

Segmentación de Imágenes Infrarrojas utilizando Dimensión Fractal

Horacio Abbate¹, Juliana Gambini¹, Claudio Delrieux², Eduardo Castro³

1 Dpto. de Computación, FCEyN, UBA, Buenos Aires, Argentina.

2 Departamento de Ing. Eléctrica y Computadoras, UNS, Bahía Blanca, Argentina.

3. Facultad de Ingeniería, UBA, Buenos Aires, Argentina.

{habbate, jgambini}@dc.uba.ar

ecastro@fi.uba.ar

claudio@acm.org

Resumen *Las imágenes infrarrojas son de gran importancia porque permiten resolver problemas de visión que involucran información sobre la temperatura del objeto de interés, los cuales no pueden resolverse con imágenes de otro tipo. Este trabajo trata el problema de segmentación de imágenes infrarrojas para la aplicación de detección de objetos enterrados, desde dos enfoques diferentes: el primero orientado a estudiar la información emergente de un proceso de calentado y enfriamiento, utilizando una secuencia de imágenes capturadas a intervalos de tiempo regulares. El segundo enfoque está basado en el análisis de regiones de distinta temperatura en una única imagen. La segmentación se realiza, en ambos casos, estimando la dimensión fractal para cada imagen de la secuencia y utilizándola como característica en la clasificación por el método de K-medias. Estimamos la dimensión fractal utilizando dos métodos distintos, la dimensión box-counting y la dimensión box-counting diferencial. Los resultados obtenidos son excelentes, con un bajo costo computacional.*

Key words: Segmentación, Detección de objetos enterrados, Imágenes Infrarrojas, Dimensión Fractal

1. Introducción

Las imágenes infrarrojas se han utilizado en los últimos años en una gran variedad de aplicaciones porque permiten resolver problemas de visión que involucran información sobre la temperatura del objeto de interés, los cuales no pueden resolverse con imágenes de otro tipo. Las cámaras infrarrojas permiten detectar objetos que no pueden ser reconocidos en el espectro visible. La interpretación de imágenes infrarrojas puede aplicarse en diversas áreas, como monitoreo de tráfico nocturno, detección de personas, detección de incendios, clasificación de cultivos y detección de objetos enterrados, entre otras. Existen muchas contribuciones en diferentes aplicaciones de imágenes infrarrojas, en [23,30] los autores proponen patrones probabilísticos para capturar variaciones en el movimiento

del cuerpo humano y se utiliza para detección de peatones. En [32] se realiza la detección de objetos y tracking utilizando filtros de Kalman. En [7] se utiliza una representación en capas de las imágenes infrarrojas para desarrollar un algoritmo de tracking. En los artículos [31,28,29], los autores proponen algoritmos de reconocimiento de caras utilizando las propiedades termales de las imágenes infrarrojas, comparan estos métodos con aquellos que se utilizan en el espectro visible y demuestran que las imágenes térmicas pueden usarse para la identificación automática de personas. En [27] las imágenes infrarrojas de satélite son utilizadas para detección de incendios y monitoreo del medio ambiente. En el artículo [16] se extrae información de imágenes de zonas urbanas utilizando estrategias basadas en datos correspondientes a modelos tridimensionales. En los artículos [4,5] se trata el problema de detección de objetos enterrados utilizando distintas técnicas clásicas de procesamiento de imágenes. En [12] se utiliza un algoritmo de contornos activos combinado con la distribución Gaussiana para detectar objetos enterrados.

Por otro lado, la geometría fractal de Mandelbrot [24,21,20] provee una descripción matemática de formas complejas que se encuentran en la naturaleza. Numerosos autores han demostrado que la dimensión fractal puede utilizarse como una medida de rugosidad de una zona de la imagen [6]. La dimensión fractal se ha utilizado como descriptor, fundamentalmente para la segmentación basada en texturas y rugosidad [25,18,8,19] porque describe características de la estructura contextual de la imagen. Se ha utilizado, además, en el análisis de la superficie del mar [2,22] y también en segmentación de imágenes SAR, combinada con la Transformada Rápida de Fourier [3,9], o combinada con algoritmos de contornos activos [13,11]. En este trabajo utilizamos la dimensión fractal como descriptor de la temperatura asociada al nivel de gris del pixel correspondiente.

Tomamos imágenes enterrando objetos de distinto material y forma en arena y tierra, a diferentes profundidades. El suelo se calienta por el efecto del sol o de lámparas artificiales y luego se deja enfriar.

Este trabajo trata el problema de segmentación de imágenes infrarrojas desde dos enfoques diferentes: el primero orientado a estudiar la información emergente de un proceso de calentado y enfriamiento, utilizando una secuencia de imágenes capturadas a intervalos de tiempo regulares. El segundo enfoque está basado en el análisis de regiones de distinta temperatura en una única imagen. En el primer caso, se estima la dimensión fractal para cada imagen de la secuencia y se utiliza como característica en la clasificación por el método de K-medias. Estimamos la dimensión fractal utilizando dos métodos distintos, la dimensión *box-counting* y la dimensión *box-counting* diferencial. En el segundo caso, el método consiste en generar un conjunto de imágenes a partir de una única imagen, donde cada una de ellas está formada por los pixels cuyo valor se encuentra dentro de un rango de niveles de gris especificado. Esto es equivalente a que la temperatura del suelo correspondiente al pixel esté dentro del rango de temperaturas correspondiente al rango de niveles de gris. Luego se calcula la dimensión *box-counting* diferencial para cada imagen del conjunto y por último se realiza la clasificación por el método de K-medias.

Este trabajo está compuesto de la siguiente manera, en la sección 2 se explica el proceso de captura de las imágenes que utilizamos para aplicar el método propuesto y realizar experimentos. En la sección 3, se muestran dos métodos para estimar la dimensión fractal, la dimensión *box-counting* y la dimensión *box-counting* diferencial. En la sección 4 se presenta el método de clasificación utilizado. En la sección 5 se muestran los resultados obtenidos y finalmente, en la sección 6 se presentan las conclusiones y trabajos futuros.

2. Captura de Imágenes

Utilizamos una cámara marca Raytheon, modelo ControlIR 2000AS para capturar imágenes de objetos enterrados. La base de este estudio es que los objetos enterrados tienen diferentes características térmicas que la tierra circundante, entonces se obtiene una imagen infrarroja con contraste entre el nivel de gris del objeto y el nivel de gris de la tierra.

Para tomar imágenes, enterramos objetos de distinto material y forma en arena y tierra, a diferentes profundidades. La tierra se calienta por el efecto del sol o de lámparas artificiales y luego se deja enfriar. La conductividad térmica y la capacidad calórica del objeto es diferente al de la tierra circundante, y por lo tanto durante este proceso el objeto y la tierra poseen diferentes temperaturas.

La Figura 1 muestra una serie de imágenes infrarrojas correspondientes a un objeto metálico enterrado a 4 cm de la superficie de la tierra, tomadas cada 5 minutos durante el proceso de enfriado. Puede observarse que a medida que pasa el tiempo la temperatura de la tierra alrededor del objeto difiere cada vez más de la del objeto y por lo tanto la imagen posee niveles de gris con mayor contraste, en cambio, las primeras y las últimas imágenes poseen temperatura parecida y por lo tanto la imagen resulta con menor contraste.

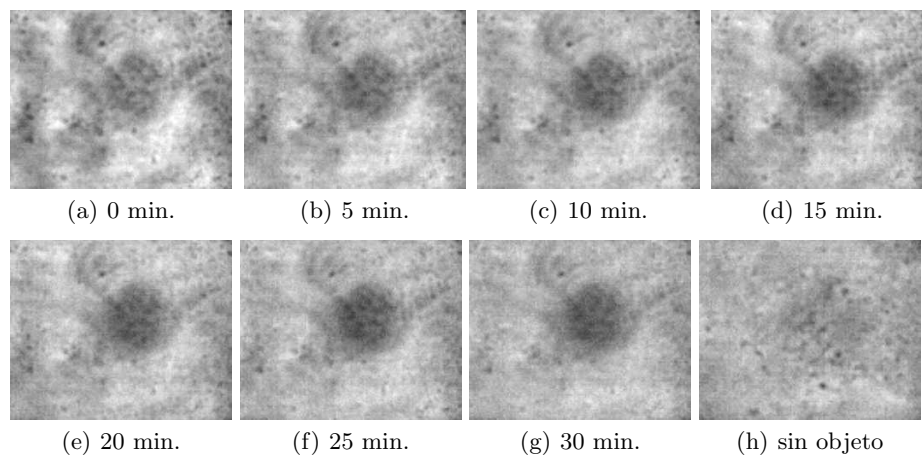


Figura 1. Imágenes infrarrojas tomadas cada 5 minutos durante el proceso de enfriado.

3. Estimación de la Dimensión Fractal

La Dimensión Fractal (DF) de un conjunto acotado en \mathbb{R}^n , es un número real que caracteriza su complejidad geométrica y puede utilizarse como índice de la irregularidad del conjunto [10,6]. La DF está definida para conjuntos autosimilares, en el caso de conjuntos que no tengan esta propiedad, la DF debe estimarse [19].

Uno de los métodos propuestos en [10] para caracterizar el nivel de rugosidad de una zona de una imagen es la dimensión *box-counting*. Este método es muy utilizado porque exhibe buena relación de compromiso entre el tiempo de cómputo y la exactitud. Sin embargo esta estimación tiene el problema que solo puede ser aplicada a imágenes binarias. Entonces utilizamos también la dimensión *box-counting* diferencial, que permite estimar la dimensión fractal de un conjunto acotado sin tener que aplicar a la imagen un proceso previo de umbralización.

3.1. Dimensión *box-counting*

La dimensión *box-counting* de un conjunto planar A se basa en estimar la cantidad celdas dentro de las cuales el conjunto tenga medida no nula, en función del tamaño de dichas celdas.

Sea $N_l(A)$ la cantidad de celdas de lado l en donde el conjunto tiene medida no nula. Entonces la dimensión *box-counting* DB de A es

$$DB = \lim_{l \rightarrow 0} \frac{\log(N_l(A))}{\log(\frac{1}{l})}, \quad (1)$$

si el límite existe. En la práctica, para imágenes de resolución finita, l tiene límites superior e inferior, y DB se puede estimar con la pendiente de la regresión por cuadrados mínimos que aproxima al diagrama logarítmico $\log(N_l(A))$ vs. $\log(\frac{1}{l})$.

Esta dimensión fractal es muy utilizada para obtener descriptores locales en imágenes, porque resulta fácil de calcular empíricamente. Dada una imagen binaria, se realiza una partición de la imagen en celdas de lado l , para varios valores de l , y para cada l , se cuenta la cantidad $N_l(A)$ de celdas en las que el objeto de interés (foreground) de la imagen tiene medida no nula. Salvo en el caso en que $l = 1$, para todo l es necesario realizar varias particiones de la imagen y obtener $N_l(A)$ como promedio. Luego se estima DB como la pendiente de la regresión por cuadrados mínimos mencionada más arriba. Para poder aplicar este método es necesario transformar la imagen en una imagen binaria y por lo tanto debe aplicarse un proceso previo de umbralización. En este trabajo utilizamos el método de Bayes para calcular el umbral y aplicarlo a cada una de las imágenes de la secuencia, luego se calcula la dimensión *box-counting* para cada pixel utilizando una ventana deslizante.

3.2. Dimensión *Box-Counting* Diferencial

El método para calcular la dimensión *box-counting* diferencial fue propuesto por Sakar *et al.* [26] y utilizado posteriormente por Chaudhuri *et al.* en clasifi-

cación de texturas [1]. En este trabajo los autores describen un método que tiene la ventaja de que puede aplicarse a imágenes que posean 256 niveles de gris.

Dada una imagen $I : D \rightarrow V$ $D \subset \mathbb{Z} \times \mathbb{Z}$, $V \subset \mathbb{R}$, de $M \times M$ pixels, se realiza una partición de la misma en celdas $C_{(i,j)}^s$, $(i,j) \in D$, cuadradas de lado s , donde $1 < s \leq M/2$ y $s \in \mathbb{N}$. Luego el factor de escala correspondiente, es $r = s/M$. Sobre cada una de las celdas se considera una columna de cajas (cubos) de tamaño $s \times s \times s$. Se consideran en \mathbb{R}^3 , los cubos C_V , centrados en $V = (v_1, v_2, v_3)^t \in \mathbb{R}^3$, que están dados por:

$$C_V = \{(x, y, z) \in \mathbb{R}^3 : |x - v_1| \leq s, |y - v_2| \leq s, |z - v_3| \leq s, s \in \mathbb{N}\} \quad (2)$$

Sea $w_{(i,j)} = (n_1, n_2, 0)$ el centro de la celda $C_{(i,j)}^s$ en el dominio de la imagen. Entonces, consideramos los cubos C_V , sobre $C_{(i,j)}^s$, con $V = (n_1, n_2, n_3)$ donde n_3 toma los valores $n_3 = \frac{s}{2} + ns, n \in \mathbb{N}$.

Sean M_I y m_I el máximo y mínimo nivel de gris sobre la celda $C_{(i,j)}^s$, respectivamente, entonces si el valor M_I pertenece al k -ésimo cubo y el valor de m_I pertenece l -ésimo cubo de la columna que se levanta sobre la celda $C_{(i,j)}^s$, entonces $n_r(i, j) = l - k + 1$ es la contribución en la (i, j) -ésima celda. Luego, tomando todas las contribuciones sobre toda la grilla se obtiene:

$$N_r = \sum_{i,j} n_r(i, j) \quad (3)$$

que se calcula para diferentes valores de r . Luego, la dimensión *box-counting* diferencial *DBD* se estima como la pendiente de la recta de mínimos cuadrados que ajusta $\log(N_r)$ vs. $\log(\frac{1}{r})$.

4. Proceso de Clasificación

En este trabajo se utiliza el algoritmo de clasificación de K-medias por su eficiencia y bajo costo computacional [17,14]. Se trata la segmentación de imágenes infrarrojas desde dos enfoques diferentes, uno orientado a explorar la información emergente del proceso de enfriamiento utilizando una secuencia de imágenes capturadas a intervalos regulares, y el otro enfoque basado en el análisis de regiones de distinta temperatura en una única imagen.

Para el caso de la segmentación a partir de la secuencia temporal de imágenes se realizan los siguientes pasos: dada una secuencia de k imágenes se calcula la estimación de la dimensión fractal para cada pixel utilizando una ventana deslizante. Esto se realiza para cada una de las imágenes de la secuencia. Entonces, se genera un espacio k -dimensional de características, donde k es la cantidad de imágenes consideradas. De esta forma, cada pixel (x, y) tiene asociado un arreglo k -dimensional cuyo i -ésimo elemento corresponde al valor estimado de la dimensión fractal en la i -ésima imagen. Luego se aplica el algoritmo de K-medias para determinar la clase a la que el pixel pertenece, utilizando el arreglo k -dimensional como característica.

Para el caso de la segmentación a partir de regiones de temperatura se realizan los siguientes pasos: a partir de una única imagen se genera un conjunto de imágenes formadas, cada una de ellas, por los pixels cuyo valor se encuentra dentro de un rango especificado. Esto es equivalente a que la temperatura del suelo correspondiente al pixel esté dentro del rango de temperaturas correspondiente al rango de niveles de gris. La secuencia de imágenes se genera de la siguiente manera: dada una imagen I de 256 niveles de gris, tomamos una serie creciente de valores $\{u_0, \dots, u_k\} \in [0, \dots, 256]$, espaciados uniformemente. Luego, definimos un conjunto de imágenes I_t , $t = 1, \dots, k$ dadas por:

$$I_t(x, y) = \begin{cases} I(x, y) & \text{si } u_{t-1} \leq I(x, y) < u_t \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (4)$$

Luego se calcula la dimensión *box-counting* diferencial para cada imagen del conjunto y por último tomando las dimensiones fractales diferenciales como característica se realiza la clasificación por el método de K-medias.

El algoritmo de K-medias es muy sensible al ruido, por esa razón se le aplica a las imágenes de características un algoritmo de suavizado, que elimina el ruido preservando bordes y detalles. El algoritmo de suavizado utilizado es *Edge Preserving Noise Smoothing Quadrant* [15].

Los resultados se presentan en la siguiente sección.

5. Resultados

La Figura 2 muestra el resultado de aplicar el algoritmo *box-counting* a la secuencia de imágenes temporales que se presentan en la Figura 1, con una ventana de 5×5 .

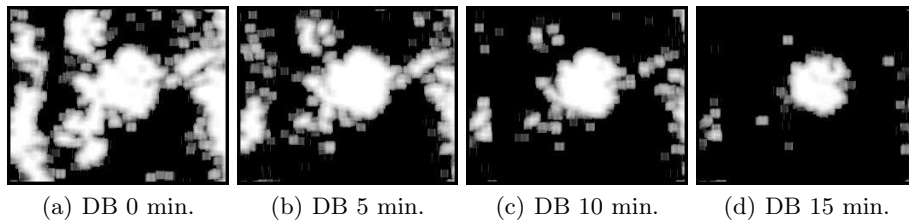


Figura 2. Resultado de aplicar el algoritmo de cálculo de la Dimensión *Box-Counting* a las imágenes de la Figura 1.

La Figura 3 muestra las imágenes generadas a partir de la imagen 1(f), tomando los rangos de niveles de gris, como se explica en la sección anterior.

En la Figura 4 se muestra la secuencia de imágenes que se obtiene al aplicar el método *box-counting* diferencial para cada pixel de la imagen de la Figura 3,

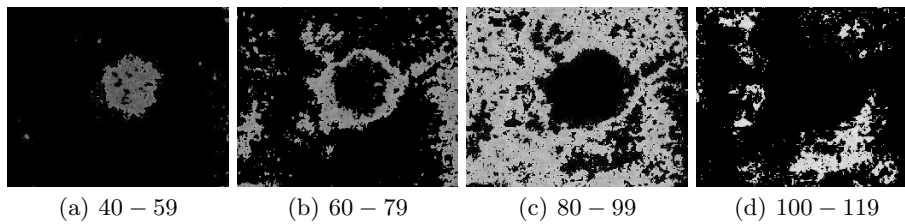


Figura 3. Secuencia de imágenes generada por rangos de niveles de gris.

utilizando una ventana deslizante de tamaño 29×29 . El tamaño de la ventana está relacionado con la dimensión del objeto enterrado. Este tamaño de ventana fue obtenido en forma experimental buscando un compromiso entre la medida del objeto enterrado y la necesidad de obtener una característica local para cada pixel de la imagen. Si el tamaño de la ventana es muy pequeño, la DB calculada no caracteriza la textura del objeto de interés, por el contrario, si la ventana es demasiado grande entonces la DB calculada no brinda una característica de la forma del objeto.

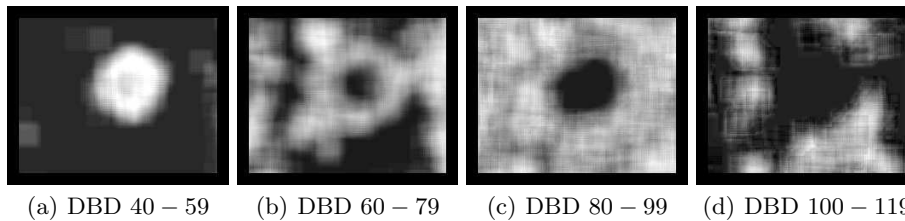


Figura 4. Aplicación de la dimensión *box-counting* diferencial a las imágenes de la Figura 3.

La Figura 5 muestra los resultados de aplicar los métodos expuestos en las secciones precedentes. La Figura 5(a) muestra el resultado de clasificar el conjunto de imágenes infrarrojas directamente, sin aplicar dimensión fractal, tomando como características los niveles de gris de la secuencia de imágenes de la Figura 1. La Figura 5(b) muestra el resultado de aplicar la dimensión *Box-Counting* y luego clasificar. En la Figura 5(c) se muestra el resultado de aplicar la dimensión *Box-Counting* diferencial y posterior clasificación. La Figura 5(d) muestra el resultado de aplicar la umbralización en rangos de niveles de gris como secuencia de imágenes, luego la dimensión *box-counting* diferencial y luego la clasificación. Se observa la eficiencia del método basado en el análisis de regiones de distinta temperatura en una única imagen.

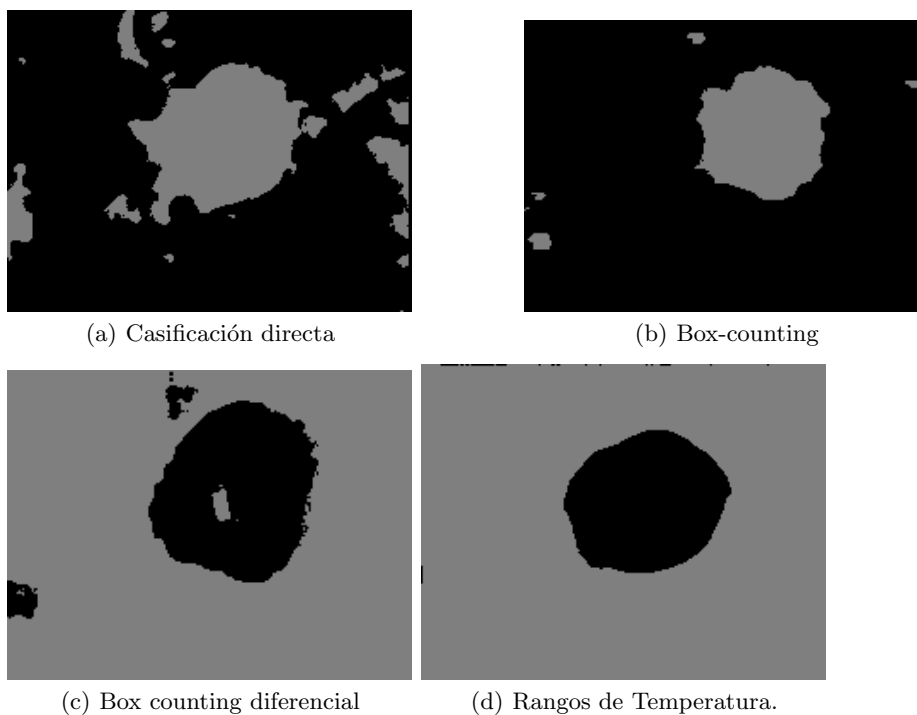


Figura 5. Resultados de aplicar los procedimientos expuestos. Las Figuras 5(a), 5(b) y 5(c) corresponden al análisis de secuencias temporales, La Figura 5(d) corresponde al análisis por regiones de temperatura.

6. Conclusiones y Trabajos Futuros

Este trabajo trata la segmentación de imágenes infrarrojas desde dos enfoques diferentes, uno orientado a explorar la información emergente del proceso de enfriamiento, utilizando una secuencia de imágenes capturadas a intervalos regulares, y el otro enfoque basado en el análisis de regiones de distinta temperatura en una única imagen.

Los resultados obtenidos son muy buenos, pero observamos que el resultado obtenido utilizando el segundo método supera en calidad visual al obtenido por el primer método. En el caso de que sea necesario detectar un objeto enterrado, el segundo método resulta más eficiente que el primero porque no deja dudas de la existencia de un solo objeto.

Como trabajos futuros, estamos realizando una estimación de la medida del error que se comete en la segmentación, la tasa de error en detección de objetos enterrados y también el análisis de la forma del objeto para su identificación. También tenemos pensado comparar estos métodos con otros existentes.

Referencias

1. B. Chaudhuri and N. Sakar. Texture Segmentation using Fractal Dimension. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell*, 25(17):72–76, 1995.
2. F. Berizzi and E. Dalle-Mese. Fractal Analysis of the Signal Scattered from the Sea Surface. *IEEE Trans. Antennas and Propagation*, 47(2):324 – 338, 1999.
3. J.M. Blackledge and E. Fowler. Fractal Dimensions Segmentation of Synthetic Aperture Radar Images. In *International Conference on Image Processing and its Applications*, pages 445–449. IEEE, 1992.
4. E. Castro, H. Abbate, M. Constanzo, J. Gambini, M. Mejai, J. Jacobo Berllés, J.M. Santos, and P. Borenstejn. Processed infrared images of plastic and metallic landmines in an argentine project. In *SPIE CDefense and Security symposium, Detection and Remediation Technologies for Mines and Minelike Targets XII*, volume 6553, April 2007.
5. E. H. Castro, H. A. Abbate, E. F. Mallaina, Juan Miguel Santos, Marta Mejail, Patricia Borensztejn, and Julio Jacobo. Thermographic detection of buried objects. In *Proceeding of the SPIE: International Society for Optical Engineering*, volume 5782, pages 145–152, April 2005.
6. S.S. Chen, J.M. Keller, and R.M. Crownover. On the calculation of fractal features from images. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(10):1087–1090, 1993.
7. Congxia Dai, Yunfei Zheng, and Xin Li. Layered representation for pedestrian detection and tracking in infrared imagery. In *Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Conference on*, pages 13–20, June 2005.
8. T.J. Dennis and N.G. Dessiripis. Fractal modelling in image texture and analysis. In *IEEE Proceedings*, 136F(5). IEEE, 1989.
9. G. Du and T. S. Yeo. A Novel Multifractal Estimation Method and its Application to Remote Image Segmentation. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, 40:980–982, 2002.
10. K. Falconer. *Fractal Geometry: Mathematical Foundations and Applications*. John Wiley & Sons, Chichester, England, 1990.
11. J. Gambini, M. Mejail, J. Jacobo Berllés, and A. Frery. Accuracy of local edge detection in speckled imagery. *Statistics & Computing*, 18(1):15–26, 2008.
12. J. Gambini, M. Mejail, M.E Buemi, E. Castro, H. Abbate, J. Jacobo Berllés, and J.M. Santos. Landmine detection using b-spline deformable contours in ir images. In *SPIE, Defense and Security symposium. Detection and Remediation Technologies for Mines and Minelike Targets XII*, volume 6553, April 2007.
13. M. J. Gambini, M. Mejail, J. Jacobo-Berlles, and C. Delrieux. SAR images segmentation through b-spline deformable contours and fractal dimension. In *International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, ISPRS04*, Istanbul, Turkey, 2004.
14. R.C. González and R. Woods. *Tratamiento Digital de Imágenes*. Addison Wesley-Diaz de Santos, 1996.
15. J. Y. Hasiao and A. Sawchuk. Supervised texture segmentation using feature smoothing and probabilistic relaxation techniques. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 11:1279–1292, 1989.
16. Ludwig Hoegner and Uwe Stilla. Texture extraction for building models from ir sequences of urban areas. In *IEEE Urban Remote Sensing Joint Event*, pages 1–6, April 2007.
17. A. K. Jain. *Fundamentals of Digital Image Processing*. Prentice-Hall International Editions, Englewood Cliffs, NJ, 1989.

18. T. Keller. Texture description and segmentation through fractal geometry. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 45:150–166, 1989.
19. Y. Liu and Y. Li. Image feature extraction and segmentation using fractal dimension. In *International Conference on Information and Signal Processing*, pages 975–979. IEEE, Sept. 1997.
20. B. Mandelbrot. *The Fractal Geometry of Nature*. W. H. Freeman, 1983.
21. B. Mandelbrot and J. van Ness. Fractional brownian motion, fractional noises and applications. *Siam Review*, 10:422–437, 1983.
22. M. Martorella, F. Berizzi, and E. Dalle-Mese. On the fractal dimension of sea surface backscattered signal at low grazing angle. *IEEE Trans. Antennas and Propagation*, 52(5):324 – 338, 2004.
23. H. Nanda and L. Davis. Probabilistic template based pedestrian detection in infrared videos. In *Proc. Intell. Vehicles Symp*, 2002.
24. H. O. Peitgen and D. Saupe. *The Science of Fractal Images*. Springer-Verlag, 1986.
25. T. Peli. Multiscale fractal theory and object characterization. *Journal of the Optical Society of America*, 7(6):1113–1123, 1990.
26. N. Sakar and B. Chaudhuri. An efficient differential box-counting approach to compute fractal dimension of image. *IEEE Trans. on Systems Man and Cybernetics*, 24(1):72–76, 1994.
27. F. Siegert, B. Zhukov, D. Oertel, S. Limin, S.E. Page, and O. Rielay. Peat fires detected by the bird satellite. *International Journal of Remote Sensing*, 25(16):3221–3230, 2004.
28. D. A. Socolinsky and A. Selinger. A comparative analysis of face recognition performance with visible and thermal infrared imagery. In *Proceedings ICPR*, August 2002.
29. D.A. Socolinsky and A. Selinger. Face recognition with visible and thermal infrared imager. In *Computer Vision and Image Understanding*, July 2003.
30. Jones M. Viola P. and Snow D. Detecting pedestrian using patterns of motions and appearance. In *In Proc. IEEE Conf. Computer Vision*, 2003.
31. Joseph Wilder, P. Jonathon Phillips, Cunhong Jiang, and Stephen Wiener. Comparison of visible and infra-red imagery for face recognition. In *Proceedings of 2nd International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Killington, VT*, pages 182–187, 1996.
32. K. Xu, F.; Fujimura. Pedestrian detection and tracking with night vision. In *In Proc. Intell. Vehicles Symp.*, 2002.