

## INISIALISASI OTOMATIS METODE LEVEL SET UNTUK SEGMENTASI OBJEK OVERLAPPING PADA CITRA PANORAMA GIGI

Safri Adam<sup>\*1</sup>, Agus Zainal Arifin<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Email: <sup>1</sup>safriadam.18051@mhs.its.ac.id, <sup>2</sup>agusza@cs.its.ac.id  
<sup>\*</sup>Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 06 Januari 2020, diterima untuk diterbitkan: 08 Juni 2021)

### Abstrak

Penelitian tentang segmentasi gigi individu telah banyak dilakukan dan memperoleh hasil yang baik. Namun, ketika dihadapkan kepada gigi overlap maka hal ini menjadi sebuah tantangan. Untuk memisahkan dua gigi overlap, maka perlu mengekstrak objek overlap terlebih dahulu. Metode level set banyak digunakan untuk melakukan segmentasi objek overlap, namun memiliki kelemahan yaitu perlu didefinisikan inisial awal metode level set secara manual oleh pengguna. Dalam penelitian ini diusulkan strategi inialisasi otomatis pada metode level set untuk melakukan segmentasi gigi overlap menggunakan Hierarchical Cluster Analysis (HCA) pada citra panorama gigi. Tahapan strategi yang diusulkan terdiri dari preprocessing dimana di dalamnya ada proses perbaikan, rotasi dan cropping citra, dilanjutkan proses inialisasi otomatis menggunakan algoritma HCA, dan yang terakhir segmentasi menggunakan metode level set. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa strategi yang diusulkan berhasil melakukan inialisasi secara otomatis dengan akurasi 73%. Hasil evaluasi segmentasi objek overlap cukup memuaskan dengan rasio misclassification error 0,93% dan relative foreground area error 24%. Dari hasil evaluasi menunjukkan bahwa strategi yang diusulkan dapat melakukan inialisasi otomatis dengan baik. Inialisasi yang tepat menghasilkan segmentasi yang baik pada metode level set.

**Kata kunci:** *Objek Overlap, Citra Panorama Gigi, Inialisasi Otomatis, Level Set*

## ***AUTOMATIC INITIALIZATION OF LEVEL SET METHOD FOR OVERLAPPING OBJECT SEGMENTATION ON DENTAL PANORAMIC RADIOGRAPHS***

### *Abstract*

*Individual teeth segmentation has done a lot of the recent research and obtained good results. When faced with overlapping teeth, this is quite challenging. To separate overlapping teeth, it is necessary to extract the overlapping object first. The level set method is widely used to segment overlap objects, but it has a limitation that needs to define the initial level set method manually by the user. This research proposes an automatic initialization strategy for the level set method to segment overlapping teeth using Hierarchical Cluster Analysis on dental panoramic radiograph images. The proposed strategy stage consists of preprocessing where there are several processes of enhancement, rotation, and cropping of the image, Then the automatic initialization process uses the HCA algorithm and the last is segmentation using the level set method. The evaluation results show that the proposed strategy is successful in carrying out automatic initialization with an accuracy of 73%. The results of the overlap object segmentation evaluation are satisfactory with a misclassification error ratio of 0.93% and a relative foreground area error of 24%. The evaluation results show that the proposed strategy can carry out automated initialization well. Proper initialization results can perform good segmentation of the level set method.*

**Keywords:** *Overlapping Object, Dental Panoramic Radiographs, Automatic Initialization, Level Set*

### 1. PENDAHULUAN

Citra panorama gigi digunakan secara luas di bidang odontologi untuk menganalisis dan mendiagnosis bagian-bagian gigi yang tidak terlihat langsung oleh mata. Citra panorama gigi dapat mentransfer informasi yang berguna dengan

mengekstraksi fitur dari gambar. Salah satu langkah untuk mengekstrak informasi dari citra adalah segmentasi citra (Song Yuheng, 2012). Segmentasi citra dilakukan untuk membedakan antara *foreground* dalam hal ini adalah objek gigi, dengan *background* dalam hal ini adalah bagian selain gigi (Indraswari dkk., 2016). Proses segmentasi citra

panorama gigi telah dilakukan dan mendapatkan hasil yang baik dengan berbagai algoritma ketika diterapkan pada gambar gigi tunggal (Lin *dkk.*, 2014; Na *dkk.*, 2014; Poonsri *dkk.*, 2017). Tetapi ini menjadi masalah ketika berhadapan dengan gigi *overlap* (Arifin *dkk.*, 2019).

Dalam segmentasi citra panorama gigi, kedua gigi *overlap* tersegmentasi menjadi satu objek. Hal ini menjadi masalah ketika hasil dari proses segmentasi itu sendiri diharapkan adalah satu gigi tunggal. Masalah yang disebabkan oleh gigi *overlap* selama segmentasi adalah ketika dihadapkan pada penilaian usia melalui gigi pada citra panorama gigi, salah satu kesulitan dalam penilaian adalah adanya gigi *overlap* (Razali *dkk.*, 2014).

Objek *overlap* menjadi masalah dalam segmentasi citra. Hasil metode segmentasi *Chan-Vesse* hanya terdiri dari garis tepi objek target, tetapi ada beberapa kontur palsu yang dihasilkan oleh objek *overlap* (Wang *dkk.*, 2018). Objek *overlap* juga menyebabkan proses interpretasi objek menjadi lebih sulit (Kurniawan *dkk.*, 2018).a Untuk memisahkan objek *overlap*, perlu untuk mengekstraksi area *overlap* terlebih dahulu (Riana *dkk.*, 2018). Objek *overlap* dapat diekstraksi berdasarkan intensitas dan fitur geometris yang mereka miliki. Keberhasilan dalam segmentasi objek *overlap* sangat tergantung pada jenis data gambar yang digunakan. Karena fitur yang dapat digunakan berbeda dari masing-masing berbagai citra. Penelitian Wang (Wang *dkk.*, 2018) memanfaatkan fitur intensitas *channel green* pada citra RGB untuk melakukan segmentasi daun *overlap* karena daun memiliki fitur intensitas berwarna hijau. Penelitian Lu (Lu *dkk.*, 2015) melakukan segmentasi terhadap sel-sel serviks *overlap* menggunakan metode *level-set*. Segmentasi menggunakan metode *set level* membutuhkan inisial awal sebagai *zero level set* untuk melacak batas tepi objek yang diinginkan. Fitur geometris dari citra sel serviks memiliki nukleus yang selalu berada di pusat objek sel. Setiap sel memiliki nukleusnya sendiri bahkan dalam posisi *overlap*. Kemudian dengan menggunakan nukleus yang terdeteksi dapat digunakan sebagai inisial untuk melakukan segmentasi menggunakan *set level*. Namun, dalam citra panorama gigi, tidak memiliki tanda khusus untuk dijadikan sebagai inisial awal yang diperlukan dalam metode *level set*. Ini dapat diselesaikan dengan menandai objek *overlap* secara manual. Tetapi hal ini cukup melelahkan jika diterapkan pada data dalam jumlah banyak. Objektivitas *observer* juga menjadi sangat berpengaruh. Sehingga diperlukan strategi khusus untuk menentukan inisial awal objek *overlap* secara otomatis.

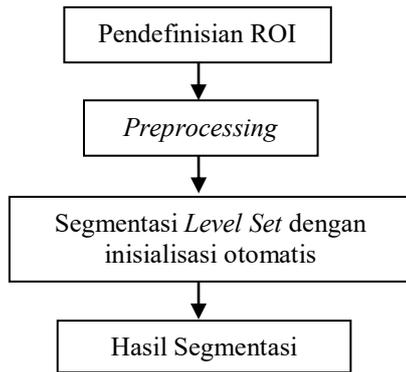
Penelitian ini mengusulkan sebuah strategi untuk menentukan inisial awal otomatis metode *level set* untuk segmentasi objek *overlap* pada citra panorama gigi. Untuk mendapatkan inisial awal *zero level set*, dapat difasilitasi oleh fitur intensitas dan

geometri dari objek *overlap* pada citra panorama gigi. Objek *overlap* dalam pada citra gigi memiliki fitur intensitas *grayscale* yang lebih tinggi daripada objek lain. Fitur ini dapat diekstraksi dengan melakukan binerisasi citra menggunakan metode *multi-thresholding* HCA (*hierarchical cluster analysis*) (Arifin and Asano, 2006). Fitur geometris objek *overlap* dalam gambar gigi memiliki orientasi objek vertikal. Hal ini diperoleh dari hasil sampling terhadap data dan didapat bahwa sebagian besar objek *overlap* pada gigi memiliki orientasi yang vertikal. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah ROI (*region of interest*) yang diperoleh dari hasil *cropping* manual dari citra panorama gigi. Evaluasi pengujian pada penelitian ini menggunakan *relative foreground area error* (RAE) dan *Misclassification Error* (ME) untuk mengetahui seberapa baik hasil segmentasi dibandingkan dengan *ground truth*. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat menentukan inisial awal metode *level set* pada objek *overlap* pada citra panorama gigi dengan tepat.

Beberapa penelitian dengan data citra panorama gigi menyatakan bahwa keberadaan gigi *overlap* merupakan tantangan utama dalam mendapatkan gigi individu untuk proses klasifikasi (Lin, Lai and Huang, 2010). Ada beberapa penelitian segmentasi citra dengan objek *overlap* selain data citra panorama gigi. Diantaranya penelitian Yadollahi (Yadollahi *dkk.*, 2015) memisahkan objek gigi *overlap* menggunakan prinsip *normal vector* untuk mendeteksi persimpangan tepi gigi yang berdekatan dalam gambar gipsu dari komponen lengkung gigi. Namun dalam penelitian mereka, *overlap* yang dimaksud adalah gigi yang saling dempet pada gambar gipsu gigi, tidak *overlap* seperti objek dalam citra panorama gigi. Jadi metode mereka tidak dapat diterapkan.

Penelitian Mahyari (T. Lotfi Mahyari, 2017) melakukan segmentasi objek *overlap* yang transparan dalam citra sintesis menggunakan algoritma *random walker*. *Laplacian matrix* dihasilkan dari *multi-layer graph* dari citra input *overlap* dalam 2 dimensi. Sejumlah label (atau *feed*) yang ditentukan pengguna disediakan oleh *Laplacian matrix* baru. Tetapi objek *overlap* dalam penelitian ini memiliki bentuk yang tidak teratur. Berbeda dengan karakteristik objek *overlap* dalam citra panorama gigi yang memiliki bentuk yang berorientasi vertikal. Jadi, metode ini tidak dapat diterapkan.

Penelitian Arifin melakukan deteksi gigi *overlap* sebagai langkah pertama untuk memisahkan dua gigi *overlap* (Arifin *dkk.*, 2019). Deteksi dilakukan dengan memanfaatkan fitur intensitas objek *overlap* dengan melakukan *thresholding* otomatis yang disesuaikan untuk mendapatkan penanda pada lokasi objek *overlap*. Namun, metode *thresholding* yang diadaptasi yang digunakan tidak *robust* untuk beberapa citra. Untuk mengatasi



Gambar 1. Strategi yang diusulkan

masalah ini, fitur geometri objek *overlap* digunakan untuk membuat objek kandidat *overlap*. Seleksi dilakukan pada beberapa objek kandidat yaitu orientasi dan ketetanggaan. Ide ini dapat diadaptasi untuk menggunakan fitur intensitas dan geometri untuk mendapatkan objek *overlap* pada citra panorama gigi.

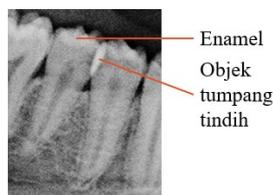
Optimalisasi *joint level set* digunakan untuk melakukan segmentasi pasangan nukleus dan sitoplasma yang terdeteksi (Lu dkk., 2015). Sel-sel sebagai citra input *overlap* dibagian gumpalan. Luas dan panjang setiap sel, bentuk sel sebelumnya, beberapa sel *overlap* dan nilai *greyscale* dalam region *overlap* menghambat optimalisasi level yang ditetapkan. *Zero level-set* awal diperoleh dari nukleus yang terdeteksi. Ide ini dapat diadaptasi dengan menggunakan metode *level set* untuk melakukan segmentasi objek *overlap* pada citra panorama gigi. Namun, penentuan inisial awal yang ditetapkan perlu disesuaikan dengan karakteristik objek *overlap* dari citra panorama gigi.

## 2. METODE PENELITIAN

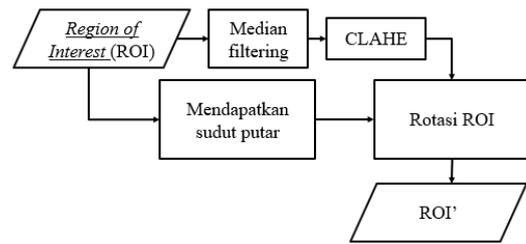
Strategi yang diusulkan terdiri dari beberapa tahap, yaitu: mendefinisikan *region of interest* (ROI), *preprocessing*, segmentasi menggunakan *level set* dengan inisialisasi awal otomatis. Semua tahap dapat dilihat pada Gambar 1 dan akan dibahas setiap prosesnya.

### 3.1. Pendefinisian *Region of Interest* (ROI)

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah citra panorama gigi yang disediakan oleh Rumah Sakit Gigi dan Mulut Universitas Airlangga (RSGM UNAIR). Semua gambar pada pasien individu berusia 16 hingga 70 tahun dengan jenis



Gambar 2. ROI yang memenuhi syarat

Gambar 3. Tahapan *preprocessing*

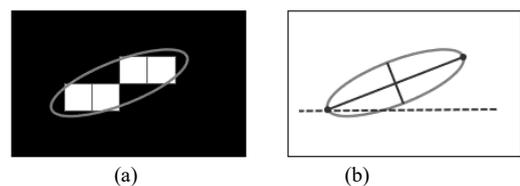
kelamin laki-laki dan perempuan. Citra panorama gigi yang telah dikumpulkan akan diamati dan dipilih ROI berdasarkan persyaratan sesuai dengan Gambar 2.

Kriteria ROI yang digunakan adalah: (1) terdapat dua gigi *overlap* sebagian dengan *overlap* pada bagian enamel, (2) Gigi *overlap* menunjukkan semua bagian gigi dari mahkota hingga akar gigi, (3) Tidak ada *ghost image*, (4) Tidak ada gigi yang dikonservasi dan direstorasi.

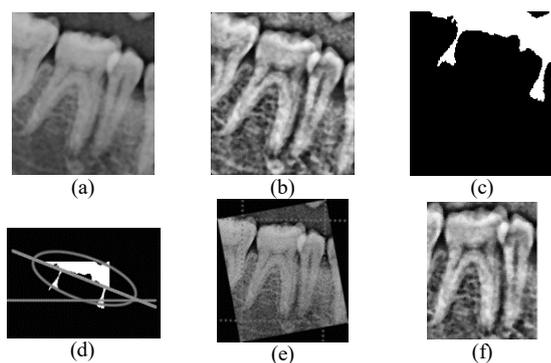
### 3.2. *Preprocessing*

Pada tahap *preprocessing* terdapat 2 langkah, yaitu perbaikan dan rotasi citra. *Input* dari *preprocessing* adalah ROI dari citra panorama gigi dan *output* yang diharapkan adalah ROI'. ROI' adalah ROI yang telah melewati proses perbaikan dan rotasi citra. Tahapan *preprocessing* dapat dilihat pada Gambar 3. Perbaikan citra menjadi penting mengingat citra pada ROI yang di-*cropping* langsung dari citra aslinya memiliki kontras rendah, pencahayaan tidak seragam, kehadiran *noise*, dan batas tepi tidak jelas. Untuk mengatasi citra yang terdapat *noise*, dilakukan *denoising* menggunakan *median filtering*. Operasi *median filtering* sering digunakan untuk tujuan *denoising* dan menghaluskan citra (Fan dkk., 2015). Operasi *denoising* dapat mengurangi *noise* namun mendegradasi kontras citra (Menon and Rajeshwari, 2016). Sehingga, perlu dilakukan perbaikan terhadap *grayscale* pada citra hasil *denoising* menggunakan CLAHE (Contrast Limited Adequate Histogram Equalization) yang paling populer digunakan.

Rotasi ROI penting karena membuat objek *overlap* dalam posisi vertikal yang sempurna. Memutar citra membutuhkan input sudut rotasi. Untuk menentukan sudut rotasi dapat dilakukan secara otomatis memanfaatkan rongga antara rahang atas dan bawah rahang. Rongga antara rahang atas dan rahang bawah memiliki intensitas terendah



Gambar 4. Ilustrasi mendapatkan sudut rotasi

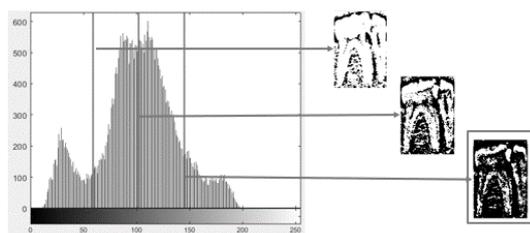


Gambar 5. *Output preprocessing*. (a) *Output median filtering* (b) *Output CLAHE* (c) Rongga rahang yang diekstraksi (d) Memperoleh sudut putar (e) Memotong segitiga kosong (f) Hasil akhir *preprocessing*

sehingga dengan melakukan binerisasi citra menggunakan *Otsu thresholding* (Otsu, 1979). Rongga ini dapat diekstraksi dengan mengambil piksel yang bernilai 0 (berwarna hitam) dan memiliki jumlah piksel tertinggi atau terluas. Untuk mendapatkan orientasi objek rongga gigi, pengecekan orientasi dilakukan dengan membuat objek elips yang mengelilingi semua piksel pada objek yang diilustrasikan pada Gambar 4a. Gambar 4a menunjukkan objek yang sesuai dan area elips. Gambar 4b menunjukkan elips yang sama kemudian membentuk garis solid yang mewakili sumbu. Titik di ujung garis menunjukkan fokus. Orientasinya adalah sudut antara garis putus-putus horizontal dan sumbu utama. Sudut yang diperoleh akan digunakan sebagai input untuk rotasi ROI. Citra *output* dari tahap *preprocessing* diilustrasikan pada Gambar 5. ROI yang telah diputar menghasilkan daerah berbentuk segitiga dengan nilai piksel 0 (hitam) disetiap sudut citra. Maka piksel yang tidak perlu akan dipotong. Penentuan pemotongan jendela diperoleh dari koordinat piksel di sudut citra pada setiap sumbu.

### 3.3. Segmentasi *Level Set* dengan Inisialisasi Otomatis

Segmentasi objek *overlap* dilakukan dengan menggunakan metode segmentasi *level set*. Untuk melakukan ini, inisialisasi diperlukan untuk melacak kontur objek yang diinginkan. Dalam hal ini objek yang diinginkan adalah area *overlap*. Untuk



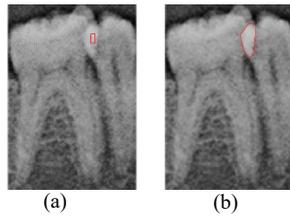
Gambar 6. Sampel histogram dan *output* tiap *threshold*

mengidentifikasi bagian *overlap*, perlu mengetahui karakteristik khusus yang dimiliki objek *overlap* pada citra panorama gigi.

Karakteristik objek *overlap* memiliki intensitas *greyscale* yang tinggi (paling terang) dari bagian lain. Bagian gigi normal (tanpa *overlap*) yang memiliki intensitas *greyscale* tertinggi dari semua bagian gigi adalah enamel (Fariza, 2019). Objek *overlap* dibentuk oleh bagian enamel yang tumpang tindih. Sehingga bagian yang tumpang tindih memiliki kecerahan yang lebih tinggi atau sama dengan enamel. Jadi, untuk mendapatkan objek *overlap* membutuhkan metode *thresholding* yang dapat membentuk *threshold* di bagian atas puncak kedua pada histogram.

Metode *Hierarchical Cluster Analysis* (HCA) memiliki keunggulan yang mampu melakukan *multi-thresholding*. Metode HCA menggunakan algoritma *hierarchical clustering* untuk mengelompokkan piksel berdasarkan dendrogram *greyscale* dalam histogram citra. Untuk mendapatkan objek *overlap*, histogram dibagi menjadi 4 kelompok menggunakan algoritma HCA, yang berarti memiliki 3 *threshold*. Dengan memilih *threshold* ketiga, objek *overlap* dapat diekstraksi seperti diilustrasikan pada Gambar 6. Setelah mengekstraksi objek *overlap*, operasi morfologi dilakukan untuk memastikan bahwa objek *overlap* dipisahkan dari bagian lain. Operasi morfologi yang digunakan adalah operasi erosi yang membuat objek terkikis. Operasi erosi dilakukan menggunakan elemen penataan (strel) berbentuk persegi  $3 \times 3$  yang merupakan tipe yang paling umum digunakan.

*Output* dari operasi erosi tidak cukup untuk menemukan lokasi objek *overlap*. Untuk mempermudah menemukan objek *overlap*, diperlukan seleksi area dan orientasi. seleksi area dilakukan untuk mendapatkan beberapa objek besar dan menghilangkan objek kecil. Sementara seleksi orientasi dilakukan untuk memastikan bahwa objek *overlap* sesuai dengan fitur geometrinya yang berorientasi vertikal. seleksi area dilakukan dengan menghitung jumlah piksel dalam suatu objek dan diurutkan secara *descending* lalu mengambil 5 objek terbesar. Pemilihan orientasi dilakukan dengan mengukur kemiringan objek *overlap* menggunakan metode yang sama dengan mendapatkan sudut rotasi yang dijelaskan sebelumnya. *Output* sudut kemiringan menentukan orientasi objek. Objek terpilih sebagai vertikal dengan kondisi bahwa objek memiliki derajat kemiringan  $< -45^\circ$  atau  $> 45^\circ$  (Arifin dkk., 2019). Objek yang memiliki orientasi diluar dari kondisi tersebut akan eliminasi. Sehingga hasil seleksi orientasi hanya menyisakan satu objek

Gambar 8. (a) inisial *zero level set* (b) *output* evolusi kurva

yaitu objek *overlap*. Objek yang tersisa akan diambil koordinat *centroid* sebagai *zero-level set*. Output dari setiap seleksi dapat dilihat pada Gambar 7.

Dari koordinat inisial awal yang diperoleh, kemudian dilakukan pelacakan garis tepi menggunakan fungsi *level set*. Input dari proses ini adalah koordinat awal dan ROI '. Metode *level set* dalam penelitian ini mengadaptasi penelitian dari Li yaitu DRLSE (Distance Regularized Level Set Evolution) (Li *dkk.*, 2010). Metode DRLSE memerlukan inisialisasi secara manual, sehingga otomatis dilakukan dalam penelitian ini. Inisialisasi yang terbentuk dari proses sebelumnya digunakan sebagai inisial awal untuk melakukan evolusi kurva yang dapat dinyatakan sebagai:

$$\frac{\partial \mathcal{C}(s, t)}{\partial t} = FN \quad (1)$$

dimana  $F$  adalah fungsi kecepatan yang mengontrol gerak kontur, dan  $N$  adalah vektor normal ke dalam kurva  $\mathcal{C}$ . Evolusi kurva pada Persamaan 1 dalam konteks parameter dapat dikonversi ke formulasi level yang ditetapkan dengan menanamkan dinamika kontur  $\mathcal{C}(s, t)$  sebagai *zero level set* tergantung pada waktu LSF  $\Phi(x, y, t)$ . Dengan asumsi bahwa penyisipan LSF  $\Phi$  mengambil nilai negatif di dalam kontur *zero-level* dan nilai positif di luar, vektor normal di dalam dapat dinyatakan sebagai  $N = -\nabla\Phi/|\nabla\Phi|$ , dimana  $\nabla$  adalah operator gradien. Evolusi akan berhenti ketika kurva berada di area dengan nilai gradien tinggi yang berarti kurva sudah berada di tepi objek. Koordinat inisial awal dan hasil akhir dari evolusi kurva dapat dilihat pada Gambar 8.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan citra panorama gigi yang disediakan oleh Rumah Sakit Gigi dan Mulut Universitas Airlangga (RSGM UNAIR) (Indraswari *dkk.*, 2016). 30 citra digunakan, yang semuanya dalam bentuk ROI yang telah didefinisikan diatas. Untuk mengukur kinerja strategi yang diusulkan, diperlukan evaluasi. Evaluasi dilakukan dalam 2 skenario, yang pertama adalah mengukur seberapa baik strategi metode yang diusulkan untuk diinisialisasi. Dengan kata lain, seberapa baik strategi yang diusulkan untuk menemukan lokasi objek *overlap*. Akurasi

digunakan untuk mengukur skenario pertama. Akurasi dalam hal ini dihitung dari jumlah total inisialisasi yang benar dibagi dengan jumlah data citra sesuai dengan persamaan (2).

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Inisialisasi benar}}{\text{Jumlah data}} \quad (2)$$

Skenario kedua adalah mengukur seberapa baik strategi metode yang diusulkan untuk segmentasi objek *overlap*. *Misclassification error* (ME) dan *Relative foreground area error* (RAE) digunakan dalam skenario ini. ME menghitung rasio piksel dari objek yang salah yang diklasifikasikan sebagai latar belakang, dan sebaliknya sesuai Persamaan (3).

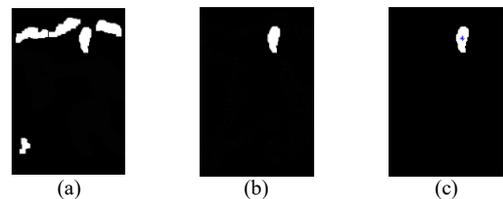
$$ME = 1 - \frac{|O_g \cap O_r| + |B_g \cap B_r|}{|O_g| + |B_g|} \quad (3)$$

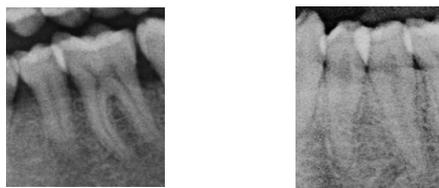
Nilai ME diperoleh dari pengurangan 1 dengan jumlah piksel objek yang berpotongan antara piksel *ground truth*  $O_g$  dan hasil segmentasi  $O_r$  ditambah jumlah piksel *background* yang merupakan irisan antara piksel *ground truth*  $B_g$  dan piksel hasil segmentasi  $B_r$ . Jumlahnya dibagi dengan jumlah absolut  $O_g$  dan  $B_g$ . Nilai ME berada dikisaran 0 hingga 1 dengan indikator evaluasi semakin kecil nilai ME semakin dekat dengan kebenaran, sehingga semakin baik kinerja metode segmentasi yang diusulkan.

Metode evaluasi RAE mengukur rasio perbedaan antara bidang objek dalam kebenaran tanah dan hasil segmentasi. Dalam mengevaluasi hasil segmentasi, metode RAE hanya menghitung rasio perbedaan dalam objek dan tidak melibatkan *background*. RAE dihitung berdasarkan persamaan (4).

$$RAE = \begin{cases} \frac{A_g - A_r}{A_g}, & \text{if } A_r < A_g \\ \frac{A_r - A_g}{A_r}, & \text{if } A_r \geq A_g \end{cases} \quad (4)$$

Nilai RAE dihitung dari pengurangan jumlah piksel pada objek *ground truth*  $A_g$  dan hasil segmentasi  $A_r$  dibagi dengan jumlah piksel *ground truth*  $A_g$  jika nilai  $A_r$  lebih kecil dari  $A_g$ . Namun, jika jumlah piksel  $A_r$  lebih dari sama dengan  $A_g$ , maka sebaliknya. Kisaran nilai RAE adalah antara 0 dan 1. Dimana indikator evaluasi semakin kecil nilai

Gambar 7. *Output* dari seleksi objek



Gambar. 9. Sampel data citra uji

RAE, area hasil segmentasi objek semakin mirip dengan area objek di gambar *ground truth* sehingga kinerja metode segmentasi yang diusulkan menjadi lebih baik dan sebaliknya.

### 3.1 Evaluasi Kinerja Inisialisasi Otomatis

Akurasi mengevaluasi jumlah data yang benar dalam melakukan inisialisasi. Data diklasifikasikan sebagai *TRUE* ketika inisialisasi otomatis yang dilakukan oleh sistem tepat di objek *overlap*. Jumlah data yang digunakan dalam penelitian ini adalah 30 gambar. Sampel data yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 9. Eksperimen yang dilakukan berhasil menginisialisasi 22 data dengan tepat. Sehingga akurasi yang didapat adalah 73%. capaian ini dapat dikatakan berhasil dalam menginisialisasi objek *overlap*.

Tantangan utama ketika mendapatkan koordinat inisial awal objek *overlap* adalah bahwa beberapa objek *overlap* tidak sepenuhnya terputus dengan objek lain. Hal ini menyebabkan objek *overlap* terdeteksi sebagai objek horizontal selama seleksi orientasi. Hal ini disebabkan oleh metode *thresholding* HCA tidak dapat secara optimal mendapatkan *threshold* ke-3. Masalah ini dapat diselesaikan dengan operasi morfologi erosi. Tetapi untuk beberapa gambar masih tidak dapat memutuskan objek *overlap* yang terhubung dengan objek lain. Objek lain yang paling sering dihubungkan dengan objek *overlap* adalah komponen gigi enamel. Contoh objek *overlap* terputus dapat dilihat pada Gambar 10. Enamel komponen gigi memiliki intensitas *greyscale* yang mirip dengan objek *overlap*. Jadi, metode *thresholding* HCA belum dapat menangani ini.

Masalah lain yang cukup menantang adalah bahwa objek *overlap* tersisih saat seleksi area. Beberapa objek yang tidak *overlap* memiliki



Gambar. 10. Sampel objek *overlap* yang tidak terputus karakteristik yang sama dengan objek *overlap*. Tetapi tidak mewakili lokasi objek *overlap*. Ketika seleksi area, objek *overlap* tidak menjadi objek

terbesar karena kalah besar dari objek lain. Sehingga salah dalam menentukan titik awal lokasi objek *overlap*.

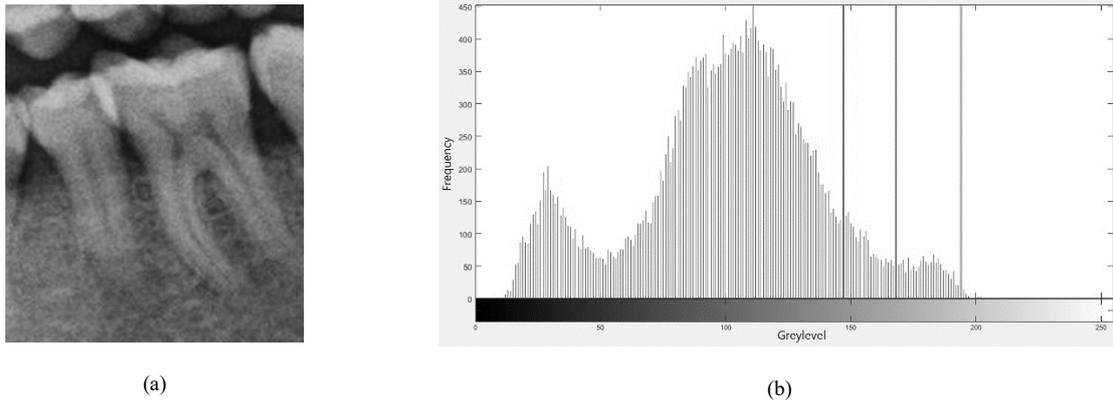
Penelitian ini menggunakan HCA dalam menentukan *threshold* untuk mendapatkan objek *overlap*. *threshold* yang salah menghasilkan objek *overlap* tidak tersegmentasi dengan benar seperti yang dijelaskan sebelumnya. Oleh karena itu, metode *thresholding* sangat mempengaruhi penentuan koordinat inisial awal. Dalam penelitian ini akan dibandingkan metode yang diusulkan dengan 2 metode *thresholding* yang komparatif, yaitu *Gaussian Mixture Model* (GMM) (Indraswari dkk. 2019) dan Modifikasi Otsu's *thresholding* (Arifin dkk., 2019). Metode GMM dipilih sebagai perbandingan karena kemampuannya untuk melakukan *multi-thresholding* sama dengan metode HCA. sementara metode Otsu yang dimodifikasi dipilih karena algoritma ini telah dimodifikasi sehingga dapat mensegmentasi objek *overlap*.

GMM memodelkan histogram dari intensitas *greyscale* dari suatu citra sebagai kombinasi dari beberapa distribusi *gaussian*. Setiap distribusi *gaussian* akan diperbarui pada *mean* dan standar deviasi untuk memaksimalkan pada set *greyscale* yang sama untuk setiap distribusi *gaussian* (Indraswari dkk., 2019). Hasil GMM adalah distribusi *gaussian*  $k$  yang mewakili distribusi intensitas *greyscale* dalam histogram, dengan  $(k-1)$  *threshold* dapat memisahkan setiap distribusi *gaussian*. Sementara Otsu yang dimodifikasi melakukan *thresholding* dengan memodifikasi algoritma Otsu. Modifikasi dilakukan dengan membagi sumbu  $x$  pada histogram menjadi 4 divisi. Berdasarkan hasil observasi, objek *overlap* akan tersegmentasi ketika ambang berada pada lereng puncak kedua pada histogram (Arifin dkk., 2019). Oleh karena itu, perhitungan varian kelas dan total varian hanya dihitung dari divisi 4, yaitu *greyscale* pada range 192-255.

Hasil perbandingan *threshold* yang dibentuk dari masing-masing metode dapat dilihat pada Gambar 11. Dari citra sampel pada Gambar 11a, kemudian histogram pada Gambar 11b. Metode GMM menghasilkan *threshold* 147 yang ditunjukkan oleh garis biru. Metode Otsu yang dimodifikasi menghasilkan *threshold* batas 194 dengan garis kuning. Sedangkan strategi yang diusulkan menghasilkan *threshold* 168 dengan garis merah. Dalam penerapannya untuk melakukan inisialisasi otomatis diuji pada 30 data, hasil perbandingan akurasi ditunjukkan pada Tabel 1. Seperti yang dapat dilihat bahwa GMM dan modified Otsu memperoleh akurasi 63% sedangkan metode yang diusulkan memperoleh akurasi 73%.

Tabel 1. Hasil komparasi akurasi

	GMM	Modified Otsu	Metode Usulan
Akurasi	63%	63%	73%



Gambar. 11. (a) Sampel data uji (b) Histogram dari data sampel dan *threshold* dari GMM (garis paling kiri), *Modified Otsu* (garis paling kanan), dan metode usulan (garis tengah)

Dari hasil perbandingan ditemukan bahwa metode yang diusulkan memberikan hasil terbaik dibandingkan dengan GMM dan Modifikasi Otsu dalam melakukan inisialisasi.

### 3.2 Evaluasi Hasil Segmentasi

Skenario kedua yaitu evaluasi hasil segmentasi objek *overlap*. Objek *overlap* yang diekstraksi penting untuk keberhasilan memisahkan dua gigi *overlap* untuk penelitian lebih lanjut. Maka evaluasi sistem diperlukan untuk mengetahui seberapa baik sistem yang diusulkan bekerja. Metode evaluasi yang digunakan adalah *misclassification error* (ME) dan *relative foreground area error* (RAE) seperti yang dijelaskan diatas. Pengujian dilakukan hanya pada data yang telah berhasil diinisialisasi dengan benar pada objek *overlap*. Jadi, objek yang dievaluasi benar-benar objek *overlap* dan data yang tidak berhasil akan diabaikan. Berdasarkan hasil pengujian, sistem yang diusulkan berhasil mengekstraksi 22 dari 30. Jadi, evaluasi hasil segmentasi hanya dilakukan pada 22 data.

Nilai ME rata-rata yang diperoleh adalah 0,93% sedangkan nilai RAE adalah 24,28%. Nilai ME yang diperoleh menunjukkan hasil segmentasi yang hampir mirip dengan *ground truth* karena evaluasi ME menghitung rasio perbedaan piksel objek yang salah diklasifikasikan sebagai *background* dan sebaliknya. Tantangan ketika melakukan segmentasi objek *overlap* adalah objek *overlap* seringkali tersegmentasi berlebihan. Ini karena metode segmentasi yang digunakan adalah metode level set yang sangat sensitif terhadap perubahan gradasi. Metode level set melakukan segmentasi dengan melacak batas tepi objek. Jadi, untuk citra yang memiliki batas tepi buruk, juga akan memperburuk hasil segmentasi.

### 4.3 Komparasi Metode Inisialisasi Objek *Overlap* Otomatis

Penelitian tentang objek *overlap* telah banyak dilakukan. Namun, penelitian yang menggunakan

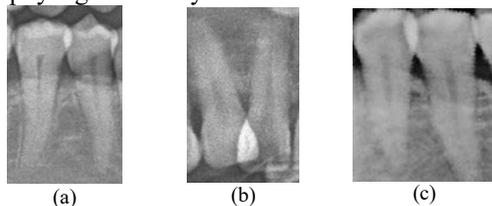
data citra panorama gigi masih sangat terbatas. Salah satunya adalah penelitian (Arifin *dkk.* 2019), mendeteksi objek *overlap* pada citra panorama gigi menggunakan strategi yang terdiri dari beberapa metode. Salah satu metode yang digunakan untuk mensegmentasikan objek *overlap* adalah algoritma *mean-shift*. algoritma *mean-shift* mengelompokkan piksel yang berdekatan dan memiliki intensitas *greyscale* yang serupa. Banyak objek yang dikelompokkan berdasarkan kesamaan *greyscale*, salah satunya adalah objek *overlap*. Untuk menentukan lokasi objek *overlap*, strategi penanda otomatis menggunakan algoritma Otsu yang dimodifikasi seperti yang dijelaskan. Objek segmentasi *mean-shift* yang telah ditandai oleh penanda otomatis yang dibentuk oleh algoritma Otsu yang dimodifikasi kemudian diseleksi. seleksi kandidat didasarkan pada intensitas dan fitur ketetanggan dari objek *overlap*.

Karena menggunakan data yang sama, dimungkinkan untuk membandingkan metode ini dengan metode yang diusulkan. Perbandingan dilakukan berdasarkan nilai ME dan RAE. *Ground truth* yang digunakan adalah *Ground truth* yang sesuai dengan ukuran ROI yang telah diputar dan *cropping*. Ini dilakukan untuk menyamakan ukuran *ground truth* dengan citra *output* sehingga nilai ME dan RAE dapat dihitung.

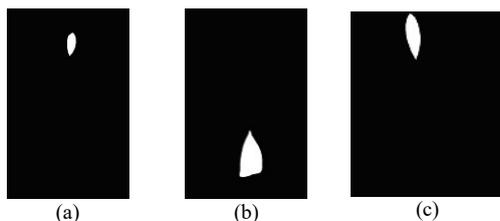
Hasil pengujian kinerja segmentasi dari strategi segmentasi yang diusulkan memiliki nilai ME dan RAE rata-rata masing-masing 0,93% dan 24%. Sedangkan hasil pengujian dengan menggunakan metode pembandingan diperoleh nilai ME dan RAE rata-rata masing-masing 1,71% dan 39,3%. Sampel citra dalam pengujian dapat dilihat pada Gambar 12, *ground truth* pada Gambar 13, sedangkan 14 dan 15 adalah citra *output* dari hasil segmentasi dengan metode yang diusulkan dan metode pembandingan.

Untuk beberapa citra, nilai ME dari hasil segmentasi dari metode pembandingan lebih baik daripada metode yang diusulkan. Ini dapat terjadi karena algoritma *mean-shift* mengelompokkan citra berdasarkan kesamaan piksel sehingga mereka dapat

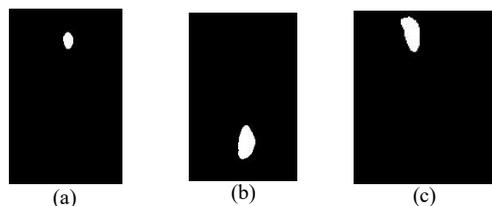
dengan jelas memisahkan objek *overlap* hingga garis tepi yang sebenarnya.



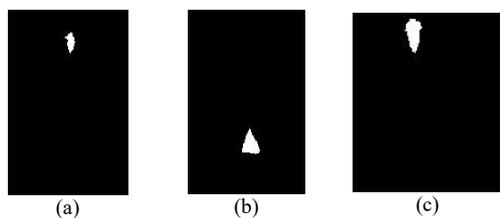
Gambar. 12. Sampel ROI sebagai input



Gambar. 13. Sampel ground truth



Gambar 14. Hasil segmentasi metode yang diusulkan dimana: (a) ME = 0,18 % RAE = 1,65% (b) ME = 0,78 % RAE = 2,25% (c) ME = 0,54 % RAE = 1,4%



Gambar. 15. Hasil segmentasi metode *mean-shift algorithm* dimana: (a) ME = 0,25 % RAE = 1,84% (b) ME = 0,18 % RAE = 6% (c) ME = 0,46 % RAE = 1,7%

Sedangkan metode *level set* yang digunakan pada penelitian ini sangat sensitif terhadap perubahan gradasi, sehingga tidak dapat memisahkan objek *overlap* dengan garis tepi yang sebenarnya. Namun, kesalahan terjadi dalam algoritma *mean-shift* ketika input Gambar12b dimana objek *overlap* dikelompokkan menjadi 2 kelompok skala abu-abu. Ini menyebabkan objek *overlap* tidak sepenuhnya tersegmentasi, namun hanya setengah dari keseluruhan. Masalah ini dapat diselesaikan dengan metode set level yang digunakan pada penelitian ini.

Metode *set level* juga mengalami kesalahan. Pada citra input pada Gambar 12c, dimana batas tepi objek *overlap* agak tidak jelas dibagian atas yang terlihat seperti bergabung dengan enamel gigi sisi kiri. Hal ini menyebabkan evolusi kurva dengan

metode *level set* akan terus berlanjut meskipun kurva sudah berada di batas tepi objek *overlap*. Masalah ini muncul karena citra panorama gigi memiliki kontras yang rendah, yang membuat batas tepi menjadi tidak jelas.

#### 4. KESIMPULAN

Inisialisasi otomatis metode *level set* untuk segmentasi objek *overlap* pada citra panorama gigi telah dilakukan. *Thresholding* menggunakan HCA dalam segmentasi objek *overlap* dapat menentukan koordinat objek *overlap* yang akan digunakan sebagai *zero level set* dalam metode *level set*. Operasi morfologi erosi dapat digunakan untuk memisahkan objek *overlap* dengan objek lain yang terhubung dengan objek *overlap*. Seleksi area dan orientasi dapat diandalkan ketika memilih kandidat untuk memastikan objek *overlap* dan menghilangkan objek lain kecuali objek *overlap* yang dapat mengakibatkan inisiasi yang salah. Metode *level set* dikombinasikan dengan strategi inisialisasi otomatis dapat melakukan segmentasi objek *overlap* dengan tepat dibuktikan dengan akurasi sebesar 73%. Inisial yang tepat sangat menentukan keberhasilan metode *level set* dalam evolusi kurva. Sebaliknya, inisialisasi yang tidak benar akan menghasilkan penentuan objek target yang salah yang menyebabkan metode *level set* melakukan segmentasi objek yang salah.

Berdasarkan hasil eksperimen, dapat disimpulkan bahwa strategi inisialisasi menggunakan HCA lebih baik daripada menggunakan metode Otsu yang dimodifikasi dan *Gaussian Mixture Model*. Hasil pengujian kinerja segmentasi objek *overlap* menunjukkan bahwa metode *level set* mampu melakukan segmentasi objek *overlap* dengan benar terbukti dengan nilai ME dan RAE rata-rata masing-masing 0,93% dan 24% lebih kecil dibandingkan dengan metode segmentasi pembandingan yaitu rata-rata masing-masing 1,71% dan 39,3%. Untuk pengembangan lebih lanjut, penelitian ini dapat dilanjutkan untuk memisahkan dua gigi *overlap* menjadi dua gigi individu.

#### DAFTAR PUSTAKA

- ARIFIN, A. Z. dkk. (2019) 'Detection of Overlapping Teeth on Dental Panoramic Radiograph', *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 12(6), pp. 71–80. doi: 10.22266/ijies2019.1231.07.
- ARIFIN, A. Z. & ASANO, A. (2006) 'Image segmentation by histogram thresholding using hierarchical cluster analysis', *Pattern Recognition Letters*, 27(13), pp. 1515–1521. doi: 10.1016/j.patrec.2006.02.022.
- FAN, W. dkk. (2015) 'Median Filtered Image Quality Enhancement and Anti-Forensics via Variational Deconvolution', *IEEE*

- Transactions on Information Forensics and Security*, 10(5), pp. 1076–1091. doi: 10.1109/TIFS.2015.2398362.
- FARIZA, A. (2019) ‘Segmenting Tooth Components in Dental X-Ray Images Using Gaussian Kernel- Based Conditional Spatial Fuzzy C-Means Clustering Algorithm’, 12(3). doi: 10.22266/ijies2019.0630.12.
- INDRASWARI, R. *dkk.* (2016) ‘Teeth segmentation on dental panoramic radiographs using decimation-free directional filter bank thresholding and multistage adaptive thresholding’, *Proceedings of 2015 International Conference on Information and Communication Technology and Systems, ICTS 2015*, pp. 49–54. doi: 10.1109/ICTS.2015.7379870.
- INDRASWARI, R. *dkk.* (2019) ‘Automatic Segmentation of Mandibular Cortical Bone on Cone-Beam CT Images Based on Histogram Thresholding and Polynomial Fitting’, 12(4), pp. 130–141. doi: 10.22266/ijies2019.0831.13.
- KURNIAWAN, R. *dkk.* (2018) ‘Segmentation of Overlapping Cervical Cells in Normal Pap Smear Images Using Distance-Metric and Morphological Operation’, *CommIT (Communication and Information Technology) Journal*, 11(1), p. 25. doi: 10.21512/commit.v11i1.1957.
- LI, C. *dkk.* (2010) ‘Distance Regularized Level Set Evolution and Its Application to Image Segmentation’, *IEEE Transactions on Image Processing*, 19(12), pp. 3243–3254.
- LIN, P. L. *dkk.* (2014) ‘Teeth segmentation of dental periapical radiographs based on local singularity analysis’, *Computer Methods and Programs in Biomedicine*. Elsevier Ireland Ltd, 113(2), pp. 433–445. doi: 10.1016/j.cmpb.2013.10.015.
- LIN, P. L., LAI, Y. H. & HUANG, P. W. (2010) ‘An effective classification and numbering system for dental bitewing radiographs using teeth region and contour information’, *Pattern Recognition*. Elsevier, 43(4), pp. 1380–1392. doi: 10.1016/j.patcog.2009.10.005.
- LU, Z. *dkk.* (2015) ‘An Improved Joint Optimization of Multiple Level Set Functions for the Segmentation of Overlapping Cervical Cells’, 11(4). doi: 10.1109/TIP.2015.2389619.
- MENON, H. P. & RAJESHWARI, B. (2016) ‘Enhancement of Dental Digital X-Ray Images based On the Image Quality BT - Intelligent Systems Technologies and Applications 2016’, in Corchado Rodriguez, J. M. *dkk.* (eds). Cham: Springer International Publishing, pp. 33–45.
- NA, S. D. *dkk.* (2014) ‘Individual tooth region segmentation using modified watershed algorithm with morphological characteristic’, *Bio-Medical Materials and Engineering*, 24(6), pp. 3303–3309. doi: 10.3233/BME-141153.
- OTSU, N. (1979) ‘A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms’, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 20(1), pp. 62–66. doi: 0018-9472/79/0100-0062\$00.75.
- POONSRI, A. *dkk.* (2017) ‘Teeth segmentation from dental x-ray image by template matching’, *BMEiCON 2016 - 9th Biomedical Engineering International Conference*. IEEE, pp. 1–4. doi: 10.1109/BMEiCON.2016.7859599.
- RAZALI, MUHAMMAD RIZAL *dkk.* (2014) ‘Sobel And Canny Edges Segmentations For The Dental Age Assessment’, in *International Conference on Computer Assisted System in Health Sobel*. doi: 10.1109/CASH.2014.10.
- RIANA, D. *dkk.* (2018) ‘Segmentation of overlapping cytoplasm and overlapped areas in Pap smear images’, *2017 8th International Conference on Information, Intelligence, Systems and Applications, IISA 2017*, 2018-Janua, pp. 1–5. doi: 10.1109/IISA.2017.8316386.
- SONG YUHEN, Y. H. (2012) ‘Image Segmentation Algorithms Overview’, *Architectures and Algorithms for Digital Image Processing II*, 0534, p. 172. doi: 10.1117/12.946577.
- T. LOTFI MAHYARI, R. M. D. (2017) ‘Random Walks For Image Segmentation Containing Translucent Overlapped Objects’, in *IEEE Global Conference on Signal and Information Processing*, pp. 46–50.
- WANG, Z. *dkk.* (2018) ‘Image segmentation of overlapping leaves based on Chan–Vese model and Sobel operator’, *Information Processing in Agriculture*. China Agricultural University, 5(1), pp. 1–10. doi: 10.1016/j.inpa.2017.09.005.
- YADOLLAHI, M. *dkk.* (2015) ‘Separation of overlapping dental objects using normal vectors to image region boundaries’, *2015 International Workshop on Computational Intelligence for Multimedia Understanding, IWCIM 2015*, pp. 3–6. doi: 10.1109/IWCIM.2015.7347096.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*