

# RESTAURACIÓN DE IMÁGENES UTILIZANDO ICA Y FILTRADO FRECUENCIAL APLICADO A MASTOGRAFÍA

Maria de la luz Escobar Hernández<sup>†</sup>, José Ismael de la Rosa Vargas<sup>†</sup>, Rafael Medina Carnicer\*, y Francisco Javier Luna Chacón<sup>‡</sup>

<sup>†</sup>Universidad Autónoma de Zacatecas, Unidad Académica de Ingeniería Eléctrica,

\*Universidad de Córdoba, España,

<sup>‡</sup>Instituto Mexicano del Seguro Social.

correo-e: luzescobar@uaz.edu.mx, rmedina@uco.es, ismaelrv@yahoo.com

**Resumen** — El Análisis en Componentes Independientes (ICA de sus siglas en inglés) es un método reciente de análisis de datos, el cuál ha sido estudiado y utilizado en muchas aplicaciones principalmente en el área de las comunicaciones y procesamiento de imágenes. El objetivo de nuestro trabajo es retomar este método (para el cual hay pocas aplicaciones en el área de la medicina) y auxiliándose de un filtrado en el dominio de la frecuencia (FF), restaurar imágenes mastográficas que suponemos fueron afectadas por el movimiento del paciente durante la toma de la radiografía. Se parte de imágenes de prueba y luego reales degradadas por un movimiento lineal, a las cuales se les agrega ruido Gaussiano. Para verificar los resultados obtenidos se ha realizado una comparación entre nuestro algoritmo (ICA FF) y el de *Richardson-Lucy* (R-L). Algunos resultados obtenidos por el algoritmo R-L parecen ser mejor para ciertas regiones de las imágenes, sin embargo nuestro algoritmo tiene mejor comportamiento en lo general

cualitativa y cuantitativamente.

**Abstract** — The Independent Component Analysis (ICA) is a recent data analysis method, which has been studied and used in many applications mainly the area of the communications and image processing. The objective of our work is to retake this method (for which there are few applications in the area of the medicine) jointly with a frequency domain filter (FF) to recover mammography images, which were affected by the movement of the patient during the taking of the X-ray. We start with the hypothesis that real images are degraded by linear movement, to which has been added Gaussian noise. In order to verify the obtained results, it has been realized a comparison between our algorithm (ICA FF) and the *Richardson-Lucy* (L-R) deconvolution algorithm. The obtained results are satisfactory since the qualitative and quantitative point of view, it seems that performance of the proposed algorithm is little better than the L-R algorithm.

**Descriptor**es — *Deconvolución, ICA, Filtro digital, Mastografía.*

## I. INTRODUCCIÓN

### A. Problema

La mastografía es actualmente la mejor herramienta para la detección temprana del cáncer de mama. Uno de los criterios que se toman para una buena imagen mamográfica es la ausencia de movimiento, pero no siempre es así, ya que ésta técnica de exploración suele ser muy dolorosa para el paciente y en algunos casos puede provocar movimientos bruscos del paciente al momento de la toma de la radiografía. Cuando esto llega a suceder, el radiólogo toma la decisión de volver a realizar la prueba, provocando un problema mucho mayor, ya que demasiada exposición a la radiación (rayos X) en un período de tiempo muy corto, puede provocar cáncer.

El propósito de este trabajo es retomar las imágenes degradadas por el movimiento de los pacientes para restaurarlas por medio de operaciones de deconvolución [6], [10]. Además, suponemos que más allá de la degradación también hay ruido presente debido al sistema de adquisición. Las operaciones están basadas en el análisis en componentes independientes (ICA), método muy popular en el área de las comunicaciones y del cual muchos artículos han sido publicados. Sin embargo, en el área de procesamiento de imágenes médicas el problema de deconvolución, mediante ICA pocas son las publicaciones que se han realizado. También nos auxiliamos de un filtro en el dominio de la frecuencia [11], el cual nos ayudará a conservar los detalles de las imágenes.

### B. Conceptos Generales

El Análisis en Componentes Independientes (Independent Component Analysis - ICA) [4],

[8] ha recibido un gran interés en los últimos años en la comunidad de procesamiento de señales, por su habilidad en la separación ciega de fuentes (Blind source separation - BSS) [2], [5], [10]. El nombre de ICA proviene de una extensión del Análisis en Componentes Principales (Principal Component Analysis - PCA) [1], [3], [4], [7], [9]. En PCA se descomponen las variables observadas en  $X_0, X_1, \dots, X_{m-1}$  y se definen nuevas variables a partir de combinaciones lineales de las variables originales  $Y_0, Y_1, \dots, Y_{m-1}$ . El método de ICA parte de la hipótesis de que las señales originales son estadísticamente independientes, por lo tanto las señales recuperadas también deben serlo. Este método realiza la estimación de la matriz de mezcla que minimice la dependencia estadística entre componentes de las señales originales. Para ello, es necesario disponer de, al menos, el mismo número de mezclas que de fuentes y que, como mucho, solamente una de las fuentes presente una distribución Gaussiana. Para mezclas lineales, la extracción de componentes independientes se plantea como un problema equivalente al de separación ciega de fuentes. El análisis en componentes independientes tiene dos finalidades principales: a) reducir la dimensión de los datos de la matriz, y b) simplificar la estructura de la matriz de separación forzándola a tener una norma unitaria.

Este artículo está organizado de la siguiente manera. En la sección 2 describimos el modelo de degradación al cual fueron sometidas las imágenes de prueba. En la sección 3 se desarrolla el nuevo sistema de prueba (algoritmo propuesto) de separación en el dominio de la frecuencia. La sección 4 recoge los resultados de algunas simulaciones realizadas en la computadora y comparaciones con respecto del algoritmo de *Richardson-Lucy* [12], [13]. Finalmente, la sección 5 está dedicada a las

conclusiones más importantes del trabajo.

## II. MODELO DE DEGRADACIÓN DE LA IMAGEN

Para mostrar el desempeño de nuestro trabajo, se presenta a continuación el modelo de degradación al cual fueron sometidas las imágenes de prueba. Para comprobar nuestro algoritmo se le realizó un movimiento de tipo lineal a la imagen y a continuación también se le añadió ruido Gaussiano.

Modelo matemático de degradación de la imagen:

$$G(x, y) = f(x, y) \otimes h(x, y) + n(x, y). \quad (1)$$

Donde  $f(x, y)$  es la imagen original,  $h(x, y)$  es la función de degradación,  $\otimes$  es el operador de la convolución y  $n(x, y)$  es ruido aditivo, mientras que  $G(x, y)$  es la imagen observada. El ruido es usualmente Gaussiano y la función de movimiento se da de acuerdo a la ecuación 2:

$$h(x, y) = \begin{cases} R = \frac{1}{L}, & |x| \leq \cos \theta \text{ e } y = x \tan \theta, \\ 0, & \text{si no.} \end{cases} \quad (2)$$

Donde  $L$  es la longitud de movimiento y  $\theta$  la orientación del movimiento.

## III. DECONVOLUCIÓN DE IMAGENES USANDO ICA Y FILTRADO EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA

La idea básica de nuestro sistema de separación, es la de distinguir dos tipos de distorsiones que ha sufrido la imagen durante el proceso de la toma de la radiografía, y mediante los métodos que mencionaremos posteriormente para recuperar la imagen original. A continuación se describe el método utilizado en este trabajo:

Partiendo de una imagen degradada  $G(x, y)$ , ésta se transforma en un vector  $G_i$  y se realiza

el ajuste de datos. A continuación, se forma una matriz de covarianza, y se calculan los eigen-vectores y los eigen-valores de la matriz de covarianza y se construye un vector característico de tal manera que los datos estén organizados de mayor a menor. Para finalizar, se obtiene una matriz transpuesta del vector característico  $V^T$  y se multiplica por la matriz de datos iniciales (como se muestra en la ecuación 3):

$$Z_j = G_i V^T \Lambda^{-1/2}. \quad (3)$$

Donde  $V$  es una matriz con los  $q$  auto-vectores dominantes de la matriz de covarianzas y  $\Lambda$  es una matriz diagonal de  $q \times q$  con los auto-valores correspondientes en su diagonal principal y  $G_i$  es el vector obtenido reacomodando  $G(x, y)$ .

La primera componente obtenida esta dada por el producto del vector de peso  $W$  y los datos blanqueados  $Z_j$ , tal que

$$Y_j = G_j Z_j. \quad (4)$$

Una vez que se obtiene la primera componente, se transforma el vector  $Y_j$  en una matriz  $Y(x, y)$ , a la cual se le aplica un filtrado en el dominio de la frecuencia con el objetivo de conservar los detalles de la imagen, esto es

$$W(w_1, w_2) = Y(w_1, w_2) \otimes H(w_1, w_2), \quad (5)$$

o bien,

$$W(w_1, w_2) = \frac{Y(w_1, w_2) \otimes H(w_1, w_2)}{|Y(w_1, w_2)|^2 + w \sum_k |H_K(w_1, w_2)|^2}. \quad (6)$$

Este filtro responde a las frecuencias más altas, luego  $W(w_1, w_2)$  se convierte en un vector  $W_j$ , además  $w$  es un parámetro de penalización que se aporta mediante conocimiento natural apriori sobre la degradación.

$$W_j \leftarrow W_j + \mu Z_j \tanh W^T Z_j. \quad (7)$$

Al final,  $W_j$  es normalizado, esto es

$$W_j \leftarrow \frac{W_j}{\|W_j\|}, \quad (8)$$

donde  $W(x, y)$  es una aproximación a la imagen original  $f(x, y)$ .

Si  $W(x, y)$  converge, esta corresponde a la primera componente requerida. Existen más componentes y se pueden calcular con los mismos pasos anteriores, por lo que se requiere resolver la primera componente para el problema de la deconvolución. La primera componente de aprendizaje es positiva y las componentes restantes son negativas.

#### IV. SIMULACIONES

El experimento de restauración de imágenes esta basado en el método propuesto en la sección anterior. Existen dos tipos de experimentos, en el primero se utilizan imágenes de prueba a las cuales se les aplica un movimiento artificial y en el segundo son imágenes mamográficas que fueron tomadas, con pacientes que se movieron en el momento de toma de la radiografía. Posteriormente también se agrega ruido a todas las imágenes (Mov. ruido). Las características de las imágenes de prueba utilizadas son las siguientes, formato TIFF para la figura 1 y BMP para la figura 5, con un tamaño de  $256 \times 256$  píxeles. A cada una de ellas se les aplica una degradación horizontal (ver figuras 2 y 6), visiblemente se puede observar que se pierden textura y fondo. Aplicando nuestro algoritmo (ICA FF) a las imágenes de las figuras 2 y 6 se obtienen los correspondientes resultados en las figuras 3 y 7. Por otro lado, en las figuras 4 y 8 se muestran los resultados aplicando el algoritmo de *Richardson-Lucy* (R-L). Como se puede apreciar en la imagen obtenida al aplicar el método de *Richardson-Lucy*, se tiene un efecto de interferencia en el contorno derecho e izquierdo de la imagen, y también

se puede ver que el algoritmo propuesto es mejor al hacer la comparación cualitativa e incluso cuantitativa (ver tabla 1).

Las imágenes médicas utilizadas tienen un tamaño  $8.3 \times 8.3$  mega píxeles, como se puede ver en la figura 9 y también se hace la hipótesis de un movimiento lineal realizado por el paciente. Luego, se le agrega el ruido Gaussiano resultando la imagen de la figura 10. En la figura 11 se muestra la imagen resultante de la restauración con nuestro algoritmo (ICA FF) y en la figura 12 se aplica el algoritmo de *Richardson-Lucy* (R-L). Se puede comprobar visiblemente que el algoritmo de *Richardson-Lucy* tiene un buen comportamiento en ciertas regiones de la imagen, aunque cuantitativamente el algoritmo propuesto e implementado en este trabajo brinda mejores resultados como se muestra en la tabla 1, pues el quiste presente en el seno de la imagen original, se reconstruye mejor con el método ICA FF que con el R-L en donde se presenta un efecto de interferencia que degrada la información sobre el quiste.

Resultados del experimento:

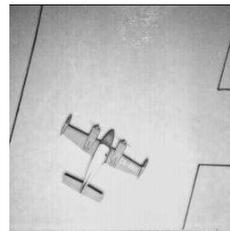


Figura 1. Imagen original aeroplano.

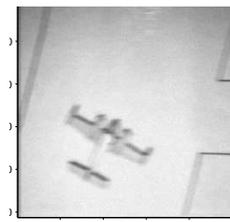


Figura 2. Imagen aeroplano con movimiento + ruido.

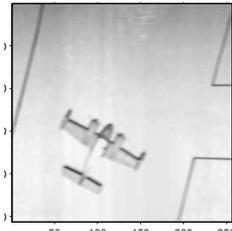


Figura 3. Imagen recuperada de aeroplano con ICA y FF

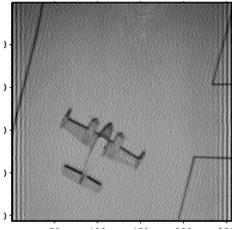


Figura 4. Imagen recuperada con Richardson-Lucy.

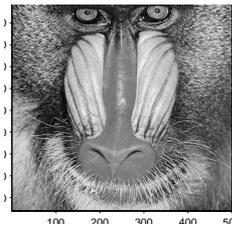


Figura 5. Imagen de mandril original.

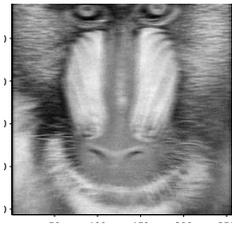


Figura 6. Imagen de mandril con movimiento + ruido.

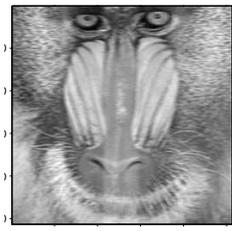


Figura 7. Imagen de mandril recuperada con ICA y FF.

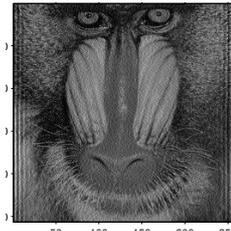


Figura 8. Imagen de mandril recuperada con Richardson-Lucy.

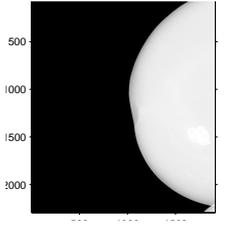


Figura 9. Mamografía original.

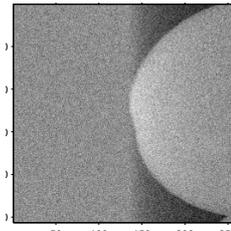


Figura 10. Mamografía con movimiento + ruido.

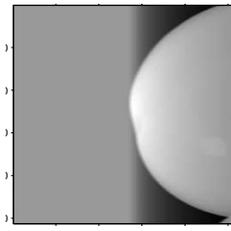


Figura 11. Mamografía recuperada con ICA y FF.

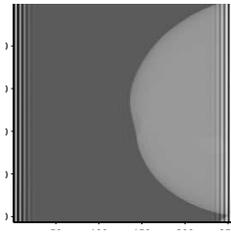


Figura 12. Mamografía recuperada con Richardson-Lucy.

En la tabla 1 se muestra una comparación cuantitativa en términos de la Relación Señal

a Ruido de Pico (PSNR - Peak Signal-to-Noise Ratio) entre los dos algoritmos. En la

TABLA I  
RESULTADOS DEL PSNR

Figuras	Mov. Ruido	ICA FF	R-L
2, 3 y 4	36.17 dB	69.39 dB	19.93 dB
6, 7 y 8	37.85 dB	60.81 dB	20.16 dB
10, 11 y 12	55.69 dB	52.74 dB	-26.26 dB

tabla se puede apreciar que el algoritmo implementado en este artículo (ICA FF) presenta mejores resultados para las imágenes de prueba e incluso en imágenes médicas, no obstante aunque cuantitativamente se ven mejores resultados, visualmente para las imágenes médicas el algoritmo de *Richardson-Lucy* aparenta mejorar cualitativamente la restauración en ciertas regiones que nos interesan, esto puede ser un problema ya que si un médico emite un diagnóstico basado en R-L, la imagen puede ser mal interpretada.

## V. CONCLUSIONES

El método presentado anteriormente permite resolver un problema de deconvolución o restauración de imágenes, para encontrar en lo mejor posible, una imagen próxima a la original. Uno de problemas que se ha presentado con las imágenes médicas es la intensidad de las mismas, lo que ha provocado que al aplicar el algoritmo de ICA FF no se tenga mucha claridad en las imágenes y se pierdan texturas dentro de la misma. Podemos concluir que se debe trabajar más con las imágenes proporcionadas por Instituto Mexicano del Seguro Social (IMSS), para mejorar los resultados parciales obtenidos hasta ahora, también se propone integrar algunos esquemas de análisis multiresolución en conjunto con estimación robusta.

## RECONOCIMIENTOS

Agradecemos al Intituto Mexicano del Seguro Social por el apoyo otorgado, así como a la Universidad Autónoma de Zacatecas a través

del Cuerpo Académico de Procesamiento Digital de Señales para la realización de este trabajo.

## REFERENCIAS

- [1] S. Amari, “Natural gradient learning for over- and under-complete bases in ICA,” *Neural Computation*, (1990).
- [2] G. R. Ayers and J. C. Dainty, “Iterative blind deconvolution method and its applications,” *Optics Letters*, Vol. 13, No.7, pp. 547–449, (1988).
- [3] C. M. Bishop, “Neural networks for pattern recognition,” Oxford University Press, Oxford, (1995).
- [4] P. Comon, “Independent component analysis, A new concept?,” *Signal Processing*, Vol. 36, No.7, pp. 287–314, (1994).
- [5] T. F. Chan and C-K. Wong, “Total variation blind deconvolution,” *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol.7, No. 3, pp. 370–375, (1998).
- [6] A. Cichocki and S. I. Amari, “Adaptive Blind Signal and Image Processing: Learning Algorithms and Applications,” John Wiley and Sons, Chichester UK (2002).
- [7] D. de Ridder, J. Kittlery and R. P.W. Duin, “Probabilistic PCA and ICA subspace mixture models for image segmentation,” Centre for Vision, Speech and Signal Processing, Dept. of Electronic and Electrical Engineering, University of Surrey Guildford.
- [8] A. Hyvärinen, J. Karhunen and E. Oja, “Independent Component Analysis,” John Wiley and Sons, New York (2001).
- [9] I. T. Jolliffe “Principal component Anaysis,” Springer Verlag Series, Second Edition, (2002).
- [10] D. Kundur and D. Hatzinakos, “Blind image deconvolution,” *IEEE Signal Processing Magazine*, No. 13, pp. 43–64, May (1996).
- [11] A. Levin, R. Fergus, F. Durand, and W. T. Freeman, “Deconvolution using natural image priors,” Massachusetts Institute of Technology, Computer Science and Artificial Intelligence Laboratory, SIGGRAPH (2007).
- [12] L. B. Lucy, “An iterative technique for the rectification of observed distributions,” *Astronomical Journal*, Vol. 79, No. 6, pp. 754–755, (1974).
- [13] W. H. Richardson, “Bayesian-Based Iterative Method of Image Restoration,” *J. Opt. Soc. Am.*, Vol. 62, No. 1, pp. 55–59, (1972).