



Estudio comparativo de cuatro métodos para la detección automática de masas en mamografías digitales

Autores: Arnau Oliver, Jordi Freixenet, Joan Martí, Reyer Zwiggelaar

Institución: Universitat de Girona – University of Norwich

Objetivos

Una de las enfermedades más comunes entre las mujeres en países desarrollados es el cáncer de mama. Estudios recientes concluyen que un 10% de las mujeres padecerán ésta enfermedad. La mamografía es, hoy por hoy, el principal método de detección precoz, ya que permite la identificación del tumor cuando aún no es palpable. En este sentido, la mamografía digital y el análisis automático asistido por ordenador ofrecen nuevas vías de ayuda a los radiólogos. El primer punto clave de un sistema asistido es la detección automática de anomalías. Es en este campo donde se centra nuestro trabajo, concretamente en la detección de masas.

Materiales y Métodos

Para la detección automática de masas se han estudiado, diseñado e implementado diferentes algoritmos de clustering (o agregación automática). Se ha implementado el tradicional k-Means [Jain88], el Fuzzy C-Means (análogo al anterior pero usando lógica fuzzy [Jain88]), el Expectation-Maximization Algorithm (que consiste en la suposición que la imagen es el resultado de la superposición de diferentes gaussianas [Carson02]) y un algoritmo No-paramétrico, que implementa la función de agregación a partir del cálculo de probabilidades [Pauwels99]. Los algoritmos extraen diferentes características de textura de las imágenes a partir de los estadísticos provenientes de la matriz de co-ocurrencia [Haralick73].

Resultados

Los distintas técnicas se han aplicado y testeado sobre la base de datos pública de mamografías digitales MIAS [Suckling94] (resolución espacial de 50micrasx50micras, densidad óptica lineal en el rango 0-3.2 y cuantizadas a 8 bits), de la cual se han utilizado 40 muestras, de las que 22 presentan masas circulares y 18 masas espiculadas. El primer estudio ha sido ver el coste de los diferentes algoritmos según el tamaño de la imagen. El Gráfico nº 1 muestra que el tiempo aumenta de forma lineal con el aumento de píxeles en la imágenes. El segundo estudio ha sido comparar los resultados segmentados automáticamente con los segmentados por un experto. A tal fin, hemos construido las curvas ROC y analizado el area contenida en ésta (Az). En el conjunto de imágenes, Az está alrededor del 80% en los tres primeros algoritmos, mientras que el no paramétrico sólo consigue segmentar el pecho del resto de la mamografía. El tercer estudio es comparar los resultados según el tipo de lesión. En el Gráfico nº 2 podemos ver que mientras el k-Means y el FCM mantienen la misma eficiencia, el EM segmenta mejor las masas circulares que las espiculadas. Finalmente, el cuarto estudio ha sido comparar si el tipo de tejido en el pecho tiene alguna influencia sobre el resultado final. Y como se muestra en el Gráfico nº 3, la respuesta es sí. Así, el EM pierde efectividad en pechos con tejido denso, justo al contrario que el FCM. El k-Means se mantiene relativamente estable en los diferentes tipos de tejido.

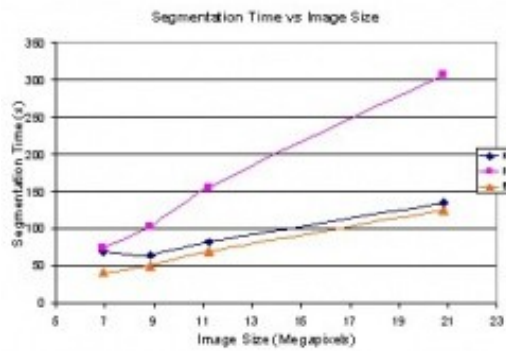


Gráfico nº 1. Evolución del tiempo de segmentación según el número de píxeles de la mamografía.

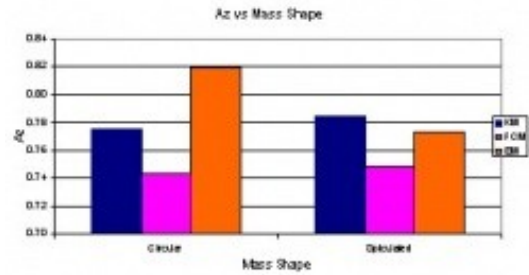


Gráfico nº 2. Eficiencia de los algoritmos de segmentación según el tipo de masa: circular o espiculada.

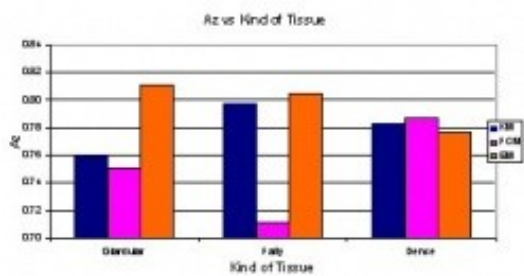


Gráfico nº 3. Eficiencia de los algoritmos según el tipo de tejido.

Conclusiones

En este artículo hemos presentado y revisado cuatro métodos diferentes para la detección automática de masas en mamografías digitales.

Hemos visto que, con los métodos presentados, las masas circulares son mejor detectadas que las espiculadas.

También hemos mostrado que el tipo de tejido del pecho tiene una gran importancia en el resultado de segmentarlo según un algoritmo u otro.

Finalmente cabe destacar que el algoritmo no paramétrico aún está en desarrollo ya que por el momento, sólo consigue segmentar el pecho del resto de la mamografía.

Bibliografía

[Jain88] A.K Jain and R. Dubes, "Algorithms for Clustering Data", Prentice-Hall, 1988

[Carson02] C. Carson, S. Belongie, H. Greenspan and J. Malik, "Blobworld: Image segmentation using Expectation-Maximization and its application to image quering", Pattern Analysis and Machine Intelligence, 24(8), 1026-1038, 2002

[Pauwels99] E.J. Pauwels and G. Frederix, "Finding salient regions in images. Nonparametric clustering for image segmentation and grouping", Computer Vision and Image Understanding, 71(1), 73-85, 1999

[Haralick73] R.M. Haralick, K.S. Shanmugan and I. Dunstein, "Textural features for image classification", IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 3(6) 610-621, 1973

[Suckling94] J. Sucking et al, "The Mammographic Image Analysis Society Digital Mammogram Database",

Autores

Arnau Oliver, Jordi Freixenet, Joan Martí, Reyer Zwigelaar

Usuario que ha enviado el poster:

Jordi Freixenet Bosch
Universitat de girona
jordif@eia.udg.es