

Asociación Argentina
de Mecánica Computacional



Mecánica Computacional Vol XXXV, págs. 2539-2546 (artículo completo)
Martín I. Idiart, Ana E. Scarabino y Mario A. Storti (Eds.)
La Plata, 7-10 Noviembre 2017

ANÁLISIS DEL FUNCIONAMIENTO DE UN MÉTODO BASADO EN WAVELETS BORROSOS PARA LA DETECCIÓN DE BORDES EN IMÁGENES SINTÉTICAS DEL TIPO SAR

Karim A. Nemer Pelliza^a, Martín A. Pucheta^{a,c} y Ana G. Flesia^{b,c}

^aCentro de Investigación en Informática para la Ingeniería (CIII) UTN-FRC, Córdoba, Argentina, kanemer@gmail.com, <http://cii.frc.utn.edu.ar/KarimNemer/>

^bFAMAF-UNC, Argentina, gflisia@gmail.com, <http://www.famaf.unc.edu.ar/~flisia/>

^cConsejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET)

Palabras Clave: detección de bordes, imágenes SAR, Wavelets, Lógica Borrosa

Resumen. La detección automática de líneas costeras y riberas, a partir de imágenes de radar de apertura sintética (conocidas como SAR, por las siglas en inglés de Synthetic Aperture Radar) es una tarea difícil dentro del campo del procesamiento de imágenes, debido a la presencia de retrodispersiones similares al ruido moteado multiplicativo. Recientemente, se presentó un Marco Wavelet Borroso (Fuzzy Wavelet Framework, FWF) para la detección de líneas costeras en imágenes SAR basado en una combinación de Wavelets unidimensionales, como filtro para la eliminación de parte del ruido moteado, y Lógica Difusa, para la detección de las líneas costeras, ya que tiene su potencialidad en la toma de decisiones en ambientes ruidosos y mal definidas (K. Nemer Pelliza, tesis doctoral, Universidad Tecnológica Nacional, Facultad Regional Córdoba, Argentina, 2016). Para realizar la detección de líneas costeras, se construye un mapa borroso de la imagen Wavelet intermedia, extrayéndose sus bordes. Dicho algoritmo codifica las filas y columnas de píxeles de la imagen, por lo que posee buena exactitud y preferencia en identificar bordes verticales y horizontales; la ventaja de este algoritmo es su rapidez y eficiencia. En el presente trabajo se presenta un estudio para analizar la detección de bordes en situaciones desfavorables para el algoritmo con el objetivo de mejorarlo y resolver el problema con mayor exactitud. Para esto se generan imágenes dicotómicas, con figuras de bordes lisos con presencia de líneas no alineadas con filas o columnas (por ej. círculo, rombo, estrella, etc.), se les aplican las 120 combinaciones distribuciones de retrodispersiones, para obtener imágenes similares a las del tipo SAR. Se calcula el error de detección de borde y se muestran las características de las imágenes que generan un mayor nivel de error en el método. Finalmente, se indican las posibles vías de acción para mejorar el FWF.

1. INTRODUCCIÓN

Las imágenes satelitales de Radar de Apertura Sintética (SAR), tienen como característica la presencia de retrodispersiones moteadas que se comportan como un ruido multiplicativo (Frery et al., 1997). En este tipo de imágenes, uno de los problemas más difíciles es detectar bordes para diferentes propósitos.

En un trabajo previo de los autores (Nemer et al., 2016), se presentó un nuevo enfoque para detectar bordes en imágenes SAR denominado FWF (Fuzzy Wavelet Framework, Marco Wavelet Borroso), que utiliza la familia de Wavelets llamada “Discrete Meyer” unidimensional (Mallat, 2008) y proposiciones de Lógica Difusa (Senthilkumaran y Rajesh, 2009) del tipo *POr* (Probabilistic Or, *O* probabilístico), el cual dio excelentes resultados.

Trabajar con imágenes satelitales SAR reales, incorpora un cierto nivel de error a los resultados, debido a que los “bordes reales” (Ground Truth, GT) con los que se comparan los obtenidos, son creados a “mano alzada”, generando un error en el proceso. Es por esto que se trabaja con imágenes sintéticas que tienen bordes exactos, con los cuales se puede comparar fehacientemente aquellos obtenidos con el método propuesto. En el FWF se utilizan Wavelets unidimensionales y se leen las imágenes en sentido horizontal y vertical, que luego se combinan. Esto puede producir deficiencias en la calidad de detección de los bordes diagonales. El objetivo del presente trabajo es someter al método FWF a una evaluación más exhaustiva sobre figuras con bordes diagonales.

En este trabajo se examina el método FWF sobre 8 plantillas con bordes de características diferentes realizando el correspondiente análisis estadístico para determinar el nivel de relevancia de las características de los bordes en el resultado final.

En la Sección 2 se describen los conceptos que definen el problema relacionado a las retrodispersiones en imágenes SAR, el método propuesto y la definición del error de detección de bordes. En la Sección 3 se presenta el experimento computacional basado en un conjunto de datos compuesto por plantillas de imágenes. En la Sección 4 se muestran los resultados obtenidos con la combinación de los elementos descriptos. Finalmente, en la Sección 5 se presentan las conclusiones y trabajos a futuro.

2. CONCEPTOS PREVIOS

Las retrodispersiones en imágenes SAR se presentan en la Subsección 2.1 y se definen su modelado matemático utilizado en los experimentos. Luego, en la Subsección 2.2 se describe el método FWF y en la Subsección 2.3 se define el error de detección de bordes.

2.1. Retrodispersiones en imágenes SAR

Las imágenes SAR reales, como las satelitales utilizadas en Nemer et al. (2016), son obtenidas con sensores especializados puestos en satélites. Los satélites envían haces de microondas a zonas de la Tierra y capturan las reflexiones de estas ondas como Imágenes de Radar de Apertura Sintética (SAR). La ventaja principal de utilizar este tipo de imágenes es que se pueden captar a pesar del clima o la falta de iluminación. La intensidad de una imagen de SAR sigue una distribución exponencial negativa y puede ser modelada matemáticamente como el producto de la sección transversal del radar y un término de ruido, llamado moteado, que se distribuye de forma exponencial con una $\mu = 1$ (Tello Alonso et al., 2011).

El formato de datos (complejo) de intensidad o amplitud y la polarización (real) son informaciones importantes a tener en cuenta en la simulación, por lo que, en este trabajo, se diseña una simulación de los datos bajo el modelo multiplicativo de SAR de datos monopolarizados

en intensidad, siguiendo a [Frery et al. \(1997\)](#) y a [Flesia et al. \(2015\)](#), y un marco de detección de bordes propuesto por [Lim \(2006\)](#).

La imagen SAR presenta una textura con granularidad similar al ruido moteado, dicha textura posee una distribución de varianza grande; la heterogeneidad y la granularidad de las regiones no son debidas al ruido sino que están realmente relacionadas con el proceso de dispersión y caracteriza a las regiones. A continuación, se presentan los modelos de los tres tipos de regiones que se utilizan en imágenes SAR:

1. Retrodispersión Homogénea:

$$Z_I(n, \beta) \sim \Gamma(n, n/\beta^2), \quad (1)$$

donde $n = 1, 3, 5, 8$ correspondiente a los looks o vistas y $\beta = 4, 8, 12$ caracteriza al terreno modelado. Con un número de looks fijos, se tienen tres terrenos que tienen este tipo de retrodispersión.

2. Retrodispersión Heterogénea:

$$f_{Z_I}(z) = \frac{2 \left(\sqrt{\lambda n}\right)^{n+\alpha}}{\Gamma(\alpha) \Gamma(n)} z^{\frac{n+\alpha}{2}} K_{n-\alpha} \left(2\sqrt{\lambda n z}\right), \quad (2)$$

donde $n = 1, 3, 5, 8$ correspondiente a los looks o vistas, $\alpha = 4, 6, 8$ y $\lambda = 3, 5, 7$ caracterizan al terreno modelado. Con un número de looks fijos, se tienen nueve terrenos que tienen este tipo de retrodispersión.

3. Retrodispersión Extremadamente Heterogénea:

$$f_{Z_I}(z) = \frac{2n^n \Gamma(n - \alpha) z^{n-1}}{\Gamma(n) \gamma^\alpha \Gamma(-\alpha) (\gamma + n z^2)^{n-\alpha}}, \quad (3)$$

donde $n = 1, 3, 5, 8$ correspondiente a los looks o vistas y $\alpha = -15, -8$ y $\lambda = 1, 8$, caracterizan al terreno modelado. Con un número de looks fijos, se tienen cuatro terrenos que tienen este tipo de retrodispersión.

En el marco del presente trabajo se generan imágenes aleatorias con dos retrodispersiones diferentes presentes en cada imagen, obteniendo un total de 120 combinaciones posibles, dejando los looks fijos $n = 1$. Estas combinaciones resultan de tomar dos entre: 3 retrodispersiones homogéneas ($\beta = 4, 8, 12$), 9 heterogéneas (combinando $\alpha = 4, 6, 8$ y $\lambda = 3, 5, 7$), y 4 extremadamente heterogéneas (combinando $\alpha = -15, -8$ y $\lambda = 1, 8$). Por cada una de las 8 plantillas, estas combinaciones se repitieron 100 veces haciendo un total de 96,000 imágenes procesadas.

2.2. Fuzzy Wavelet Framework (FWF)

El Fuzzy Wavelet Framework (ver Figura 1), es un algoritmo que combina la potencialidad de las Transformadas Wavelets para eliminar ruido y la capacidad de la Lógica Difusa para tomar decisiones en entornos ruidosos, incompletos e incluso erróneos. Las etapas se describen a continuación:

1. Proyectar y reconstruir la imagen utilizando una Transformada Wavelet Unidimensional (1d-DWT) de la familia de las Discrete Meyer, recorriendo la imagen en filas y columnas, de forma independiente.

2. Reconstruir dos imágenes intermedias, utilizando sólo la información de la banda J de la 1d-DWT. Estos dos primeros pasos permiten eliminar gran parte del ruido presente en las imágenes SAR.
3. Combinar las dos imágenes intermedias utilizando Lógica Borrosa. Para realizar la combinación se utiliza el píxel correspondiente de cada imagen intermedia y una vecindad denominada FAR (Fuzzy Area Radius, Radio de área borrosa). El valor de la FAR va de 1 a 3, tomado la vecindad según se detalla a continuación:
 - 1- Únicamente toma el píxel analizado
 - 2- Toma el píxel analizado y los vecinos de un píxel de distancia, haciendo un total de 9 píxeles.
 - 3- Toma el píxel analizado y la vecindad de hasta 2 píxeles de distancia, haciendo un total de 25 píxeles.
4. El resultado es una transformación suave con secciones relacionadas con los conjuntos considerados en la Lógica Borrosa. Se debe indicar por parámetro la cantidad de conjuntos existentes en la imagen procesada. A este paso se lo conoce como *defuzzification*.
5. Extraer la frontera de tales secciones aplicando el algoritmo de serpiente, generando el mapa de borde final.

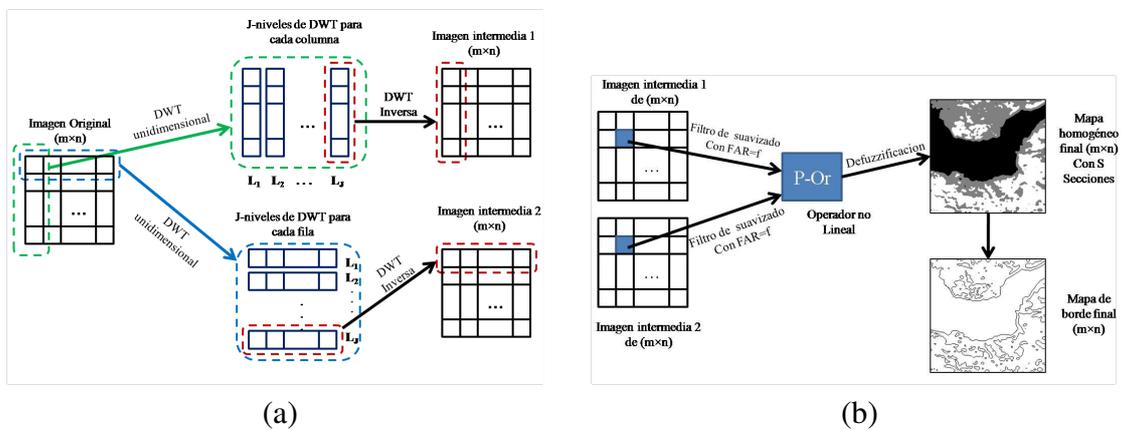


Figura 1: (a) *Dividir*: Se aplica una Transformada Wavelet Unidimensional a la imagen original por filas y columnas de forma independiente, obteniéndose dos imágenes intermedias. (b) *Combinar*: Con las dos imágenes intermedias, se aplica un filtro de suavizado con el coeficiente FAR. Después de eso, se aplica un operador no lineal y luego un proceso defuzzification para calcular el coeficiente de sección para cada píxel; de este modo se obtiene el mapa homogéneo final. Finalmente, se aplica un identificador para obtener el mapa de borde final.

2.3. Orden de Mérito de Pratt (PFoM)

Existen tres tipos de errores en la detección de bordes de una imagen, a saber:

1. Ausencia de puntos de borde válidos.
2. Fallo para localizar puntos de borde.
3. Clasificación de la fluctuación de ruido como puntos de borde.

Pratt (2007) ha introducido un factor de calidad que equilibra los errores antes mencionados, denominado Figura de Mérito (en adelante denominado PFoM, por las siglas en inglés de Pratt's Figure of Merit) definido por

$$PFoM = \frac{1}{I_N} \sum_{i=1}^{I_A} \left(\frac{1}{1 + a d_i^2} \right), \quad (4)$$

donde $I_N = \max(I_I, I_A)$ es el número máximo de puntos de borde, I_I e I_A representan, respectivamente, el número de puntos del mapa borde ideales y reales, a es una constante de escala y d es la distancia mínima de separación de un punto de borde real normal a una línea de puntos de borde ideal. El coeficiente $a = 1/9$, como en Pratt (2007). $PFoM \in [0; 1]$, siendo 1 la respuesta óptima y cuanto más se aleja de ésta, acercándose a 0, peor es la detección de bordes realizada.

3. EXPERIMENTO: PLANTILLAS BASE

Para poder realizar un análisis comparativo de resultados, se crearon 8 plantillas con estructuras diferentes, tanto en la inclinación de los bordes, como en el nivel de puntiaguez de los mismos. En la Figura 2 se muestran las plantillas utilizadas en la fila (a) con sus GT en la fila (b).

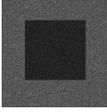
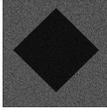
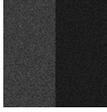
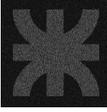
Ref.	1	2	3	4	5	6	7	8
(a)								
(b)								
(c)								
(d)								
(e)	0.9600	0.8823	0.8528	0.7775	0.8788	0.7658	0.5123	0.5664

Figura 2: Ref. Es el número con el que se referencian las diferentes plantillas en el documento. (a) Plantillas de base para crear las imágenes de prueba, (b) GT (Ground Truth), (c) Ejemplos de imágenes ruidosas ecualizadas, (d) resultado de aplicar el FWF a las imágenes ruidosas y (e) PFoMs obtenidos.

Tomando como base las plantillas, se generan las retrodispersiones correspondientes, reemplazando lo negro y lo blanco con diferentes retrodispersiones, obteniendo así imágenes ruidosas similares a las SAR reales. Estas imágenes son ecualizadas con funciones de tipo Bézier cúbicas; ver Figura 2 (c).

4. RESULTADOS OBTENIDOS

Las figuras del conjunto de datos mostradas en la Figura 2 (c) son procesadas con la FWF obteniendo una imagen con los bordes detectados, como muestra la Figura 2 (d). En la Figura 2 (e) se muestran los PFoM correspondientes.

En la Tabla 1 se muestra la estadística descriptiva de los PFoMs obtenidos para cada plantilla. Se puede observar que el mejor de los escenarios se presenta al utilizar la plantilla 1 a la 5, ya que se obtienen los mayores PFoM promedio con la menor variabilidad.

Plantilla	1	2	3	4	5	6	7	8
Mínimo	0,9552	0,9284	0,9858	0,9352	0,9841	0,8498	0,4756	0,5221
Promedio	0,9638	0,9473	0,9881	0,9463	0,9870	0,8780	0,5007	0,5464
Máximo	0,9739	0,9659	0,9905	0,9568	0,9899	0,9022	0,5278	0,5684
DS	0,0061	0,0124	0,0015	0,0070	0,0019	0,0166	0,0169	0,0145

Tabla 1: Resumen de los PFoMs obtenidos al ejecutar el proceso 100 veces por cada una de las 120 combinaciones de retrodispersiones posibles para cada una de las 8 plantillas

En la Figura 3 es posible observar que las plantillas con las que se obtienen los mejores resultados, como así también los más consistentes son la 3 (borde vertical) y la 5 (borde horizontal), lo cual es razonable, al abordarse la imagen de esas dos formas con las Wavelets.

El logo de la UTN, plantilla 6, presenta muy buenos resultados, esto es posible porque los ángulos no son muy agudos, y el error se manifiesta redondeándolos, tal como se observa en la Figura 2 (d)-6.

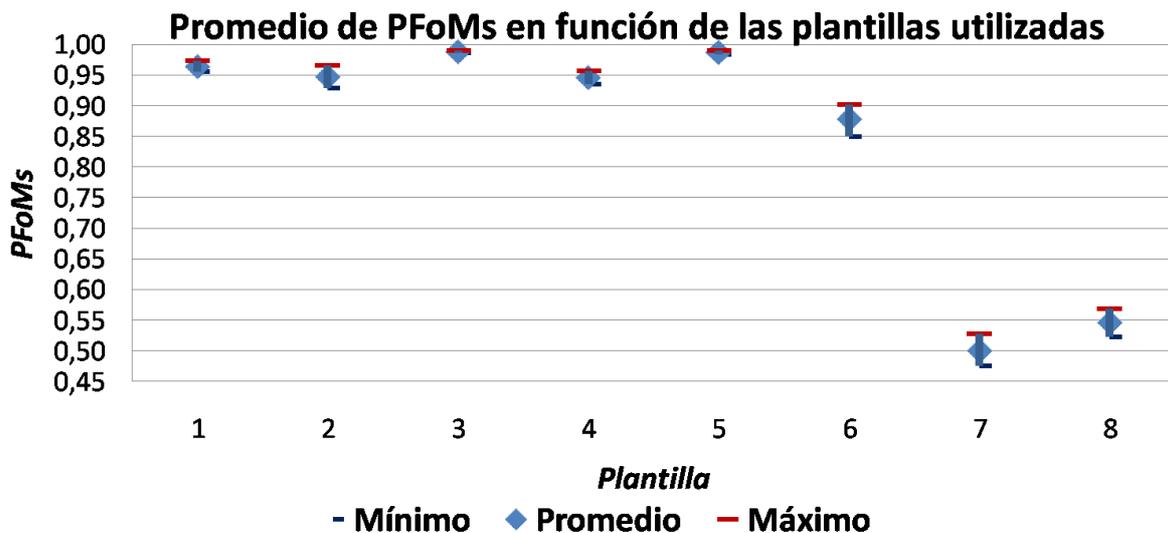


Figura 3: Muestra el promedio el máximo y el mínimo de las 100 imágenes por cada una de las 120 combinaciones de retrodispersiones trabajadas. Las imágenes generadas con las plantillas 7 y 8 son las que tienen peor rendimiento.

Es posible observar que los resultados de ejecutar el FWF en las imágenes basadas en las plantillas 7 y 8, estrellas, se obtienen el menor promedio con la mayor variabilidad, o sea, un menor rendimiento, a pesar de que los bordes están cercanos, en términos de ángulos, a los verticales y horizontales. Se ve que los bordes pierden continuidad, o sea que píxeles de bordes no son detectados como tales. Es posible que esto no esté relacionado directamente con el ángulo del borde, sino con la proporción que ocupa el objeto con respecto al fondo, por fila o columna.

5. CONCLUSIONES

El método FWF de detección de bordes en imágenes satelitales de tipo SAR es eficiente. Dentro de los elementos que influyen en el resultado obtenido se encuentra la forma del objeto cuyos bordes se pretenden detectar. Se planteó como hipótesis de este trabajo, que debido a la forma en que se toman los valores de los píxeles en el método, esto es por filas y columnas, los bordes diagonales presentarían mayores problemas que los bordes rectos. En el presente estudio se refuta esta hipótesis, ya que no hay diferencia significativa en los resultados obtenidos con figuras cuadradas o rombos. Lo que sí se pudo determinar, es que en las figuras tipo estrellas (de brazos finos con 4 y 5 puntas), el FWF tiene menor rendimiento, pero no se puede asociar directamente al ángulo de los bordes a detectar.

Pasos a seguir

Se continuará el estudio del rendimiento del FWF, en dos vías, a saber:

1. Con diferentes tamaños de las figuras presentes en las imágenes, esto es, la misma figura base, ocupando porcentajes predeterminados de la imagen, a modo de determinar las dimensiones mínimas y máximas en la que el método es eficiente.
2. Con diferentes ángulos, se generarán imágenes sintéticas en las que la mitad de los píxeles pertenezcan a cada retrodispersión, de modo que se elimina el ancho de la figura como factor en las respuestas y sólo se tenga el ángulo como factor del experimento.

Agradecimientos

Se agradece al apoyo financiero de la Universidad Tecnológica Nacional a través de la beca doctoral de la primera autora durante el período (2010-2016) y de los proyectos PID-UTN 3935 y PID-UTN 3559.

REFERENCIAS

- Flesia A.G., Lucini M.M., y Perez D.J. *Learning and Inferring*, volumen 26 de *Tributes: Festschrift in honor of Alejandro Frery on the Occasion of his 55th Birthday*, capítulo Considering correlation properties on statistical simulation of clutter, páginas 72–89. College Publications, 2015.
- Frery A.C., Muller H.J., Yanasse C.C.F., y Sant'Anna S.J.S. A model for extremely heterogeneous clutter. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(3):648–659, 1997.
- Lim D.H. Robust edge detection in noisy images. *Computational Statistics and Data Analysis*, 50(3):803–812, 2006.
- Mallat S. *A wavelet tour of signal processing: The Sparse Way*. Academic Press, Boston, 3 edición, 2008.
- Nemer K.A., Pucheta M.A., y Flesia A.G. Unsupervised fuzzy-wavelet framework for coastal polynya detection in synthetic aperture radar images. *Cogent Engineering*, 3(1), 2016. doi: 10.1080/23311916.2016.1216725.
- Pratt W. *Digital Image Processing: PIKS Scientific Inside*. Wiley-Interscience, John Wiley & Sons, New York, 4 edición, 2007.
- Senthilkumaran N. y Rajesh R. Edge detection techniques for image segmentation - a survey of soft computing approaches. *International Journal of Recent Trends in Engineering*, 1(2):250–254, 2009.

Tello Alonso M., López-Martínez C., Mallorquí J.J., y Salembier P. Edge enhancement algorithm based on the wavelet transform for automatic edge detection in SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(1):222–235, 2011.