja complejidad computacional para obtener una aproximación a la imagen en escala de grises, por último se realiza la aplicación del filtro bilateral de baja complejidad para mejorar la calidad de las imágenes obtenidas, atendiendo los problemas: pérdida de detalles, generado por los filtros paso bajo [14], [15], [16]; y generación de ruido, obtenido por métodos que realizan otro tipo de procesamiento [17], [18], [19], [20], [21]. Los resultados experimentales muestran una alta calidad en términos de PSNR (dB) para las imágenes en escala de grises generadas a partir de su contraparte en semitono, así mismo una baja complejidad computacional durante la aplicación de los filtros.

El resto del artículo se encuentra organizado como sigue, en la sección II se presenta el sistema propuesto, así como cada etapa que lo compone, en la sección III se presentan los resultados obtenidos durante las pruebas realizadas, finalmente, en la sección IV se muestran las conclusiones generadas.

## II. SISTEMA PROPUESTO

Una de las técnicas más simples para realizar la generación de imágenes en escala de grises a partir de imágenes de semitono es la aplicación de un filtro Gaussiano, el cual es aplicado utilizando ventanas de tamaño  $N \times N$  traslapadas dentro de la imagen de semitono, este método posee una baja complejidad computacional, donde la calidad de la imagen generada depende del tamaño de la ventana utilizada durante el proceso de filtrado y del valor utilizado como parámetro para generar el filtro. La Fig. 1 muestra los resultados en términos de PSNR (dB) al aplicar un filtrado Gaussiano a diversas imágenes (Lena, Peppers, F-16, Lake y Baboon) de tamaño  $1024 \times 1024$  píxeles, cada resultado representa el promedio de aplicar el filtro a las cinco imágenes. Como se puede observar, los mejores resultados obtenidos mediante un filtro Gaussiano son con una ventana de  $7 \times 7$  píxeles y utilizando un valor  $\sigma = 1.3$ , obteniendo valores promedio en PSNR de 32.33 dB. A pesar de la baja complejidad computacional de este filtro, el cual realiza un total de  $N^2$  multiplicaciones y  $N^2 - 1$  sumas por píxel, algunas aplicaciones requieren una mayor calidad en las imágenes en escala de grises reconstruidas.

### A. Pre-procesamiento

En esta etapa se tiene como entrada una imagen de semitono a la cual se aplica un filtro paso bajo para obtener una imagen en escala de grises. De acuerdo a los resultados mostrados en la Fig. 1, la calidad promedio podría considerarse buena tomando en cuenta que una imagen de semitono conlleva una gran pérdida de información, pero en algunas aplicaciones es necesaria una calidad mayor conservando la complejidad

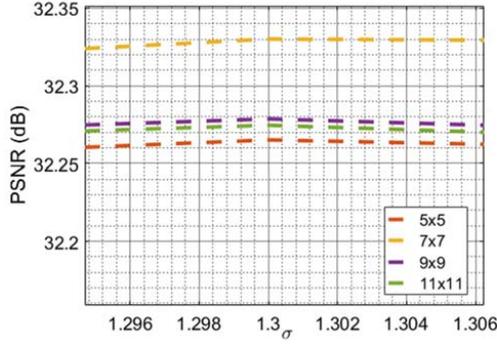


Fig. 1: Calidad en PSNR (dB) durante la aplicación del filtro Gaussiano utilizando ventanas de  $N \times N$  traslapadas a imágenes de semitono.

computacional del sistema. El algoritmo 1 muestra la implementación de un filtro Gaussiano utilizando ventanas de  $1 \times N$ , aplicando el proceso de filtrado en filas y finalmente en columnas, donde la imagen de semitono está dada por los valores  $x \in \{0, 1\}$ . La ventaja de este método es la reducción del total de operaciones requeridas por píxel, obteniéndose un total de  $2N + 1$  multiplicaciones y  $2(N - 1)$  sumas.

---

#### Algorithm 1 Pre-procesamiento

---

**Entradas:** Filas  $R$ ; Columnas  $C$ ; Imagen de semitono  $I_o$ ; Filtro  $F$ ; Tamaño de filtro  $F_s$

**Salidas:** Imagen en escala de grises  $I_s$

```

1:  $N \leftarrow (F_s - 1)/2$ 
2: for  $i=1 : R$  do
3:   for  $j=1 : C$  do
4:      $Iaux \leftarrow I_{o_{i,j-N:j+N}}$ 
5:      $I_saux_{i,j} \leftarrow 255 \sum_{n=0}^{F_s} (Iaux_n \cdot F_n)$ 
6:   end for
7: end for
8: for  $i = 1 : R$  do
9:   for  $j = 1 : C$  do
10:     $Iaux \leftarrow I_saux_{i-N:i+N,j}$ 
11:     $I_{s_{i,j}} \leftarrow \sum_{n=0}^{F_s} (Iaux_n \cdot F_n)$ 
12:   end for
13: end for

```

---

La Fig. 2 muestra los resultados promedio para las pruebas realizadas mediante el Algoritmo 1 utilizando las imágenes: Lena, Peppers, F-16, Lake y Baboon de tamaño  $1024 \times 1024$  píxeles. Se puede observar que el máximo valor promedio en términos de PSNR es de 33.01 dB el cual es obtenido utilizando un filtro de tamaño  $1 \times 7$  con un valor  $\sigma = 1.35$ . De esta manera, comparando el filtro mediante la ventana de  $7 \times 7$  píxeles al filtro propuesto de tamaño  $1 \times 7$ , la calidad promedio de la imagen en escala de grises obtenida es mejorada pasando de 32.33 dB a 33.01 dB, además la complejidad computacional para esta fase es disminuida significativamente, pasando de un total de 49 a 15 multiplicaciones y de 48 a 12 sumas requeridas

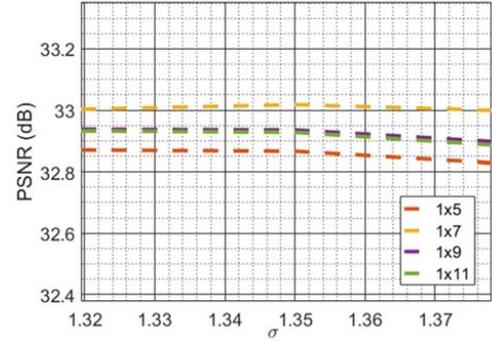


Fig. 2: Calidad en PSNR (dB) durante la aplicación del Algoritmo 1.

para realizar la fase de pre-procesamiento. La Fig. 3 muestra el resultado de aplicar el filtro mostrado en Algoritmo 1 a una imagen de semitono generada mediante el filtro propuesto por Floyd [10].



Fig. 3: Aplicación del algoritmo 1 a imagen de  $256 \times 256$  píxeles a) Imagen de semitono generada mediante [10], b) imagen generada después de aplicar el Algoritmo 1.

#### B. Filtro Bilateral

Una vez obtenida la imagen en escala de grises a partir de una imagen de semitono, la calidad de la imagen obtenida es mejorada mediante la aplicación del filtro bilateral, el cual se encarga de eliminar el ruido generado mediante el filtro paso bajo mientras conserva los bordes principales de la imagen. Este filtro cuenta con dos kernel los cuales pueden ser Gaussianos: el kernel espacial y el kernel de rango, generados mediante  $\sigma_s$  y  $\sigma_r$  respectivamente. La Fig. 4 muestra el comportamiento de este filtro utilizando distintos valores de  $\sigma_s$  y  $\sigma_r$ .

Como se puede observar, el resultado del filtro depende de ambos valores  $\sigma_s$  y  $\sigma_r$ , tomando en consideración que para realizar de manera efectiva el filtrado, ambos valores deben ser altos, esto debido a que  $\sigma_s$  controla la distribución para realizar el emborronamiento y  $\sigma_r$  la sensibilidad para conservar bordes de la imagen. De acuerdo a [26], [27], [28], el filtro bilateral puede definirse como:

$$\tilde{f}(x) = \frac{1}{\eta} \int_{\Omega} \omega(y) \phi(f(x-y) - f(x)) f(x-y) dy \quad (1)$$

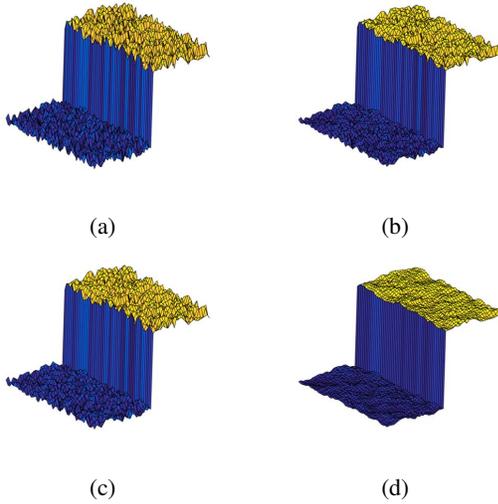


Fig. 4: Comportamiento del filtro bilateral dados  $\sigma_s$  y  $\sigma_r$ . (a) Región con ruido, (b)  $\sigma_s = 1.5$ ,  $\sigma_r = 5$ , (c)  $\sigma_s = 0.5$ ,  $\sigma_r = 11$ , (d)  $\sigma_s = 1.5$ ,  $\sigma_r = 11$ .

donde

$$\eta = \int_{\Omega} \omega(y) \phi(f(x-y) - f(x)) dy \quad (2)$$

En este caso,  $\omega(y)$  representa el kernel espacial,  $\phi(s)$  representa el kernel de rango,  $\Omega$  especifica el vecindario donde el proceso de filtrado toma lugar.  $\omega(y)$  tiene como función calcular la proximidad geométrica entre el píxel de interés  $x$  y un píxel cercano  $y$ . Por otra parte,  $\phi(u, v)$  calcula la similitud entre la intensidad del píxel de interés  $f(x)$  y su vecino  $f(y)$ , el factor de normalización  $\eta$  es utilizado para preservar constantes y el promedio local. La manera en la que trabaja el filtro bilateral es mediante el filtro de rango, la diferencia  $f(x-y) - f(x)$  es cercana a cero para regiones homogéneas, por lo tanto  $\phi(f(x-y) - f(x)) \approx 1$ , en este caso (1) realiza la operación de emborronamiento mediante  $\omega(y)$ . Si el píxel de interés  $x$  se encuentra en una vecindad que contiene un borde,  $\phi(f(x-y) - f(x))$  tendrá un valor grande cuando  $x-y$  se encuentre en el mismo lugar que  $x$ , y tendrá un valor pequeño cuando  $x-y$  se encuentre del otro lado del borde. Por lo tanto, el filtrado mediante el kernel espacial no se aplica a los píxeles vecinos que se encuentran en el mismo lado del borde del píxel de interés. La generación del kernel de rango, utilizando el método de Chaudhury [28] se realiza mediante:

$$\phi(s) = \sum_{n=M}^{N-M} \frac{1}{2^N} \binom{N}{n} \cos\left(\frac{(2n-N)s}{\sqrt{N}\sigma_r}\right) \quad (3)$$

para valores de  $s$  en el rango  $[0, T]$ , donde  $N = 0.405(T/\sigma_r)^2$ ,  $\sigma_r$  es el parámetro para la generación del filtro de rango y el valor de  $M$  es obtenido de acuerdo al número de iteraciones requeridas para obtener el filtro de rango.

Como se muestra en [28] el valor de  $T$  afecta directamente al tiempo de procesamiento y a la calidad generada al aplicar el filtro bilateral. La manera de obtener el valor ideal para  $T$

es mediante el cálculo  $\max_x \left[ f(x) - \max_{\|y\| \leq R} f(x-y) \right]$ , donde  $R = 3\sigma_s$ , el cual se puede observar en [28], el total de iteraciones requeridas para obtener el filtro de rango es afectado por el valor  $\sigma_r$  y un parámetro denominado tolerancia  $\varepsilon$ , siendo  $M = M(\varepsilon)$  el término más pequeño, de acuerdo al algoritmo 2 SHIFTABLE-BF mostrado en [28],  $M$  es obtenido de la siguiente manera para distintos valores de  $\sigma_r$ : Si el valor  $\sigma_r > 40$  entonces  $M = 0$ ; si  $10 \leq \sigma_r \leq 40$  entonces  $M = k$ , obtenido hasta que se cumpla la siguiente condición:

$$\sum_{n=0}^k \frac{1}{2^N} \binom{N}{n} > \frac{\varepsilon}{2} \quad (4)$$

Finalmente, en el caso de que  $\sigma_r < 10$  se tiene  $M = (N - \sqrt{4N \log(2/\varepsilon)})/2$ . El Algoritmo 2 muestra la implementación del filtro bilateral, el cual es utilizado en la presente propuesta para eliminar ruido en la imagen generada mediante el filtro paso bajo, donde  $\text{mod}()$  indica operación módulo,  $\text{conj}()$  indica la operación del conjugado de un número de la forma  $a + ib$ ,  $\text{conv}()$  representa la operación de convolución,  $\text{Img1}$  e  $\text{Img2}$  son imágenes inicializadas con valores cero y las operaciones  $\cdot$  y  $./$  indican operación multiplicación y división punto respectivamente para matrices.

### III. RESULTADOS

Durante las pruebas realizadas se utilizaron imágenes con diversas características como bordes, texturas y regiones lisas. Estas imágenes fueron obtenidas de la base de datos SIPI [29] y la base de datos Kodak [30], las imágenes obtenidas de la base de datos SIPI fueron re-escaladas a un tamaño de  $1024 \times 1024$  píxeles en escala de grises, se utilizaron estas imágenes de tamaño mayor a 1 Megapíxel debido a que actualmente la mayoría de imágenes empleadas en el ámbito científico y tecnológico poseen tamaños superiores. La técnica de Halftoning implementada durante las pruebas es basada en Error Diffusion utilizando el filtro propuesto por Floyd y Steinberg [10]. Para evaluar objetivamente el desempeño del sistema propuesto, se utilizó el criterio PSNR [31] observando la calidad en la reconstrucción de la imagen en escala de grises a partir de su correspondiente en semitono. A pesar de que el Algoritmo 1 obtiene mejores resultados utilizando un valor  $\sigma = 1.35$  y un filtro de tamaño  $1 \times 7$ , en los resultados experimentales se observó que durante la aplicación del Algoritmo 2 los mejores resultados en términos de PSNR [dB] para la imagen reconstruida final se obtuvieron mediante un valor  $\sigma = 1.25$  y una ventana de tamaño  $1 \times 5$ , así mismo los parámetros ideales obtenidos para el filtro bilateral son  $\sigma_s = 1.55$ ,  $\sigma_r = 11$  y  $\varepsilon = 0.01$ , obteniéndose así una calidad superior a otros esquemas mostrados en el estado del arte [18], [19], [20] los cuales no tienen parámetros más que el tamaño de las ventanas empleadas para entrenar las LUT, así mismo, los métodos [14], [15], [16], [17] poseen una calidad baja para regiones con detalles finos en las imágenes de semitono-inverso. Se puede observar que la complejidad computacional durante la fase de pre-procesamiento disminuye, realizando un total de 11 multiplicaciones y 8 sumas por píxel.

**Algorithm 2** Filtro bilateral

**Entradas:** Sigma de kernel espacial  $\sigma_s$ ; Sigma de kernel de rango  $\sigma_r$ ; Imagen en escala de grises  $S$ ; Tolerancia  $\varepsilon$

**Salidas:** Imagen en escala de grises filtrada  $I_s$

```

1:  $R \leftarrow \lfloor 6\sigma_s + 0.5 \rfloor$ 
2: if  $\text{mod}(R, 2) == 0$  then
3:    $R \leftarrow R + 1$ 
4: end if
5:  $\text{filter}_{n_1, n_2} \leftarrow e \left\{ - \left( n_1^2 + n_2^2 \right) / 2\sigma_s^2 \right\}, -\frac{R-1}{2} \leq n_1, n_2 \leq \frac{R-1}{2}$ 
6:  $\text{filter}'_{n_1, n_2} = \text{filter} / \sum_{n_1} \sum_{n_2} \text{filter}_{n_1, n_2}$ 
7:  $T \leftarrow \max_x \left[ S(x) - \max_{\|y\| \leq R} S(x-y) \right]$ 
8:  $N \leftarrow 0.405(T/\sigma_r)^2$ 
9: if  $\sigma_r > 40$  then
10:    $M \leftarrow 0$ 
11: else if  $10 \leq \sigma_r \leq 40$  then
12:    $\sum_{n=0}^k \frac{1}{2^N} \binom{N}{n} > \frac{\varepsilon}{2} : M \leftarrow k$ 
13: else
14:    $M \leftarrow \lceil (N - \sqrt{4N \log(2/\varepsilon)}) / 2 \rceil$ 
15: end if
16: for  $n = M : N - M$  do
17:    $B_1 \leftarrow e \left\{ \frac{(2n - N) \cdot S}{\sqrt{N}\sigma_r} \right\}$ 
18:    $B_2 \leftarrow \frac{1}{2^N} \binom{N}{n}$ 
19:    $F_1 \leftarrow \text{conj}(B_1)$ 
20:    $F_2 \leftarrow F_1 \cdot S$ 
21:    $\text{Img1}_{aux} \leftarrow \text{conv}(F_2, \text{filter}' )$ 
22:    $\text{Img2}_{aux} \leftarrow \text{conv}(F_1, \text{filter}' )$ 
23:    $\text{Img1} \leftarrow \text{Img1} + B_2 \cdot B_1 \cdot \text{Img1}_{aux}$ 
24:    $\text{Img2} \leftarrow \text{Img2} + B_2 \cdot B_1 \cdot \text{Img2}_{aux}$ 
25: end for
26:  $I_s \leftarrow \text{real}(\text{Img1} ./ \text{Img2})$ 

```

La Tabla I muestra la evaluación de calidad en términos de PSNR (dB) para las imágenes en escala de grises generadas a partir de su correspondiente representación en semitono, además se presentan los resultados para otras propuestas mostradas en el estado del arte utilizando las mismas imágenes, donde los mejores resultados obtenidos en la Tabla I son marcados, se puede observar que el método propuesto obtiene una calidad superior en la mayoría de las imágenes empleadas, el método TVLUT [20] obtiene una calidad superior en una imagen altamente texturizada y los métodos Gauss. [14] y FIR [16] obtienen una calidad superior en una mínima cantidad de imágenes. Como se puede observar, el sistema propuesto obtiene una mejor calidad en las imágenes en escala de grises reconstruidas obteniendo calidades superiores en la mayoría de las imágenes.

La Tabla II muestra los resultados promedio en términos de PSNR (dB) para el conjunto de imágenes utilizadas en la Tabla I y para los artículos propuestos en [22], [23], [24], [25], así mismo se muestran los tiempos de procesamiento

TABLA I: Comparación de la calidad en términos de PSNR (dB) para distintas imágenes reconstruidas por el sistema propuesto y otros esquemas

Imagen	Propuesto	Gauss [14]	MLP [15]	FIR [16]	WinHD-L1 [17]	WinHD-L2 [17]	LUT16 [18]	LUT9 [19]	VLUT [20]	TVLUT [21]
Lena	<b>36.36</b>	35.97	33.82	35.92	29.31	35.89	32.93	27.89	33.23	33.32
Peppers	<b>35.58</b>	34.52	34.23	34.74	28.67	34.63	32.76	27.55	32.99	31.98
Lake	<b>33.61</b>	33.55	33.25	33.22	28.40	32.82	31.99	27.43	32.33	31.83
Splash	<b>37.41</b>	35.40	34.12	36.01	28.40	36.05	32.97	27.37	33.29	32.36
F16	<b>35.18</b>	34.80	33.56	34.49	29.01	34.18	32.38	27.49	32.74	32.38
Baboon	28.76	29.98	28.53	29.00	28.77	26.97	29.85	27.08	30.09	<b>30.29</b>
Elaine	<b>34.67</b>	34.28	33.65	34.53	28.96	34.04	32.48	27.75	32.68	32.72
House	<b>33.00</b>	32.99	31.15	32.37	28.91	31.39	31.87	27.43	32.13	31.35
Tiffany	<b>33.90</b>	32.54	32.58	33.18	26.25	31.53	31.56	26.71	31.60	30.93
Boat	33.39	<b>33.60</b>	32.64	33.43	28.59	31.73	32.08	27.72	32.30	31.46
K-1	34.46	34.46	33.52	<b>34.68</b>	29.11	33.59	32.56	27.71	32.74	32.84
K-2	<b>38.73</b>	37.00	34.25	37.72	28.69	37.40	33.43	27.59	33.64	32.74
K-3	<b>39.68</b>	37.83	34.12	38.66	28.92	38.30	33.44	27.86	33.75	32.86
K-4	<b>39.01</b>	37.41	34.21	38.23	29.06	37.95	33.34	27.78	33.62	32.77
K-5	<b>36.56</b>	35.43	33.72	35.99	27.87	36.16	32.77	27.67	33.02	32.41
K-6	35.44	35.13	33.52	<b>35.51</b>	29.06	34.51	32.79	27.70	32.96	32.24
K-7	<b>39.25</b>	37.51	33.98	38.29	28.92	38.28	33.24	27.66	33.56	32.71
K-8	31.18	<b>31.47</b>	28.16	31.40	28.00	29.59	30.66	27.09	30.75	30.24
K-9	<b>35.99</b>	35.23	33.15	35.62	29.15	35.31	32.41	27.60	32.62	31.90
K-10	<b>36.49</b>	35.62	33.35	36.07	28.77	35.79	32.65	27.70	32.88	32.16
K-11	<b>36.34</b>	35.46	33.12	35.94	27.73	35.29	32.72	27.35	33.01	32.24
K-12	<b>38.29</b>	36.91	34.18	37.68	29.99	37.01	33.63	28.59	33.74	32.68
K-13	31.75	<b>32.10</b>	29.86	31.96	28.41	30.71	31.26	27.39	31.39	30.99
K-14	<b>36.75</b>	35.77	33.59	36.36	28.28	35.81	32.92	27.79	33.15	32.47
K-15	<b>36.97</b>	35.38	34.16	36.59	27.92	35.27	32.91	27.52	32.95	32.13
K-16	<b>36.75</b>	36.09	35.96	36.54	28.93	35.81	32.98	27.74	33.25	32.53
K-17	<b>35.34</b>	33.80	33.75	34.74	27.33	34.17	32.21	27.18	32.31	31.47
K-18	<b>33.80</b>	33.52	31.25	33.64	27.91	32.91	31.74	27.39	31.87	31.45
K-19	<b>36.50</b>	35.86	33.85	36.28	28.93	35.56	32.77	27.62	33.05	32.31
K-20	<b>35.58</b>	34.38	33.23	35.01	27.73	34.47	32.19	27.26	32.36	31.71
K-21	<b>35.24</b>	34.87	33.64	35.11	28.80	34.39	32.39	27.39	32.64	31.97
K-22	<b>37.08</b>	36.23	34.15	36.72	29.25	36.20	33.09	27.91	33.33	32.58
K-23	<b>40.46</b>	38.21	35.35	39.08	29.04	38.97	33.64	27.89	33.94	32.94
K-24	<b>36.07</b>	35.52	33.81	35.64	28.78	35.12	32.72	27.63	33.01	32.32

promedio (segundos), estos fueron evaluados mediante un equipo con Sistema Operativo Windows 10 a 64 bits y un procesador Intel Xeon a 3.30 GHz con 4 núcleos utilizando el Software MatLab R2016a. Como se puede observar la calidad del método propuesto es superior a las reportadas en el estado del arte. El tiempo de procesamiento del sistema propuesto es aceptable, mantiene una buena relación tiempo-calidad.

TABLA II: Valores promedio de la calidad obtenida y tiempos de procesamiento promedio para la propuesta y esquemas reportados

Técnica	PSNR (dB)	Tiempo (segundos)
Método propuesto	<b>35.75</b>	6.31
Filtro Gaussiano [14]	34.96	5.28
MLP-Up(x) [15]	33.21	8.15
FIR [16]	35.30	7.32
WinHD-L1 [17]	28.58	5.63
WinHD-L2 [17]	34.64	19.56
LUT16 [18]	32.50	7.16
LUT9 [19]	27.57	<b>4.56</b>
VLUT [20]	32.73	9.31
TVLUT [20]	32.09	120.49
LMS [21]	31.24	-
K-SVD [22]	28.74	-
Dictionary-DCT [23]	27.10	-
Sparse Dict. [24]	35.25	130
G-SVD [25]	31.4	8.17

La imagen de error de las pruebas realizadas es obtenida mediante  $255 - \text{abs}(IHI - I)$ , donde  $IHI$  representa la imagen obtenida durante el procesamiento inverso de *half-tone*,

$I$  representa la imagen original en escala de grises y  $abs()$  indica la operación de valor absoluto. Para la representación de las imágenes de error, un valor de cero indica error y un valor con tonalidad 255 indica que no existe error en esa región, por lo tanto el rango de tonalidades que puede tomar una imagen de error es  $\{0, 1, \dots, 255\}$ .

Fig. 5 muestra algunos de los resultados visuales para distintas imágenes utilizadas (Kodak-5, Kodak-11, Kodak-13 y Kodak-15), exponiendo la imagen original, la imagen reconstruida y la imagen de error con un factor de escalamiento de 7.

Fig. 6 muestra los resultados visuales para una región de interés (ROI) de la imagen Kodak-17, aplicando el proceso de *halftoning* inverso a la imagen mostrada en Fig. 7, así mismo se compara la presente propuesta con los esquemas con mejores resultados en el estado del arte, también se muestra la respectiva imagen de error multiplicado por un factor de 5 para cada método.

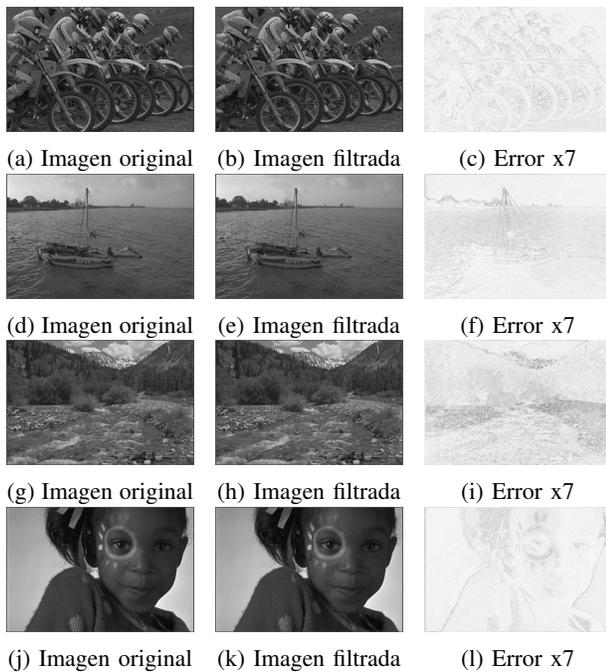


Fig. 5: Resultados visuales obtenidos para distintas imágenes con el método propuesto.

#### IV. CONCLUSIONES

En este artículo se propone un esquema para la generación de imágenes en escala de grises a partir de imágenes binarias, las cuales son obtenidas mediante alguna técnica de *halftoning* mediante el método de Difusión de Error, cabe destacar que el método propuesto es capaz de trabajar con cualquier propuesta de Difusión de Error reportada en la literatura. El desarrollo del sistema se encuentra dividido en dos etapas, en la primera etapa, un filtro paso bajo con ventanas de  $1 \times 5$  es propuesto con la finalidad de reducir significativamente el total de operaciones por píxel a comparación de otros filtros propuestos en el estado del arte, obteniendo calidades superiores a otros esquemas. Por último, las características del

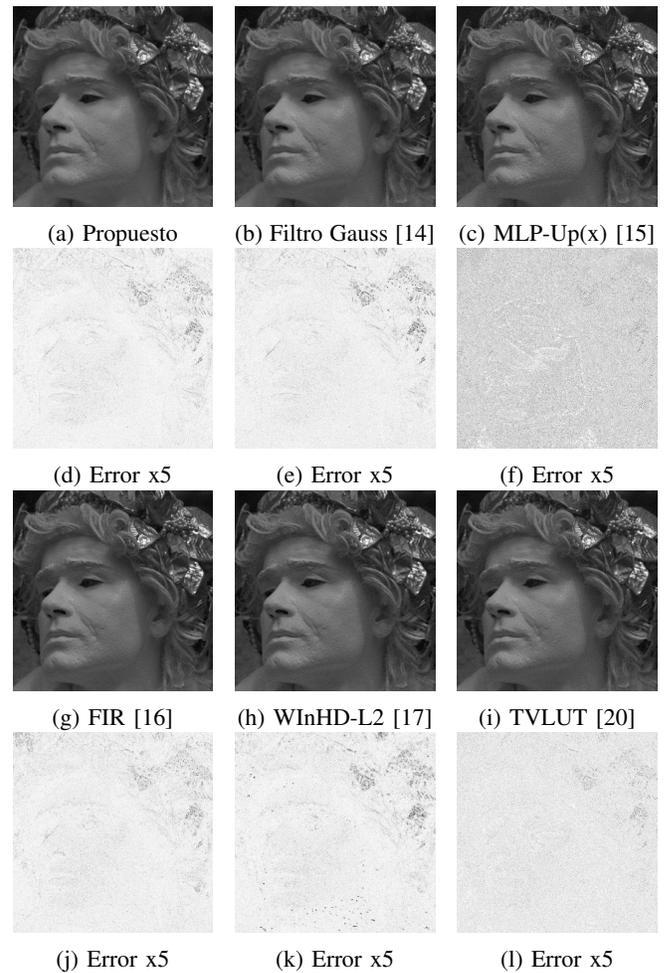


Fig. 6: Resultados visuales de los métodos de *halftoning* inverso obtenidos para una ROI de la imagen Kodak-17.



Fig. 7: Imagen de semitono empleada en Fig. 6.

filtro bilateral permiten obtener una imagen con mayor calidad objetiva y subjetiva, así mismo, la técnica del filtro bilateral utilizada posee una baja complejidad computacional haciendo factible la futura implementación de la presente propuesta en aplicaciones reales. Los resultados experimentales muestran una mayor calidad en la imagen en escala de grises recuperada, así como un menor tiempo de procesamiento comparando el sistema propuesto con los esquemas reportados en la literatura. Una implementación a futuro es la aplicación de la presente propuesta mediante programación en paralelo utilizando GPU.

## AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen al Instituto Politécnico Nacional de México, a la Comisión de Operación y Fomento de Actividades Académicas (COFAA) del IPN y al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT, proyecto 220347) por su apoyo otorgado para realizar este trabajo.

## REFERENCIAS

- [1] Jing-Ming Guo and Yun-Fu Liu, *Improved dot diffusion by diffused matrix co-optimization*, IEEE Transactions on Image Processing. Vol. 18 Issue 8, pp. 1804–1816, 2009.
- [2] Wen-Chung Kao, *Electrophoretic Display Controller Integrated with Real-Time Halftoning and Partial Region Update*, Journal of Display Technology. Vol. 6 Issue 1. pp. 36–34, 2010.
- [3] Aman Kamboj, D. K. Gupta, *An Improved Halftone Visual Secret Sharing Scheme for Gray-Level Images Based on Error Diffusion in Forward and Backward Direction*, Fifth Int. Conf. on Advanced Computing and Communication Technologies. pp. 125–130, 2015.
- [4] J. Molina-García, R. Reyes-Reyes, V. Ponomaryov, C. Cruz-Ramos, *Watermarking algorithm for authentication and self-recovery of tampered images using DWT*, 9th International Kharkiv Symposium on Physics and Engineering of Microwaves, Millimeter and Submillimeter Waves (MSMW). pp. 1–4, 2016.
- [5] Wu Li, Xiaoxia Wan, Lu Jian, *Digital Halftoning and the Application to Remote Sensing Images*, International Conference on Computer Science and Software Engineering. Vol. 6. pp. 137–140, 2008.
- [6] Zitinski Elias, P. Nystrom, D., and Gooran, S., *Multi-channel printing by orthogonal and non-orthogonal an halftoning*, Proceedings of 12th International AIC Colour Congress: Bringing Colour to Life, 2013.
- [7] Knuth, D. E., *Digital halftones by dot diffusion*, ACM Trans. Graph. Vol. 6 Issue 4. pp. 245–273, 1987.
- [8] Mese, M. and Vaidyanathan, P. P., *Image halftoning using optimized dot diffusion*, 9th European Signal Proc. Conf. (EUSIPCO). pp. 1–4, 1998.
- [9] Mese, M. and Vaidyanathan, P. P., *Optimized halftoning using dot diffusion and methods for inverse halftoning*, IEEE Transactions on Image Processing. Vol. 9 Issue 4. pp. 691–709, 2000.
- [10] W-Floyd, R. and Steinberg, L., *Adaptive algorithm for spatial reyscale*, Proc. of the Society for Information Display (SID). Vol. 17 Issue 2. pp. 75–77, 2000.
- [11] Jarvis, J. and Roberts, C., *A new technique for displaying continuous one images on a bilevel display*, IEEE Transactions on Communication. Vol. 24 Issue 8. pp. 891–898, 1976.
- [12] Stucki, P., [MECCA: A Multiple-error Correction Computation Algorithm for Bi-level Image Hardcopy Reproduction], IBM Thomas J. Watson Research Division, 1981.
- [13] Seldowitz, M. A., Allebach, J. P., and Sweeney, D. W., *Synthesis of digital holograms by direct binary search*, Appl. Opt. Vol. 26. pp. 2788–2798, 1987.
- [14] N. Damera-Venkata, T. D. Kite, M. Venkataraman, and B. L. Evans, *Fast Blind Inverse Halftoning*, Proc. IEEE International Conference on Image Processing, vol. 2, pp. 64–68, 1998.
- [15] F. Pelcastre-Jimenez, M. Nakano-Miyatake, K. Toscano-Medina, G. Sanchez-Perez, H. Perez-Meana, *An Inverse Halftoning Algorithms Based on Neural Networks and Atomic Functions*, IEEE Latin America Trans., Vol. 15, Issue 3, pp. 488–495, 2017.
- [16] T. D. Kite, N. Damera-Venkata, B. L. Evans, and A. C. Bovik, *A High Quality, Fast Inverse Halftoning Algorithm for Error Diffused Halftones*, Proc. IEEE Int. Conf. on Image Processing, Vol. 2. pp. 59–63, 1998.
- [17] R. Neelamani, R. D. Nowak and R. G. Baraniuk, *Wavelet-based Inverse Halftoning via Deconvolution*, IEEE Transactions on Image Processing, 2002.
- [18] M. Mese, P. P. Vaidyanathan, *Look-up table (LUT) method for inverse halftoning*, IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 10, Issue 10, pp. 1566–1578, 2001.
- [19] Alireza Liaghat, Farshad Rassaei, *A novel algorithm for inverse halftoning using LUT approach and pattern labelling*, IEEE Business, Engineering and Industrial Applications Colloquium, pp. 167–171, 2012.
- [20] Yong-Huai Huang, Kuo-Liang Chung, Bi-Ru Dai, *Improved inverse halftoning using vector and texture-lookup table-based learning approach*, Expert Systems with Applications, Vol. 38, Issue 12, pp. 15573–15581, 2011.
- [21] Chang-Hwan Son, *Local Sparse Representation Optimized to Edge Orientation for Inverse Halftoning*, IEEE International Symposium on Consumer Electronics (ISCE 2014), pp. 1–2, 2014.
- [22] Jing-Ming Guo, Yun-Fu Liu, Jen-Ho Chen, and Jiann-Der Lee, *Inverse Halftoning With Context Driven Prediction*, IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 23, Issue 4, pp. 1923–1924, 2014.
- [23] Yuhri Ohta and Toshiaki Aida, *Sparse Representation Approach to Inverse Halftoning in Terms of DCT Dictionary*, Int. Conf. on Control, Automation and Systems (ICCAS 2014), pp. 1377–1380, 2014.
- [24] Pedro Garcia Freitas, Mylne C.Q. Farias, Aletia P. F. de Arajo, *Improved performance of inverse halftoning algorithms via coupled dictionaries*, IEEE Int. Conf. on Multimedia and Expo (ICME), pp. 1–6, 2015.
- [25] Jun Yang, Jun Guo and Hongyang Chao, *Inverse halftoning with grouping singular value decomposition*, IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), pp. 1463–1467, 2015.
- [26] C. Tomasi and R. Manduchi, *Bilateral filtering for gray and color images*, Sixth International Conference on Computer Vision, 2002.
- [27] Kunal Narayan Chaudhury, Daniel Sage, Michael Unser, *Fast O(1) Bilateral Filtering Using Trigonometric Range Kernels*, IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 20, Issue 12, pp. 3376–3382, 2011.
- [28] Kunal N. Chaudhury, *Acceleration of the Shiftable O(1) Algorithm for Bilateral Filtering and Nonlocal Means*, IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 22, Issue 4, pp. 1291–1300, 2013.
- [29] SIPI Image Database, Volume 3: Miscellaneous [Online] Available: <http://sipi.usc.edu/database/database.php?volume=misc>
- [30] Kodak Photo CD, Photo Sampler [Online] Available: [http://www.math.purdue.edu/~lucier/PHOTO\\_CD/](http://www.math.purdue.edu/~lucier/PHOTO_CD/)
- [31] A. Hore and D. Ziou, *Image Quality Metrics: PSNR vs. SSIM*, International Conference on Pattern Recognition (ICPR), pp. 2366–2369, 2010.

**Javier Molina García** Recibió el título de Ingeniero en Computación en 2014 y el grado de Maestro en Ingeniería en Seguridad y Tecnologías de la Información en 2016 por el Instituto Politécnico Nacional (IPN), Ciudad de México (CDMX). Actualmente es estudiante de Doctorado en Comunicaciones y Electrónica (IPN), donde realiza investigación en el campo de procesamiento digital de señales, cómputo en paralelo (CPU y GPU) y marcas de agua.

**Volodymyr Ponomaryov** (Ph.D. 1974, Dr. Sc. 1981, Full Professor 1984). Trabaja como profesor investigador en el IPN CDMX. Es Miembro del SNI (México), Nivel III. Sus principales actividades de investigación se basan en: procesamiento de imágenes y señales, filtrado en tiempo real, sensores médicos, etc. Es autor de más de 200 artículos científicos internacionales, 350 artículos en extenso en congresos internacionales, además de 23 patentes en ex-USSR, Rusia y México, y cinco libros científicos en editoriales internacionales.

**Rogelio Reyes Reyes** Recibió el título de Ingeniero en Comunicaciones y Electrónica, el grado de M. en C. de Ingeniería en Microelectrónica, y el grado de Doctor en Comunicaciones y Electrónica en el IPN, en 1999, 2003 y 2009, respectivamente. Actualmente es profesor investigador en el IPN. Sus áreas de interés son la esteganografía, las marcas de agua y el procesamiento digital de imágenes.

**Sergiy N. Sadovnychiy** Recibió el grado de Doctor en el Instituto de Aviación de Kharkov (ahora Universidad Nacional Aeroespacial), Ucrania, en 1991. Actualmente, se encuentra en el Instituto Mexicano del Petróleo, México. Sus intereses de investigación incluyen procesamiento digital de señales e imágenes, comunicaciones y diagnóstico acústico.

**Clara Cruz Ramos** Recibió el título de Ingeniera en Comunicaciones y Electrónica, el grado de M. en C. de Ingeniería en Microelectrónica, y el grado de Doctor en Comunicaciones y Electrónica en el IPN, en 1999, 2003 y 2009 respectivamente. Actualmente es profesora investigadora en el IPN. Sus áreas de investigación son reconocimiento de patrones, procesamiento de imágenes y marcas de agua.