

SEGMENTASI MODEL AKTIF KONTUR SBFRLS PADA PAMOR KERIS

Oskar Ika Adi Nugroho¹⁾, Pranowo²⁾

¹⁾ Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Yos Sudarso Purwokerto
Jl. SMP 5 Karangklesem Purwokerto

²⁾ Program Pasca Sarjana Teknik Informatika Universitas Atma Jaya Yogyakarta
Kampus III Gedung Bonaventura Jalan Babarsari 43 Yogyakarta
email : 115301611@students.uajy.ac.id¹⁾, pran@staff.uajy.ac.id²⁾

Abstrak

Pamor merupakan hiasan atau motif atau ornamen yang terdapat pada bilah tosan aji (Keris, Tombak, Pedang atau Wedung dan lain lainnya). Penulis tertarik untuk melakukan penelitian segmentasi pada pamor keris dengan metode *Selective Binary dan Gaussian Filtering Regularized Set Level (SBGFRLS)*.

Metode *region based active contour model (ACM)* digunakan dalam tulisan ini. Hal ini dilaksanakan dengan pengolahan khusus metode *Selective Binary dan Gaussian Filtering Regularized Set Level (SBGFRLS)*, yang langkah pertamanya secara selektif menentukan fungsi level set menjadi biner, dan kemudian menggunakan kernel *Gaussian smoothing* untuk mengaturnya. Keuntungan dari metode ini adalah sebagai berikut. Pertama, sebuah wilayah fungsi *signed pressure force (SPF)* secara efisien dapat menghentikan kontur di tepi yang lemah atau tepi yang kabur. Kedua, eksterior dan interior batas dapat secara otomatis terdeteksi dengan kontur awal berada di mana saja pada citra. Ketiga, ACM dengan SBGFRLS memiliki sifat segmentasi lokal atau global selektif. Hal ini dapat mensegmen tidak hanya obyek yang diinginkan tetapi juga obyek obyek lainnya. Keempat, fungsi level set dapat dengan mudah diinisialisasi dengan fungsi biner, yang tentunya lebih efisien untuk dibangun daripada *signed distance function (SDF)*. Biaya komputasi untuk re-inisialisasi juga dapat dikurangi.

Kata kunci :

pamor keris, segmentasi, level set, ACM, SBGFRLS

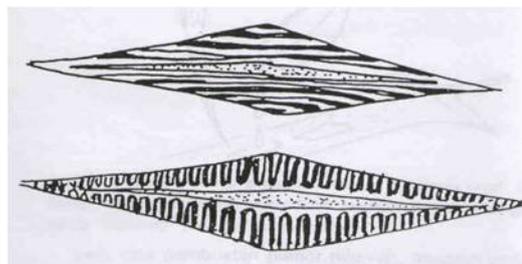
1. Pendahuluan

Pamor merupakan hiasan atau motif atau ornamen yang terdapat pada bilah *tosan aji* (Keris, Tombak, Pedang atau Wedung dan lain lainnya). Hiasan ini dibentuk bukan karena diukir atau diserasah (*Inlay*) atau dilapis, tetapi karena teknik tempaan yang menyatukan beberapa unsur logam yang berlainan. Teknik tempa ini sampai saat ini hanya dikuasai oleh para Empu dari wilayah Nusantara dan sekitarnya saja (Malaysia, Brunei, Philipina dan Thailand). Bahan pamor ini berdasarkan penelitian oleh Bapak. Haryono Aroembinang MSc (alm) dan beberapa ahli

di BATAN Jogjakarta didapat bukti bahwa bahan itu adalah Titanium.

Dilihat dari cara pembuatannya sebetulnya hanya dua cara pembuatan Pamor yang baik yaitu *Mlumah* dan *Miring*. Pamor *mlumah* adalah lapisan-lapisan pamornya mendatar sejajar dengan permukaan keris. sedangkan pamor *miring*, lapisan pamornya tegak lurus permukaan bilah. Ada juga keris yang dibuat dengan kombinasi pamor *mlumah* dan *miring* hanya saja pembuatannya sangat sulit, lebih sulit dari pembuatan pamor *miring*. Pamor *Mlumah* biasanya bermotif Beras Wutah, Ngulit Semangka, Satria Pinayungan, Udan Mas, Wulan-wulan dan sebagainya, sedangkan Pamor *Miring* umumnya motif Adeg, Batu Lapak, Sodo Saeler, Tumpuk. Tidak semua lukisan atau gambar yang ada dibilah keris dikategorikan sebagai pamor, yang digolongkan sebagai pamor adalah gambar atau lukisan yang terjadi karena percampuran antara dua atau lebih bahan logam pembuat keris. [15],[10],[26]

Penulis tertarik untuk meneliti segmentasi pola pamor pada keris.



Gambar1. Pamor mlumah dan pamor miring

Segmentasi citra adalah masalah mendasar dalam pengolahan citra dan *computer vision*. Studi ekstensif telah dibuat dan banyak teknik telah diusulkan [17],[20]di antaranya adalah ACM [17], [25],[24],[12],[13] yang merupakan salah satu metode yang paling sukses. Ide dasar dari ACM adalah mengembangkan kurva dengan dibatasi kendala kendala untuk mengekstraksi obyek yang diinginkan. Berdasarkan kendalanya, ACM bisa dikategorikan menjadi dua tipe : *edge-based models* [17], [25],[24],[13],[6],[23],[11],[27] dan *region-based models*[12],[9],[5],[18],[16],[22],[19],[5]. Salah satu metode *edge-based* yang paling populer adalah model GAC, yang memanfaatkan gradien citra untuk

membangun sebuah *edge stopping function* (ESF) untuk menghentikan perkembangan kontur pada batasan objek. Biasanya dipilih sebuah fungsi tepi $g(|\nabla I|)$ yang positif, menurun dan teratur, sehingga $\lim_{t \rightarrow \infty} g(t) = 0$.

Misalnya

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

Dimana $G_\sigma * I$ menunjukkan *convolving* citra I dengan sebuah kernel Gaussian G_σ dengan standar deviasi σ . Namun, untuk citra digital gradien diskritnya dibatasi, dan kemudian ESF dalam Pers. (1) tidak akan pernah menjadi nol pada tepi. Beberapa tepi berbasis ACM memperkenalkan istilah *balloon force* untuk menyusutkan atau memperluas kontur, namun sulit untuk merancang *balloon force*. Di sisi lain, jika *balloon force* tidak cukup besar, kontur tidak dapat melewati bagian tepi yang sempit dari objek. Selain itu, model berbasis tepi rentan terhadap minimum lokal, gagal untuk mendeteksi eksterior dan interior batas ketika kontur awal terlalu jauh dari batas obyek yang diinginkan.

Region based models ACM memiliki banyak keunggulan dibandingkan *edge-based models*. Pertama, wilayah berbasis model memanfaatkan informasi statistik dalam dan di luar kontur untuk mengontrol evolusi, dan kurang peka terhadap *noise* dan memiliki kinerja yang lebih baik untuk citra dengan tepi yang lemah atau tanpa tepi. Kedua, mereka secara signifikan kurang sensitif terhadap lokasi kontur awal dan kemudian dapat secara efisien mendeteksi eksterior dan interior batas secara bersamaan. Salah satu *region-based models* yang paling populer adalah model C-V [12], yang didasarkan pada teknik segmentasi Mumford-Shah[5] dan telah berhasil diterapkan untuk segmentasi fase biner.

Seperti yang ditunjukkan dalam [12], model C-V otomatis dapat mendeteksi semua kontur, tidak peduli di mana kontur awal dimulai pada citra. Jadi kita dapat mengatakan bahwa model C-V memiliki properti segmentasi global untuk mensegmentasi semua objek dalam citra. Bandingkan dengan model GAC yang hanya dapat mengekstrak objek ketika kontur awal mengelilingi batasnya, dan tidak bisa mendeteksi kontur interior tanpa pengaturan yang awal dalam obyek. Dengan demikian kita dapat mengatakan bahwa model GAC memiliki properti segmentasi lokal yang hanya dapat melakukan segmentasi objek yang diinginkan dengan kontur awal yang tepat.

Dalam tulisan ini, digunakan *Region based models* ACM, yang memanfaatkan keunggulan keunggulan dari model CV dan model GAC.

Dimanfaatkan informasi statistik dalam dan di luar kontur untuk membangun fungsi *region-based signed pressure force* (SPF) [7], yang mampu

mengendalikan arah evolusi, untuk menggantikan ESF. Fungsi SPF ini memiliki tanda-tanda yang berlawanan sekitar objek batas, sehingga kontur bisa menyusut bila berada di luar objek atau memperluas saat berada di dalam objek.

Digunakan sebuah metode level set, SBFRLS, untuk diimplementasikan pada model. Hal ini akan memperbaiki metode *level set* tradisional dengan menghindari perhitungan SDF dan reinisialisasi [1].

Digunakan langkah langkah selektif, yang pertama adalah menentukan fungsi level set untuk dijadikan biner, dan kemudian menggunakan filter Gaussian untuk mengaturnya. Filter Gaussian dapat membuat fungsi *level set* lebih halus dan evolusi lebih stabil. Perlu dicatat bahwa metode SBFRLS bersifat umum dan tangkas, dan dapat diterapkan untuk ACM-ACM klasik, seperti model GAC [25],[24], model C-V [12], model PS [16],[22], dan model LBF [18],[14]. Lebih lanjut lagi, analisis kompleksitas komputasi menunjukkan bahwa metode SBFRLS lebih efisien daripada metode *level set* tradisional. Selain itu, model dengan SBFRLS memiliki properti selektif lokal atau segmentasi global yang tidak hanya dapat mengekstrak objek yang diinginkan, tetapi juga secara akurat mengekstrak semua benda dengan batas interior dan batas eksterior.

Pada bagian dua tulisan ini, akan dibahas tentang model klasik GAC dan C-V. Pada bagian tiga akan mendeskripsikan formulasi dari metode ini dan cara membangun fungsi *Region based SPF*. Metode numerik yang digunakan juga akan dibahas pada bagian ini. Pada bagian empat akan dibahas hasil eksperimen. Pada bagian lima adalah kesimpulan.

2. Model GAC dan model C-V

2.1. Model GAC

Ω menjadi bagian terbuka dibatasi dari R^2 dan $I : [0,a] \times [0,b] \rightarrow R^+$ adalah citra yang diberikan. $c(q) : [0,1] \rightarrow R^2$ menjadi kurva planar parameter di Ω . Model GAC diformulasikan dengan meminimalkan fungsional energi berikut:

$$E^{GAC}(c) = \int_0^1 g(|\nabla I(c(q))|) |c'(q)| dq \quad (2)$$

di mana g adalah ESF seperti dalam Persamaan.(1).

Menggunakan perhitungan variasi [2], kita bisa mendapatkan persamaan Euler-Lagrange dari persamaan (2) sebagai berikut:

$$c_t = g(|\nabla I|) \kappa \bar{N} - (\nabla g \square \bar{N}) \bar{N}, \quad [2] [14] \quad (3)$$

dimana \mathcal{K} adalah kelengkungan kontur dan \bar{n} adalah ke dalam normal kurva. Biasanya kecepatan konstan α ditambahkan untuk meningkatkan kecepatan propagasi. Kemudian persamaan. (3) dapat ditulis kembali sebagai

$$c_t = g(\nabla I)(\kappa + \alpha) \bar{n} - (\nabla g \cdot \bar{n}) \bar{n}, \quad [2] [14] (4)$$

Rumusan level set yang sesuai adalah sebagai berikut:

$$\frac{\partial \varnothing}{\partial t} = g |\nabla \varnothing| \left(\operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varnothing}{|\nabla \varnothing|} \right) + \alpha \right) + \nabla g \cdot \nabla \varnothing, \quad [2] [14] (5)$$

Dimana α adalah *balloon force*, yang mengontrol kontur menyusut atau berkembang.

2.2. Model C-V

Chan dan Vese [5] mengusulkan ACM yang dapat dilihat sebagai kasus khusus dari masalah Mumford-Shah [8]. Untuk citra I di domain Ω , model C-V diformulasikan dengan meminimalkan fungsional energi berikut:

$$E^{CV} = \lambda_1 \int_{\text{inside}(C)} |I(x) - C_1|^2 dx + \lambda_2 \int_{\text{outside}(C)} |I(x) - C_2|^2 dx, \quad x \in \Omega, \quad [2] [14] (6)$$

dimana C_1 dan C_2 adalah dua konstanta yang merupakan intensitas rata-rata dalam dan di luar kontur, masing-masing. Dengan metode level set, kita asumsikan

$$\begin{cases} C = \{x \in \Omega : \varnothing(x) = 0\}, \\ \text{inside}(C) = \{x \in \Omega : \varnothing(x) > 0\} \\ \text{outside}(C) = \{x \in \Omega : \varnothing(x) < 0\} \end{cases}$$

Dengan meminimalkan persamaan (6), kita memecahkan C_1 dan C_2 sebagai berikut:

$$C_1(\varnothing) = \frac{\int_{\Omega} I(x) \varnothing H(\varnothing) dx}{\int_{\Omega} \varnothing H(\varnothing) dx}, \quad (7)$$

$$C_2(\varnothing) = \frac{\int_{\Omega} I(x) (1 - H(\varnothing)) dx}{\int_{\Omega} (1 - H(\varnothing)) dx} \quad (8)$$

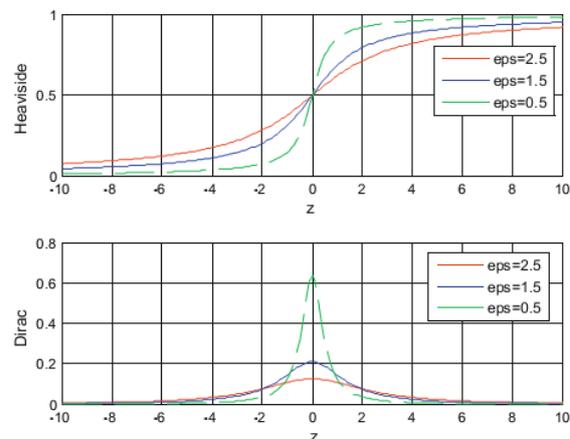
Dengan memasukkan panjang dan daerah energi ke Persamaan (6) dan meminimalkan mereka, kita mendapatkan formulasi variational level set yang sesuai sebagai berikut:

$$\frac{\partial \varnothing}{\partial t} = \delta(\varnothing) \left[\mu \nabla \left(\frac{\nabla \varnothing}{|\nabla \varnothing|} \right) - \nu - \lambda_1 (I - C_1)^2 + \lambda_2 (I - C_2)^2 \right], \quad [2] [14] (9)$$

mana $\mu \geq 0, \nu \geq 0, \lambda_1 > 0, \lambda_2 > 0$ adalah parameter tetap, μ mengontrol kehalusan level set nol, ν meningkatkan kecepatan propagasi, λ_1 dan λ_2 mengontrol citra data yang didorong kekuatan di dalam dan di luar kontur, adalah operator gradien. $H(\varnothing)$ adalah fungsi Heaviside dan $\delta(\varnothing)$ adalah fungsi Dirac. Secara umum, regulasi versi yang dipilih sebagai berikut:

$$\begin{cases} H_{\varepsilon}(z) = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left(\frac{z}{\varepsilon} \right) \right) \\ \delta_{\varepsilon}(z) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + z^2}, \quad z \in \mathbb{R} \end{cases}, \quad (10)$$

Seperti yang ditunjukkan pada Gambar. 2, jika ε terlalu kecil, nilai-nilai $\delta_{\varepsilon}(z)$ cenderung mendekati nol untuk membuat jangkauan efektif yang kecil, sehingga energi fungsional memiliki kecenderungan untuk jatuh ke dalam minimum lokal. Obyek tersebut, mungkin gagal untuk diekstraksi jika kontur awal dimulai jauh dari itu. Namun, jika ε bernilai besar, meskipun $\delta_{\varepsilon}(z)$ cenderung untuk mendapatkan minimum global, lokasi *final contour* mungkin tidak akurat [4].



Gambar 2. Fungsi Heaviside dan fungsi Dirac dengan nilai epsilon yang berbeda.

3. Metode Penelitian

3.1. Fungsi SPF

Fungsi SPF didefinisikan dalam [7] memiliki nilai-nilai dalam rentang $[-1,1]$ hal ini memodulasi sinyal kekuatan tekanan di dalam dan di luar wilayah yang diinginkan sehingga kontur menyusut ketika di luar obyek, atau mengembang saat berada di dalam objek. Berdasarkan analisis, kita membangun fungsi SPF sebagai berikut:

$$spf(I(x)) = \frac{I(x) - \frac{c_1 - c_2}{2}}{\max\left(I(x) - \frac{c_1 - c_2}{2}\right)}, x \in \Omega \quad [7] [14] \quad (11)$$

dimana c_1 dan c_2 didefinisikan dalam Persamaan (7) dan (8).

$$\min(I(x)) < \frac{c_1 + c_2}{2} < \max(I(x)), x \in \Omega \quad [7] [14] \quad (12)$$

Jelas, tanda-tanda fungsi SPF dalam Pers. (11) adalah identik dengan apa yang ditunjukkan pada Gambar.3, sehingga persamaan. (11) dapat berfungsi sebagai fungsi SPF. Substitusikan fungsi SPF pada Persamaan (11) untuk SPF pada Persamaan (5), perumusan level set model ini adalah sebagai berikut:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = spf(I(x)) \left(\operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \alpha \right) |\nabla \phi| + \nabla spf(I(x)) \cdot \nabla \phi, x \in \Omega \quad [7] [14] \quad (13)$$

3.2. Implementasi

Dalam metode level set tradisional, fungsi level set adalah menginialisasi menjadi SDF dari antarmuka dalam rangka untuk mencegah terlalu curam atau datar dekat dengan antarmuka, dan reinisialisasi dibutuhkan dalam evolusi. Sayangnya, banyak metode reinisialisasi memiliki efek samping yang tidak diinginkan dengan Bergeraknya *zero level set* menjauh dari antarmukanya.

Selain itu, sulit untuk memutuskan kapan dan bagaimana menerapkan re-inisialisasi. Dan, re-inisialisasi adalah operasi yang sangat mahal.

Untuk memecahkan masalah ini, dimanfaatkan filter Gaussian untuk mengatur fungsi selective binary level set function setiap iterasi. Prosedur mengatur fungsi level set untuk menjadi biner adalah opsional sesuai dengan properti yang diinginkan dari evolusi. Jika kita ingin properti segmentasi lokal, prosedur ini harus digunakan, jika tidak, hal itu tidak perlu.

Dalam metode ini, fungsi level set dapat diinisialisasi ke konstanta, yang memiliki tanda-tanda yang berbeda di dalam dan di luar kontur. Hal ini sangat sederhana untuk diterapkan dalam praktek. Dalam metode level set tradisional, kelengkungan berbasis jangka $\operatorname{div}(\nabla \phi / |\nabla \phi|) / |\nabla \phi|$ biasanya digunakan untuk mengatur level set fungsi ϕ . Sejak ϕ adalah suatu SDF yang memenuhi syarat $|\nabla \phi| = 1$ [1], *regularized term* dapat ditulis sebagai $\Delta \phi$, yang merupakan Laplacian dari fungsi level set ϕ . Seperti yang ditunjukkan dalam [21] dan didasarkan pada teori skala-space [3], evolusi fungsi dengan Laplacian adalah setara dengan filtering kernel Gaussian kondisi awal dari fungsi. Jadi kita dapat menggunakan proses penyaringan Gaussian untuk lebih

mengatur fungsi level set. Deviasi standar dari filter Gaussian dapat mengontrol kekuatan regularisasi, seperti parameter μ di persamaan. (9).

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = spf(I(x)) \alpha |\nabla \phi|, x \in \Omega \quad [1] [14]$$

Prosedur utama dari algoritma adalah sebagai berikut:

1. Inisialisasi fungsi level set ϕ sebagai

$$\phi(x, t=0) = \begin{cases} -\rho & x \in \Omega_0 - \partial \Omega_0, \\ 0 & x \in \partial \Omega_0, \\ \rho & x \in \Omega - \Omega_0, \end{cases}$$

di mana $\rho > 0$ adalah konstanta, Ω_0 adalah subset di domain citra Ω_0 dan $\partial \Omega_0$ adalah batas Ω_0 .

2. Hitunglah $c_1(\phi)$ dan $c_2(\phi)$ masing-masing dengan menggunakan Persamaan (7) dan (8).
3. Kembangkan fungsi level set sesuai dengan persamaan. (14).
4. $\phi = 1$ jika $\phi > 1$; Sebaliknya, $\phi = -1$.

Langkah ini memiliki properti segmentasi lokal. Jika kita ingin selektif melakukan segmentasi objek yang diinginkan, langkah ini diperlukan, jika tidak, hal itu tidak perlu.

5. Atur fungsi level set dengan filter Gaussian, yaitu $\phi = \phi * G_\sigma$
6. Periksa apakah evolusi fungsi level set sudah konvergen. Jika tidak, kembali ke langkah 2.

Langkah 4 berfungsi sebagai prosedur segmentasi selektif, karena membuat penyimpangan $|\nabla \phi|$ yang jauh dari antarmuka fungsi level set ϕ mendekati nol, dan hanya $\phi(x)$ di dekat antarmuka akan berkembang. Jadi perkembangan memiliki properti segmentasi lokal. Kita bisa mulai kontur dekat obyek yang menarik untuk memperoleh hasil segmentasi yang diinginkan. Di sisi lain, langkah 4 harus dihapus jika kita ingin mendeteksi semua benda.

Pada langkah 5, σ deviasi standar dari filter Gaussian G_σ adalah parameter penting, yang harus dipilih dengan benar. Jika σ terlalu kecil, metode yang diusulkan akan sensitif terhadap suara, dan evolusi akan menjadi tidak stabil. Di sisi lain, jika σ terlalu besar, kebocoran tepi mungkin terjadi, dan batas terdeteksi mungkin tidak akurat.

Karena model ini memanfaatkan intensitas citra global dalam dan di luar kontur, ia memiliki kelemahan yang sama dengan model C-V, seperti inefisiensi dalam

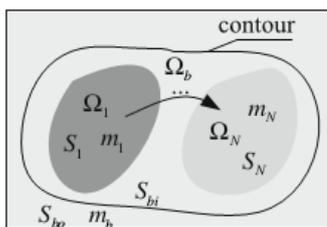
menangani gambar dengan inhomogeneitas intensitas berat. Namun, jika intensitas objek dalam gambar homogen dalam domain sedang berbeda satu sama lain, model ini masih dapat menangani beberapa kasus dengan baik.

Seperti ditunjukkan di gambar 3, kita asumsikan bahwa ada benda N dalam gambar, dan kemudian domain citra dipartisi menjadi $\Omega_1, \dots, \Omega_N$ dan Ω_B , yang intensitasnya masing-masing, m_1, \dots, m_N dan m_B .

Daerah objek dilambangkan sebagai S_1, \dots, S_N . Kontur diatur di sekitar objek. Latar belakang daerah dalam dan di luar kontur yang masing-masing S_{bi} dan S_{b0} . Seperti yang diperlihatkan pada Gambar. 3 hanya mempertimbangkan kasus bahwa intensitas latar belakang adalah yang tertinggi. Hal ini juga cocok untuk kasus ketika intensitas latar belakang adalah yang terendah.

Namun, mirip dengan model C-V [22],[4], model kami tidak bisa menangani kasus ketika intensitas latar belakang bukanlah yang tertinggi maupun terendah. Untuk kenyamanan diskusi, kita asumsikan

$$m_1 \leq m_2 \leq \dots \leq m_N \leq m_b$$



Gambar 3. Tanda-tanda fungsi SPF dalam dan di luar objek yang berlawanan.

Parameter C_1 dan C_2 berfungsi sebagai intensitas rata-rata yang dapat ditulis sebagai berikut

$$\begin{cases} C_1 = \left(\frac{\sum_{k=1}^N m_k S_k + m_b S_{bi}}{\sum_{k=1}^N S_k + S_{bi}} \right) \\ C_2 = m_b \end{cases} \quad [14] \quad (16)$$

Jadi fungsi SPF adalah sebagai berikut:

$$spf(I(x)) = I(x) - \frac{\left(\sum_{k=1}^N m_k S_k + m_b S_{bi} \right) \left(\sum_{k=1}^N S_k + S_{bi} \right)}{2}, x \in \Omega \quad [14] \quad (17)$$

Persamaan (17) dapat ditulis sebagai berikut

$$spf(I(x)) = \frac{(I(x) - m_b) S_{bi} + \sum_{k=1}^N \left(I(x) - \frac{m_b - m_k}{2} \right) S_k}{\sum_{k=1}^N S_k + S_{bi}}, x \in \Omega \quad [14] \quad (18)$$

demikian

$$spf(I(x)) = \sum_{k=1}^N \left(\frac{m_b - m_k}{2} \right) S_k / \left(\sum_{k=1}^N S_k + S_{bi} \right) > 0, \text{ untuk } x \in \Omega_b$$

Ketika $x \in \Omega_n$, maka

$$spf(I(x)) = \frac{(m_N - m_b) S_{bi} + \sum_{k=1}^N \left(m_N - \frac{m_b - m_k}{2} \right) S_k}{\sum_{k=1}^N S_k + S_{bi}} \quad [14] \quad (19)$$

Jika $m_N \leq (m_b + m_1) / 2$, kemudian $spf(I(x)) < 0$ untuk semua $x \in \Omega_1, \dots, \Omega_N$ dan model ini dapat menangani citra dengan baik, jika tidak, model ini mungkin gagal. Perlu dicatat bahwa model C-V juga mungkin gagal dalam kasus ini karena energi fungsional dapat dengan mudah terjebak dalam minimum lokal [12].

3.4. Keuntungan dari model ini dibandingkan model GAC dan C-V.

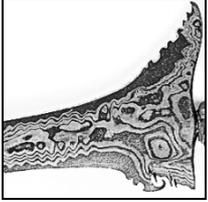
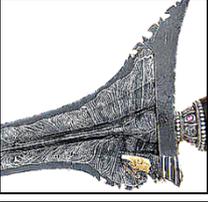
Berbeda dengan model GAC, model ini memanfaatkan informasi statistik citra untuk menghentikan evolusi kurva pada batas-batas yang diinginkan, sehingga dapat menangani noise. Model ini juga dapat menangani citra dengan tepi yang lemah atau tanpa tepi. Model ini juga dapat mengekstrak batas interior obyek dengan menetapkan kontur awal di mana saja.

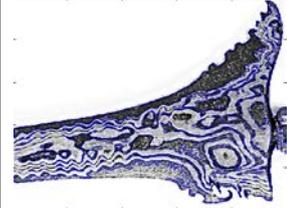
Dibandingkan dengan model C-V, model ini dapat mengekstrak benda yang batas-batas yang khas, sementara intensitas interior tidak. Selain itu, model ini secara selektif dapat mengekstrak objek yang diinginkan dengan menetapkan potongan kontur awal atau sekitar batas-batas yang diinginkan, sementara model C-V akan mengekstrak semua benda. Selain itu, arah evolusi dalam model ini dapat dikontrol untuk mendapatkan hasil segmentasi memuaskan, sementara model C-V mungkin mendapatkan hasil yang terdistorsi. Selain itu, model ini dapat mengekstrak semua benda dengan kontur awal yang ditetapkan di mana saja, sementara model C-V dapat terjebak ke dalam minima lokal dan kemudian mengakibatkan hasil segmentasi yang tidak memuaskan. Akhirnya, model ini memiliki kompleksitas komputasi yang lebih sedikit daripada model GAC dan C-V.

4. Hasil dan Pembahasan

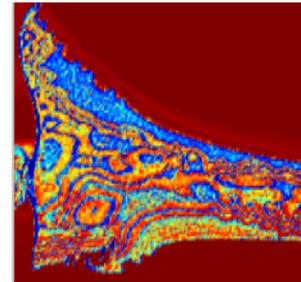
Algoritma ini diimplementasikan dalam Matlab 7.11.0.584 (R2010b) pada PC 1.800-GHz Intel Core i3. Diuji cobakan tiga jenis citra pamor keris dengan ukuran 250 x 250 pixel.

Tabel 1. Citra ujicoba

No	Nama Pamor	Citra
1	Pamor Ngulit Semangka (sumber : east-west-arts.com)	
2	Pamor Ron Pakis (sumber : javakeris.com)	
3	Pamor Winih Unggul (sumber : keris.biz)	

5	800	
---	-----	---

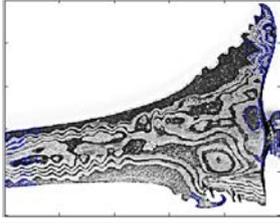
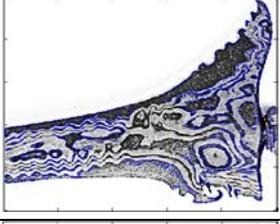
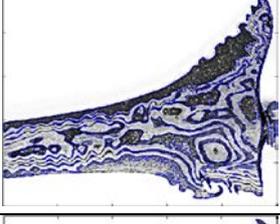
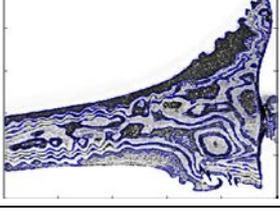
Pada demonstrasi segmentasi citra keris dengan pamor ngulit semangka, kontur bisa dideteksi secara akurat. Gambar 4 menunjukkan hasil segmentasi pada iterasi ke 300.



Gambar 4. Hasil segmentasi citra keris dengan pamor ngulit semangka pada iterasi ke 300

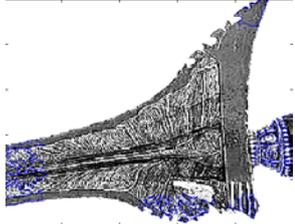
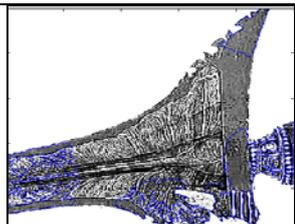
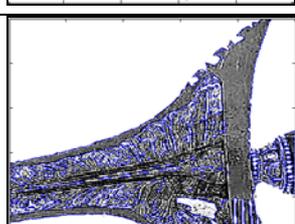
4.1. Segmentasi pada citra keris dengan pamor ngulit semangka

Tabel 2. Segmentasi pada citra keris dengan pamor ngulit semangka

No	Iterasi ke	Hasil
1	10	
2	50	
3	100	
4	300	

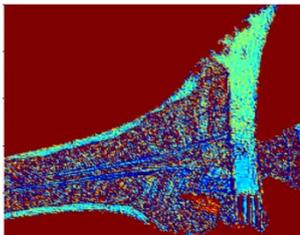
4.2. Segmentasi pada citra keris dengan pamor ron pakis

Tabel 3. Segmentasi pada citra keris dengan pamor ngulit semangka

No	Iterasi ke	Hasil
1	10	
2	20	
3	50	

4	100	
5	400	

Pada demonstrasi segmentasi citra keris dengan pamor ron pakis, kontur bisa dideteksi. Gambar 5 menunjukkan hasil segmentasi pada iterasi ke 400.



Gambar 5. Hasil segmentasi citra keris dengan pamor ron pakis pada iterasi ke 400

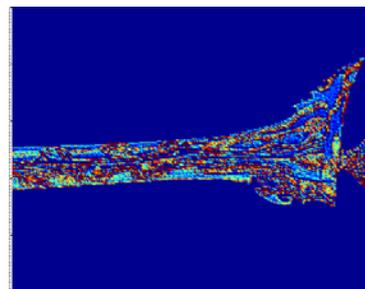
4.3. Segmentasi pada citra keris dengan pamor winih unggul

Tabel 4. Segmentasi pada citra keris dengan pamor winih unggul

No	Iterasi ke	Hasil
1	10	

2	20	
3	50	
4	100	
5	400	

Pada demonstrasi segmentasi citra keris dengan pamor winih unggul, kontur bisa dideteksi. Gambar 6 menunjukkan hasil segmentasi pada iterasi ke 400.



Gambar 5. Hasil segmentasi citra keris dengan pamor winih unggul pada iterasi ke 400

5. Kesimpulan dan Saran

Dari hasil percobaan bisa diambil kesimpulan, metode level set SBFRLS sangat efisien jika dibandingkan metode level set tradisional. Semakin rumit jenis pamor keris yang akan disegmentasi, akan semakin banyak jumlah iterasi yang dilakukan untuk mencapai konvergensi.

Untuk penelitian lebih lanjut, segmentasi pamor keris akan bisa diterapkan pada pendeteksian jenis logam yang digunakan pada keris.

Daftar Pustaka

- [1] A. Tsai, A. Yezzi, A.S. Willsky, 2001 *Curve evolution implementation of the Mumford–Shah functional for image segmentation, denoising, interpolation, and magnification*, IEEE Transaction on Image Processing 10
- [2] A. Vasilevskiy, K. Siddiqi, 2002, *Flux-maximizing geometric flows*, IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence 24
- [3] C. Davatzikos, J.L. Prince, 1995 *An active contour model for mapping the cortex*, IEEE Transaction on Medical Imaging 14
- [4] C. Li, C. Kao, J.C. Gore, Z. Ding, 2008, *Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation*, IEEE Transaction on Image Processing 17
- [5] C. Xu, J.L. Prince, 1998 *Snakes, shapes, and gradient vector flow*, IEEE Transaction on Image Processing 7
- [6] C.M. Li, C. Kao, J. Gore, Z. Ding, 2007, *Implicit active contours driven by local binary fitting energy*, in: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,
- [7] C.M. Li, C.Y. Xu, C.F. Gui, M.D. Fox, 2005, *Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation*, in: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego
- [8] C.Y. Xu, A. Yezzi Jr., J.L. Prince, 2000, *On the relationship between parametric and geometric active contours*, in: Processing of 34th Asilomar Conference on Signals Systems and Computers
- [9] D. Mumford, J. Shah, 1989, *Optimal approximation by piecewise smooth function and associated variational problems*, Communication on Pure and Applied Mathematics 42
- [10] Edward Frey ,2010,*The Kris Mystic Weapon of The Malay World*
- [11] G. Aubert, P. Kornprobst, 2002, *Mathematical Problems in Image Processing: Partial Differential Equations and the Calculus of Variations*, Springer, New York.
- [12] G.P. Zhu, Sh.Q. Zhang, Q.SH. Zeng, Ch.H. Wang, 2007, *Boundary-based image segmentation using binary level set method*, Optical Engineering 46
- [13] J. Lie, M. Lysaker, X.C. Tai, 2006, *A binary level set model and some application to Mumford–Shah image segmentation*, IEEE Transaction on Image Processing 15
- [14] Kaihua Zhang, Lei Zhang, Huihui Song, Wengang Zhou, 2010, *Active contours with selective local or global segmentation: A new formulation and level set method*, Image and Vision Computing 28
- [15] Ki Ageng Swalono, *Catatan mengenai PAMOR KERIS*
- [16] L.A. Vese, T.F. Chan, 2002 *A multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford–Shah model*, International Journal of Computer Vision 50
- [17] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos, 1988, *Snakes: active contour models*, International Journal of Computer Vision 1
- [18] N. Paragios, R. Deriche, 2000, *Geodesic active contours and level sets for detection and tracking of moving objects*, IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence 22
- [19] N. Paragios, R. Deriche, 2002 *Geodesic active regions and level set methods for supervised texture segmentation*, International Journal of Computer Vision 46
- [20] N. Xu, N. Ahuia, R. Bansal, 2007, *Object segmentation using graph cuts based active contours*, Computer Vision and Image Understanding 107 .
- [21] P. Perona, J. Malik, 1990 *Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion*, IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence 12
- [22] R. Ronfard, 2002 *Region-based strategies for active contour models*, International Journal of Computer Vision 46
- [23] S. Osher, R. Fedkiw, 2002 *Level Set Methods and Dynamic Implicit Surfaces*, Springer-Verlag, New York
- [24] T. Chan, L. Vese, 2001, *Active contours without edges*, IEEE Transaction on Image Processing 10.
- [25] V. Caselles, R. Kimmel, G. Sapiro, 1995, *Geodesic active contours*, in: Processing of IEEE International Conference on Computer Vision'95, Boston, MA.
- [26] Waluyo Wijayatno, Unggul Sudrajat 2010 *Keris dalam perspektif keilmuan*
- [27] Y. Shi, W.C. Karl, 2005 *Real-time tracking using level sets*, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2

Biodata Penulis

Oskar Ika Adi Nugroho, memperoleh gelar Sarjana Teknik (S.T), Program Studi Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Sanata Dharma, lulus tahun 2007. Tahun 2011 melanjutkan studi di Program Magister Teknik Informatika Universitas Atma Jaya Yogyakarta. Saat ini sebagai Staf Pengajar Program Studi Sistem Informasi Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Yos Sudarso Purwokerto.

Pranowo, memperoleh gelar Sarjana Teknik (S.T), Program Studi Teknik Mesin Fakultas Teknik UGM, lulus tahun 1996. Tahun 2002 memperoleh gelar Magister Teknik (M.T) dari Program Studi Teknik Elektro UGM. Program Doktor dari Program Studi Teknik Elektro UGM, lulus tahun 2010. Saat ini sebagai Staf Pengajar program Magister Teknik Informatika Universitas Atma Jaya Yogyakarta.