

# SEGMENTASI CITRA PANORAMIK GIGI MENGUNAKAN SIMILARITAS ANTAR GRAY LEVEL BERDASARKAN INDEX OF FUZZINESS

Gulpi Qorik Oktagalu Pratamasunu<sup>1)</sup>, Agus Zainal Arifin<sup>2)</sup>, Anny Yuniarti<sup>3)</sup>,  
Arya Yudhi Wijaya<sup>4)</sup>, Wijayanti Nurul Khotimah<sup>5)</sup>, dan Dini Adni Navastara<sup>6)</sup>

<sup>1, 2, 3, 4, 5, 6)</sup> Jurusan Teknik Informatika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember

<sup>1)</sup> Jurusan Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Teknologi Nurul Jadid

e-mail: [gulpi.qorik@gmail.com](mailto:gulpi.qorik@gmail.com)<sup>1)</sup>, [agusza@cs.its.ac.id](mailto:agusza@cs.its.ac.id)<sup>2)</sup>, [anny@if.its.ac.id](mailto:anny@if.its.ac.id)<sup>3)</sup>,  
[arya@if.its.ac.id](mailto:arya@if.its.ac.id)<sup>4)</sup>, [wijayanti@if.its.ac.id](mailto:wijayanti@if.its.ac.id)<sup>5)</sup>, [dini\\_navastara@if.its.ac.id](mailto:dini_navastara@if.its.ac.id)<sup>6)</sup>

## ABSTRAK

Metode segmentasi citra berdasarkan teori fuzzy dan similaritas antar gray level mampu mengatasi masalah ambiguitas gray level dan pencahayaan yang tidak merata yang biasa ditemui pada citra medis. Namun, segmentasi dengan penentuan initial seeds-nya berdasarkan jumlah piksel minimum menghasilkan citra yang kurang baik saat diterapkan pada citra dengan kontras yang rendah, seperti yang terdapat pada citra panoramik gigi. Pada penelitian ini diusulkan metode segmentasi citra panoramik gigi dengan penentuan initial seeds berdasarkan index of fuzziness terbesar pada histogram. Histogram dibagi kedalam tiga daerah berdasarkan posisi dari pusat fuzzy region. Kemudian, proses pengukuran similaritas antar gray level yang berada pada fuzzy region dilakukan untuk menemukan threshold yang optimal. Performa metode yang diusulkan diuji menggunakan citra panoramik gigi. Evaluasi performa dilakukan dengan menghitung nilai Misclassification Error antara citra hasil segmentasi dengan citra ground truth. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa hasil segmentasi metode yang diusulkan pada citra panoramik gigi memiliki performa yang lebih baik dibandingkan dengan hasil segmentasi dari metode Otsu.

**Kata Kunci:** Citra Panoramik Gigi, Segmentasi Citra Medis, Index of Fuzziness, Similaritas Gray Level.

## ABSTRACT

Image segmentation approach based on fuzzy theory and similarity between gray levels is able to overcome the problem of gray level ambiguity and bad illumination that commonly seen on medical images. However, the segmentation method that determine the initial seeds based on the number of minimal pixels yields an unfavorable results when applied to the image with low contrast. In this study, we proposed a novel image segmentation method that determine the initial seeds based on the maximum value of index of fuzziness. The histogram is divided into three regions based on the center of fuzzy region. Then, the process of measuring the similarity between the gray levels on fuzzy region is started to find the optimal threshold. The performance of the proposed method was tested using dental panoramic images. Performance evaluation is done by calculating the value of Misclassification Error between segmented images and ground truth images. Evaluation results on dental panoramic images show that the proposed method produces better segmented image than Otsu method.

**Keywords:** Dental Panoramic Image, Gray Levels Similarity, Image Segmentation, Index of Fuzziness.

## I. PENDAHULUAN

SEGMENTASI citra adalah proses yang sangat penting bagi aplikasi pemrosesan citra medis. Segmentasi citra biasanya dibutuhkan sebagai tahap pra-proses pada suatu sistem diagnosis citra medis. Akurasi segmentasi sangat menentukan kesuksesan dan kegagalan suatu prosedur diagnosis pada prosedur analisis berbasis komputer [1]. Oleh karena itu, metode segmentasi pada citra medis harus menghasilkan citra tersegmentasi dengan kualitas yang baik [2]. Salah satu metode segmentasi citra yang paling sederhana dan mudah diimplementasikan untuk mensegmentasi citra medis adalah *thresholding*.

Pada proses *thresholding*, suatu nilai *threshold* dipilih untuk mengklasifikasi *pixels* dalam citra ke dalam objek atau *background* berdasarkan nilainya. Penentuan nilai *threshold* yang paling optimal dibutuhkan untuk menghindari kesalahan penentuan objek dan *background* dari citra. Pada citra yang ideal, adanya lembah yang memisahkan dua puncak merepresentasikan *pixels* objek dan *background* sangat mempermudah proses penentuan *threshold*. Namun, untuk citra yang tidak memiliki lembah pemisah yang jelas, hasil segmentasi metode *thresholding* menjadi kurang optimal.

Beberapa penelitian telah dilakukan untuk mengatasi masalah tersebut dengan mengusulkan metode *thresholding* berdasarkan sifat statistik dari histogram citra. Salah satunya adalah Otsu [3] yang memanfaatkan *between-class variance* untuk menentukan daerah dimana objek dan *background* dari suatu citra dapat dipisahkan secara optimal. Dengan cara ini, nilai *threshold* yang optimal dapat ditemukan walaupun tidak terdapat lembah

yang jelas yang memisahkan dua puncak dalam histogram. Namun, adanya beberapa faktor yang mengganggu pada citra seperti pencahayaan yang tidak seragam, ambiguitas *gray level*, dan derau yang biasa ditemui pada citra medis dapat mengganggu proses penentuan *threshold*.

Tobias dan Seara [4] mengusulkan pendekatan histogram *thresholding* berdasarkan teori *fuzzy* dan similaritas antar *gray level* untuk mengatasi masalah tersebut. Metode ini membandingkan similaritas setiap anggota *gray level* pada *fuzzy region* menggunakan *index of fuzziness* dengan beberapa *gray level* dalam *initial seeds* objek dan *background* yang telah ditentukan sebelumnya. Dengan cara ini, permasalahan penentuan *threshold* yang biasa ditemui pada citra medis dapat diatasi. Namun, penentuan *initial seeds* objek dan *background* yang masih dilakukan secara manual oleh peneliti membuat hasil *thresholding* bersifat subjektif.

Untuk mengatasi masalah tersebut, Lopes, dkk [1] mengusulkan metode histogram *thresholding* yang merupakan pengembangan dari metode Tobias dan Seara [4]. Metode ini mengoptimasi penentuan *initial seeds* berdasarkan perhitungan *pixels* minimal yang harus dimiliki oleh *initial seeds* objek dan *background*. Dengan perhitungan *pixels* minimal, *initial seeds* dapat ditentukan secara otomatis. Namun, metode ini menghasilkan nilai *threshold* yang kurang optimal jika diterapkan pada citra dengan kontras rendah yang sering dijumpai pada citra panoramik gigi. Oleh karena itu, dibutuhkan metode *image thresholding* berdasarkan similaritas antar *gray level* berbasis *fuzzy* dengan penentuan *initial seeds* yang efektif pada citra dengan kontras rendah.

Pada penelitian ini, diusulkan metode segmentasi citra panoramik gigi dengan pendekatan *thresholding* menggunakan similaritas antar *gray level* berdasarkan *index of fuzziness*. Penentuan *initial seeds* berdasarkan banyaknya *pixels* dalam histogram dihindari untuk menjaga ketahanan performa metode pada citra dengan kontras yang rendah. *Initial seeds* untuk memulai proses perhitungan similaritas antar *gray level* ditentukan berdasarkan nilai *index of fuzziness* disetiap *gray level* pada histogram. Nilai *threshold* yang optimal didapatkan dengan mengelompokkan *gray level* yang tidak termasuk dalam *initial seeds* berdasarkan nilai similaritasnya dengan kedua *initial seeds* tersebut. Dengan cara ini, nilai *threshold* yang optimal tetap dapat ditemukan pada citra dengan kontras yang rendah.

## II. DEFINISI UMUM

### A. Teori Fuzzy Set

Teori *fuzzy set* menetapkan suatu derajat keanggotaan kepada semua anggota dalam semesta berdasarkan potensinya untuk masuk kedalam suatu kelas, dimana tidak ada pemisah yang jelas antar anggota yang termasuk pada suatu kelas ataupun yang tidak termasuk di dalamnya. Derajat keanggotaan tersebut dapat dihitung berdasarkan fungsi matematika yang menetapkan suatu derajat keanggotaan pada *interval* 0 sampai 1 pada setiap anggota suatu himpunan *fuzzy*. Fungsi ini biasa disebut dengan fungsi keanggotaan atau fungsi karakteristik. Untuk himpunan semesta  $X$ , himpunan *fuzzy*  $A$  dalam  $X$  didefinisikan berdasarkan persamaan berikut.

$$A = \{(x_i, \mu_A(x_i))\}, x_i \in X. \tag{1}$$

Pada penelitian ini, *S-function* [5] digunakan untuk memodelkan fungsi keanggotaan untuk *pixels* terang. Fungsi tersebut didefinisikan berdasarkan persamaan

$$\mu_{A_s}(x) = S(x; a, b, c) = \begin{cases} 0, & x < a \\ 2 \left\{ \frac{x-a}{c-a} \right\}^2, & a \leq x \leq b \\ 1 - 2 \left\{ \frac{x-a}{c-a} \right\}^2, & b < x \leq c \\ 1, & x > c \end{cases}. \tag{2}$$

Fungsi ini dapat dikontrol menggunakan parameter  $a$  dan  $c$ . Parameter  $b$  disebut sebagai titik temu yang dihitung berdasarkan  $b = \frac{a+c}{2}$ . Sedangkan untuk memodelkan *pixels* gelap, digunakan *Z-function* yang diturunkan dari *S-function* dan didefinisikan pada persamaan (3).

$$\mu_{A_z}(x) = Z(x; a, b, c) = 1 - S(x; a, b, c). \tag{3}$$

### B. Measure of Fuzziness

*Measure of fuzziness* digunakan untuk menentukan seberapa *fuzzy* suatu himpunan *fuzzy*. Nilai *fuzziness* dari himpunan *crisp* bernilai nol, karena tidak terdapat ambiguitas tentang suatu anggota termasuk dalam suatu himpunan atau tidak. Sedangkan nilai *fuzziness* yang tinggi pada suatu himpunan menandakan tingginya ambiguitas antar anggota dalam himpunan tersebut. Dengan menggunakan *index of fuzziness* (IF) yang diperkenalkan oleh Kaufmann [6], nilai *fuzziness* suatu himpunan *fuzzy* dapat ditentukan dengan cara membandingkan derajat keanggotaannya dengan himpunan *crisp* terdekatnya. Suatu himpunan  $A^*$  disebut sebagai himpunan *crisp* dari himpunan  $A$  dimana fungsi keanggotaannya ditentukan berdasarkan persamaan

$$\mu_{A^*}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } \mu_A(x) < 0.5 \\ 1, & \text{if } \mu_A(x) \geq 0.5 \end{cases} \quad (4)$$

Nilai IF didapatkan dengan mengukur similaritas antara himpunan  $A$  dan  $A^*$  yang didefinisikan berdasarkan persamaan

$$\psi_k(A) = \frac{2}{n^{\frac{1}{k}}} \left[ \sum_{i=1}^n |\mu_A(x_i) - \mu_{A^*}(x_i)|^k \right]^{\frac{1}{k}}, \quad (5)$$

dimana  $n$  adalah banyak anggota dalam himpunan  $A$  dan  $A^*$ . IF disebut linier jika nilai  $k$  adalah satu, dan disebut kuadrat jika nilai  $k$  adalah dua. Selain itu, dalam penelitiannya, Tizhoosh [7] mendefinisikan *linear index of fuzziness* berdasarkan persamaan

$$\gamma_A = \frac{2}{N} \sum_{g=0}^{L-1} h(g) \times \min[\mu_A(g), 1 - \mu_A(g)], \quad (6)$$

dimana  $h(g)$  adalah intensitas pada *gray level*  $g$ ,  $L$  adalah *gray level* maksimum,  $N$  adalah jumlah *pixels* yang terdapat pada  $A$ , dan  $\mu_A$  adalah fungsi keanggotaan himpunan *fuzzy*  $A$ . Nilai ini merepresentasikan ambiguitas dalam suatu himpunan *fuzzy*. Semakin kecil nilai *index of fuzziness* maka semakin kecil pula ambiguitas antar anggota dalam suatu himpunan *fuzzy*.

### III. PENELITIAN TERDAHULU

Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi kekurangan dari metode sebelumnya yang dikembangkan oleh Lopes, dkk [1]. Metode tersebut menggunakan fungsi *pixels* minimal pada penentuan *initial seeds* untuk melakukan proses perhitungan similaritas antar *gray level*. Untuk menentukan *initial seeds* secara otomatis, metode tersebut menggunakan dua parameter statistik yaitu  $P_1$  dan  $P_2$ . Parameter ini diperoleh menggunakan pendekatan statistik yang dilakukan pada tiga puluh citra uji. Dengan cara ini, subjektifitas pada citra tersegmentasi dapat dikurangi, karena penentuan *initial seeds* dilakukan secara otomatis berdasarkan histogram citra.

Citra dengan kontras yang tinggi digunakan untuk menentukan nilai parameter  $P_1$ . Nilai  $P_1$  dipilih untuk memastikan nilai IF *initial seed* B (*pixels* gelap) dan *initial seed* W (*pixels* terang) bertambah secara monoton. Jika nilai  $P_1$  terlalu tinggi, maka luas daerah diantara kedua *initial seeds* (*fuzzy region*) terlalu kecil dan *threshold* yang mungkin dipilih menjadi terbatas. Sedangkan jika nilai  $P_1$  terlalu rendah, *initial seeds* tidak cukup merepresentasikan masing-masing daerah, sehingga metode tidak konvergen. Dari hasil analisis, didapatkan nilai parameter  $P_1$  adalah 39,64%. Sedangkan untuk menentukan parameter  $P_2$ , citra dengan kontras yang rendah dipakai sebagai citra uji. Nilai parameter  $P_2$  ditentukan sebesar 20% setelah dilakukan analisis dan *trial and error*.

Untuk menentukan kedua *initial seeds* dari histogram, metode tersebut menggunakan fungsi *pixels* minimal untuk menentukan jumlah *pixels* minimum yang harus dimiliki masing-masing *initial seed*. Fungsi tersebut didefinisikan menggunakan persamaan

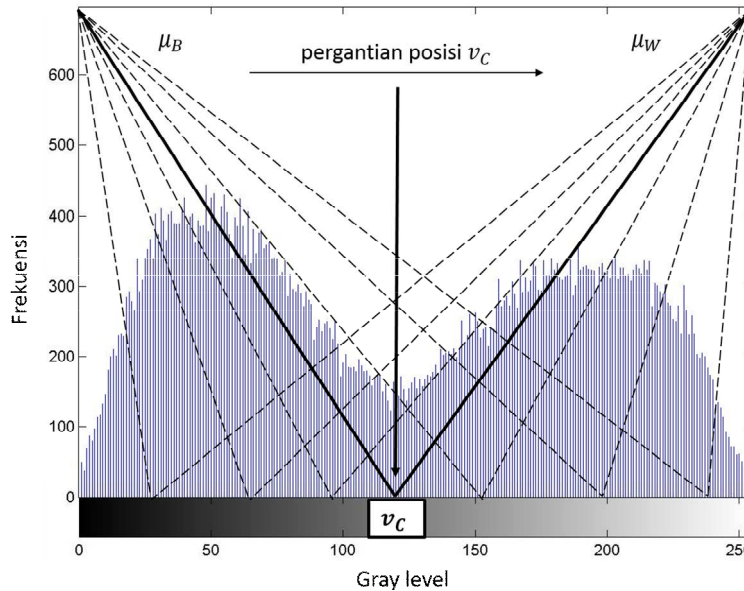
$$\text{MinPix}_{B_{\text{seed}}(W_{\text{seed}})} = P1 \sum_{i=0(128)}^{127(255)} h(x_i), \quad (7)$$

dimana  $B_{\text{seed}}$  adalah *initial seed* B,  $W_{\text{seed}}$  adalah *initial seed* W, dan  $h(x_i)$  adalah intensitas pada *gray level*  $x_i$ .

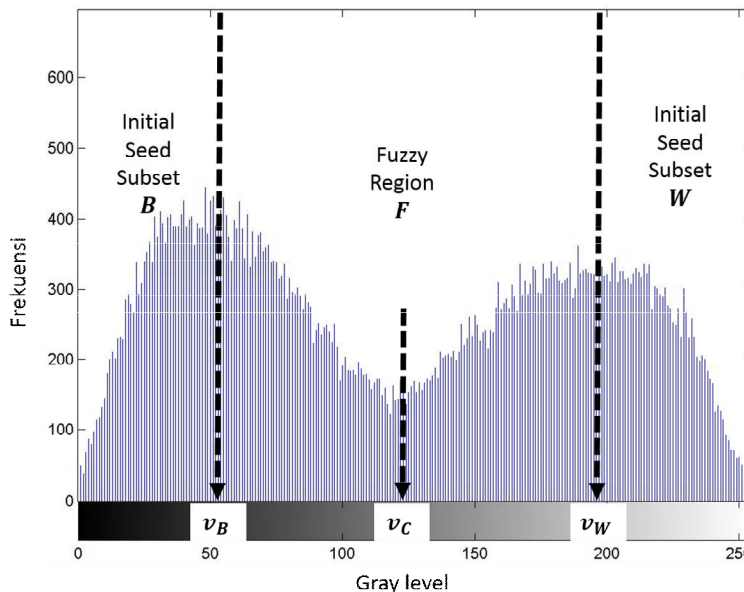
IV. METODE YANG DIUSULKAN

Metode yang dikembangkan oleh Lopes, dkk [1] mampu menentukan batas *initial seeds* pada citra tanpa bantuan pakar. Namun, penentuan *initial seeds* metode tersebut memiliki beberapa kekurangan terkait dengan tingkat kontras pada citra. Dua parameter statistik  $P_1$  dan  $P_2$  diturunkan dari tiga puluh citra uji, sehingga tidak menjamin dapat menghasilkan *initial seeds* yang efektif pada seluruh jenis citra. Selain itu, penerapan metode tersebut pada citra dengan kontras yang rendah akan menghasilkan hasil yang kurang baik karena persebaran *pixels* yang tidak seimbang pada kedua *initial seeds*, yang sering ditemui pada citra panoramik gigi. Sehingga untuk kasus *thresholding* pada citra panoramik gigi, dibutuhkan *histogram equalization* sebagai tahap praproses. Metode tersebut masuk kedalam kategori metode yang *semi supervised*, karena dibutuhkan bantuan pakar untuk menentukan suatu citra termasuk dalam kontras yang rendah atau tidak.

Pada penelitian ini diusulkan metode penentuan *initial seeds* secara otomatis berdasarkan posisi dari pusat *fuzzy region*. *Fuzzy region* dapat ditentukan dengan menemukan daerah yang memiliki nilai *fuzziness* yang maksimum. Hal ini dilakukan karena *fuzzy region* terletak dimana *threshold* yang optimal dapat ditemukan, sehingga daerah tersebut pasti memiliki nilai *fuzziness* yang besar. Pada penelitian ini, digunakan *index of fuzziness* [7] untuk menemukan *gray level* dengan nilai *fuzziness* maksimum, yang merupakan pusat dari *fuzzy region*. Kedua *initial seeds* dihitung berdasarkan posisi dari pusat *fuzzy region*. Kemudian, proses klasifikasi berdasarkan similaritas antar *gray level* dilakukan untuk setiap *gray level* yang berada pada *fuzzy region*.



Gambar 1. Proses perhitungan fungsi keanggotaan di semua *gray level*



Gambar 2. Inisialisasi *fuzzy region* dan *initial seeds*

#### A. Penentuan Initial seeds berdasarkan Index of fuzziness

Untuk menemukan *gray level* dengan nilai *fuzziness* maksimum, diperlukan nilai *index of fuzziness* masing-masing *gray level* pada histogram. Hal ini dapat dilakukan dengan menghitung fungsi keanggotaan ( $\mu_B$  dan  $\mu_W$ ) pada seluruh *gray level* yang dikontrol berdasarkan titik dan menghitung nilai *index of fuzziness*-nya pada setiap *gray level*. Kemudian, pusat *fuzzy region* ditetapkan pada posisi *gray level* yang memiliki nilai *index of fuzziness* maksimum. Untuk histogram dengan  $L$  *gray level*, fungsi keanggotaan tersebut didefinisikan berdasarkan persamaan berikut.

$$\mu_B(g) = Z\left(g; 0, \frac{v_C}{2}, v_C\right), \quad (8)$$

$$\mu_W(g) = S\left(g; v_C, \frac{v_C + L}{2}, L\right), \quad (9)$$

dimana  $S$ -function dan  $Z$ -function dihitung berdasarkan persamaan (2) dan (3). Proses tersebut diilustrasikan pada Gambar 1.

Untuk intensitas *gray level*  $h(g)$ , fungsi keanggotaan  $\mu_B$  dan  $\mu_W$ , *index of fuzziness*  $\gamma$  pada setiap *gray level* dalam histogram didefinisikan berdasarkan persamaan berikut.

$$\gamma = \frac{4}{N^2} \sum_{g=0}^{L-1} [h(g) \mu_B(g)] \sum_{g=0}^{L-1} [h(g) \mu_W(g)]. \quad (10)$$

Pada penelitian ini, persamaan (10) diturunkan dari persamaan (6). *Index of fuzziness* pada penelitian ini menggunakan dua fungsi keanggotaan untuk menghitung nilai *fuzziness* pada suatu himpunan *fuzzy*. Sehingga fungsi minimum dari persamaan (6) dihilangkan.

Dalam menentukan *initial seeds* berdasarkan pusat *fuzzy region*, persamaan (11) dan (12) diadopsi dari penelitian [8]. Untuk pusat *fuzzy region*  $v_C$  dan intensitas *gray level*  $h(g)$ , batas *initial seed*  $B$   $v_B$  dan *initial seed*  $W$   $v_W$  dihitung berdasarkan persamaan berikut.

$$v_B = \frac{\sum_{g=0}^{v_C} g \cdot h(g)}{\sum_{g=0}^{v_C} h(g)}, \quad (11)$$

$$v_W = \frac{\sum_{g=v_C+1}^{L-1} g \cdot h(g)}{\sum_{g=v_C+1}^{L-1} h(g)}. \quad (12)$$

Dengan cara ini, kedua *initial seeds* ditentukan secara otomatis dan cukup besar untuk mewakili setiap *subset* dalam proses klasifikasi berdasarkan similaritas antar *gray level*. Gambar 2 mengilustrasikan penentuan *fuzzy region* dan kedua *initial seeds* pada histogram.

#### B. Penentuan Threshold berdasarkan Similaritas antar Gray level

Kedua *initial seeds* yang diperoleh pada tahap sebelumnya digunakan untuk memulai proses penentuan *threshold* berdasarkan similaritas antar *gray level*. *Fuzzy region* ditempatkan diantara kedua *initial seeds* yang diilustrasikan pada Gambar 3.2. Kemudian, citra tersegmentasi diperoleh dengan melakukan proses klasifikasi setiap *gray level* pada *fuzzy region* untuk dimasukkan kedalam kelas *object* atau *background*. Proses klasifikasi tersebut dilakukan dengan menggabungkan suatu *gray level*  $f_i$  dari *fuzzy region* dengan masing-masing *initial seed* dan menghitung nilai IF dari *subset*  $B \cup \{f_i\}$  dan  $W \cup \{f_i\}$  berdasarkan persamaan (5). *Gray level* tersebut kemudian dimasukkan kedalam *subset* yang memiliki nilai IF yang lebih kecil (similaritas lebih besar).

Karena proses klasifikasi didasarkan pada perbandingan nilai IF, faktor normalisasi  $\alpha$  ditentukan untuk menormalisasi nilai IF agar memiliki nilai yang setara pada awal proses klasifikasi. Faktor normalisasi  $\alpha$  ditentukan berdasarkan persamaan

$$\alpha = \frac{\psi(W)}{\psi(B)}, \tag{13}$$

dimana  $\psi(W)$  adalah nilai IF dari *initial seed* W dan  $\psi(B)$  adalah nilai IF dari *initial seed* B.

Secara umum, algoritma proses klasifikasi *fuzzy region* untuk objek gelap adalah sebagai berikut:

1. Hitung faktor normalisasi  $\alpha$  berdasarkan persamaan (13)
2. Untuk semua *gray level*  $f_i$  pada *fuzzy region*, hitung  $\psi(B \cup \{f_i\})$  dan  $\psi(W \cup \{f_i\})$  berdasarkan persamaan (5)
3. Jika nilai  $\psi(W \cup \{f_i\})$  lebih kecil dari  $\alpha \cdot \psi(B \cup \{f_i\})$  maka  $f_i$  masuk kedalam kelas *background*, jika tidak, maka  $f_i$  masuk kedalam kelas *object*

### V. HASIL DAN PEMBAHASAN

Untuk mengevaluasi performa dari metode yang diusulkan, 14 citra panoramik gigi [9] digunakan sebagai data uji. Citra panoramik gigi dikenal dengan banyaknya derau, pencahayaan yang tidak seragam, dan kontras yang rendah pada sebagian besar citra *radiograph* tersebut. Beberapa contoh citra data uji ditunjukkan pada Gambar 3. Sedangkan histogram dari masing-masing citra tersebut ditunjukkan pada Gambar 4. Dari Gambar 4(a) dan 4(e) diketahui bahwa terdapat beberapa citra dengan kontras yang rendah pada data uji.

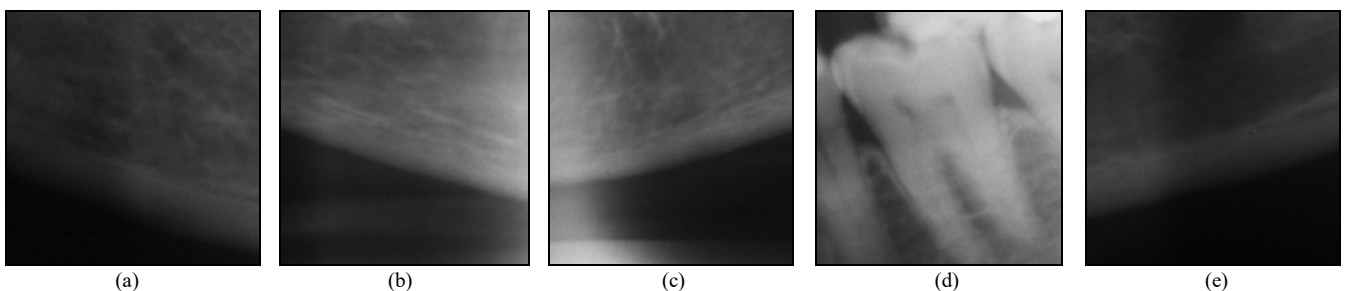
Dua metode lainnya, metode Lopes [1] dan metode Otsu [3] juga digunakan sebagai metode pembanding. Hasil *thresholding* metode yang diusulkan ditunjukkan pada Gambar 5, sedangkan Gambar 6 dan Gambar 7 menunjukkan hasil *thresholding* metode Lopes dan metode Otsu, secara berurutan. Citra *ground truth* yang ditunjukkan pada Gambar 8 dibuat secara manual berdasarkan citra uji pada Gambar 3.

Dari Gambar 5, terlihat bahwa hasil *thresholding* metode yang diusulkan sesuai dengan citra pada Gambar 8. Selain itu, beberapa detil objek yang hilang pada Gambar 6 dan Gambar 7 terlihat jelas pada Gambar 5. Berdasarkan Gambar 5-7, dapat diketahui bahwa lebih banyak kesalahan klasifikasi *pixels* pada citra yang ditunjukkan pada Gambar 6 dan Gambar 7 daripada citra yang ditunjukkan pada Gambar 5. Perlu diketahui bahwa, hasil *thresholding* metode Lopes pada citra dengan kontras rendah yang ditunjukkan pada Gambar 6(a) dan Gambar 6(e), semua *pixels* dalam citra diklasifikasikan sebagai *background*. Hal ini terjadi karena *initial seeds* yang dihasilkan oleh metode Lopes kurang representatif, sehingga metode tidak konvergen. Sedangkan metode yang diusulkan berhasil mempertahankan performa *thresholding* pada citra dengan kontras yang rendah seperti ditunjukkan pada Gambar 5(a) dan Gambar 5(e).

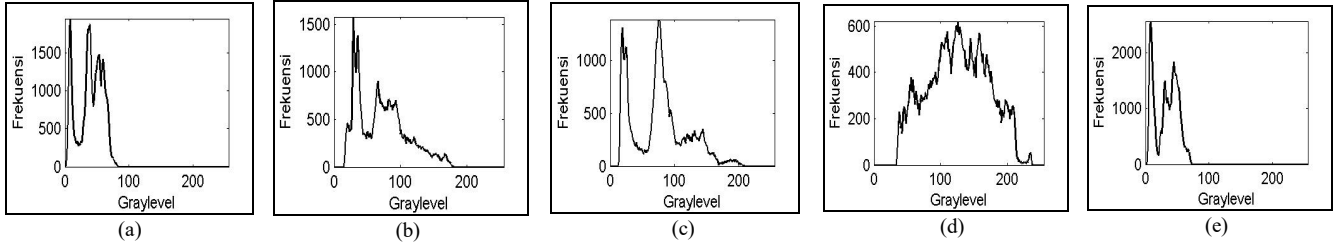
Untuk membandingkan kualitas hasil *thresholding*, performa metode yang diusulkan dievaluasi dengan dua metode lainnya berdasarkan nilai *Misclassification Error* (ME) [10]. ME menghitung korelasi antara citra yang dihasilkan oleh metode *thresholding* dengan citra *ground truth*. Penentuan nilai ME didefinisikan berdasarkan persamaan berikut

$$ME = 1 - \frac{|B_o + B_r| + |F_o + F_r|}{|B_o| + |F_o|} \tag{14}$$

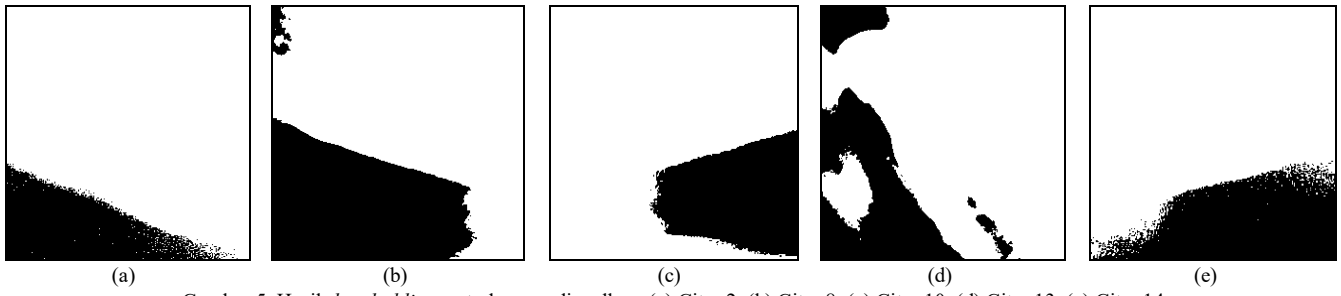
dimana  $B_o$  dan  $F_o$  adalah *background* dan objek dari citra *ground truth*, sedangkan  $B_r$  dan  $F_r$  adalah *background* dan objek hasil citra tersegmentasi, secara berurutan.



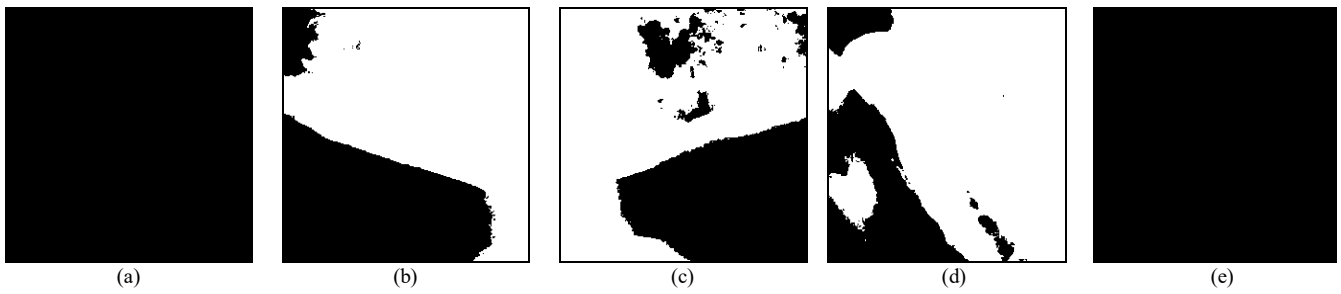
Gambar 3. Contoh citra panoramik gigi. (a) Citra 2, (b) Citra 8, (c) Citra 10, (d) Citra 13, (e) Citra 14



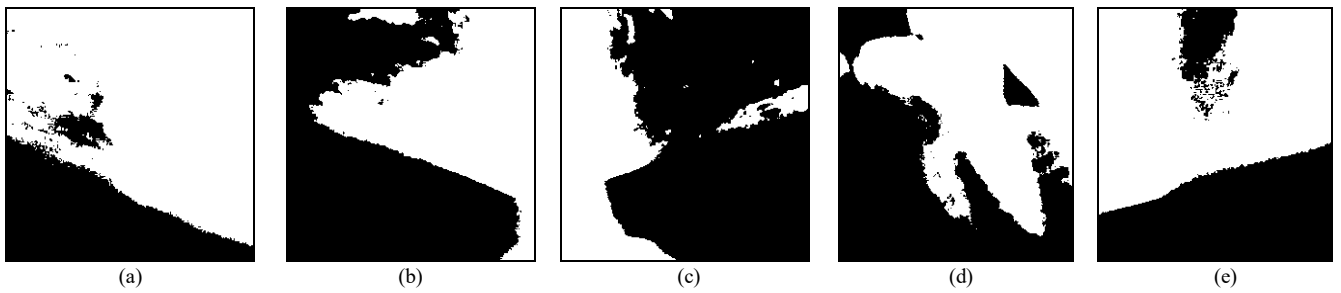
Gambar 4. Contoh histogram citra panoramik gigi. (a) Citra 2, (b) Citra 8, (c) Citra 10, (d) Citra 13, (e) Citra 14



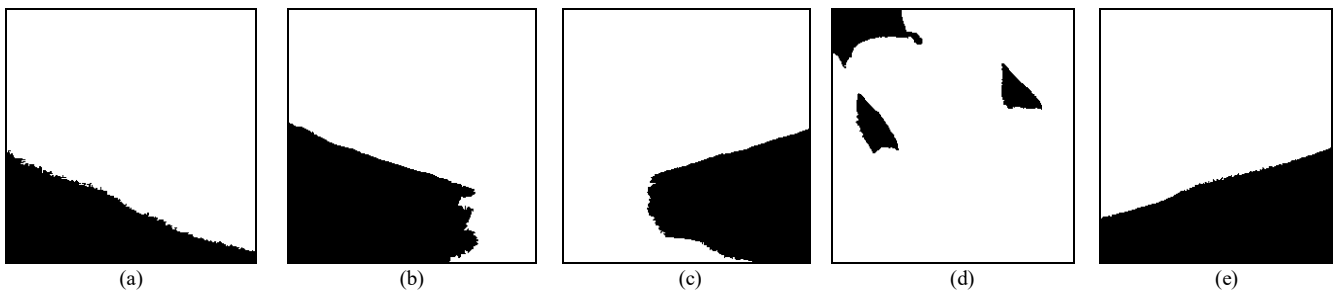
Gambar 5. Hasil *thresholding* metode yang diusulkan. (a) Citra 2, (b) Citra 8, (c) Citra 10, (d) Citra 13, (e) Citra 14



Gambar 6. Hasil *thresholding* metode Lopes. (a) Citra 2, (b) Citra 8, (c) Citra 10, (d) Citra 13, (e) Citra 14



Gambar 7. Hasil *thresholding* metode Otsu. (a) Citra 2, (b) Citra 8, (c) Citra 10, (d) Citra 13, (e) Citra 14



Gambar 8. Contoh citra *ground truth*. (a) Citra 2, (b) Citra 8, (c) Citra 10, (d) Citra 13, (e) Citra 14

TABEL I  
EVALUASI PERFORMA MENGGUNAKAN MISCLASSIFICATION ERROR (ME)

Citra Uji	Metode Otsu (%)	Metode Lopes (%)	Metode yang Diusulkan (%)
Citra 1	26,82	15,49	42,26
Citra 2	7,49	77,95	4,66
Citra 3	45,3	45,3	47,76
Citra 4	2,41	66,96	8,12
Citra 5	84,2	33,27	46,54
Citra 6	0,77	57,31	19,23
Citra 7	40,73	20,94	19,17
Citra 8	27,43	7,51	2,49
Citra 9	49,12	6,63	21,89
Citra 10	44,37	12,82	4,33
Citra 11	76,21	26,06	39,25
Citra 12	1,33	85,37	4,76
Citra 13	41,6	20,85	20,33
Citra 14	7,91	68,62	7,22
<i>m</i>	32,54	38,93	<b>20,57</b>

Tabel I menunjukkan nilai ME dari citra hasil *thresholding* dengan citra *ground truth* untuk masing-masing metode *thresholding*. Dari evaluasi tersebut, metode yang diusulkan memiliki nilai rata-rata ME yang paling kecil. Hal ini menunjukkan bahwa metode yang diusulkan memiliki rasio kesalahan penentuan kelas yang paling kecil daripada dua metode lainnya. Berdasarkan evaluasi tersebut, dapat disimpulkan bahwa metode yang diusulkan menghasilkan citra tersegmentasi yang lebih baik daripada metode Lopes dan metode Otsu pada citra dengan pencahayaan yang tidak seragam dan kontras yang rendah, seperti yang ditemui pada citra panoramik gigi.

## VI. KESIMPULAN

Pada penelitian ini diusulkan metode segmentasi citra panoramik gigi dengan pendekatan *thresholding* menggunakan similaritas antar *gray level* dengan penentuan *initial seeds* berdasarkan nilai *index of fuzziness*. *Initial seeds* yang efektif ditentukan berdasarkan nilai *index of fuzziness* terbesar yang dihitung pada setiap *gray level* dalam histogram. Dengan menghindari penentuan *initial seeds* berdasarkan jumlah *pixels* minimum, *threshold* yang optimal tetap dapat ditemukan pada citra dengan kontras yang rendah. Dari hasil evaluasi pada citra panoramik gigi, metode yang diusulkan menghasilkan citra tersegmentasi yang lebih baik daripada metode Otsu dan metode sebelumnya. Selain itu, hasil evaluasi juga menunjukkan bahwa metode yang diusulkan terbukti efektif digunakan pada citra panoramik gigi.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] N.V. Lopes, dkk, "Automatic Histogram Threshold Using Fuzzy Measures," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 19, no. 1, hal. 199-204. 2010.
- [2] K. Umam, F.W. Putro, G.Q.O. Pratamasunu, "Segmentasi Pada Citra Panoramik Gigi dengan Metode Two-Stage SOM dan T-Cluster", *ULTIMA Computing*, vol. 4, no. 1, hal. 7-13, Juni 2014.
- [3] N. Otsu, "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms". *IEEE Transactions of Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 9, hal. 62–66. 1979.
- [4] O.J. Tobias, dan R. Seara, "Image Segmentation by Histogram Thresholding Using Fuzzy Sets", *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 11, No. 12, hal. 1457-1465, 2002.
- [5] S.K. Pal, R.A. King, A.A. Hashim, "Automatic Gray Level Thresholding through Index of Fuzziness and Entropy", *Pattern Recognition Letters*, vol. 1, hal. 141-146. 1983.
- [6] A. Kaufmann, "Introduction to the Theory of Fuzzy Subsets—Fundamental Theoretical Elements. New York: Academic Press, 1975, vol. 1.
- [7] H.R. Tizhoosh, "Image thresholding using type II fuzzy sets", *Pattern Recognition*, vol. 38, hal. 2363-2372, 2005.
- [8] A.Z. Arifin, dan A. Asano, "Image Thresholding by Measuring the Fuzzy Sets Similarity", dalam *Proc. Information and Communication Technology Seminar*, 2005, hal. 189-194.
- [9] A.Z. Arifin, A.F. Heddyanna, and H. Studiawan, "Ultrafuzziness Optimization Based on Type II Fuzzy Sets for Image Thresholding", *ITB Journal of information and communication technology*, vol. 4, no. 2, hal. 79-94, 2010.
- [10] M. Sezgin dan B. Sankur, "Survey over Image Thresholding Techniques and Quantitative Performance Evaluation", *Journal of Electronic Imaging*, vol. 13, no. 1, hal. 146–165, 2004.