

OPTIMASI KOLONI SEMUT UNTUK FASE DETEKSI PERUBAHAN GARIS PADA SEGMENTASI CITRA

DESI NOVIANTI

n_desi_a@yahoo.com

081280644181

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Matematika dan IPA
Universitas Indraprasta PGRI

Abstrak. Citra adalah gambar dua dimensi yang dihasilkan dari gambar analog dua dimensi yang kontinu menjadi gambar diskrit melalui proses *sampling*. Untuk mempermudah proses pengolahan citra, maka citra akan dipecah menjadi segmen-segmen sehingga didapat citra yang diinginkan saja. Segmentasi citra adalah proses pemisahan objek yang satu dengan objek yang lain dalam suatu gambar (citra) menjadi objek-objek berdasarkan karakteristik tertentu. Proses segmentasi berhenti ketika obyek yang dicari telah ditemukan. Berbagai pendekatan telah dikembangkan untuk memecahkan masalah segmentasi citra. Salah satunya dengan *ant colony optimization(ACO)*. ACO pertama kali diperkenalkan oleh M. Dorigo (Dorigo et al., 1996). Salah satu ide dasar dari pendekatan ACO adalah dengan menggunakan konter bagian dari jejak feromon yang digunakan oleh semut sebagai media komunikasi dan sebagai bentuk tidak langsung dari memori solusi yang sebelumnya ditemukan. Pada segmentasi citra, algoritma ACO diterapkan dalam fase deteksi perubahan garis yang kompleks pada perubahan fasa termografi. Pada bagian ini kita menerapkan (active countur model/ ACM) berbasis algoritma ACO untuk segmentasi sub-citra, yang mengubah segmentasi citra mencari masalah jalan terbaik di daerah yang dibatasi. Hasil dari percobaan ini akan menunjukkan bahwa algoritma perubahan fase kontur akan menghasilkan fase kontur yang aktif dan baik sehingga mendapatkan segmentasi citra yang lebih baik.

Keyword: Citra, Sementasi Citra, Optimasi Semut, Deteksi tepi

Abstract. Image is two-dimensional images generated from analog images into a continuous two-dimensional discrete image through the sampling process. Image processing can be easily processed, then the image will be split into segments in order to get the desired image only. Image segmentation is the process of separating objects with other objects in an image into objects based on certain characteristics. The segmentation process stops when objects have been observed. Variety of approaches have been developed to solve the problem of image segmentation. One of them with ant colony optimization (ACO). ACO was first introduced by M. Dorigo (Dorigo et al., 1996). One of the basic ideas of the ACO approach is to use the counter part of the trail pheromones used by ants as a medium of communication and as an indirect form of memory solutions previously found. To image segmentation, ACO algorithm is applied in the phase of a complex line change detection on phase change thermography. This section we apply the (Active Countur Models / ACM) based on ACO algorithm for segmentation of sub-images, which converts image segmentation searching for the best path problem in a restricted area. The results of this experiment will show that the algorithm changes the contour phase, will produce a phase of active contours and good so get a better image segmentation.

Keyword: image, image Cementation, Optimization Ants, edge Detection

PENDAHULUAN

Segmentasi citra adalah proses pemisahan objek yang satu dengan objek yang lain dalam suatu citra (citra) menjadi objek-objek berdasarkan karakteristik tertentu. Proses segmentasi berhenti ketika obyek yang dicari telah ditemukan. Berdasarkan pengertiannya, segmentasi memiliki tujuan menemukan karakteristik khusus yang dimiliki suatu citra. Oleh karena itulah, segmentasi sangat diperlukan pada proses pengenalan pola. Semakin baik kualitas segmentasi maka semakin baik pula kualitas pengenalan polanya.

Berbagai pendekatan telah dikembangkan untuk memecahkan masalah segmentasi citra. Salah satunya dengan *ant colony optimization* (ACO).

ACO pertama kali diperkenalkan oleh M. Dorigo (Dorigo et al., 1996). Salah satu ide dasar dari pendekatan ACO adalah dengan menggunakan konter bagian dari jejak feromon yang digunakan oleh semut sebagai media komunikasi dan sebagai bentuk tidak langsung dari memori solusi yang sebelumnya ditemukan.

ACO menggunakan informasi heuristik seperti jarak antara kota-kota untuk membangun jalur dan mempertahankan daftar jalur yang terlarang di mana semut menyimpan jalur parsial yang dibangun sejauh lintasan. Semut membangun solusi konstruktif dipandu oleh informasi heuristik dan jalur feromon yang ditinggalkan oleh semut di iterasi sebelumnya.

ACO telah berhasil diterapkan untuk berbagai masalah optimasi kombinatorial termasuk di TSP (Dorigo & Gambardella, 1997), masalah Routing kendaraan (Bullnheimer et al., 1998), masalah aliran produksi flow shop (Stutzle, 1998) dan lain-lain.

Suksesnya ACO menarik perhatian peneliti citra, Quadfel et al. mengusulkan sebuah algoritma untuk segmentasi citra berdasarkan Markov Acak Lapangan (MRF) dan ACO (Ouadfel & Batouche, 2003).

Pada penulisan ini akan dibahas tentang algoritma ACO untuk diterapkan dalam fase deteksi perubahan garis yang kompleks pada perubahan fasa termografi. Pada bagian ini kita menerapkan (active contour model/ ACM) berbasis algoritma ACO untuk segmentasi sub-citra, yang mengubah segmentasi citra mencari masalah jalan terbaik di daerah yang dibatasi. Diharapkan Hasil percobaan akan menunjukkan bahwa algoritma perubahan fase kontur akan menghasilkan fase kontur yang aktif dan baik.

TINJAUAN PUSTAKA

Citra

Citra adalah gambar dua dimensi yang dihasilkan dari gambar analog dua dimensi yang kontinu menjadi gambar diskrit melalui proses *sampling*.

Gambar analog dibagi menjadi N baris dan M kolom sehingga menjadi gambar diskrit. Persilangan antara baris dan kolom tertentu disebut dengan piksel. Contohnya adalah gambar/titik diskrit pada baris n dan kolom m disebut dengan piksel [n,m].

Citra digital dibentuk oleh kumpulan titik yang dinamakan piksel (pixel atau picture element). Setiap piksel digambarkan sebagai satu kotak kecil. Setiap piksel mempunyai koordinat posisi.

Dengan sistem koordinat yang mengikuti asas pemindaian pada layar TV standar itu, sebuah piksel mempunyai koordinat berupa (x, y).

Dalam hal ini, x menyatakan posisi kolom, y menyatakan posisi baris, dan piksel pojok kiri-atas mempunyai koordinat (0, 0) dan piksel pada pojok kanan-bawah mempunyai koordinat (N-1, M-1).

Ada tiga jenis citra yang umum yang digunakan dalam pemrosesan citra yaitu citra berwarna, citra berskala keabuan dan citra biner.

a. Citra berwarna

Citra berwarna atau dinamakan citra RGB, merupakan jenis citra yang menyajikan warna dalam bentuk komponen R(merah), G(hijau), B(biru). Setiap komponen warna menggunakan 8bit nilainya berkisar 0 sampai 255. sehingga kemungkinan warna yang dapat disajikan $255 \times 255 \times 255 = 16.581.375$ warna.

b. Citra berskala keabuan

Sesuai dengan nama yang melekat, jenis citra ini menangani gradasi warna hitam dan putih, yang tentu saja menghasilkan efek abu-abu. Pada jenis gambar ini warna dinyatakan dengan intensita. Dalam hal ini intensitas antara 0 – 255. dan nilai 0 menyatakan hitam dan nilai 255 menyatakan putih.

c. Citra Biner

Citra biner adalah citra dengan setiap piksel hanya dinyatakan dengan sebuah nilai dari dua kemungkinan(yaitu 0 dan 1). Nilai 0 menyatakan hitam dan nilai 1 menyatakan putih.

Pengolahan Citra bertujuan memperbaiki kualitas citra agar mudah diinterpretasi oleh manusia atau mesin (dalam hal ini komputer). Teknik-teknik pengolahan citra mentransformasikan citra menjadi citra lain. Jadi, masukannya adalah citra dan keluarannya juga citra, namun citra keluaran mempunyai kualitas lebih baik daripada citra masukan. Termasuk ke dalam bidang ini juga adalah pemampatan citra (*image compression*).

Operasi-operasi pada pengolahan citra diterapkan pada citra:

1. Perbaikan kualitas citra (*image enhancement*).

Jenis operasi ini bertujuan untuk memperbaiki kualitas citra dengan cara memanipulasi parameter-parameter citra. Dengan operasi ini, ciri-ciri khusus yang terdapat di dalam citra lebih ditonjolkan.

Contoh-contoh operasi perbaikan citra:

- a. perbaikan kontras gelap/terang
- b. perbaikan tepian objek (*edge enhancement*)
- c. penajaman (*sharpening*)
- d. pemberian warna semu (*pseudocoloring*)
- e. penapisan derau (*noise filtering*)

2. Pemugaran citra (*image restoration*).

Operasi ini bertujuan menghilangkan/meminimumkan cacat pada citra. Tujuan pemugaran citra hampir sama dengan operasi perbaikan citra. Bedanya, pada pemugaran citra penyebab degradasi gambar diketahui. Contoh-contoh operasi pemugaran citra:

- a. penghilangan kesamaran (*deblurring*).
- b. penghilangan derau (*noise*).

3. Pemampatan citra (*image compression*).

Jenis operasi ini dilakukan agar citra dapat direpresentasikan dalam bentuk yang lebih kompak sehingga memerlukan memori yang lebih sedikit. Hal penting yang harus diperhatikan dalam pemampatan adalah citra yang telah dimampatkan harus tetap mempunyai kualitas gambar yang bagus. Contoh metode pemampatan citra adalah metode JPEG.

4. Segmentasi citra (*image segmentation*).

Jenis operasi ini bertujuan untuk memecah suatu citra ke dalam beberapa segmen dengan suatu kriteria tertentu. Jenis operasi ini berkaitan erat dengan pengenalan pola.

5. Pengorakan citra (*image analysis*)

Jenis operasi ini bertujuan menghitung besaran kuantitatif dari citra untuk menghasilkan deskripsinya. Teknik pengorakan citra mengekstraksi ciri-ciri tertentu

yang membantu dalam identifikasi objek. Proses segmentasi kadangkala diperlukan untuk melokalisasi objek yang diinginkan dari sekelilingnya. Contoh-contoh operasi pengorakan citra:

- a. Pendeteksian tepi objek (*edge detection*)
 - b. Ekstraksi batas (*boundary*)
 - c. Representasi daerah (*region*)
6. Rekonstruksi citra (*image reconstruction*)

Jenis operasi ini bertujuan untuk membentuk ulang objek dari beberapa citra hasil proyeksi. Operasi rekonstruksi citra banyak digunakan dalam bidang medis. Misalnya beberapa foto *rontgen* dengan sinar X digunakan untuk membentuk ulang gambar organ tubuh.

Segmentasi citra

Segmentasi adalah proses pemisahan objek yang satu dengan objek yang lain dalam suatu gambar (citra) menjadi objek-objek berdasarkan karakteristik tertentu. Proses segmentasi berhenti ketika objek yang dicari telah ditemukan. Berdasarkan pengertiannya, segmentasi memiliki tujuan menemukan karakteristik khusus yang dimiliki suatu citra. Oleh karena itulah, segmentasi sangat diperlukan pada proses pengenalan pola. Semakin baik kualitas segmentasi maka semakin baik pula kualitas pengenalan polanya.

Algoritma segmentasi citra umumnya didasarkan pada satu dari dua properti nilai intensitas yaitu diskontinuitas dan similaritas. *Diskontinuitas* memiliki pendekatan memecah atau memilah citra berdasarkan perubahan intensitas yang tiba-tiba atau cukup besar. Proses segmentasi *diskontinuitas* antara lain: deteksi titik, deteksi garis, dan deteksi tepi. Sementara itu untuk similaritas berdasarkan pada memecah citra ke dalam wilayah yang sama menurut beberapa kriteria yang telah ditentukan, antara lain seperti proses: *thresholding*, *region growing*, dan *region splitting and merging*.

Deteksi Garis

Pada deteksi garis, rantai tepi citra diekstrak pada ketepatan sub-pixel dengan metode yang pertama kali dijelaskan oleh Canny dan diperkuat oleh Rothwell. Pada setiap titik di sebuah rantai gradien local diperkirakan, dan suatu prosedur pencarian jamak digunakan untuk memecah rantai menjadi sub-rantai yang sesuai dengan batasan tangent yang ditentukan. Akhirnya, sub-rantai dengan sedikit edgel akan dibuang dengan menggunakan suatu batas ambang sederhana.

Operator pendeteksian garis terdiri atas suatu *mask* konvolusi yang diatur untuk mendeteksi keberadaan garis pada lebar n tertentu, pada orientasi tertentu. Berikut merupakan gambar empat *mask* pendeteksian garis dengan respon maksimum pada horisontal, vertikal, $+45^\circ$, 45°

Jika tanggapan mask dinotasikan dengan i , mask ini dapat digunakan pada sebuah citra, dan pada titik tertentu, jika untuk semua titik berisi suatu garis yang orientasi dan lebarnya sesuai dengan *mask* i . *Mask* biasanya mengambang untuk menghilangkan garis lemah yang sesuai dengan tepi dan bentuk lainnya dengan gradien intensitas yang memiliki skala berbeda dibandingkan lebar garis yang diinginkan. Untuk memperoleh garis yang utuh maka harus digabungkan dengan fragmen garis, dengan operator *edge tracking*.

Deteksi Tepi

Tepi atau sisi dari sebuah objek adalah daerah di mana terdapat perubahan intensitas warna yang cukup tinggi. Deteksi tepi (*Edge detection*) adalah operasi yang

dijalankan untuk mendeteksi garis tepi (*edges*) yang membatasi dua wilayah citra homogen yang memiliki tingkat kecerahan yang berbeda. Deteksi tepi sebuah citra digital merupakan proses untuk mencari perbedaan intensitas yang menyatakan batas-batas suatu objek (sub-citra) dalam keseluruhan citra digital yang dimaksud.

Tujuan pendeteksian tepi adalah untuk meningkatkan penampakan garis batas suatu daerah atau objek di dalam citra. Proses deteksi tepi citra dilakukan dengan mencari lokasi-lokasi intensitas piksel-piksel yang diskontinyu dengan intensitas piksel-piksel yang berdekatan (bertetangga/*neighborhood*). Suatu titik (x,y) dikatakan sebagai tepi (*edge*) dari suatu citra, bila titik tersebut mempunyai perbedaan yang tinggi dengan tetangganya. Metode deteksi tepi tersebut diantaranya yaitu metode atau detektor tepi Sobel, Prewitt, Robert, Zerо Crossing dan Canny.

Tepi dapat diorientasikan dengan suatu arah, dan arah ini berbeda-beda pada bergantung pada perubahan intensitas. Ada tiga macam tepi yang terdapat di dalam citra digital. Ketiganya adalah:

1. Tepi curam
Tepi dengan perubahan intensitas yang tajam. Arah tepi berkisar 90°.
2. Tepi landai
Disebut juga tepi lebar, yaitu tepi dengan sudut arah yang kecil. Tepi landai dapat dianggap terdiri dari sejumlah tepi-tepi lokal yang lokasinya berdekatan.
3. Tepi yang mengandung derau (noise)
Umumnya tepi yang terdapat pada aplikasi *computer vision* mengandung derau. Operasi peningkatan kualitas citra (*image enhancement*) dapat dilakukan terlebih dahulu sebelum pendeteksian tepi.

Aktive Contour Model (ACM)

ACM adalah alat populer untuk meminimalkan fungsi biaya. ACM dijelaskan oleh Kass et al. (1987) mengacu pada satu set poin, $v(s) = (x(s), y(s))$, s merupakan parameter gambar yang merupakan panjang kontur. Setiap kemungkinan konfigurasi kontur memiliki energi yang terkait dengan panjang kontur, yang merupakan kombinasi dari energi internal dan eksternal. Fungsi energi dapat ditulis sebagai:

$$E_{snake} = \int_0^1 E_{snake}(v(s)) ds = \int_0^1 [E_{in}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{con}(v(s))] ds \quad (1)$$

di mana E_{in} merupakan energi internal dari kontur aktif, Gambar merupakan kekuatan gambar, dan E_{con} merupakan hambatan-hambatan eksternal. Energi internal terdiri dari urutan pertama dan urutan kedua merupakan kontur aktif untuk bertindak seperti membran pelat tipis.

$$E_{in} = (\alpha(s)|v_s(s)|^2 + \beta(s)|v_{ss}(s)|^2) / 2 \quad (2)$$

$$E_{ext} = E_{image} + E_{con}$$

Dimana sehingga

$$E_{image} = w_{line}E_{line} + w_{edge}E_{edge} + w_{cur}E_{cur} \quad (3)$$

Kekuatan gambar adalah kombinasi dari segi linear baris, tepi dan energi terminasi,

semua dihitung dari gambar, $I(x, y)$. $E_{line} = I(x, y)$, $E_{edge} = -|\nabla I(x, y)|^2$

E_{cur} adalah tingkat kelengkungan kontur pada penghalusan gambar Gaussian.

Integral energi menjadi

$$\int_0^1 E_{ext}(v(s)) + \frac{1}{2}(\alpha(s)|v_s(s)|^2 + \beta(s)|v_{ss}(s)|^2) ds \quad (4)$$

Menurut lemma kondisi yang diperlukan untuk fungsional ekstrem (Lao, 2004) dimana meminimalkan (4), sepasang persamaan Euler independen diperoleh (Amini & Jane, 1990),

$$-\alpha x_{ss} + \beta x_{ssss} + \frac{\partial E_{ext}}{\partial x} = 0 \quad (5)$$

$$-\alpha y_{ss} + \beta y_{ssss} + \frac{\partial E_{ext}}{\partial y} = 0 \quad (6)$$

$$f_x(i) = \frac{\partial E_{ext}}{\partial x_i} \text{ and } f_y(i) = \frac{\partial E_{ext}}{\partial y_i}$$

Cara mendiskritkan persamaan di atas dengan sehingga diperoleh :

$$\begin{aligned} &\alpha_i(v_i - v_{i-1}) - \alpha_{i+1}(v_{i+1} - v_i) + \beta_{i-1}(v_{i-2} - 2v_{i-1} + v_i) \\ &\quad - 2\beta_i(v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}) + \beta_{i+1}(v_i - 2v_{i+1} + v_{i+2}) + (f_x(i), f_y(i)) = 0 \end{aligned} \quad (7)$$

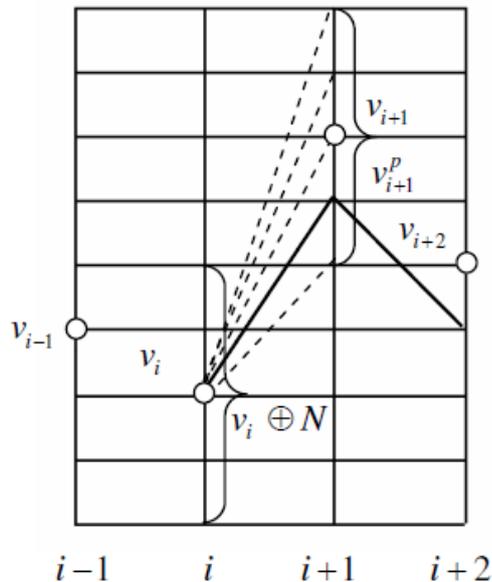
dengan $v(0) = v(n)$. Fungsi (7) dalam bentuk matriks, didapat :

$$Ax + f_x(x, y) = 0 \quad (8)$$

$$Ay + f_y(x, y) = 0 \quad (9)$$

Rumus energi (2), dapat menjadi :

$$\begin{aligned} E_{snake} &= \sum_{i=0}^{n-1} E_{int}(i) + E_{ext}(i) \\ &= \sum_{i=0}^{n-1} E_{int}(i) + E_{ext}(i) \sum_{i=0}^{n-1} (\alpha_i |v_i - v_{i-1}|^2 + \beta_i |v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}|^2) / 2 + E_{ext}(i) \end{aligned} \quad (10)$$



Gambar 1. Pencarian graf

Masalah minimisasi energi dapat dilihat sebagai proses keputusan banyak tahapan diskrit. Pada setiap tahap, hanya lingkungan lokal dari titik pada kontur aktif yang dinilai. Ini mencirikan set jalur diterima di setiap iterasi. Untuk fokus, mari kita hanya mempertimbangkan jangka urutan pertama ukuran energi internal. Dengan i mewakili tahap dan k merupakan pilihan yang mungkin pada setiap tahap, masalah keputusan multi tahap dari (10) dapat dihitung sebagai:

$$E_t(i+1, k) = E_t(i, k) + \frac{1}{2} \alpha_i (v_{i+1} \oplus k - v_i \oplus j)^2 + E_{ext}(v_{i+1} \oplus k) \quad (11)$$

di mana, $0 < k < N$ (N adalah jumlah kemungkinan arah pada setiap tahap), v_m adalah titik m^{th} pada kontur aktif, dan \oplus adalah suatu operasi dimana semua poin yang bertetanggan dari titik tertentu pada *lattice* yang didapatkan. Gambar dapat direpresentasikan sebagai grid yang ditunjukkan pada Gambar 1. Sambungan dari simpul $\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$, adalah inisial kontur. Andaikan bahwa $v_i^t \in v_i \oplus N$ adalah titik tepi saat ini, maka titik selanjutnya adalah titik pilihan atau tidak tergantung pada fungsi energi (10) menurun.

Mari kita mempertimbangkan kasus di mana istilah urutan kedua juga termasuk dalam ukuran energi internal. Ketika termasuk ini dalam perhitungan $E_{\min}(t)$, pada tahap $i+1$, satu harus mempertimbangkan semua poin yang mungkin pada tahap i . Namun, itu akan menjadi perangkat untuk mempertimbangkan hanya (i, k) masuknya matriks pada posisi titik pada tahap $i-1$. Kita perlu mempertimbangkan semua kemungkinan kombinasi untuk i dan tahap $i-1$ pada tahap $i+1$.

Energi untuk setiap sub-sel dihitung menjadi:

$$E_t(i+1, j, k) = E_t(i, k, m) + E_{ext}(v_i \oplus k) + \frac{1}{2} \alpha_i (v_i \oplus k - v_{i-1} \oplus m)^2 + \beta_i (v_{i+1} \oplus j - 2v_i \oplus k + v_{i-1} \oplus m)^2 \quad (12)$$

Optimasi semut (ACO)

Ant Colony diadopsi dari perilaku koloni semut yang dikenal sebagai sistem semut (Dorigo, 1996). Secara alamiah koloni semut mampu menentukan rute terpendek dalam perjalanan dari sarang ke tempat-tempat sumber makanan. Koloni semut dapat menemukan rute terpendek antara sarang dan sumber makanan berdasarkan jejak kaki pada lintasan yang dilalui. Semakin banyak semut yang melalui lintasan maka akan semakin jelas jejak kakinya. Hal ini akan menyebabkan lintasan yang dilalui semut dalam jumlah sedikit, semakin lama akan semakin berkurang kepadatan semut yang melewatinya, atau bahkan akan tidak dilewati sama sekali, dan sebaliknya, lintasan yang dilalui semut dalam jumlah banyak, semakin lama akan semakin bertambah kepadatan semut yang melewatinya, atau bahkan semua semut akan melalui lintasan tersebut. Mengingat prinsip algoritma yang didasarkan pada perilaku koloni semut dalam menemukan jarak perjalanan paling pendek tersebut, *Ant Colony* sangat tepat digunakan untuk diterapkan dalam penyelesaian masalah optimasi, salah satunya adalah untuk menentukan jalur terpendek.

AS_{rank} merupakan pengembangan dari Algoritma Semut dan merupakan *elitist strategy*. Pada setiap iterasi, metode ini lebih dahulu mengurutkan semut berdasarkan tingkat fluktuasi solusi yang telah mereka temukan sebelumnya. Saat melakukan update *pheromone* hanya $(w-1)$ semut terbaik dan semut yang memiliki *best-so-far* solusi yang diperbolehkan meninggalkan *pheromone*. Semut yang ke- r terbaik memberikan kontribusi *pheromone* sebesar $\max\{0, w-r\}$ sementara jalur *bestso-far* memberikan kontribusi *pheromone* paling banyak yaitu sebanyak w . Rumus update *pheromone* nya pun berbeda dengan Algoritma Semut, seperti yang ditunjukkan di bawah ini:

$$\tau_{ij}(t+n) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \sum_{r=1}^{w-1} (w-r) \cdot \Delta\tau_{ij}^r(t) + w \cdot \Delta\tau_{ij}^{gb}(t) \dots\dots\dots (13)$$

Dimana $\Delta\tau_{ij}^r(t) = 1/\text{Fluktuasi}^r$ dan $\Delta\tau_{ij}^{gb}(t) = 1/\text{Fluktuasi}^{gb}$.

Proses optimasi dapat direpresentasikan sebagai:

1. Konstruksi solusi semut
 Pada saat $H(\cdot)$ dan $X_k \notin S$ maka lakukan:
 Untuk setiap langkah k setelah membuat urutan $X_k = \langle c_1, c_2, \dots, c_k \rangle$, pilih verteks berikutnya l mengikuti bilangan acak berikut :

$$P_{kl} = \begin{cases} \frac{(\tau_{kl})^\alpha (\eta_{kl})^\beta}{\sum_{(c_k, y) \in J_{ck}} (\tau_{ky})^\alpha (\eta_{ky})^\beta} & \text{if } (c_k, c) \in J_{ck} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

Dimana, η_{kl} adalah nilai informasi heuristik yang sesuai dengan fungsi biayanya. α, β adalah parameter masing-masing bobot feromon dan nilai informasi heuristik di P_{kl} . Dan penghubung $(c_k, y) \in J_{ck}$ jika diurutkan $X_{k+1} = \langle c_1, c_2, c_2, \dots, y \rangle$ dimana $x_{k+1} \in \mathcal{X}$. Jika J_k adalah kosong maka konstruksi selesai dikerjakan.

- a. Memperbarui feromon
 Setelah semua semut telah dihentikan pencarian lokalnya, fase memperbarui feromon dimulai di mana jalur feromon yang dimodifikasi. Biarkan s^* menjadi solusi yang terbaik yang mungkin ditemukan sejauh ini dan s_t menjadi solusi yang layak yang terbaik dalam algoritma saat iterasi t ; $f(s)$ dan $f(s_t)$ adalah nilai-nilai fungsi tujuan yang dikehendaki. Prosedur pembaruan feromon berkurang dengan faktor ρ , yang disebut tingkat evaporasi, nilai jalan feromon pada semua koneksi di Λ dan kemudian meningkatkan nilai jalan feromon pada koneksi milik s . Prosedur memperbarui feromon dijelaskan sebagai berikut.

- (u1) $\forall (i, j) : \tau_{ij} \leftarrow (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}$
- (u2) if $f(s_t) < f(\hat{s})$, then $\hat{s} \leftarrow s_t$
- (u3) $\forall (i, j) \in \hat{s} : \tau_{ij} \leftarrow \tau_{ij} + \rho \cdot g(\hat{s})$
- (u4) $\forall (i, j) : \tau_{ij} \leftarrow \max\{\tau_{\min}, \tau_{ij}\}$ di mana $0 < \rho < 1$ adalah tingkat evaporasi, $\tau_{\min} > 0$ adalah parameter, dan $g(s)$ adalah fungsi dari s dengan: $f(s) < f(s') \Rightarrow g(s) \geq g(s')$.

- b. Algoritma
 Untuk menerapkan algoritma ACO pada masalah segmentasi citra berbasis ACM, maka harus mengubah proses pemecahan ACM ke grafik pencarian. Dari gambar 1 diatas, ACO juga dapat diilustrasikan di bawah bimbingan Gambar 1. Apabila, teori kontur adalah teori energi minimal. Tetapkan sebuah semut pada $v_i^j \in v_i \oplus N$ sebagai point berikutnya adalah $v_{i+1}^p \in v_{i+1} \oplus N$ dibawah pengaruh feromon. Dengan kerjasama dari koloni semut, jalur energi minimal akhirnya diperoleh.

Oleh karena itu, proses pemecahan ACM sangat mirip dengan ACO.

- (1) Mendefinisikan feromon
 Letakkan semut pada posisi $v_i^j \in v_i \oplus N$ (terdapat pilihan N) maka akan terpilih elemen dari $v_{i+1} \oplus N$ (terdapat N pilihan). Sehingga, terdapat $N \times N$

matrikx antara dua himpunan. Jika kontur yang didiskritkan kedalam titik M maka matrik fenomen τ_{ijk} adalah benar, yang mana terdiri dari setiap koneksi yang berdekatan, dimana $i = (1, 2 .. M)$ $j, k = (1,2,.. N)$.

(2) Peluang keputusan

Letakkan semut pada posisi $v_i^j \in v_i \oplus N$ dan titik semut yang terpilih berikutnya adalah $v_{i-1}^p \in v_{i-1} \oplus N$ menurut peluang berikut :

$$P(v_{i-1}^p \in v_{i-1} \oplus N | v_i^j \in v_i \oplus N, \tau) = \begin{cases} \frac{\tau(i, v_i^j, v_{i-1}^p)^\alpha \cdot \eta(v_{i-1}^p)^\beta}{\sum_{l \in v_{i-1} \oplus N} \tau(i, v_i^j, v_{i-1}^l)^\alpha \cdot \eta(v_{i-1}^l)^\beta}, & l \in v_{i-1} \oplus N \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad (15)$$

Dimana, $i = (1, 2 .. M)$ $j, k = (1,2,.. N)$, α, β adalah bobot parameter untuk feromon dan nilai informasi heuristik, masing-masing. $\tau(i, v_i^j, v_i^p)$ adalah nilai feromon pada busur (i, v_i^j, v_i^p) . $\eta(v_{i-1}^p)$ adalah informasi heuristik direpresentasikan sebagai

$$\eta(v_{i-1}^p) = 1 / [f(\nabla I)_{v_{i-1}^p}] \quad (16)$$

(3) Memperbarui feromon

(u5) $\forall (i, j, k) : \tau_{ijk} \leftarrow (1 - \rho) \cdot \tau_{ijk}$

(u6) If $E_{snake}(t_{ni}) < E_{snake}(\hat{t}_{ni})$, then $t_{ni} \leftarrow \hat{t}_{ni}$

(u7) $\forall (i, j, k) \in \hat{t}, \tau_{ijk} \leftarrow \tau_{ijk} + \rho \cdot g(\hat{t})$ (17)

di mana $0 < \rho < 1$ adalah tingkat evaporasi, $g(t)$ adalah fungsi jalur t , yang memenuhi:

$$E_{snake}(t) < E_{snake}(\hat{t}) \Rightarrow g(\hat{t}) \geq g(t)$$

(4) Proses pemecahan masalah

Algoritma ini digambarkan sebagai berikut:

Langkah 1 : Diberikan, Nilai awal $\forall (i, j, k), \tau_{ijk} = \tau_0, \tau_0 \geq 0$ jalur t (diputuskan oleh jalur awal)

Langkah 2 : Hitung, untuk setiap dimensi ruang pencarian, untuk setiap semut, pilih posisi berikutnya v_{i+1}^p menurut persamaan (15), sampai memenuhi kriteria

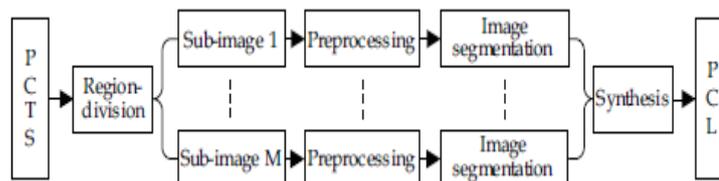
Langkah 3 : hitung energi E_{snake} dari setiap jalur yang dilalui menggunakan persamaan (10)

Langkah 4 : hitung, energi minimal dari jalur t dan update τ berdasarkan persamaan (17)

Langkah 5 : *restoring*, t adalah jalan terbaik pencarian, sehingga segmentasi terbaik diperoleh.

METODE

Proses segmentasi ditunjukkan di Gambar.2.



Gambar 2. Proses segmentasi di PCTS

Region-division

Berdasarkan karakteristik PCTS, memisahkan wilayah objek dari latar belakang. Untuk mengambil keuntungan dari hubungan antara urutan citra, bagi setiap objek tersegmentasi ke dalam sub-wilayah M. Langkah-langkah pemecahan adalah sebagai berikut:

1. Pisahkan wilayah diperlukan dari citra target.
2. Bagilah bagian kiri wilayah diperlukan dalam M salinan, dan begitu juga dengan bagian kanan.
3. Setiap frame bentuk M sub-daerah.

Sub-image

Konversi Region-space

Untuk setiap sub-region ψ_{ij} , ambil sumbu longitudinal sebagai arah utama, menghitung jumlah nilai keabuan semua piksel, dan kemudian membaginya dengan jumlah piksel, yaitu

$$c(j,k) = \frac{1}{n_k} \sum_{s=y_k}^{y_k+n_k} \psi_{ij}(k,s), \quad i=1,\dots,N; j=1,\dots,M \quad \dots\dots\dots(14)$$

Dengan cara ini, setiap citra perubahan fase asli berubah menjadi $M \times H$ skala matriks keabuan. Dengan demikian, urutan seluruh citra berubah menjadi N Matriks dengan $M \times H$. Mengambil jalur yang sama dari setiap matriks pada gilirannya, sehingga urutan seluruh citra Φ datang menjadi citra M dengan $N \times H$.

Preprocessing

Pertama, teknik smoothing digunakan untuk menghilangkan noise dengan filter rata-rata. Kedua, untuk menghilangkan pengaruh spekular refleksi, kita melakukan pengolahan berikut untuk data citra di setiap kolom, jika $f(i,j) > f(i,j-1)$ maka $f(i,j) = f(i,j-1)$. Ketiga, langkah normalisasi dilakukan dengan citra dari kiri ke kanan di setiap kolom, yaitu untuk setiap pixel (m, n) dalam citra f diberikan (i, j), nilai keabuannya dihitung menurut :

$$f'(i,j) = \frac{f(i,j) - f_i^{\min}}{f_i^{\max} - f_i^{\min}} \quad (15)$$

Dimana f_i^{\min} f_i^{\max} adalah nilai grei minimum dan maksimum dalam kolom ke -i terpisah.

Image Segmentation

Setelah normalisasi, pilih jalur segmentasi awal untuk membangun ruang pencarian algoritma ACO Detailnya dinyatakan sebagai berikut:

- Langkah 1. Buatlah kurva perubahan nilai abu-abu dari kiri ke kanan bawah unit kolom dan menentukan tepi atas dan tepi bawah nilai keabuan, masing-masing dilambangkan sebagai MAX dan MIN.
- Langkah 2. Untuk MAX dan MIN di setiap kolom, cari mean = $\alpha \cdot \text{MAX} + (1 - \alpha) \text{MIN}$, di mana α adalah koefisien yang akan ditentukan.
- Langkah 3. Dalam kurva perubahan nilai keabuan, nilai pixel dari titik tengah sesuai dengan sumbu vertikal. Oleh karena itu, untuk setiap rata-rata di setiap kolom, dapat ditemukan titik sesuai dengan setiap titik yang telah

ditentukan. Titik-titik ini membentuk garis segmentasi awal, menurut yang telah ditentukan sebuah band segmentasi dengan bandwidth yang δ . Dari proses perubahan fasa, bahwa PCL dalam citra ini harus bergeser kembali dari yang sebelumnya, yaitu, saat koordinat nilai garis segmentasi lebih besar dari yang sebelumnya.

Jika nilai koordinat adalah x_i^j , sehingga zona mungkin titik berikutnya adalah :
 $\mathcal{P} = \{x_{i-1}^k \mid j \leq k \leq j + \delta \ \& \ k \in \Psi\}$

Deskripsi algoritma

Fungsi energi didefinisikan sebagai:

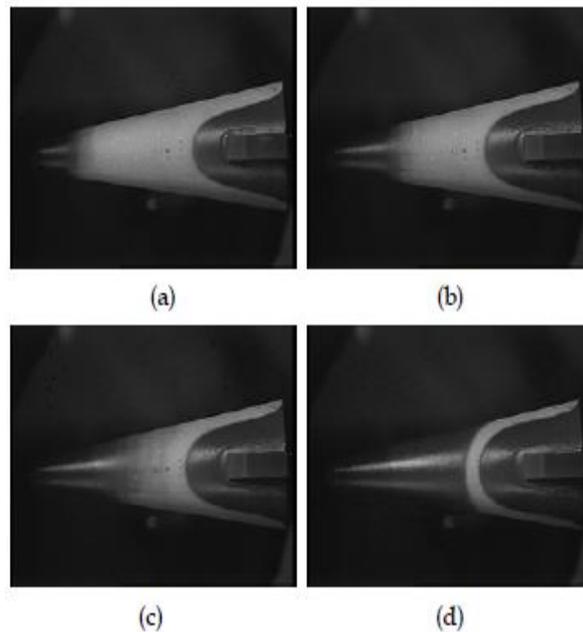
$$E_{snake} = \sum_{i=1}^n \{\alpha[|x_i - x_{i-1}| + |y_i - y_{i-1}|] + \beta[|x_{i-1} - 2x_i + x_{i-1}| + |y_{i-1} - 2y_i + y_{i-1}|] + wf(\nabla I)\} \quad \dots(16)$$

di mana, x_i y_i adalah nilai koordinat garis saat segmentasi, $f(\nabla I)$ adalah energi tepi yang berlaku pada citra, dan ∇I merupakan urutan perbedaan pertama nilai keabuan. α , β , w adalah koefisien yang diberikan.

Target algoritma kami adalah untuk menemukan jalur t^* optimal dalam pencarian ruang Ψ , yang berkontribusi pada minimum fungsi energi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pertama-tama membagi PCT menjadi beberapa subimage terkait, maka menggunakan algoritma ACO untuk mengekstrak PCL untuk setiap sub-citra, sehingga akhirnya dapat diperoleh target PCL setelah menggabungkan semua PCLS sub-citra, seperti Gambar 3.

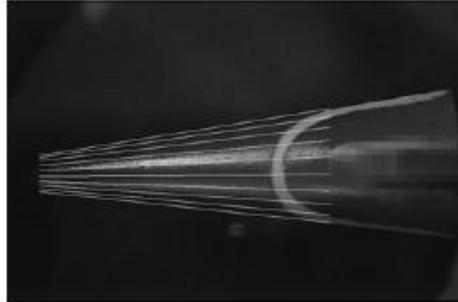


Gambar 3. Beberapa frame dalam PCT. (a) frame 96. (b) frame 180th. (c) frame 237. (d) frame 364.

Dari Gambar.3, dapat dilihat bahwa PCL adalah band kabur sehingga sulit untuk melihat segmen setiap frame secara individual jika menggunakan metode tradisional. Oleh karena

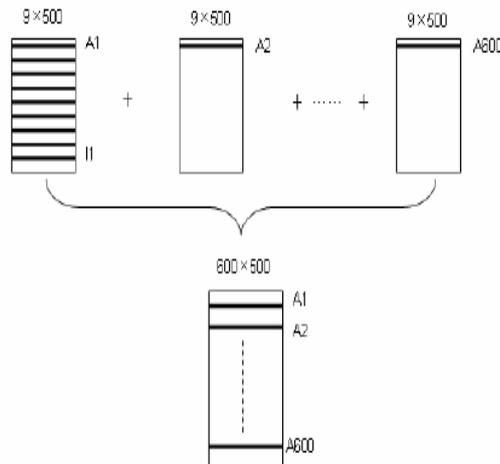
itu, digunakan algoritma segmentasi citra untuk PCT berdasarkan wilayah-divisi, yang ditunjukkan dengan Gambar1.

Berdasarkan karakteristik PCTS, citra di bagi-bagi menjadi beberapa region, dimana disini citra dibagi menjadi 9 sehingga $M=9$.

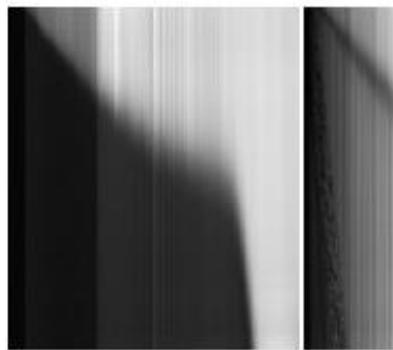


Gambar 4. menunjukkan hasil pembagian beberapa wilayah pada contoh PCTS, dimana $M = 9$.

Kemudian citra dikonversi, Gambar.5 menunjukkan proses konversi di mana $M = 9$, $N = 600$, $H = 500$ dan hasil konversi diberikan pada Gambar 5. Disini terlihat hasil perubahan PCTS asli citra tersegmentasi M .



Gambar 5. Proses Konversi

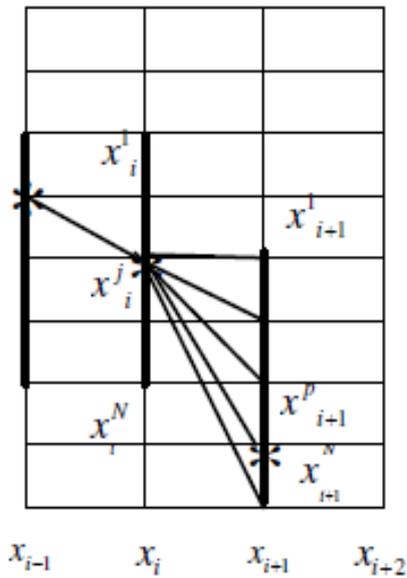


1st

Gambar 6. Beberapa sub-citra

Dari Gambar 6, dapat terlihat bahwa sub-citra yang memiliki *noise* karena pencahayaan dan refleksi. Maka dilakukan *Preprocessing* termasuk tiga langkah yang dilakukan untuk meningkatkan sub-citra.

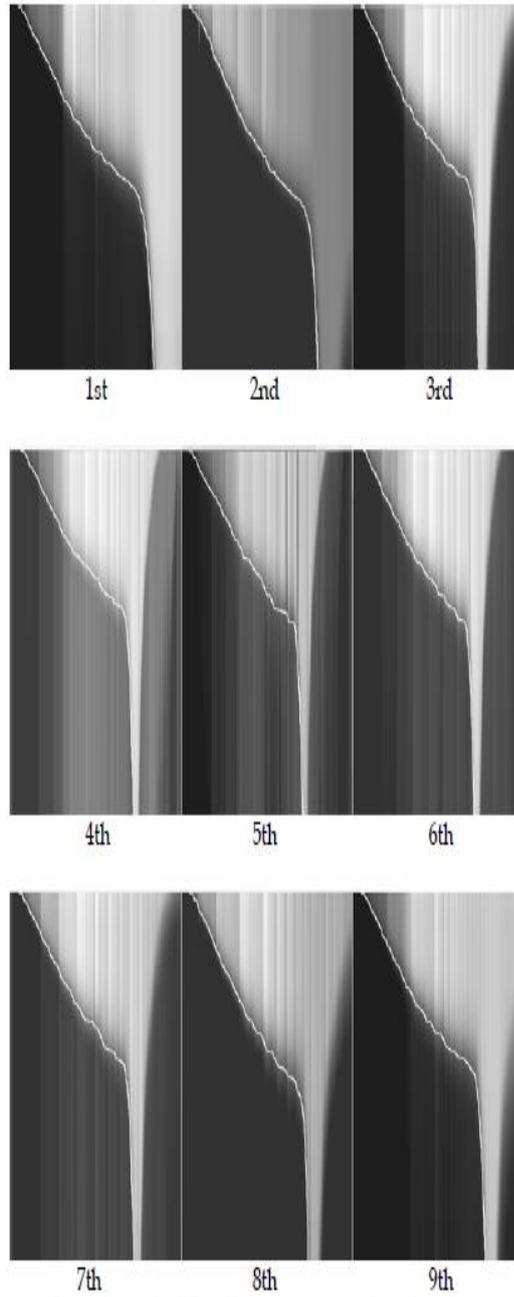
Dari proses perubahan fasa, bahwa PCL dalam citra ini harus bergeser kembali dari yang sebelumnya, yaitu, saat koordinat nilai garis segmentasi lebih besar dari yang sebelumnya (koordinat nilai ditunjukkan pada Gambar. 7).



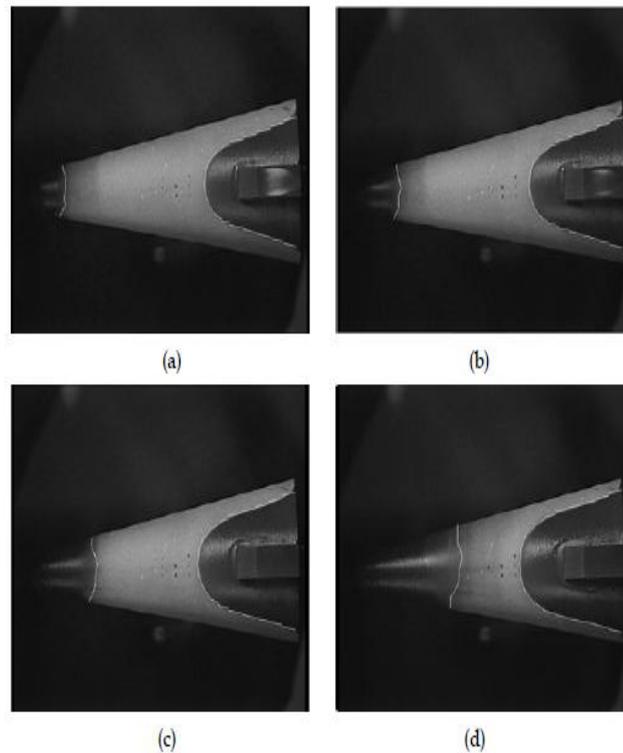
Gambar 7. Contoh pencarian

Sehingga hasil segmentasi dimana $N=10$, $M=60$, $A=10$, $\alpha=5$, $\beta=0.1$ dan $w=2$ maka dapat menghasilkan citra yang ditampilkan gambar 8.

Setelah mendapatkan PCL sub-citra, maka dapat kembali ke urutan citra asli. Seperti membagi objek tersegmentasi ke dalam sub-wilayah M , titik-titik yang kembali dari PCL ke urutan citra asli ditemukan di tengah sub-wilayah M . Kemudian gunakan *spline* kuadrat yang sesuai titik-titik ini sehingga diperoleh PCL akhir, ditunjukkan pada gambar 9.



Gambar 8. Hasil segmentasi sub-citra



Gambar 9. Beberapa hasil PCTS segmentasi. (a) bingkai ke-100 (b) bingkai ke-120 (c) bingkai 180 (d) bingkai 284

PENUTUP

Simpulan

Penerapan algoritma deteksi perubahan garis yang kompleks pada fasa perubahan termografi yaitu, membuat urutan perubahan fasa berubah menjadi beberapa sub-citra yang terkait dengan divisi wilayah yang meliputi informasi bergerak dari kontur bergerak sehingga algoritma perubahan fase kontur menghasilkan fase kontur yang aktif dan baik.

Saran

Untuk penelitian ke depan, diharapkan algoritma ini dapat meningkatkan waktu kinerja algoritma.

DAFTAR PUSTAKA

- Bullnheimer, B.; Hartl, R. & Strauss, C. 1998. **Applying the ant system to the vehicle routing problem. Meta-Heuristics: Advances and Trends in Local Search Paradigms for Optimization [M]**, Kluwer Academics, pp. 285-296.
- Darma, Putra. 2010. **Pengolaan Citra Digital**. Yogyakarta: CV. ANDi Offsite.
- Dorigo, M; Manjezzo, V. & Coloni, A. 1996. **The ant system: Optimization by a colony of cooperating agents. IEEE Transaction on Systems, Man & Cybernetics B**, 2692:29-41.
- Dorigo, M. & Gambardella, L.M. 1997. **Ant colony system: A cooperating learning approach to the traveling salesman problem. IEEE Transactions on Evolutionary Computation**. 1997, 1(1), 53-66
- Gunn, S.R. & Nixon, M.S. 1996. **Snake head boundary extraction using global and local energy minimization, Proc. 13th Int. Conf. on Pattern Recognition**, 581-585.

- Hsien-Hsun, W.; Jyh-Charn, L. & Chui, C. 2000. **A wavelet-frame based image force model for active contouring algorithms**, *IEEE T. Image Process.* 9, 1983–1988
- Lam, K.M. & Yan, H. 1994. **Fast greedy algorithm for active contours**, *Electronics Letters*, v30, p 21-23.
- MacEachern, L.A. & Manku, T. 1998. **Genetic algorithms for active contour optimization**, *Proceedings - IEEE International Symposium on Circuits and Systems 4*, 229–232.
- Meshoul, S. & Batouche, M. 2002. **Ant colony system with external dynamics for point matching and pose estimation [J]**. *Pattern Recognition*, 2002. 3 :823 – 826.
- Ouadfel, S. & Batouche, M. 2003. **Ant colony system with local search for Markov random field image segmentation [C]**, *International Conference on Image Processing*, 1:133-136
- Stutzle, T. 1998. **An ant approach to the flow shop problem[C]**. *Proceedings of European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing*. Aachen, Germany, 1560- 1564.
- Xu, C. & Prince, J.L. 1998. **Snake shape and gradient vector flow**, *IEEE T. Pattern Anal.* 7, 359–369.