

Análisis armónico en la restauración de imágenes afectadas por desenfoque (Blur) -Comparación mediante métricas-

Sanabria S John¹, Archila D John²

Resumen—Categoría (4). La degradación de la información es un problema considerado de gran dificultad dentro del procesamiento de imágenes, siendo la dificultad inherente al desconocimiento de los efectos adversos ocurridos durante el proceso de adquisición de la imagen. A fin de solucionar dicha problemática se siguen dos enfoques: 1. Modificar el hardware utilizado durante la adquisición. 2. Utilizar técnicas de procesamiento de imágenes, de manera posterior a la adquisición.

El presente documento se desarrolla considerando el segundo enfoque, utilizando durante el proceso técnicas pertenecientes al análisis armónico y realizando una comparación respecto a las técnicas clásicas de mayor utilización, mediante métricas.

Palabras Claves—Desenfoque, procesamiento de imágenes, convolución, Pico relación señal-ruido, métricas, adquisición.

I. INTRODUCCIÓN

Durante la utilización de las cámaras digitales en el campo académico, investigativo e industrial, se presentan situaciones en las cuales la imagen obtenida presenta niveles de degradación [1-4], debido a variaciones en las condiciones propias del evento bajo análisis, la iluminación, el instrumento de captura y las fuentes de ruido propias del ambiente [1, 2, 5,6], siendo causa de pérdidas de información. Haciendo necesaria la utilización de técnicas de restauración a fin obtener información de utilidad a partir de la imagen degradada [1, 3].

En el presente documento se revisan de manera comparativa algunas de las técnicas utilizadas para la reducción del desenfoque [2, 7], pertenecientes al análisis armónico computacional y las técnicas para conjuntos de datos dispersos (sparse).

Tanto las técnicas de análisis armónico como las usadas para conjuntos sparse son desarrollos de reciente data, sin embargo han demostrado su utilidad en diversos campos [8 - 15], complementando paradigmas como el formulado por C.

Shannon- H Nyquist³ acerca de la tasa de muestreo requerida para reconstruir una señal [16].

El presente documento está organizado de la siguiente manera, la sección dos recoge los conceptos básicos acerca del procesamiento de imágenes, sus situaciones problema, las técnicas de solución pertenecientes al análisis armónico computacional y las métricas de valoración empleadas. La sección tres ilustra la metodología empleada durante la comparación de las técnicas descritas en la sección dos y la última recoge las conclusiones y recomendaciones derivadas del documento.

II. CONCEPTOS GENERALES

A. Imágenes Digitales

La cámara digital usada como medio de adquisición entrega un arreglo o matriz de puntos⁴ [17,18], correspondientes al valor de una función bidimensional $f(x, y)$ donde x y y , son coordenadas espaciales dentro de la imagen y el valor de f , representa la intensidad⁵ o color⁶ de la imagen [17,18]. Luego de la adquisición es necesario realizar el acondicionamiento⁷[1, 19, 20] de la imagen obtenida, para realizar la clasificación y la determinación de comportamientos específicos [21 - 27].

Durante la etapa de acondicionamiento de la imagen, se analizan los efectos generadores de degradación, entre los cuales es posible encontrar [1,17 -,20, 28, 29]:

- Defectos en el sistema de adquisición.
- La pérdida de datos en el proceso de captura de la misma.

³ También conocido como Teorema de muestreo de Whittaker-Nyquist-Kotelnikov-Shannon, de uso generalizado en la teoría de la información, con énfasis en las telecomunicaciones.

⁴ Denominados píxeles, siendo estos la mínima unidad de información contenida en la imagen.

⁵ En el caso de imágenes blanco y negro.

⁶ En imágenes de color, corresponde a la combinación de tres arreglos, generalmente en el modelo de color aditivo denominado RGB

⁷ Término aceptado en Hispanoamérica para el proceso de preparar la información para su análisis eliminando información fútil.

¹ Universidad Industrial de Santander, john.sanabria2@correo.uis.edu.co

² Universidad Industrial de Santander, jfarchid@uis.edu.co.

- La corrupción de información en los medios de distribución.
- Las distorsiones de escala en las imágenes, las fallas o variaciones en la iluminación empleada.

La presente investigación se realiza sobre las distorsiones en la imagen ya sea por escala, movimiento o énfasis. Siendo denominadas en forma general como degradación por desenfoque.

Una imagen afectada por degradaciones se representa mediante la expresión (1) [30]

$$g = f \otimes p + n \quad (1)$$

, donde \otimes representa el operador de convolucion, f es la imagen a recuperar (sin degradación), p se denomina kernel de degradación y n es el ruido, siendo denominado problema de deconvolución de la imagen a la intención de recuperar f a partir de g .

Tipos de desenfoque (Blur)

El movimiento de la cámara o el objetivo es causa de gran parte de las pérdidas de información en las imágenes, siendo imposible determinar el mecanismo de desenfoque y por tanto el mecanismo apropiado para la restauración adecuada de la imagen [2,3, 5,6, 31].

El fenómeno de desenfoque es clasificado en dos categorías:

- Desenfoque por movimiento: Ocasionado al intentar registrar un evento manipulando el tiempo de abertura del obturador del mecanismo de adquisición, se presenta en eventos ocurridos a alta o baja velocidad⁸ [3,19,28, 32, 33,].
- Desenfoque global: Se obtiene por énfasis en una parte de la imagen, se encuentra especialmente en tomas de primeros planos.



Figura 1. Desenfoque por movimiento (a), desenfoque por énfasis (b)
Fuente [33]

⁸ El efecto es usado en fotografía, como medio para crear tomas únicas, como las publicadas en <http://www.smashingmagazine.com/2008/08/24/45-beautiful-motion-blur-photos/>



Figura 2. Desenfoque por movimiento
Fuente [32]

Siendo empleada la deconvolución⁹ como mecanismo de restauración, mediante dos enfoques diferentes [2,30, 34]:

- Deconvolución ciega¹⁰
- Deconvolución no-ciega,

, radicando su diferencia en el conocimiento previo o estimación de p para el caso de la deconvolución no ciega. Dicho tipo de problema se denomina problemas mal condicionados [3,19].

Otra clasificación usada durante el análisis del desenfoque es de acuerdo al tipo de distorsión [2,6]:

- Distorsión invariante (causado por movimiento de la cámara), solucionable tradicionalmente mediante la estimación de una función de degradación (PSF¹¹) adecuada a partir de la cual se realiza la deconvolución.
- Distorsión variante espacialmente (debida al movimiento del evento). El manejo de las distorsiones variantes es extremadamente difícil, siendo categorizado dentro de los problemas mal condicionados [2].

Las dificultades del proceso de deconvolución radican en la no-linealidad del proceso, las singularidades de la distorsión lineal o las componentes de alta frecuencia del ruido aditivo [2,6].

Mecanismos de detección.

Existen diversidad de maneras de determinar el desenfoque entre las cuales se encuentran: análisis de las zonas con menores variaciones ante filtrado pasa-bajo [33], medidas de variación direccional [19,33], como es el caso de la pendiente del espectro de potencia, gradiente del histograma de frecuencia, saturación máxima y congruencia de la auto correlación respecto a un fondo fijo [1, 19, 20]. Sin embargo la mayor parte de los trabajos consideran la obtención/estimación de la PSF [31], es decir consideran una distorsión de tipo invariante, empleando métodos directos, espacio de frecuencia y replanteamiento en tiempo para la representación temporal, filtros de regularización, algoritmos de estimación y optimización para la solución del desenfoque [31].

⁹ Denominada en ocasiones, como convolución inversa.

¹⁰ Referente a los problemas de naturaleza invariante.

¹¹ Función de probabilidad, PSF de sus siglas en inglés, Point Spread Function

B. Métricas en procesamiento digital de imágenes

El manejo de señales y el efecto de los mecanismos usados en ellas debe determinarse mediante métricas¹², para el caso de las imágenes se tienen métodos [35]:

- Subjetivos: basados en el concepto de una persona u operario, a fin de incrementar su objetividad, la ITU¹³, ha generado algunas recomendaciones.
- Objetivos: orientados a determinar la variación presente en una imagen a partir de operaciones matemáticas en el dominio bidimensional o tridimensional, de imágenes o videos

Las métricas subjetivas u objetivas se pueden usar con comparación respecto a una referencia o sin considerarla [35].

	SUBJETIVAS	OBJETIVAS
CON COMPARACIÓN	Estimulo doble (Ds)	Referencia completa
SIN COMPARACIÓN	Escala de Calidad Continua Estimulo simple (SS-CQS)	Sin referencia

Debido a sus características, en ingeniería son utilizados los métodos objetivos, entre los cuales se encuentran medidas como [17,18]:

Error medio cuadrado

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(x, y) - K(x, y)]^2 \quad (2)$$

, donde I y K son imágenes a comparar de tamaño m* n.

Relación Señal-Ruido

$$SNR = \frac{P_{signal}}{P_{noise}} = \left(\frac{A_{signal}}{A_{noise}} \right)^2 \quad (3)$$

$$SNR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{A_{signal}}{A_{noise}} \right)^2 = 20 \log_{10} \left(\frac{A_{signal}}{A_{noise}} \right) \quad (4)$$

Pico de la relación señal-ruido

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\max^2}{MSE} \right) = 20 \log_{10} \left(\frac{\max}{\sqrt{MSE}} \right) \quad (5)$$

Donde max corresponde al máximo valor del pixel, los valores típicos y preferibles de la metrica se encuentran entre los 30 y 59 dB, sin embargo puede ser mayor.

Siendo estas métricas las más sencillas [33], sin embargo a pesar de su utilidad en diversos campos del procesamiento de señales, sus mejores resultados se obtienen al analizar distorsiones no estructuradas, debido a su capacidad de análisis píxel por píxel.

Error Medio Cuadrado (MSE)	$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^N (x_{j,k} - x'_{j,k})^2$
Pico Relación Señal-Ruido (PSNR)	$PSNR = 10 \log \frac{(2^n - 1)^2}{MSE} = 10 \log \frac{255^2}{MSE}$
Correlación Cruzada Normalizada (NK)	$NK = \frac{\sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^N x_{j,k} * x'_{j,k}}{\sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^N x_{j,k}^2}$
Diferencia Promedio (AD)	$AD = \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^N (X_{j,k} - X'_{j,k}) / MN$
Contenido Estructural (SC)	$SC = \frac{\sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^N x_{j,k}^2}{\sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^N x'_{j,k}^2}$
Diferencia Máxima (MD)	$MD = \max(x_{j,k} - x'_{j,k})$
Error Medio Cuadrado Laplaciano	$LMSE = \frac{\sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^N [O(x_{j,k}) - O(x'_{j,k})]^2}{\sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^N [O(x_{j,k})]^2}$ $O(x_{j,k}) = x_{j+1,k} + x_{j-1,k} + x_{j,k+1} + x_{j,k-1} - 4x_{j,k}$
Error Absoluto Normalizado (NAE)	$NAE = \frac{\sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^N x_{j,k} - x'_{j,k} }{\sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^N x_{j,k} }$

Figura 3 Métricas usuales en procesamiento de imágenes

Fuente [7, 35]

Usándose como medidas complementarias para determinar la calidad de las imágenes, indicadores similares a los presentes en el sistema de visión humana, como es el caso del SSIM¹⁴ (considera una función dependiente de la luminancia, el contraste y la similaridad estructural) y VQM¹⁵[7,35-38]

$$SSIM(X, \hat{X}) = f(l((X, \hat{X}), c(X, \hat{X}), s(X, \hat{X}))) \quad (6)$$

$$SSIM(X, \hat{X}) = \frac{(2\mu_X \mu_{\hat{X}} + C_1)(2\sigma_{X\hat{X}} + C_2)}{(\mu_X^2 + \mu_{\hat{X}}^2 + C_1)(\sigma_X^2 + \sigma_{\hat{X}}^2)} \quad (7)$$

, donde $C_1 = (k_1 L)^2$, $C_2 = (k_2 L)^2$, L es el rango de intensidades de los pixeles, K_1 y K_2 son constantes menores a 1.

Adicionalmente se encuentran indicadores como el índice de correlación de pearson y el radio OR [35], los cuales no se consideraran en el documento.

C. Análisis armónico computacional

El análisis armónico plantea la representación de funciones o señales a partir de la superposición de ondas básicas o armónicas, estando sus bases definidas en los trabajos realizados por J. Fourier [39], mediante el planteamiento de las series y las posteriores transformadas de Fourier [2,14,39,40,41].

En el analisis armonico computacional la función/señal f(t) en el dominio temporal/espacial se puede descomponer como la superposición de funciones definidas mediante la expresión 8

¹² Según el IEEE Std. 10.12-1990. "Standard Glossary of Software Engineering Terms", corresponde a una medida cuantitativa del grado en que un sistema, componente o proceso posee un atributo dado.

¹³ Unión Internacional de Telecomunicaciones, el acrónimo se debe a sus nombre en lengua inglesa.

¹⁴ Índice de similaridad estructural

¹⁵ Métrica de calidad de Video

$$f(t) = \sum_i \alpha_i \varphi_i(t) \quad (8)$$

,siendo φ_i = función base y α_i = coeficientes de la expansión en el dominio φ

Una de las opciones para representar señales, es mediante transformadas, entre las cuales es posible encontrar [42, 43, 44]:

- Fourier
- Wavelets
- Ridgelets- Curvelets
- Ripplet

En el problema clásico, se hace uso de las series de Fourier, donde las φ_i = funciones senosoidales y α_i = coeficientes de Fourier, en las dos últimas décadas se plantea un enfoque denominado análisis basado en ondeletas (wavelets), donde las φ_i = "pequeñas ondas" y α_i = coeficientes de ondeleta [41, 43, 44].

A pesar de ser las más usadas (Fourier y wavelet), presentan dificultades en el manejo de discontinuidades [42], situación superada al usar curvelets¹⁶, siendo esta un caso especial de la ripplets¹⁷ [42, 45].

Wavelets

La transformada wavelet es uno de los métodos para convertir una función de un dominio a otro. Mediante ella es posible separar datos, funciones u operadores en sus diversos componentes de frecuencia y estudiarlos separadamente con la resolución determinada por su escala [46, 47, 48, 49]

Para realizar la transformación es necesaria una forma de onda localizada denominada wavelet. La transformada wavelet continua conocida como transformada integral wavelet se define mediante la expresión 9[46, 49]

$$(W_\psi x)_{(a,b)} = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt = \langle x(t), \Psi_{a,b}(t) \rangle \quad (9)$$

Donde $\varphi(t)$ es la función wavelet madre o la Wavelet de análisis de la transformada integral Wavelet donde la localización en tiempo está dada por la expresión 8

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (10)$$

Con a el factor de escalamiento y b el factor d desplazamiento en el tiempo, siendo a y b $\in \mathbb{R}$ y a $\neq 0$, para ser denominada wavelet madre la función $\varphi(t)$ debe satisfacer ciertos criterios matemáticos [46].

- Debe tener energía finita
- No tiene componente de frecuencia cero, $\varphi(0) = 0$ es decir la wavelet tiene una mediana cero

Un criterio adicional se relaciona con las wavelets discretas y la transformada de Fourier implicando la necesidad de estar definida en el espacio real y desaparecer para las frecuencias negativas.

Al igual que la transformada de Fourier, la transformada wavelet presenta una inversa definida por la expresión 14 [46].

$$x(t) = \frac{1}{C_g} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} T(a,b) \psi_{a,b}(t) \frac{da db}{a^2} \quad (14)$$

Las wavelet han encontrado gran aceptación en la comunidad relacionada con el procesamiento de señales tanto en señales unidimensionales como multidimensionales por la posibilidad de superar los inconvenientes de los filtros FIR. [50].

Transformada radón

Para una señal $f(x,y)$ la transformada radón de la señal a lo largo de una trayectoria recta se expresa mediante la expresión 17 [51].

$$\varphi_\theta^f(\rho) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x,y) \delta(\rho - x \cos(\theta) - y \sin(\theta)) dx dy \quad (17)$$

,donde θ es la orientación de la línea recta sobre la cual se integrara y ρ es el desplazamiento (offset) de la línea respecto al origen de coordenadas x-y, correspondiendo la expresión anterior a la proyección de la señal de manera a θ , al tener suficientes proyecciones en todas la posibles orientaciones.

La transformada radón se puede relacionar con la expresión 18 al expresarla en el dominio continuo

$$g(\rho_x, \rho_y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} p(x,y) f(\rho_x - x, \rho_y - y) dx dy \quad (18)$$

Si la imagen origen es una línea en la orientación θ , es posible parametrizar f como $\delta(x \cos(\theta) + y \sin(\theta))$, donde $\rho = \sqrt{\rho_x^2 + \rho_y^2}$ [51].

III. METODOLOGÍA EMPLEADA

En el presente documento se considera el desenfoque en imágenes reales¹⁸, siendo obtenidas ellas de bases de datos académicas [52].

¹⁶ Superior a la transformada wavelets en comprensión [42]

¹⁷ Recomendada para restauración, limpieza y compresión de imágenes [42]

¹⁸ Gran parte de los trabajos en áreas similares parten de imágenes sintéticas.

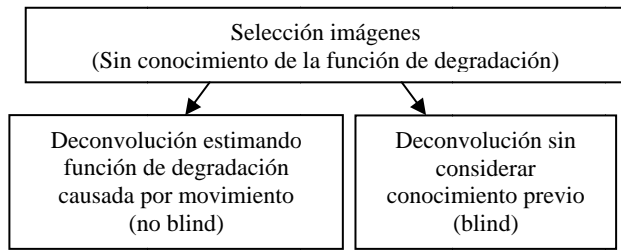


Figura 4 Flujograma utilizado

Siendo empleadas once (11) imágenes, definidas en el espacio RGB¹⁹. El primer conjunto está compuesto por cuatro imágenes con un tamaño de 128*128 píxeles, el segundo conjunto lo componen las imágenes adicionales con un tamaño de 240*240 píxeles.

Siendo seleccionadas por la presencia de desenfoque debido a distorsiones invariantes en ellas, siendo los objetivos reducir la degradación existente, determinar la eficiencia de los diversos enfoques empleados ante la degradación y proporcionar criterios para la utilización de la técnica con mejor comportamiento en trabajos posteriores relacionados con el análisis de movimiento y marcha humana.

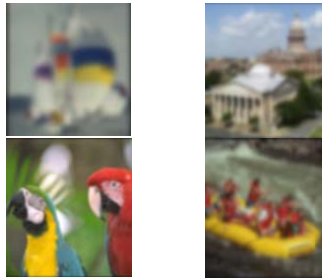


Figura 5 Primer conjunto de Imágenes
Fuente [51,52]

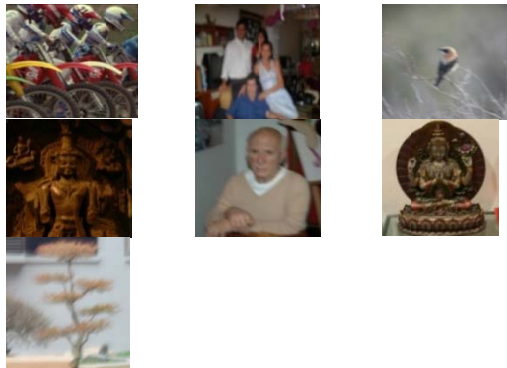


Figura 6 Segundo conjunto de Imágenes
Fuente [51,52]

El conjunto compuesto por las once (11) imágenes se analiza mediante deconvolución (tanto blind como no blind) en el entorno de desarrollo existente en MatlabTM versión 7 (release 14), mediante las técnicas relacionadas a continuación:

Deconvolucion no blind	Deconvolucion blind
Estimando una función de degradación, debida a movimiento, se utilizan:	
1. Algoritmo con estimación del vecino más cercano (MLE).	1. Daubechies 1 (db1).
2. Algoritmo de Lucy-Richardson	2. Daubechies 2 (db2).
3. Algoritmo con filtro regularizado	3. Daubechies 3 (db3).
4. Restauración con Filtro Wiener	4. Daubechies 5 (db5).
	5. Daubechies 8 (db8).
	6. Wavelet Biorthogonal 6.8 (bior6.8).
	7. Wavelet Symlets 2 (sym2).
	8. Wavelet Symlets 4 (sym4).
	9. Wavelet Symlets 8 (sym8).
	10. Wavelet Coiflets 1 (coif1).
	11. Wavelet Coiflets 5 (coif5).
	12. Transformada Radon, utilizando el algoritmo de Taeg Sang Cho [51] y Fergus [14].

Siendo analizadas bajo la premisa Sin referencia²⁰, considerando las métricas PSNR y MSE.

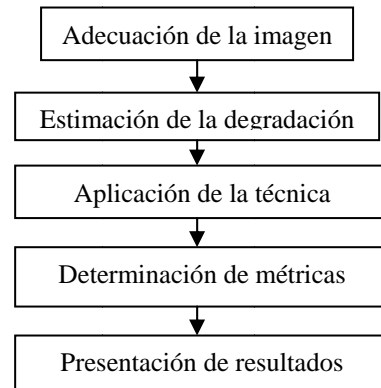


Figura 7 Metodología usada en la deconvolucion no blind

A continuación se presentan las tablas 1 a 3, correspondientes a tiempo, error medio cuadrático (MSE) y Pico de la relación señal/ruido (PSNR) y las graficas 8 a 11, correspondientes al tiempo empleado, MSE y PSNR para el caso la deconvolución no blind.

IMAGEN	TÉCNICA			
	1	2	3	4
Img1	462.115,0	854.682,0	0,65	0,25
Img2	306.885,0	549.013,0	0,30	0,15
Img3	200.572,0	323.407,0	0,25	0,12
Img4	197.213,0	349.993,0	0,26	0,12

Tabla 1 Tiempos en segundos de la restauración usando técnicas no blind, aplicadas al primer conjunto de imágenes

¹⁹ Se usan imágenes en formato Windows bitmap

²⁰ SS-CQS para el caso subjetivo

IMAGEN	TÉCNICA			
	1	2	3	4
Img1	180.156,0	612.729,0	143.252,0	28.726,0
Img2	705.692,0	2.138.390,0	553.788,0	95.819,0
Img3	1.855.927,0	6.338.798,0	1.836.913,0	309.442,0
Img4	1.392.720,0	4.552.988,0	1.100.216,0	171.375,0

Tabla 2 Error Medio cuadrado de la restauración usando técnicas no blind, aplicadas al primer conjunto de imágenes

IMAGEN	TÉCNICA			
	1	2	3	4
Img1	355.743,0	355.743,0	355.743,0	355.743,0
Img2	296.446,0	296.446,0	296.446,0	296.446,0
Img3	254.452,0	254.452,0	254.452,0	254.452,0
Img4	266.922,0	266.922,0	266.922,0	266.922,0

Tabla 3 Error Medio cuadrado de la restauración usando técnicas no blind, aplicadas al primer conjunto de imágenes

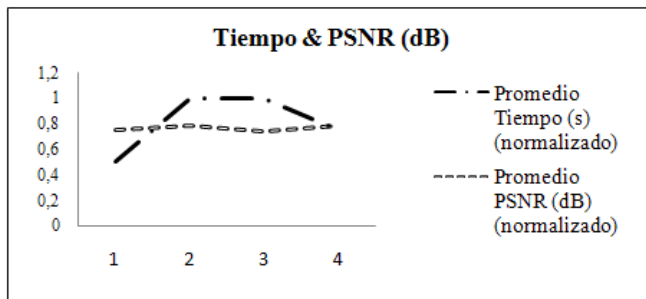


Figura 8 Correlación tiempo-PSNR para el primer conjunto de imágenes, usando convolución no blind (desviación estándar 0.04 en tiempo y 0.01 en PSNR).

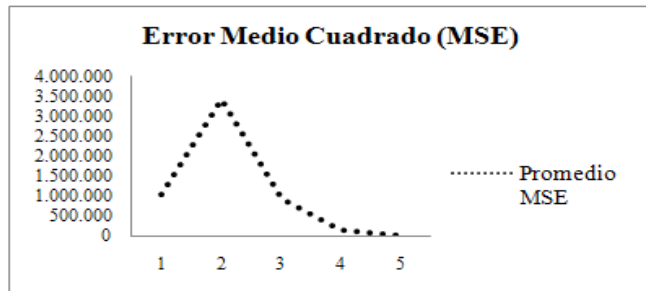


Figura 9 MSE para el primer conjunto de imágenes, usando convolución no blind (desviación estándar 432.605).

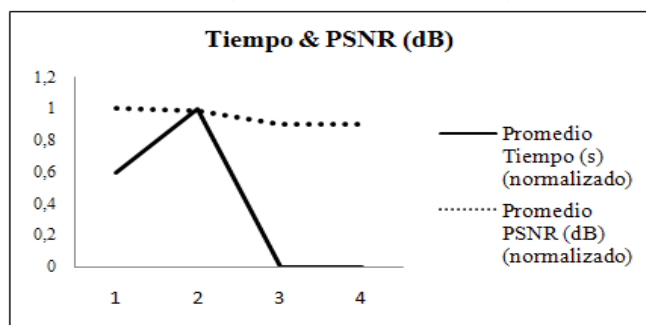


Figura 10 Correlación tiempo-PSNR para el segundo conjunto de imágenes, usando convolución no blind (desviación estándar 0.13 en tiempo y 0.04 en PSNR).

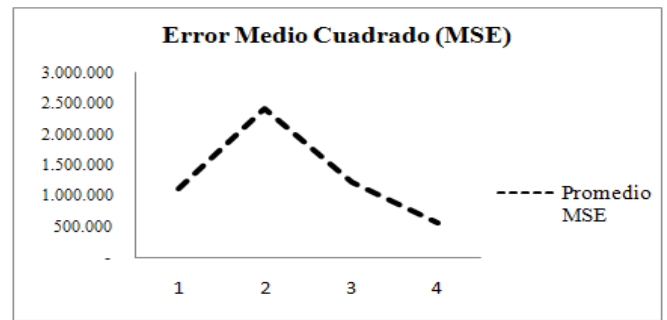


Figura 11 MSE para el segundo conjunto de imágenes, usando convolución no blind (desviación estándar 120.435).

Siendo notable los menores tiempos de cálculo y MSE en el filtro regularizado y la técnica Wiener, el comportamiento de la métrica PSNR es similar en las cuatro técnicas en evaluación, al ser usada en los dos conjuntos de imágenes.

Deconvolución blind

Durante el uso de estas técnicas se realiza un procedimiento similar al presente en la figura 7, a excepción de la tarea correspondiente a la estimación de la degradación ilustrado en la figura 12.

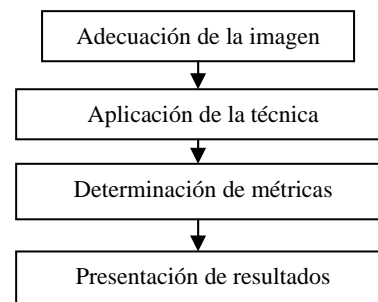


Figura 12 Metodología usada en las deconvoluciones blind

Siendo ilustrados los resultados obtenidos con la convolucion blind de las once (11) técnicas adicionales mediante las figuras 13 a 16

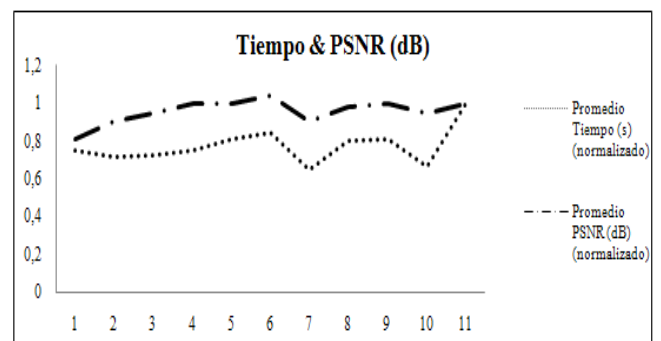


Figura 13 Correlación tiempo-PSNR para el primer conjunto de imágenes, usando convolución blind (desviación estándar 0.1 en tiempo y 0.04 en PSNR)

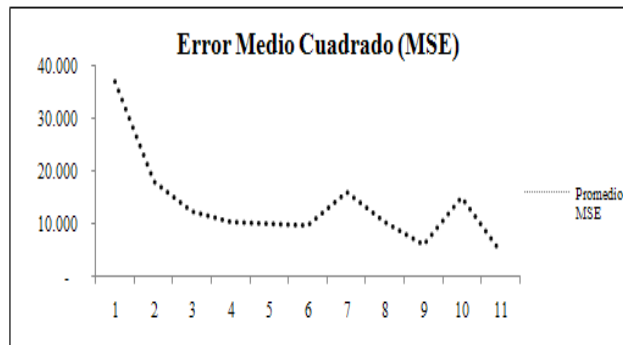


Figura 14 MSE para el primer conjunto de imágenes, usando convolución blind (desviación estándar 8.743)

Siendo inferiores los tiempos de cálculo en las Wavelet Daubechies (1, 2, 3, 5) y Coiflets 1, debido a sus características básicas (cantidad de momentos de desvanecimiento e irregularidad en su forma) permitiendo lograr menores tiempos de procesamiento [49].

En las métricas MSE y PSNR el mejor comportamiento se observa en las Wavelet biortogonal, Symlets 8 y Coiflets 5.

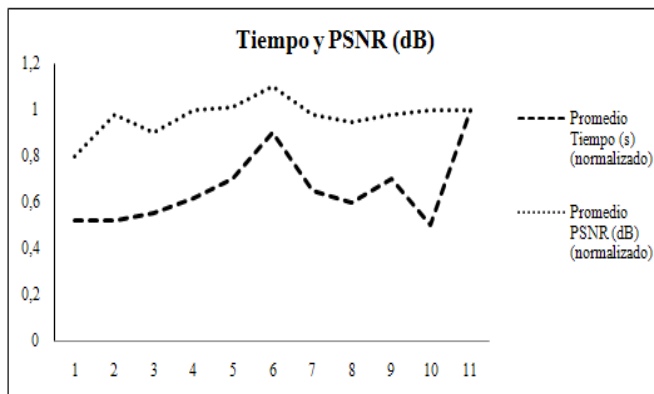


Figura 15 Correlación tiempo-PSNR para el segundo conjunto de imágenes, usando convolución blind (desviación estándar 0.13 en tiempo y 0.02 en PSNR)

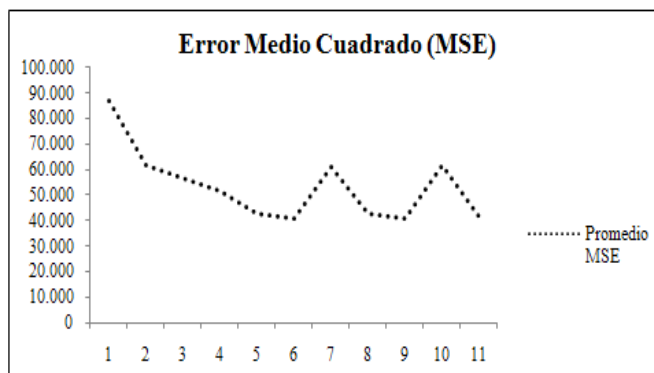


Figura 16 MSE para el segundo conjunto de imágenes, usando convolución blind (desviación estándar 13.549 en MSE).

Como un apartado extra se analiza el comportamiento de la transformada Radón desarrollada por Taeg [51] y Fergus [14],

la cual tiene presente tiempo de cómputos elevados, siendo compensado esto con su comportamiento en las otras métricas

IMAGEN	TIEMPO RESTAURACIÓN (S)	MSE	PSNR
Img1	11.300	0,03	714.032
Img2	12.540	0,50	460.012
Img3	10.247	0,20	1.345.213
Img4	11.253	0,04	1.425.720
Img5	25.450	0,30	1.842.012
Img6	28.312	0,1	952.400
Img7	27.777	1,0	750.320
Img8	28.122	0,20	1.230.400
Img9	26.142	0,04	875.333
Img10	25.721	1,05	420.780
Img11	23.217	0,20	695.241

Tabla 4 Tiempo de computo y metrices obtenidas por el algoritmo de Taeg [51] y Fergus [14],

A continuación se presentan los resultados experimentales obtenidos con tres de las once imágenes usadas durante la elaboración del presente documento.



Figura 17 Fotografías con degradación.

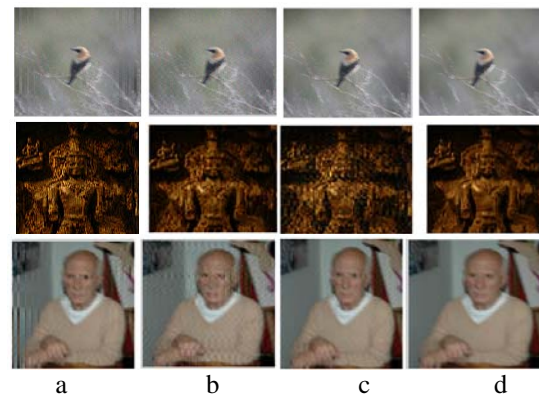


Figura 18 Fotografías restauradas con deconvolucion no ciega a. MLE. b. Algoritmo Richard-Lucy. c. Filtro regularizado. d. Filtro Wiener.

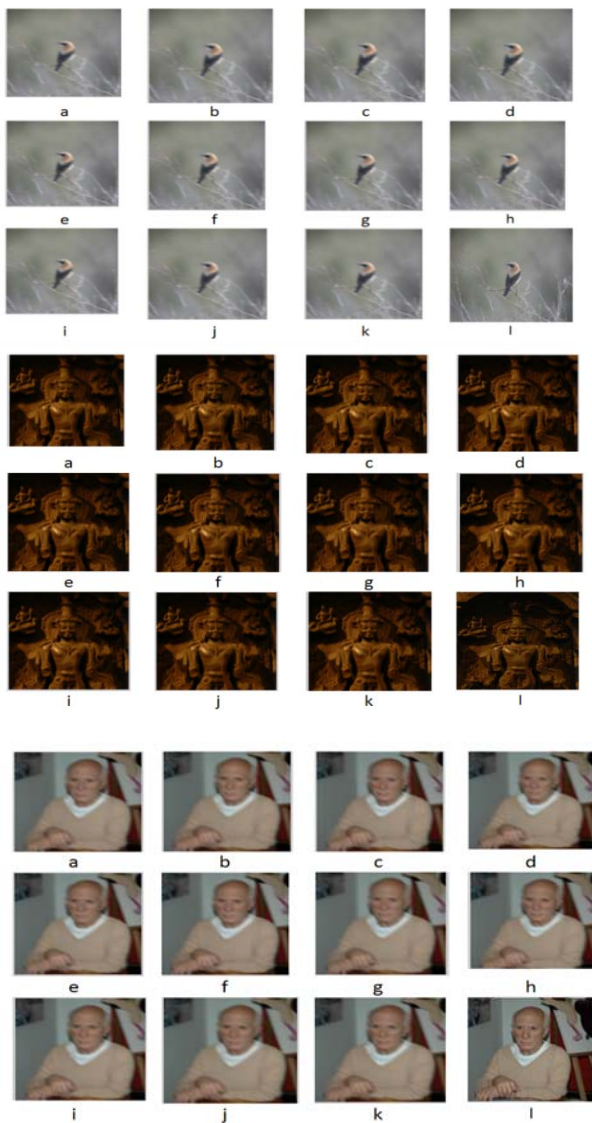


Figura 19 Resultado de la restauración aplicada a las imágenes de la figura 17, con deconvolución ciega mediante: a. wavelet db1. b. wavelet deb2. c. wavelet db3. d. wavelet db5. e. wavelet db8. f. wavelet biort 6.8. g. wavelet sym2. h. wavelet sym4. i. wavelet sym8. j. wavelet coif1. k. wavelet coif5. l. Algoritmo de Taeg y Fergus.

IV. CONCLUSIONES

Los fundamentos teóricos planteados por el análisis armónico computacional originan una serie de técnicas robustas y eficientes para la recuperación y compresión de información, debido a las características básicas de su estructura.

Siendo aplicables a diversos campos, en el caso de imágenes, con degradaciones importantes ocasionadas por niveles de desenfoque, los resultados experimentales ilustran como las transformadas wavelets y Radón se constituyen en herramientas adecuadas para lograr niveles de recuperación altos.

Sin embargo la información llevada al análisis con esta metodología puede presentar alteraciones adicionales haciendo necesaria la utilización de técnicas complementarias.

Tanto en las métricas como en las imágenes ilustradas en la figura 19 se observa un comportamiento superior durante el proceso de recuperación al emplear a Taeg [51] y fergus [14], debido a su naturaleza iterativa, la cual compensa el tiempo de proceso empleado.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a la Vicerrectoría de Investigación y Extensión –VIE de la Universidad Industrial de Santander por el apoyo al proyecto 5546 donde surge parte de los recursos para la presente investigación.

REFERENCIAS

- [1] Bouhamidi A An iterative method for bayesian gauss-markov image restoration. *Applied Mathematical Modelling* 33 (2009) 361-372.
- [2] Makaremi Iman Ahmadi Majid Blur invariants: a novel representation in the wavelet domain. *Pattern recognition* 43 (2010) 3950-3957.
- [3] Sun Shao-jie et al Blind image deconvolution for single motion blurred image. *The journal of China universities of Posts and Telecommunications*. June 2010 17(3) 104-109.
- [4] Candes Emmanuel Compressed sensing makes every pixel counts. *Whats happening in the mathematical sciences*. (2011)
- [5] Rav-acha Alex Peleg Schmucl. Two motion blurred images are better than one. *Pattern recognition letters* 26 (2005) 311-317.
- [6] Xu Ting Fa, Zhao Peng interlaced scan CCD image motion deblur for space variante motion blurs. *Optics* (2010)
- [7] Lin Weisi Kuo C-C jay perceptual visual quality metrics: A survey *J Vis. Commun Image R* 22 (2011) 297-312
- [8] Acciani G Angular and axial evaluation if superficial defects on non-accessible pipes by wavelet transform and neural network based classification. *Ultrasonics* 50 (2010) 13-25,
- [9] Al*ani Tarik et al on line automatic detection of human activity in home using wavelet and hidden markov models scilab toolkits. 16th international conference on control applications. 2007,
- [10] Averbuch Amir z et al Deconvolution by matching pursuit using spline wavelet packets dictionaries. *Appl comput harmon anal* (2010),
- [11] Barba L et al digital correlation based on wavelet transform for image detection. *Journal of physics Conference series* 274 (2011), Chen GY et al. invariante pattern recognition using radon, dual tree complex wavelet and Fourier transforms. *Pattern recognition* 42 (2009) 2013-2019,
- [12] Chui Charles K Wang Jianzhong Wavelet based minimal energy approach to image restoration. *Appl Comput Harmon Anal*. 23 (2007) 114-130,
- [13] Souza E Silva Edmundo de et al forecasting oil price trends using wavelets and hidden markov models. *Energy economics* 32 (2010) 1507-1519,
- [14] Fergus Rob et al Removing camera shakes from a single photographs *Proc Siggraph* 2006,
- [15] Hsu Chun-fei Adaptive fuzzy wavelet neural controller design for chaos synchronization. *Expert System with applications* 38 (2011) 10475-10483
- [16] Baraniuk Richard et al Tutorial on compressive sensing feb 2008. 1-193, Devore ronald deterministic construction of compressed sensing matrices. *Journal of complexity* 23 (2007) 918-925
- [17] R Gonzalez, R. Woods. *Digital Image Processing using Matlab*. Upper Saddle River: Pearson - Prentice Hall, 2004, pp. 954,
- [18] Pajares Martinsanz, Gonzalo et al, *Visión Por Computador: Imágenes Digitales Y Aplicaciones*. México : Alfaomega : Ra-Ma, 2008
- [19] Oliveira Joao et al Adaptive total variation image deblurring. A majorization -minimization approach. *Signal Processing* 89 (2009) 1683-1693,

- [20] Stauffer Chris Grimson WEL Adaptive background mixture models for real time tracking. The artificial Intelligence Laboratory MIT
- [21] Moeslund Thomas et al A survey of advances in vision based human motion capture and analysis Computer Vision and Image Understanding 104 (2006) 90-126,
- [22] Abril Mauricio, Valencia Mauricio, et al Sistema de visión artificial para el registro de densidad peatonal en tiempo real Scientia et technica, agosto año/vol Xiii numero 035 (2007) Universidad tecnológica de Pereira pp 79-83,
- [23] Carfagni monica et al Real time machine vision system for monitoring the textile raising process Computers in Industry 56 (2005) 831-842,
- [24] Hu Tingshu et al Human gait modelling: dealing with holonomic constraints. The 2004 American Control Conference, 2004. Disponible en http://biblioteca.universia.net/html_bura/ficha/params/title/human-gait-modeling-dealing-with-holonomic-constraints/id/45956553.html,
- [25] Lu Ye, Li Ze-Nian Automatic object extraction and reconstruction in active video Pattern Recognition 41 (2008) 1159-1172,
- [26] Rebelo F, Ferreira C, Correia Da Silva K Síntese de padroes motores de membro superior optimizados para aplicações em design ergonómico VI Congreso Nacional de mecánica aplicada e Computacional 10 pág. Disponible online <http://home.fmh.utl.pt/~cferreira/pdf/aveiro2000.pdf> en noviembre 2009,
- [27] Camara Lara Arnaldo Segmentacao de movimento para aplicacoes de vigilancia electrónica. USP Sao Paulo, Junho 2006
- [28] Agrawal amit Raskar Ramesh Optimal single image capture for motion deblurring pag. 1-8,
- [29] Mann Steve comparametric equations with practical applications in quantigraphic image processing. IEEE transactions on image processing 9 (8) (2000) 1389-1406
- [30] Cai jian Feng et al. Blind motion deblurring using multiple images. Journal of computational physics 228 (2009) 5057-5071
- [31] Schuon sebastian diepold klaus. Comparision of motion deblur algorithm and real World deployment. Acta astronautica 64 (2009) 1050-1065,
- [32] Caglioti Vincenzo Giusti alessandro. Recovering ball motion from a single motion-blurred image. Computer vision and image understanding 113 (2009) 590-597,
- [33] Liu Renting et al Image partial blur detection and classification,
- [34] Krokhn Andrey Silva ikaro. Selection of good photographs`for printing. Term Project,
- [35] Ginesu Giaime et al A multi factor approach for image quality assessment based on a human visual system model. Signal Processing Image communication 21 (2006) 316-333
- [36] Pankjakshan P kumar V Detail preserving image information restoration guided by SVM based noise mapping. Digital Signal Processing 17 (2007) 561-577,
- [37] Wang Yubing. Survey of objective video quality measurements. Disponible en <ftp://ftp.cs.wpi.edu/pub/techreports/pdf/06-02.pdf>,
- [38] Wang Zhou et al. Objective video quality assessment. The handbook of video databases: Design and applications. B Furthr and O Marqure, ed CRC press pp 1041-1078, september 2003
- [39] Stankovic Radomir et al Remarks on history of abstract Harmonic Analysis
- [40] Aafif Amal, Boyer Robert Panoramic image processing using non-commutative harmonic analysis Part I: investigation,
- [41] Candes Emmanuel Donoho David Curveletss. Multiresolution representation and scaling laws Spie,
- [42] Xu Jun et al. Ripplet: a new transform for image processing. J. Vis. Commun. Image R 21 (2010) 627-639,
- [43] Cohen Albert. Computational harmonic analysis nonlinear approximation and image processing,
- [44] Ruiz Alberto harmonic analysis and inverse problems. Universidad Autonoma de Madrid 2009
- [45] Fadili M.J Starck J.L Curvelets and ridgelets. Disponible en <http://jstarck.free.fr/curvencyclo09.pdf>
- [46] Adison Paul S. The illustrated Wavelet transform Handbook. Second Edition. London Institute of Physics, 2002. 420P,
- [47] Arellano Paul. Missing information in remote sensing: wavelet approach to detect and remove clouds and their shadows [en línea] Thesis International Institute for geo-information science and earth observation Enschede, 2004. Disponible en URL: http://www.itc.nl/library/papers_2004/msc/gfm/arellano.pdf,
- [48] Cova Walter J. D. Cavallero Rodolfo A. Sobre wavelets e imágenes compilación:[revisado en mayo 15 2010] disponible en

URL:http://www.edutecne.utn.edu.ar/DOCUMENTOS/Sobre%20Wavelets%20e%20Imágenes_R1.pdf,

- [49] Daubechies I, Teen Lectures on Wavelets, USA, SIAM 1992,
- [50] Akansu ali n et al. Emerging applications of wavelets: a review. Physical Communication 3 (2010) 1-18
- [51] Sang Cho Taeg. Motion Blur Removal from Photographs. Phd Thesis.Massachusset Institute of technology. 2010.
- [52] Sheikh H.R. et al, "LIVE Image Quality Assessment Database Release 2", <http://live.ece.utexas.edu/research/quality..>, <http://www.computervisiononline.com/dataset/tid2008-tampere-image-database-2008>



John J Sanabria S (Bucaramanga 76) Ingeniero Electrónico de la Universitaria de Investigación y Desarrollo (UDI-2008). Actualmente cursa sus estudios de posgrado en la Maestría en Ingeniería de Sistemas e Informática en la Universidad Industrial de Santander (UIS).

Se ha desempeñado como asesor en la implementación de sistemas de Información geográfica y el diseño de redes de cableado estructurado para entidades a nivel gubernamental. En la actualidad hace parte del grupo de trabajo de la división Financiera - Estampilla ProUIS de la Universidad Industrial. En el entorno académico tiene artículos publicados en revistas indizadas por Publiindex, en el área de procesamiento de imágenes orientadas a SIG.

Entre 1998 y 2002 perteneció a la IEEE Signal Processing Society rama IEEE UIS, manteniéndose hasta la actualidad como miembro de la IEEE Communication Society. Ponente en diversos eventos nacionales en áreas como el procesamiento de señales e inteligencia artificial.



John Faber Archila Díaz (Velez76) Ingeniero mecánico UIS (UIS-2001), especialista en Mecatrónica (UIS-2003) y Magister de la UFRJ en Engenharia Mecânica (UFRJ-2008).

Se ha desempeñado como asesor en el diseño de maquinas y controles industriales a nivel privado, docente en diversas universidades, en la actualidad hace parte del cuerpo docente de la escuela de Diseño Industrial de la Universidad Industrial.

En el entorno académico tiene ponencias en eventos nacionales e internacionales, es autor y coautor de artículos publicados en revistas como la Revista Facultad De Ingeniería-Universidad de Antioquia, Prospectiva-Universidad Autónoma del Caribe, Revista Colombiana De Tecnologías de Avanzada, UIS- Ingenierías, Petro & Química, Revista Colombiana de Computación-UNAB y ha sido autor de capítulos de libro en World Scientific (2010) y Robot Manipulators (2010).