

Analisis Komputasi pada Segmentasi Citra Medis Adaptif Berbasis Logika *Fuzzy* Teroptimasi

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 objective of this research is to analyze the computation of medical image adaptive segmentation based on optimized fuzzy logic. The success of the image analysis system depends on the quality of the segmentation. The image segmentation is separating the image into regions that are meaningful for a given purpose. In this research, the Fuzzy C-Means (FCM) algorithm with spatial information is presented to segment Magnetic Resonance Imaging (MRI) medical images. The FCM clustering utilizes the distance between pixels and cluster centers in the spectral domain to compute the membership function. The pixels of an object in image are highly correlated, and this spatial information is an important characteristic that can be used to aid their labeling. This scheme greatly reduces the effect of noise. The FCM method successfully classifies the brain MRI images into five clusters. This technique is therefore a powerful method in computation for noisy image segmentation.

Keywords: *computation analysis, MRI Medical image, adaptive image segmentation, fuzzy c-means*

1. Pendahuluan

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* (Jain, 1995; Soesanti, 2009).

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 didapatkan informasi batasan-batasan objek dengan jelas, misalnya untuk keperluan deteksi sel tumor pada pasien. Informasi ini sangat membantu tenaga medis secara objektif dan akurat untuk 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. Algoritma FCM modifikasi diharapkan dapat memberikan hasil yang baik pada citra berderau, dengan cara menggabungkan informasi piksel tetangganya.

Tujuan penelitian ini adalah menganalisis komputasi pada aplikasi Logika *Fuzzy* Teroptimasi yakni *Fuzzy C-Means Clustering* dengan informasi spasial untuk mengurangi pengaruh derau pada segmentasi citra medis.

Dalam metode yang dikembangkan ini digabungkan informasi spasial, dan bobot keanggotaan setiap klaster diubah setelah memperhitungkan distribusi klaster pada tetangga. Skema ini bermaksud untuk meminimalkan pengaruh derau. Dalam penelitian ini dilakukan segmentasi terhadap sebuah citra medis MRI otak (Besese, 1991). Orisinalitas dalam penelitian ini adalah pada metode: ukuran *window* yang digunakan adalah 3x3, karena dengan informasi spasial berbasis *window* 3x3 diharapkan tidak akan mengurangi atau mengubah informasi pada citra. Hal ini berbeda dengan penelitian yang dilakukan

oleh Das, dkk., 2006. Sedang orisinalitas pada objek yakni dalam penelitian ini metode diterapkan pada citra MRI otak (data primer dari pasien) dengan ditambah derau Gaussian 2%, 4%, 6%, 8%, dan 10%, berbeda dengan penelitian sebelumnya (Sun, 2001).

2. Fundamental

Segmentasi citra merupakan kegiatan yang sangat diperlukan dalam usaha memahami ciri citra secara lengkap. Segmentasi citra merupakan salah satu proses dalam pengolahan citra yang sulit (Gonzales, 2008). Keakuratan segmentasi menentukan keberhasilan dalam analisis suatu citra. Algoritma segmentasi citra 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 area 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.

Beberapa peneliti telah mengembangkan metode-metode segmentasi citra (Clark, 1994; Yang, 2002). Akan tetapi pada metode-metode tersebut tidak memanfaatkan informasi multispektral isyarat MRI. Pengklasteran *fuzzy c-means* merupakan teknik tak-terbimbing yang berhasil diterapkan untuk analisis ciri, pengklasteran, dan rancangan pengklasifikasi dalam bidang-bidang seperti astronomi, geologi, segmentasi citra, dan sebagainya.

Suatu citra dapat direpresentasikan dalam berbagai ruang ciri, dan algoritma FCM mengklasifikasi citra dengan mengelompokkan titik-titik data yang serupa dalam ruang ciri ke dalam klaster. Pengklasteran ini dicapai secara iteratif meminimisasi fungsi *cost* yang tergantung pada jarak piksel ke pusat klaster dalam domain ciri. Piksel-piksel pada suatu citra pada dasarnya mempunyai korelasi kuat, piksel yang dekat dengan

tetangga mempunyai data ciri yang hampir sama, sehingga relasi spasial dari piksel tetangga merupakan karakteristik penting yang sangat membantu dalam segmentasi citra (Das, 2006, Khaligi, 2002, Huang, 2004, Ma, 2006, Shan, 2008). 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. Dalam penelitian ini Logika *Fuzzy* Teroptimasi yakni *Fuzzy C-Means Clustering* dengan informasi spasial diaplikasikan untuk mengurangi pengaruh derau pada segmentasi citra medis. Segmentasi dilakukan pada citra medis MRI otak dengan besar derau Gaussian yang berbeda-beda.

3. Metodologi

Fuzzy C-Means Clustering

Algoritma FCM menetapkan piksel setiap kategori dengan menggunakan fungsi keanggotaan *fuzzy*. Jika $X=(x_1, x_2, \dots, x_N)$ menyatakan citra dengan N piksel yang dipartisi 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 $m=2$.

Fungsi keanggotaan merepresentasikan probabilitas bahwa suatu piksel termasuk klaster khusus. Probabilitas ini tergantung hanya pada jarak antara piksel dan masing-masing pusat klaster individu dalam domain ciri. Fungsi keanggotaan dan pusat klaster diperbarui menggunakan persamaan:

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

dan

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

dengan $u_{ij} \in [0, 1]$.

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

FCM Spasial

Salah satu karakteristik penting dari citra adalah bahwa piksel tetangga berkorelasi tinggi (Das, 2006, Khaligi, 2002, Huang, 2004, Ma, 2006, Shan, 2008). Dengan kata lain, piksel tetangga tersebut memiliki nilai ciri yang sama, dan mempunyai probabilitas yang tinggi bahwa piksel-piksel tersebut termasuk dalam kluster yang sama. Hubungan spasial ini sangat penting dan 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 kluster ke- i . Fungsi spasial suatu piksel untuk sebuah kluster akan bernilai besar jika mayoritas tetangganya termasuk dalam kluster 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 kluster berderau dengan label piksel tetangganya, sehingga piksel-piksel pada daerah berderau dapat dikoreksi nilai keanggotaannya dan terklasifikasi dengan tepat.

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

4. Hasil dan Pembahasan

Pada metode ini yang digunakan pada penelitian ini ditetapkan ambang yang menentukan apakah nilai-nilai fungsi keanggotaan yang diperoleh telah konvergen atau belum. Jika selisih antara nilai-nilai fungsi keanggotaan pada iterasi sekarang dengan iterasi sebelumnya masih sama atau lebih besar dari ambang maka iterasi akan dilanjutkan, dan jika nilai-nilai fungsi keanggotaan yang diperoleh telah mencapai kurang dari nilai ambang yang ditetapkan maka dianggap hasil telah konvergen, dan nilai-nilai fungsi keanggotaan terakhir inilah yang akan disimpan dan digunakan untuk proses selanjutnya.

Dengan demikian, dapat dikatakan bahwa jika nilai ambang yang ditetapkan semakin besar maka keadaan konvergen akan lebih cepat diperoleh dengan jumlah iterasi yang lebih sedikit atau waktu lebih pendek, dan jika semakin kecil nilai ambangnya maka keadaan konvergen akan lebih lama diperoleh dengan jumlah iterasi yang lebih banyak atau waktu lebih panjang.

Pada bagian penelitian ini, dicoba untuk menganalisis unjukkerja metode yang digunakan berdasar jumlah iterasi yang diperlukan untuk memperoleh nilai-nilai fungsi keanggotaan yang

konvergen pada tiap-tiap citra. Citra yang diamati di sini sama dengan salah satu citra yang digunakan pada penelitian lalu (Soesanti, dkk, 2010): Citra MRI normal, Citra MRI otak normal dengan Derau Gaussian 2%, Citra MRI otak normal dengan Derau Gaussian 4%, Citra MRI otak normal dengan Derau Gaussian 6%, Citra MRI otak normal dengan Derau Gaussian 8%, dan yang terakhir adalah Citra MRI otak normal dengan Derau Gaussian 10%, citra MRI P, Q, dan R. Semua citra yang digunakan ini juga citra *grayscale* dengan ukuran 256x256.

Dari hasil pengamatan yang diperoleh untuk jumlah iterasi yang diperlukan, maka diperoleh seperti yang dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Jumlah iterasi untuk segmentasi citra

No.	Citra MRI	Jumlah Iterasi
1	Normal	7
2	Normal dengan derau Gaussian 2%	7
3	Normal dengan derau Gaussian 4%	7
4	Normal dengan derau Gaussian 6%	7
5	Normal dengan derau Gaussian 8%	7
6	Normal dengan derau Gaussian 10%	7

Pada Tabel 1 terlihat bahwa untuk citra MRI otak normal tanpa ataupun dengan derau, jumlah iterasi yang diperlukan adalah sama. Hal ini berarti bahwa ada atau tidaknya derau, serta kecil ataupun membesarnya derau tidak mempengaruhi jumlah iterasi yang dibutuhkan. Hal ini semakin mempertegas bahwa metode ini mempunyai ketahanan terhadap derau Gaussian.



Gambar 1. citra MRI asli

Dengan lebih banyaknya area-area yang mempunyai batas-batas yang kurang jelas, maka

dimungkinkan juga lebih banyak nilai-nilai fungsi keanggotaan yang membutuhkan waktu lebih lama untuk mencapai keadaan.

Saat proses segmentasi maka nilai-nilai v awal akan berubah sesuai dengan perubahan nilai-nilai fungsi keanggotaan. Dengan berubahnya nilai v dan u ini maka untuk tiap iterasi juga menghasilkan citra yang berbeda-beda juga secara visual.

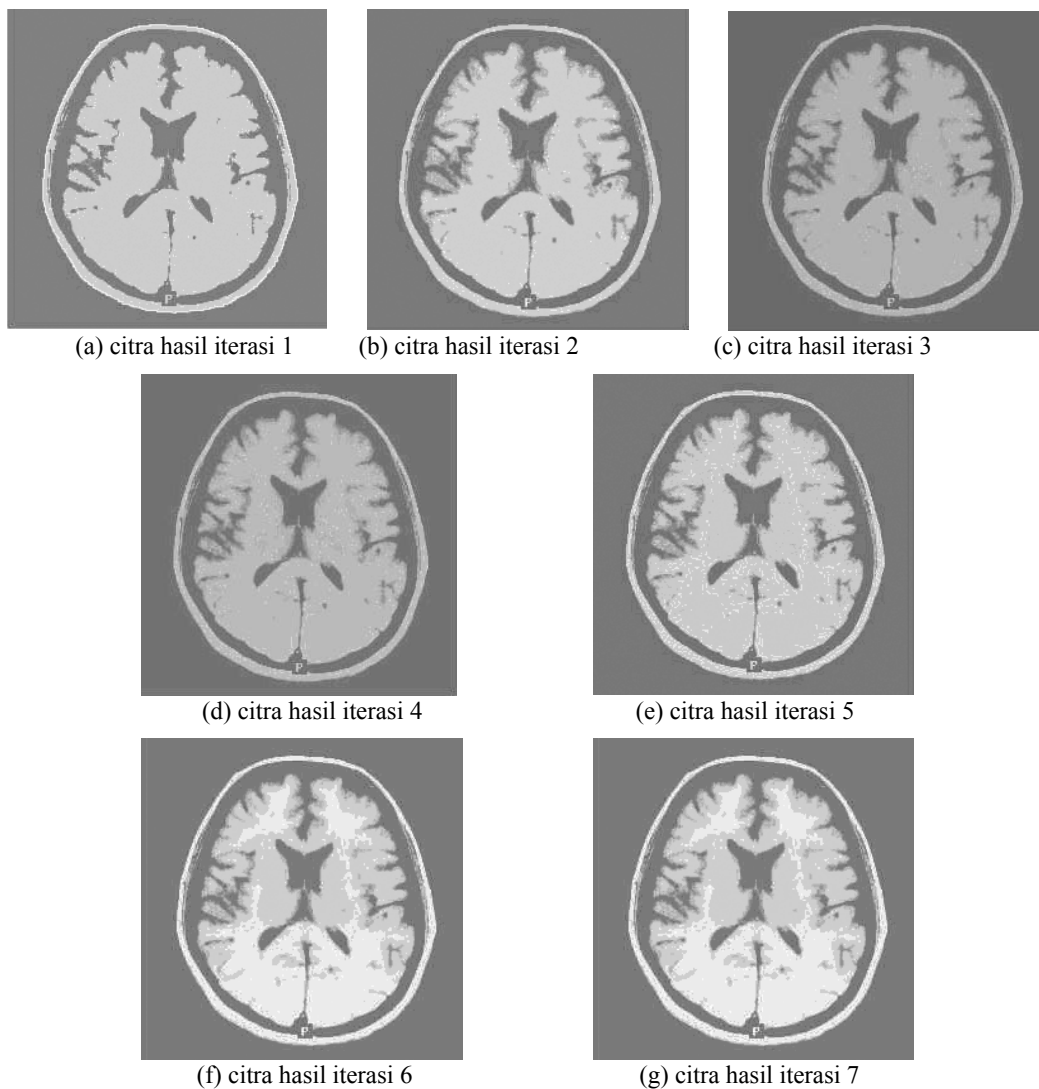
Perubahan ini akan terlihat pada tiap iterasi yang dapat diuraikan sebagai berikut. Pada Gambar 1 ditunjukkan citra asli, sedang citra hasil segmentasi untuk tiap iterasi berturut-turut ditunjukkan pada Gambar 2(a) sampai dengan 2(g).

Untuk tiap iterasi maka selisih nilai-nilai fungsi keanggotaan dengan iterasi sebelumnya akan mengecil sedemikian hingga konvergen dan sampai pada nilai yang lebih kecil dari ambang, dengan nilai ambang 0,02. Untuk citra yang tanpa derau nilai selisih ini mengecil untuk setiap iterasi, demikian juga untuk citra yang berderau Gaussian. Pada citra berderau dengan tingkat derau yang berbeda, selisih fungsi keanggotaan menunjukkan nilai yang sama pada tiap iterasi. Pada Gambar 3 ditunjukkan grafik mengecilnya selisih nilai fungsi keanggotaan, baik untuk citra tanpa derau maupun untuk citra dengan derau Gaussian.

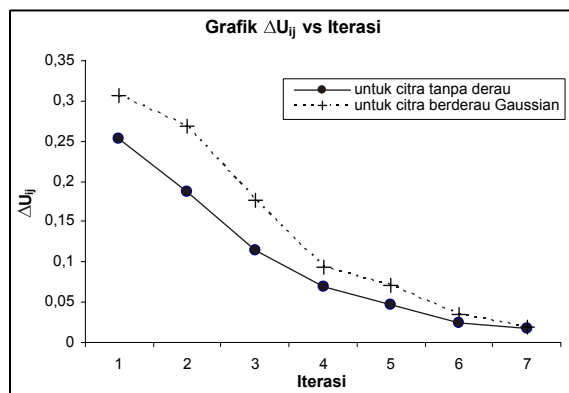
Jika kondisi ini telah tercapai maka secara otomatis proses iterasi berhenti dan nilai keanggotaan dan pusat klaster terakhir inilah yang akan digunakan dalam defuzifikasi sehingga menghasilkan citra tersegmentasi seperti yang diharapkan.

Dari uraian di atas terkait analisis terhadap komputasi yakni jumlah iterasi yang dibutuhkan untuk mencapai keadaan konvergen, maka dapat diberikan pertimbangan atas beberapa hal berikut:

1. Nilai ambang yang ditetapkan (0,02), jika semakin kecil nilai ambang yang harus dicapai maka semakin banyak jumlah iterasi yang diperlukan, dan sebaliknya jika nilai ambang semakin besar maka semakin sedikit iterasi yang dibutuhkan.
2. Jumlah iterasi yang dibutuhkan juga sangat tergantung pada citra input yang akan disegmentasi. Untuk citra yang berbeda dapat dibutuhkan jumlah iterasi yang berbeda juga, walaupun ukuran atau jumlah pikselnya sama.



Gambar 2. Citra hasil segmentasi tiap iterasi



Gambar 3. Grafik penurunan selisih nilai fungsi keanggotaan (Δu_{ij}) tiap iterasi untuk citra tanpa derau dan citra berderau Gaussian

3. Jumlah iterasi berpengaruh langsung terhadap waktu komputasi. Semakin banyak jumlah iterasi yang dibutuhkan tentu saja akan semakin panjang waktu yang diperlukan.
4. Jumlah komputasi dan waktu yang dibutuhkan akan dipengaruhi oleh jumlah piksel yang akan diolah.

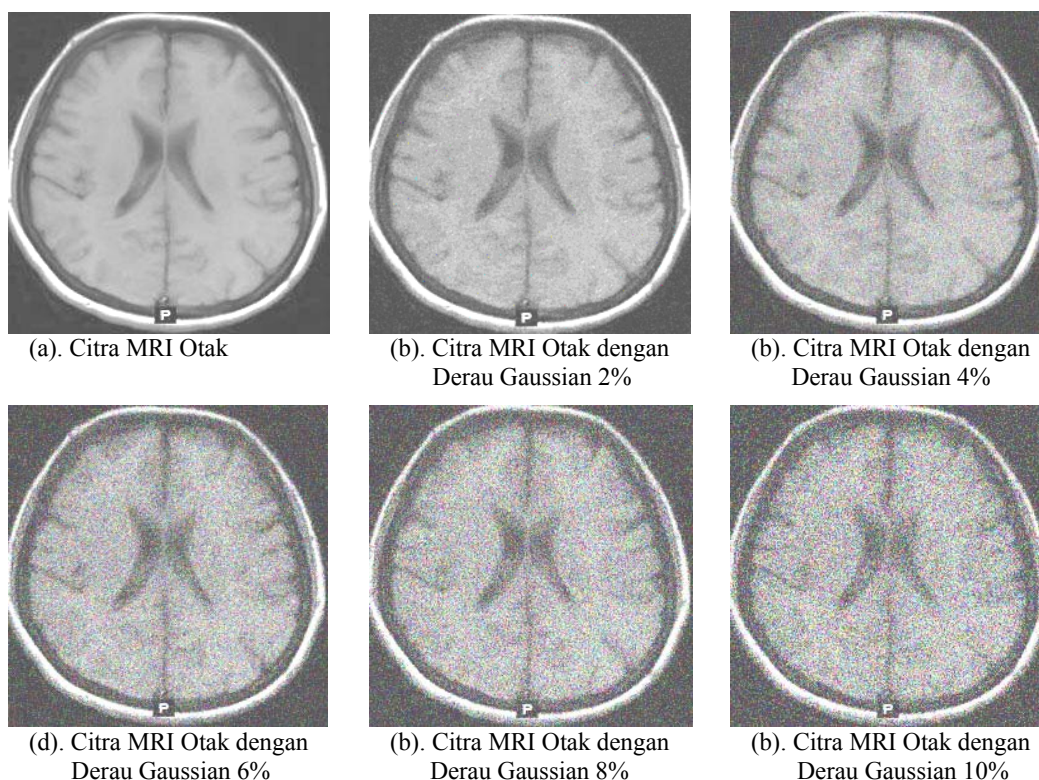
Pada penelitian ini semua citra MRI yang digunakan semua berukuran 256 x 256. Namun jika metode ini diterapkan untuk ukuran citra yang lebih kecil tentunya akan mengurangi jumlah komputasi, sehingga juga akan berakibat mengurangi waktu yang akan dibutuhkan, sebaliknya jika metode ini diterapkan untuk citra dengan jumlah piksel yang lebih besar juga akan menambah panjang waktu yang akan dibutuhkan.

Namun demikian, jumlah iterasi yang sedikit serta waktu komputasi yang singkat bukan satu-satunya target yang ingin dicapai oleh metode ini. Artinya bahwa tidak akan diterapkan ambang yang besar hanya untuk mencapai jumlah iterasi yang sekecil mungkin, namun nilai fungsi keanggotaan belum benar-benar konvergen serta secara visual citra hasil segmentasi masih jauh dari yang

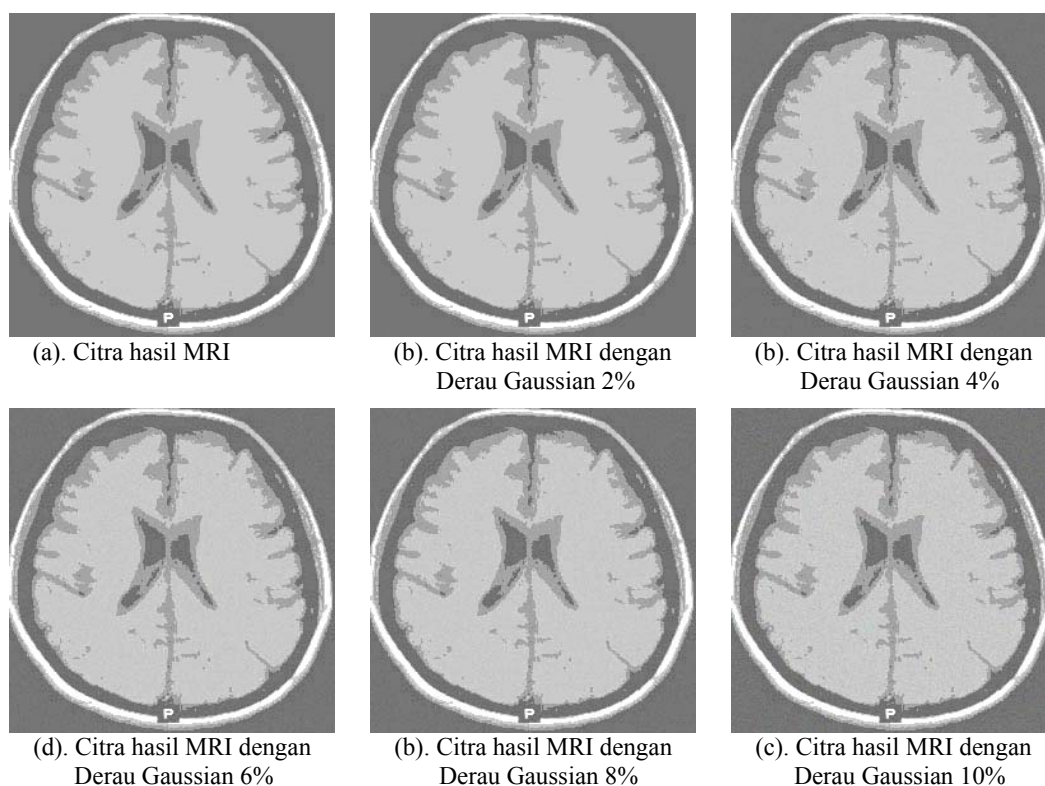
diharapkan. Hal ini disebabkan jika ini terjadi maka akan dapat mempengaruhi kualitas citra tersegmentasi yang akan dianalisis lebih lanjut. Misalnya jika pada citra otak terdapat lesi atau kelainan yang kecil, maka jika segmentasi yang dilakukan belum sempurna, maka dimungkinkan secara visual lesi ini akan tidak tampak sehingga analisis bisa tidak tepat.

Penelitian selanjutnya dilakukan segmentasi terhadap lima citra medis MRI yakni Citra MRI otak normal, Citra MRI otak normal dengan Derau Gaussian 2%, Citra MRI otak normal dengan Derau Gaussian 4%, Citra MRI otak normal dengan Derau Gaussian 6%, Citra MRI otak normal dengan Derau Gaussian 8%, dan yang terakhir adalah Citra MRI otak normal dengan Derau Gaussian 10%. Semua citra yang digunakan ini adalah citra *grayscale* dengan ukuran 256x256.

Segmentasi dilakukan terhadap Citra MRI otak normal, dengan citra asli baik tanpa derau maupun dengan derau seperti terlihat pada Gambar 4. Dan citra hasil segmentasi 5 level untuk citra MRI Otak normal ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 4. Citra MRI Otak Normal asli tanpa dan dengan derau



Gambar 5. Hasil segmentasi citra MRI Otak Normal tanpa dan dengan derau

Derau Gaussian merupakan derau yang bersifat aditif, dan dapat mengubah nilai-nilai piksel citra, serta secara visual juga akan berubah. Semakin besar prosentase derau yang diberikan maka akan semakin berubah nilai-nilai pikselnya jika dibanding dengan citra aslinya. Sedang secara visual citra juga akan semakin buruk. Jika hal ini terjadi pada citra medis dan dilakukan segmentasi yang tidak mempunyai kekebalan terhadap derau, maka akan mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap citra hasil segmentasi, sehingga dapat mempengaruhi analisis baik secara kuantitatif maupun secara kualitatif.

5. Kesimpulan

Metode Logika *Fuzzy* teroptimasi yakni metode FCM dengan ditambah informasi spasial mampu untuk mensegmentasi secara adaptif citra medis MRI otak tanpa dan dengan derau sehingga didapatkan hasil citra tersegmentasi dengan pengaruh derau yang dapat diminimalkan. Dengan metode FCM yang ditambah informasi spasial ini dibutuhkan

panjang komputasi yang relatif sedikit baik untuk citra tanpa maupun dengan derau.

Daftar Pustaka

- Ahmed, M.N., S.M. Yamany, Nevin A. Mohamed, A. Farag, T. Moriarty, "A Modified Fuzzy C-Means Algorithm for Bias Field Estimation and Segmentation of MRI Data", *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 2002, 21:193–9.
- Besese, J.H., "Cranial MRI, A Teaching File Approach", McGraw-Hill, International Edition, Medical Series, 1991.
- Clark, M.C., L.O. Hall., D.B. Goldgof, L.P. Clarke, R.P. Velthnizen, M.S. Silbiger, "MRI Segmentation Using Fuzzy Clustering Techniques", *IEEE Engineering on Medical Biology*, 13, 1994, pp 730 – 742.
- Das, S., A. Abraham, A. Konar, "Spatial Information Based Image Segmentation Using a Modified Particle Swarm Optimization Algorithm", Seoul, 2006.
- Gonzalez, R.C., R.E. Woods, "Digital Image Processing, Third Edition", Pearson Prentice Hall, New Jersey, 2008.

- Huang, C.H., J.D. Lee, "Improving MMI with Enhanced-FCM for The Fusion of Brain MR and SPECT Images", IEEE, 2004.
- Jain, A.K., "*Fundamental of Digital Image Processing*", Prentice-Hall, Inc., New Jersey, 1995.
- Khaligi, M.M., H.S. Zadeh, C. Lucas, "Unsupervised MRI Segmentation with Spatial Connectivity", Proceeding of SPIE Int. Symposium on Medical Imaging, San Diego, 2002.
- Ma, L., Lu, L.P., Zhu, L., "Unsupervised Texture Segmentation Based on Multiscale Local Binary Pattern and FCM Clustering", China, 2006.
- Pedrycz, W., J. Waletzky, 1997, "Fuzzy Clustering With Partial Supervision", IEEE Transaction on Syst. Man. Cybern. Part B Cybern., 27, 787 – 795.
- Schulze, M.A., Pearce, J.A., 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.
- Shan, S., A.J. Szameitat, A. Sterr, "Detection of Infarct Lesions from Single MRI Modality using Inconsistency between Voxel Intensity and Spatial Location-A 3D Automatic Approach, Published Journal Articles and Book Chapter from The Department of Psychology, University of Surrey, 2008.
- Soesanti, I., "Analisis Citra Medis Menggunakan Segmentasi Adaptif", Jurnal JITEE vol 1, Teknik Elektro UGM, Yogyakarta, 2009.
- Soesanti, I., A. Susanto, T. S. Widodo, M. Tjokronegoro, "Segmentasi Citra Adaptif Berbasis Logika *Fuzzy* Teroptimasi untuk Analisis Citra Medis, Forum Teknik Vol. 33, No. 1, Yogyakarta, Januari 2010.
- Sun, S.G., and H.W. Park, "Segmentation of forward-looking infrared image using fuzzy thresholding and edge detection", *Optical Engineering*, Vol. 40 No. 11, November 2001, pp.2638–2645.
- Yang, M.S., Hu, Y.J., Lin, K.C.R., Lin, C.C.L., 2002, "Segmentation Techniques for Tissue Differentiation in MRI of Ophthalmology Using Fuzzy Clustering Alg.", *MRI Journal*, 20:173–9.