

SÚPER RESOLUCIÓN Y MEJORA DEL ALGORITMO CANNY PARA LA DETECCIÓN DE BORDES EN IMÁGENES MÉDICAS

Jaime Sacramento Pérez Gutiérrez

Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico
james.perez@cenidet.edu.mx

Andrea Magadán Salazar

Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico
magadan@cenidet.edu.mx

Raúl Pinto Elías

Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico
rpinto@cenidet.edu.mx

Manuel Mejía Lavalle

Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico
mlavalle@cenidet.edu.mx

Resumen

La detección de bordes en imágenes es de suma importancia para encontrar objetos de interés en estas, especialmente si se trata de imágenes médicas, donde la búsqueda de cuerpos extraños es la actividad crítica para el médico al momento de analizar los estudios en imágenes del paciente. Sin embargo, normalmente las imágenes a examinar, presentan ruido que dificulta el proceso de diagnóstico. Por ello, en este artículo, se propone un sistema de Tratamiento Digital de Imágenes que mejore la resolución de imágenes de resonancia magnética (MRI) con técnicas de Súper Resolución (SR) y un algoritmo de detección de bordes, denominado CannySu, que consiste en el algoritmo de *Canny* en combinación con el algoritmo de Otsu para establecer valores de umbral

al detector de bordes. Los resultados obtenidos demuestran la efectividad de esta propuesta.

Palabra(s) Clave(s): Imágenes médicas, súper resolución, tratamiento digital de imágenes.

1. Introducción

En la mayoría de las aplicaciones de Visión por Computadora (VA), es importante mejorar las condiciones de las imágenes originales para lograr resultados aceptables en cada una de las etapas. Una forma de contrarrestar algunos de estos problemas es mejorando la resolución de las imágenes. Existen distintas formas de hacerlo: el mismo dispositivo, es una forma bastante rápida y simple, aunque conlleva el incremento de los costos del dispositivo sensor; otra manera es mejorar la calidad de la imagen mediante un pre-procesamiento de la misma. El algoritmo de estimación para una imagen de alta resolución es conocido como Súper Resolución (SR), el cual inicia con imágenes de baja resolución (LR) para producir una o varias imágenes de mayor resolución con una notable mejoría en la calidad visual. Los algoritmos de (SR) son una alternativa, para obtener una imagen nueva con mayor resolución espacial con más y mejores detalles, permitiendo mejorar el proceso de detección de bordes en éstas. En este trabajo, se propone un sistema de Tratamiento Digital de Imágenes que mejore la calidad de imágenes de resonancia magnética a través de aumentar su resolución con técnicas de SR y se realice la mejor detección de bordes en ellas.

La principal aportación del presente trabajo es: comprobar la hipótesis de que se mejora la calidad visual de imágenes médicas con SR, de tal forma que se cuente con mayor cantidad de detalles y en evaluar la detección de bordes con el algoritmo propuesto, denominado CannySu, el cual pretende mejorar el resultado de detección de bordes usando Canny con un valor de umbral generado con Otsu. Actualmente, en la literatura del área se pueden encontrar trabajos de los cuales se enfocan en resolver las problemáticas de la baja resolución en imágenes. En [1] se puede encontrar la siguiente clasificación de las técnicas de SR:

- Técnicas del dominio de frecuencia.

- Técnicas del dominio espacial.
- Algoritmos iterativos.
- Métodos estadísticos.

Las técnicas del dominio de la frecuencia están basadas en el teorema generalizado de muestro. Estas se basan en utilizar efectos de *aliasing* en señales de banda limitada. Otro método [2] es el de dominio espacial, donde la imagen de alta resolución es creada usando interpolación sobre imágenes de baja resolución. La mayor parte de los métodos del dominio de la frecuencia realizan sus manipulaciones en el dominio transformado de Fourier.

El principal algoritmo iterativo para la SR, es el *iterative back projection* [3]. En este algoritmo, la imagen de salida de alta resolución es construida de manera iterativa para describir mejor las imágenes de entrada. En cada paso del algoritmo se genera un conjunto de imágenes de baja resolución. La proyección es hecha teniendo en cuenta la mejor selección de la imagen de SR. En todos los pasos, el algoritmo redefine la mejor imagen deducida.

Por otro lado los métodos estadísticos buscan obtener una imagen de alta resolución con la máxima probabilidad de “crear” las imágenes de entrada de baja resolución (acorde al modelo de la imagen). Tales algoritmos usan el teorema de Bayes y los campos aleatorios de Markov para modelar y llegar a la solución deseada.

En [4] propusieron un algoritmo de SR usando la norma $L1$ con propósito de mejorar la calidad de un conjunto de imágenes borrosas, demostrando un desempeño mejorado en comparación con otras técnicas al remover el ruido de forma eficiente, dando como resultado imágenes con bordes más claros.

En [5] se propuso una aproximación similar aplicando la norma $L1$ con un método de flujo óptico de alta precisión, el cual se basa en una relajación cuadrática.

Por otra parte, en [6] se proponen dos aproximaciones para contrarrestar los problemas de regiones faltantes en imágenes de baja resolución y los largos tiempos de adquisición de datos. La primera consiste en una SR Integrada junto con una aproximación de reconstrucción de las partes deterioradas. En la segunda

aproximación, se facilita la reconstrucción del rango de datos desde medidas muy escasas. Esta técnica aprovecha una parte de la segmentación proveniente de una imagen óptica de la misma escena, la cual contiene píxeles en el mismo segmento de color para tener un rango similar de valores.

En [7], la aproximación se basa en una técnica de dominio de la frecuencia. Esta técnica fue utilizada con el método de supresión de ruido en 2D de Gabor, aplicada en problemas de resolución en la biometría del iris.

En [8] se propuso un nuevo método para determinar los parámetros en problemas de SR reguladas. Esta propuesta se basa en la técnica de estimación JMAP (*Joint maximum a posteriori*), la cual es mejorada al ser estabilizada mediante el planteamiento de una densidad probabilística gamma de los hyper-parámetros de manera que produzca un algoritmo estable con una única solución global. El método propuesto es aplicable en la regularización de problemas de SR tradicionales con un solo parámetro y con múltiples de ellos, proveyendo un costo computacional bajo en imágenes con la misma calidad que las producidas por métodos clásicos.

Con respecto a la fase de detección de bordes, el algoritmo *Canny* se ha aplicado de manera tradicional para localizar bordes continuos y con el mínimo grosor. No obstante, estos aspectos no siempre se cumplen, debido a que este proceso de detección de bordes está limitado por la intensidad luminosa de la imagen analizada. Por ello, se siguen realizando investigaciones al respecto con interesantes aportaciones, como se muestran a continuación.

En [9] un nuevo algoritmo fue propuesto para mejorar el rendimiento de detección de bordes en *Canny* basándose en el concepto de lógica difusa, de manera que se calcule de forma automática la detección del umbral necesario para la imagen en cuestión. Este método es una aproximación para manejar incertidumbres en áreas de la imagen tales como la poca iluminación, lo que provoca que los límites de las regiones lleguen a volverse vagos. El esquema difuso propuesto minimiza la incertidumbre del procedimiento de detección de umbral, usando una técnica de indexado ultra-difuso.

En el artículo [10] se implementó el algoritmo de detección de bordes *Canny* con el propósito de mejorar imágenes en 3D para el estudio sísmico de la sub-superficie. En específico, para mejorar la visualización de los detalles estructurales y estratigráficos de las señales sísmicas y ayudar a amplificar las discontinuidades sutiles. El método propuesto está basado en una operación matemática que transforma las señales locales sísmicas no nulas para que sean nulas y luego transformar los datos de las señales a escala de grises para re-caracterizar las propiedades sísmicas con un significado no nulo en la variación de amplitud y emplear el algoritmo de *Canny* para ayudar a detectar, de manera más eficiente, los cambios de amplitud asociados con las discontinuidades.

Una aproximación similar al presente trabajo se realizó en [11] utilizando el algoritmo de detección de umbral Otsu para crear un método adaptativo automático para el algoritmo de detección de bordes *Canny*; mejorando la capacidad de restringir los bordes falsos y la automatización de la detección de bordes.

Finalmente, en [12] el algoritmo de *Canny* fue utilizado para la evaluación de las tallas en máscaras anti-gas y la detección de aperturas en éstas. La propuesta se basa en que en el proceso de evaluación, se examina el contorno de la cara y acorde a su dimensión en la imagen capturada, se selecciona la máscara que se ajuste mejor. El operador que se encarga de la detección de bordes en la imagen de la cara es el detector de bordes *Canny*.

En conclusión, las técnicas de SR son relativamente jóvenes pero con excelentes resultados para la resolución de problemáticas reales, sobre todo en el análisis de imágenes médicas. La combinación de estas técnicas, junto con la mejora o propuesta de nuevos algoritmos en la detección de bordes, podrían contribuir al desarrollo de mejores aplicaciones de tratamiento de imágenes en el área de la salud y de la medicina. En este trabajo, se aprovechan los algoritmos previamente mencionados para obtener una mejora al proceso de detección de bordes en las imágenes.

2. Desarrollo

A continuación, se detalla la técnica de SR, la selección automática del umbral y la detección de bordes que se usaron para este trabajo, junto con el desarrollo de las pruebas en las imágenes.

Súper Resolución

El algoritmo utiliza un método de interpolación usando como solucionador no-lineal el algoritmo de Gauss-Newton[13]; el cual consta de lo siguiente:

- Dadas m funciones $r = (r_1, \dots, r_m)$ –comúnmente llamadas residuales– de n variables $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_n)$, con $m \geq n$, el algoritmo de Gauss-Newton encuentra de forma iterativa los valores de las variables que reduzcan la suma de los cuadrados, a través del modelo, ecuación 1.

$$S(\beta) = \sum_{i=1}^m r_i^2(\beta) \quad (1)$$

- Partiendo de una hipótesis inicial $\beta^{(0)}$ para el mínimo, el método procede con las iteraciones, ecuación 2.

$$\beta^{(s+1)} = \beta^{(s)} - (J_r^T J_r)^{-1} J_r^T r(\beta^{(s)}) \quad (2)$$

Donde, si r y β son columnas de vectores, las entradas de la matriz Jacobiana es ecuación 3.

$$(J_r)_{ij} = \frac{\partial r_i(\beta^{(s)})}{\partial \beta_j} \quad (3)$$

Y el símbolo T denota la transpuesta de la matriz. Si se considera que $m = n$, la iteración se simplifica, ecuación 4.

$$\beta^{(s+1)} = \beta^{(s)} - (J_r)^{-1} r(\beta^{(s)}) \quad (4)$$

El cuál es una generalización directa del método de Newton en una dimensión

Detector de bordes Canny

El algoritmo de detección de bordes *Canny* [14] propone un método de localización de bordes de acuerdo a dos criterios para bordes arbitrarios. Estos

criterios son denominados “*Signal-to-noise ratio*” (SRN) y *localization*. Un paso crucial para el algoritmo es capturar ambos criterios intuitivos de forma matemática. En la ecuación 5 se representa el modelo de SRN como primer criterio de localización.

$$SNR = \frac{\left| \int_{-w}^{+w} (G - x) f(x) dx \right|}{n_0 \sqrt{\int_{-w}^{+w} f^2(x) dx}} \quad (5)$$

Con este criterio, se localizan los bordes de los objetos con la presencia de ruido utilizando como operador de respuesta la $f(x)$. De manera consecutiva, se emplea el segundo criterio de localización (*localization*) de bordes que es representado con la ecuación 6.

$$Localization = \frac{\left| \int_{-w}^{+w} G'(-x) f'(x) dx \right|}{n_0 \sqrt{\int_{-w}^{+w} f^2(x) dx}} \quad (6)$$

En síntesis, el modelo general se basa en un criterio de especificación y localización matemática, usando una optimización numérica para encontrar los operadores óptimos de los bordes inferiores y superiores de la imagen, por lo que, excluye los pixeles encontrados dentro y fuera de los bordes, permitiendo definir la forma geométrica del conjunto de objetos en la imagen.

Umbral Otsu

Por su parte, el algoritmo de detección automática de umbral Otsu [15] es un algoritmo que realiza una evaluación sobre la factibilidad de un umbral en base a las condiciones de intensidad luminosa que presenta una imagen; es decir, analiza de manera estadística cada imagen de entrada (en niveles de grises) y retorna de manera automática el valor de umbral óptimo para una imagen. En la formulación de este algoritmo, dada la representación de pixeles de una imagen, representada en L niveles de grises $[1, 2, \dots, L]$. El número de pixeles i es denotado por n_i y el número total de pixeles por $N = n_1 + n_2 + \dots + n_L$. El histograma de distribución de grises es normalizado y relacionado como una distribución probabilística, ver ecuación 7.

$$P_i = \frac{n_i}{N} \quad , \quad P_i \geq 0, \sum_{i=1}^L P_i = 1 \quad (7)$$

Para evaluar la “efectividad” de un umbral, se utilizan las siguientes medidas de separación de clases, representada en las ecuaciones 8, 9, 10 y 11.

$$\sigma_B^2 = w_0(\mu_0 - \mu_T)^2 + w_1(\mu_1 - \mu_T)^2 \quad (8)$$

$$\sigma_B^2 = w_0 w_1 (\mu_1 - \mu_0)^2 \quad (9)$$

$$\sigma_w^2 + \sigma_B^2 = \sigma_T^2 \quad (10)$$

$$\sigma_B^2(K^*) = \max \sigma_B^2(k) \quad (11)$$

Donde K es el nivel de umbral óptimo a/ maximizar ecuación 11; σ_B^2 la función del nivel de umbral; por último, μ y w las probabilidades de ocurrencia de las clases.

Se asume entonces, que el valor de K es el nivel de gris adecuado para la imagen que se procesa.

Algoritmo de detección de bordes CannySu

Entonces, el algoritmo CannySu consiste básicamente en analizar la imagen dada como entrada, con el algoritmo Otsu para calcular el valor de umbral que de acuerdo a su histograma, sea el adecuado para una mejor separabilidad de clases. Este valor de umbral, es proporcionado por las ecuaciones de la 7 a 11, modificando el operador de respuesta $f(x)$ de la ecuación 5 del detector Canny. De tal forma que la localización en los bordes de las imágenes, incluso en presencia de ruido, sea realizado de una manera adecuada.

3. Experimentación

La metodología seguida para la evaluación del algoritmo de SR y CannySu se realizó como lo muestra el diagrama de bloques de la figura 1:

- Se obtiene una imagen con la que se desea trabajar.
- Se evalúa si la imagen está en escala de grises; de ser válida entrará directamente al proceso de SR y detección de bordes, en caso contrario, se

transformará la imagen a escala de grises para luego ser procesada por el sistema.

- Sobre la imagen validada, se emplea el algoritmo de SR para mejorar sus características.
- Posteriormente, esta imagen es analizada con el algoritmo CannySu.
- Finalmente, se obtiene como salida una imagen con bordes mejor definidos.

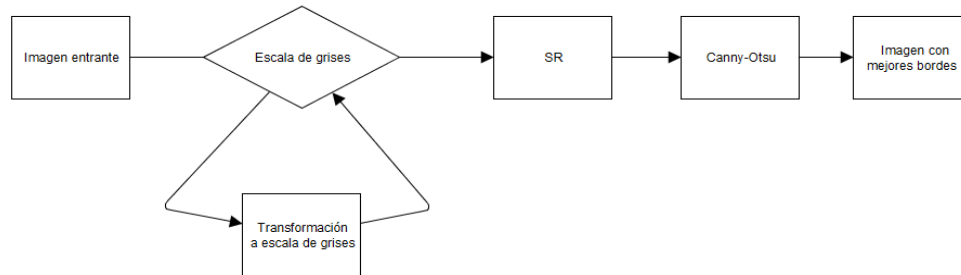


Figura 1 Diagrama de bloques de la experimentación.

El banco de datos analizado [16] se tomó del *National Center for Biotechnology Information*. Para el trabajo, se consideraron 121 imágenes de resonancia magnética, tomadas de manera consecutiva. Proviene del tórax de un paciente con molestias en el interior debido, posiblemente, a un cuerpo extraño. Las imágenes tienen un tamaño de 320x320 píxeles, en niveles de gris de 16 bits. Estas imágenes tienen la modalidad de imagen MRI; Magnetic Resonance Image, y para su uso fueron transformadas a JPG.

El objetivo de la primera prueba fue evaluar el preprocesamiento realizado con el algoritmo de SR. Un ejemplo de este experimento es el siguiente: se utilizó la imagen de la tomografía mostrada en la figura 2. La transformación a escala de grises no fue necesaria. Posteriormente, se llevó a cabo el proceso de SR para mejorar la calidad de las texturas utilizando las 4 imágenes que le siguen en la tomografía (figura 3). En la imagen resultante se aprecia una mejora evidente en contraste con las imágenes tomadas como base (figura 4).

El objetivo del segundo caso de experimentación es mostrar la variabilidad de intensidad que tienen las imágenes consideradas, a pesar de saber sido adquiridas de manera continua. En este caso sólo se realizó la detección del

umbral con el algoritmo de Otsu, para determinar el mejor valor de umbral para cada imagen de la figura 3. La tabla 1 expone dichos valores.

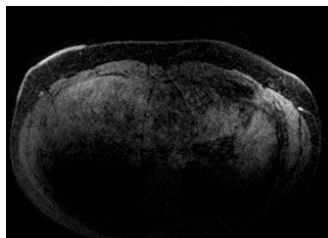


Figura 2 Parte lateral del tórax, imagen original en escala de grises.

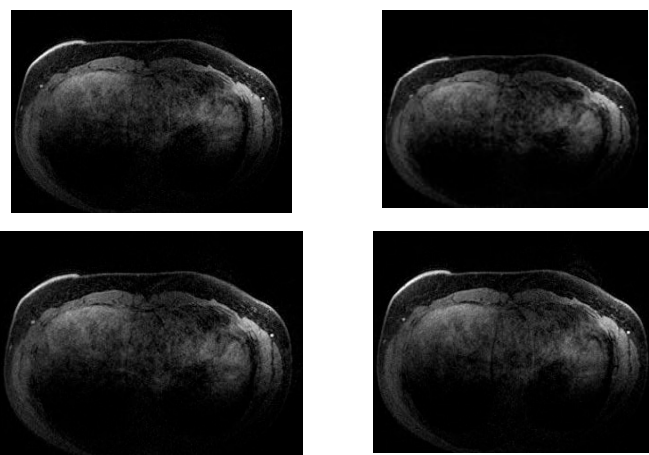


Figura 3 Secuencia de Imágenes utilizadas para el algoritmo de SR.

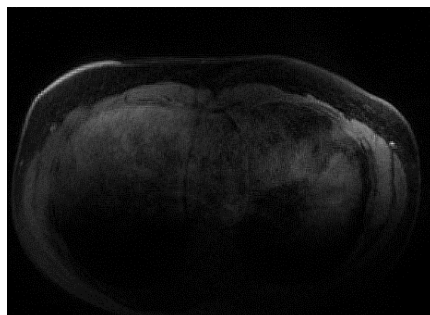


Figura 4 Imagen resultante de la aplicación de SR.

Tabla 1 Valor del nivel de umbral Otsu para las imágenes mostradas en la figura 3.

Imagen	Nivel de umbral Otsu
1	27
2	45
3	32
4	32

Finalmente, el objetivo de la tercera prueba se realizó con la aplicación del algoritmo Canny + Otsu + SR, al que denominamos *COSR*. La figura 5 muestra los resultados obtenidos de este trabajo y su comparación con el algoritmo Canny tradicional.

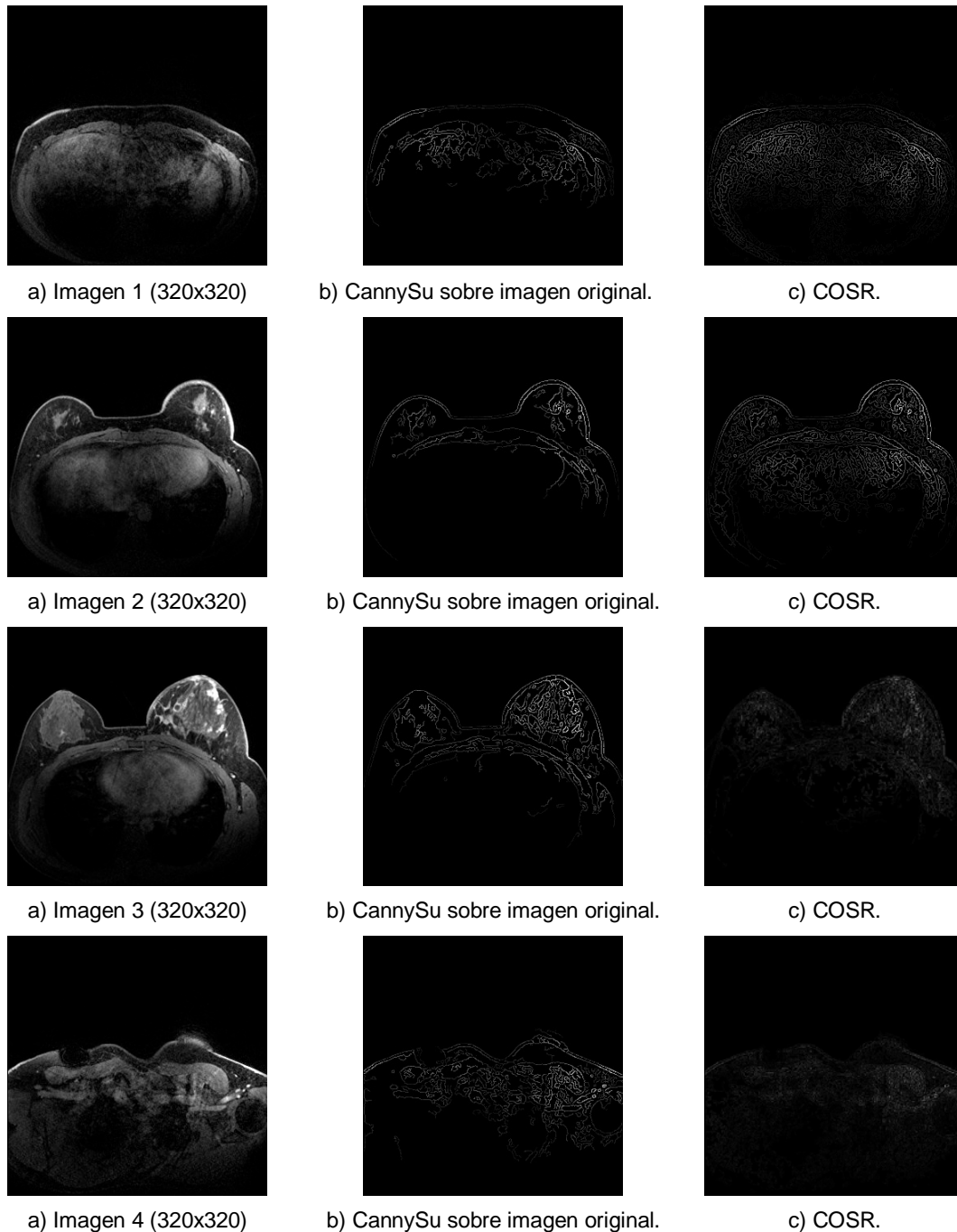


Figura 5 Resultados de la aplicación el algoritmo CannySu y COSR.

En las imágenes resultantes (sección c, de la figura 5) se puede apreciar un mayor detalle en los bordes detectados al combinar técnicas de SR y el algoritmo CannySu, en contraste con las imágenes que fueron procesadas con su resolución original y el algoritmo de detección de bordes propuesto. Hay que apreciar que el algoritmo de **COSR** al determinar el nivel de umbral, para cada imagen en función de su intensidad, detecta una mayor cantidad de detalle en la misma y por ello representa una interesante alternativa al algoritmo de Canny tradicional.

4. Discusión

La SR es una herramienta muy valiosa para aumentar los detalles de una imagen cuya resolución no sea muy buena debido a la calidad del dispositivo de origen con la que fue capturada. Eliminando los problemas de la baja resolución que comprometerían la extracción de información para aplicaciones de uso tal como lo es la detección de bordes. En este trabajo, se utilizó la técnica de SR Gauss-Newton en conjunto con un algoritmo de detección de bordes Canny al que se le proporcionó un valor de umbral, obtenido con Otsu, para la detección de los bordes. La mejora de imágenes con SR y detección del umbral óptimo permite tener una mejor definición de las regiones de interés en la imagen. Sin embargo, se detectaron ciertos inconvenientes al momento de hacer las pruebas con la técnica de SR de Gauss-Newton, ya que como solucionador lineal tiene limitaciones con la modificación de imágenes que no estén reconstruyendo una secuencia en 3D. Además, mostró ser poco efectivo para aumentar la resolución en imágenes con cierto nivel de borrosidad, entre otro tipo de ruidos. Una técnica más robusta de SR aumentaría de manera favorable los resultados de los bordes detectados con la aproximación propuesta del método COSR. Como trabajo futuro, se propone desarrollar un algoritmo de SR que soporte mayor variedad de imágenes y tolerancia a otros tipos de ruido. Con respecto al algoritmo de detección de bordes CannySu, es una buena alternativa para determinar los niveles necesarios de umbral de una imagen, cuyos bordes sean necesarios de extrapolar a la mejor visualización posible.

5. Conclusiones

Un método para mejorar la detección de bordes de imágenes médicas en escalas en grises ha sido propuesto para solucionar ciertos problemas de ruido. El método propuesto está caracterizado por utilizar un algoritmo de SR para mejorar la calidad de las imágenes y posteriormente emplear el algoritmo de detección de bordes CannySu que, establece el mejor nivel de umbral para la detección de bordes con la combinación de los algoritmos Canny y Otsu. Los resultados fueron satisfactorios al momento de ofrecer más bordes y con mejor definición en las imágenes; después de hacer las pruebas con SR y sin SR, se encontró que la aplicación de dicha técnica permite tener imágenes de mejor resolución, que facilitan la detección de bordes. Finalmente, COSR (Canny + Otsu + SR), probó ser una buena combinación para mejorar la detección de bordes en imágenes médicas. Este método es simple de implementar y eficiente.

6. Bibliografía y Referencias

- [1] E. Carmi, S. Liu, N. Alon, A. Fiat, D. Fiat, "Resolution enhancement in MRI". *Magn. Reson. Imaging*. Vol. 24. No. 2. 2006. Pp. 133–154.
- [2] A. Papoulis, "Generalized sampling expansion". *IEEE Trans. Circuits Syst.* Vol. 24. No. 11. 1977. Pp. 652–654.
- [3] M. Irani, S. Peleg, "Motion Analysis for Image Enhancement: Resolution, Occlusion, and Transparency". *J. Vis. Commun. Image Represent.* Vol. 4. 1993. Pp. 324–335.
- [4] S. Farsiu, D. Robinson, M. Elad, P. Milanfar, "Fast and Robust Multi-Frame Super-Resolution". *IEEE Trans. Image Process.* Vol. 13. No. 10. 2004. Pp. 1327–1344.
- [5] D. Mitzel, T. Pock, T. Schoenemann, D. Cremers, "Video super resolution using duality based tv-l 1 optical flow". *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*. Vol. 5748 LNCS. 2009. Pp. 432–441.

- [6] A. V. Bhavsar, A. N. Rajagopalan, "Range map superresolution-inpainting, and reconstruction from sparse data". *Comput. Vis. Image Underst.* Vol. 116. No. 4. 2012. Pp. 572–591.
- [7] K. Nguyen, C. Fookes, S. Sridharan, S. Denman, "Feature-domain super-resolution for iris recognition". *Comput. Vis. Image Underst.* Vol. 117. No. 10. 2013. Pp. 1526–1535.
- [8] M. V. W. Zibetti, F. S. V Bazán, J. Mayer, "Determining the regularization parameters for super-resolution problems". *Signal Processing.* Vol. 88. No. 12. 2008. Pp. 2890–2901.
- [9] R. Biswas, J. Sil, "An Improved Canny Edge Detection Algorithm Based on Type-2 Fuzzy Sets". *Procedia Technol.* Vol. 4. 2012. Pp. 820–824.
- [10] H. Di, D. Gao, "Gray-level transformation and Canny edge detection for 3D seismic discontinuity enhancement". *Comput. Geosci.* Vol. 72. 2014. Pp. 192–200.
- [11] E. Sen Li, S. L. Zhu, B. S. Zhu, Y. Zhao, C. G. Xia, L. H. Song, "An adaptive edge-detection method based on the Canny operator". *Proc. - 2009 Int. Conf. Environ. Sci. Inf. Appl. Technol. ESIAT 2009.* Vol. 1. No. 3. 2009. Pp. 465–469.
- [12] M. A. Ingle, G. R. Talmale, "Respiratory Mask Selection and Leakage Detection System Based on Canny Edge Detection Operator". *Procedia Comput. Sci.* Vol. 78. 2016. Pp. 323–329.
- [13] M. Hanief, M. F. Wani, "Modeling and prediction of surface roughness for running-in wear using Gauss-Newton algorithm and ANN". *Appl. Surf. Sci.* Vol. 357. 2015. Pp. 1573–1577.
- [14] J. Canny, "A computational approach to edge detection". *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* Vol. 8. No. 6. 1986. Pp. 679–698.
- [15] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms". *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.* Vol. 9. No. 1. 1979. Pp. 62–66.
- [16] National Center for Biotechnology Information. <https://imaging.nci.nih.gov/ncia/login.jsf>. Mayo 2016.

7. Autores

Jaime Sacramento Pérez Gutiérrez es estudiante del posgrado de maestría en Ciencias de la Computación del Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico. Áreas de interés: visión por computadora, sistemas embebidos, reconocimiento de patrones.

Dra. Andrea Magadán Salazar es Doctora en Tecnologías de la Información y Sistemas Informáticos, por la Universidad Rey Juan Carlos, España, 2016. Áreas de interés: súper- resolución, tratamiento digital de imágenes, inspección visual automatizada, reconocimiento de patrones.

Dr. Raúl Pinto Elías es Doctor en Ciencias, con estudios realizados en el Departamento de Ingeniería Eléctrica del Centro de Investigación y Estudios Avanzados del IPN (Cinvestav). Octubre de 2000. Áreas de interés: visión artificial, procesamiento de imágenes, visión robótica, reconocimiento de patrones.

Dr. Manuel Mejía Lavalle es Doctor en Ciencias Computacionales con especialidad en Inteligencia Artificial, por el ITESM campus Cuernavaca. Áreas de interés: Redes neuronales, reconocimiento de patrones, procesamiento de imágenes.