

PENERAPAN MULTI DIRECTION GRADIENT VECTOR FLOW (MDGVF) UNTUK SEGMENTASI CORTICAL BONE PADA CITRA MEDIS DENTAL PANORAMIC RADIOGRAPHS

Andi Hendra¹, Agus Zainal Arifin², Rully Soelaiman³

^{1,2,3} Jurusan Teknik Informatika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Kampus ITS, Sukolilo, Surabaya 60111

e-mail : [1beyourself@cs.its.ac.id](mailto:beyourself@cs.its.ac.id), [2agusza@its-sby.edu](mailto:agusza@its-sby.edu), [3rully@si.its.ac.id](mailto:rully@si.its.ac.id)

ABSTRAK. Penelitian pengolahan citra digital di bidang medis yang memanfaatkan dental panoramic radiographs telah banyak dilakukan. Salah satu penelitian yang telah dilakukan sebelumnya adalah pengembangan sistem berbantuan komputer untuk mendeteksi osteoporosis berdasarkan lebar mandibular inferior cortex dari citra medis dental panoramic radiograph. Keakuratan pengukuran lebar dari cortical bone sangat ditentukan dari hasil proses segmentasi cortical bone itu sendiri.

Metode segmentasi yang terkenal cukup baik adalah metode active contour (snake). Ide dasar dari metode ini adalah menyusun suatu kurva secara iteratif untuk melakukan pendekatan pada neighbourhood dari objek. permasalahan dalam segmentasi sebuah objek pada sebuah citra dengan menggunakan active contour adalah permasalahan minimisasi energi. Pada penelitian ini digunakan metode multi direction gradient vector flow (MDGVF) yang merupakan pengembangan dari beberapa metode active contour sebelumnya. Dengan MDGVF, arah gradient dari setiap piksel objek dalam image dihitung sehingga pergerakan kurva tidak terjebak dengan tepi yang bukan merupakan cortical bone. Hasil segmentasi dengan MDGVF menunjukkan tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan metode active contour yang lain.

Kata kunci : dental panoramic radiographs, cortical bone, segmentasi, active contour, multi direction gradient vector flow (MDGVF).

1. Pendahuluan

Dewasa ini, penelitian pengolahan citra digital di bidang medis yang memanfaatkan dental panoramic radiographs telah banyak dilakukan. Salah satu penelitian yang didasarkan pada citra medis adalah pengembangan sistem berbantuan komputer untuk mendeteksi osteoporosis[1].

Pada penelitian tersebut, lebar mandibular inferior cortex diukur secara otomatis kemudian dicari korelasinya terhadap Bone Mineral density (BMD) yang diukur oleh scanner dual energy X-ray absorptiometry (DXA) pada tulang belakang dan paha. Hasil sensitifitas dan spesifisitas rata-ratanya mampu mencapai 94.4 % dan 64.0 %. Kinerja ini masih terhitung rendah bila dilihat dari masih banyaknya pasien yang salah diagnosa oleh sistem. Hal ini di sebabkan karena hasil segmentasi inferior cortex yang masih kurang akurat.

Hal penting yang sangat mempengaruhi keakuratan dalam pengukuran lebar cortical bone adalah proses segmentasi dari cortical bone itu sendiri. Metode segmentasi yang dikenal memberikan hasil yang cukup baik adalah active contour[2][5].

Ide dasar dari metode active contour adalah menyusun suatu kurva secara iteratif untuk melakukan pendekatan pada neighbourhood dari objek. Chenyang Xu dan Jerry L. Prince (1987), mengembangkan metode active contour yang didasarkan pada gradient vector flow

(GVF) yang merupakan bentuk khusus dari *generalized gradient vector flow* (GGVF) guna mengatasi kelemahan dari *active contour* sebelumnya khususnya dalam proses segmentasi objek yang tepi- tepinya berupa cekungan ataupun lengkungan[3].

Pada perkembangannya, metode GVF dan GGVF juga memiliki kelemahan dalam melakukan segmentasi terhadap suatu objek jika inisialisasi snake berada dekat dengan objek lain. Olehnya itu dikembangkan suatu metode yang menghitung arah *gradient* dengan menggunakan arah yang telah ditentukan. Arah *gradient* inilah yang digunakan untuk menghitung *directional gradient vector flow* (DGVF)[3]. Untuk mengatasi kekurangan karena adanya bias pada aliran (flow) dari objek yang akan diekstrak, yang mengakibatkan hasil segmentasi yang diperoleh juga kurang akurat, Jinshan Tang mengembangkan metode *DG VF* menjadi suatu metode *multi directional gradient vector flow* (MDGVF). Ide dasar dari metode ini adalah menghitung arah (directional) dari gradient untuk setiap piksel dengan arah yang berbeda-beda.

2. Energi Snake

Formulasi dari *active contour* pertama kali dikemukakan oleh Kass pada tahun 1987 untuk melakukan segmentasi objek dari sebuah citra. Fungsi energi E dihubungkan dengan kurva terhadap bentuk dan jarak kurva terhadap fitur dari objek yang diinginkan. Jika bentuk dari kurva tidak menyerupai objek dan jarak kurva terhadap objek jauh, maka energy akan bernilai besar. Begitu pula sebaliknya, jika bentuk kurva dan jarak kurva dekat dengan objek maka energy akan bernilai minimal. Oleh Karena itu permasalahan dalam deteksi atau segmentasi sebuah objek pada sebuah citra dengan menggunakan *active contour* adalah permasalahan minimisasi energi.

Oleh karena itu *active contour* memiliki energi yang saling berhubungan yang dapat membentuk sebuah kurva yang melingkupi sebuah objek berdasarkan bentuk dan jarak kurva tersebut pada sebuah citra. Fungsi energi pada *active contour* sebagaimana persamaan (1) :

$$E_{snake} = \int_0^1 [E_{int}(\mathbf{r}(s)) + E_{ext}(\mathbf{r}(s))] ds \dots\dots\dots(1)$$

Dimana *active contour* memiliki parameter $\mathbf{r}(s) = (x(s), y(s)), s \in [0,1]$

E_{int} = energi internal pada kurva yang dihasilkan oleh bentuk kurva

E_{ext} = energi eksternal yang dihasilkan daya tarik dari citra berupa tepi dan garis terhadap kurva

s = parameter ruang.

Dengan menggunakan teknik kalkulus variasi, diperoleh $(-\partial E_{ext} / \partial x, -\partial E_{ext} / \partial y)$ sebagai energi eksternal dari snake. Salah satu kelemahan menggunakan eksternal force $(-\partial E_{ext} / \partial x, -\partial E_{ext} / \partial y)$ adalah karena sensitivitasnya terhadap inisialisasi dari snake. Inisial contour harus dekat dengan persekitaran (boundary) objek sebenarnya karena jarak jangkauan dari *gradient image* sangat kecil.

3. Gradient Vector Flow (GVF)

Pada tahun 1998 Chenyang Xu dan Jerry L. Prince mengusulkan pengembangan dari metode energi snake untuk mengatasi kelemahan dari sensitivitas inisialisasi snake serta peningkatan kemampuan dalam melakukan segmentasi terhadap tepi objek yang berupa cekungan. Hal ini dilakukan dengan menggantikan persamaan energi eksternal pada snake dengan Sebuah energi eksternal yang disebut gradient vector field (GVF). GVF (u,v) dapat diperoleh dari penurunan fungsi energi pada persamaan :

$$E_{GVF}(u, v) = \iint \mu |\nabla V|^2 + |\nabla f|^2 |V - \nabla f|^2 dx dy \dots\dots\dots(2)$$

Dimana ;

$$|\nabla V|^2 = \frac{\partial^2 V}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 V}{\partial y^2} = u_x^2 + v_x^2 + u_y^2 + v_y^2$$

$$|\nabla f|^2 = f_x^2 + f_y^2$$

$$|V - \nabla f|^2 = (u - f_x)^2 + (v - f_y)^2.$$

Dengan menggunakan persamaan diferensial parsial, persamaan energi di atas masing-masing diturunkan terhadap u dan v .

$$\frac{\partial E}{\partial u} = \mu(u_x^2 + u_y^2) - |\nabla f|^2 (u - f_x)$$

$$\frac{\partial E}{\partial v} = \mu(v_x^2 + v_y^2) - |\nabla f|^2 (v - f_y)$$

Dimana ;

$$u_x^2 + u_y^2 = \nabla^2 u$$

$$v_x^2 + v_y^2 = \nabla^2 v$$

$$|\nabla f|^2 = f_x^2 + f_y^2.$$

Dengan menganggap U dan V sebagai fungsi dari waktu t , diperoleh persamaan energi pada gradient vector flow :

$$U_t(x, y, t) = \mu \nabla^2 u(x, y, t) - (u(x, y, t) - f_x)(f_x^2(x, y) + f_y^2(x, y)) \dots\dots\dots(3)$$

$$V_t(x, y, t) = \mu \nabla^2 v(x, y, t) - (v(x, y, t) - f_y)(f_x^2(x, y) + f_y^2(x, y)) \dots\dots\dots(4)$$

Yang digunakan sebagai energi eksternal untuk menggantikan energi eksternal pada snake.

Dengan menggantikan nilai μ dan $|\nabla f|^2$ masing – masing pada fungsi energi GVF dengan fungsi pembobotan $g|\nabla f|$ dan $h|\nabla f|$, akan diperoleh persamaan yang merupakan bentuk umum dari gradient vector flow (GGVF).

$$E_{GGVF}(u, v) = \iint g(|\nabla f|)|\nabla V|^2 + h(|\nabla f|)|V - \nabla f|^2 dx dy \dots\dots\dots(5)$$

Dimana :

$$g(|\nabla f|) = e^{-(|\nabla f|/K)}$$

$$h(|\nabla f|) = 1 - g(|\nabla f|).$$

Sehingga diperoleh persamaan :

$$E_{GGVF}(u, v) = \iint g(|\nabla f|)|\nabla V|^2 + (1 - g(|\nabla f|))|V - \nabla f|^2 dx dy \dots\dots\dots(6)$$

$$E_{GGVF}(u, v) = \iint g(|\nabla f|)(u_x^2 + v_x^2 + u_y^2 + v_y^2) + (1 - g(|\nabla f|))(u - f_x)^2 + (v - f_y)^2 dx dy \dots\dots\dots(7)$$

Dengan cara yang sama seperti pada GVF, diperoleh persamaan energi eksternal pada (GGVF):

$$U_t(x, y, t) = g(|\nabla f|)\nabla^2 u(x, y, t) - (u(x, y, t) - f_x)(1 - g(|\nabla f|)) \dots\dots\dots(8)$$

$$V_t(x, y, t) = g(|\nabla f|)\nabla^2 v(x, y, t) - (v(x, y, t) - f_y)(1 - g(|\nabla f|)) \dots\dots\dots(9)$$

4. Multi Direction Gradient Vector Flow (MDGVF)

Directional gradient vector flow (DGVF) dikembangkan guna mengatasi kekurangan dari metode active contour sebelumnya[4]. Pada metode ini, sebuah arah yang telah ditentukan digunakan untuk menghitung *directional gradient*. *Directional gradient* inilah yang digunakan untuk menghitung *Directional gradient vector flow* (DGVF). Namun, metode ini juga memiliki kekurangan yaitu adanya bias pada aliran (flow) dari objek yang akan diekstrak. Akibatnya hasil segmentasi yang diperoleh juga kurang akurat. Melihat kelemahan ini, Jinshan Tang mengembangkan metode *directional gradient vector flow* menjadi suatu metode *multi directional gradient vector flow* (MDGVF). Ide dasar dari MDGVF adalah menghitung *directional gradient* untuk setiap nilai piksel dengan arah yang berbeda-beda.

Andaikan pusat dari suatu objek diketahui adalah (c_1, c_2) yang didefinisikan sebagaimana persamaan:

$$c_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, c_2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i,$$

Dimana $(x_i, y_i) (i = 1, 2, \dots, N)$ adalah koordinat dari piksel dalam objek dan N adalah jumlah piksel dalam objek. Misalkan $I(x, y)$ adalah nilai piksel pada lokasi (x, y) , vektor arah $d(x, y) = (d_x, d_y)$ dari (x, y) yang menuju pada pusat (c_1, c_2) dapat diperoleh dengan menggunakan persamaan berikut :

$$d_x = \frac{c_1 - x}{\sqrt{(c_1 - x)^2 + (c_2 - y)^2}} \dots\dots\dots(10)$$

$$d_y = \frac{c_2 - y}{\sqrt{(c_1 - x)^2 + (c_2 - y)^2}} \dots\dots\dots(11)$$

Untuk setiap piksel dalam image, dapat diperoleh sebuah vektor arah. Sehingga untuk keseluruhan image, diperoleh sebuah *direction vector field*

Setelah diperoleh *direction vector field* dari sebuah image, gradient sepanjang arah $\vec{d}(x, y) = (d_x, d_y)$ dari setiap nilai piksel yang menuju pada pusat dari objek dapat dihitung. Gradient dari setiap nilai piksel ini dihitung dengan dua langkah. Yang pertama, nilai pendekatan dari vektor arah $(d(x, y) = (d_x, d_y))$ dari himpunan vektor $V = \{\vec{v} | (v_x, v_y)\}$, dimana $v_x = -1$ atau 0 atau 1 , $v_y = -1$ atau 0 atau 1 , diperoleh dengan meminimalkan jarak pada persamaan (11)

$$dis(\vec{d}, \vec{v}) = 1 - \frac{v_x d_x + v_y d_y}{\sqrt{v_x^2 + v_y^2} \sqrt{d_x^2 + d_y^2}} \dots\dots\dots(11)$$

Dimana $V = \{\vec{v} | (v_x, v_y)\}$ adalah sebuah himpunan vektor dari sembilan vektor : $(-1, -1)$, $(-1, 0)$, $(-1, 1)$, $(0, -1)$, $(0, 0)$, $(0, 1)$, $(1, -1)$, $(1, 0)$, dan $(1, 1)$. Usaha untuk meminimalkan jarak pada persamaan (31) adalah untuk memilih sebuah vektor dari sembilan vektor pada himpunan vektor V sedemikian sehingga vektor yang dipilih dekat dengan vektor arah $\vec{d}(x, y) = (d_x, d_y)$. Langkah kedua adalah menghitung *cosine similarity* dari persamaan di atas. Perhitungan ini dimaksudkan untuk mengukur similarity dari dua arah. Jika *cosine similarity* (range dari 0 sampai 1) adalah besar, maka similarity dari dua arah juga besar dan sebaliknya.

Sementara itu, perhitungan *directional gradient* $DI(x, y)$ pada piksel $I(x, y)$, digunakan persamaan (12) :

$$DI(x, y) = I(x + \hat{v}_x, y + \hat{v}_y) - I(x, y) \dots\dots\dots(12)$$

Dengan menggunakan nilai F pada persamaan berikut

$$F(x, y) = \begin{cases} DI(x, y), & DI(x, y) < 0 \\ 0, & \text{selain } 0 \end{cases} \dots\dots\dots(13)$$

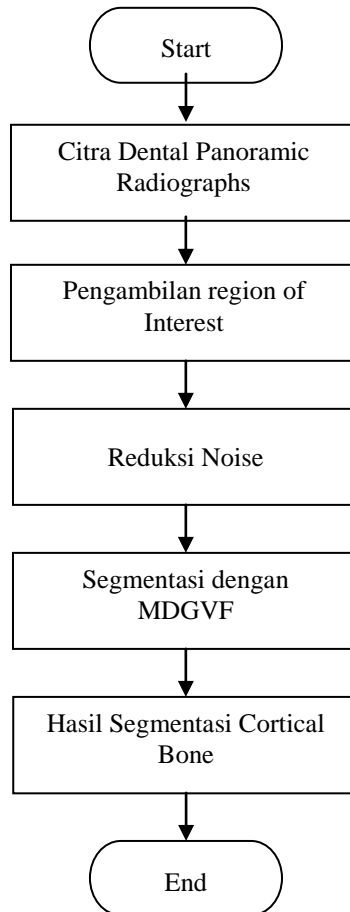
untuk menggantikan nilai f pada persamaan (17), diperoleh

$$E_{DGVF}(u, v) = \frac{1}{2} \iint g(|\nabla F|)(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + (1 - g(|\nabla F|))((u - F_x)^2 + (v - F_y)^2) dx dy \dots\dots\dots(14)$$

sebagai persamaan minimasi energi pada directional gradient vector flow (DGFV) .

5. Metodologi Penelitian

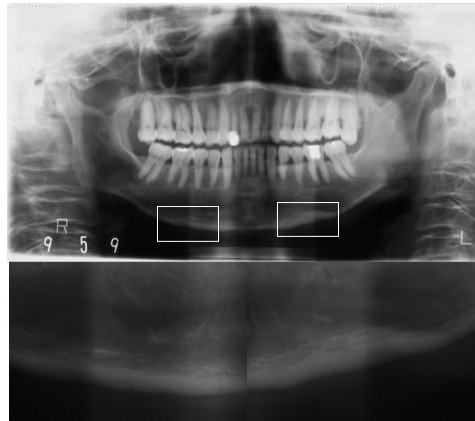
Desain sistem secara umum dari segmentasi *cortical bone* pada citra *dental panoramic* yang akan dilakukan pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar (1)



Gambar 1. Desain sistem penelitian

5.1. Pengambilan Sampel Cortical Bone pada Dental Panoramic Radiographs

Langkah pertama yang dilakukan adalah menentukan daerah yang akan dianalisis pada citra medik *dental panoramic radiograph*. Pada penelitian ini, akan dipilih daerah pada *cortical bone* pada sisi kiri dan kanan sebagaimana ditunjukkan pada gambar 2. Pengambilan sampel ini berdasarkan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya[1]. Setelah menentukan daerah tersebut, kemudian dicrop dan kemudian dianalisa lebih lanjut.



Gambar 2. Pengambilan sampel cortical bone

Proses Reduksi Noise

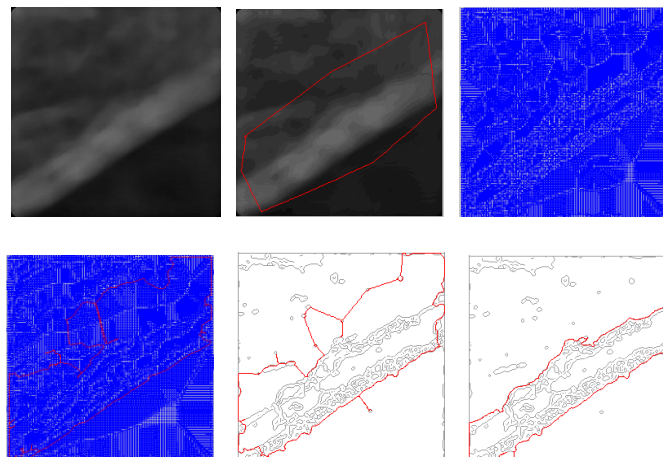
Setelah citra sample diperoleh, proses reduksi noise dilakukan mengingat citra medis sangat rentan terhadap adanya noise. Dengan adanya proses ini, diharapkan pergerakan kurva tidak terjebak dengan tepi yang bukan merupakan cortical bone.

Proses Segmentasi Dengan Mutlti Direction Gradient Vector Flow

Proses akhir adalah melakukan segmentasi dengan menggunakan active contour *multi direction gradient vector flow* (MDGVF) untuk mendapatkan kontur yang sebenarnya dari *cortical bone* pada *citra dental panoramic*.

6. Evaluasi

Uji coba algoritma dilakukan dengan menggunakan cortical bone kiri dan kanan yang diambil dari 15 sampel yang berbeda.

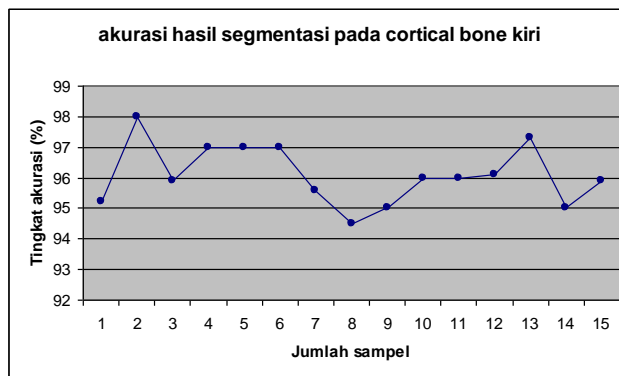


Gambar 3. kinerja algoritma (a) citra asli, (b) inisialisasi kurva, (c) gradient peta tepi citra, (d) pergerakan kurva pada gradient peta tepi citra, (e) hasil segmentasi pada 100 iterasi, dan (f) hasil segmentasi pada 180 iterasi

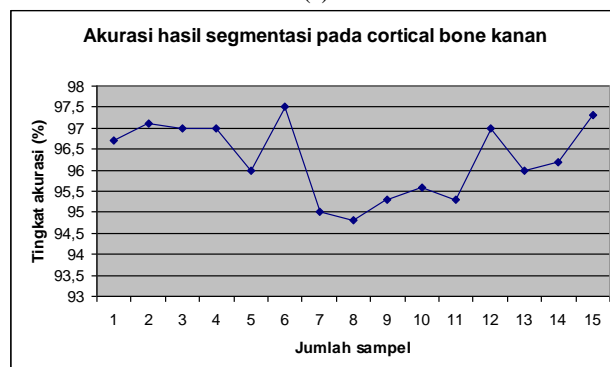
Akurasi hasil perhitungan segmentasi untuk masing-masing sampel cortical bone kiri dan kanan ditunjukkan pada tabel 1.

Tabel 1. Tingkat akurasi hasil segmentasi pada cortical bone kiri dan kanan

No	Data sampel	Hasil Akurasi	
		Kiri	Kanan
1	Cortical bone 1	95.2 %	96.7 %
2	Cortical bone 2	98 %	97.1 %
3	Cortical bone 3	95.9 %	97 %
4	Cortical bone 4	97 %	97.4 %
5	Cortical bone 5	97 %	96 %
6	Cortical bone 6	97 %	97.5 %
7	Cortical bone 7	95.6 %	95 %
8	Cortical bone 8	94.5 %	94.8 %
9	Cortical bone 9	95 %	95.3 %
10	Cortical bone 10	96 %	95.6 %
11	Cortical bone 11	96 %	95.3 %
12	Cortical bone 12	96.1 %	97 %
13	Cortical bone 13	97.3 %	96 %
14	Cortical bone 14	95 %	96.2 %
15	Cortical bone 15	95.9 %	97.3 %



(a)



(b)

Gambar 4. grafik hasil akurasi segmentasi cortical bone (a) kiri dan (b) kanan menggunakan active contour MDGVF

Berdasarkan hasil dari tabel 1 dan gambar 4, diperoleh bahwa hasil segmentasi dengan tingkat akurasi terbaik yang dapat diperoleh pada cortical bone kiri adalah 98 %, sedangkan akurasi terendah adalah 94.5 %. Sementara untuk cortical bone kanan, diperoleh hasil akurasi tertinggi 97.5 % dan akurasi terendah sebesar 94.8 %.

7. Kesimpulan dan Saran

Kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian adalah bahwa kinerja algoritma dalam melakukan segmentasi cortical bone pada citra medis dental panoramic radiographs cukup baik. Penggunaan beragam arah vektor untuk menghitung directional gradient efektif menghindari pergerakan kurva terjebak tepi objek yang bukan cortical bone. Dari 15 data sampel cortical bone diperoleh tingkat akurasi rata-rata masing-masing untuk cortical bone kiri dan kanan sebesar 96.1 % dan 96.25 %. Rata-rata hasil akurasi keseluruhan sebesar 96.18 %. Perbedaan hasil akurasi ini disebabkan bentuk dan kondisi cortical bone dari tiap-tiap sample terutama pada daerah tepi.

Daftar Pustaka

- [1]. Arifin, A.Z., Asano, A., Taguchi, A., Nakamoto, T., Ohtsuka, M., Tsuda, M., Kudo, Y., Tanimoto, K., “Computer-aided System for Measuring the Mandibular Cortical Width on Dental Panoramic Radiographs in Identifying Postmenopausal Women with Low Bone Mineral Density”, *International Osteoporosis Foundation and National Osteoporosis Foundation*, Vol. 17, (2006) hal. 753-759.
- [2]. C. Xu, J.L. Prince, “Snakes, Shapes, and Gradient Vector Flow”, *IEEE Trans. Image Process*, vol.7 (1998) 359–369.
- [3]. C. Xu, J.L. Prince, “Generalized Gradient Vector Flow External Force for Active Contours”, *Signal Process*, Vol 71 (1998) 131–139.
- [4]. J. Tang, S. Millington, S. Acton, J. Crandall, S. Hurwitz, Surface extraction and thickness measurement of the articular cartilage from MR images using directional gradient vector flow snake, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 52 (5) (2006) 896–907.
- [5]. M. Kass, A. Witkin, D. Terzopolous, “Snakes: Active Contour Models”, *Int. J. Comput. Vision*, Vol .1 (1987) 321–331.