

Segmentasi pada Citra Panoramik Gigi dengan Metode Two-Stage SOM dan T-CLUSTER

Khoirul Umam¹, Fidi Wincoko Putro², Gulpi Qorik Oktagalu Pratamasunu³

Program Studi Magister Teknik Informatika, Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi,
Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya

¹khoirul.umam35@gmail.com, ²feedewepe@gmail.com, ³gulpi.qorik@gmail.com

Diterima 03 Juni 2014

Disetujui 16 Juni 2014

Abstract—Segmentation on medical image requires good quality due to affect the interpretation and diagnosis of medical experts. On medical image segmentation, there is merging phase to increase the quality of the segmentation result. However, stopping criteria on merging phase was determined manually by medical experts. It implied the subjectivity of segmentation result. To increase the objectivity of segmentation result, a method to automate merging phase on medical image segmentation is required. Therefore, we propose a novel method on medical image segmentation which combine two-stage SOM and T-cluster method. Experiments were performed on dental panoramic as medical image sample and evaluated by using segmentation quality formula. Experiments show that the proposed method can perform segmentation on dental panoramic image automatically and objectively with the best average of segmentation quality value is 4,40.

Index Terms—dental panoramic image, image segmentation, medical image, Self-Organizing Map, T-cluster

I. PENDAHULUAN

Segmentasi merupakan salah satu *tool* dalam melakukan analisis terhadap data citra, termasuk juga untuk data citra medis. Tujuan dari segmentasi ialah untuk mengubah representasi citra ke dalam bentuk yang lebih sederhana sehingga mudah untuk dianalisis [1]. Di dalam dunia medis, segmentasi pada citra medis diharapkan dapat membantu paramedis dalam melakukan interpretasi terhadap citra medis tersebut. Dengan demikian diharapkan paramedis akan lebih mudah melakukan diagnosis penyakit yang berkaitan. Oleh karena itu hasil segmentasi terhadap citra medis harus memiliki kualitas yang baik.

Penelitian-penelitian yang berkaitan dengan segmentasi citra, baik untuk citra medis maupun citra nonmedis, sudah banyak dilakukan. Pada setiap penelitian diusulkan metode yang dapat menghasilkan citra tersegmentasi dengan tingkat efektifitas atau efisiensi yang tinggi maupun dengan kualitas yang baik. Beberapa di antara metode-metode tersebut menggunakan pendekatan *clustering* dengan

memanfaatkan metode jaringan syaraf tiruan. Salah satu metode jaringan syaraf tiruan yang banyak digunakan adalah metode *self-organizing map* (SOM). Kelebihan dari metode ini ialah memiliki sifat *unsupervised learning*. Kelebihan inilah yang mendasari para peneliti untuk menggunakan SOM dalam penelitiannya [2].

Penelitian-penelitian yang menerapkan metode SOM dalam proses segmentasi citra antara lain seperti penelitian yang dilakukan oleh [3] yang mengusulkan perpaduan antara metode SOM dengan *simulated annealing* (SA) untuk meng-*cluster* warna citra. Awad [1] mengembangkan metode *TSOM*, yaitu gabungan antara metode SOM dengan teknik *T-cluster* untuk mensegmentasi citra satelit. Ada pula penelitian dari [2] yang menggunakan metode *two-stage SOM* untuk mensegmentasi warna citra. Begitu pula dengan penelitian yang dilakukan oleh [4] yang mengembangkan metode *two-stage SOM* untuk mengidentifikasi *region of interest* (ROI) suatu citra medis.

Selain menggunakan pendekatan *clustering*, segmentasi terhadap citra medis khususnya citra panoramik gigi, dapat pula dilakukan dengan menggunakan pendekatan *thresholding*. Beberapa metode *thresholding* seperti *Multistage Adaptive Thresholding* (MAT), metode Otsu, metode *Hierarchical Cluster Analysis*, dan metode *Fuzzy Sets Type II* telah terbukti dapat digunakan untuk mensegmentasi citra panoramik gigi. Perbandingan hasil segmentasi menggunakan metode-metode tersebut dapat dilihat pada [5].

Segmentasi terhadap citra medis terkadang tidak serta merta menghasilkan citra medis tersegmentasi yang diinginkan. Begitu pula dengan segmentasi terhadap citra panoramik gigi. Ada kalanya citra panoramik gigi tersegmentasi yang dihasilkan masih mengandung region dengan jumlah yang berlebihan. Hal ini akan menyebabkan hasil segmentasi memiliki kualitas yang kurang baik. Oleh karena itu dibutuhkan tahap *merging* yang dapat menggabungkan beberapa region menjadi satu sehingga citra panoramik gigi hasil segmentasi mengalami peningkatan kualitas [4].

Tahap *merging* dilakukan dengan menggabungkan *cluster-cluster* dengan warna yang berdekatan. Proses ini dapat dilakukan secara berulang (iteratif) dengan *stopping criteria* tertentu. Tetapi selama ini tahap *merging* pada segmentasi citra medis masih dilakukan dengan *stopping criteria* yang ditentukan secara manual oleh pakar di bidang medis [4]. Dengan demikian citra medis tersegmentasi yang dihasilkan akan bersifat subjektif karena sangat bergantung pada pendapat atau keputusan pakar tersebut. Oleh karena itu dibutuhkan suatu metode yang dapat mengotomatisasi proses *merging* dan dapat meningkatkan objektivitas hasil segmentasi pada citra medis.

Paper ini mengusulkan sebuah metode baru dalam segmentasi citra medis khususnya citra panoramik gigi. Metode yang diusulkan merupakan penggabungan metode *two-stage SOM* dengan *T-cluster* sehingga mampu melakukan otomatisasi proses *merging* pada proses segmentasi citra panoramik gigi. Dengan demikian diharapkan citra panoramik gigi tersegmentasi yang dihasilkan akan bersifat objektif namun tetap dengan kualitas yang baik.

II. METODE

Metode yang diusulkan pada *paper* ini merupakan gabungan dari metode *two-stage SOM* dari [4] dengan teknik *T-cluster* pada metode *TSOM* dari [1]. Penggabungan dilakukan dengan mengganti tahap *merging* pada metode *two-stage SOM* dengan teknik *T-cluster*. Gambar 1 menunjukkan diagram dari metode yang diusulkan.

A. Two-Stage SOM

Metode *two-stage SOM* merupakan metode yang mengimplementasikan SOM dalam dua tahap. Metode ini pertama kali dikembangkan oleh [2] yang kemudian dikembangkan kembali oleh [4] dengan menambahkan tahap eliminasi *noise* dan *merging*. Pada tahap pertama SOM digunakan untuk mereduksi warna citra medis,

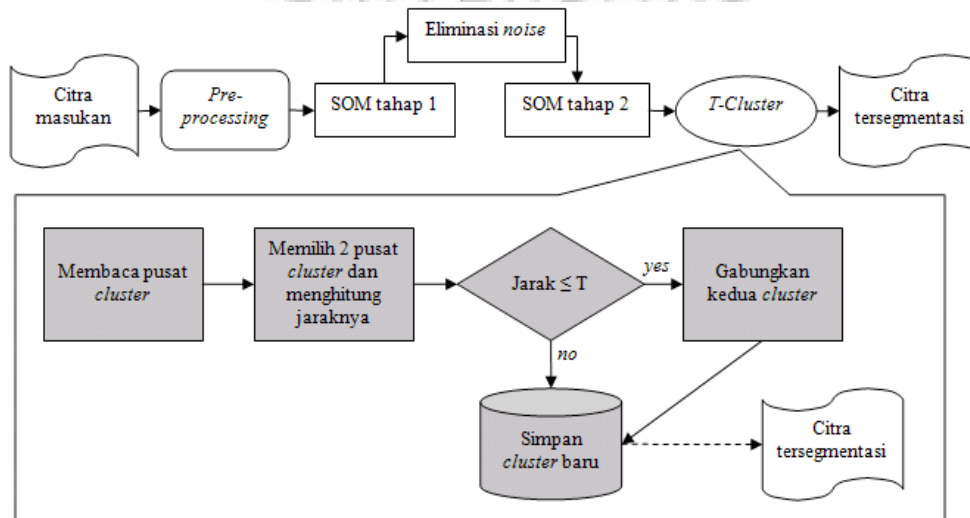
sedangkan pada tahap kedua SOM digunakan untuk meng-*cluster* atau mengelompokkan piksel-piksel citra medis sesuai dengan warnanya.

Reduksi warna citra medis (I) pada SOM tahap pertama dilakukan dengan mengatur ukuran topologi SOM sesuai dengan jumlah warna maksimal (n) yang diinginkan pada citra medis hasil reduksi ($I_{reduced}$). Ukuran topologi ini akan mempengaruhi jumlah *node* ($i=[1,2,...,n]$) yang terdapat di dalam jaringan. Masing-masing *node* memiliki bobot yang merepresentasikan satu buah vektor warna. Jumlah bobot yang dimiliki oleh tiap *node* sama dengan jumlah bobot yang terdapat di dalam satu vektor masukan jaringan SOM tersebut.

Vektor masukan yang digunakan pada penelitian ini ialah vektor warna tiap piksel pada citra medis I . Untuk citra medis dengan tinggi H dan lebar W , maka akan terdapat $H \times W$ vektor masukan.

Citra I yang digunakan pada penelitian ini merupakan citra dengan model warna RGB. Menurut [2] dan [3], RGB merupakan model warna yang tidak *uniform* sehingga tidak direkomendasikan untuk digunakan dalam proses *clustering*. Oleh karena itu model warna citra medis I harus dikonversi terlebih dahulu ke dalam model warna yang *uniform* dan direkomendasikan untuk digunakan dalam proses *clustering*.

Terdapat beberapa contoh model warna yang bersifat *uniform*, seperti *nonlinear R'G'B'*, YUV, CIE $L^*u^*v^*$, dan CIE $L^*u^*v^*$ yang dimodifikasi. Menurut [3], model warna CIE $L^*u^*v^*$ yang dimodifikasi merupakan model warna *uniform* dengan performa terbaik dibandingkan model warna *uniform* lainnya. Oleh karena itu model warna citra medis I yang digunakan di dalam penelitian ini dikonversi terlebih dahulu ke dalam model CIE $L^*u^*v^*$ yang dimodifikasi sebelum digunakan sebagai vektor masukan dalam jaringan SOM tahap pertama.



Gambar 1. Metode yang diusulkan

Pada saat jaringan SOM tahap pertama dilatih, bobot tiap *node* pada jaringan tersebut akan berubah dan mengorganisir diri hingga mendekati warna-warna dominan yang terdapat pada citra I . Perubahan bobot *node* ini diilustrasikan pada Gambar 2. Perubahan vektor bobot (w) masing-masing *node* pada suatu iterasi (t) pelatihan dapat dihitung dengan melibatkan jarak ($\|$) *input node* atau vektor masukan jaringan (V) dengan *winning node* atau *best matching unit* (BMU) serta *learning rate* (L) jaringan SOM tersebut. Formulasi perubahan vektor bobot tersebut ditunjukkan pada (1) [6].

$$w_{t+1} = w_t + \theta_t L_t (V_t - w_t) \quad (1)$$

Pada akhir pelatihan jaringan, masing-masing *node* akan memiliki satu vektor bobot akhir. Pada penelitian ini setiap *node* ke- i akan memiliki tiga buah bobot ($w_i = [w_{i1}, w_{i2}, w_{i3}]$) yang merepresentasikan sebuah warna. Dengan demikian masing-masing *node* akan menyimpan satu warna representatif pada I_{reduced} . Kemudian untuk piksel (p) ke- j (p_j) pada citra I dengan $j = [1, 2, \dots, H \times W]$, warnanya diubah menjadi seperti warna *node* ke- i yang berelasi dengannya seperti yang ditunjukkan pada (2).

$$p_j = w_i; p_j \in w_i \quad (2)$$

Citra I_{reduced} dapat mengandung *noise*. Rujukan [4] mendefinisikan *noise* sebagai piksel tunggal yang warnanya berbeda dengan warna piksel-piksel tetangganya. Jika tidak dihilangkan, *noise* dapat mengganggu hasil segmentasi. Oleh karena itu sebelum masuk ke dalam SOM tahap kedua, *noise* yang terdapat pada I_{reduced} harus dieliminasi terlebih dahulu. Eliminasi suatu piksel *noise* (p_{noise}) dapat dilakukan dengan mengubah warna piksel tersebut dengan warna dominan dari piksel-piksel tetangganya (p_n) [4]. Persamaan (3) menunjukkan formulasi perubahan warna p_{noise} dengan m buah p_n .

$$p_{\text{noise}} = \text{mode}([p_{n,1}, p_{n,2}, \dots, p_{n,m}]) \quad (3)$$

Pada SOM tahap kedua dilakukan *clustering* terhadap citra medis yang telah dihilangkan *noise*.

nya (I_{denoise}). Seluruh warna piksel pada I_{denoise} kembali digunakan sebagai vektor masukan pada jaringan SOM tahap kedua. Setiap *node* pada jaringan SOM tahap kedua ini mewakili satu buah *cluster*. Dengan demikian hasil dari SOM tahap kedua ialah *cluster-cluster* warna pada I_{denoise} dengan masing-masing pusatnya (*centroid*). Pusat *cluster* ke- i (C_i) dalam hal ini ialah warna representatif pada masing-masing *cluster* yang direpresentasikan ke dalam vektor bobot *node* ke- i seperti yang diformulasikan pada (4).

$$C_i = w_i \quad (4)$$

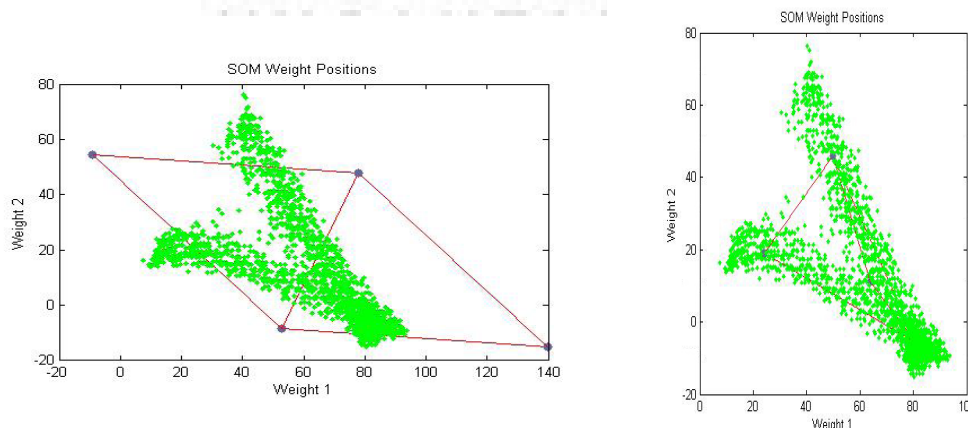
B. T-Cluster

T-cluster merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengurangi region-region berlebih pada citra hasil segmentasi. Prinsip metode *T-cluster* adalah membandingkan jarak antara dua buah pusat *cluster* untuk diperiksa apakah kedua buah pusat *cluster* tersebut saling berdekatan atau tidak. Apabila jarak kedua buah *cluster* kurang dari atau sama dengan nilai ambang batas (*threshold*) yang telah ditetapkan, maka kedua *cluster* dianggap saling berdekatan dan akan digabungkan (*merging*) [1] seperti yang diilustrasikan pada Gambar 3.

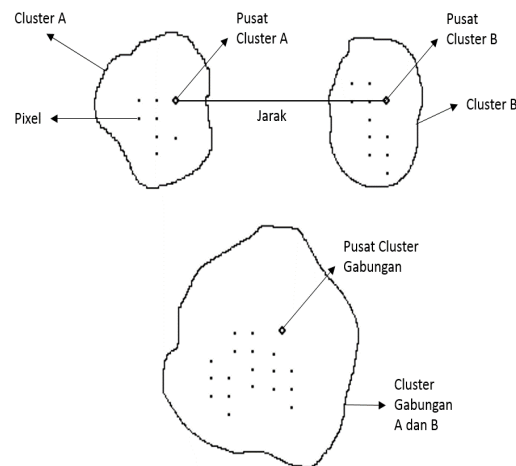
Jarak dua buah pusat *cluster* dapat dihitung menggunakan *euclidean distance*. Formula untuk menghitung jarak antara pusat *cluster* x (C_x) dengan pusat *cluster* y (C_y) ditunjukkan pada (5).

$$d_{xy} = \sqrt{\sum_{i=1}^3 (C_{xi} - C_{yi})^2}; x \neq y \quad (5)$$

Jika jarak C_x dengan C_y (d_{xy}) kurang dari atau sama dengan nilai ambang batas yang telah ditetapkan, maka *cluster* x dan *cluster* y akan digabungkan. Teknis penggabungannya ialah dengan memindahkan anggota-anggota *cluster* (\cdot) yang jumlah anggotanya lebih sedikit ke *cluster* yang jumlah anggotanya lebih banyak. Dengan teknis ini maka pusat *cluster* yang baru (C_{joined}) sama dengan pusat *cluster* dengan jumlah anggota terbanyak. Formulasinya ditunjukkan pada (6). Citra medis hasil segmentasi yang telah melalui tahap *merging* menggunakan *T-cluster* ini disebut sebagai citra medis tersegmentasi ($I_{\text{segmented}}$).



Gambar 2. Ilustrasi perubahan bobot *node* terhadap *input node* (warna piksel citra). (a) Sebelum *training* (b) Setelah *training*

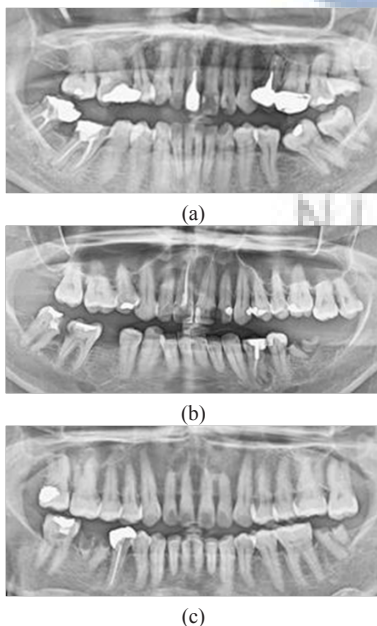
Gambar 3. Proses *T-cluster*

$$C_{joined} = \begin{cases} C_x, & \varepsilon_x > \varepsilon_y \\ C_y, & \varepsilon_x \leq \varepsilon_y \end{cases} \quad (6)$$

III. HASIL EKSPERIMEN DAN PEMBAHASAN

Sampel citra medis yang digunakan sebagai data pada penelitian ini terdiri dari 15 data citra panoramik gigi. Gambar 4 menunjukkan tiga contoh data citra panoramik gigi tersebut.

Implementasi dari metode yang diusulkan pada *paper* ini dijalankan pada perangkat lunak Matlab. Jumlah *epoch* atau iterasi proses *training* maksimal yang digunakan pada SOM tahap I maupun tahap II ialah 200. Sedangkan rentang nilai *threshold* yang digunakan pada tahap *T-cluster* antara 10 hingga 100.



Gambar 4. Contoh data citra panoramik gigi. (a) citra A, (b) citra B, (c) citra C

Hasil segmentasi dianalisis menggunakan metode perhitungan kualitas segmentasi (nilai Q) dari [7]. Metode ini merupakan metode yang mempertimbangkan jumlah dan homogenitas segmen pada citra $I_{segmented}$. Menurut [4], metode segmentasi yang baik akan menghasilkan nilai Q yang kecil. Oleh karena itu, pada masing-masing eksperimen di dalam penelitian ini dicari nilai *threshold* yang dapat menghasilkan rata-rata nilai Q terkecil sebagai nilai *threshold* yang dapat menghasilkan citra panoramik gigi tersegmentasi yang terbaik. Formula untuk menghitung nilai Q ditunjukkan pada (7).

$$Q_{I_{segmented}} = \frac{1}{10000 (H \times W)} \sqrt{N_R} \times \sum_{i=1}^R \left[\frac{e_i^2}{1 + \log A_i} + \left(\frac{N_R(A_i)}{A_i} \right)^2 \right] \quad (7)$$

Pada (7), $I_{segmented}$ merepresentasikan citra tersegmentasi dengan tinggi H dan lebar W yang akan dihitung nilai Q -nya. N_R menunjukkan jumlah region pada $I_{segmented}$. A_i menunjukkan luas region ke- i . e_i menunjukkan jumlah *euclidean distance* antara vektor warna piksel I dengan vektor warna piksel $I_{segmented}$ pada region ke- i . Sedangkan $N_R(A_i)$ menunjukkan jumlah region dengan luas yang sama dengan A_i .

Uji coba pada penelitian ini dibagi menjadi tiga. Uji coba pertama ialah pengujian segmentasi citra panoramik gigi dengan mereduksi warna citra menjadi 4 macam warna. Uji coba kedua ialah pengujian segmentasi citra panoramik gigi dengan mereduksi warna menjadi 16 macam warna. Sedangkan uji coba ketiga ialah pengujian segmentasi citra panoramik gigi dengan mereduksi warna menjadi 64 macam warna. Teknis pembatasan jumlah warna ialah dengan menetapkan ukuran topologi SOM tahap pertama maupun kedua pada masing-masing uji coba menjadi 2×2 , 4×4 , dan 8×8 . Hasil perhitungan rata-rata nilai Q untuk ketiga uji coba tersebut ditunjukkan pada Tabel 1.

Contoh citra panoramik gigi hasil segmentasi untuk uji coba pertama, kedua, dan ketiga masing-masing ditunjukkan pada Gambar 5, Gambar 6, dan Gambar 7. Gambar 5 menyajikan contoh hasil segmentasi terhadap citra A, B, dan C pada uji coba pertama dengan nilai *threshold T-cluster* sebesar 20 dan 40. Gambar 6 menyajikan hasil segmentasi citra A, B, dan C pada uji coba kedua dengan nilai *threshold T-cluster* sebesar 20, 40, dan 60. Sedangkan Gambar 7 menyajikan hasil segmentasi citra A, B, dan C pada uji coba ketiga dengan nilai *threshold T-cluster* sebesar 20, 40, dan 60. Nilai Q untuk masing-masing hasil segmentasi citra panoramik gigi yang ditunjukkan pada Gambar 5, Gambar 6, dan Gambar 7 secara berturut-turut dapat dilihat pada Tabel 2, Tabel 3, dan Tabel 4.

Berdasarkan hasil dan pengamatan selama eksperimen berlangsung, hasil segmentasi citra panoramik gigi dengan mereduksi warna menjadi 4 macam warna (uji coba pertama) cenderung tidak bervariasi. Seperti yang dapat dilihat pada Tabel 1, rata-rata nilai Q hasil segmentasi citra panoramik gigi cenderung tidak berubah pada rentang nilai *threshold* 10-30. Variasi hasil hanya nampak pada nilai *threshold* 40 dan 50. Sedangkan untuk nilai *threshold* 60 dan seterusnya, hasil segmentasi cenderung menjadi satu region. Kondisi hasil segmentasi seperti ini diistilahkan sebagai *under segmentation*. Contoh hasil segmentasi yang mengalami *under segmentation* ditunjukkan pada Gambar 5.e dan 7.i.

Pada uji coba kedua maupun ketiga, hasil segmentasi cenderung bervariasi untuk setiap nilai *threshold* yang digunakan. Hal ini dapat dilihat dari rata-rata nilai Q untuk uji coba kedua dan ketiga pada Tabel 1. Dari Tabel 1 tersebut juga dapat dilihat bahwa semakin besar nilai *threshold* yang digunakan dalam fase *T-cluster*, maka kualitas citra medis hasil segmentasi akan semakin kurang baik (ditunjukkan dengan bertambahnya nilai Q). Nilai *threshold* yang dapat menghasilkan citra panoramik gigi tersegmentasi dengan kualitas paling baik untuk uji coba kedua maupun ketiga adalah 20.

Tabel 1. Hasil Perhitungan Rata-Rata Nilai Q untuk Uji Coba Pertama, Kedua, dan Ketiga

Nilai Threshold pada <i>T-cluster</i>	Rata-Rata Nilai Q pada Masing-Masing Uji Coba		
	I	II	III
10	65,68	44,35	69,89
20	65,68	5,54	4,40
30	65,68	20,59	23,25
40	124,01	121,84	127,76
50	104,02	326,10	276,61
60	(*) 74,94	741,45	384,20
70	(*) 74,94	758,60	668,39
80	(*) 74,94	(*) 229,19	352,01
90	(*) 74,94	(*) 229,19	(*) 167,06
100	(*) 74,94	(*) 229,19	(*) 167,06

Keterangan: (*) Hasil segmentasi mengalami kondisi *under segmentation*

Tabel 2. Sampel Hasil Perhitungan Nilai Q Citra Hasil Segmentasi pada Uji Coba Pertama

Kode Citra	Nilai Q Hasil Segmentasi pada Nilai Threshold	
	20	40
A	47,95	87,01
B	85,29	116,97
C	31,14	(*) 34,59

Keterangan: (*) Hasil segmentasi mengalami kondisi *under segmentation*

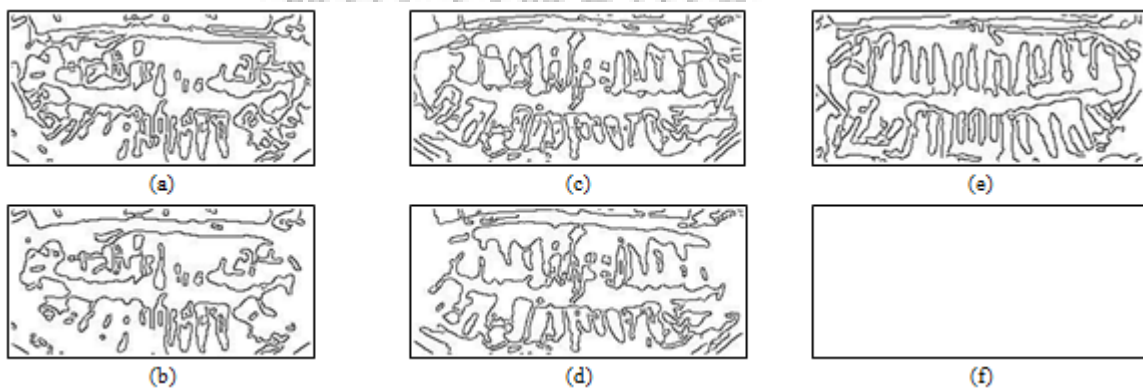
Tabel 3. Sampel Hasil Perhitungan Nilai Q Citra Hasil Segmentasi pada Uji Coba Kedua

Kode Citra	Nilai Q Hasil Segmentasi pada Nilai Threshold		
	20	40	60
A	3,73	55,45	825,08
B	7,30	81,63	937,24
C	4,02	64,95	721,15

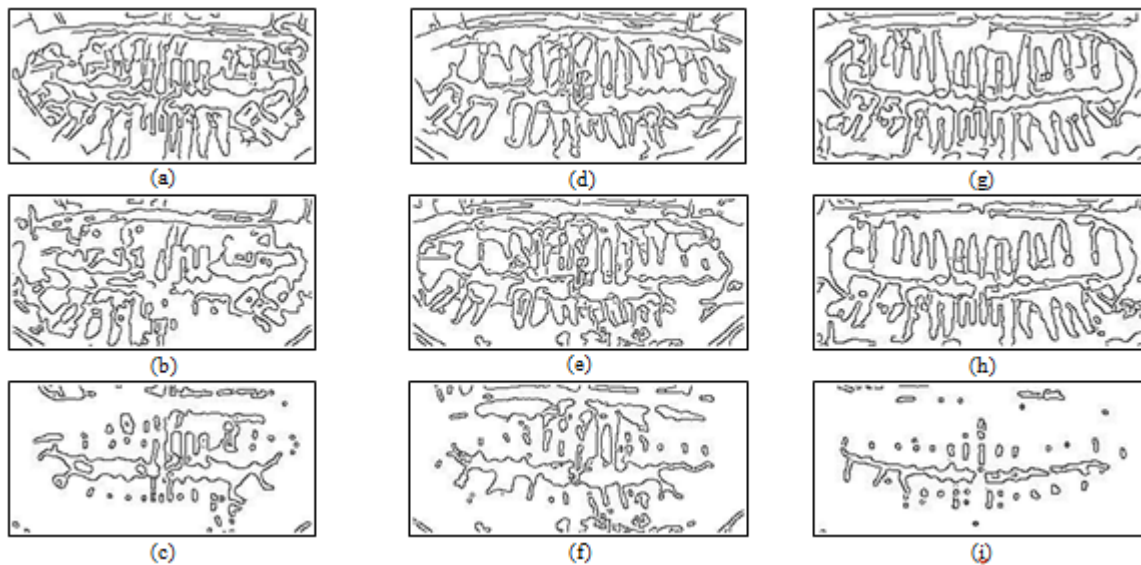
Tabel 4. Sampel Hasil Perhitungan Nilai Q Citra Hasil Segmentasi pada Uji Coba Ketiga

Kode Citra	Nilai Q Hasil Segmentasi pada Nilai Threshold		
	20	40	60
A	2,90	104,25	222,40
B	4,20	142,54	222,52
C	4,14	176,54	(*) 34,47

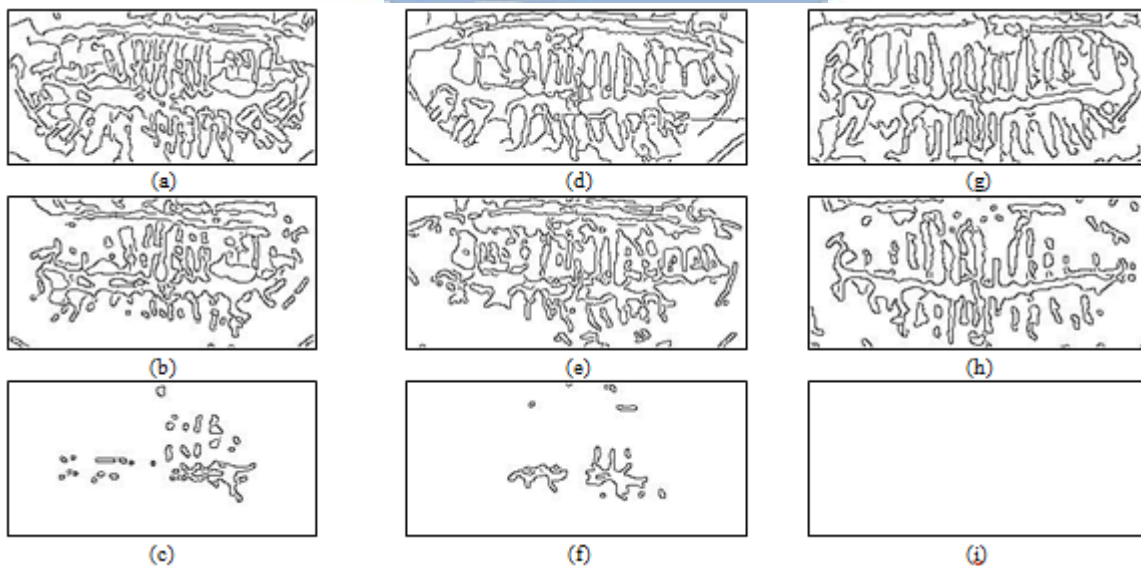
Keterangan: (*) Hasil segmentasi mengalami kondisi *under segmentation*



Gambar 5. Hasil segmentasi citra panoramik gigi pada uji coba pertama. (a) Segmentasi citra A dengan nilai *threshold* 20. (b) Segmentasi citra A dengan nilai *threshold* 40. (c) Segmentasi citra B dengan nilai *threshold* 20. (d) Segmentasi citra B dengan nilai *threshold* 40. (e) Segmentasi citra C dengan nilai *threshold* 20. (f) Segmentasi citra C dengan nilai *threshold* 40.



Gambar 6. Hasil segmentasi citra panoramik gigi pada uji coba kedua. (a) Segmentasi citra A dengan nilai *threshold* 20. (b) Segmentasi citra A dengan nilai *threshold* 40. (c) Segmentasi citra A dengan nilai *threshold* 60. (d) Segmentasi citra B dengan nilai *threshold* 20. (e) Segmentasi citra B dengan nilai *threshold* 40. (f) Segmentasi citra B dengan nilai *threshold* 60. (g) Segmentasi citra C dengan nilai *threshold* 20. (h) Segmentasi citra C dengan nilai *threshold* 40. (i) Segmentasi citra C dengan nilai *threshold* 60.



Gambar 7. Hasil segmentasi citra panoramik gigi pada uji coba ketiga. (a) Segmentasi citra A dengan nilai *threshold* 20. (b) Segmentasi citra A dengan nilai *threshold* 40. (c) Segmentasi citra A dengan nilai *threshold* 60. (d) Segmentasi citra B dengan nilai *threshold* 20. (e) Segmentasi citra B dengan nilai *threshold* 40. (f) Segmentasi citra B dengan nilai *threshold* 60. (g) Segmentasi citra C dengan nilai *threshold* 20. (h) Segmentasi citra C dengan nilai *threshold* 40. (i) Segmentasi citra C dengan nilai *threshold* 60.

Citra panoramik gigi tersegmentasi yang dihasilkan menggunakan nilai *threshold* 20 pada uji coba kedua dan ketiga dapat dilihat pada Gambar 6.a, 6.d, 6.g, 7.a, 7.d, dan 7.g. Jika dibandingkan dengan citra hasil segmentasi lainnya, dapat dilihat bahwa nilai *threshold* 20 pada uji coba kedua dan ketiga akan menghasilkan segmen-segmen dengan jumlah region yang tidak berlebih juga tidak kurang pada hasil segmentasi citra panoramik gigi.

Under segmentation pada hasil segmentasi citra panoramik gigi untuk uji coba kedua terdapat pada rentang nilai *threshold* 80 ke atas. Sedangkan untuk uji

coba ketiga, *under segmentation* cenderung ditemukan pada rentang nilai *threshold* 90 ke atas.

IV. SIMPULAN

Pada *paper* ini telah dijabarkan mengenai metode baru dalam melakukan segmentasi terhadap citra medis yang merupakan gabungan antara metode *two-stage SOM* dengan metode *T-cluster*. Metode *two-stage SOM* digunakan untuk mereduksi warna citra dan meng-*cluster* piksel-piksel citra berdasarkan warnanya. Sedangkan *T-cluster* digunakan sebagai metode dalam tahap *merging* untuk menggabungkan *cluster-cluster* dengan warna yang saling berdekatan.

Proses *merging* pada segmentasi terhadap citra panoramik gigi menggunakan metode yang diusulkan pada *paper* ini dilakukan secara otomatis tanpa melibatkan pendapat subjektif pakar medis untuk menentukan *stopping criteria*-nya. Meskipun dilakukan secara otomatis dan objektif, metode yang diusulkan tersebut dapat menunjukkan hasil segmentasi yang terbaik, yaitu segmentasi dengan mereduksi warna citra panoramik gigi menjadi 64 macam warna dan menggunakan nilai *threshold T-cluster* sebesar 20. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa dengan mereduksi warna menjadi 64 macam dan menggunakan nilai *threshold T-cluster* sebesar 20 dapat dihasilkan citra panoramik gigi tersegmentasi dengan rata-rata nilai Q yang paling kecil, yaitu 4,40.

Penelitian ini masih dapat dikembangkan lebih lanjut. Pengembangan yang dapat dilakukan antara lain untuk melihat pengaruh jenis citra medis yang digunakan terhadap nilai *threshold* terbaik yang diperoleh. Untuk itu diperlukan citra medis yang bervariasi sebagai datanya.

UCAPAN TERIMA KASIH

Peneliti mengucapkan terima kasih kepada Jurusan Teknik Informatika Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya atas kesediaannya

memberikan *dataset* citra panoramik gigi yang digunakan sebagai sampel data citra medis pada penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Awad, Mohamad, "An Unsupervised Artificial Neural Network Method for Satellite Image Segmentation", *International Arab Journal of Information Technology*, vol. 7, no. 2, 2010.
- [2] Ong, S.H., Yeo, N.C., Lee, K.H., Venkatesh, Y.V., dan Cao, D.M., "Segmentation of Color Images Using a Two-Stage Self-Organizing Network", *Image and Vision Computing*, vol. 20, hal. 279-289, 2002.
- [3] Dong, Guo dan Xie, Ming, "Color Clustering and Learning for Image Segmentation Based on Neural Networks", *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 16, no. 4, 2005.
- [4] Teng, Wei-Guang dan Chang, Ping-Lin, "Identifying Regions of Interest in Medical Images Using Self-Organizing Maps", *Journal of Medical System*, vol. 36, hal. 2761-2768, 2012.
- [5] Navastara, Dini Adni dan Arifin, Agus Zainal, "Image Thresholding on Segmentation of Teeth in Dental Panoramic Radiographs", di dalam *Proceeding of The International Conference on Advanced Computer Science and Information System*, 2009
- [6] Guthikonda, Shyam M, *Kohonen Self-Organizing Maps*, Wittenberg University, 2005.
- [7] Borsotti, M., Campadelli, P., dan Schettini, R., "Quantitative Evaluation of Color Image Segmentation Results", *Patter Recognition Letters*, vol. 19, hal. 741-747, 1998.

