

INTEGRASI FUZZY C-MEANS DAN METODE LEVEL SET UNTUK OTOMATISASI SEGMENTASI CITRA MEDIS

Rony Wijanarko^{1*}, Ricardus Anggi Pramunendar², Vincent Suhartono²

¹ Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Wahid Hasyim
Jl. Menoreh Tengah X/22, Sampangan, Semarang 50236.

² Jurusan Teknik Informatika, Pascasarjana MTI, Universitas Dian Nuswantoro
Jl. Imam Bonjol No.205, Lt.2, Semarang.

*Email: ronywijanarko@gmail.com

Abstrak

Segmentasi pada citra medis, seperti X-Rays, Magnetic Resonance (MR), Computer Tomography (CT), Positron Emission Tomography (PET), dan lain-lain merupakan langkah awal yang penting dan sangat menentukan proses analisis data medis dalam visualisasi data pasien dan sebagai panduan dalam operasi. Masalah segmentasi citra medis menjadi sulit, ketika citra yang di proses memiliki resolusi rendah, kontras yang lemah, dan memiliki banyak noise. Pada penelitian ini penulis mengusulkan Integrasi Metode Fuzzy C-Means untuk otomatisasi penentuan parameter pada metode level set sehingga dapat di gunakan untuk segmentasi citra medis secara universal. Data awal diolah dengan menggunakan FCM untuk mendapatkan pusat cluster, dari data image fcm yang didapatkan kemudian proses segmentasi dilanjutkan dengan menggunakan metode level set untuk mendapatkan segmentasi yang lebih baik. Kinerja metode segmentasi citra medis dengan menggunakan metode ini meningkat dengan data pengukuran hasil eksperimen adalah Accuracy 97.99, Precision 95.47, Recall 95.20, AUC 0.96 (excellent classification), Kappa 0.94 (Almost Perfect / perfect) dan RMSE 0.14. Selain itu Metode yang diusulkan juga mampu mempersingkat waktu pemrosesan untuk melakukan segmentasi citra medis.

***Kata kunci:** citra medis, Fuzzy C- Means, metode level set, segmentasi*

1. PENDAHULUAN

Segmentasi pada citra medis, seperti X-Rays, Magnetic Resonance (MR), Computer Tomography (CT) dan lain-lain merupakan langkah awal yang penting dan sangat menentukan proses analisis data medis dalam visualisasi data pasien dan sebagai panduan dalam operasi. Proses pengambilan data citra dalam jumlah besar dengan karakter citra yang kompleks menjadikan pengolahan dan analisis citra medis secara otomatis (Maulik, 2009) diperlukan. Segmentasi citra medis di perlukan untuk memisahkan object ROI (Region Of Interest) dari sub-daerah yang lainnya, sehingga obyek yang tersegmentasi dapat digunakan untuk keperluan analisa.

Segmentasi Manual bisa dilakukan akan tetapi memerlukan waktu yang lama dan hasilnya sangat tergantung pada variabilitas operator. Hasil dari segmentasi citra medis harus akurat karena ketidak akuratan hasil segmentasi akan mempengaruhi proses analisis berikutnya. Hasil segmentasi citra medis ini digunakan untuk membantu tenaga medis untuk memberikan gambaran yang jelas terhadap pemeriksaan struktur anatomi, identifikasi penyakit, dan pelacakan perkembangan diagnosa, bahkan untuk perencanaan bedah dan operasi dan simulasi (He dkk., 2008).

Segmentasi pada citra medis merupakan proses yang sulit karena citra medis memiliki karakter khusus yaitu : Pertama, noise dapat mengubah intensitas piksel sehingga klasifikasi menjadi tidak pasti. Kedua, Citra medis memiliki kontras yang lemah. Ketiga, Citra medis memiliki resolusi rendah (Withey dan Koles, 2007) (Cárdene dkk., 2009) . Segmentasi pada kasus citra medis memerlukan teknik yang khusus. Tidak seperti citra non medis, citra yang dihasilkan dari peralatan medis memiliki karakter yang khas yaitu hanya memiliki intensitas warna putih, hitam, dan abu-abu, apalagi pada liver citra dapat bercampur dengan organ - organ dan jaringan lain seperti hati, lambung, ginjal kanan, pembuluh darah usus, dinding perut dan dinding dada bagian bawah dan lain-lain yang mengakibatkan artefak tertutup dan bisa mengaburkan organ inti.

Teknik segmentasi di bidang medis dapat di kelompokkan menjadi 3 kategori yaitu, teknik thresholding, teknik clustering dan deformable model (Ma dkk., 2010). Ketika citra memiliki struktur warna yang terlihat jelas Metode tresholding bisa digunakan. Prosedur algoritma ini tidak terlalu kompleks dan memiliki komputasi yang efisien. Namun karena ketergantungan mereka pada

nilai treshold, algoritma ini sangat rentan terhadap noise, dan sulit untuk diterapkan pada citra multi-channel seperti pada citra medis (Ma dkk., 2010).

Segmentasi teknik clustering juga memiliki komputasi yang efisien. Informasi struktur dapat dengan mudah digunakan dalam algoritma ini. Ketika struktur citra medis memiliki karakter teratur dan tidak banyak dipengaruhi oleh noise, teknik ini dapat mencapai hasil yang lebih baik (Bezdek JC dan Hall, 1993). Namun, teknik ini juga sensitif terhadap noise. Ketepatan segmentasi sangat tergantung pada jumlah cluster, posisi poin awal dan penentuan parameter yang digunakan dalam teknik clustering harus tepat. Teknik ini jarang digunakan secara sendiri tetapi digunakan sebagai pra-segmentasi yang efisien dan otomatisasi segmentasi citra medis (Suri dkk., 2002).

Teknik Deformable Model banyak di kembangkan beberapa tahun terakhir ini karena terbukti handal, effective dan robust. Deformable model yang banyak dikembangkan adalah Metode Level set (Jiang dkk., 2009). Metode Level Set pertama kali dikenalkan dan dikembangkan oleh Osher dan Sethian (Osher dan Sethian, 1988). Metode ini merupakan turunan dari Dynamic Implicit Interfaces dan Partial Differential Equations (PDEs). Keunggulan dari metode ini adalah memiliki perhitungan numeric yang stabil dan memiliki kapasitas topologi yang adaptif. Chan dan Vese mengajukan metode level set model Chan-Vese (Chan dan Vese, 2001) dan dikembangkan pada CV Mumford dan Shah (Mumford, 1989) model segmentasi yang dapat mengatasi topologi yang bervariasi dan memiliki kemampuan dalam mengenali batas tepi region-based dan dapat mengatasi beberapa kendala yang ada dalam edge-based.

Akan tetapi Level set mempunyai kelemahan yaitu jumlah iterasi yang besar dan re-inisialisasi di setiap iterasi, yang memakan waktu dan membatasi kecepatan konvergensi serta menurunkan efisiensi. Akurasi dan performa metode ini sangat tergantung pada penentuan lokasi kontur awal. Selain itu pada fase ke-2 model CV tidak dapat mensegmentasi multi-objek dari citra medis secara efektif. Chan dan Vese (Vese dan Chan, 2002) mengusulkan model CV multi-fase, yang bisa mendeteksi multi-obyek citra medis, tetapi memiliki akurasi yang buruk pada lokasi multi-kontur dan banyak menyita waktu.

Selain itu, untuk menggunakan metode ini secara langsung, dirasa kurang efektif. Karena dalam penggunaan metode masih membutuhkan ahli radiologi, dengan berdasar keahlian dan pengalaman mereka untuk mengatur dan menyesuaikan parameter untuk mengoptimalkan performa. Prosedur seperti ini hasilnya sangat subyektif tergantung dari operator dan untuk mendapatkan hasil yang sesuai kebutuhan prosesnya menjadi sangat melelahkan. Selain performa dan hasil yang akurat, otomatisasi dalam penggunaan algoritma sering menentukan apakah algoritma segmentasi bisa diterima di klinik medis atau tidak (Yushkevich dkk., 2006).

Untuk meningkatkan performa dan otomatisasi metode level set diterapkan metode intelligent system (Suri dkk., 2002). Salah satu metode Intelligent system yang dapat diterapkan pada level set adalah Fuzzy C-Means. Fuzzy C-Means menggunakan model pengelompokan fuzzy sehingga data dapat menjadi anggota dari semua kelas atau cluster yang terbentuk dengan derajat atau tingkat keanggotaan yang berbeda antara 0 hingga 1. Tingkat keberadaan data dalam suatu kelas atau cluster ditentukan oleh derajat keanggotaannya. Teknik ini pertama kali diperkenalkan oleh Jim Bezdek (Bezdek JC dan Hall, 1993). Ks chuang et al mengusulkan perbaikan pada metode fuzzy c-means dengan untuk segmentasi citra dengan fungsi pembobotan keanggotaan dalam batasan spasial (Chuang dkk., 2006). Keuntungan dari metode ini adalah (1) ia menghasilkan daerah lebih homogen dibandingkan dengan metode lain, (2) mengurangi blobs tersebar, (3) menghilangkan bintik-bintik noise, dan (4) dapat meminimalisir tingkat sensitif terhadap noise. Teknik ini adalah metode yang bagus untuk segmentasi citra noise dan dapat berjalan dengan baik untuk data single dan multi-fitur dengan informasi spasial. Akan tetapi jika diterapkan pada citra medis metode ini kurang akurat.

Dengan memperhatikan kelebihan dan kekurangan dari beberapa metode diatas, pada penelitian ini kami mengusulkan Integrasi Metode Fuzzy C-Means untuk otomatisasi penentuan parameter dan peningkatan performa metode level set. Diharapkan metode ini bisa di gunakan untuk segmentasi citra medis secara universal dari citra yang dihasilkan dari peralatan medis antara lain X-Rays, Magnetic Resonance (MR), Computer Tomography (CT).

2. METODE PENELITIAN

2.1 Pengumpulan Data & Pengolahan Awal Data

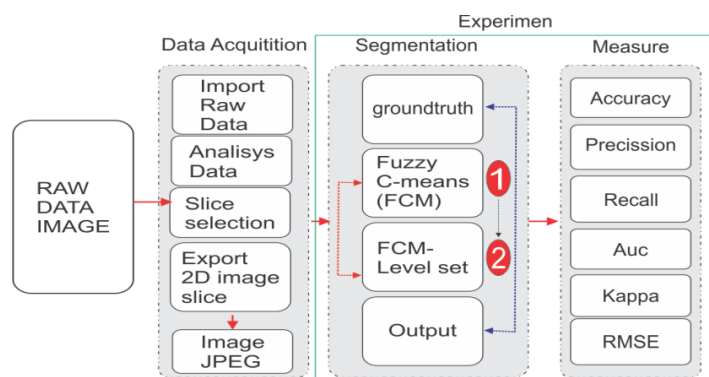
Data yang diperoleh secara tidak langsung dari literature, dokumentasi, atau informasi lain menyangkut topik / materi yang diteliti. Data untuk penelitian ini adalah data citra medis berupa otak, hati, dan organ lainnya dari pasien dengan berbagai penyakit dan tingkat usia. Data set dikumpulkan dari beberapa sumber media, baik yang berupa data public maupun data privat. Data citra medis yang digunakan diambil dari beberapa sumber data public diantaranya :

- <http://nmr.mgh.harvard.edu/oasis/>
- <http://radiopaedia.org/>

Data data ini kemudian di seleksi dan dikumpulkan dalam satu folder Data Set yang nantinya akan dipakai sebagai experiment. Untuk mengetahui akurasi dari metode yang digunakan penulis menggunakan dataset citra yang sama dengan peneliti sebelumnya (Chan dan Vese 2001) yang dapat diambil dari url : <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/23445-chan-vese-active-contours-without-edges>. Sehingga dapat dibandingkan apakah metode yang diusulkan dapat meningkatkan kinerja penelitian sebelumnya.

2.2 Metode yang Diusulkan

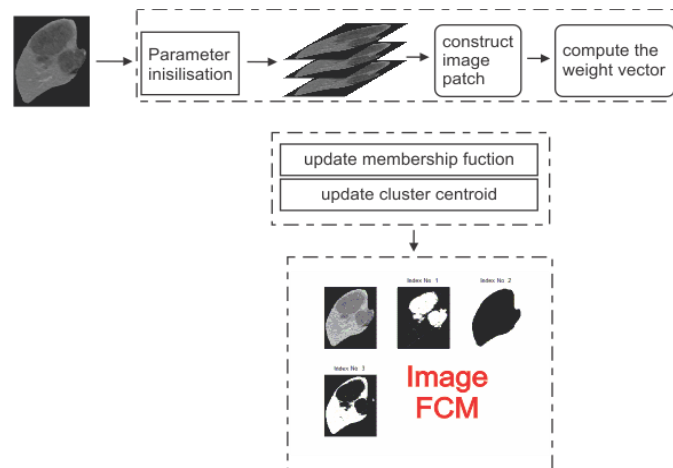
Penelitian ini akan berusaha mengatasi kelemahan-kelemahan dari penelitian sebelumnya dan berusaha meningkatkan kinerja dari kinerja metode segmentasi citra medis. Dari masalah yang telah disampaikan, maka akan digambar secara rinci proses penelitian yang akan dilakukan mulai dari tahapan *data acquisition* sampai dengan mendapatkan *akurasi* menggunakan tahapan segmentasi citra medis.



Gambar 1 Framework penelitian

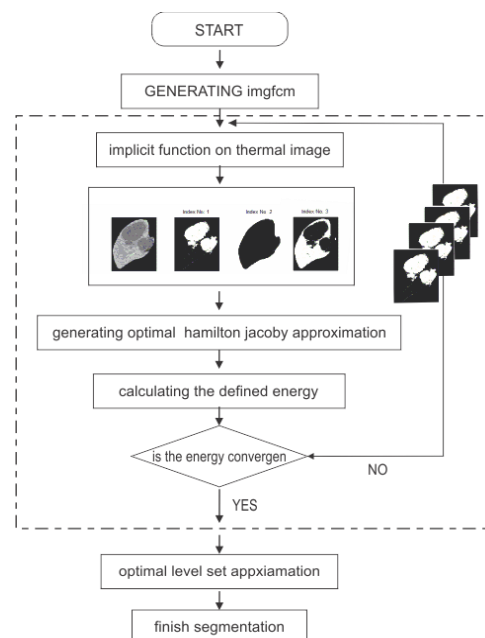
Dalam penelitian ini penulis menggunakan *algoritma fuzzy c-means* untuk menginisialisasi awal segmentasi dengan *metode level set*. Metode Level Set memiliki kelebihan dapat mensegmentasi dengan baik terhadap citra medis dengan berbagai geometri (lurus, cekung, cembung, dan tidak beraturan) akan tetapi memiliki kekurangan dalam penentuan inisialisasi dan nilai parameter. Metode Fuzzy C-Means memiliki kelebihan dalam pengelompokan piksel berdasar nilai keanggotaannya yang bisa digunakan untuk menjadi inisialisasi awal dan penentuan nilai parameter metode untuk level sets.

Proses segmentasi citra medis ini terdiri dari dua stage. Stage pertama kita cluster citra medis r menjadi 3 cluster yang bisa kita jadikan sebagai inisialisasi awal level set. Dengan demikian dapat digambarkan framework metode fuzzy c-means dengan gambar dibawah ini



Gambar 2 Stage 1 inisialisasi FCM

Proses diatas merupakan stage 1 yang nanti akan dilanjutkan dengan stage 2 untuk segmentasi citra medis. Dari hasil ini kita sudah mendapatkan citra medis yang sudah terkluster menjadi 3 bagian yang bias kita jadikan sebagai inisialisasi awal level set. Dari ketiga kluster yang sudah terbentuk kita pilih salah satu index citra yang sesuai dengan citra yang akan disegmentasi lebih lanjut. Dengan demikian dapat digambarkan framework metode fcm-level set dengan gambar dibawah ini :

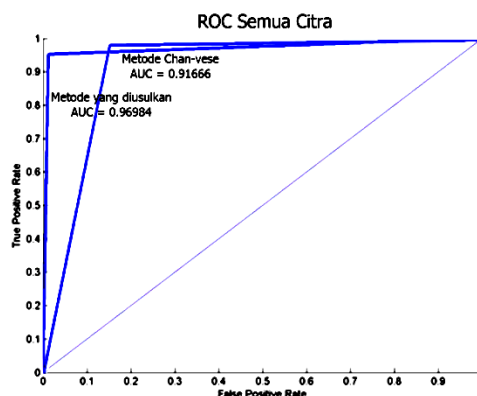


Gambar 3 stage 2 fuzzy c-means level set

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Untuk mengetahui seberapa besar keberhasilan proses segmentasi citra medis dengan integrasi fcm dan level set, penulis mencoba membandingkan dengan metode chan vese (Chan dan Vese 2001) (Vese dan Chan 2002) dalam paper : *Active contours without edges* dan *A Multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford and Shah model*. Setelah melakukan eksperimen yang diusulkan chan vese yaitu metode *A Multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford and Shah model* (Vese dan Chan 2002) pada penelitian sebelumnya dan juga setelah melakukan eksperimen metode *integrasi fcm dan level set* yang diusulkan pada penelitian ini, dilakukan perbandingan antara kedua metode dengan berdasarkan pada masing-masing citra output terhadap citra groundtruth. Perbandingan dilakukan dengan membandingkan hasil segmentasi secara visual, karakter ROC dan berdasarkan pada akurasi,

precision, recall, kappa, RMSE, dan running time. Berikut ini merupakan perbandingan kinerja kedua metode tersebut.



Gambar 4 ROC Curve untuk semua dataset metode Chan vese dan fcm-level set

Dari hasil eksperimen metode chan-veze dan metode fcm-level set seperti yang ditampilkan pada gambar diatas, terlihat bahwa kedua metode hasil AUC yang sama-sama bagus dan dapat digolongkan *good classification* akan tetapi karakter metode fcm-level set lebih condong ke arah True Positive rate sedangkan karakter metode chan vese lebih condong ke arah false Positive Rate. Ini berarti hasil yang didapatkan dari metode Chan vese lebih sering mengalami kesalahan dalam mendeteksi jumlah *pixel* bukan bagian ROI (Region of Interest) misalkan tumor dan jaringan otak yang salah terdeteksi sebagai ROI.

Table 1 Perbandingan Metode chan vese dan metode yang diusulkan (fcm-level set)

Perbandingan Me		Pixel	Celebral	Non Celebral	TP	TN	FP	FN	Accuracy	Precision	Recall	AUC	Kappa	RMSE	Waktu Proses (detik)	Jumlah Iterasi
No	Dataset															
	chan-veze	272148	58493	213655	57593	181331	32324	900	87.79	64.05	98.46	0.92	0.70	0.35	53.91	500
	fcm-level set	272148	58493	213655	55687	211018	2637	2806	97.97	95.13	94.99	0.97	0.94	0.14	40.36	100

Berdasarkan hasil eksperimen metode yang diusulkan terhadap semua citra dataset dapat dilihat pada tabel diatas.

- Hasil AUC sebesar 0,92 yang didapatkan pada metode yang diusulkan chan-veze dapat ditingkatkan pada metode fcm-level set dengan mendapatkan hasil AUC sebesar 0,97 yang menurut gorunesco (Gorunesco 2011) dapat digolongkan *good classification*.
- Hasil Akurasi sebesar 87,79% yang didapatkan pada metode yang diusulkan chan-veze juga meningkat pada hasil experiment metode fcm-level set dengan mendapatkan hasil akurasi sebesar 97,97%.
- Recall Rate sebesar 98,46% yang didapatkan pada metode yang diusulkan chan-veze lebih bagus daripada hasil experiment metode fcm-level set dengan mendapatkan hasil recall rate sebesar 94,99%.
- Kappa sebesar 0,7 yang didapatkan pada metode yang diusulkan chan-veze tergolong *Substantial* dapat ditingkatkan pada hasil experiment metode fcm-level set dengan mendapatkan hasil kappa sebesar 0,94 yang tergolong *Almost Perfect*.
- RMSE sebesar 0,35 yang didapatkan pada metode yang diusulkan chan-veze dapat diminimalkan pada hasil experiment metode fcm-level set dengan mendapatkan hasil RMSE sebesar 0,14.
- Saat diujikan pada komputer dengan spesifikasi yang sama *notebook Acer Aspire 4315*, Matlab 2011b (7.13.0.564) 32 bit, OS Windows 7 Professional Service Pack 1 32 bit (X86) terlihat bahwa metode yang diusulkan chan-veze lama pemrosesan 53,91 detik dan metode fcm-level set lebih cepat 40,36 detik atau lebih cepat sekitar 1.33 kali.

4. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian pada Integrasi Metode Fuzzy C-Means dan metode level set untuk otomatisasi segmentasi citra medis dengan citra dataset yang diambil dari peneliti sebelumnya (Chan dan Vese 2001) dan citra dataset Harvard menghasilkan bahwa :

1. Integrasi Metode Fuzzy C-Means untuk otomatisasi penentuan parameter pada metode level set dapat di gunakan untuk segmentasi citra medis secara universal dari citra yang dihasilkan dari peralatan medis antara lain X-Rays, Magnetic Resonance (MR), dan Computer Tomography (CT) dengan tidak memerlukan lagi penentuan parameter yang mengontrol level set untuk masing – masing citra seperti yang dilakukan pada penelitian sebelumnya.
2. Kinerja metode segmentasi citra medis dengan menggunakan metode integrasi fuzzy c-means dan metode level set untuk otomatisasi segmentasi citra medis juga meningkat.
3. Metode yang diusulkan mampu mempersingkat waktu pemrosesan untuk melakukan segmentasi citra medis tercatat bahwa metode yang diusulkan chan-veese memakan waktu pemrosesanselama53,91 detik dan metode yang diusulkan lebih cepat yaitu 40,36 detik atau lebih cepat sekitar 1.33 kali.

DAFTAR PUSTAKA

- U. Maulik, "Medical Image Segmentation Using Genetic Algorithms," *IEEE TRANSACTIONS ON INFORMATION TECHNOLOGY IN BIOMEDICINE*, vol. 13, no. 2, pp. 166–173, 2009.
- L. He, Z. Peng, B. Everding, X. Wang, C. Y. Han, K. L. Weiss, and W. G. Wee, "A comparative study of deformable contour methods on medical image segmentation," *Image and Vision Computing*, vol. 26, no. 2, pp. 141–163, Feb. 2008.
- D. J. Withey and Z. J. Koles, "Medical Image Segmentation : Methods and Software," pp. 140–143, 2007.
- R. Cárdenes, R. de Luis-García, and M. Bach-Cuadra, "A multidimensional segmentation evaluation for medical image data.," *Computer methods and programs in biomedicine*, vol. 96, no. 2, pp. 108–24, Nov. 2009.
- Z. Ma, J. Manuel, R. S. Tavares, R. Natal, and T. Mascarenhas, "A Review of Algorithms for Medical Image Segmentation and their Applications to the Female Pelvic Cavity," *Computer Methods In Biomechanics And Biomedical Engineering*, vol. 13, no. 2, pp. 235–246, 2010.
- C. L. Bezdek JC, Hall LO, "Review of MR Image Segmentation Techniques Using Pattern Recognition." pp. 20(4):1033–1048., 1993.
- J. S. Suri, S. Member, K. Liu, and S. Singh, "Shape Recovery Algorithms Using Level Sets in 2-D / 3-D Medical Imagery : A State-of-the-Art Review," vol. 6, no. 1, pp. 8–28, 2002.
- X. Jiang, R. Zhang, and S. Nie, "Image Segmentation Based on PDEs Model : a Survey," no. 06, pp. 1–4, 2009.
- S. Osher and J. a Sethian, "Fronts propagating with curvature-dependent speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations," *Journal of Computational Physics*, vol. 79, no. 1, pp. 12–49, Nov. 1988.
- T. F. Chan and L. a Vese, "Active contours without edges.," *IEEE transactions on image processing : a publication of the IEEE Signal Processing Society*, vol. 10, no. 2, pp. 266–77, Jan. 2001.
- D. Mumford, "Optimal Approximations by Piecewise Smooth Functions and Associated Variational Problems," vol. XLII, 1989.
- L. A. Vese and T. F. Chan, "A Multiphase Level Set Framework for Image Segmentation Using the Mumford and Shah Model *," vol. 50, no. 3, pp. 271–293, 2002.
- P. a Yushkevich, J. Piven, H. C. Hazlett, R. G. Smith, S. Ho, J. C. Gee, and G. Gerig, "User-guided 3D active contour segmentation of anatomical structures: significantly improved efficiency and reliability.," *NeuroImage*, vol. 31, no. 3, pp. 1116–28, Jul. 2006.
- K.-S. Chuang, H.-L. Tzeng, S. Chen, J. Wu, and T.-J. Chen, "Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation.," *Computerized medical imaging and graphics : the official journal of the Computerized Medical Imaging Society*, vol. 30, no. 1, pp. 9–15, Jan. 2006.