



Pengukuran Performansi Hasil Segmentasi Citra dengan Metoda Level Set Terhadap Variansi Noise

Roy Pramono Adhie dan Douglas O. A. Limba

Jurusan Teknik Elektro, Universitas Kristen Maranatha, Bandung

Jl. Suria Sumantri 65, Bandung 40164, Indonesia

roy.adhie@gmail.com, doa.limba@gmail.com

Abstrak: Segmentasi citra merupakan bagian dari ilmu pemrosesan citra. Segmentasi citra sangat penting khususnya pada citra medis. Dalam penelitian ini dibahas mengenai segmentasi citra dengan menggunakan dasar teknik *Geometric Deformable Model* (GDM), yaitu metode *Level Set*. Dalam melakukan deteksi tepi citra medis, metoda *Level Set* dinilai memiliki kelebihan daripada teknik *curve evolution* lainnya, yaitu ketahanannya terhadap *noise* dan kemampuan berevolusi melalui bidang *concave*. Percobaan dilakukan dengan pengujian terhadap beberapa citra sintetis, baik itu citra sintetis tanpa variansi *noise* dan dengan variansi *noise*. *Noise* diambil berupa *salt and pepper* dengan beberapa nilai variansi. Pengujian dilanjutkan dengan citra medis yang didapat dari alat medis MRI (*Magnetic Resonance Imaging*). Citra MRI diberikan oleh *Institute for Diagnostic and Interventional Radiology, Friedrich Schiller University, Jena, Jerman, 2010* dengan MRI sebesar 1,5 Tesla. Metoda *Level Set* memberikan segmentasi yang baik untuk nilai variansi *noise* hingga sebesar 0,7 dari citra itu sendiri. Sedangkan untuk citra MRI, metoda *Level Set* berhasil memberikan hasil segmentasi dengan nilai iterasi terbaik sebesar 150. Dari hasil pengujian yang dilakukan, dapat diambil kesimpulan bahwa metoda *Level Set* yang dikembangkan atas dasar GDM dapat dipergunakan untuk segmentasi citra medis MRI dengan karakteristik bentuk *concave* dan *noise* pada citra MRI tidak menjadi hambatan dalam proses segmentasi.

Kata kunci: Segmentasi Citra, *Geometric Deformable Model*, *Level Set Methods*.

Abstract: Image segmentation is a part of image processing and important as for medical implementation. Geometric deformable Model technique, which is Level Set Methods were used in this research. Advantages of the level set methods are noise resistancy and evolution ability on concave shape. This research using synthetic images with salt and pepper noise and without salt and pepper noise. Research also conducted with magnetic resonance Imaging (MRI) images from Institute for Diagnostic and Interventional Radiology, Friedrich Schiller University, Jena, Germany, 2010. Level Set gives good results of image segmentation using synthetic images with 0.7 variance of salt and pepper noise. Level set gives good results of image segmentation using MRI images with 150 iteration. Level set methods were able to gives good performance for image segmentation with noisy and concave shape object images.

Keywords: image segmentation, geometric deformable model, level set methods

I. PENDAHULUAN

Penentuan tepian suatu objek dalam citra (*edge detection*) merupakan salah satu wilayah pengolahan citra digital yang paling awal dan paling banyak diteliti. Deteksi tepi berfungsi untuk mengidentifikasi garis batas (*boundary*) dari suatu objek yang terdapat pada citra. Tepian dapat dipandang sebagai lokasi piksel yang terdapat nilai perbedaan intensitas citra secara ekstrim. Sebuah *edge detector* bekerja dengan cara mengidentifikasi dan menonjolkan lokasi-lokasi piksel yang memiliki karakteristik tersebut.

Sampai saat ini, sudah banyak metoda yang dikembangkan untuk teknik pendeteksian tepi. Salah satu metoda yang ada adalah *deformable model* yang juga dikenal sebagai *active contours*. *Active contours* diperkenalkan pertama kali oleh Kass, Witkins, dan Terzopoulos^[1]. Yang digunakan untuk segmentasi objek dengan menggunakan kurva yang bergerak. Representasi dan implementasi *deformable model* dapat berupa *parametric* atau *geometric*. *Parametric deformable model*^[2] direpresentasikan secara eksplisit sebagai kurva yang terparameterisasi dalam ruang Lagrangian, sedangkan *geometric deformable model*^[3] direpresentasikan secara implisit sebagai *level set* dari fungsi 2-dimensi yang berevolusi dalam ruang Eulerian.

Geometric deformable model sendiri telah banyak mengalami perkembangan sejak dikenalkan pertama kali oleh Caselles dkk^[3]. Konsep dasar dari teknik ini adalah merepresentasikan kontur sebagai *zero level set* dari fungsi implicit *level set (level set function)*. Fungsi *level set* dibuat berevolusi berdasarkan persamaan turunan parsial.

Chunming Li pada tahun 2005^[4] memperkenalkan formulasi baru untuk evolusi *level set*. Fungsi ini terdiri dari fungsi energi internal dan fungsi energi eksternal. Fungsi energi internal mengatur deviasi fungsi *level set* dari *signed distance function*^[5], sedangkan fungsi energi eksternal mendorong *zero level set* ke tepian objek. Hal ini dikenal sebagai minimisasi energi.

II. CITRA MRI

MRI seperti diperlihatkan pada Gambar 1 merupakan suatu perangkat yang digunakan untuk memvisualisasikan bagian dalam tubuh dari organisme hidup. Metoda tersebut sering dipergunakan untuk menunjukkan perubahan patologis atau fisiologis dari jaringan tubuh dan biasa digunakan untuk pencitraan medis.

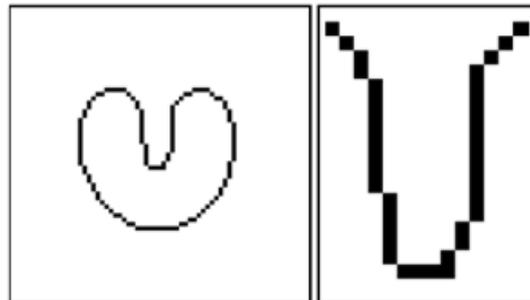


Gambar 1. Peralatan MRI (sumber dari [www. Sutterbuttesimaging.com](http://www.Sutterbuttesimaging.com), 2010)

Objek yang akan di scan, dimasukkan kedalam medan magnetik yang sangat kuat yang menyebabkan atom-atom dalam tubuh bergerak pada frekuensi tertentu.

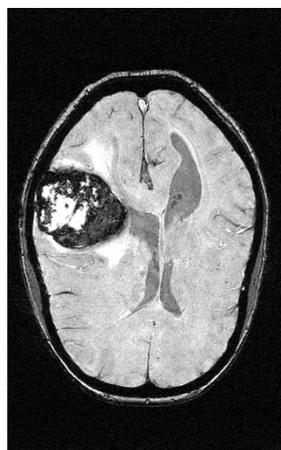
Jika suatu energi RF dikirimkan oleh pengirim sinyal RF menuju objek tersebut, maka akan terjadi frekuensi resonansi. Resonansi tersebut menyebabkan atom-atom itu menyerap sejumlah energi. Dalam selang waktu yang pendek, objek tersebut memberikan energinya dalam bentuk echo, lalu echo RF tersebut diubah ke bentuk digital oleh DAS.

Bentuk *concave* merupakan bentuk umum yang sering ditemui pada citra MRI. Bentuk *concave* dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Bentuk *Concave* yang ada pada citra MRI

Citra MRI umumnya memiliki *noise* serta bentuk *concave* yang menyebabkan proses segmentasi citra secara manual seringkali menemui kendala. Pada Gambar 3 ditunjukkan contoh citra MRI yang didapat dari MRI 1,5 Tesla.

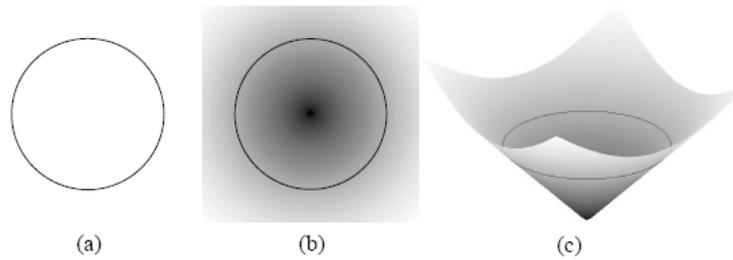


Gambar 3. Citra MRI

III. METODE *LEVEL SET*

Metoda level set dipergunakan untuk menunjang adaptasi topologi, dan untuk menunjang dasar untuk skema numerik yang dipergunakan oleh geometri deformable model. Metoda level set sebagai penggerak kurva diperkenalkan oleh Osher dan Sethian^[6]. Dalam metoda level set, kurva ditampilkan secara implisit sebagai level set dari fungsi skalar 2D dan dikenal sebagai fungsi level set yang didefinisikan pada domain yang sama dengan citra. Level set didefinisikan sebagai kumpulan titik yang memiliki nilai fungsi yang sama. Pada Gambar 4

dibawah ditunjukkan contoh kurva yang disebut sebagai zero level set.

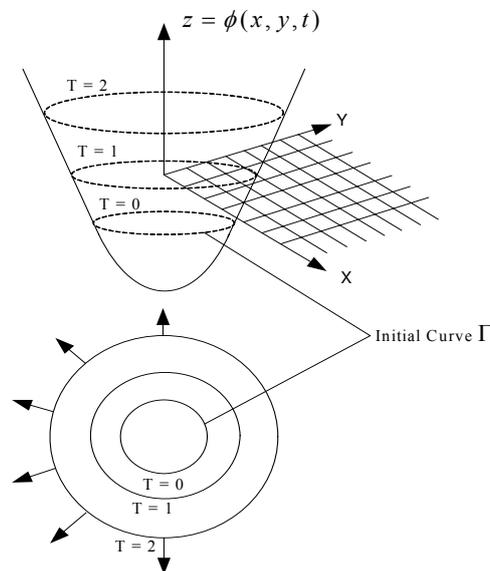


Gambar 4. (a) kurva tunggal. (b) fungsi level set dimana kurva yang termasuk didalamnya sebagai zero level set (warna hitam). (c) peta ketinggian fungsi level set dengan zero level set yang berwarna hitam.

Metoda level set menggerakkan kurva dengan meng-update fungsi level set pada koordinat yang tetap melewati waktu. Sudut pandang ini mirip dengan formulasi Eulerian untuk gerakan sebagai lawan dari formulasi Lagrangian yang dianalogikan *parametric deformable model*. Fungsi Level set tetap fungsi yang valid pada saat kurva berubah topologi. Sebuah fungsi level set $\phi(x,y,t)$ dengan kontur $\mathbf{X}(s,t)$, pada saat zero level set diperoleh persamaan berikut.

$$\phi[\mathbf{X}(s, t), t] = 0$$

Inisialisasi kurva dari $T = 2$ hingga $T = 0$ ditunjukkan pada Gambar 5.

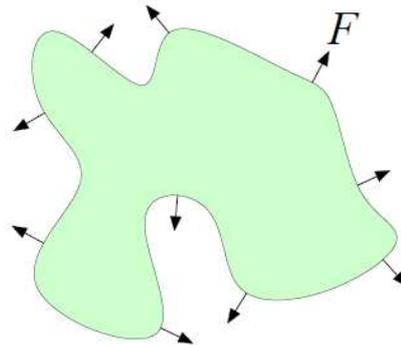


Gambar 5. Inisialisasi kurva

Minimisasi energi merupakan kesetimbangan antara energi internal dan energi eksternal pada sebuah *boundary* dinyatakan oleh Xu dkk.^[7]. Konsep kesetimbangan energi kemudian dibawa pada domain *spatial* dengan nilai energi eksternal akan dipergunakan sebagai faktor pendorong kontur menuju ke *boundary* sebuah citra, dan energi internal dipergunakan sebagai pengatur pergerakan kontur yang bergerak pada citra. Fungsi yang dipergunakan di dalam kedua

energi dinyatakan dalam fungsi implisit.

Xu dkk.^[7] menyatakan bahwa pada *deformable model*, minimisasi energi didapat dengan mencari sebuah kontur yang terparameterisasi yang dapat meminimisasi jumlah dari energi internal dan eksternal. Untuk menemukan *boundary*, maka kontur terparameterisasi diinisialisasi terhadap domain citra dan didorong menuju energi potensial minimum dibawah pengaruh kedua energi. Sebuah permukaan yang dinyatakan secara implisit pada Gambar 6 dan dinyatakan sebagai *zero isocontour* dari sebuah fungsi $\phi(\vec{x})$.

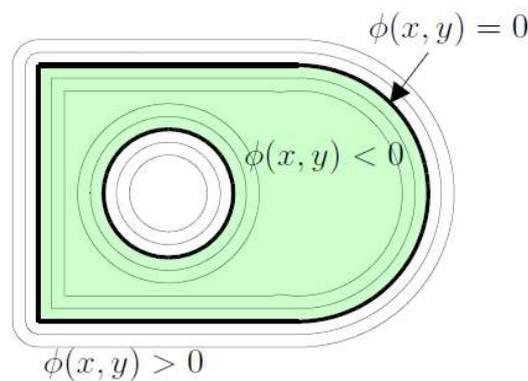


Gambar 6. *Implisit surface*

Dengan F merupakan fungsi kecepatan (*speed function*) dengan pergerakan kontur ke arah dalam maupun kearah luar sesuai dengan kebutuhan.

Fungsi implisit kemudian dihubungkan terhadap domain *spatial* dimana pergerakan kontur akan dipergunakan untuk mendeteksi area tepi dari sebuah objek pada sebuah citra.

Tanda atau *sign* dari ϕ dipergunakan untuk menentukan posisi di dalam dan di luar *region* pada sebuah bidang. \vec{x}_0 berada pada bagian dalam bila $\phi(\vec{x}_0) < 0$ dan berada pada luar *region* bila $\phi(\vec{x}_0) > 0$ seperti ditunjukkan Gambar 7.



Gambar7. *Implisit geometry*

Secara matematis, sebuah kontur $C(s) = (X(s), Y(s))$, $s \in [0, 1]$, bergerak di dalam domain *spatial* dari citra untuk meminimisasi fungsi energi sebagai berikut ;

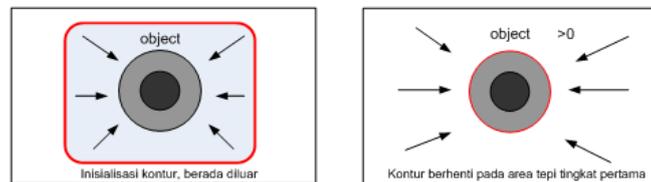
$$\mathcal{E}(\phi) = \mu \mathcal{S}(\phi) + \mathcal{P}(\phi) \tag{1}$$

Dengan $S(x)$ adalah fungsi energi internal dan $F(x)$ adalah fungsi energi eksternal. μ merupakan parameter yang mengatur besaran dari energi internal. Persamaan (1) merupakan persamaan jumlah dari energi internal dan energi eksternal. Pada saat jumlah dari persamaan ini adalah nol, maka kesetimbangan energi sudah terjadi dan energi yang mendorong kontur akan hilang, sehingga kontur akan berhenti pada area tepi objek. Pada level set tradisional, kontur yang bergerak ditandai dengan C , merupakan *zero level set* $C(t)=\{(x,y)|\phi(t,x,y)=0\}$. Perhitungan evaluasi dari fungsi level set ϕ dapat ditulis sebagai berikut:

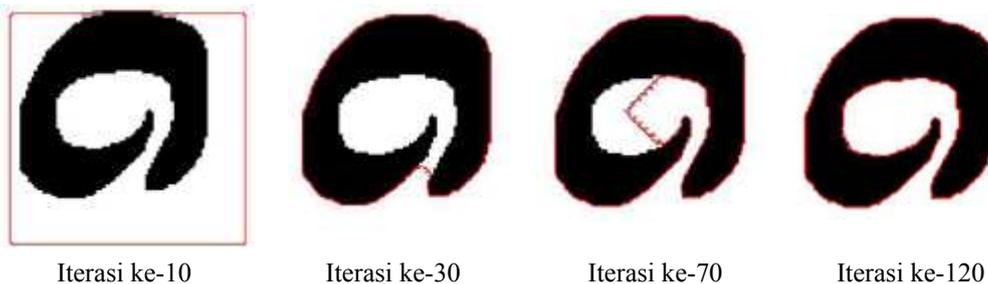
$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + F|\nabla \phi| \quad (2)$$

Persamaan (2) merupakan dasar dari metoda *level set*. Persamaan tersebut akan membawa hubungan antara persamaan kesetimbangan energi dan persamaan *level set* dengan sebuah citra pada *domain spatial*. $\frac{\partial \phi}{\partial t}$ merupakan pergerakan kontur terhadap perubahan waktu, dan $-F|\nabla \phi|$ merupakan energi yang mempengaruhi pergerakan kontur yang terdiri dari energi internal dan energi eksternal. Pada Gambar 8 ditunjukkan dengan garis warna merah merupakan kurva yang bergerak kearah dalam area tepi.

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -F|\nabla \phi| \quad (3)$$



Gambar 8. Pergerakan kontur kearah area tepi



Gambar 9. Proses segmentasi citra sintetis.

Pada Gambar 9 ditunjukkan urutan pergerakan kurva untuk objek bentuk kappa. Objek tersebut memiliki bentuk membuat dan cekung yang sering muncul dalam citra medis. Dimulai dari iterasi ke-10, 30, 70 hingga iterasi ke-120

Fungsi F sebagai fungsi kecepatan, dan dalam segmentasi citra, fungsi F bergantung kepada data citra dan fungsi level set ϕ .

Diketahui *signed distance function* $|\nabla\phi| = 1$ dan diketahui juga bahwa $\phi(0) = x(0)$, sehingga

$$|\nabla\phi| = 1 \tag{4}$$

Signed distance function berfungsi untuk mengatur jarak terdekat antara kurva dengan *boundary*, memungkinkan untuk dipergunakan sebagai variasi fungsi energi internal^[4]. Sebuah fungsi energi harmonik dengan bentuk persamaan integral pada persamaan

$$\frac{1}{2} \int_{\Omega} |\nabla s(x)|^2 ds \tag{5}$$

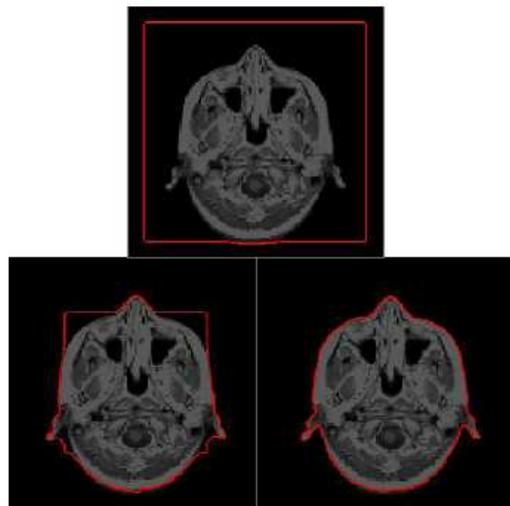
Dengan fungsi energi harmonik tersebut didasari oleh susunan deret Taylor

$$f(x) = f(0) + f'(0)x + \frac{f''(0)}{2}x^2 + \dots \tag{6}$$

Fungsi energi harmonik dipergunakan sebagai dasar bentuk energi internal dengan menggunakan *signed distance function* dan dinyatakan sebagai persamaan berikut dibawah ini.

$$s(\phi) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} |\nabla\phi - 1|^2 \delta(\phi) dx dy \tag{7}$$

Parameter Ω merupakan parameter yang dipergunakan dalam metoda level set, dengan $\Omega \subset \mathbb{R}^2$



Gambar 10. Proses segmentasi citra MRI.

Pada Gambar 10, ditunjukkan proses segmentasi citra pada gambar MRI. Energi internal pada persamaan (7) tanpa fungsi delta Dirac dipergunakan oleh Chunming Li^[4]. Fungsi energi internal yang berfungsi sebagai pengatur *smoothness* dan *tension* dari kurva pada persamaan (7) diberi tambahan fungsi delta Dirac untuk mengatur distribusi dari energi internal.

Energi eksternal yang mendorong kurva menuju ke area *boundary*. Fungsi g dipergunakan dalam pengolahan citra dimana fungsi g adalah fitur dari citra

$$g = \frac{1}{1+|\nabla I|^2} \quad (8)$$

Dengan ∇I merupakan gradien dari *image* (citra). Sehingga pada saat terjadi perubahan nilai piksel pada area tepi, maka nilai g akan menjadi kecil sehingga memaksa kontur untuk berhenti. Fungsi g merupakan penghubung antara persamaan kesetimbangan energi dan persamaan level set dengan citra yang akan diolah.

Jumlah dari fungsi integral permukaan dan merupakan fungsi integral volume kemudian dipergunakan sebagai persamaan energi eksternal dengan fungsi g (*edge stopper function*), dimana fungsi integral permukaan mengatur *weight length* dan fungsi integral volume mengatur *weight area*, sehingga didapatkan energi eksternal yang merupakan total penjumlahan ;

$$\mathcal{P}(\phi) = \beta \mathcal{L}_g(\phi) + \alpha \mathcal{A}_g(\phi) \quad (9)$$

dengan $\beta > 0$ dan α adalah konstanta, dan $\mathcal{L}_g(\phi)$, $\mathcal{A}_g(\phi)$ dinyatakan sebagai berikut:

$$\mathcal{L}_g(\phi) = \int_{\Omega} g \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy \quad (10)$$

$$\mathcal{A}_g(\phi) = \int_{\Omega} g H(-\phi) dx dy \quad (11)$$

dengan δ merupakan fungsi Dirac dan H merupakan fungsi heaviside.

Total fungsi energi dari persamaan (1) menjadi :

$$\mathcal{E}(\phi) = \mu \mathcal{S}(\phi) + \lambda \mathcal{L}_g(\phi) + \alpha \mathcal{A}_g(\phi) \quad (12)$$

Energi eksternal $\mathcal{P}(\phi)$ menggerakkan *zero level curve* menuju kearah area tepi dan energi internal $\mu \mathcal{S}(\phi)$ menjaga jarak terhadap *signed distance function* selama proses evolusi. Fungsi energi $\mathcal{L}_g(\phi)$ menghitung panjang dari *zero level curve* ϕ dan fungsi energi $\mathcal{A}_g(\phi)$ dipergunakan untuk mempercepat evolusi kurva. Fungsi energi $\mathcal{A}_g(\phi)$ dapat disebut sebagai *weighted area* dari Ω_{ϕ}^+ . Inisialisasi pergerakan kontur bergantung pada koefisien. Ketika bernilai positif, maka kontur akan bergerak dari arah luar ke dalam dan kontur awal akan berada pada area luar dari objek. Jika inisialisasi kontur berada pada bagian dalam objek, maka α akan bernilai negatif. Kontur akan bergerak dari dalam ke arah luar.

Dengan turunan berarah (*Gateux derivative*) didapatkan

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = - \frac{\partial \mathcal{E}}{\partial \phi}$$

sehingga nilai turunan dari fungsi \mathcal{E} pada persamaan (12) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\frac{\partial \mathcal{E}}{\partial \phi} = -\mu \left[\Delta \phi - \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] \delta(\phi) - \beta \delta(\phi) \text{div} \left(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \alpha g \delta(\phi) \quad (13)$$

Δ merupakan operator Laplacian.

Fungsi ϕ meminimalkan fungsi dan memenuhi persamaan Euler-Lagrange $\frac{\partial \varepsilon}{\partial \phi} = 0$ sehingga persamaan (12) akan berubah dengan $-\frac{\partial \varepsilon}{\partial \phi}$ akan digantikan oleh $\frac{\partial \phi}{\partial t}$. *Gradient flow* dipergunakan untuk meminimalkan fungsi ε .

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \left[\Delta \phi - \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] \delta(\phi) + \beta \delta(\phi) \text{div} \left(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \alpha g \delta(\phi) \tag{14}$$

IV. IMPLEMENTASI

IV.1. Skema Numerik

Persamaan (14) melalui pendekatan differensial, dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\frac{\phi_{i,j}^{k+1} - \phi_{i,j}^k}{\tau} = L(\phi_{i,j}^k) \tag{15}$$

Dengan $L(\phi, g)$ adalah fungsi internal dan eksternal pada fungsi *gradient flow*. Persamaan (15) dapat dinyatakan dengan persamaan (16)

$$\phi_{i,j}^{k+1} = \phi_{i,j}^k + \tau L(\phi_{i,j}^k) \tag{16}$$

Pergerakan kontur pada sebuah citra dengan minimasi energi dimulai dengan penentuan inialisasi kontur. Untuk pergerakan kontur dari arah luar kedalam sebuah objek dalam sebuah citra, maka fungsi α adalah positif.

Kontur disebut sebagai fungsi ϕ dan pada saat kontur mulai bergerak, maka nilai dari perubahan kontur akan diperbaharui sesuai dengan persamaan (16) yaitu $\phi_{i,j}^{k+1} = \phi_{i,j}^k + \tau L(\phi_{i,j}^k)$, atau dengan kata lain kontur = kontur + $\tau L(\phi_{i,j}^k)$ sehingga posisi kontur selalu mengikuti update dari fungsi $\tau L(\phi_{i,j}^k)$. $L(\phi_{i,j}^k)$ adalah total energi internal dan eksternal pada persamaan (14) dengan $L(\phi_{i,j}^k)$ merupakan total penjumlahan dari energi internal yang diwakili persamaan $\mu \left[\Delta \phi - \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] \delta(\phi)$ dengan nilai parameter μ adalah negatif dan energi eksternal yang diwakili oleh persamaan $\beta \delta(\phi) \text{div} \left(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \alpha g \delta(\phi)$ dengan nilai parameter λ dan α adalah positif.

Pada saat terdapat perubahan nilai piksel (∇I) yaitu pada *boundary* sebuah objek maka fungsi g akan memiliki nilai yang sangat kecil (mendekati nol) dengan $g = \frac{1}{1+|\nabla I|^2}$ sehingga menyebabkan nilai $L(\phi_{i,j}^k) \cong 0$ dan terjadi kesetimbangan energi dimana kontur tidak bergerak lagi. Pada saat kesetimbangan energi tersebut kontur menempel pada *boundary* sebuah objek.

Nilai *time step* τ harus dipilih sedemikian hingga evolusi bekerja dengan baik. Pemilihan *time step* τ dan koefisien μ harus memenuhi syarat: $\tau \mu < 1/4$ untuk menjaga kestabilan evolusi *level set*.

V. HASIL UJI

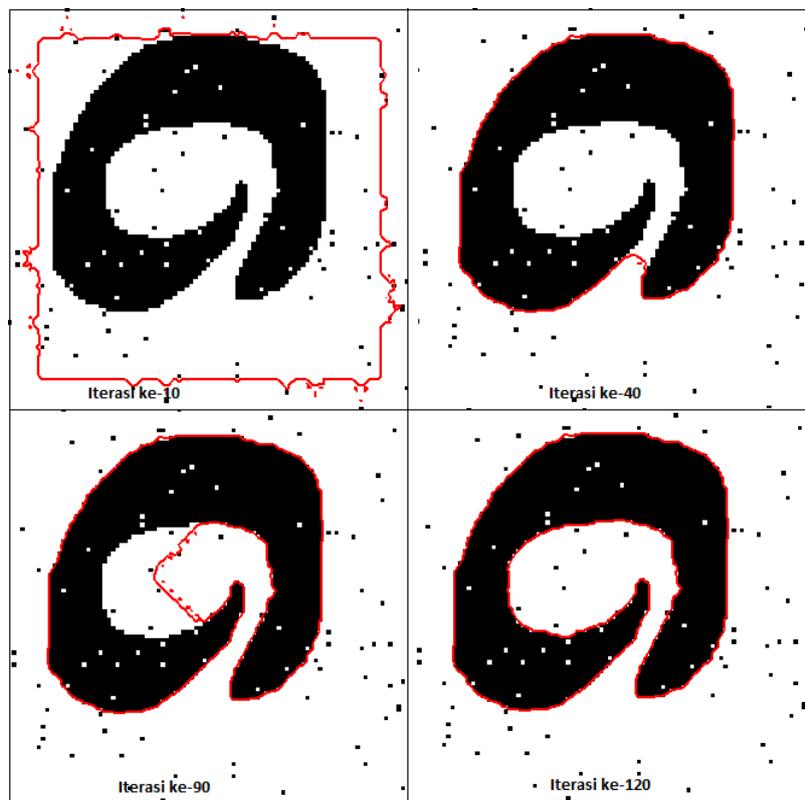
Metoda *Level Set* telah diaplikasikan untuk mendeteksi tepi berbagai citra sintesis dan

citra medis MRI dengan berbagai nilai variansi *noise*.

Noise yang digunakan adalah jenis 'salt & pepper' dan penambahannya dilakukan secara bertahap mulai dari nilai variansi *noise* terkecil, yaitu 0,01, dan bertambah hingga evolusi tidak mampu mendeteksi tepian objek pada citra uji yang terlebih dahulu ditambahkan *noise*.

Pada Gambar 11 ditunjukkan hasil segmentasi deteksi tepi citra sintetis 256 x 256 – piksel, dengan penambahan variansi *noise* sebesar 0,02. Hasil terbaik diberikan oleh nilai parameter α dan β , 0,6 dan 0,5, dengan parameter τ dan μ adalah 1,1 dan 0,25.

Segmentasi berhasil mendeteksi tepian objek untuk citra kappa *noise* dengan hasil iterasi sebanyak 160 kali dan waktu proses selama 3,45 detik. Pemilihan nilai α yang lebih besar dari 0,6, dengan nilai parameter lainnya tetap, menghasilkan kebocoran pada evolusi kontur. Begitu pula dengan pemilihan nilai β yang lebih besar dari 0,5, dengan nilai parameter lainnya tetap, segmentasi tidak berhasil mendeteksi tepian objek kappa.



Gambar 11. Pengujian segmentasi terhadap citra kappa dengan variansi *noise*

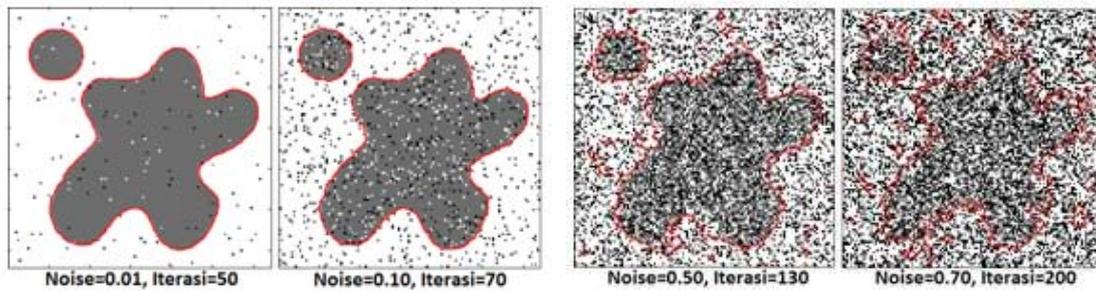
Berikut adalah tabel hasil percobaan untuk citra kappa dengan beberapa setting parameter. Hasil terbaik didapat dengan nilai iterasi 160 dengan waktu 3,45 detik.

TABEL 1. HASIL PENGUJIAN CITRA KAPPA

α	β	τ	μ	Iterasi	Waktu
0.4	0.45	1.1	0.25	200	5.10 s
0.5	0.45	1.1	0.25	160	4.48 s
0.6	0.45	1.1	0.25	120	3.72 s
0.6	0.5	1.1	0.25	160	3.45 s
0.5	0.5	1.1	0.25	160	4.07 s

Pengujian berikutnya adalah dengan penambahan variansi *noise* pada citra sintetis dan citra MRI. Pada pengujian citra sintetis diberikan nilai variansi *noise* dari 0,02 hingga 0,8 dari citra itu sendiri.

Hasil segmentasi yang baik masih dapat dihasilkan untuk nilai variansi *noise* sebesar 0,7. Pada Gambar 12 dapat ditunjukkan beberapa hasil segmentasi terhadap beberapa variansi *noise*.



Gambar 12. Hasil segmentasi terhadap citra sintetis dengan penambahan beberapa variansi *noise*

Berikutnya adalah pengujian terhadap citra MRI dengan penambahan beberapa variansi *noise*. Ada beberapa pengaturan parameter untuk mendapatkan hasil yang baik terhadap variansi *noise* yang diberikan. Pada tabel 2 dapat dilihat hasil percobaan untuk beberapa setting parameter. Nilai 0,01, 0,02, 0,05, 0,10, 0,30, 0,50 dan 0,70 merupakan variansi *noise* pada citra uji.

TABEL 2. PENGUJIAN DENGAN BEBERAPA SETTING PARAMETER

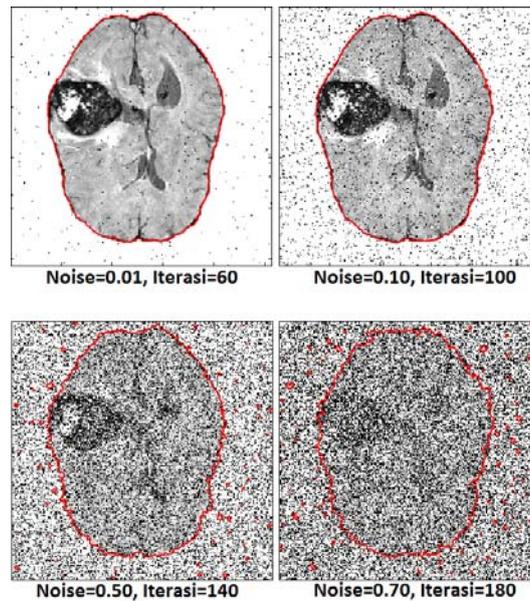
Citra uji	Kombinasi Parameter							
		0.01	0.02	0.05	0.10	0.30	0.50	0.70
Otak1 $\tau=1$ $\mu=0.25$	α	0.7	0.7	0.7	0.7	0.8	1	2
	β	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
	Iterasi	110	110	110	120	200	240	220
Otak2 $\tau=1$ $\mu=0.25$	α	2	2	2	2	2	2	2
	β	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
	Iterasi	100	100	110	120	140	180	240
Otak3 $\tau=1.5$ $\mu=0.25$	α	0.3	0.3	0.3	0.3	0.65	1.5	2
	β	0.2	0.2	0.2	0.2	0.3	0.5	0.5
	Iterasi	130	130	150	160	120	290	200
Otak4 $\tau=1$ $\mu=0.25$	α	0.75	0.7	0.7	0.75	0.8	0.75	0.75
	β	0.6	0.6	0.4	0.35	0.38	0.25	0.25
	Iterasi	160	170	200	240	240	170	210
Otak5 $\tau=1$ $\mu=0.25$	α	0.75	0.75	0.6	0.75	0.6	1	1.5
	β	0.3	0.3	0.4	0.5	0.25	0.3	0.3
	Iterasi	60	70	70	60	120	110	150

Dari hasil pengujian dengan beberapa variansi *noise* didapat hasil bahwa metoda level set mampu memberikan hasil segmentasi yang baik untuk nilai variansi *noise* maksimum pada 0.7

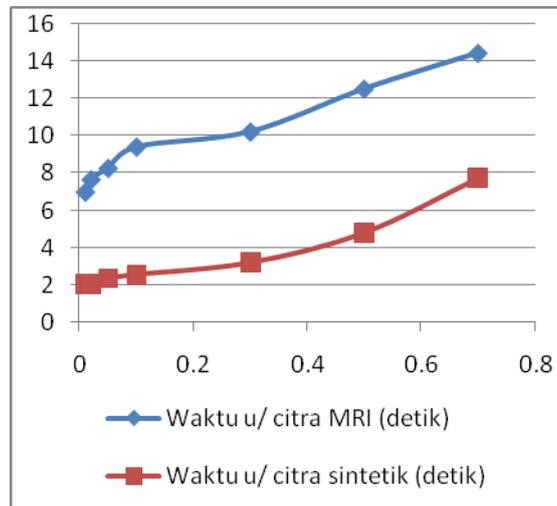
Pada Tabel 13, dinyatakan hasil pengujian untuk segmentasi terhadap citra uji dengan variansi *noise*. Didapatkan bahwa pada nilai variansi 0,80 sudah tidak dapat dilakukan segmentasi dan iterasi serta waktu semakin meningkat berbanding dengan peningkatan variansi *noise*.

TABEL 3. HASIL PENGUJIAN TERHADAP VARIANSI *NOISE*

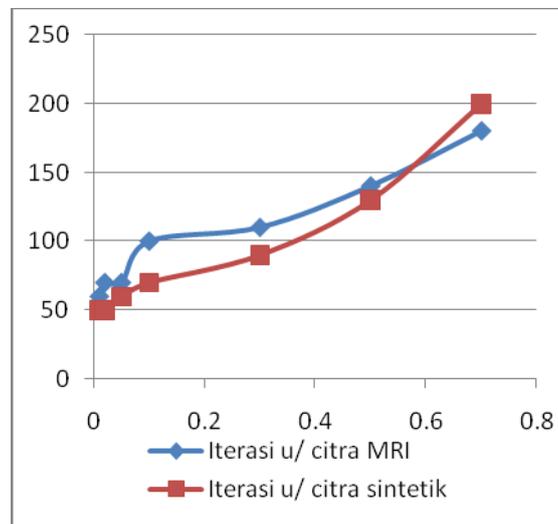
<i>Noise</i>	α	β	τ	μ	Iterasi	Waktu (s)
0.01	3	0.8	1	0.25	60	7.00
0.02	3	0.8	1	0.25	70	7.67
0.05	3	0.8	1	0.25	70	8.28
0.10	3	0.5	1	0.25	100	9.42
0.30	3	0.5	1	0.25	110	10.23
0.50	3	0.5	1	0.25	140	11.53
0.70	3	0.5	1	0.25	180	14.45
0.80	Gagal	Gagal	Gagal	Gagal	Gagal	Gagal

Gambar 13. hasil segmentasi citra MRI dengan *noise* (a) 0,01 ; (b) 0,1 ; (c) 0,5 ; (d) 0,7

Pada Gambar 14 ditampilkan grafik dari waktu segmentasi dan variansi *noise*. Grafik berwarna biru menunjukkan hasil pengujian untuk citra MRI dan grafik warna merah menunjukkan hasil pengujian untuk citra sintetik. Pada Gambar 14 ditunjukkan pada sumbu X merupakan nilai variansi *noise* dan pada sumbu Y merupakan waktu proses segmentasi.

Gambar 14. Grafik waktu segmentasi terhadap nilai variansi *noise*.

Pada gambar 15 ditampilkan grafik jumlah iterasi dan variansi *noise* terhadap citra MRI dan citra sintetik. Untuk garis berwarna biru menunjukkan hasil pengujian citra MRI dan untuk garis berwarna merah menunjukkan hasil pengujian citra sintetik.



Gambar 15. Grafik iterasi segmentasi terhadap nilai variansi *noise*.

Untuk citra ini, digunakan nilai parameter $\alpha = 0,5$, $\beta = 0,25$, $\mu = 0,25$, dan *time step* $\tau = 1,5$. Evolusi ini membutuhkan 50 iterasi dengan waktu 2,09 detik. Untuk citra MRI ditunjukkan oleh Gambar 13. Sebuah citra otak dengan ukuran 256 x 256 – piksel diberi penambahan *noise* dengan nilai variansi *noise* 0,02. Kontur mampu berevolusi dan dengan baik mendeteksi tepian objek pada citra, dengan 70 iterasi dan membutuhkan waktu selama 7,67 detik.

Pengaruh nilai variansi *noise* yang semakin tinggi mengakibatkan distorsi semakin banyak, sehingga menyulitkan untuk mata membedakan objek dan *background* pada citra.

Dengan nilai parameter yang sama untuk tiap pengujian dengan nilai variansi *noise* yang berbeda, segmentasi berhasil dilakukan dan kontur mampu berevolusi dan mendeteksi tepian objek pada citra, sampai dengan nilai variansi *noise* 0,70.

Kontur berhasil berevolusi, baik untuk citra sintetis maupun citra MRI.

VI. KESIMPULAN

1. Pendeteksian tepi untuk citra MRI dengan menggunakan metoda *level set* bekerja dengan baik hingga penambahan nilai variansi *noise* sebesar 0,70.
2. Nilai variansi *noise* yang semakin besar, jumlah iterasi dan waktu yang dibutuhkan oleh kontur untuk berevolusi juga semakin besar.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: active contour models", *Int'l J. Comp. Vis.*, Vol. 1, No. 4, pp. 321–331, 1987.C.
- [2] Xu and J. Prince, "Snakes, shapes, and gradient vector flow", *IEEE Trans. Imag. Proc.*, Vol. 7, pp. 359-369, 1998.

- [3] V. Caselles, F. Catta, T. Coll, and F. Dibos, "A geometric model for active contours in image processing", *Numer. Math.*, Vol. 66, pp. 1-31, 1993.
- [4] Li Chunmig, Xu Chenyang, Gui Changfeng, and Fox Martin D., "Level Set Evolution Without Re-initialization: A New Variational Formulation", *IEEE Proc. Conf. on CVPR'05*, 2005.
- [5] S. Osher and R. Fedkiw, "*Level Set Methods and Dynamic Implicit Surfaces*", New York: Springer-Verlag, 2002.
- [6] S. Osher, J. A. Sethian, "Fronts propagating with curvaturedependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations", *J. Comp. Phys.*, Vol. 79, pp. 12-49, 1988.
- [7] X. Han, C. Xu and J. Prince, "A topology preserving level set method for geometric deformable models", *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.*, Vol. 25, pp. 755-768, 2003.