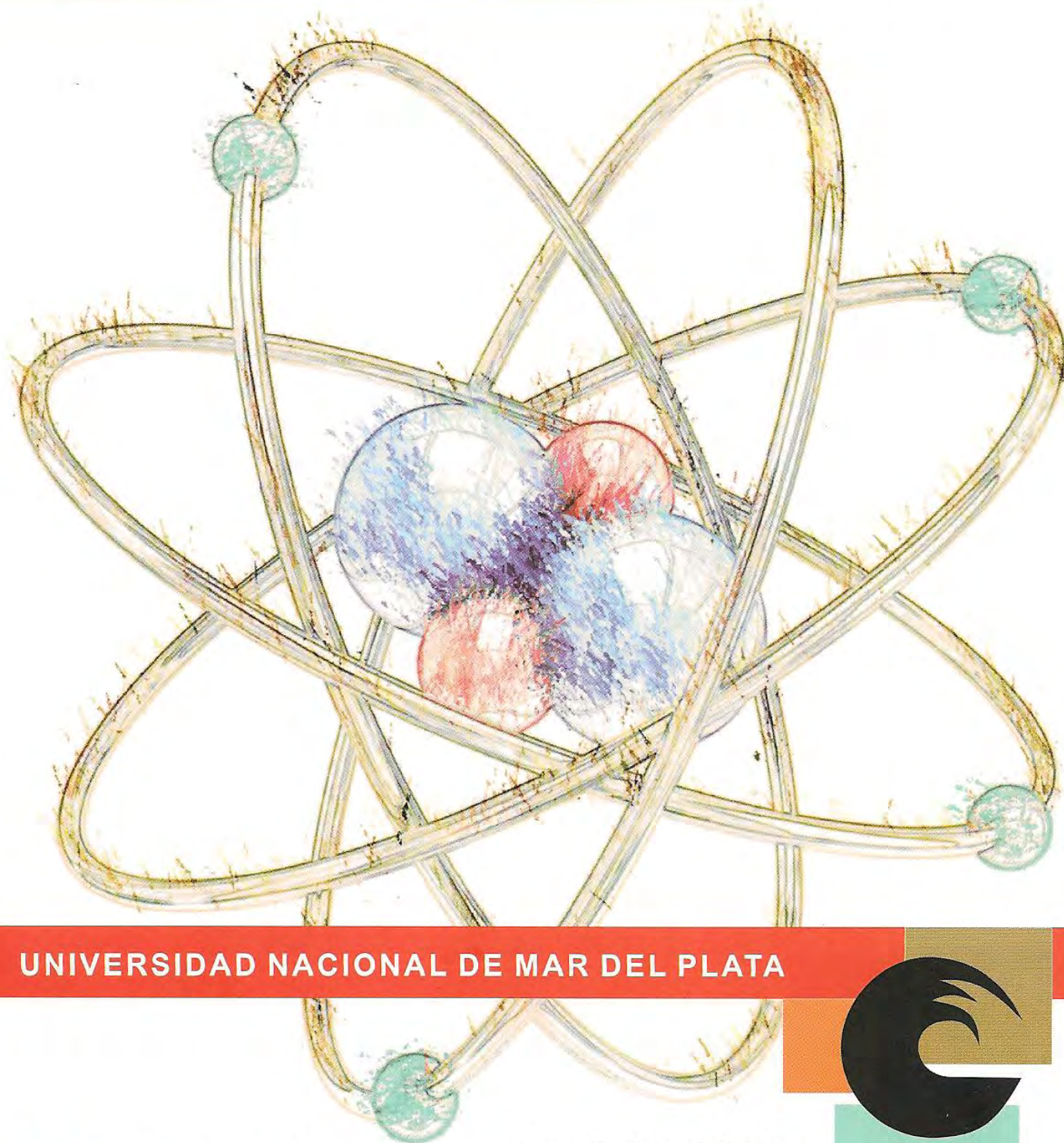


Vinculación Tecnológica

VOLÚMEN III



UNIVERSIDAD NACIONAL DE MAR DEL PLATA

SPU
SECRETARIA DE POLITICAS UNIVERSITARIAS

Recopilación y Edición

Juan Carlos Belmonte
Ana Malizia

Con la colaboración de Jorge Méndez



Entorno Gráfico Interactivo de Software de Procesamiento Digital de Imágenes y Técnicas de Reconocimiento de Patrones

RESUMEN

Autores
Diego Sebastián Comas

Directores
Dr. Gustavo J. Meschino
Dra. Virginia L. Ballarín
Facultad de Ingeniería,
UNMDP.

El artículo en idioma inglés tiene los derechos reservados en la revista LAAR (Latin American Applied Research).

Cuando se combinan técnicas de extracción de características y reconocimiento de patrones para la segmentación de imágenes, la elección de las técnicas depende de la aplicación particular. El análisis de texturas constituye uno de los principales enfoques para la extracción de características. El conjunto de algoritmos desarrollados tanto para análisis de texturas como para reconocimiento de patrones es amplio. Cada técnica se basa en un determinado paradigma de análisis del problema y un conjunto de parámetros que la definen. La gran cantidad de parámetros involucrados hace a menudo difícil la tarea de selección y ajuste del algoritmo a utilizar. Frecuentemente es necesaria la combinación de técnicas para analizar la solución de una tarea de segmentación. La morfología matemática ha sido utilizada con éxito para la segmentación de imágenes. Diversos algoritmos han sido desarrollados con el uso de estas técnicas. Su aplicación requiere de un ajuste gráfico de los parámetros necesarios para su ejecución. Un ejemplo de interés lo constituyen los filtros secuenciales alternados por reconstrucción. Este trabajo propone la implementación de un framework que incluye un gran número de técnicas de análisis de texturas y reconocimiento de patrones facilitando la parametrización y combinación de técnicas para el análisis y segmentación de imágenes. Se incluyen técnicas de extracción de regiones con morfología matemática para la segmentación de imágenes. Se analizan las características relacionadas con facilidad de utilización y tiempos de procesamiento.

DESCRIPCIÓN

Introducción

Múltiples problemáticas en el procesamiento digital de imágenes pueden analizarse con un enfoque de análisis de texturas. Las técnicas empleadas en el procesamiento de imágenes para la caracterización de texturas se basan en la asignación a cada región o píxel de una imagen de un determinado conjunto de características que las describen [14]. La forma en que éstos se obtienen difiere de una técnica a otra. A este fin, se han desarrollado: técnicas de morfología matemática, técnicas propias de procesamiento de señales como Transformada de Fourier y de Fourier-Mellin [7], técnicas probabilísticas, entre otras. A menudo se combinan

distintas técnicas de análisis buscando obtener un conjunto de características que represente adecuadamente un caso particular. El tiempo de cómputo de los algoritmos se ha reducido con el avance de la velocidad de procesamiento, pero aún sigue siendo importante a la hora de seleccionar qué características obtener y con qué parámetros, debido a que en la mayoría de los casos se trabaja con un número grande de imágenes.

Luego de la extracción de las características, la información obtenida se utiliza para segmentar la imagen. Las técnicas de reconocimiento de patrones permitirán entonces agrupar los píxeles de la imagen. Existen diferentes técnicas de reconocimiento de patrones, tales como: K-means, Spectral Clustering, mapas auto-organizados, redes neuronales multicapa o probabilísticas, K-vecinos más próximos, entre otros [9][10][12][13][17][20]. El conjunto de parámetros para configurar estos algoritmos y el tiempo de procesamiento no es tan crítico como en la extracción de características, pero la selección de las características a utilizar y la combinación de los algoritmos que definen el modelo planteado puede constituir una tarea no trivial, que por lo general requiere de gran número de pruebas.

En la segmentación con técnicas de procesamiento de imágenes ha sido ampliamente utilizada la Morfología Matemática. La segmentación por extracción de regiones constituye un proceso interactivo en donde parámetros como iteraciones y umbrales deben ser reajustados para realizar el proceso de segmentación [16].

Si bien hay software disponible para procesamiento de imágenes a nivel científico, como Ipp-plus [11], éstos no suelen incluir el reconocimiento de texturas. Otros programas tienen en cuenta el reconocimiento de textura, pero suelen estar enfocados a aplicaciones específicas [5][19]. No existe un software genérico configurable que los recopile, para poder efectuar pruebas en

la generación de datos supervisados (sobre las imágenes a procesar) para un uso posterior de las técnicas supervisadas. Asimismo debería poder utilizarse una imagen pre-segmentada para estas técnicas;

- El sistema debería permitir la completa configuración de las técnicas de morfología para extracción de regiones;
- El sistema debería incorporar funciones de evaluación de las técnicas de agrupamiento;
- Sería esperable que el sistema presentara información relacionada con el tiempo y esfuerzo de cálculo involucrados.

La totalidad de los algoritmos de procesamiento se implementó en Matlab® R2008a, herramienta con gran capacidad de prototipado en procesamiento de imágenes. En algoritmos de reconocimiento de patrones se utilizó la librería de redes neuronales y para la granulometría se utilizó la librería de morfología matemática, ambas incluidas en Matlab. El conjunto de ventanas y figuras fueron implementadas con la herramienta GUIDE. Esto permite una sencilla ampliación del sistema a futuro, debido a que el lenguaje en que está desarrollado es de uso común para la mayoría de los investigadores del área.

B. Técnicas Implementadas

1) Extracción de regiones con morfología matemática

La combinación de las operaciones de apertura y cierre morfológicas en forma alternada constituyen los filtros secuenciales alterados (ASF). Los ASFs han demostrado ser útiles en aplicaciones de filtrado en imágenes, ya que los objetos de menor tamaño que el Elemento Estructurante (EE) son eliminados. Sin embargo la imagen original queda distorsionada por la forma del elemento estructurante. La utilización de técnicas de reconstrucción a los filtros morfológicos evita la distorsión de la imagen [16].

El uso de herramientas como la umbralización y la detección de regiones homogéneas a las imágenes filtradas, permiten la extracción de regiones (segmentación) en imágenes digitales.

2) Técnicas de reconocimiento de patrones.

Las siguientes son algunas de las principales técnicas utilizadas:

K-means. En este algoritmo cada uno de los grupos (clúster) tendrá un centro en el espacio de patrones. Los datos son asignados a uno de los k clústeres según su distancia al centro sea la menor. El algoritmo se basa en la minimización de la suma de los cuadrados de las distancias de todos los puntos de un clúster al centro del mismo.

Se implementó una optimización de este algoritmo que identifica datos repetidos, situación que generalmente se presenta en imágenes [1]. Esto reduce el tiempo de cómputo.

Spectral Clustering. En esta técnica se considera el conjunto de datos de entrada en relación a la distancia de cada uno de ellos con el resto. El uso de operaciones matriciales y de la teoría espectral de grafos permite obtener un conjunto de puntos que pueden ser agrupados fácilmente mediante técnicas no supervisadas como K-means.

K-vecinos más próximos. En este método, se eligen N píxeles prototipo para cada una de las k clases a detectar. Cada uno de estos píxeles tendrá asociado un vector de características. La imagen completa es procesada pixel a pixel. Se obtienen los K vecinos más cercanos a cada uno de los datos ingresados al algoritmo. La región se asigna a la clase que más ocurra entre los K vecinos extraídos [12].

Mapas autoorganizados. Son redes neuronales no supervisadas constituidas por dos capas: una de entrada y otra de salida [9]. La primera tiene la dimensión de los datos a procesar. La segunda es un arreglo de celdas (mapa) totalmente conectada con la capa

de entrada. La cantidad de celdas del mapa es ajustable y dependerá de la aplicación. El objetivo de este tipo de redes es representar topográficamente los datos. Datos con características similares activarán las mismas regiones del mapa [13].

Redes neuronales multicapa. Las redes neuronales multicapa están formadas, en tareas de reconocimiento de patrones, por un conjunto de capas ocultas y el número de neuronas de cada capa oculta son heurísticos [17]. Una vez entrenada la red, en la etapa de consulta, se presentan nuevos vectores de características a clasificar. La neurona de la capa de salida con mayor nivel de activación indicará la clase a la que pertenece el dato consultado.

Redes neuronales probabilísticas. Las redes neuronales probabilísticas están constituidas por tres capas: una capa de entrada (una entrada para cada característica), una capa intermedia, y una capa de salida (con una neurona por clase) [9][17]. El diseño de la capa oculta puede efectuarse mediante el análisis del error o por métodos automáticos [21]. En la etapa de consulta, cada neurona de la capa de salida tendrá un determinado valor. La clase asignada al dato presente en la entrada será la correspondiente a la neurona con mayor nivel de salida.

3) Técnicas de extracción de características de texturas

Matrices de co-ocurrencia de niveles de gris. El enfoque estadístico constituye una herramienta importante en el estudio de texturas. Brinda medidas de uniformidad o suavidad. La utilización de información espacial de la intensidad de los píxeles permite la caracterización de una textura. De la matriz de coocurrencia pueden obtenerse distin-

tos valores que la describen, para formar el vector de características a utilizar en reconocimiento de patrones. Las principales características implementadas son: Contraste, Energía, Entropía, Media, Momento diferencial de orden k , Momento diferencial inverso de orden k , Directividad, Disimilaridad, Probabilidad Máxima [14].

Granulometría morfológica en niveles de gris. El denominado Criterio de Tamaños, analiza como interactúa la imagen con EE crecientes utilizando operaciones básicas de la morfología como: erosión, dilatación, apertura y cierre. La Granulometría utiliza el Criterio de Tamaños con aperturas sucesivas. El EE que se utiliza es plano, es decir, define solamente el subconjunto de píxeles. Del proceso se obtiene un conjunto de matrices que contienen los volúmenes calculados para cada iteración. Se define la Distribución Granulométrica de Tamaños. Derivando esta última se obtiene una función densidad de probabilidad. Obteniendo los momentos estadísticos de la misma (media, varianza y otros de mayor orden) se obtiene el conjunto de características [14].

Transformada de Fourier. Este enfoque utiliza la transformada discreta de Fourier. Propiedades como la rugosidad o suavidad de una textura son proporcionales al período espacial (tienen un determinado número de píxeles).

El espectro de frecuencia es dividido en regiones de interés (bins) cuando se realiza un análisis de texturas en el dominio de la frecuencia. Los valores de entropía de las regiones serán los valores del vector de características [14].

Transformada de Fourier-Mellin. Las características obtenidas de las técnicas de análisis de texturas tradicionales varían cuando la imagen se le aplica una transformación geométrica de rotación o escala. La utilización de un conjunto de características invariantes permite realizar una mejor caracterización de la textura. A través de la transformada de Fourier-Mellin se pueden obte-

ner un conjunto de características invariantes ante cambios de escala y rotación [7].

Modelos Fractales. La caracterización de una imagen a través de la dimensión fractal es una técnica ampliamente usada. Las dimensiones fractales brindan información sobre textura, típicamente su rugosidad. Una de las dimensiones fractales más utilizadas al caracterizar una textura es la relativa al exponente de Hurst [17].

4) Técnicas para evaluación de la clasificación

El uso de coeficientes que estiman la performance de la segmentación permite determinar la bondad del algoritmo de reconocimiento de patrones a nivel global e identificar particularidades de determinadas clases identificadas.

Se implementó el cálculo de: matrices de confusión, Coeficiente de Tanimoto, Coeficiente de Dice, Coeficiente de exactitud y porcentaje de error de clasificación.

C. Implementación

El diseño del framework consta de 3 módulos: extracción de características, reconocimiento de patrones y extracción de regiones con Morfología Matemática. Esto permite la separación de las etapas y la interactividad de los algoritmos implementados con otros externos; esto es, poder utilizar la extracción de características y procesar posteriormente en otras aplicaciones, o contrariamente, utilizar el módulo de reconocimiento de patrones con características obtenidos con otros sistemas. Las técnicas implementadas abarcan una gran cantidad de algoritmos utilizados tanto en análisis de texturas como en reconocimiento de patrones. La posibilidad de combinación de estas técnicas en una interfaz gráfica de usuario facilita la experimentación y uso.

La ventana de Extracción de características de textura (Fig.1), permite la parametriza-

ción de las técnicas. Admite la selección de la imagen o imágenes a procesar y la región de procesamiento. Para permitir la repetitividad del conjunto de técnicas utilizadas por el usuario, el sistema permite almacenar la configuración de los algoritmos. Se muestra información relacionada con la cantidad de características que se extraerán e información de progreso en etapa de cálculo. Una vez obtenidos las características, pueden ser almacenados y visualizarse representaciones de los mismos en forma de imágenes.



Fig. 1: Ventana de Extracción de características de textura.

El módulo de Reconocimiento de patrones fue a su vez dividido en dos tareas. La primera permite la selección del archivo de características a utilizar (generado por la aplicación o no), la selección de características a considerar y la elección de la técnica de reconocimiento de patrones (Fig. 2). En cada una, pueden ser ajustados los parámetros que ésta requiera (cantidad de grupos k , datos de entrenamiento, arquitectura, etc.). La segunda tarea es la aplicación de la técnica elegida. Luego de esto, el sistema permite generar una imagen pseudo-colorada y calcula coeficientes de performance de las técnicas. Los parámetros con-

figurados por el usuario en esta etapa pueden ser almacenados, como también las imágenes y datos resultantes.

El conjunto de parámetros que requiere cada técnica implementada es amplio. Cada aplicación particular tendrá un conjunto de características que describa el problema. Cada técnica de reconocimiento de patrones será óptima para un determinado conjunto de características. La selección de una u otra dependerá en gran medida de los datos disponibles sobre el problema a resolver (datos esperados, regularidad en la textura, forma de los objetos).



Fig. 2: Ventana de Reconocimiento de patrones.

El sistema facilita el uso de las técnicas poniendo parámetros por defecto. Mediante pruebas y heurísticas conocidas, el usuario identifica el conjunto de parámetros óptimo para el caso particular. La funcionalidad de almacenar los ajustes realizados permite la repetitividad del procesamiento y la readaptación a nuevas problemáticas. La posibilidad de realizar un análisis sobre una secuencia de imágenes disminuirá el tiempo de intervención del usuario procesando la totalidad de las imágenes, una vez obtenido el conjunto de parámetros óptimos para una imagen representativa del problema.



Fig. 3: Ventana de Extracción de regiones.

Las herramientas de Morfología Matemática para la extracción de regiones fueron implementadas en la interfaz de usuario mostrada en la Fig. 3. Ésta permite el ajuste de la cantidad iteraciones en la etapa de filtrado, el umbral de detección y la parametrización de la cantidad de grupos para la extracción de regiones homogéneas [16]. Se sugieren parámetros por defecto obtenidos en forma empírica que facilitan el uso de estas herramientas. La imagen segmentada puede ser almacenada para un uso posterior.

RESULTADOS

El software desarrollado fue utilizado para segmentar imágenes de resonancia magnética de cerebro y de biopsias de médula ósea, entre otras, con el fin de evaluar la performance y analizar su adecuación a los requerimientos. Los algoritmos seleccionados fueron los considerados óptimos para los casos particulares analizados. El principal aspecto a evaluar fue la adaptación del sistema a la configuración de los parámetros necesarios, tanto para la extracción de características como para los algoritmos de reconocimiento de patrones. Un segundo aspecto fue analizar el tiempo

de procesamiento utilizado por la aplicación respecto del utilizado por las mismas técnicas sin utilizar interfaces gráficas de usuario.

El sistema permitió una sencilla configuración de los parámetros requeridos por el usuario (selección de imágenes, características, técnicas utilizadas). Para la evaluación del tiempo de procesamiento, crítico en la etapa de extracción de características, se extrajeron características en 3 imágenes de médula ósea de 350 por 500 píxeles. Se analizaron 175000 píxeles utilizando todas las técnicas implementadas (145 características para cada píxel). Se utilizó una PC con procesador de 2 núcleos a una frecuencia de 2,2 GHz y una memoria RAM de 2GB. Los tiempos de procesamiento fueron del orden de 40 minutos. No hay modificación sustancial en el tiempo de procesamiento con o sin interfaz gráfica.

El uso de los perfiles de configuración facilitó la definición de los parámetros del sistema y permitió la repetitividad del procesamiento, aún fuera de los perfiles estándares incluidos en la aplicación.

El framework fue evaluado con imágenes de resonancia magnética de cerebro utilizando características granulométricas. Las características de las imágenes multirresolución fueron combinadas en un vector de 9 características (valor del punto, media y varianza de la distribución granulométrica de tamaños) utilizando la ventana de reconocimiento de patrones del sistema implementado. La segmentación se realizó mediante K-means ponderado. El tiempo de procesamiento promedio fue de 3,71 segundos para cada imagen de 256 por 256 píxeles.

Las técnicas de extracción de regiones fueron utilizadas, con éxito, para la segmentación de imágenes de biopsias de médula ósea.

CONCLUSIONES

Se desarrolló un framework que permite el uso de un vasto y completo conjunto de herramientas para análisis de texturas, reconocimiento de patrones y extracción de regiones con morfología matemática, con una interfaz gráfica optimizada para el procesamiento de imágenes. La combinación de este conjunto de técnicas se presenta óptima para cualquier problema de segmentación de imágenes mediante reconocimiento de texturas.

La configuración de cada una de las técnicas que se incluyen permite la adaptación de las mismas a cada problema particular. Se ofrecen parámetros por defecto, considerando que no siempre se conocerá cada método en profundidad. La interfaz gráfica implementada facilita la selección de los algoritmos y sus parámetros, brindando la posibilidad del almacenamiento de las configuraciones.

El cálculo de medidas que cuantifican la performance de las clasificaciones realizadas permite que los resultados de las pruebas efectuadas puedan ser adecuadamente cuantificados, lo que facilita la tarea del reporte de errores cuando se requiere presentar resultados, requerimiento constante en la actividad académica.

La herramienta presentada permite desarrollar una gran cantidad de pruebas para lograr una segmentación deseada, sin tener que recurrir a la programación, permitiendo almacenar las configuraciones exitosas, lo que permite centrarse en los métodos probados y no estar pendiente de las dificultades típicas de la programación.

La implementación modular del sistema permitirá una sencilla ampliación a futuro de la aplicación. Si bien el conjunto de herramientas incorporadas abarca la gran mayoría de las técnicas utilizadas en segmentación de imágenes con análisis de texturas, la incorporación de técnicas generales de pro-

cesamiento de imágenes complementará la aplicación y ampliará el conjunto de herramientas disponibles para la segmentación de imágenes.

AGRADECIMIENTOS

El autor quiere agradecer especialmente al Dr. Gustavo Meschino y a la Dra. Virginia Ballarín, directores de este proyecto, por su confianza, apoyo e interés mostrado en la realización de este trabajo y sus enormes aportes al mismo y al Ing. Fernando Clara por el apoyo y la confianza brindadas a este proyecto final. Se agradece a los miembros del Laboratorio de Procesos y Medición de Señales, Área de Procesamiento de Imágenes, de esta facultad, por el apoyo y las ideas propuestas para este trabajo.

REFERENCIAS

- [1] Abras G. N., Ballarín V. L., A Weighted K-means Algorithm applied to Brain Tissue Classification, *JCS&T* Vol. 5 No. 3 (2005).
- [2] Ballard D. H., Brown C. M.: *Computer vision*, Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall. (1992). ISBN 0-1316-5316-4.
- [3] Baxes G. A., *Digital image processing: principles and applications*, New York, Wiley. (1994). ISBN 0-4710-0949-0.
- [4] Bezdek J. C., Keller J., Krisnapuram R., Pal N. R., *Fuzzy Models and Algorithms for Pattern Recognition and Image Processing*. (1999). ISBN 978-0-7923-8521-9.
- [5] Carpenter A. E., Jones T. R., Lamprecht M. R., Clarke C., Kang I. H., Friman O., Guertin D. A., Chang J. H., Lindquist R. A., Moffat J., Golland P., Sabatini D. M., CellProfiler: image analysis software for identifying and quantifying cell phenotypes. *Genome Biology*, 7:R100 (2006).
- [6] Comas D. S., Meschino G. J., Ballarín V. L., Framework de segmentación y análisis de imágenes mediante reconocimiento de texturas. *Argentinian Symposium of Technology (AST)*, 39° JAIIO. Buenos Aires, Argentina. (2010), pp 1529-1541. ISSN: 1850-2806.
- [7] Derró S., Ghorbel F., Robust and efficient Fourier-Mellin transform approximations for gray-level image reconstruction and complete invariant description,

- Computer Vision and Image Understanding, Vol. 83, No.1 (2001), pp. 57-78.
- [8] Gonzalez R. C., Woods R. E., *Digital image processing*. Upper Saddle River, N.J., Prentice Hall (2002). ISBN 0-2011-8075-8.
 - [9] Haykin S., *Neural Networks*. Macmillan College Publishing Company, Second Edition (1999).
 - [10] Jain A. K., Murty M. N., Flynn P. J., *Data Clustering: A Review*, *ACM Computing Surveys*, Vol. 31, No. 3 (1999).
 - [11] *Media Cibernetics*, <http://www.mediacy.com/>.
 - [12] Meschino G. J., Moler E. G., *Semiautomated Image Segmentation of Bone Marrow Biopsies by Texture Features and Mathematical Morphology*, *Analytical and Quantitative Cytology and Histology*, Vol 26, No. 1 (2004), pp. 31-38.
 - [13] Meschino G., Passoni L., Scandurra A., Ballarín V., *Representación automática pseudo color de imágenes médicas mediante Mapas Autoorganizados*. Título en resúmenes de 35° JAIIO, Mendoza (2006).
 - [14] Moler E. G., Ballarín V. L., Gonzalez M., *Características Estadísticas, Espectrales y Morfológicas para Clasificación de Texturas: Un Análisis Comparativo*. VIII RPIC Reunión de Trabajo en Procesamiento de la Información y Control. Mar del Plata. Vol. 2 (1999) pp. 59-62.
 - [15] Ng. A.Y., Jordan M. L., Weiss Y., *On Spectral Clustering Analysis and an Algorithm*, *NIPS* (2001).
 - [16] Pastore J. I., Moler E., Meschino G., *Segmentación de biopsias de médula ósea mediante filtros morfológicos y rotulación de regiones homogéneas*. *Revista Brasileira de Engenharia Biomédica*, v. 21, n. 1 (2005), pp. 37-44. ISSN 1517-3151.
 - [17] Passoni L., *Characterizing Dynamic Speckle Time Series with the Hurst Coefficient Concept*. *Fractals*, No. 3 (2004), pp. 319-330.
 - [18] Serra J., *Image Analysis and Mathematical Morphology*, Academic Press, Inc (1992). ISBN 0-1263-7240-3.
 - [19] Szczypiński P., Kociolek M., Materka A., Strzelecki M., *Computer Program for Image Texture Analysis in PhD Students Laboratory*, *International Conference on Signals and Electronic Systems, Łódź-Poland* (2001), pp. 255-262.
 - [20] von Luxburg U., *A Tutorial on Spectral Clustering*, *Statistics and Computing*, 17 (4) (2007).
 - [21] Wasserman P. D., *Advanced Methods in Neural Computing*, New York, Van Nostrand Reinhold (1993), pp. 35-55.

Vinculación tecnológica: de la Universidad Nacional de Mar del Plata al medio socio-productivo / edición literaria a cargo de Ana Inés Malizia, Juan Carlos Belmonte. -1a ed. - Mar del Plata: Universidad Nacional de Mar del Plata, 2013. v. 3, 200 p., internet; 24x16 cm.

ISBN 978-987-544-494-2

1. Transferencia de Tecnología. 2. Vinculación Tecnológica. I. Malizia, Ana Inés, ed. lit. II. Belmonte, Juan Carlos, ed. lit.
CDD 338.926

Fecha de catalogación: 15/03/2013

Queda hecho el depósito que marca la Ley 11.723 de Propiedad Intelectual.

Prohibida su reproducción total o parcial por cualquier medio o método, sin autorización previa de los autores.

Primera edición: Julio de 2013

@2013, Universidad Nacional de Mar del Plata
Diagonal Alberdi 2695 4º piso. Mar del Plata. Argentina.

@2013, Arte y Diagramación:
Diseño Editorial: María Cecilia Méndez Casariego

Impreso en: Imprenta El Faro