

DETECCIÓN DE BORDES ENTRE REGIONES HOMOGÉNEAS EN IMÁGENES SATELITALES SAR

BORDER DETECTION BETWEEN HOMOGENEOUS REGIONS IN SAR SATELLITE IMAGES

Miguel A. Ré^{a,b}, Sergio Masuelli^{b,c} y Guillermo G. Aguirre Varela^{b,d}

^aCIII, FRC - UTN, Maestro López y Cruz Roja Argentina, Ciudad Universitaria, 16000 Córdoba, Argentina, mgl.re33@gmail.com

^bFaMAF - UNC, Haya de la Torre y Medina Allende, Ciudad Universitaria, 16000 Córdoba, Argentina, re@famaf.unc.edu.ar, guiava@gmail.com

^cCONAE, Falda del Cañete, 5000 Córdoba, Argentina, sergio.masuelli@conae.gov.ar

^dCONICET, guiava@gmail.com

Palabras clave: Speckle, Imágenes SAR, Divergencia Jensen Shannon.

Resumen. En imágenes obtenidas con iluminación coherente aparece un ruido multiplicativo de moteado (speckle). En particular en imágenes satelitales de radar de apertura sintética (SAR) la presencia del moteado dificulta el reconocimiento y delimitación de regiones homogéneas y la determinación del coeficiente de retrodispersión (backscatter). Presentamos aquí un método para la detección de bordes entre regiones homogéneas de imágenes satelitales basado en el cálculo de la divergencia de Jensen Shannon. Las imágenes se analizan recorriendo líneas horizontales y/o verticales con una ventana de ancho fijo, dividida en dos segmentos de igual longitud. Para la aproximación de las densidades de probabilidad a comparar recurrimos al método de aproximación del kernel de densidad, un método no paramétrico que hace la detección del borde independiente del modelo que se proponga para la distribución de probabilidad del moteado. Se ha adoptado un criterio simple para la elección de un umbral de significación para la aceptación de un borde. Se presentan los resultados obtenidos con imágenes satelitales.

Keywords: Speckle, SAR images, Jensen Shannon Divergence.

Abstract. Images obtained with coherent illumination show a multiplicative noise known as speckle. Particularly in synthetic aperture radar (SAR) satellite images the presence of this spotted noise makes it difficult the reconnaissance and delimitation of homogeneous regions and the assessment of the backscatter coefficient. We propose here a method for border detection between homogeneous regions. This method is based on Jensen Shannon divergence (JSD). Images are analyzed line by line displacing a fixed sized window vertically and/or horizontally. The window is divided in two segments of equal length and the probability density functions (PDF) associated to each segment are compared. The PDFs are approximated by the kernel density method, a non parametric approximation. In this way it is not required a particular model for speckle. A simple criteria has been adopted for the significance value. Results obtained with satellite images are included.

1. INTRODUCCIÓN

El procesamiento de imágenes obtenidas a partir del radar de apertura sintética (SAR) presenta dificultades por la presencia de un ruido multiplicativo que da una apariencia de moteado (speckle). En particular la detección y caracterización de regiones homogéneas es un problema de interés dadas las aplicaciones posibles en diversas áreas de interés [Stringer y Groves (1991), Hollands et al. (2013)].

Se han propuesto diversas alternativas para superar la dificultad que presenta el speckle, recurriendo a filtrado [Kuan et al. (1987), Bustos et al. (2002)] o métodos estadísticos basados en modelos probabilísticos [Jakeman y Pusey (1976), Lopés et al. (1990)]. En regiones homogéneas el ruido de speckle para polarización simple es usualmente modelado mediante una distribución Gamma con su orden determinado por el número de vistas (looks). Para el caso aquí analizado de una vista la distribución correspondiente es una Gamma de orden 1 o exponencial [Tison et al. (2004)]. En este caso la amplitud tiene una distribución de Rayleigh, como puede deducirse del teorema de transformación de variables aleatorias [Gillespie (1983)].

Presentamos en esta comunicación una propuesta alternativa para la detección de bordes en imágenes satelitales, basada en el cálculo de la divergencia de Jensen-Shannon (DJS) [Deza y Deza (2006)], una medida de distancia o diferencia entre distribuciones de probabilidad.

Supongamos dos distribuciones de probabilidad con funciones de densidad de probabilidad f_1 y f_2 respectivamente. La DJS generalizada entre estas distribuciones se define por

$$D[f_1, f_2] = H[\pi_1 f_1 + \pi_2 f_2] - \pi_1 H[f_1] - \pi_2 H[f_2] \quad (1)$$

donde

$$H[f] = - \int dy f(y) \ln[f(y)] \quad (2)$$

es la entropía de Gibbs Shannon para distribuciones continuas y los factores π_i son pesos arbitrarios restringidos por la condición $\pi_1 + \pi_2 = 1$.

La DJS es una versión generalizada de la divergencia de Kulback Leibler [Cover y Thomas (2006)] por lo que mantiene la propiedad de no negatividad

$$D[f_1, f_2] \geq 0 \quad (3)$$

La igualdad se cumple si y sólo si $f_1 = f_2$. De esta forma un valor positivo da una medida de la distancia entre las distribuciones: a mayor valor mayor diferencia.

En una presentación anterior [Ré y Aguirre Varela (2016)] hemos propuesto un método de segmentación de secuencias de rango continuo basado en el cálculo de la DJS. Adaptamos aquí el método desarrollado para la detección de bordes en imágenes satelitales SAR.

Si bien el método no depende de un modelo particular para las distribuciones de probabilidad a comparar hemos encontrado que la detección de un punto de segmentación en una secuencia de valores continuos por este método es más eficiente cuando comparamos distribuciones de Rayleigh que cuando comparamos distribuciones exponenciales [Aguirre Varela et al. (2019)]. Por esta razón consideramos imágenes satelitales de amplitud de retrodispersión.

En la sección 2 se describe en detalle el método empleado para la detección de bordes. Se describe el método de segmentación de secuencias y su aplicación al análisis de imágenes. También se considera un método de filtrado posterior a la segmentación para la eliminación de puntos de segmentación espúreos.

En la sección 3 se ilustra el funcionamiento del método presentando imágenes SAR de la región antártica obtenidas de datos ASF DAAC, de Octubre 1 de 2014 del satélite ESA Sentinel-1.

Finalmente en la sección 4 discutimos los resultados obtenidos y presentamos nuestras conclusiones.

2. MÉTODO

Presentamos en esta sección el método de segmentación propuesto para la detección de bordes en la imagen satelital. Este método es una modificación del propuesto en [Ré y Aguirre Varela (2016)] y que resumimos a continuación.

2.1. Punto de segmentación

Sea una secuencia de n números reales (o enteros en un rango amplio, como en la digitalización de un registro continuo) conformada por dos subsecuencias estacionarias de largo n_1 y n_2 respectivamente ($n_1 + n_2 = n$) como se ilustra esquemáticamente en la figura 1. Se pretende determinar el punto de segmentación en la secuencia, es decir el valor de n_1 , la posición del valor a partir del cual cambia el carácter estacionario de la secuencia.

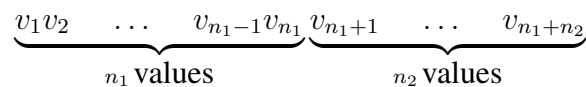


Figura 1: **Punto de segmentación.** Sea una secuencia S de n números reales compuesta por dos subsecuencias estacionarias, S_1 y S_2 con n_1 y n_2 elementos respectivamente. El punto de segmentación se identifica con la posición del elemento en posición n_1 , *i. e.* el elemento luego del cual cambia la estadística.

Para detectar el punto de segmentación proponemos aquí definir una ventana de ancho fijo que se desplaza a lo largo de la secuencia. La ventana se divide en dos segmentos con igual número de elementos como se ilustra en la figura 2. La posición en la secuencia del último elemento del primer segmento se define como la posición de la ventana..

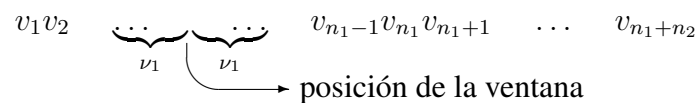


Figura 2: **Método de la ventana deslizante.** Se define una ventana deslizante para la segmentación de la secuencia. La ventana se divide en dos segmentos de igual longitud. La posición en la secuencia del último elemento en el primer segmento se define como la posición de la ventana.

Se asocia una densidad de probabilidad a cada segmento de la ventana por el método de aproximación del kernel de densidad [Silverman (1986)] como en [Ré y Aguirre Varela (2016)]. Siendo $f_i(y)$ la densidad de probabilidad asociada a los valores en el segmento i la aproximamos por

$$\hat{f}_i(y) = \frac{1}{\nu_i h_i} \sum_{j=1}^{\nu_i} K\left(\frac{y - v_j}{h_i}\right) \tag{4}$$

donde la suma se extiende sobre los valores incluidos en el segmento donde se aproxima la densidad de probabilidad. La función del kernel en la aproximación, K , sólo debe cumplir la condición de normalización

$$\int_{-\infty}^{\infty} dy K(y) = 1 \quad (5)$$

En nuestro trabajo hemos elegido un kernel gaussiano. El parámetro h_i es un parámetro de suavizado que resulta de una solución de compromiso para eliminar fluctuaciones espúreas sin ocultar el comportamiento de la distribución [Sheather (2004), Steuer et al. (2002)]. El método del kernel de densidad es un método no paramétrico y por lo tanto no asume un modelo particular para las densidades de probabilidad de cada segmento. Para cada posición de la ventana se calcula la DJS entre las densidades así aproximadas y se identifica el punto de segmentación con la posición de la ventana que hace máximo el valor de la DJS.

2.2. Detección de bordes

Aplicamos el método descrito para la detección de bordes en una imagen satelital. A tal fin se recorre la imagen línea a línea a lo largo de las filas y/o columnas. Registramos la posición en que encontramos un máximo de la DJS en cada línea. En el caso de bordes simples o aproximadamente unidireccionales resulta suficiente un barrido en una sola dirección como se muestra en la próxima sección. Para bordes más complejos será necesario la combinación de barridos en direcciones horizontal y vertical.

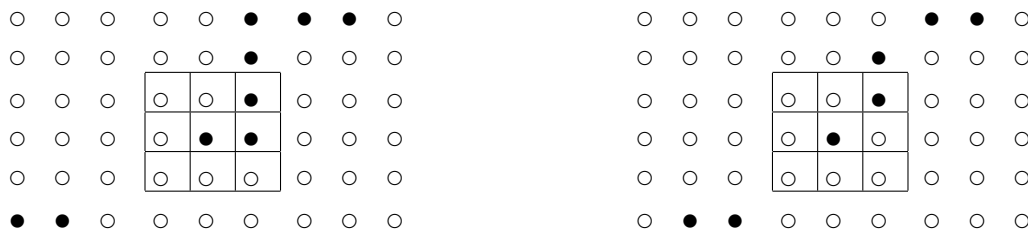


Figura 3: **Esquema de filtrado.** En la figura se ilustran los puntos detectados como máximo local de la DJS con círculos llenos y el resto de las posiciones con círculos vacíos. Se superpone una máscara sobre cada punto a evaluar (punto detectado) y se mantiene si dentro de la matriz hay tres o más puntos detectados. El punto central en el gráfico de la izquierda así se mantiene en tanto que el punto central en el gráfico de la derecha se descarta.

Finalizado el cálculo de la DJS es necesario realizar un proceso de filtrado para descartar valores provenientes de las fluctuaciones inherentes al cálculo. El criterio adoptado para esta etapa es descartar puntos aislados en la imagen. Procedemos como sigue: recorreremos la matriz superponiendo una máscara de nueve elementos como se ilustra en la figura 3. Tomando como referencia el elemento en el centro mantenemos el punto si dentro de la máscara encontramos tres o más puntos correspondientes a máximos de la DJS. En el gráfico de la izquierda ilustramos con un ejemplo el criterio para retener el punto en tanto que en la derecha mostramos un caso en que se descarta el punto.

Concluido el proceso de filtrado quedará una línea discontinua rodeando la región homogénea de interés. Completamos la definición del borde conectando mediante un segmento cada punto con el vecino más próximo.

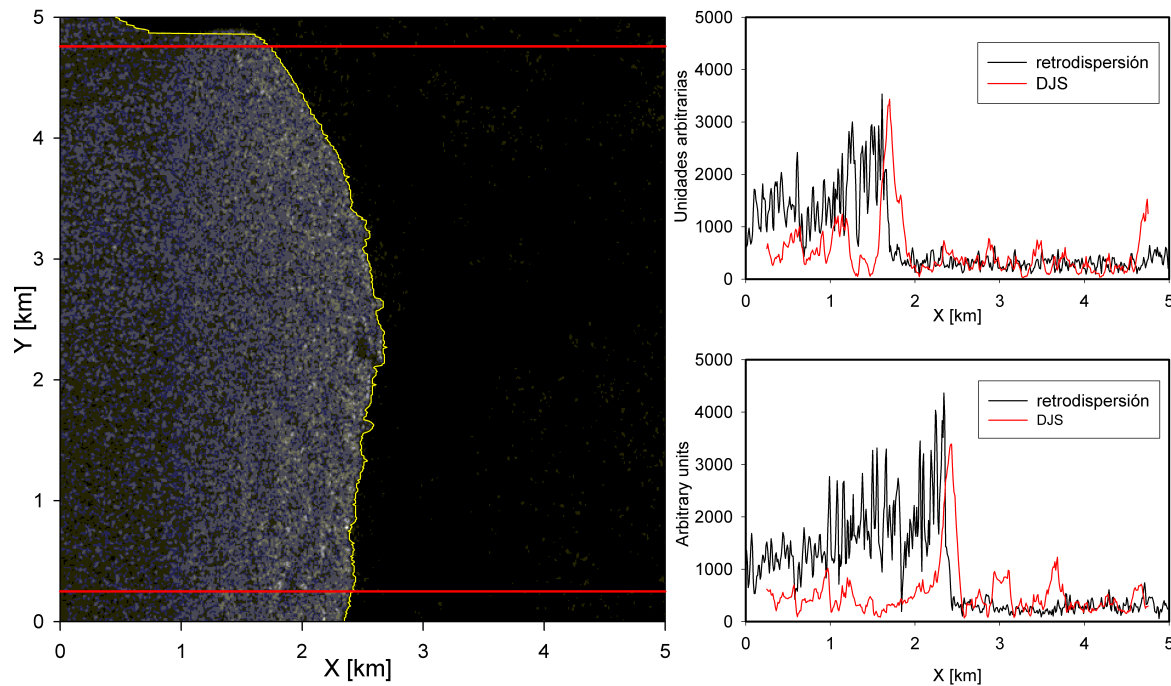


Figura 4: **Borde agua-hielo** El borde detectado en una parte de la imagen de un sector antártico. En la izquierda se presenta la imagen y el borde detectado por el método de la ventana deslizante. En la derecha mostramos los valores de la DJS en cada posición de la ventana sobre las líneas resaltadas en la imagen y los valores de retrodispersión correspondientes.

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Ilustramos el método de detección propuesto considerando imágenes SAR de una región antártica. Presentamos en primer término una imagen donde se aprecia un borde hielo agua aproximadamente vertical. Corresponde a un sector de 5 km por 5 km (500 pixels por 500 pixels). En la figura 4 mostramos los resultados obtenidos: en la izquierda la imagen SAR y el borde detectado en línea amarilla. En este caso la ventana deslizante se movió a lo largo de la imagen fila a fila y la posición del borde en cada fila se identificó con la posición del máximo de la DJS en cada fila. En la derecha de la figura se ilustran en rojo los valores registrados para dos líneas particulares (marcadas en rojo en el gráfico de la izquierda). En este caso la posición del borde queda claramente establecida.

En la figura 5 se ilustra el resultado obtenido al analizar otro sector de 5 km por 5 km. Tenemos en este caso una región con un borde que presenta un tramo horizontal y un tramo vertical. Resulta así necesario hacer un barrido horizontal y un barrido vertical y combinar ambos resultados a fin de detectar completamente el borde. Sin embargo, siguiendo este procedimiento, se generan detecciones dobles y detecciones falsas debido a fluctuaciones en el cálculo de la DJS. En la figura 5-A se muestra la imagen analizada y los puntos detectados en cada barrido. En la figura 5-B se repiten los puntos detectados en ambos barridos y el resultado del proceso de filtrado descrito en la sección anterior. En la figura 5-C incluimos los puntos rescatados del filtrado y la línea obtenida por interpolación conectando cada punto con el vecino más próximo. Finalmente en la figura 5-D superponemos el borde detectado a la imagen SAR.

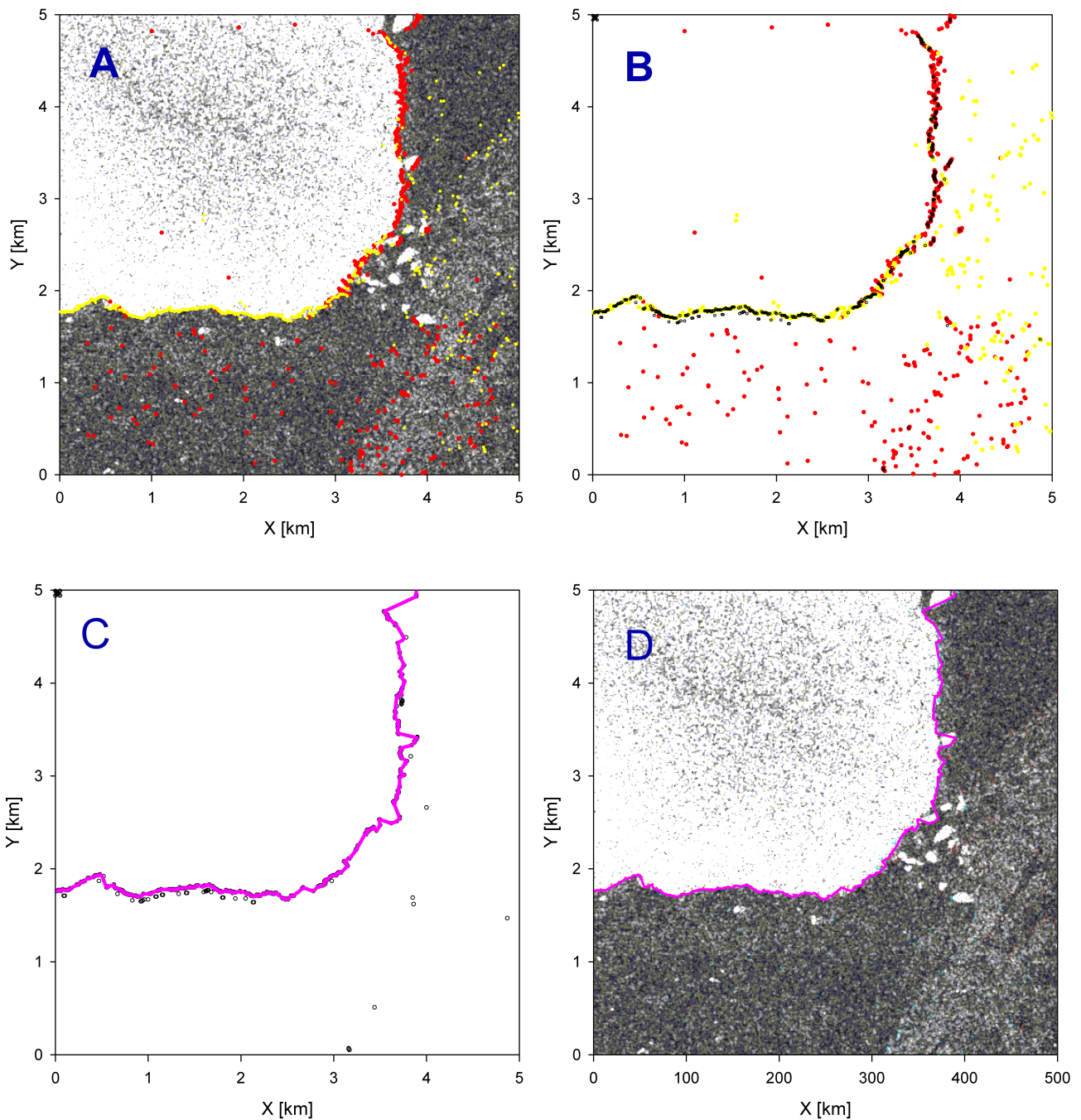


Figura 5: **Borde agua-hielo** En el gráfico A inculimos la imagen SAR y los puntos detectados en el barrido: los puntos rojos corresponden al barrido horizontal y los puntos amarillos corresponden al barrido vertical. En el gráfico B agregamos en negro los puntos rescatados luego del filtrado. En el gráfico C superponemos la línea de interpolación a los puntos obtenidos luego del filtrado. En el gráfico D superponemos la línea de borde reconstruida a la imagen SAR original.

4. CONCLUSIONES

En este trabajo hemos propuesto y evaluado a través de un ejemplo de aplicación un método para la detección de bordes entre regiones homogéneas en imágenes SAR. Se ha analizado la imagen de un sector antártico dividido en secciones de 5km por 5km (con resolución dada por

pixels de 10 m de lado). Hemos evaluado el desempeño en secciones de distintas características. La delimitación de las regiones homogéneas resulta satisfactoria. Queda pendiente la mejora de los métodos de filtrado e interpolación para una delimitación más exacta y análisis de imágenes fragmentadas.

AGRADECIMIENTOS

Agradecemos a la Dra. Karim Nemer el facilitarnos las imágenes satelitales usadas en este trabajo.

Agradecemos a SCyT-UTN y SeCyT - UNC el financiamiento parcial de este proyecto.

REFERENCIAS

- Aguirre Varela G.G., Ré M., y Masuelli S. Segmentación de secuencias con distribución gamma. *Anales AFA*, 30:36–41, doi 10.31527, 2019.
- Bustos O., Palacio M., y Frery A. Filtros interactivos reductores de ruido speckle en imágenes. *Rev. de Teledetección*, 17:61–70, 2002.
- Cover T. y Thomas J. *Elements of Information Theory*. Wiley, New York, 2006.
- Deza E. y Deza M.M. *Dictionary of Distances (First Edition)*. Elsevier B. V., 2006.
- Gillespie D.T. A theorem for physicists in the theory of random variables. *American Journal of Physics*, 51:520–533, doi: 10.1119/1.13221, 1983.
- Hollands T., Haid V., Dierking W., Timmerman R., y Ebner L. Sea ice motion and open water area at the ronne polynya antarctic: Synthetic aperture radar observations vs. model results. *J. Geophys. Res.: Oceans*, 118:1940–1953, 2013.
- Jakeman E. y Pusey N. A model for noon rayleigh sea echo. *IEEE Trans. Antenas Propagation*, AP, 24:806–814, 1976.
- Kuan D., Sawchuk A., Stand T., y Chavel P. Adaptive restauration of images with speckle. *IEEE Trans. Acoust. Speech. Signal Processing*, ASSP, 35:373–383, 1987.
- Lopés A., Laur H., y Mezry E. Statistical distribution and texture in multilook and complex sar images. *Proc. IGARSS*, páginas 20–24, 1990.
- Ré M. y Aguirre Varela G.G. Segmentación de secuencias de rango continuo mediante información mutua. *Mec. Computacional*, 35:1195–1202, 2016.
- Sheather S.J. Density estimation. *Stat. Sci.*, 19:588–597, 2004.
- Silverman B.W. *Density Estimation for Statistics and Data Analysis*. Chapman and Hall, London, 1986.
- Steuer R., Kurths J., Daub C.O., Weise J., y Selbig J. The mutual information: Detecting and evaluating dependencies between variables. *Bioinformatics*, 18:S231–S240, 2002.
- Stringer W. y Groves J. Location and areal extent of polynyas in the bering and chukchi seas. *Arctic*, 44:164–171, 1991.
- Tison C., Nicolas J.M., Tupin F., y Maître N. A new statistical model for markovian classification of urban areas in high resolution sar images. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 42:2046–2057, 2004.