

## ANALISIS PERBANDINGAN METODE LI DAN CHAN-VESE PADA PROSES SEGMENTASI CITRA DIGITAL

<sup>1</sup>Rizki Muriliasari (08018048), <sup>2</sup>Murinto (0510077302)

<sup>1,2</sup> Program Studi Teknik Informatika  
Universitas Ahmad Dahlan

Prof. Dr. Soepomo, S.H., Janturan, Umbulharjo, Yogyakarta 55164

<sup>1</sup>Email: r12ki\_rendengcity@yahoo.com

<sup>2</sup>Email: murintokusno@tif.uad.ac.id

### ABSTRAK

*Suatu data tidak terbatas berupa teks, tetapi juga berupa citra, audio, dan video. Citra merupakan salah satu komponen multimedia yang memiliki peranan penting yaitu sebagai bentuk informasi visual. Segmentasi citra memegang peranan penting dalam analisis citra, yaitu pengenalan objek. Pengenalan suatu objek (object recognition) diawali dengan proses segmentasi. Segmentasi merupakan proses memisahkan citra menjadi bagian-bagian pembentuknya. Dalam proses segmentasi, tidak semua citra berhasil dikenali seluruh polanya, sehingga diperlukan beberapa metode untuk menganalisis proses segmentasi pada citra digital. Adanya permasalahan tersebut, sehingga akan dikembangkan penelitian untuk menganalisis perbandingan metode Li dan Chan-Vese pada proses segmentasi citra digital.*

*Subjek penelitian adalah menganalisis kinerja metode Li dan Chan-Vese pada proses segmentasi citra digital. Langkah dalam menganalisis kinerja kedua metode tersebut diawali dengan analisis kebutuhan sistem, perancangan diagram alir, perancangan sistem, perancangan interface, implementasi sistem dengan Matlab 7.6, dan pengujian dengan membandingkan empat citra, yaitu citra medis, citra real, citra aerial, dan citra sintetis.*

*Hasil penelitian dengan menggunakan 40 sampel citra menunjukkan bahwa hasil segmentasi citra menggunakan metode Li mampu mensegmentasi citra secara baik namun terdapat lokalitas jika terdapat lebih dari satu objek dan kontras citra asli yang kurang baik. Sedangkan dengan menggunakan metode Chan-Vese, citra yang tersegmentasi terlebih dahulu yang berada di sekitar kontur awal dan belum sepenuhnya tersegmentasi meskipun nilai iterasi yang digunakan sama dengan metode Li. Pada metode Chan-Vese tidak terjadi lokalitas meskipun objek lebih dari satu. Dari hasil timing run, metode Li rata-rata membutuhkan waktu proses 35.07306 detik, sedangkan metode Chan-Vese rata-rata membutuhkan waktu proses 36.20313 detik. Waktu proses metode Li lebih cepat 1.13007 detik dari pada metode Chan-Vese. Dari hasil SNR, rata-rata nilai SNR metode Li adalah 7.713102 dB dan rata-rata nilai SNR metode Chan-Vese adalah 3.674622 dB, sehingga dapat diketahui bahwa kualitas citra hasil segmentasi metode Li lebih baik dari pada kualitas citra segmentasi metode Chan-Vese.*

**Kata kunci :** Chan-Vese, Li, Segmentasi citra.

## 1. PENDAHULUAN

Suatu data tidak hanya terbatas berupa teks, tetapi juga berupa citra, audio, dan video. Data yang berupa teks, citra, audio, dan video merupakan komponen multimedia. Citra atau *image* merupakan salah satu komponen multimedia yang memiliki peranan penting yaitu sebagai suatu bentuk informasi visual. Suatu citra memiliki banyak makna dan informasi di dalamnya. Citra juga merupakan fungsi menerus dari intensitas cahaya bidang dwimatra (2 dimensi). [1]

Segmentasi suatu citra merupakan teknik membagi suatu citra ke wilayah berbeda yang lebih spesifik dengan mengkonversikan ke dalam bentuk matrix. Beberapa contoh penerapan proses segmentasi citra dalam berbagai bidang antara lain rekayasa gambar, mempermudah dalam mengenali suatu benda, pemetaan geografis, dan lain-lain. [2]

Selain itu, segmentasi citra juga dapat dikatakan sebagai proses untuk memisahkan citra menjadi bagian-bagian pembentuknya (*region*). Segmentasi citra memegang peranan penting dalam analisis citra, yaitu dalam pengenalan objek. Pengenalan suatu objek (*object recognition*) diawali dengan proses segmentasi.

Pada saat ini, dua *framework* utama didasarkan pada model digunakan dalam penelitian tentang segmentasi citra. **Pertama** adalah metode variasional (*variational method*) yang mengandalkan pada definisi suatu fungsi energi yang tergantung data dan partisinya (minimisasi energi atas segala kemungkinan), khususnya dengan menggunakan metode variasional secara matematik (*variational mathematical methods*), antara lain : persamaan turunan parsial (*Partial Differential Equations/PDE*). Contoh model ini adalah Model Kontur Aktif (*Active Contour Model*), yang diimplementasikan dalam kasus khusus dikenal dengan nama Metode Level Set (*Level Set Methods*). **Kedua** adalah Model *Framework Bayes* dan Model *Markov Random Field (MRF)*. Model ini didasarkan pada probabilitas citra yang dihasilkan sesuai dengan hukum probabilitas, dan peta hasil akhir segmentasi diperoleh melalui *mean* statistik inferensi di antara model dan citra itu sendiri.

Menggunakan *level-set* untuk segmentasi citra memiliki banyak keuntungan. Pertama, *level-set* menghasilkan representasi yang bagus dari wilayah dan batas-batasnya pada grid pixel tanpa perlu struktur data yang kompleks. Hal ini sangat menyederhanakan optimasi, sebagai metode variasional dan *standard numerics* yang dapat digunakan. Kedua, *level-set* dapat menggambarkan perubahan topologi dalam segmentasi, yaitu bagian dari suatu daerah dapat membagi dan bergabung. Ketiga, kemungkinan untuk menjelaskan masalah segmentasi citra dengan model variasional meningkatkan fleksibilitas dari model dan memungkinkan untuk menggunakannya [3].

Sejarah dari metode *level-set* adalah metode *level-set* dikembangkan pada 1980 oleh ahli matematika Amerika Stanley Osher dan James Sethian. Hal ini telah menjadi populer di berbagai disiplin ilmu, seperti pengolahan citra, komputer grafis, geometri komputasi, optimasi, dan komputasi dinamika fluida. Sejumlah struktur data *level-set* telah dikembangkan untuk memfasilitasi penggunaan metode *level-set* dalam aplikasi komputer. Metode *level-set* (kadang disingkat LSM / *Level Set Method*) adalah teknik numerik untuk antarmuka pelacakan dan bentuk. Keuntungan dari metode *level-set* adalah seseorang dapat melakukan perhitungan numerik yang melibatkan kurva dan permukaan pada grid Cartesian tetap tanpa harus

parameterisasi obyek (ini disebut pendekatan Euler). Juga, metode *level-set* membuatnya sangat mudah untuk mengikuti bentuk yang topologi perubahan, misalnya ketika sebuah bentuk terbagi menjadi dua, mengembangkan lubang, atau kebalikan dari operasi ini. Semua ini membuat metode *level-set* menjadi alat untuk pemodelan *time-varying* objek, seperti inflasi airbag, dan sebagainya. [4]

Salah satu operasi pengolahan citra yang sering digunakan adalah segmentasi citra. Segmentasi akan mengubah suatu citra masukan yang kompleks menjadi citra yang lebih sederhana, berdasarkan peninjauan terhadap komponen citra. Dengan demikian, akan memudahkan pengamat citra untuk melakukan analisis. Sejauh ini belum adanya sebuah penelitian yang secara spesifik menjelaskan karakteristik metode *Li* dan *Chan-Vese*, maka dalam penelitian tugas akhir dibuat suatu sistem untuk membandingkan kinerja antara metode *Li* dan metode *Chan-Vese*. Dalam penelitian ini dicoba dikembangkan sistem atau aplikasi untuk menganalisis perbandingan metode *Li* dan *Chan-Vese* pada segmentasi citra.

Pada penelitian ini akan digunakan dua metode, yaitu metode *Chan-Vese* dan metode *Li* yang berdasarkan pada metode *level-set*. Alasan memilih menggunakan metode *Chan-Vese* karena solusi yang efektif untuk menghitung gradient kontur aktif. *Chan-Vese* merupakan Salah satu pendekatan segmentasi menggunakan metode berdasarkan daerah (*region-based*). Energi yang diperlukan dalam fungsi *Chan-Vese* model menggunakan *minimum variance criterion*. Teknik yang digunakan pada *Chan-Vese* model adalah *curve evolution*, *Mumford-shah function for segmentation* dan *level-set*. Inisial kontur bisa dilakukan di mana saja pada citra dan *Chan-Vese* model akan secara otomatis mendeteksi keseluruhan kontur, tidak peduli letak dari inisial kontur. Energi yang diperlukan untuk menghitung *minimum variance criterion* sangat besar karena iterasi pada *curve evolution* tinggi. [5]

Sedangkan alasan menggunakan metode *Li* karena metode *Li* mampu melakukan segmentasi objek homogen. Metode *Li* merupakan sebuah model berbasis wilayah kontur aktif yang mengacu pada informasi intensitas dalam wilayah lokal pada skala yang terkendali. Metode ini dapat membagi gambar dengan *inhomogeneity* intensitas, dan memiliki kinerja yang diinginkan untuk gambar dengan batas-batas objek. [6]

Kedua algoritma tersebut akan membantu dalam melakukan segmentasi pada suatu citra digital. Hasil dari segmentasi citra tergantung dari metode dan parameter acuan yang digunakan.

Pada penelitian tugas akhir ini, maka akan dikembangkan penelitian “Analisis Perbandingan Metode *Li* dan *Chan-Vese* pada Proses Segmentasi Citra Digital”.

## 2. KAJIAN PUSTAKA

Penelitian yang dilakukan oleh T.Chan dan L.Vese [5], diusulkan sebuah model baru untuk kontur aktif untuk mendeteksi objek dalam gambar yang diberikan, berdasarkan teknik evolusi kurva, *Mumford-Shah function for segmentation* dan *level-set*. Hal ini dikarenakan, pendeteksian menggunakan gradient citra dikira kurang efektif karena diskrit gradient ini terbatas dan fungsi pemberhentian tidak pernah null pada suatu tepi dan memungkinkan kurva melewati batas yang ada. Pada model ini, inisial kontur bisa dilakukan dimana saja pada citra dan *Chan-Vese* model akan secara otomatis mendeteksi keseluruhan kontur, tidak peduli letak dari inisial kontur. Sehingga bisa dikatakan *Chan-Vese* model

merupakan global segmentasi. Namun pada *Chan-Vese* model ini, tidak bisa melakukan segmentasi secara selektif pada area tertentu suatu citra, arah dari evolusi kurva tidak bisa dikontrol serta memiliki komputasi yang tidak efisien. Pada makalah ini disajikan pula algoritma numerik menggunakan perbedaan terbatas. Selain itu, makalah ini juga menyajikan berbagai hasil eksperimen dan khususnya beberapa contoh di mana metode klasik *snake* berdasarkan gradien tidak berlaku. Juga, kurva awal bisa di mana saja dalam gambar, dan kontur interior akan secara otomatis terdeteksi.

Penelitian yang dilakukan oleh C. Li, C.-Y. Kao, J. C. Gore, and Z. Ding [6], dijelaskan bahwa intensitas *inhomogeneities* sering terjadi di dunia nyata gambar dan dapat menyebabkan kesulitan yang cukup besar dalam segmentasi citra, sehingga untuk mengatasi kesulitan yang disebabkan oleh intensitas *inhomogeneities*, diusulkan sebuah model berbasis kontur daerah aktif yang mengacu pada informasi intensitas dalam wilayah lokal pada skala terkendali. Bahkan, intensitas *inhomogeneity* sering terjadi dalam gambar nyata dari modalitas yang berbeda. Untuk gambar medis, intensitas *inhomogeneity* biasanya karena keterbatasan teknis atau artefak yang diperkenalkan oleh obyek yang sedang dicitrakan.

Penelitian yang dilakukan oleh C. Li, C. Xu, C. Gui, and M. D. Fox [7], disajikan sebuah varisional formulasi *level-set* baru yang sepenuhnya menghilangkan kebutuhan menginisialisasi kembali tersebut. Metode *level-set* yang diusulkan dapat dengan mudah diimplementasikan dengan menggunakan skema perbedaan sederhana yang terbatas dan komputasi lebih efisien daripada metode *level-set* tradisional. Dalam metode ini, langkah waktu secara signifikan lebih besar dapat digunakan untuk mempercepat evolusi kurva, sambil mempertahankan evolusi stabil dari fungsi *level-set*. Selain itu, fungsi *level-set* tidak lagi diperlukan untuk diinisialisasi sebagai fungsi *signed distance*. Pada makalah ini diusulkan sebuah inisialisasi wilayah berbasis fungsi *level-set*, yang tidak hanya komputasi lebih efisien daripada fungsi komputasi *signed distance*, tetapi juga memungkinkan untuk aplikasi yang lebih fleksibel. Serta ditunjukkan kinerja algoritma yang diusulkan menggunakan kedua gambar simulasi dan nyata, dan khususnya ketahanan terhadap adanya batas-batas *noise* yang lemah dan kuat.

## 2.1. Segmentasi Citra

Segmentasi citra merupakan sebuah proses untuk memisahkan objek dari *background* atau antara objek yang satu dengan objek yang lainnya dalam sebuah gambar, sehingga objek tersebut dapat digunakan untuk keperluan yang lain. Pemisahan objek terhadap *background* bertujuan agar *background* tidak ikut diproses sewaktu akan melakukan pengolahan lebih lanjut terhadap objek.

Seiring dengan berkembangnya teknologi pada aplikasi yang memproses sebuah objek seperti rekonstruksi objek tiga dimensi, pengenalan benda, pengenalan tulisan, deteksi wajah, pengkodean objek dan lain-lain, maka proses segmentasi menjadi semakin diperlukan. Hasil dari segmentasi juga harus semakin akurat karena ketidakakuratan hasil segmentasi akan mempengaruhi pula hasil proses selanjutnya. Banyak metode yang dapat digunakan untuk proses segmentasi seperti dengan menggunakan threshold baik adaptive threshold atau tidak, pendeteksian tepi objek menggunakan filter Sobel, Prewitt ataupun yang lain. Secara umum proses segmentasi tersebut

terbagi menjadi tiga bagian, yaitu berdasarkan klasifikasi, berdasarkan tepi, dan berdasarkan daerah.

Pentingnya proses segmentasi maka diperlukan metode segmentasi yang dapat melakukan pemisahan objek dengan akurat. Ketidakakuratan proses segmentasi dapat menyebabkan ketidakakuratan terhadap proses selanjutnya.

Ada 3 tipe segmentasi [11], yaitu :

1. Berdasarkan klasifikasi (*Classification-based*) : segmentasi berdasarkan kesamaan suatu ukuran dari nilai piksel. Salah satu cara paling mudah adalah *thresholding*. *Thresholding* ada dua macam, yaitu global dan lokal. Pada *thresholding* global, segmentasi berdasarkan pada sejenis histogram. Pada *thresholding* lokal, segmentasi dilakukan berdasarkan posisi pada gambar, gambar dibagi menjadi bagian-bagian yang saling melengkapi, jadi sifatnya dinamis.
2. Berdasarkan tepi (*Edge-based*) : proses segmentasi untuk mendapatkan garis yang ada pada gambar dengan anggapan bahwa garis tersebut merupakan tepi dari objek yang memisahkan objek yang satu dengan objek yang lain atau antara objek dengan *background*.
3. Berdasarkan daerah (*Region-based*) : segmentasi dilakukan berdasarkan kumpulan piksel yang memiliki kesamaan (tekstur, warna atau tingkat abu-abu) dimulai dari suatu titik ke titik-titik lain yang ada di sekitarnya. Semua piksel yang berhubungan dengan suatu objek dikelompokkan bersama dan ditandai untuk menyatakan ia tergabung dalam *region* mana. Piksel-piksel dikelompokkan dalam suatu *region* menggunakan kriteria tertentu yang membedakannya dari bagian lain dari *image*. Dua piksel bisa dikelompokkan dalam *region* yang sama bila memiliki sifat intensitas yang mirip (misalnya dengan nilai keabuan) atau jika dekat satu sama lain. Salah satu teknik yang digunakan dalam *region based segmentation* yaitu metode *thresholding*. *Thresholding* adalah metode untuk merubah *gray scale image* menjadi *binary image* sehingga objek yang diinginkan terpisah dari latar belakangnya. *Thresholding* merupakan metode paling sederhana, di mana tiap objek atau *region image* dibedakan berdasarkan penyerapan cahaya atau reflektifitas konstan pada permukaannya. Suatu nilai *threshold* (nilai konstan *brightness*) dapat ditentukan untuk membedakan objek dengan latar belakangnya.

Segmentasi merupakan langkah pertama dan menjadi kunci dalam keberhasilan pengenalan objek (*object recognition*). Aplikasi segmentasi tersebar di berbagai bidang mulai dari kualitas kontrol di industri sampai ke bidang kedokteran, robotika, eksplorasi bumi, dan aplikasi militer. Kualitas hasil akhirnya sebagian besar tergantung pada kualitas metode segmentasi itu sendiri.

## 2.2. Metode Level-Set

Metode level-set adalah metode untuk mendeteksi kurva yang bergerak pertama kali dan dikenalkan oleh Stanley Osher dan J. Sethian [12] pada tahun 1987. Persamaan dari *level-set*  $\Psi$  adalah sebagai berikut.

$$\psi = (x, t = 0) = \pm d \dots\dots\dots(1.1)$$

Di mana :

$x$  = suatu sebuah posisi,



$t$  = waktu,

$d$  = jarak dari  $x$  terhadap kurva inisialisasi (*distance*).

Kurva inisialisasi berupa sebuah lingkaran dengan titik pusat dan jari-jari tertentu. Posisi  $x$  menentukan tanda dari  $d$ , tanda  $d$  diberi nilai positif bila  $x$  menjauh titik pusat kurva inisialisasi atau diluar kurva inisialisasi, sebaliknya tanda  $d$  diberi nilai negatif bila  $x$  mendekat titik pusat kurva inisialisasi atau di dalam kurva inisialisasi. Daerah antara nilai *distance* ( $d$ ) positif dan negatif inilah yang menunjukkan di mana kurva berada. Hal ini juga yang membuat kurva dapat berbentuk cembung atau cekung.

Agar kurva dapat berevolusi maka dilakukan persamaan sebagai berikut :

$$\Psi_{ij}^{n+1} = \Psi_{ij}^n - \Delta t F \left| \nabla_{ij} \Psi_{ij}^n \right| \dots\dots\dots(1.2)$$

Di mana :

$t$  = waktu

$F$  = *speed function*.

$F$  mempunyai tiga faktor yang mempengaruhi pergerakan kurva yang dinyatakan dengan persamaan.

$$F = F_{\text{prop}} + F_{\text{curv}} + F_{\text{adv}} \dots\dots\dots(1.3)$$

Di mana :

$F_{\text{prop}}$  = penambahan konstan pada kurva untuk bergerak searah dengan sudut normal,

$F_{\text{curv}}$  = pengatur bentuk dari kurva,

$F_{\text{adv}}$  = faktor informasi dari gambar.

$F_{\text{prop}}$  dan  $F_{\text{curv}}$  dapat dihitung menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$F_{\text{prop}} + F_{\text{curv}} = 1 - \varepsilon \kappa \dots\dots\dots(1.4)$$

Di mana :

$\varepsilon$  = konstanta bernilai antara 1 sampai 5, semakin besar  $\varepsilon$  semakin cepat kurva berevolusi.

$\kappa$  = kurva yang dapat dihitung dengan menggunakan persamaan berikut.

$$K = \nabla \frac{\nabla \Psi}{|\nabla \Psi|} = - \frac{\Psi_{xx} \Psi_x^2 - 2 \Psi_x \Psi_y \Psi_{xy} + \Psi_{yy} \Psi_y^2}{(\Psi_x^2 + \Psi_y^2)^{3/2}} \dots\dots\dots(1.5)$$

Di mana :

$$\Psi_x = \frac{d\Psi}{dx}$$

$$\Psi_{xx} = \frac{d\Psi_x}{dx}$$

$$\Psi_y = \frac{d\Psi}{dy}$$

$$\Psi_{yy} = \frac{d\Psi_y}{dy}$$

$$\Psi_{xy} = \frac{d\Psi}{dxy}$$

Untuk menghitung masing-masing turunan digunakan pendekatan *central difference*, yaitu :

$$\Psi_x = \Psi(x+1, y) - \Psi(x-1, y) / 2$$

$$\Psi_{xx} = \Psi(x+1, y) - 2 \Psi(x, y) + \Psi(x-1, y)$$

$$\begin{aligned}\Psi_y &= \Psi(x, y+1) - \Psi(x, y-1) / 2 \\ \Psi_{yy} &= \Psi(x, y+1) - 2\Psi(x, y) + \Psi(x, y-1) \\ \Psi_{xy} &= \Psi(x+1, y+1) - \Psi(x-1, y+1) - \Psi(x+1, y-1) + \Psi(x-1, y-1) / 4 \dots (1.6)\end{aligned}$$

Kemudian untuk menghitung pada persamaan (1.3), hasil persamaan  $F_{prop} + F_{curv}$  tidak ditambahkan dengan  $F_{adv}$  melainkan dikalikan dengan  $K_I$  (real positif) yang merupakan informasi *border* dari gambar yang dinyatakan pada persamaan (1.7) di bawah ini.

$$F = (F_{prop} + F_{curv}) * (K_I) \dots (1.7)$$

$$K_I(x, y) = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I(x, y)|} \dots (1.8)$$

Di mana :

$\nabla G_\sigma * I(x, y)$  adalah gradien terhadap *Gaussian smoothing filter* dengan karakteristik lebar  $\sigma$ , dalam penelitian ini digunakan nilai  $\sigma = 1$ . Nilai dari  $\nabla G_\sigma * I(x, y)$  biasanya bernilai positif kecil atau positif mendekati nol apabila tidak berada pada *border* dari suatu gambar, jika berada pada *border* maka nilainya akan sangat besar dan akan membuat nilai dari  $K_I$  semakin kecil atau mendekati nol, sehingga evolusi kurva akan bernilai sangat kecil apabila berada pada *border* suatu gambar.

### 2.3. Kontur Aktif

*Active contour (snake)* adalah salah satu pendekatan untuk segmentasi. *Active contour* berupa kumpulan titik yang bergerak mendekati batasan dari suatu objek, konsep dari *active contour* mirip dengan menggunakan balon untuk mendapatkan bentuk dari suatu objek. Suatu objek dimasukkan ke dalam balon, dengan mengurangi udara di dalam balon tersebut, sehingga balon semakin lama semakin kecil. Batasan dari objek tersebut ditemukan ketika balon tidak lagi mengecil. Berikut adalah gambaran sederhana dari kerja *active contour* : sebuah inisialisasi kurva diletakkan di luar dari objek yang akan disegmentasi, kemudian melalui proses iterasi kurva tersebut akan bergerak mendekati batasan dari objek hingga akhirnya berhenti setelah mendapati batasan objek tersebut.[13]

*Active contour* merupakan sebuah proses minimalisasi energi, batasan dari objek merupakan nilai minimum dari fungsi energi. Fungsi energi tersebut tidak hanya terdiri dari informasi mengenai *edge*, melainkan juga berisi properti yang mengontrol pergerakan dari kurva itu sendiri. *Active contour* berupa energi minimum yang memenuhi properti dari kurva *active contour* dan properti dari gambar digital. *Active contour* pertama kali diajukan oleh Kass (1988) dengan rumus sebagai berikut :

$$E_{snake} = \int_{s=0}^1 E_{int}(v(s)) + E_{img}(v(s)) + E_{con}(v(s)) ds \dots (2.1)$$

Di mana :

$E_{snake}$  = merupakan fungsi energi dari *active contour*, dari fungsi tersebut akan dicari objek yang memenuhi fungsi energi tersebut.

$v(s)$  = merupakan kumpulan dari  $x$  dan  $y$  koordinat dari kurva *active contour*.

$E_{int}$  = merupakan energi internal dari *active contour*, energi ini mempengaruhi pergerakan dari kurva *active contour*.

$E_{img}$  = merupakan energi dari gambar digital yang menjadi inputan (*low level features* seperti *edge points*).

$E_{con}$  = *high level information* yang mempengaruhi pergerakan dari kurva *active contour*.

Seperti penjelasan sebelumnya, *active contour* merupakan sebuah proses minimalisasi energi. Oleh karena itu, kumpulan  $x$  dan  $y$  koordinat dari kurva pada iterasi berikut memiliki energi yang lebih kecil dari iterasi yang sebelumnya sekaligus memenuhi tiga energi yang ada, yaitu  $E_{int}$ ,  $E_{img}$ , dan  $E_{con}$ . Karena bertujuan mencari energi minimal, dari persamaan di atas dicari kumpulan  $x$  dan  $y$  koordinat dari kurva *active contour* yang memenuhi :

$$\frac{dE_{snake}}{dv} = 0 \dots\dots\dots(2.2)$$

$E_{int}$  merupakan energi internal dari kurva *active contour* yang mempengaruhi pergerakan dari kurva itu sendiri.  $E_{int}$  dapat dijelaskan dengan rumus berikut :

$$E_{int} = \alpha(s) \left| \frac{dv(s)}{ds} \right|^2 + \beta(s) \left| \frac{d^2v(s)}{ds} \right|^2 \dots\dots\dots(2.3)$$

Di mana :

$\frac{dv(s)}{ds}$  = turunan pertama untuk menghitung energi yang mengatur elastisitas dari kurva *active contour*.

$\alpha(s)$  = parameter yang mengatur elastisitas dari kurva (jarak antar titik dari kurva)

$\frac{d^2v(s)}{ds}$  = turunan kedua  $d^2v(s)/ds$ , menghitung energi yang mengatur kelengkungan dari kurva.

$\beta(s)$  = parameter yang mengatur kelengkungan dari kurva.

Besarnya nilai dari  $\alpha$  (*alpha*) memiliki efek sebagai berikut, nilai  $\alpha$  yang kecil akan menyebabkan jarak tiap dari kurva akan tidak teratur, sedangkan nilai  $\alpha$  yang besar akan menyebabkan jarak tiap titik tetap terjaga. Besarnya nilai  $\beta$  (*beta*) memiliki efek sebagai berikut, nilai  $\beta$  yang kecil akan menyebabkan kurva menjadi tidak *smooth* (kurva dapat membentuk sudut), nilai  $\beta$  yang besar akan menyebabkan kurva menjadi *smooth*.

$E_{img}$  berisi *low level features* seperti brightness atau data *edge*. Pada rumus  $E_{img}$  yang diajukan oleh Kass(1988) memiliki 3 bagian, yaitu *lines*, *edges*, dan *terminations*. Berikut adalah rumus dari  $E_{img}$  :

$$E_{img} = w_{line}E_{line} + w_{edge}E_{edge} + w_{term}E_{term} \dots\dots\dots(2.4)$$

Di mana :

$E_{line}$  = energi dari *lines*

$E_{edge}$  = energi dari *edges*

$E_{term}$  = energi dari *terminations*

$w_{line}$  = parameter yang mengatur energi dari *lines*

$w_{edge}$  = parameter yang mengatur energi dari *edges*

$w_{term}$  = parameter yang mengatur energi dari *terminations*.

$E_{line}$  dapat ditentukan dari intensitas dari suatu titik pada gambar digital, jika warna gelap memiliki nilai yang lebih kecil dari pada warna terang



maka kurva *active contour* akan bergerak ke arah warna gelap, sedangkan jika warna gelap memiliki nilai yang lebih besar dari pada warna terang maka kurva *active contour* akan bergerak ke arah warna terang.  $E_{edge}$  dapat berupa hasil dari *edge detection* operator seperti Sobel, Prewitt atau operator lain.  $E_{term}$  merupakan energi yang mengatur kurva *active contour* berdasar *image level*. Dari ketiga energi tersebut yang biasanya dipakai adalah  $E_{edge}$ .

## 2.4. Metode Chan-Vese

Chan-Vese model [14] diformulasikan dengan melakukan minimisasi fungsi energi berikut.

$$\begin{aligned} F(c_1, c_2, \phi) = & \mu \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy \\ & + v \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy \\ & + \lambda_1 \int_{\Omega} |\mu_0(x, y) - c_1|^2 H(\phi(x, y)) dx dy \\ & + \lambda_2 \int_{\Omega} |\mu_0(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\phi(x, y))) dx dy \dots\dots\dots(3.1) \end{aligned}$$

Di mana :

$F(c_1, c_2, \phi)$  = standart ukuran energi

$\delta$  = *dirac function*

$H$  = Fungsi *Heaviside* atau fungsi nilai ambang

$c_1, c_2$  = parameter yang diperbaharui di setiap iterasi.

$\mu$  = bobot pengaruh regularisasi bentuk *level-set*

$\lambda_1, \lambda_2$  = konstanta yang telah diatur ke 1 pada antarmuka

Fungsi Heaviside  $H$  didefinisikan sebagai berikut.

$$H(z) = \begin{cases} 1, & \text{jika } z \geq 0 \\ 0, & \text{jika } z < 0 \end{cases}$$

Dengan menggunakan  $\phi$  dan minimisasi energi  $F(c_1, c_2, \phi)$ , secara mudah  $c_1$  dan  $c_2$  dapat diekspresikan dengan persamaan berikut.

$$c_1(\phi) = \frac{\int_{\Omega} \mu_0(x, y) \cdot H(\phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy} \dots\dots\dots(3.2)$$

$$c_2(\phi) = \frac{\int_{\Omega} \mu_0(x, y) \cdot H(\phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy} \dots\dots\dots(3.3)$$

Penulisan lain dari minimisasi energi dengan menggunakan  $F_{\varepsilon}$  adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned} F_{\varepsilon}(c_1, c_2, \phi) = & \mu \int_{\Omega} \delta_{\varepsilon}(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy \\ & + v \int_{\Omega} H_{\varepsilon}(\phi(x, y)) dx dy \\ & + \lambda_1 \int_{\Omega} |\mu_0(x, y) - c_1|^2 H_{\varepsilon}(\phi(x, y)) dx dy \\ & + \lambda_2 \int_{\Omega} |\mu_0(x, y) - c_2|^2 (1 - H_{\varepsilon}(\phi(x, y))) dx dy \dots\dots\dots(3.4) \end{aligned}$$

Dengan dilakukan minimisasi terhadap  $F_{\varepsilon}$  yang respect pada  $\phi$  ditarik kesimpulan tentang asosiasi *Euler-Lagrange Equation* yang terkait dengan  $\phi$ .

Di mana pendefinisian inisial kontur dengan formula *level-set* diperlihatkan pada persamaan berikut ini.

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_{\varepsilon}(\phi) \left[ \mu \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \nu - \lambda_1 (\mu_0 - c_1)^2 + \lambda_2 (\mu_0 - c_2)^2 \right] = 0 \dots\dots\dots (3.5)$$

## 2.5. Metode Li

### 2.5.1. Kriteria energi

$$\begin{aligned} E(\phi) = & \lambda_1 \int_{\Omega} \int_{\Omega} K_{\sigma}(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 H(\phi(x)) dy dx \\ & + \lambda_2 \int_{\Omega} \int_{\Omega} K_{\sigma}(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 (1 - H(\phi(x))) dy dx \\ & + \nu \int_{\Omega} \delta(\phi(x)) \|\nabla \phi(x)\| dx + \mu \int_{\Omega} \frac{1}{2} (\|\nabla \phi(x)\| - 1)^2 dx \dots\dots\dots (4.1) \end{aligned}$$

Di mana :

$I(x)$  = intensitas citra pada piksel  $x$ ,

$H$  = fungsi *Heaviside* atau fungsi nilai ambang,

$K_{\sigma}$  = *Gaussian Kernel* yang didefinisikan sebagai berikut.

$$K_{\sigma}(u) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} \sigma^n} e^{-\|u\|^2 / 2\sigma^2} \dots\dots\dots (4.2)$$

Dengan parameter skala  $\sigma > 0$ .  $f_1$  dan  $f_2$  adalah dua fungsi yang dipusatkan di piksel  $x$  dan dihitung pada setiap iterasi seperti berikut.

$$f_1(x) = \frac{K_{\sigma} * (H(\phi(x))I(x))}{K_{\sigma} * H(\phi(x))}, \dots\dots\dots (4.3)$$

$$f_2(x) = \frac{K_{\sigma} * ((1 - H(\phi(x)))I(x))}{K_{\sigma} * (1 - H(\phi(x)))}, \dots\dots\dots (4.4)$$

$\lambda_1$  dan  $\lambda_2$  adalah dua konstanta yang telah diatur ke 1 pada antarmuka.

Kedua integral sesuai dengan panjang data terlampir, yang terlokalisasi sekitar titik  $x$  masing-masing berkat  $K_{\sigma}$  pada *Gaussian Kernel*. Integral ketiga sesuai dengan jangka regularisasi biasa yang menghaluskan kurva selama evolusinya. Integral terakhir adalah istilah regularisasi yang memaksa *level-set* untuk menjaga jarak pada sifat yang ditandai di atas proses evolusi.

### 2.5.2. Persamaan evolusi

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t}(x) = & \delta(\phi(x)) \left( \lambda_1 \int_{\Omega} K_{\sigma}(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 dy + \lambda_2 \int_{\Omega} K_{\sigma}(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 dy \right) \\ & + \nu \delta(\phi(x)) K + \mu (\nabla^2 \phi(x) - K), \dots\dots\dots (4.5) \end{aligned}$$

### 2.5.3. Properties

1. Karena lokalisasi diperkenalkan oleh  $f_1$ ,  $f_2$  dan  $K_{\sigma}$ , algoritma ini mampu segmentasi objek homogen.
2. Algoritma ini mensegmentasi seluruh gambar.
3.  $\phi$  adalah *signed distance function*.

### 2.5.4. Parameter khusus

Algoritma ini memiliki tiga parameter khusus yang dapat dimodifikasi dari panel yang sesuai, yaitu :

1. istilah kelengkungan  $v$  : bobot pengaruh regularisasi *evolving contour* (nilai default diatur ke 0,003).
2. *level-set* regularisasi jangka  $\mu$  : bobot pengaruh regularisasi bentuk *level-set* (nilai default diatur ke 1).
3. varians dari kernel *Gaussian*  $\sigma$  (nilai *default* diatur ke 7).

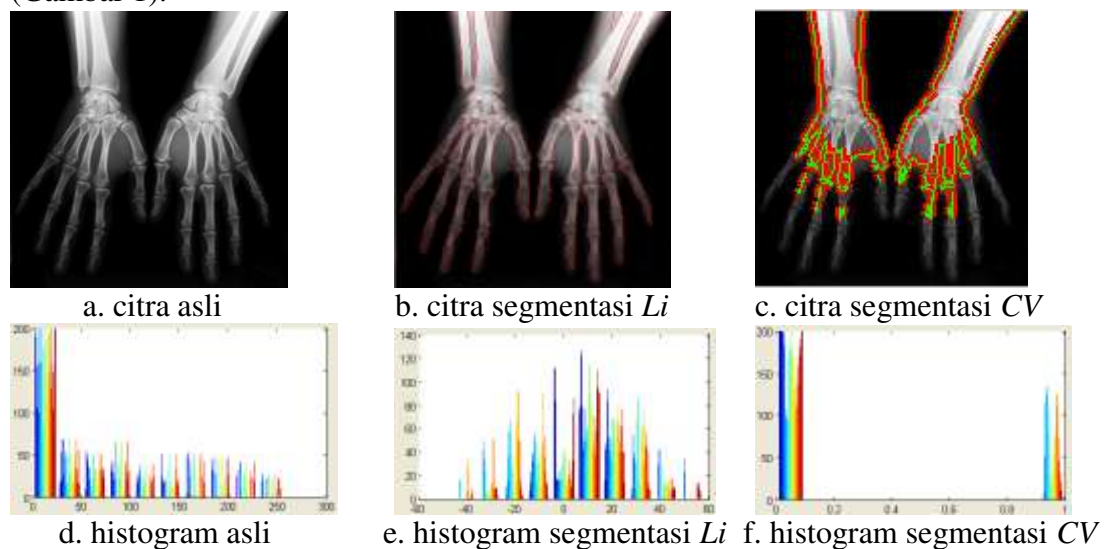
Catatan: Parameter  $\lambda_1$  dan  $\lambda_2$  memiliki nilai 1.

## 2. METODE PENELITIAN

Subjek penelitian adalah sumber data penelitian yang memiliki data mengenai variabel-variabel yang diteliti. Subjek penelitian pada dasarnya adalah yang dikenai hasil kesimpulan. Subjek dari penelitian ini adalah menganalisis kinerja metode *Li* dan *Chan-Vese* pada proses segmentasi citra digital dengan menggunakan *Matlab* 7.6. Data dalam penelitian ini menggunakan 40 sampel citra dengan format ekstensi sebagai citra masukan adalah \*.bmp; \*.tif; \*.jpg; \*.pcx; \*.png; \*.hdf; \*.xwd; \*.ras; \*.pmb; \*.pgm; \*.ppm; \*.pnm dengan batas maksimum resolusi citra yaitu 256 x 256 piksel.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Jenis citra *input* adalah citra *true color* berekstensi \*.bmp; \*.tif; \*.jpg; \*.pcx; \*.png; \*.hdf; \*.xwd; \*.ras; \*.pmb; \*.pgm; \*.ppm; \*.pnm dengan resolusi maksimum 256x256 piksel. Citra yang digunakan adalah sampel citra medis *Arms\_XRay.png* (Gambar 1).



Gambar 1. Citra hasil segmentasi dan histogram

Hasil SNR dan *timing run* dari gambar tersebut adalah sebagai berikut.

- 1) Hasil SNR citra di atas adalah :
  - a) SNR citra *Li* = 7.47455 dB
  - b) SNR citra *Chan-Vese* = 3.82913 dB
- 2) Hasil *timing run* citra di atas adalah :
  - a) *Timing run* citra *Li* = 24.9688 detik
  - b) *Timing run* citra *Chan-Vese* = 36.7656 detik

Dari contoh gambar di atas (Arms\_XRay.png), dengan iterasi = 500, dapat dilihat hasil segmentasi yang terbentuk oleh masing-masing metode. Pada gambar b, objek sudah tersegmentasi dengan rapi, hanya terdapat beberapa kontur yang belum sesuai dengan bentuk objek. Sedangkan pada gambar c, objek sudah hampir tersegmentasi seluruhnya, hanya saja hasil segmentasi belum sesuai dengan batasan objek.

Dilihat dari histogramnya, gambar e yang menunjukkan histogram *Li* penyebaran distribusi piksel-piksennya merata, bisa disimpulkan kualitas citra tersebut baik. Sedangkan pada gambar f yang menunjukkan histogram *Chan-Vese*, penyebaran distribusi piksel-piksennya mengumpul, sehingga bisa disimpulkan kontras dari citra tersebut tidak baik. Sebagian gelap dan sebagian lagi terang.

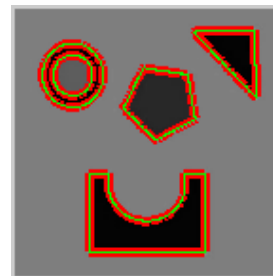
Dari hasil nilai SNR yang ditunjukkan, nilai SNR metode *Li* lebih besar dari pada nilai SNR dari metode *Chan-Vese*. Sehingga dapat disimpulkan kualitas citra segmentasi dengan metode *Li* lebih baik dari pada dengan metode *Chan-Vese*.

Dari hasil *timing run*, waktu proses dari metode *Li* lebih kecil dari pada waktu proses dengan metode *Chan-Vese*. Dapat disimpulkan bahwa, waktu proses dengan metode *Li* lebih cepat dari pada dengan metode *Chan-Vese*.

Citra sintesis yang memiliki banyak objek seperti pada gambar *shapesongray.jpg* digunakan untuk menguji lokalitas dari metode *Li* dan metode *Chan-Vese*. Gambar 2 di bawah ini menunjukkan hasil segmentasi dengan metode *Li* dan *Chan-Vese*.



a. Hasil Segmentasi Metode *Li*



b. Hasil Segmentasi Metode CV

Gambar 2. Hasil segmentasi dengan metode *Li* dan *Chan-Vese*.

Dari gambar 2 di atas dapat diketahui bahwa metode *Li* mengalami lokalitas jika objek yang ada pada citra lebih dari satu, sedangkan metode *Chan-Vese* mampu mensegmentasi seluruh objek dan tidak terjadi lokalitas.

#### 4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

1. Citra yang tersegmentasi dengan metode *Li* lebih baik dari pada dengan metode *Chan-Vese*.
2. Kualitas citra segmentasi dilihat dari nilai SNR kedua metode, dengan menggunakan metode *Li* lebih baik dari pada menggunakan metode *Chan-Vese*.
3. Waktu proses dengan metode *Li* lebih cepat dari pada menggunakan metode *Chan-Vese*.
4. Metode *Li* lebih baik untuk melakukan segmentasi citra digital dari pada menggunakan metode *Chan-Vese*.
5. Metode *Li* mengalami lokalitas jika objek yang ada pada citra lebih dari satu dan dikarenakan objek yang ada pada citra memiliki kontras yang kurang baik sehingga objek seperti memiliki warna yang sama dengan *background*,

sedangkan metode *Chan-Vese* objek yang tersegmentasi yang berada di lingkup kontur awal terlebih dahulu, dapat mensegmentasi citra yang memiliki objek leih dari satu dengan baik dan tidak terjadi lokalitas.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1][http://www.informatika.org/~rinaldi/Buku/Pengolahan%20Citra%20Digital/Bab-1\\_Pengantar%20Pengolahan%20Citra.pdf](http://www.informatika.org/~rinaldi/Buku/Pengolahan%20Citra%20Digital/Bab-1_Pengantar%20Pengolahan%20Citra.pdf) (diakses tanggal 28 Oktober 2011)
- [2]<http://ussie.staff.gunadarma.ac.id/Downloads/files/13803/segmentasi+Aniati.pdf> (diakses tanggal 2 November 2011)
- [3] Thomas Brox and Joachim Weickert. *Level Set Based Image Segmentation with Multiple Regions*. Mathematical Image Analysis Group, Faculty of Mathematics and Computer Science, Saarland University, Building 27, 66041 Saarbrücken, Germany.
- [4] [http://en.wikipedia.org/wiki/Level\\_set\\_method](http://en.wikipedia.org/wiki/Level_set_method) (diakses tanggal 31 Mei 2012)
- [5] T. Chan and L. Vese. *Active contours without edges*. IEEE Trans. *Image Process.*, vol. 10, pp. 266-277, February 2001.
- [6] C. Li, C.-Y. Kao, J. C. Gore, and Z. Ding. *Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation*. IEEE Trans. *Image Process.*, vol. 17, pp. 1940-1949, 2008.
- [7] C. Li, C. Xu, C. Gui, and M. D. Fox. *Level set evolution without re-initialization: A new variational formulation*. in Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, vol. 1, pp. 430-436
- [8]<http://journal.mercubuana.ac.id/data/8%20Olah%20Citra-Konsep%20Dasar.pdf> (diakses pada tanggal 28 Oktober 2011)
- [9]<http://idhaclassroom.com/download/pengolahan-citra/Pengolahan%20Citra.pdf> (diakses tanggal 28 Oktober 2011)
- [10] Putra, Darma. 2010. *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta : ANDI.
- [11]<http://ussie.staff.gunadarma.ac.id/Downloads/files/13803/segmentasi+Aniati.pdf> (diakses pada tanggal 1 Juli 2012)
- [12]<http://puslit2.petra.ac.id/ejournal/index.php/inf/article/download/16778/16758> (diakses pada tanggal 2 November 2011)
- [13][http://digilib.petra.ac.id/viewer.php?page=10&submit.x=20&submit.y=17&qual=high&submitval=next&fname=%2Fjiunkpe%2Fs1%2Finfo%2F2006%2Fjiunkpe-ns-s1-2006-26402056-6118-aplikasi\\_image-chapter2.pdf](http://digilib.petra.ac.id/viewer.php?page=10&submit.x=20&submit.y=17&qual=high&submitval=next&fname=%2Fjiunkpe%2Fs1%2Finfo%2F2006%2Fjiunkpe-ns-s1-2006-26402056-6118-aplikasi_image-chapter2.pdf) (diakses pada tanggal 28 Juni 2012)
- [14] Cohen, Rami. 2010. *The Chan-Vese Algorithm Project Report*. Technion, Israel Institute of Technology.
- [15] T. Dietenbeck, M. Alessandrini, D. Friboulet, O. Bernard. *CREASEG: a free software for the evaluation of image segmentation algorithms based on level-set*. In *IEEE International Conference On Image Processing*. Hongkong, China, 2010.
- [16] Munir, Rinaldi. 2004. *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*. Bandung : Informatika.
- [17] Suhendra, Adang. 2004. *Catatan Kuliah Pengantar Pengolahan Citra*. Univesitas Gunadarma.
- [18] [http://lecturer.eepis-its.edu/~arna/Praktikum\\_RPL/DFD.pdf](http://lecturer.eepis-its.edu/~arna/Praktikum_RPL/DFD.pdf) (diakses tanggal 28 Mei 2012)





- [19] [http://www.engr.uconn.edu/~cmli/code/RSF\\_v0\\_v0.1.rar](http://www.engr.uconn.edu/~cmli/code/RSF_v0_v0.1.rar) (diakses tanggal 11 Juni 2012)
- [20] [http://www.mathworks.com/matlabcentral/fix\\_files/23445/1/Chan-Vese.zip](http://www.mathworks.com/matlabcentral/fix_files/23445/1/Chan-Vese.zip) (diakses tanggal 17 Juli 2012)