

Segmentasi Citra Adaptif Berbasis Logika *Fuzzy* Teroptimasi untuk Analisis Citra Medis

Indah Soesanti¹⁾, Adhi Susanto²⁾, Thomas Sri Widodo²⁾, Maesadji Tjokronegoro³⁾

¹⁾Jurusan Teknik Elektro dan Teknologi Informasi Fakultas Teknik
Universitas Gadjah Mada Yogyakarta
email: indah@mti.ugm.ac.id

²⁾Jurusan Teknik Elektro dan Teknologi Informasi Fakultas Teknik
Universitas Gadjah Mada Yogyakarta

³⁾Fakultas Kedokteran Universitas Gadjah Mada Yogyakarta

Abstract

The success of an image analysis system depends mainly on the quality of its segmentation, where the goal of image segmentation is to separate the image into region which are meaningful for a given task. In medical imaging, this could relate to the detection of organs or tissue types from MRI images. One way of performing segmentation is by classification, in which image pixels are classified into different classes according to their respective features.

In this research, the Fuzzy C-Means algorithm with spatial information is applied to segment MRI medical images. This FCM clustering utilizes the distance between each pixel and the cluster centers in the spectral domain to compute the membership function. The pixels on an object in the image are highly correlated, and this spatial information is an important characteristics which can be used to aid their labeling. The FCM method has successfully classified the brain MRI images into five clusters, and the best representation values of the partition coefficient and partition entropy are 0.967 and 0.052 respectively.

Keywords: *medical image, image segmentation, fuzzy c-means, magnetic resonance imaging.*

1. Pendahuluan

Teknologi pencitraan digital telah lama merambah dunia medis, antara lain untuk kepentingan diagnosis. Pencitraan medis dengan teknologi digital bersifat *non-invasive*, *painless*, serta dapat memberikan informasi bagian dalam tubuh manusia dalam bentuk potongan atau *slice* tertentu untuk keperluan diagnosis. Teknologi yang mampu memberikan informasi ini adalah pencitraan CT (*Computed Tomography*) Scan dan MRI (*Magnetic Resonance Imaging*). MRI memiliki keunggulan dibanding CT scan karena tidak menggunakan radiasi pengion dan lebih unggul dalam mendeteksi kelainan pada jaringan lunak, misalnya pada otak.

Guna mendapatkan hasil yang optimal, dibutuhkan pengolahan citra medis MRI, yang diharapkan dapat membantu dalam hal diagnosis yang lebih objektif. Penelitian-penelitian terkait peng-

olahan citra telah banyak dilakukan di antaranya kompresi citra (Soesanti, 2008), pengurangan derau (Soesanti, 2008), deteksi tepi (Sharifi, 2002), hingga segmentasi citra (Martinez, 2003).

Salah satu permasalahan penting dalam bidang pengolahan citra dan pengenalan pola adalah segmentasi citra ke dalam area homogen (Schulze, 1993). Ekstraksi ciri dan segmentasi citra merupakan langkah awal dalam analisis citra.

Beberapa metode segmentasi citra telah diusulkan, di antaranya metode-metode berbasis *thresholding* histogram, *clustering*, ataupun *region growing*.

Segmentasi citra merupakan kegiatan yang sangat diperlukan dalam usaha memahami ciri citra secara lengkap. Segmentasi citra merupakan salah satu proses dalam pengolahan citra yang paling sulit (Gonzales, 2004). Keakuratan segmentasi menentukan keberhasilan dalam analisis suatu

citra. Algoritma segmentasi citra *grayscale* (misalnya citra medis) umumnya berdasar pada dua sifat dasar nilai intensitas citra, yaitu diskontinuitas dan kesamaan. Pada segmentasi citra berdasar diskontinuitas, pendekatan yang dilakukan adalah dengan melakukan partisi citra berdasar perubahan drastis intensitas citra, yang dikenal juga sebagai proses deteksi tepi. Sedang segmentasi citra berdasar kesamaan, pendekatan yang dilakukan adalah melakukan partisi citra ke dalam region-region yang sama berdasarkan himpunan kriteria yang telah didefinisikan di awal. Segmentasi pada citra medis akan menghasilkan citra medis yang disertai batasan objek yang merupakan ciri penting karena dapat menggali informasi untuk pengenalan pola guna keperluan analisis.

Tujuan utama segmentasi adalah membagi citra ke dalam bagian-bagian yang mempunyai korelasi kuat dengan objek dalam citra. Citra medis yang tersegmentasi dengan baik akan memberi informasi batasan-batasan objek dengan jelas, misalnya untuk keperluan deteksi sel tumor pada pasien. Informasi ini sangat membantu tenaga medis makin objektif dan akurat dalam melakukan analisis, diagnosis, perencanaan pengobatan, dan tindakan medis yang diperlukan.

Untuk itu dalam penelitian ini akan dilakukan segmentasi citra medis secara adaptif menggunakan metode *fuzzy c-means* (FCM) dengan informasi spasial yang berguna dalam segmentasi citra asli yang berderau.

Beberapa peneliti telah mengembangkan metode-metode segmentasi citra. Akan tetapi pada metode-metode tersebut tidak dimanfaatkan informasi multispektral isyarat MRI. Pengklasteran FCM (Clark, 1994), (Yang, 2002) merupakan teknik tak-terbimbing yang berhasil diterapkan untuk analisis ciri, pengklasteran, dan rancangan pengklasifikasi dalam bidang-bidang seperti astronomi, geologi, pencitraan medis, pengenalan sasaran, dan segmentasi citra.

Setiap citra dapat direpresentasikan dalam berbagai ruang ciri, dan algoritma FCM mengklasifikasikannya dengan mengelompokkan titik-titik data yang serupa dalam ruang ciri ke dalam masing-masing kluster. Pengklasteran ini dicapai secara iteratif meminimisasi fungsi cost yang tergantung pada jarak piksel ke pusat kluster dalam domain ciri.

Piksel-piksel pada objek citra pada dasarnya mempunyai korelasi kuat, piksel yang dekat dengan tetangga mempunyai data ciri yang hampir sama. Oleh karenanya, relasi spasial antar piksel tetangga merupakan karakteristik penting yang sangat membantu dalam segmentasi citra. Teknik deteksi batas umum memanfaatkan kelebihan informasi spasial ini untuk segmentasi citra. Akan tetapi, algoritma FCM konvensional tidak sepenuhnya memanfaatkan informasi spasial ini.

Pedrycz dan Waletzky (1997) menggunakan informasi klasifikasi yang ada dan diterapkan sebagai bagian dari prosedur optimisasinya. Ahmed dkk (2002) memodifikasi fungsi objektif algoritma FCM standar untuk memberikan label pada tetangga piksel untuk mempengaruhi pelabelannya.

Algoritma FCM modifikasi itu memberikan hasil yang lebih baik dibanding metode FCM konvensional pada citra berderau. Akan tetapi, cara menggabungkan informasi piksel tetangganya terbatas untuk aplikasi masukan ciri-tunggal.

2. Fundamental

Tujuan penelitian ini adalah melakukan segmentasi adaptif citra medis MRI menggunakan metode *Fuzzy C-Means Clustering* berdasar informasi spasial. Dalam metode yang dikembangkan ini digabungkan informasi spasial yang didapat, dan bobot keanggotaan setiap kluster diubah setelah memperhitungkan distribusi kluster antar tetangga. Skema ini bermaksud untuk meminimalkan pengaruh derau. Dalam penelitian ini dilakukan segmentasi terhadap sebuah citra medis MRI otak normal dan citra medis MRI otak dengan kelainan.

Orisinalitas dalam penelitian ini adalah pada metode: ukuran *window* yang digunakan adalah 3x3, berbeda dengan penelitian sebelumnya, karena dengan informasi spasial berbasis *window* 3x3 diharapkan tidak akan mengurangi atau mengubah informasi pada citra. Sedang orisinalitas yang ada pada objek, yakni dalam penelitian ini metode langsung diterapkan untuk menganalisis citra MRI otak normal (data primer dari pasien), otak dengan Infark (sumber: Besese, *Cranial MRI*, 1991), dan otak dengan tumor (data primer dari pasien).

Fuzzy C-Means Clustering

Algoritma FCM menetapkan piksel setiap kategori dengan menggunakan fungsi keanggotaan fuzzy. Misalkan $\mathbf{X}=(x_1, x_2, \dots, x_N)$ menyatakan citra dengan N piksel yang dipartisi masing-masing menjadi c klaster, dengan x_i merepresentasikan data. Algoritma ini merupakan optimisasi iteratif yang meminimalkan fungsi *cost* yang didefinisikan sebagai berikut:

$$J = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^c u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 \quad (1)$$

dengan u_{ij} merepresentasikan keanggotaan piksel x_j dalam klaster ke- i , v_i adalah pusat klaster ke- i , dan m adalah konstanta. Parameter m mengendalikan *fuzziness* partisi hasil, dan dalam studi ini digunakan $m=2$.

Fungsi *cost* diminimalkan saat piksel dekat sentroid klasternya yang ditandai dengan nilai keanggotaan tinggi, dan nilai keanggotaan rendah ditetapkan untuk piksel dengan data yang jauh dari sentroid.

Fungsi keanggotaan merupakan representasi probabilitas bahwa suatu piksel termasuk klaster khusus. Dalam algoritma FCM, probabilitas tersebut tergantung hanya pada jarak antara piksel dan masing-masing pusat klaster individu dalam domain ciri. Fungsi keanggotaan dan pusat klaster diperbarui menggunakan persamaan berikut:

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_j - v_i\|}{\|x_j - v_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (2)$$

dan

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m} \quad (3)$$

Dimulai dengan taksiran awal untuk setiap pusat klaster, FCM konvergen pada solusi untuk v_i yang merepresentasikan minimum lokal fungsi *cost*. Konvergensi nilai-nilai ini dapat dideteksi dengan membandingkan perubahan fungsi keanggotaan atau pusat klaster pada dua langkah iterasi berturut-turut.

FCM Spasial

Salah satu karakteristik penting dari objek citra adalah bahwa piksel tetangga terkorelasi tinggi. Dengan kata lain, piksel tetangga tersebut memiliki nilai ciri yang sama, dan mempunyai probabilitas yang tinggi bahwa piksel-piksel tersebut termasuk dalam klaster yang sama.

Hubungan spasial ini sangat penting pada pengklasteran, tetapi tidak digunakan dalam algoritma FCM standar. Untuk memanfaatkan informasi spasial, suatu fungsi spasial didefinisikan sebagai

$$h_{ij} = \sum_{k \in NB(x_j)} u_{ik} \quad (4)$$

dengan $NB(x_j)$ merepresentasikan *window* yang terpusat pada piksel x_j dalam domain spasial. Dalam penelitian ini digunakan *window* 3x3. Fungsi spasial h_{ij} merepresentasikan probabilitas bahwa piksel x_j termasuk klaster ke- i . Fungsi spasial suatu piksel untuk setiap klaster akan bernilai besar jika mayoritas tetangganya termasuk dalam klaster yang sama. Fungsi spasial tergabung dalam fungsi keanggotaan berikut:

$$u_{ij} = \frac{u_{ij}^p h_{ij}^q}{\sum_{k=1}^c u_{kj}^p h_{kj}^q} \quad (5)$$

dengan p dan q adalah parameter untuk mengendalikan kepentingan relatif kedua fungsi.

Dalam daerah homogen, fungsi spasial benar-benar mengukuhkan keanggotaan asli, dan hasil pengklasteran tetap tak berubah. Akan tetapi, untuk piksel berderau, formula ini mengurangi bobot klaster berderau dengan label piksel tetangganya. Hasilnya adalah bahwa piksel tak-terklasifikasi di daerah berderau atau tumpukan palsu dapat dikoreksi dengan mudah. FCM spasial dengan parameter p dan q dinyatakan dengan $sFCM_{p,q}$. Jadi, $sFCM_{1,0}$ identik dengan FCM konvensional.

Pengklasteran adalah proses dua-jalan (*two-pass*) pada setiap iterasi. Jalan pertama adalah sama dengan FCM standar untuk menghitung fungsi keanggotaan dalam domain spektral. Pada jalan kedua, informasi keanggotaan setiap piksel dipetakan ke domain spektral, dan fungsi spasial dihitung dari domain spektral tersebut. Iterasi

FCM diproses dengan keanggotaan baru yang bergabung dengan fungsi spasial. Iterasi akan berhenti pada saat perbedaan maksimum antara dua pusat kluster pada dua iterasi berturut-turut lebih kecil dari nilai ambang. Setelah konvergen, defuzifikasi diterapkan untuk menentukan setiap piksel ke kluster spesifik agar keanggotaan maksimal.

Keaslian penelitian ini adalah: pada metode, perbedaan dengan penelitian yang lalu adalah pada nilai beberapa parameter serta ukuran *window* yang digunakan. Sedang pada objek aplikasi, perbedaannya adalah perangkat lunak akan diaplikasikan pada citra MRI otak normal dan citra MRI otak dengan kelainan, guna membantu tim medis dalam menganalisis lebih lanjut.

3. Metodologi

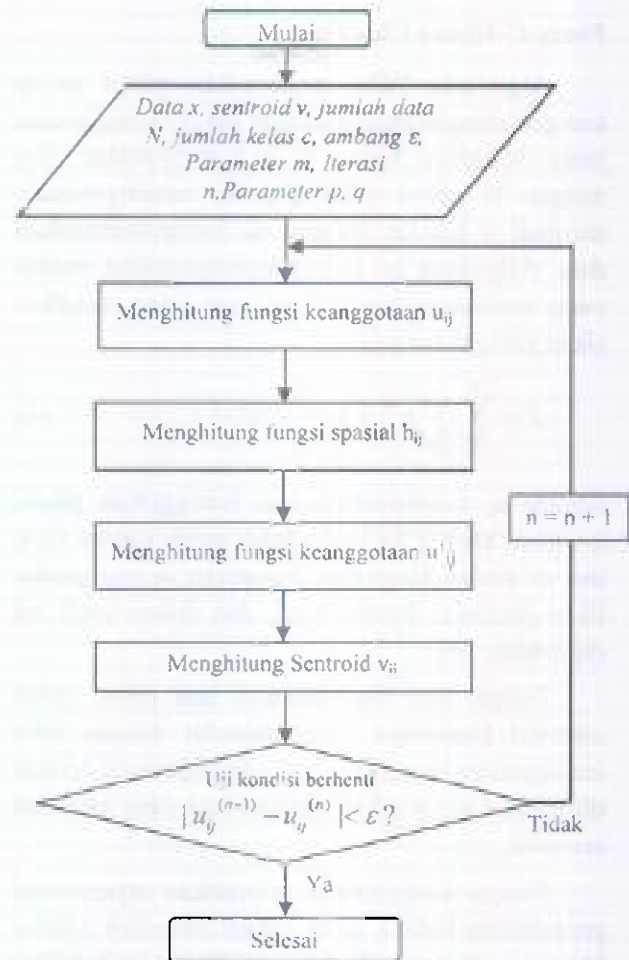
Langkah-langkah dalam penelitian ini secara umum ditunjukkan sesuai diagram alir pada Gambar 1. Objek dalam penelitian ini adalah citra medis MRI otak normal dan citra medis MRI otak dengan kelainan. Sumber data citra sekunder dari *Cranial MRI* (Besese, 1991), sedang data primer dari pasien langsung. Pada setiap citra medis MRI tersebut dilakukan segmentasi sesuai dengan tahapan pada Gambar 1.

4. Hasil dan Pembahasan

Hasil penelitian yang sudah dicapai adalah segmentasi terhadap tiga citra medis MRI yakni Citra MRI otak normal, Citra MRI otak Infark, dan Citra MRI Otak dengan Tumor.

Masing-masing adalah citra *grayscale* dengan ukuran 256x256. Pertama segmentasi dilakukan terhadap Citra MRI otak normal, dengan citra asli pada Gambar 2.

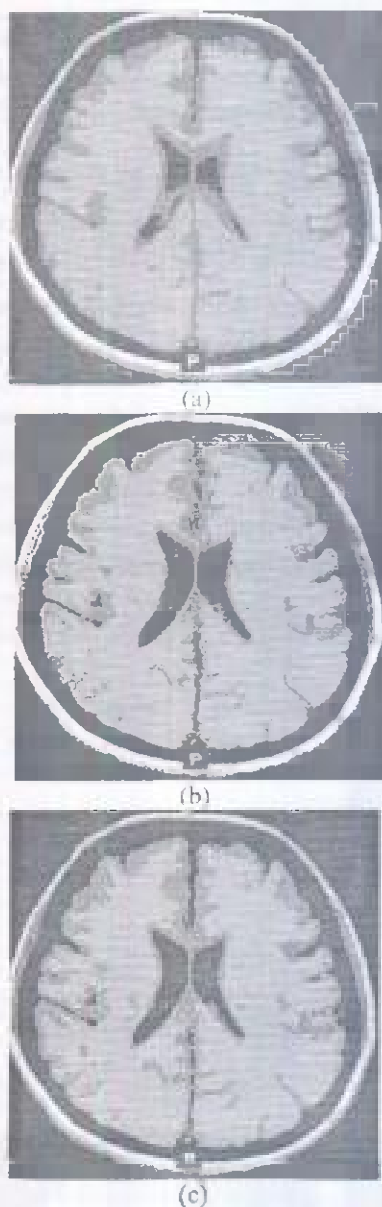
Citra hasil segmentasi 5 level untuk citra normal ditunjukkan pada Gambar 3, dengan parameter (a) $p=2$ dan $q=1$, (b) $p=1$ dan $q=1$, dan (c) $p=1$ dan $q=2$. Tampak jelas dari hasil bahwa citra MRI dapat tersegmentasi dan menunjukkan area-area tertentu, dan hasil pada (b) dan (c) lebih baik dibanding (a).



Gambar 1. Diagram alir langkah penelitian

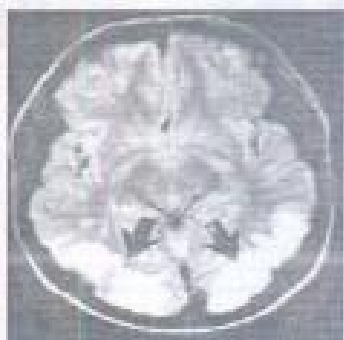


Gambar 2. Citra MRI Otak Normal asli.



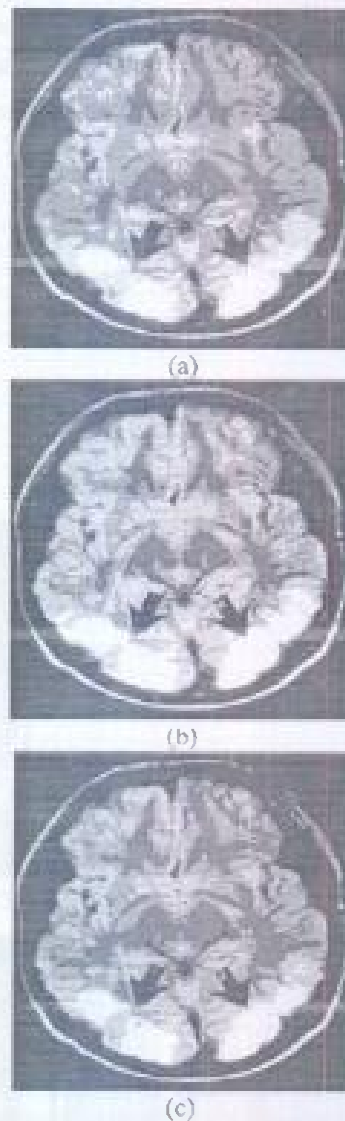
Gambar 3. Citra hasil segmentasi MRI otak Normal dengan nilai parameter p, q yang berbeda.

Selanjutnya dalam penelitian ini dilakukan segmentasi terhadap citra medis MRI otak infark, dengan citra asli ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Citra MRI Infark A

Pada Gambar 5, citra hasil segmentasi dengan parameter (a) $p=2$ dan $q=1$, (b) $p=1$ dan $q=1$, dan (c) $p=1$ dan $q=2$. Tampak jelas hasil segmentasi pada area yang paling putih merupakan kelainan atau ketidaknormalan.



Gambar 5. Citra hasil segmentasi MRI otak Infark dengan nilai parameter p, q yang berbeda.

Kemudian dilakukan segmentasi citra medis MRI tumor. Citra ini berbentuk *grayscale* dengan ukuran 256×256 . Citra MRI tumor asli ditunjukkan pada Gambar 6.

Pada Gambar 7 ditunjukkan citra hasil segmentasi dengan (a) segmentasi 5 level dengan parameter $p=2$ dan $q=1$, (b) segmentasi 5 level dengan parameter $p=1$ dan $q=1$, dan (c) segmentasi 5 level dengan parameter $p=1$ dan $q=2$.

Analisis juga dilakukan dengan menghitung fungsi validitas yaitu partisi *fuzzy* dan struktur ciri.

Fungsi validitas tersebut digunakan untuk mengevaluasi unjukkerja pengklasteran. Gagasan fungsi validitas tersebut adalah bahwa partisi dengan *fuzziness* yang kurang, berarti menunjukkan unjukkerjanya lebih baik. Hasilnya adalah bahwa pengklasteran terbaik dicapai pada saat nilai V_{pc} maksimal atau saat nilai V_{pe} minimal.

Fungsi representasi untuk partisi *fuzzy* adalah koefisien partisi V_{pc} dan entropi partisi V_{pe} yang didefinisikan sebagai

$$V_{pc} = \frac{\sum_j \sum_i u_{ij}^2}{N} \quad (6)$$

dan

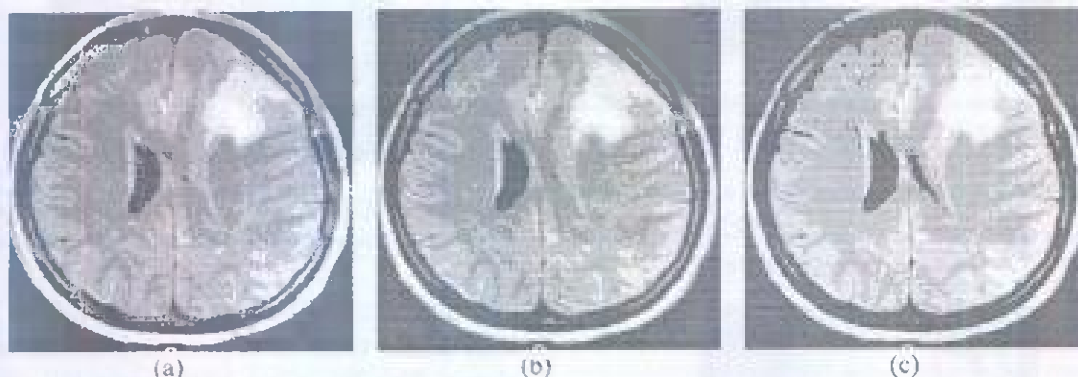
$$V_{pe} = \frac{-\sum_j \sum_i (u_{ij} \log u_{ij})}{N} \quad (7)$$

Dari Tabel 1 terlihat secara keseluruhan untuk nilai V_{pc} di atas 0,85, hal ini menunjukkan bahwa fungsi validitas untuk semua citra MRI otak sudah tinggi. Didapatkan nilai V_{pc} tertinggi dan V_{pe} terendah pada $SFCM_{1,2}$, yang berarti bahwa $SFCM_{1,2}$ memberikan hasil yang relatif lebih baik dibanding $SFCM_{2,1}$ dan $SFCM_{1,1}$.

Secara visual, baik segmentasi pada citra MRI otak normal, citra MRI otak Infark, maupun citra MRI otak tumor, telah ditunjukkan bahwa metode FCM dengan ditambah fungsi spasial pada nilai keanggotannya, mampu untuk mensegmen atau membagi citra ke dalam area-area atau bagian-bagian tertentu yang ingin ditonjolkan, serta dapat memberikan batas-batas yang lebih tegas antar area, sehingga hasil citra tersegmentasi dapat untuk dianalisis lebih lanjut secara lebih tepat.



Gambar 6. Citra MRI E asli.



Gambar 7. Citra hasil segmentasi MRI otak kelainan dengan nilai parameter p, q berbeda.

Tabel 1. Nilai V_{pc} dan V_{pe}

Citra	V_{pc} $FCMS_{2,1}$	V_{pe} $FCMS_{2,1}$	V_{pc} $FCMS_{1,1}$	V_{pe} $FCMS_{1,1}$	V_{pc} $FCMS_{1,2}$	V_{pe} $FCMS_{1,2}$
Normal	0,931	0,135	0,941	0,078	0,967	0,052
Infark	0,919	0,155	0,932	0,128	0,957	0,092
Tumor	0,899	0,180	0,919	0,158	0,938	0,098

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmed, M.N., Yamany. S.M., Nevin A. Mohamed, A. Farag, T. Moriarty, 2002, "A modified fuzzy c-means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data", *IEEE Transaction on Medical Imaging*; 21:193-9.
- Besese, J.H., 1991, "Cranial MRI, A Teaching File Approach", McGraw-Hill, International Edition, Medical Series.
- Clark, M.C., L.O. Hall, D.B. Goldgof, L.P. Clarke, R.P. Velthuisen, M.S. Silbiger, 1994, "MRI segmentation using fuzzy clustering techniques", *IEEE Engineering Medical Biology*; 13: 730-42.
- Gonzales, R.C., R.E. Woods, S.L. Eddins, 2004, "Digital Image Processing using Matlab", Pearson Prentice Hall, Inc., New Jersey.
- Martinez, J.C., D. Sanchez, B.P. Suarez, E.G. Perales, M.A. Vila, 2003, "A Hierarchical Approach to Fuzzy Segmentation of Colour Images", *The IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, 966-971.
- Pedrycz, W., J. Waletzky, 1997 "Fuzzy clustering with partial supervision", *IEEE Transaction on System of Management Cybernetics*; 27: 787-95.
- Schulze, M.A., J.A. Pearce, 1993, "Linear Combinations of Morphological Operators: The Midrange, Pseudomedian, and LOCO Filters", *IEEE International Conference, Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol. V, pp. 57-60.
- Sharifi, M., M. Fathy, M.T. Mahmoudi, 2002, "A classified and comparative study of edge detection algorithms", *International Conference on IT: Coding and Computing, Proceedings*.
- Soesanti, I, 2008, "Kompresi Citra Medis Menggunakan Alihragam Kosinus Diskret dan Sistem Logika Fuzzy Adaptif ", *Semesta Teknik (FT UMY) Vol.11, No 1, Mei 2008*, hal. 1 - 7.
- Soesanti, I, 2008, "Aplikasi Tapis Adaptif untuk Pengurangan Derau pada Citra Satelit", *Forum Teknik (FT UGM) Vol. 32, No. 1, Januari 2008*.
- Soesanti, I, 2008, "Pengurangan Derau Citra Medis Menggunakan Tapis Adaptif", *Media Teknik (FT UGM) No. 2 Th. XXX, Mei 2008*, hal. 167 - 174.
- Yang, M.S., Y.J. Hu, K.C.R. Lin, C.C.L. Lin, 2002, "Segmentation Techniques for Tissue Differentiation in MRI of Ophthalmology Using Fuzzy Clustering Alg.", *MRI Journal*; 20: 173-9.