



TESIS - TE142599

**DETEKSI PERMUKAAN LUAR TULANG
TENGGORAK PADA CITRA CT MENGGUNAKAN
*EXHAUSTIVE SEARCH***

PAULADIE SUSANTO
2209205029

DOSEN PEMBIMBING
Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.
Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T.

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN JARINGAN CERDAS MULTIMEDIA
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017



TESIS - TE142599

**DETEKSI PERMUKAAN LUAR TULANG
TENGGORAK PADA CITRA CT MENGGUNAKAN
*EXHAUSTIVE SEARCH***

PAULADIE SUSANTO
2209205029

DOSEN PEMBIMBING
Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.
Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T.

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN JARINGAN CERDAS MULTIMEDIA
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017



TESIS - TE142599

SKULL OUTER CONTOUR DETECTION ON CT IMAGE USING EXHAUSTIVE SEARCH

PAULADIE SUSANTO
2209205029

SUPERVISOR
Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.
Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T.

MASTER PROGRAM
MULTIMEDIA INTELLIGENT NETWORK
DEPARTMENT OF ELECTRICAL ENGINEERING
FACULTY OF INDUSTRIAL TECHNOLOGY
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Teknologi (M.T.)
di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

oleh:
Pauladie Susanto
NRP. 2209205029

Tanggal Ujian : 9 Januari 2017
Periode Wisuda : Maret 2017

Disetujui oleh:

1. Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng. (Pembimbing I)
NIP: 195809161986011001
2. Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T. (Pembimbing II)
NIP: 196806011995121009
3. Dr. I Ketut Eddy Purnama, S.T., M.T. (Penguji)
NIP: 196907301995121001
4. Dr. Supeno Mardi Susiki Nugroho, S.T., M.T. (Penguji)
NIP: 197003131995121001

an. Direktur Program Pascasarjana
Asisten Direktur



Prof. Dr. Ir. G. Wignya, M.Eng.
NIP. 196110211986031001

Direktur Program Pascasarjana,

Prof. Ir. Djauhar Manfaat, M.Sc., Ph.D.
NIP. 196012021987011001

Halaman ini sengaja dikosongkan.

SURAT PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Dengan ini saya menyatakan bahwa isi sebagian maupun keseluruhan tesis saya dengan judul **“DETEKSI PERMUKAAN LUAR TULANG TENGGORAK PADA CITRA CT MENGGUNAKAN *EXHAUSTIVE SEARCH*”** adalah benar-benar karya intelektual sendiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diijinkan dan bukan merupakan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri.

Semua referensi yang dikutip maupun yang dirujuk sudah ditulis lengkap pada daftar pustaka.

Apabila ternyata surat pernyataan ini tidak benar, saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan yang berlaku.

Surabaya, Januari 2017



Pauladie Susanto

NRP. 2209205029

Halaman ini sengaja dikosongkan.

DETEKSI PERMUKAAN LUAR TULANG TENGGORAK PADA CITRA CT MENGGUNAKAN *EXHAUSTIVE SEARCH*

Nama mahasiswa : Pauladie Susanto
NRP : 2209205029
Pembimbing : Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.
Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T.

ABSTRAK

Ekstraksi permukaan luar tulang tengkorak merupakan langkah yang penting pada rekonstruksi tengkorak 3D. Permukaan luar tengkorak berguna untuk rekonstruksi permukaan tengkorak. Permukaan luar tulang tengkorak didapatkan dengan menerapkan tiga langkah utama, yaitu *thresholding*, penetapan *region of interest* (ROI), dan ekstraksi permukaan luar tulang tengkorak. *Exhaustive search* merupakan metode yang digunakan untuk ekstraksi ini, dan diimplementasikan sebagai metode *scanning*. *Scanning* dilakukan menurut delapan arah mata angin, yaitu dari empat garis tepi dan empat titik sudut ROI. Metode yang diusulkan berhasil mendeteksi permukaan luar tulang tengkorak untuk empat lapisan sample, yaitu pelipis atas, mata, hidung, dan mulut. *Scanning* dari empat titik sudut memberikan kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan *scanning* dari empat garis tepi, namun penggunaan semua *scanning* akan menghasilkan kinerja terbaik. *Canny edge detection* digunakan sebagai pembanding, kinerja *canny edge detection* sangat baik, namun *exhaustive search* lebih dapat memenuhi tujuan untuk mendeteksi permukaan luar tulang tengkorak.

Kata kunci: ekstraksi permukaan luar tulang tengkorak, rekonstruksi tengkorak 3D, *exhaustive search*

Halaman ini sengaja dikosongkan.

SKULL OUTER CONTOUR DETECTION ON CT IMAGE USING EXHAUSTIVE SEARCH

By : Pauladie Susanto
Student Identity Number : 2209205029
Supervisor : Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.
Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T.

ABSTRACT

Skull outer contour detection is an important step for craniofacial reconstruction. It useful for performing surface reconstruction. Skull outer contour obtained by three stages: thresholding, defining region of interest, and skull outer contour extraction. Exhaustive search is used to this extraction and implemented as scanning method. Scanning is performed using eight compass directions, four scanning are done from the four edges of ROI area, and the other four from corner of ROI area. This proposed method successfully detects skull outer contour for four sample slices: upper temple, eye, nose, and mouth. Scanning from four corners of ROI area gives better result than four edges of ROI area, but using all eight scannings will give the best extraction performance. Canny edge detection is used as comparison, it gives best performance to detect any edges, but exhaustive search can achieve the aim of this research better, because our focus is just skull outer contour.

Keywords: skull outer contour detection, craniofacial reconstruction, exhaustive search

Halaman ini sengaja dikosongkan.

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Tuhan Yang Maha Esa yang telah melimpahkan rahmat dan anugerah, sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan penelitian dalam bentuk tesis dengan judul **“DETEKSI PERMUKAAN LUAR TULANG TENGGORAK PADA CITRA CT MENGGUNAKAN *EXHAUSTIVE SEARCH*”**.

Penulisan tesis ini merupakan kelengkapan dan pemenuhan dari salah satu syarat dalam memperoleh gelar Magister Teknik. Selain itu bertujuan untuk melatih mahasiswa supaya dapat menghasilkan suatu karya yang dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah, sehingga dapat bermanfaat bagi penggunaannya.

Dalam menyelesaikan penulisan tesis ini, penulis telah banyak menerima bimbingan, saran, dan masukan dari berbagai pihak, baik secara langsung maupun tidak langsung. Untuk itu pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih terhadap semua pihak yang telah berperan serta dalam pengerjaan penelitian ini, yaitu:

1. Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng. selaku Dosen Pembimbing I yang selalu memberi semangat untuk menyelesaikan tesis dan studi.
2. Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T. selaku Dosen Pembimbing II yang selalu memberi saran, dan petunjuk untuk menyelesaikan tesis dan studi.
3. Mochamad Hariadi, S.T., M.Sc., Ph.D. selaku Dosen Wali yang selalu memberi bimbingan selama perkuliahan.
4. Dr. I Ketut Eddy Purnama, S.T., M.T. yang selalu memberikan dukungan untuk menyelesaikan studi.
5. M. A. Ulinuha atas dukungan dan inisiasi topik penelitian.
6. Segenap pengelola Program Pascasarjana (PPs), dosen dan karyawan PPs Jurusan Teknik Elektro ITS yang telah memberikan dukungan dan bantuan selama menempuh program magister.
7. Weny Indah Kusumati, Anjik Sukmaaji, dan Henry Bambang Setyawan yang selalu mengusahakan untuk menyelesaikan studi.

8. Lily Setiawati Utomo dan Lefrand Joy Susanto atas pengorbanannya.
9. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu sehingga penelitian ini dapat terselesaikan dengan baik. Terima kasih atas doa dan dukungannya.

Penulis menyadari bahwa penelitian ini masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu penulis sangat mengharapkan kritik dan saran yang membangun dari pembaca sekalian, sehingga suatu saat penulis dapat memberikan karya yang lebih baik. Akhir kata penulis ingin meminta maaf bila ada kesalahan selama penulis menyelesaikan penelitian ini dan semoga penelitian ini dapat membantu dan memberikan inspirasi untuk menghasilkan karya yang lebih baik lagi.

Surabaya, Januari 2017

Penulis.

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	iii
SURAT PERNYATAAN KEASLIAN TESIS	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
TABLE OF CONTENTS	xv
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR TABEL	xix
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian	3
1.4 Manfaat Penelitian	4
1.5 Sistematika Penelitian	4
BAB 2 KAJIAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI	7
2.1 CT dan MRI	7
2.2 Thresholding	8
2.2.1 Global Thresholding	8
2.2.2 Local Thresholding	11
2.2.3 Hysteresis	16
2.3 Segmentasi	17
2.3.1 Teknik Structural	17
2.3.2 Teknik Stochastic	20
2.3.3 Pendekatan Hybrid	23
2.4 Craniofacial Reconstruction	24
2.5 Exhaustive Search	29
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	31
3.1 Gambaran Umum Penelitian	31

3.2 Data Penelitian	32
3.3 Thresholding	32
3.4 Region Of Interest	32
3.5 Exhaustive Search	34
3.6 Edge Detection	36
3.6.1 Canny Edge Detector	36
3.7 Metode Perbandingan	40
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN	41
4.1 Metode Uji Coba	41
4.2 Uji Coba Bagian Pelipis Atas	41
4.3 Uji Coba Bagian Mata	43
4.4 Uji Coba Bagian Hidung	45
4.5 Uji Coba Bagian Mulut	47
4.6 Analisis Uji Coba	49
4.7 Perbandingan Dengan Canny Edge Detection	49
BAB 5 PENUTUP	53
5.1 Kesimpulan	53
5.2 Saran	53
DAFTAR PUSTAKA	55
BIODATA PENULIS	57

TABLE OF CONTENTS

APPROVAL.....	iii
STATEMENT OF AUTHENTICITY	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT.....	ix
PREFACE	xi
TABLE OF CONTENTS.....	xiii
DAFTAR ISI.....	xv
TABLE OF FIGURES	xvii
TABLE OF TABLES.....	xix
CHAPTER 1 INTRODUCTION	1
1.1 Background.....	1
1.2 Problem Formulation.....	3
1.3 Research Aim	3
1.4 Research Benefit.....	4
1.5 Research Systematic	4
CHAPTER 2 LITERATURE REVIEW AND THEORY	7
2.1 CT and MRI.....	7
2.2 Thresholding.....	8
2.2.1 Global Thresholding.....	8
2.2.2 Local Thresholding	11
2.2.3 Hysteresis	16
2.3 Segmentation	17
2.3.1 Structural Technique	17
2.3.2 Stochastic Technique.....	20
2.3.3 Hybrid Approach.....	23
2.4 Craniofacial Reconstruction	24
2.5 Exhaustive Search.....	29
CHAPTER 3 RESEARCH METHOD.....	31
3.1 Research Overview	31

3.2 Research Data.....	32
3.3 Thresholding	32
3.4 Region Of Interest	32
3.5 Exhaustive Search	34
3.6 Edge Detection.....	36
3.6.1 Canny Edge Detector.....	36
3.7 Comparison Method.....	40
CHAPTER 4 RESULT AND DISCUSSION.....	41
4.1 Experiment Method.....	41
4.2 Upper Temple Experiment.....	41
4.3 Eye Experiment.....	43
4.4 Nose Experiment.....	45
4.5 Mouth Experiment	47
4.6 Experiment Analisis	49
4.7 Canny Edge Detection Result	49
CHAPTER 5 CLOSING.....	53
5.1 Conslusion.....	53
5.2 Suggestion.....	53
REFERENCES	55
BIODATA	57

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Hysteresis Thresholding	16
Gambar 2.2 Multi Thresholding	20
Gambar 2.3 Metode Deng 2016	28
Gambar 3.1 Langkah Penelitian	31
Gambar 3.2 Contoh Citra CT	32
Gambar 3.3 Region Of Interest	33
Gambar 3.4 Kompas.....	34
Gambar 4.1 Hasil Uji Coba Citra 301	42
Gambar 4.2 Penampang Samping Pelipis Atas	42
Gambar 4.3 Hasil Uji Coba Citra 171	44
Gambar 4.4 Penampang Samping Mata	44
Gambar 4.5 Hasil Uji Coba Citra 111	46
Gambar 4.6 Penampang Samping Hidung	46
Gambar 4.7 Hasil Uji Coba Citra 031	48
Gambar 4.8 Penampang Samping Mulut	48
Gambar 4.9 Perbandingan Exhaustive search dengan Canny Edge Detection	50

Halaman ini sengaja dikosongkan.

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Arah Scanning.....	34
Tabel 3.2 Tahap Scanning.....	35
Tabel 4.1 Temuan Piksel Setiap Scanning Bagian Pelipis Atas	43
Tabel 4.2 Temuan Piksel Setiap Scanning Bagian Mata	45
Tabel 4.3 Temuan Piksel Setiap Scanning Bagian Hidung.....	47
Tabel 4.4 Temuan Piksel Setiap Scanning Bagian Mulut.....	49

Halaman ini sengaja dikosongkan.

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Ilmu forensik adalah bidang ilmu pengetahuan yang digunakan untuk membantu proses penegakan keadilan melalui proses penerapan ilmu atau sains. Forensik mempunyai beberapa tahap, yaitu pengumpulan, pemeliharaan, analisa, dan presentasi (Job Description, 2015). Salah satu kegiatan pada tahap presentasi adalah rekonstruksi wajah dari tulang tengkorak yang ada (*craniofacial reconstruction*).

Secara tradisional, *3D craniofacial reconstruction* dilakukan oleh artis forensik, yang memodelkan wajah dari tengkorak dengan secara manual menambahkan tanah liat atau plastisin pada tengkorak atau replikanya. Metode manual diklasifikasikan menjadi tiga kategori, yaitu (1) metode Rusia, mengikuti anatomi dari kepala dan leher, (2) metode Amerika, bergantung pada pengukuran seksama terhadap ketebalan jaringan di permukaan tengkorak, dan (3) metode Manchester, kombinasi antara metode Rusia dan Amerika (Deng, 2016).



Gambar 1.1 Rekonstruksi Tengkorak Dan Wajah Secara Tradisional (Sullivan, 2015)

Stephan (2006) mengusulkan opini yang berbeda, yaitu semua metode di atas bergantung pada informasi mendalam pada jaringan lunak dan pengetahuan

anatomi, sehingga klasifikasi menjadi tidak cocok. Namun, semua metode manual membutuhkan pengetahuan antropologi dan anatomi, dan sangat bergantung pada pengalaman artis forensik, sehingga artis yang berbeda akan memberikan hasil yang berbeda. Lagipula, metode manual seringkali membutuhkan waktu yang lama dan hanya memberikan sebuah hasil rekonstruksi.

Dengan berkembangnya ilmu komputer dan citra medis, terdapat banyak metode terbantu komputer (digital) yang diusulkan untuk *craniofacial reconstruction* (Claes, 2010). Dibandingkan dengan metode manual, metode terbantu komputer merupakan metode yang konsisten, objektif, dan efisien. Pada rekonstruksi digital, tulang tengkorak di-*scan* menggunakan CT, kemudian permukaan kulit (wajah) diprediksi.

Rekonstruksi 3D untuk tengkorak memerlukan beberapa fase. Menurut Deng (2016) fase yang diperlukan adalah fase ekstrasi hubungan antara tengkorak dan wajah dan fase rekonstruksi tengkorak dan wajah. Fase-fase tersebut memerlukan beberapa tahapan, salah satunya adalah mengetahui batas luar (*boundary*) dari tulang tengkorak.

Lakare (2010) menyampaikan terdapat 3 klasifikasi untuk teknik segmentasi, yaitu *structural*, *stochastic*, dan *hybrid*. *Structural* menggunakan informasi tentang struktur *region*, *stochastic* menerapkan *discrete voxel* tanpa mempertimbangkan struktur *region*, sedangkan *hybrid* menggunakan teknik yang mempunyai karakteristik *structural* dan *stochastic*.

Teknik *structural* berusaha menemukan properti *structural* dari *region* yang akan disegmentasi. Permukaan yang beririsan (garis 2D) merupakan properti *structural* yang dideteksi untuk melakukan segmentasi. Salah satu metode yang digunakan Lakare dalam teknik *structural* adalah *3D edge-detection* dengan 2 tahapan, yaitu (1) mendeteksi garis lokal, dan (2) mengelompokkan garis lokal untuk membentuk *boundary contour*.

Garis lokal pada tahap pertama merupakan garis 2D yang harus dideteksi. Citra CT mengandung informasi tentang jaringan lunak dan jaringan keras. Khusus pada tengkorak, informasi yang paling penting adalah jaringan keras yang berupa tulang tengkorak. Tulang tengkorak mempunyai ketebalan, sehingga terdapat permukaan luar dan permukaan dalam tulang tengkorak. Permukaan luar

tulang tengkorak merupakan garis 2D yang perlu dideteksi pada setiap citra CT. Hasil deteksi permukaan luar tulang tengkorak merupakan informasi yang penting karena akan menjadi input untuk tahapan segmentasi berikutnya dalam rekonstruksi tengkorak 3D.

Aktivitas yang dilakukan dalam penelitian ini akan difokuskan pada pengolahan citra CT yang merupakan informasi dalam bidang 2D. Tulang tengkorak pada citra CT merupakan objek utama yang akan diproses.

Beberapa operator untuk edge detection telah digunakan untuk keperluan ini, diantaranya operator Robert (Liu) dan operator Sobel (Zucker and Hummel). Penelitian ini fokus pada deteksi permukaan luar tulang tengkorak, sehingga jaringan-jaringan yang terdapat di dalam tulang tengkorak akan diabaikan. Aktivitas yang dilakukan adalah dengan melakukan penelusuran citra CT menurut delapan arah mata angin menggunakan *exhaustive search*. Piksel pertama yang berhasil dijangkau merupakan permukaan terluar dari tulang tengkorak. Harapan yang ingin dicapai adalah gabungan dari piksel-piksel hasil penelusuran merupakan permukaan luar tulang tengkorak.

1.2 Perumusan Masalah

Pendeteksian permukaan luar tulang tengkorak merupakan langkah penting yang harus dilakukan sebagai salah satu tahapan dalam rekonstruksi tengkorak 3D. Metode *exhaustive search* diimplementasikan pada penelusuran piksel menggunakan delapan arah mata angin untuk mendeteksi permukaan luar tulang tengkorak dari citra CT.

Penelusuran dilakukan satu arah demi satu arah, sehingga menghasilkan delapan solusi yang berbeda. Perpaduan dari solusi ini mampu memberikan hasil deteksi terhadap permukaan luar tulang tengkorak.

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah melakukan pendeteksian permukaan luar tulang tengkorak pada citra CT menggunakan *exhaustive search*. *Exhaustive search* diimplementasikan sebagai metode scanning. Scanning dilakukan menurut delapan arah mata angin yang dilakukan satu per satu. Piksel yang pertama

ditemukan merupakan titik terluar dari permukaan tulang tengkorak. Penggabungan dari delapan hasil penelusuran akan membentuk permukaan luar tulang tengkorak.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini adalah menghasilkan permukaan luar tulang tengkorak dari citra-citra CT dan merupakan solusi 2D, sehingga dapat digunakan untuk tahapan berikutnya dalam rekonstruksi tengkorak 3D, yaitu pengelompokan garis lokal untuk membentuk boundary contour.

1.5 Sistematika Penelitian

Untuk membentuk pola pikir yang menunjang dalam memahami isi tulisan, maka hasil dari penelitian ini akan disusun dalam urutan penulisan yang sistematis. Menurut isinya, laporan ini dibagi ke dalam 5 bab, yaitu Pendahuluan, Kajian Pustaka dan Dasar Teori, Metodologi Penelitian, Hasil dan Analisis Data, dan Penutup. Untuk memudahkan pembacaan dan pemahaman tentang tesis ini, maka diberikan sistematika penulisan laporan tesis sebagai berikut:

BAB 1 PENDAHULUAN

Sebagai pengantar, bab ini memberikan deskripsi secara singkat tentang latar belakang penelitian, metode beserta permasalahan yang diangkat, tujuan yang menjadi sasaran penelitian, dan manfaat penelitian.

BAB 2 KAJIAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

Bab ini berisi kajian pustaka dan dasar teori tentang *Digital Imaging* dari CT dan MRI, *Thresholding* yang terdiri dari *Global Thresholding*, *Local Thresholding*, dan *Hysteresis*. *Global Thresholding* meliputi Metode Otsu, Metode Isodata, dan Bayesian Thresholding. *Local Thresholding* meliputi Niblack Thresholding, Metode Mardia and Hainsworth, dan Indikator Kriging. Bab ini juga membahas Segmentasi yang terdiri dari Teknik Structural, Stochastic, dan Hybrid. Teknik *Structural* meliputi Teknik *3D Edge-Detection* dan

Teknik Morfologi. Teknik *Stochastic* meliputi Pendekatan *Thresholding* dan Teknik Klasifikasi. Teknik *Hybrid* meliputi *Region Growing* dan *Split and Merge*. Topik *Craniofacial Reconstruction* juga dibahas pada Bab ini.

BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini berisi uraian mengenai metodologi penelitian yang digunakan dalam melakukan kegiatan penelitian. Secara garis besar alur dan pemetaan capaian yang diinginkan beserta aspek evaluasinya dijabarkan pada bab ini.

BAB 4 METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini berisi uraian mengenai pengujian dari riset yang dilakukan dan hasil analisa untuk memastikan keberhasilan yang dicapai.

BAB 5 PENUTUP

Bab ini merupakan kesimpulan keseluruhan hasil penelitian beserta prospek penelitian selanjutnya yang diperlukan untuk pembahasan penelitian ini.

Halaman ini sengaja dikosongkan.

BAB 2

KAJIAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

2.1 CT dan MRI

CT Scan digunakan untuk mendapatkan gambaran rinci dari organ tulang tengkorak, otak, serta organ lain di seluruh tubuh. CT Scan mempunyai generator pembangkit Sinar-X yang bila dioperasikan akan mengeluarkan Sinar-X dalam jumlah dan waktu tertentu. Sinar-X akan melewati jaringan tubuh dan ditangkap oleh detektor. Perbedaan massa organ tubuh yang dilewati menyebabkan gambar yang ditangkap juga berbeda. Gambar CT Scan akan direkonstruksi oleh komputer sehingga menghasilkan suatu potongan gambar organ tubuh.

CT Scan sensitif mendeteksi penyakit dalam jaringan tubuh lunak seperti otak, hati, dan penyebaran sel kanker dalam tubuh. Alat ini juga digunakan untuk melihat gangguan di bagian kepala.

MRI merupakan alat diagnostik untuk memeriksa dan mendeteksi tubuh dengan menggunakan medan magnet dan gelombang frekuensi radio, tanpa operasi, tanpa penggunaan Sinar X, ataupun tanpa bahan radioaktif. Selama pemeriksaan MRI, molekul-molekul dalam tubuh bergerak dan bergabung untuk membentuk sinyal-sinyal. Sinyal ini ditangkap oleh antena dan dikirimkan ke komputer untuk diproses dan ditampilkan di layar monitor menjadi sebuah gambaran yang jelas dari struktur rongga tubuh bagian dalam.

Kelebihan MRI adalah gambar yang dihasilkan lebih jelas serta dapat dilihat dari berbagai sisi tanpa melibatkan penggunaan radiasi, memberikan hasil tanpa perlu mengubah posisi pasien dan tidak menggunakan kontras untuk sebagian besar pemeriksaan MRI. MRI menciptakan gambar yang dapat menunjukkan perbedaan yang sangat jelas dan lebih sensitif untuk menilai anatomi jaringan lunak dalam tubuh, terutama otak, sumsum tulang belakang dan susunan saraf.

MRI mempunyai kelemahan dalam menggambarkan jaringan keras. Penelitian tentang skull segmentation pada bayi telah dilakukan oleh Mahapatra (2012) dan Daliri (2010), namun skull model yang diekstrak mempunyai akurasi

yang rendah dan tidak memiliki informasi tentang letak *fontanel*. Tidak seperti MRI, CT mempunyai keterbatasan untuk memberikan kontras yang baik untuk jaringan lunak. Namun CT mampu memberikan kontras yang baik untuk tulang, sehingga lebih cocok untuk studi *cranial* (Ghadimi, 2016).

2.2 *Thresholding*

Terdapat banyak metode segmentasi berbasis *gray-level* menggunakan informasi citra global atau lokal. Pada *thresholding*, diasumsikan bahwa *foreground* dapat dikarakteristikan oleh kecerahannya (Wirjadi, 2007).

2.2.1 *Global Thresholding*

Global thresholding merupakan metode segmentasi yang paling sederhana dan paling banyak digunakan. Dipilih nilai θ , $\min_x(f(x)) \leq \theta \leq \max_x(f(x))$, dan mengatur piksel-piksel *foreground*.

$$g(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x) \geq \theta \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (2.1)$$

Rumus 2.1 merupakan deskripsi lengkap dari algoritma *binarization*, namun tidak menyebutkan bagaimana cara menentukan nilai θ . Pertanyaan yang seringkali muncul adalah apakah ada nilai optimal *threshold*? Terdapat beberapa solusi untuk permasalahan pemilihan *threshold*, berdasarkan asumsi model yang berbeda-beda.

Walaupun θ dipilih secara optimal menggunakan model yang cocok untuk suatu data citra, *global thresholding* akan memberikan hasil yang buruk ketika dipengaruhi oleh *noise* yang lebih besar daripada isi citra (*low signal to noise ratio*), atau ketika intensitas nilai keabuan antara objek dan background tidak konstan pada citra.

Pada banyak situasi, objek yang dicitrakan akan mempunyai properti fisik yang dapat diketahui. Contohnya, suatu pabrikan dari suatu material dapat mengetahui kepadatan volume melalui eksperimen. Kemudian *threshold* optimal θ dapat didefinisikan sebagai nilai dimana citra g sebagai hasil segmentasi dapat

memenuhi nilai (properti) yang dimaksudkan. Strategi ini dapat diterapkan untuk memilih parameter dari berbagai metode pengolahan citra.

Untuk *noise* rendah dan parameter yang telah diketahui, seperti parameter yang dapat dihitung dari citra *binary*, pendekatan ini seringkali memberikan hasil yang memuaskan, terlebih jika dikombinasikan dengan metode pemfilteran yang sesuai untuk mengurangi *noise*.

Beberapa metode untuk menentukan θ pada *global thresholding* adalah Otsu, Isodata, dan Bayesian.

Metode Otsu

Untuk memilih θ pada metode Otsu, dapat dilakukan dengan menganalisis distribusi keabuan dari citra (histogram). Diasumsikan, histogram keabuan dari citra mempunyai dua puncak yang terpisah, yaitu milik *foreground* dan *background* (*bimodal histogram*). Kemudian dipilih nilai minimum antara dua puncak sebagai *threshold* θ . Otsu mendefinisikan pilihan terhadap θ sebagai nilai yang meminimalkan *weighted-sum* dari varian. Hal ini sama dengan memaksimalkan penyebaran. Untuk citra dengan nilai voxel diskrit k , *threshold* optimal adalah

$$\theta_{OTSU} = \operatorname{argmax}_{\theta} \left\{ \sum_{k < \theta} p(k)(\mu_0 - \mu)^2 + \sum_{k \geq \theta} p(k)(\mu_1 - \mu)^2 \right\} \quad (2.2)$$

Dimana

p merupakan histogram normalisasi

μ merupakan Mean($f(x)$)

μ_1 merupakan Mean($f(x) \mid f(x) \geq \theta$)

μ_0 merupakan Mean($f(x) \mid f(x) \leq \theta$)

Untuk contoh sederhana nilai keabuan 256, θ dapat ditentukan secara sederhana dengan mengevaluasi keadaan setiap nilai dan memilih *global minimum*. Pada kasus diskrit, rumus 2.2 dapat dievaluasi secara keseluruhan dari histogram dengan menjumlahkan nilai pada jangkauan tertentu.

Metode Isodata

Metode lain untuk *thresholding* otomatis adalah metode iteratif isodata, yang sebenarnya merupakan aplikasi pengklusteran isodata umum untuk nilai keabuan dari suatu citra. Seperti metode Otsu, *threshold* dihitung agar berada diantara rata-rata *foreground* dan *background*, μ_1 dan μ_0 , tetapi isodata tidak mencari *global minimum* seperti terlihat pada rumus 2.2, tetapi pencarian dilakukan secara lokal. Diberikan *threshold* awal $\theta^{(0)}$, misalnya setengah dari maksimum nilai keabuan, algoritma isodata dapat disajikan sebagai berikut:

1. Pada iterasi i , hasilkan citra *binary* $g^{(i)}$ dari f menggunakan $\theta^{(i)}$.
2. Hitung rata-rata keabuan $\mu_0^{(i)}$ dan $\mu_1^{(i)}$ pada *foreground* dan *background* saat ini.
3. Hitung $\theta^{(i+1)} = (\mu_0^{(i)} + \mu_1^{(i)}) / 2$, dan ulangi sampai konvergen.

Sama dengan metode Otsu, terdapat asumsi bahwa nilai *foreground* dan *background* dapat dikarakteristikan dengan nilai rata-rata yang berbeda, μ_0 dan μ_1 . Metode ini banyak digunakan pada pemrosesan image 2D, terutama pada aplikasi medis.

Bayesian Thresholding

Dari sudut pandang statistik, *thresholding* merupakan tugas yang dapat diselesaikan dengan mudah jika terdapat model citra yang sesuai. Pada pengaturan Bayesian, peluang dari pengamatan $f(x)$ adalah $p(f(x)|j)$, dimana $j \in \{0,1\}$ merupakan label yang tidak diketahui, misalnya *background* dan *foreground*. Dari Teorema Bayes dapat diketahui bahwa

$$p(f(x)|j) \propto p(j)p(j|f(x)) \quad (2.3)$$

Persamaan ini dapat diterapkan *threshold* citra global θ . Diasumsikan nilai keabuan foxel yang dimiliki *foreground* dan *background* mengikuti distribusi normal, dan rata-rata kelas $\mu_0 \neq \mu_1$. Lebih jauh, diasumsikan juga bahwa variasi

nilai keabuan tiap kelas adalah sama, $\sigma_0 = \sigma_1 = \sigma$. Kemudian $p(j|f(x))$ dituliskan menjadi

$$p(f(x)|j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{(f(x) - \mu_j)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.4)$$

Dimana μ_j adalah nilai rata-rata kondisi kelas, seperti didefinisikan rumus 2.2. *Threshold* optimal θ dapat ditemukan sebagai nilai keabuan dari persamaan log.

$$\begin{aligned} \log p(\theta|0) &= \log p(\theta|1) \\ \log p(0) - \frac{1}{2\sigma^2} (\theta - \mu_0)^2 &= \log p(1) - \frac{1}{2\sigma^2} (\theta - \mu_1)^2 \\ \theta &= \frac{1}{2}(\mu_1 + \mu_0) + \frac{\sigma^2}{\mu_0 - \mu_1} \log \frac{p(0)}{p(1)} \end{aligned} \quad (2.5)$$

Persamaan 2.5 memberikan *threshold* optimal untuk dua *region* yang terpisah yang mengikuti distribusi nilai keabuan Gaussian dengan varian yang sama dan rata-rata yang berbeda. Pembatasan varian yang sama juga dapat dihilangkan dengan hasil yang lebih rumit untuk parameter *threshold*.

2.2.2 Local Thresholding

Local thresholding dapat mengatasi beberapa kekurangan dari pendekatan *global thresholding*. Telah disampaikan di atas, level intensitas dari citra bervariasi dan tergantung pada lokasi di dalam data. Sebuah pendekatan umum untuk praproses pemrosesan citra 2D adalah untuk menghitung rata-rata nilai intensitas di dalam sebuah *window* di seputar piksel dan mengurangi nilai rata-rata *sliding* dari tiap piksel (*shading correction*).

Menggunakan cara kerja yang sama, daripada melakukan modifikasi isi citra sebelum *binarization*, dapat digunakan *threshold* yang bervariasi secara spasial, $\theta(x)$, untuk mengatasi intensitas-intensitas yang tidak homogen.

$$g(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x) \geq \theta(x) \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (2.6)$$

Seperti pengecatan *global thresholding*, rumus 2.5 tidak menyediakan petunjuk mengenai bagaimana $\theta(x)$ dihitung. Beberapa pendekatan umum *local thresholding* yang banyak digunakan adalah Niblack, Mardia and Hainsworth, dan Indicator Kriging.

Niblack Thresholding

Algoritma Niblack menghitung mean dan standar deviasi untuk mendapatkan *threshold*.

$$\theta(x) = \text{Mean}\{f(x') \mid \|x - x'\|_\infty \leq W\} + \lambda \sqrt{\text{Var}\{f(x') \mid \|x - x'\|_\infty \leq W\}} \quad (2.7)$$

Mean dan Var merupakan rata-rata dan varian lokal empiris, menggunakan titik pusat x , dan menggunakan *window* berukuran W . λ merupakan parameter dari metode ini. Aturan *binarization* yang dideskripsikan rumus 2.7 mengasumsikan *foreground* dan *background* merupakan area yang *smooth*, dimana nilai keabuan bervariasi dengan rata-rata yang tidak diketahui, dan diestimasi di dalam *window* di sekeliling koordinat x .

Sistem akan gagal pada area luas dengan kontras rendah. Diasumsikan *window* W pada x berisi area yang *smooth* dengan sedikit noise. Maka perkiraan varian akan kecil, sehingga berakibat kesalahan segmentasi yang disebabkan oleh noise atau frekuensi variasi yang rendah di dalam citra.

Modifikasi heuristik dari rumus Niblack yang menyelesaikan permasalahan tersebut diusulkan oleh Sauvola dan Pietikainen. Threshold pada $\theta(x)$, di dalam *window* berukuran W , tetapi dengan penambahan parameter R .

$$\theta(x) = \text{Mean}\{f(x') \mid \|x - x'\|_\infty \leq W\} \left(1 + \lambda \left(\frac{\sqrt{\text{Var}\{f(x') \mid \|x - x'\|_\infty \leq W\}}}{R} - 1 \right) \right) \quad (2.8)$$

Parameter R dapat dipikirkan sebagai normalisasi pendekatan dari standar deviasi. Nilai eksak dari R tidak krusial selama nilai dari $\sqrt{\text{Var}\{.\}}/R$ berada di dalam jangkauan nol dan satu untuk sebagian besar voxel.

Metode Mardia and Hainsworth

Mardia dan Hainsworth mengusulkan algoritma untuk *spatial thresholding*. Ide mereka adalah untuk mendapatkan variabel *random* $G(x)$ pada tiap lokasi voxel x sebagai kombinasi linier dari voxel tetangga x' .

$$G(x) = \sum_{x' \in N(x) \cup \{x\}} \gamma_{x'} F(x') \quad (2.9)$$

Koefisien γ harus spesifik. G dapat diinterpretasikan sebagai nilai voxel sehingga permasalahan *threshold* menjadi *voxel-wise thresholding*.

Asumsi yang diberikan pada algoritma Mardia-Hainsworth adalah nilai keabuan *foreground* dan *background* dari citra mengikuti distribusi normal dengan Untuk parameter (μ_0, σ) dan (μ_1, σ) , dan variansi diasumsikan sama. Kemudian, G akan menjadi variabel random Gaussian dengan kondisi kelas $\mu_i^G, i \in \{0,1\}$.

$$\mu_i^G = \left(\sum_{x' \in N(x) \cup \{x\}} \gamma_{x'} \right) \mu_i \quad (2.10)$$

Untuk aplikasi, direkomendasikan nilai $\gamma_{x'} = 1/|N(x) \cup \{x\}|$, sehingga menghasilkan mean lokal $\mu_i^G = \mu_i$. *Threshold* lokal optimal θ dihitung menggunakan rumus 2.5. Algoritma Mardia-Hainsworth tersusun dari *local thresholding* dengan *median filter* untuk mengurangi *voxel noise* mempunyai dua langkah berikut:

1. Untuk setiap voxel x , lakukan *thresholding* $G(x)$ menggunakan rumus 2.5 dengan $\gamma = 1/|N(x) \cup \{x\}|$.

2. *Median filter* dari image yang dihasilkan dengan mask berukuran 3x3x3, kemudian update $\mu_0, \mu_1, \text{ dan } \sigma$.

Dua langkah tersebut diulang sampai konvergen. Ini adalah thresholding Bayesian yang dioperasikan pada voxel yang dihaluskan dengan mean filter. Namun komputasi yang dibutuhkan sangat tinggi.

Indicator Kriging

Thresholding menggunakan indikator kriging dideskripsikan oleh Oh dan Lindquist. Kriging merupakan metode interpolasi yang umum digunakan pada geostatistik. Kriging bergantung pada estimasi lokal kovarian untuk *thresholding* dan mirip dengan metode Mardia-Hainsworth yang mengestimasi nilai dari voxel x menggunakan kombinasi linier dari tetangga-tetangganya. Estimator kriging dibangun menggunakan kombinasi linier $G(x)$ dari rumus 2.9 dengan $\gamma_x = 0$, sehingga voxel tengah tidak diikuti pada kombinasi linier. Indikator kriging merupakan modifikasi dari kombinasi linier dimana distribusi kontinu voxel $F(x)$ diubah menjadi variable *binary* i .

$$G(x) = \sum_{x' \in N(x)} \gamma_{x'} i(\theta; f(x')) \quad (2.11)$$

$$\text{dimana } i(\theta; f(x')) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x) < \theta \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

Perlu diperhatikan bahwa definisi i berbeda dari konvensi untuk *threshold*, yaitu nilai voxel yang lebih besar merupakan *background* dari citra. Pusat perhatian adalah nilai threshold θ , dan jika diketahui density $p(\theta)$, kita dapat menghitung *threshold* optimal. Distribusi yang belum diketahui didekati oleh rumus 2.11 dengan koefisien γ yang dipilih untuk meminimalkan *mean square error* untuk $p(\theta)$ yang belum diketahui. Jika koefisien γ dinormalisasi sehingga $\sum_{x'} \gamma_{x'} = 1$, kita dapat menginterpretasikan hasil sebagai probabilitas dari nilai keabuan pada voxel x tidak melebihi threshold θ sebagai berikut

$$p(\theta; x) = \Pr(f(x) \leq \theta) = G(x) = \sum_{x' \in N(x)} \gamma_{x'} i(\theta; f(x')) \quad (2.12)$$

Dengan koefisien γ yang telah dinormalkan, persamaan 2.11 merupakan estimator yang tidak bias dan *mean square error* (MSE) diberikan melalui rumus berikut.

$$\begin{aligned} MSE &= \text{Var}[p(\theta) - p(\theta; x)] = E \left[(p(\theta) - p(\theta; x))^2 \right] \quad (2.13) \\ &= E \left[\left(i(x) - \sum_{x' \in N(x)} \gamma_{x'} i(x') \right)^2 \right] = E \left[\left(\sum_{x' \in N(x) \cup \{x\}} a_{x'} i(x') \right)^2 \right] \\ &= \sum_{x'} \sum_{x''} a_{x'} a_{x''} C_i(x' - x'') \end{aligned}$$

Koefisien a didefinisikan sedemikian rupa sehingga $a_x = 1$ dan $a_{x'} = -\gamma_{x'}$. Sedangkan $C_i(\cdot)$ merupakan kovarian dari indikator. Dengan menggunakan normalisasi untuk koefisien γ dan pengali λ , bentuk sederhana dari rumus 2.13 dapat dianggap sebagai optimasi Lagrang.

$$\begin{aligned} L_\lambda &= \sum_{x'} \sum_{x''} a_{x'} a_{x''} C_i(x' - x'') + \lambda \left(\sum_{x'} a_{x'} - 1 \right) \quad (2.14) \\ \frac{dL_\lambda}{da_{x'}} &= \sum_{x''} \gamma_{x''} C_i(x' - x'') + \lambda = C_i(x' - x'') \end{aligned}$$

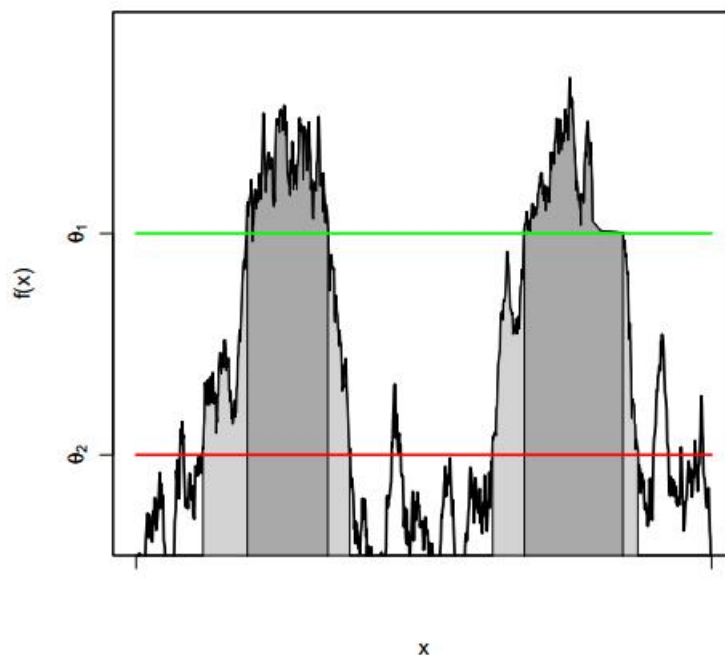
Diasumsikan bahwa nilai keabuan dalam keadaan stasioner. Untuk memperkirakan kovarian indikator pada rumus 2.14, sebuah perkiraan awal dari citra harus diberikan. Algoritma segmentasi indikator kriging adalah sebagai berikut:

1. Cari perkiraan awal dari dua threshold θ_0 dan θ_1 dari histogram citra, bagi $f(x)$ menjadi kelompok yang terpisah antara *foreground* dan *background*.

2. Perkirakan fungsi kovarian C_i dari indikator i .
3. Minimalkan MSE dengan rumus 2.14, memberikan himpunan koefisien $\{\gamma_{x'}\}$.
4. Jika $p(\theta_0; x) > 1 - p(\theta_1; x)$, buat x menjadi background, jika tidak *foreground*. Kembali ke langkah 2.

2.2.3 Hysteresis

Permasalahan umum lain pada segmentasi citra adalah bahwa *segment of interest* terdefinisi dengan baik oleh intensitasnya, namun juga terdapat struktur lain (*noise*) dengan nilai tinggi. *Global thresholding* akan meremehkan ukuran dari segmen yang sebenarnya (karena θ terlalu besar) atau akan menyertakan *noise* pada *foreground* (karena θ terlalu kecil).



Gambar 2.1 Hysteresis Thresholding

Salah satu jalan untuk mengatasi situasi ini, dimana nilai distribusi voxel *foreground* dan *background* saling tumpang tindih, adalah *hysteresis thresholding*, juga dikenal sebagai *double thresholding*. *Hysteresis thresholding* menggunakan dua *threshold*, $\theta_1 > \theta_2$, dan mulai dari voxel x dengan $f(x) \geq \theta_1$. Kemudian

semua voxel x' secara iteratif dijadikan *foreground* dan menjadi tetangga dari voxel *foreground* yang memenuhi kondisi $f(x') \geq \theta_2$.

Prosedur ini memastikan segmentasi dari *region* yang terhubung, karena beberapa *foreground* terpilih saat tetangganya mempunyai nilai yang lebih rendah. Pada saat yang sama, voxel *background* yang mengganggu ditahan oleh *threshold* yang lebih tinggi θ_1 .

2.3 Segmentasi

Banyak algoritma segmentasi dapat ditemukan di berbagai literatur. Berdasarkan sifat dasar permasalahan segmentasi, sebagian besar algoritma digunakan secara spesifik untuk permasalahan tertentu, namun tidak terlalu signifikan untuk sebagian besar permasalahan. Dari berbagai studi dan literatur algoritma segmentasi diklasifikasikan menjadi tiga teknik, yaitu *structural*, *stochastic*, dan *hybrid*. Klasifikasi dilakukan berdasarkan pada pendekatan segmentasi. Teknik *structural* memanfaatkan informasi tentang struktur dari wilayah yang akan disegmentasi. Teknik *stochastic* menerapkan voxel diskrit tanpa mempertimbangkan struktur wilayah. Informasi lokal berbasis pada setiap voxel digunakan untuk memutuskan apakah suatu voxel milik suatu wilayah yang diinginkan. Teknik *hybrid* mempunyai karakteristik *structural* dan *stochastic*. (Lakare, 2000)

2.3.1 Teknik *Structural*

Teknik *structural* mencoba menemukan properti dari wilayah yang akan disegmentasi. Properti struktural seperti *intersection surface* (garis pada 2D) dideteksi di dalam volume dan kemudian digabungkan untuk segmentasi wilayah. Pada beberapa algoritma, informasi struktural disimpan dan digunakan kemudian untuk melakukan segmentasi pada *dataset* yang sama.

Teknik Edge-Detection 3D

Teknik *edge detection* bertujuan mendeteksi tepi atau permukaan pada suatu volume untuk melakukan segmentasi. Garis dibentuk pada irisan antara dua wilayah dengan intensitas berbeda. Teknik *edge detection* pada pekerjaan tiga

dimensi mempunyai dua langkah, yaitu (1) Garis lokal dideteksi menggunakan beberapa bentuk pembedaan, dan (2) Garis lokal dikelompokkan untuk membentuk permukaan luar yang memisahkan wilayah yang diinginkan dengan voxel lain.

Beberapa operator *edge detection* telah diusulkan untuk tujuan ini, Liu (1977) mengusulkan algoritma deteksi permukaan 3D yang memperluas operator Roberts pada ruang 3D. Herman dan Liu (1978) memperluas lagi untuk 4D. Zucker dan Hummel (1979, 1981) membangun operator *edge detection* optimal 3D, yang pada intinya merupakan operator Sobel.

Salah satu keuntungan dari teknik *edge detection* adalah dapat bekerja dengan baik pada *dataset* dengan kontras yang baik antara wilayah yang berbeda. Garis dapat dideteksi dengan sempurna dan dapat diverifikasi secara visual. Sedangkan keburukannya, algoritma-algoritma ini mendeteksi semua garis. Sangat sulit menemukan korelasi antara garis dan *region-of-interest*. Algoritma ini memberikan hasil yang buruk untuk *dataset* dengan kontras yang rendah antar wilayah. Algoritma ini juga rentan terhadap *noise*. Pada banyak kasus, algoritma ini tidak digunakan secara mandiri, tetapi digabungkan dengan algoritma segmentasi lain untuk menyelesaikan suatu permasalahan.

Teknik Morfologi

Matematika morfologi menggunakan transformasi himpunan untuk menganalisis citra. Matematika morfologi mengekstrak dampak dari suatu bangun pada citra menggunakan konsep *structuring elements* (SE). SE mengeluarkan informasi primitif dari suatu bangun. Suatu bangun dideskripsikan sebagai himpunan vektor yang direferensikan pada suatu titik, yaitu titik tengah. Selama operasi morfologi, titik tengah melakukan scanning terhadap seluruh citra dan informasi kesamaan bangun digunakan untuk mendefinikan transformasi. Citra hasil transformasi merupakan fungsi dari distribusi SE pada seluruh citra. Operasi dasar morfologi dapat dideskripsikan sebagai ruang *arbitrary* E. $P(E)$ merupakan himpunan dari seluruh himpunan-himpunan bagian $X \in E$. Dengan setiap titik X pada ruang E berasosiasi dengan himpunan $B(X)$ yang dipanggil oleh SE.

Himpunan $X \in P(E)$ dapat dimodifikasi oleh E berdasarkan transformasi himpunan X . B_x merupakan notasi untuk translasi B pada vektor x .

Dua transformasi dasar pada matematika morfologi adalah erosi dan dilasi. Erosi dan dilasi didefinisikan menggunakan asumsi di atas sebagai:

1. Erosi: $\{X: B_x \subset X\}$

Himpunan erosi dari X merupakan lokasi dari titik tengah x dari translasi B_x dan termasuk dalam himpunan X . Dinotasikan sebagai $X \ominus B$.

$$X \ominus B = \bigcap_{b \in B} X_b \quad (2.15)$$

2. Dilasi

Dilasi merupakan transformasi ganda dari erosi dan diwujudkan sebagai

$$X \oplus B = (X \ominus B)^c \quad (2.16)$$

Dimana \oplus merupakan dilasi, dan C merupakan operasi compliment.

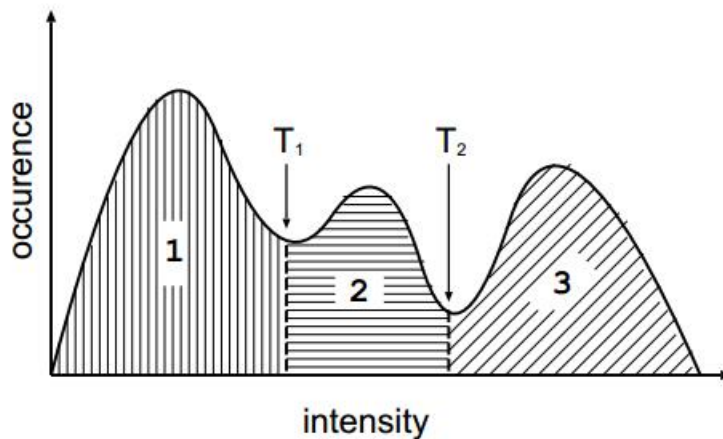
Operasi morfologi pada umumnya mudah dipahami dan diimplementasikan, namun sulit dikendalikan. Sebagai contoh, sulit mengontrol operasi dilasi kecuali diberikan batas atas terhadap berapa kali dilasi harus dilakukan. Algoritma ini pada umumnya membutuhkan kriteria eksternal untuk pengontrolan. Operasi ini juga beresiko saat terjadi perubahan morfologi dari *dataset* input. Dilasi yang diikuti oleh operasi erosi mengakibatkan hilangnya frekuensi tinggi dan penutupan lubang. Sebaliknya, Erosi yang diikuti oleh dilasi dapat menimbulkan lubang dan frekuensi tinggi. Algoritma ini harus dihindari ketika akurasi merupakan pertimbangan utama dan terdapat resiko hilangnya data yang penting. Sama seperti edge detector, operasi morfologi bukan merupakan algoritma segmentasi mandiri, tetapi pada umumnya merupakan bagian dari urutan segmentasi.

2.3.2 Teknik *Stochastic*

Teknik ini melakukan segmentasi hanya dengan analisis statistik saja. Algoritma ini tidak memperhatikan informasi struktural sama sekali.

Pendekatan *Thresholding*

Pada teknik ini, sebuah nilai disebut *threshold* digunakan untuk membuat partisi *binary* dari intensitas voxel. Semua voxel dengan intensitas lebih besar atau sama dengan *threshold* dikelompokkan menjadi satu dalam sebuah kelas, dan voxel dengan intensitas di bawah *threshold* dikelompokkan menjadi kelas lain. Penggunaan sebuah nilai *threshold* menghasilkan volume yang disegmentasi secara *binary*.



Gambar 2.2 Multi Thresholding

Teknik ini dapat dikembangkan menggunakan *multiple threshold*, dimana sebuah wilayah didefinisikan oleh dua *threshold*, bawah dan atas. Setiap voxel dari volume input menjadi milik salah satu wilayah berdasarkan intensitasnya. Teknik ini dikenal sebagai *multi thresholding* (Sahoo, 1988). Gambar 2.2 menunjukkan histogram dari multi thresholding. Untuk menerapkan thresholding, ditentukan dua *threshold* T_1 dan T_2 . Akan didapatkan tiga wilayah yang berbeda pada histogram.

Walaupun sederhana, teknik ini sangat efektif untuk mendapatkan segmentasi pada volume dengan kontras yang baik antar wilayah. *Thresholding*

pada umumnya digunakan sebagai langkah pertama pada segmentasi dari suatu volume.

Kekurangan utama dari teknik ini adalah hasil sangat tergantung dari nilai *threshold*. Perubahan yang dilakukan pada nilai *threshold* akan menghasilkan wilayah segmentasi yang berbeda. *Threshold* biasanya dihasilkan secara interaktif menggunakan umpan balik visual. Terdapat beberapa metode otomatis dengan tingkat kesuksesan yang bervariasi dalam menentukan nilai *threshold* (Jiang, 1988). Kekurangan lain yang merupakan konsekuensi langsung dari kekurangan di atas adalah *thresholding* sangat sensitif terhadap *noise* dan intensitas yang tidak homogen. Sehingga *thresholding* tidak dapat diterapkan dengan mudah pada MRI dan ultrasound.

Teknik Klasifikasi

Teknik klasifikasi merupakan teknik pengenalan pola yang mencari partisi berupa *feature space* yang diturunkan dari volume menggunakan data dengan label yang diketahui (Pham, 2000). *Feature space* merupakan jangkauan dari N-dimensi *feature vector* yang dibentuk dari fitur dari tiap voxel. Fitur dapat berupa intensitas voxel, gradien pada voxel, jarak voxel dari tepi volume, dan sebagainya. Secara matematis, suatu *feature space* dapat berupa jangkauan dari fungsi-fungsi pada volume.

Classifier merupakan kategori *supervised* sehingga memerlukan data training yang telah disegmentasi (baik secara manual atau dari suatu metode). Data yang telah disegmentasi digunakan sebagai referensi untuk menjalankan segmentasi secara otomatis pada data baru.

Bentuk sederhana dari *classifier* adalah *nearest-neighbor classifier*, dimana tiap piksel atau voxel diklasifikasikan pada kelas yang sama dengan data training dengan intensitas terdekat. *Classifier k-nearest-neighbor* (kNN) merupakan generalisasi dari pendekatan ini, dimana piksel diklasifikasikan berdasarkan mayoritas data training k yang terdekat. Contoh lain dari *classifier* sejenis adalah Parzen *window*, dimana klasifikasi dilakukan berdasarkan mayoritas pemilihan di dalam *window* yang telah didefinisikan dari *feature space* yang dipusatkan pada voxel yang tidak berlabel (dipetakan ke *feature space*).

Kedua *classifier* merupakan *non-parametric* karena mereka tidak menerapkan asumsi-asumsi tentang struktur statistik dari data.

Classifier lain yang banyak digunakan adalah *maximum-likelihood* (ML) atau *classifier* Bayes. Asumsi dasar yang dipakai adalah intensitas voxel merupakan contoh yang independen dari campuran distribusi probabilitas, biasanya Gaussian. Campuran tersebut disebut *finite-mixture-model*, dan diberikan oleh *probability density function* berikut.

$$f(y_j; \theta, \pi) = \sum_{k=1}^K \pi_k f_k(y_j; \theta_k) \quad (2.17)$$

Dimana y_j adalah intensitas piksel j , f_k merupakan komponen dari *probability density function* dengan parameter θ_k , dan $\theta = [\theta_1, \dots, \theta_K]$. Variabel π_k merupakan koefisien campuran yang menjadi kontribusi dari setiap *density function* dan $\pi = [\pi_1, \dots, \pi_K]$.

Untuk mengumpulkan data training, diambil sample yang representatif dari setiap model campuran. Setiap θ_k diestimasi dari data training. Untuk campuran Gaussian, hal ini berarti mengestimasi K mean, kovarian, dan koefisien campuran. Klasifikasi dari data baru didapatkan dengan membandingkan setiap voxel pada kelas dengan probabilitas tertinggi. Saat data benar-benar mengikuti distribusi campuran Gaussian, *classifier* ML bekerja dengan baik dan mampu melakukan soft segmentation yang tersusun dari probabilitas terbaik.

Classifier standar berharap struktur yang disegmentasi mempunyai fitur yang dapat dikuantisasi. Karena data training dapat diberi label, *classifier* dapat memberikan label ini kepada data baru selama *feature space* dapat dibedakan dengan baik untuk tiap label. Klasifikasi bukan merupakan aktivitas iterasi, sehingga komputasi yang dilakukan lebih efisien, dan tidak seperti thresholding, klasifikasi dapat diterapkan pada volume *multi-channel*.

Kekurangan dari *classifier* adalah tidak melakukan pemodelan spasial. Kelemahan ini dialami oleh studi-studi yang melibatkan informasi tentang *neighborhood* dan *geometric*. Kekurangan lain adalah interaksi manual untuk

mendapatkan data training. Data training dapat diperoleh dari setiap volume yang memerlukan segmentasi, namun akan memerlukan banyak waktu dan aktivitas. Di lain pihak, menggunakan data training yang sama untuk variasi data yang lebih banyak dapat menimbulkan hasil yang bias karena mengabaikan keadaan anatomi dan fisiologi dari subjek-subjek yang berbeda.

2.3.3 Pendekatan *Hybrid*

Pendekatan *hybrid* mempunyai algoritma segmentasi yang tidak dapat digolongkan di teknik *structural* dan *stochastic*. Algoritma akan menggunakan penggabungan karakter dari kedua teknik.

Region Growing

Region growing adalah teknik *hybrid* yang paling sederhana. *Region growing* merupakan teknik untuk mengekstrak *region* yang terkoneksi dari volume 3D menggunakan kriteria koneksi yang telah didefinisikan. Kriteria tersebut secara sederhana dapat berupa intensitas voxel atau output dari algoritma segmentasi lainnya (Haralick, 1985). *Region growing* membutuhkan *seed-point* untuk memulai prosesnya. Dari *seed-point*, algoritma berkembang sampai memenuhi kriteria.

Sama seperti *thresholding*, *region growing* merupakan metode yang sederhana, namun tidak digunakan untuk melakukan segmentasi secara mandiri. *Region growing* membentuk bagian dari urutan segmentasi untuk pendekatan tertentu. *Region growing* sering digunakan sebagai metode primer untuk memahami data 3D sebelum segmentasi yang kompleks dilakukan.

Kekurangan utama dari algoritma ini adalah membutuhkan *seed-point* yang pada umumnya dilakukan dengan interaksi manual. Terlebih lagi, dibutuhkan *seed-point* untuk setiap wilayah yang disegmentasi. *Region growing* sensitif terhadap *noise* dan efek volume partial yang menyebabkan wilayah yang diekstrak mempunyai lubang atau terputus.

Split and Merge

Algoritma ini mirip dengan *region growing*. Algoritma ini memerlukan data input yang wilayahnya diorganisasi menjadi struktur *grid* piramid, dan setiap wilayah diorganisasi ke dalam kelompok yang berisi delapan (untuk 3D) (Ballard, 1982). Setiap wilayah di-*split* menjadi delapan subwilayah, dan delapan subwilayah di-*merge* menjadi sebuah wilayah yang lebih besar. Seperti pada *region growing*, kriteria untuk melakukan *merge* dapat menggunakan apapun. Kriteria dapat berupa intensitas voxel atau pengecekan kondisi berdasarkan output dari tahap segmentasi sebelumnya. Diasumsikan kriteria mempunyai notasi C . Algoritma dapat dituliskan menjadi dua langkah sebagai berikut:

1. Ambil sebuah wilayah R pada struktur *grid*. Jika $C(R)$ bernilai *false*, *split* wilayah menjadi delapan subwilayah. Jika untuk wilayah R_1, R_2, \dots, R_8 , $C(R_1 \cup R_2 \cup \dots \cup R_8) = \text{true}$, *merge* menjadi satu wilayah. Saat tidak ada *region* yang bisa di-*merge*, maka berhenti.
2. Jika terdapat wilayah tetangga R_i dan R_j sehingga $C(R_i \cup R_j) = \text{true}$, *merge* wilayah ini.

Keuntungan utama dari metode ini dibandingkan dengan *region growing* adalah tidak memerlukan *seed-point* sehingga tidak diperlukan interaksi manual. Kekurangannya, input harus diorganisasi menjadi struktur *grid* piramid sehingga sulit dilakukan untuk *dataset* yang berukuran besar.

2.4 *Craniofacial Reconstruction*

Craniofacial reconstruction merupakan peralatan yang berguna dalam identifikasi dari tengkorak saat kurangnya bukti forensik untuk menentukan sebuah identitas. Sebagai contoh, ketika manusia tidak bisa dikenali, terbakar, terpotong, atau mengalami mutilasi, *craniofacial reconstruction* dapat menjadi pilihan terakhir untuk membantu investigasi saat terjadi kebuntuan solusi. Tujuan *craniofacial reconstruction* adalah untuk membuat ulang kemiripan dari wajah yang sebenarnya menggunakan hubungan antara jaringan lunak dan tulang

tengkorak. Hal ini dapat membantu keluarga atau teman untuk mengenali korban sehingga dapat dilanjutkan dengan teknik klasik seperti susunan gigi, analisis DNA, atau perbandingan catatan medis (Deng, 2016).

Secara tradisional, *3D craniofacial reconstruction* dilakukan oleh artis forensik, yang memodelkan wajah dari tengkorak dengan secara manual menambahkan tanah liat atau plastisin pada tengkorak atau replikanya. Metode manual diklasifikasikan menjadi tiga kategori, yaitu (1) metode Rusia, mengikuti anatomi dari kepala dan leher, (2) metode Amerika, bergantung pada pengukuran secara hati-hati terhadap ketebalan jaringan di permukaan tengkorak, dan (3) metode Manchester, kombinasi antara metode Rusia dan Amerika.

Stephan (2006) mengusulkan opini yang berbeda, yaitu semua metode di atas bergantung pada informasi mendalam pada jaringan lunak dan pengetahuan anatomi, sehingga klasifikasi menjadi tidak cocok. Namun, semua metode manual membutuhkan pengetahuan antropologi dan anatomi, dan sangat bergantung pada pengalaman artis forensik, sehingga artis yang berbeda akan memberikan hasil yang berbeda. Lagipula, metode manual seringkali membutuhkan waktu yang lama dan hanya memberikan sebuah hasil rekonstruksi.

Dengan berkembangnya ilmu komputer dan citra medis, terdapat banyak metode terbantu komputer yang diusulkan untuk *craniofacial reconstruction* (Claes, 2010). Dibandingkan dengan metode manual, metode terbantu komputer merupakan metode yang konsisten, objektif, dan efisien. Inti dari metode ini adalah model *craniofacial*, yang mengandung tiga komponen, yaitu: *craniofacial template* (CFT), *craniofacial information* (CFI), dan *craniofacial deformation* (CFD).

CFT merupakan referensi pengetahuan wajah atau titik awal untuk memulai aktivitas. CFT dapat merupakan individu spesifik yang dipilih dari database dengan properti seperti keturunan, jenis kelamin, dan umur dari target tengkorak, atau wajah generik, atau model statistik.

CFI mengandung hubungan antara wajah dan tengkorak, dan biasanya hubungan ini dapat berupa informasi mendalam dari jaringan lunak, otot wajah, model *principal component analysis* (PCA) dari kepala, fungsi mapping dari bentuk tengkorak sampai bentuk wajah. Fungsi mapping seringkali didapat

dengan menggunakan teknik regresi, seperti *latent root regression*, *support vector regression*, dan *partial least square regression* (PLSR).

Craniofacial reconstruction untuk suatu target tengkorak melakukan transformasi CFT agar sesuai dengan tengkorak berdasarkan CFI, dan transformasi dapat berupa *generic non-rigid deformation*, contohnya *thin-plate spline* (TPS)-*based deformation* dan *face-specific deformation*, yang dibatasi dan dipelajari dari database wajah.

Wajah dan tengkorak merupakan objek yang sangat kompleks. Variasi bentuk wajah dan tengkorak pada umumnya ditentukan oleh bentuk global dan detail lokal. Hampir semua metode *craniofacial reconstruction* dengan komputer melakukan aktivitas secara holistik, yaitu mengambil seluruh wajah atau tengkorak untuk menganalisis bentuk. Pada umumnya metode ini berhasil mendapatkan bentuk global, namun tidak untuk detail lokal, sehingga hasilnya hanya berupa wajah umum dari tengkorak yang tidak teridentifikasi. Wajah yang dihasilkan terlalu mulus dan tidak mengandung kepribadian, sehingga tidak baik untuk identifikasi. Lagipula, hubungan antara wajah dan tengkorak tidak sama di setiap bagian *craniofacial*, dan hal ini juga diabaikan pada metode holistik.

Untuk menyelesaikan permasalahan tersebut beberapa metode *partial craniofacial reconstruction* telah diusulkan. Pada metode ini, tengkorak dan wajah dibagi menjadi beberapa *region*, seperti hidung, mulut, mata, dan *frame*. Hubungan antara setiap *region* tengkorak dan *region* wajah yang bersesuaian diperkirakan secara terpisah. Kemudian untuk suatu tengkorak, setiap *region* wajah direkonstruksi berdasarkan pada hubungan yang berbeda, dan kemudian disatukan untuk memperoleh seluruh wajah. *Region* dari tengkorak dan wajah dapat direpresentasikan dengan cara yang berbeda, *spatially sparse* atau *spatially dense*.

Landmark dan pengukuran jarak termasuk representasi *sparse*, mereka mudah diimplementasikan namun tidak cukup untuk merepresentasikan detail dari suatu *region*. Jadi representasi *spatially dense* lebih baik untuk digunakan, seperti *extended normal vector field* dan *vertex coordinate*. *Vertex coordinate* lebih banyak digunakan. Metode *vertex coordinate* mendeskripsikan bahwa tengkorak dan wajah dinormalisasi menggunakan sistem koordinat *uniform* yang

didefinisikan oleh Frankfurt plane, sehingga ketidakkonsistenan pose kepala dapat dihilangkan.

Namun, posisi dan rotasi fitur atau *region* wajah berbeda antar individu, dan ketidakkonsistenan ini tidak dapat dihilangkan oleh sistem koordinat uniform. Maka dari itu, tambahan sistem koordinat lokal untuk setiap region tengkorak dan region wajah yang bersesuaian sangat dibutuhkan.

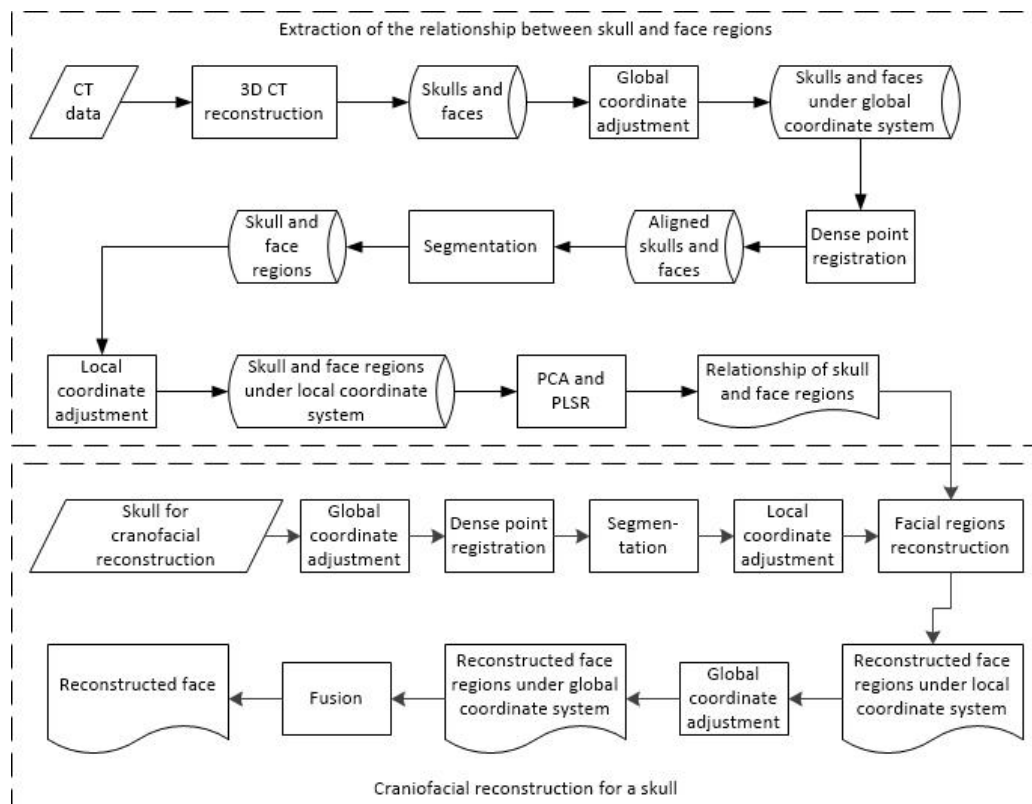
Saat menyatukan *region-region* wajah menjadi satu untuk menghasilkan wajah lengkap, metode region yang ada pada umumnya menempelkan *feature region*, seperti mata, hidung, mulut, dan telinga, ke *frame region*. Ukuran *frame region* lebih besar daripada ukuran *feature region*. Secara teori, rekonstruksi untuk region yang kecil akan lebih akurat daripada region yang besar. Untuk memaintain rekonstruksi dari *feature region*, dilakukan pendekatan terbalik, yaitu menempelkan *frame region* ke *feature region*.

Deng (2016) mengusulkan dua kontribusi untuk *craniofacial reconstruction*, yaitu:

1. Didefinisikan dua tipe sistem koordinat, yaitu sistem koordinat global, yang berfungsi untuk menghilangkan ketidakkonsistenan pose kepala, dan sistem koordinat lokal, yang berfungsi untuk menghilangkan ketidakkonsistenan posisi dan rotasi dari *region*. Hal ini dapat menghasilkan perhitungan hubungan antara *region* wajah dan region tengkorak dengan lebih akurat.
2. Diusulkan strategi penggabungan baru. Dengan menempelkan *frame region* ke *feature region*. Keuntungannya adalah rekonstruksi regional dapat lebih dimaintain, sehingga menghasilkan rekonstruksi yang akurat.

Gambar 2.3 menunjukkan metode yang digunakan oleh Deng. Metode Deng terdiri dari dua fase. Fase pertama adalah mempelajari hubungan antara wajah dan tengkorak. Fase ini mempunyai enam langkah. Langkah pertama adalah merekonstruksi permukaan tengkorak dan wajah dari citra CT dan membuat database kepala. Semua kepala di dalam database ditransformasi menjadi sistem koordinat *uniform*, dan disebut dengan sistem koordinat global, merupakan langkah kedua. Langkah ketiga melakukan korespondensi *dense point-*

to-point dari tengkorak yang berbeda menggunakan metode registrasi 3D. Kemudian, tengkorak dan wajah yang telah dinormalisasi disegmentasi menjadi tujuh region merupakan langkah keempat. Langkah kelima, sistem koordinat lokal didefinisikan untuk menyatukan region tengkorak dan region wajah yang bersesuaian. Terakhir, wajah dan tengkorak direpresentasikan oleh parameter menggunakan PCA, dan hubungan antara keduanya diestimasi menggunakan PLSR.



Gambar 2.3 Metode Deng 2016

Fase kedua adalah merekonstruksi wajah untuk tengkorak yang diberikan. Tengkorak ditransformasi menjadi sistem koordinat global dan dinormalisasi menggunakan metode registrasi. Kemudian disegmentasi menjadi tujuh region, dan masing-masing akan ditransformasi menjadi sistem koordinat lokal. Region wajah akan diciptakan menggunakan hubungan yang didapatkan dari fase pertama, kemudian ditransformasi kembali menjadi sistem koordinat global.

Terakhir, menyatukan semua region untuk menghasilkan seluruh wajah untuk tengkorak.

2.5 *Exhaustive Search*

Exhaustive search adalah teknik penyelesaian masalah yang menghimpun semua kemungkinan kandidat solusi dan memeriksa apakah setiap kandidat dapat memberikan solusi terhadap permasalahan yang diberikan. *Exhaustive search* disebut juga sebagai *brute-force search* atau *generate and test*.

Exhaustive search banyak digunakan pada berbagai studi dan penelitian. Yousef (2013) menggunakan *exhaustive search* untuk *template matching*. Didefinisikan *template q* sebagai sebuah *window* berukuran $n \times n$ piksel. Ingin dicari bagian dari citra yang sangat mirip dengan *template q*. Kemiripan didapatkan dengan melakukan pengukuran jarak antara q dengan p , dan p merupakan bagian citra dengan posisi yang berhimpitan dengan q . Bila jarak antara p dan q kurang dari *threshold T*, maka disimpulkan terjadi kemiripan.

Algoritma dasar yang untuk menyelesaikan permasalahan ini adalah *full search* atau *exhaustive search*. *Template q* akan digerakkan di seluruh bagian citra untuk dicari jarak terkecil atau selisih jarak yang kurang dari *threshold T*. Bagian citra yang memenuhi kriteria, akan disimpulkan sebagai solusi.

Pada kriptografi, *brute-force attack* memeriksa semua kemungkinan kunci sampai kunci yang benar ditemukan (Burnett, 2007). Secara teori, *attacker* yang tidak dapat memanfaatkan kelemahan dari sistem enkripsi dapat menggunakan strategi ini untuk membuka data terenkripsi (Paar, 2010).

Exhaustive search mudah diimplementasikan dan selalu menemukan solusi jika ada, harga yang harus dibayar proposional dengan kandidat solusi. Kandidat solusi berkembang dengan pesat saat ukuran problem meningkat. *Exhaustive search* digunakan ketika ukuran problem dibatasi atau ketika suatu heuristik digunakan untuk mengurangi banyaknya kandidat. *Exhaustive search* juga digunakan saat kesederhanaan implementasi lebih penting daripada kecepatan.

Untuk menerapkan *exhaustive search* ke suatu permasalahan, empat prosedur harus diimplementasikan, yaitu *first*, *next*, *valid*, dan *output*. Prosedur-

prosedur tersebut harus menggunakan parameter P sebagai permasalahan yang akan dipecahkan, dan melakukan hal-hal berikut:

1. $\text{first}(P)$, menghasilkan kandidat solusi pertama untuk P .
2. $\text{next}(P,c)$, menghasilkan c sebagai kandidat berikutnya untuk P .
3. $\text{valid}(P,c)$, memeriksa apakah kandidat c merupakan solusi untuk P .
4. $\text{output}(P,c)$, menggunakan solusi c untuk P .

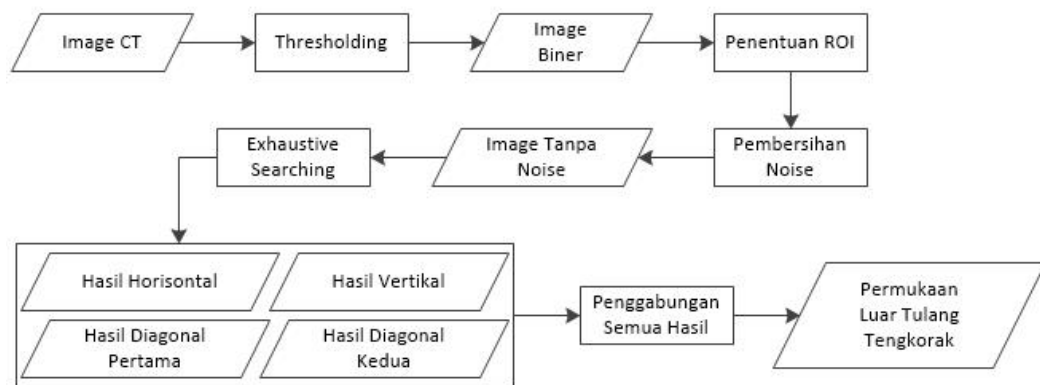
Prosedur berikutnya harus memberitahukan jika tidak ada lagi kandidat untuk P , setelah kandidat solusi c . Null-candidate dapat digunakan untuk menjawab kebutuhan tersebut. Prosedur pertama pun harus menghasilkan null-candidate jika tidak ada kandidat untuk P .

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Gambaran Umum Penelitian

Penelitian ini merupakan bagian dari penelitian besar untuk menghasilkan rekonstruksi tengkorak 3D. Langkah-langkah penelitian terlihat pada Gambar 3.1.



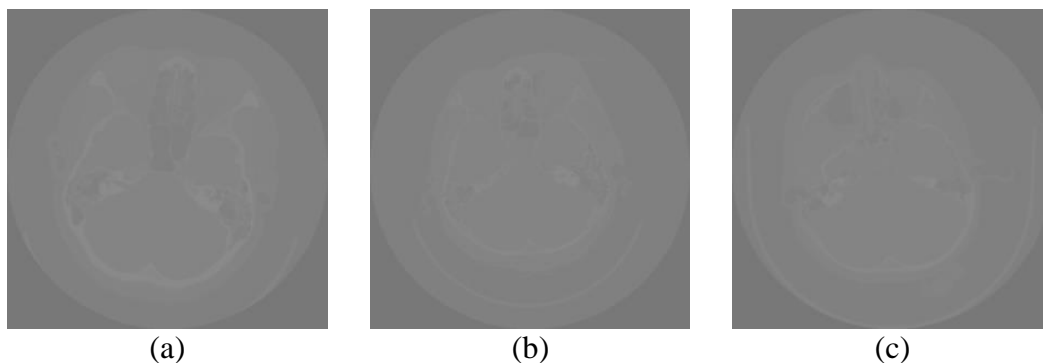
Gambar 3.1 Langkah Penelitian

Langkah-langkah penelitian dilakukan sesuai dengan Gambar 3.1 di atas. Langkah *Thresholding* berusaha mengubah citra CT dengan format DICOM (*Digital Imaging and Communications in Medicine*) grayscale menjadi *binary*. Langkah *Region of Interest* (ROI) berusaha mengambil bagian penting dari citra *binary* dan membuang bagian yang tidak diperlukan. Langkah *Exhaustive Search* menggunakan hasil dari Langkah ROI dan melakukan penelusuran menurut delapan arah mata angin, kemudian menggabungkan delapan hasil penelusuran menjadi sebuah hasil deteksi final.

Pada langkah *exhaustive search*, delapan hasil penelusuran dikelompokkan menjadi empat, yaitu hasil penelusuran horisontal, vertikal, diagonal pertama, dan diagonal kedua. Setiap kelompok penelusuran merupakan penggabungan dari dua penelusuran yang mempunyai arah berlawanan.

3.2 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan Citra CT Kepala dari 3 pasien. Citra CT disimpan dalam format DICOM *grayscale* dengan ukuran 512x512 piksel. Setiap pasien mempunyai sekurangnya 300 citra CT. Contoh data dari ketiga pasien dapat dilihat pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2 (a) Pasien 1 Citra 175, (b) Pasien 2 Citra 325, (c) Pasien 3 Citra 125

3.3 Thresholding

Data DICOM yang sudah dibuka diubah, semula berupa grayscale menjadi *black/white* atau *binary*. Nilai level *threshold* ditentukan secara manual sebesar 0.518. Penentuan nilai level ini dilakukan melalui eksperimen berulang-ulang. Rumus 2.1 menunjukkan cara kerja dari proses thresholding.

3.4 Region of Interest (ROI)

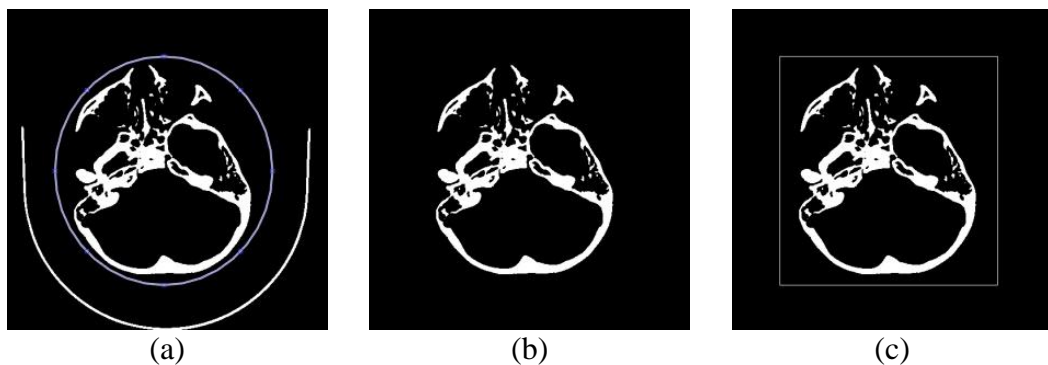
Langkah ini berusaha memusatkan komputasi hanya pada bagian utama saja, sedangkan bagian yang tidak penting (*noise*) dihilangkan. ROI dilakukan dengan menggunakan elips sebagai selektor bagian utama. Bentuk elips dipilih agar selaras dengan bagian utama. Bagian utama dibatasi oleh tulang tengkorak yang bentuknya cenderung seperti elips. Alasan lain adalah *noise* berada di sekitar tulang tengkorak sehingga lebih mudah dibuang karena berada di luar elips.

Pada penelitian ini, pemilihan posisi dan besar elips dilakukan secara manual. Pemilihan secara manual dilakukan dengan pertimbangan: (1) besar bagian utama bervariasi, dan (2) lokasi *noise* bervariasi.

Setelah elips diatur, maka akan terbentuk suatu *binary mask*, yaitu bagian di dalam elips atau tepat di garis elips akan bernilai 1 dan bagian diluar elips akan bernilai 0. *Mask* ini dioperasikan pada citra binary dengan operator logika AND. Dengan memanfaatkan sifat operator AND, maka semua piksel citra yang dioperasikan dengan 1 akan tetap, sementara semua piksel yang dioperasikan dengan 0 akan menjadi 0.

Bagian di dalam elips merupakan bagian yang dioperasikan dengan 1, sehingga nilainya tetap, dengan demikian bagian utama tetap ada di dalam citra. Bagian di luar elips merupakan bagian yang dioperasikan dengan 0, dan merupakan bagian yang mengandung noise. Berikutnya bagian ini akan berubah menjadi 0, dan noise berhasil dihilangkan.

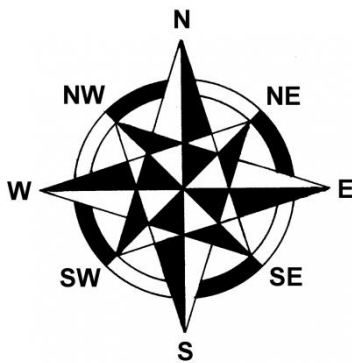
Posisi elips merupakan informasi penting yang harus disimpan. Posisi ini digunakan sebagai wilayah kerja pada tahap berikutnya, yaitu *exhaustive search*. Tujuan menggunakan wilayah ini adalah untuk memperkecil daerah komputasi sehingga didapatkan waktu proses yang lebih cepat jika dibandingkan dengan memproses seluruh wilayah citra. Gambar 3.3 menunjukkan cara kerja ROI.



Gambar 3.3 (a) Elips Biru, (b) Hasil ROI, (c) Lokasi Komputasi

3.5 Exhaustive Search

Exhaustive search diimplmentasikan sebagai metode *scanning*. *Scanning* dilakukan menurut delapan arah mata angin: Timur, Tenggara, Selatan, Barat Daya, Barat, Barat Laut, Utara, Timur Laut. Gambar 3.5 menunjukkan bentuk kompas, sedangkan Tabel 3.1 menunjukkan arah *scanning*. Kandidat solusi pertama adalah titik awal *scanning*. Sedangkan himpunan kandidat solusi adalah titik-titik di sepanjang garis penelusuran. Sebuah titik dinyatakan valid jika berwarna putih. *Exhaustive search* pada sebuah garis berhenti setelah menemukan titik putih pertama.



Gambar 3.4 Kompas

Tabel 3.1 Arah Scanning

Arah	Asal	Tujuan
Timur	Timur	Barat
Tenggara	Tenggara	Barat Laut
Selatan	Selatan	Utara
Barat Daya	Barat Daya	Timur Laut
Barat	Barat	Timur
Barat Laut	Barat Laut	Tenggara
Utara	Utara	Selatan
Timur Laut	Timur Laut	Barat Daya

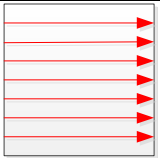
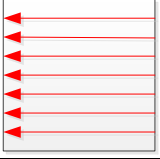
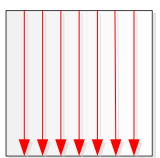
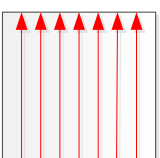
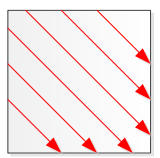


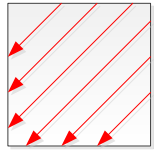
Arah Timur, Barat, Utara, dan Selatan hanya melakukan satu tahap *scanning*, sedangkan 4 arah diagonal yang lain melakukan dua tahap *scanning*. Tabel 3.2 menunjukkan perbedaan antara arah horisontal dan vertikal dengan arah diagonal.

Untuk suatu arah, *scanning* akan dihentikan jika sudah bertemu dengan piksel putih (permukaan luar tulang tengkorak), kemudian bergeser ke persamaan garis lurus berikutnya sesuai dengan perubahan konstanta c . Setelah satu set persamaan garis dilakukan, baru beralih ke arah berikutnya.

Delapan macam *scanning*, sesuai dengan arah mata angin, menghasilkan delapan hasil deteksi permukaan luar tulang tengkorak. Hasil deteksi berupa

sebuah citra *binary*, piksel putih mewakili permukaan tulang yang berhasil ditemukan. Setiap solusi mempunyai catatan tentang banyaknya piksel putih.

Tabel 3.2 Tahap Scanning

Arah	Gambar	Persamaan Garis Lurus
Timur		$y = c$ dengan: $ymin \leq c \leq ymax$
Barat		$y = c$ dengan: $ymin \leq c \leq ymax$
Utara		$x = c$ dengan: $xmin \leq c \leq xmax$
Selatan		$x = c$ dengan: $xmin \leq c \leq xmax$
Barat Laut		$y = x + c$ dengan: $ymin \leq c \leq ymax$ $x = y + c$ dengan: $xmin \leq c \leq xmax$
Tenggara		$y = x + c$ dengan: $ymin \leq c \leq ymax$ $x = y + c$ dengan: $xmin \leq c \leq xmax$
Barat Daya		$y = -x + c$ dengan: $ymin \leq c \leq ymax$ $x = -y + c$ dengan: $xmin \leq c \leq xmax$
Timur Laut		$y = -x + c$ dengan: $ymin \leq c \leq ymax$ $x = -y + c$ dengan: $xmin \leq c \leq xmax$

Sangat mungkin terjadi pencatatan terhadap piksel yang sama dari delapan scanning tersebut. Hal ini dapat tereliminasi, karena delapan hasil scanning akan digabungkan menjadi satu menggunakan operator OR. Alasan penggunaan operator OR adalah karena sifatnya, yaitu akan menghasilkan 1 jika salah satu inputnya bernilai 1 dan akan menghasilkan 0 jika semua inputnya 0. Dengan penggabungan ini, kelemahan yang terjadi pada suatu *scanning* dapat ditutup dengan hasil yang lebih baik pada scanning yang lain.

3.6 *Edge Detection*

Edge detection adalah teknik pengolahan citra untuk menemukan batas dari suatu objek di dalam citra. *Edge detection* digunakan untuk segmentasi citra dan ekstraksi data dalam bidang *image processing*, *computer vision*, dan *machine vision*.

3.6.1 *Canny Edge Detector*

Canny edge detector adalah operator *edge detection* yang menggunakan beberapa langkah algoritma untuk mendeteksi berbagai garis di dalam citra. Algoritma ini dibangun oleh John F. Canny tahun 1986.

Canny edge detection merupakan teknik untuk mengekstrak informasi struktural penting dari berbagai objek dan mengurangi banyak data yang diproses. Canny mengemukakan bahwa kebutuhan aplikasi *edge detection* pada berbagai *vision system* cenderung sama. Sehingga solusi *edge detection* untuk menjawab kebutuhan tersebut dapat diimplementasikan pada berbagai situasi. Kriteria umum untuk *edge detection* adalah: (1) deteksi garis dengan tingkat error rendah, yang berarti deteksi harus secara akurat menangkap garis pada citra sebanyak mungkin, (2) Titik pada garis yang diteksi dari operator harus secara akurat berada di tengah garis, dan (3) sebuah garis pada citra harus ditandai satu kali, dan jika memungkinkan, *noise* seharusnya tidak menciptakan garis yang salah.

Untuk memenuhi kebutuhan tersebut, Canny menggunakan kalkulus dari variasi, sebuah teknik untuk menemukan fungsi yang dapat mengoptimalkan fungsi yang digunakan. Fungsi optimal pada detektor Canny dideskripsikan

sebagai penjumlahan dari empat eksponensial, namun dapat didekati menggunakan turunan pertama dari Gaussian.

Diantara metode-metode *edge detection* yang ada, algoritma *canny edge detection* merupakan metode yang didefinisikan dengan ketat dan memberikan hasil deteksi yang baik dan dapat dipercaya. Karena mempunyai pengoptimalan yang memenuhi tiga kriteria dari *edge detection* dan mempunyai kesederhanaan proses saat implementasi, *canny edge detector* menjadi algoritma *edge detection* yang paling populer.

Proses dari *canny edge detection* disusun oleh lima langkah berikut (Canny, 1986):

1. Menerapkan *Gaussian filter* untuk menghilangkan *noise*.
2. Menemukan gradien intensitas dari citra.
3. Menerapkan *non-maximum suppression* untuk menghilangkan respon palsu pada citra.
4. Menerapkan *threshold* ganda untuk menentukan garis yang potensial.
5. Telusuri garis dengan *hysteresis*, mengurangi garis-garis yang lemah dan tidak mempunyai koneksi dengan garis yang kuat.

Gaussian Filter

Hasil *edge detection* sangat mudah terpengaruh oleh *noise* pada citra, sehingga sangat penting untuk menyaring *noise* untuk menghindari kesalahan deteksi. Untuk menghaluskan citra, filter Gaussian diterapkan pada citra menggunakan konvolusi. Langkah ini akan menghaluskan citra dengan mengurangi efek dari *noise* pada *edge detector*. Persamaan filter Gaussian untuk kernel berukuran $(2k+1) \times (2k+1)$ adalah sebagai berikut.

$$H_{ij} = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{(i - (k + 1))^2 + (j - (k + 1))^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.1)$$

dimana $1 \leq i, j \leq (2k + 1)$

Contoh filter Gaussian berukuran 5×5 yang sering digunakan untuk menghaluskan citra, dengan $\sigma = 1.4$. Tanda * merupakan notasi konvolusi.

$$B = \frac{1}{159} \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix} * A$$

Pemilihan ukuran kernel Gaussian akan mempengaruhi kinerja detektor. Semakin besar ukuran kernel, semakin rendah sensitifitas detector terhadap *noise*. *Local error* dalam deteksi garis akan meningkat seiring meningkatnya ukuran kernel filter Gaussian. Ukuran 5x5 merupakan ukuran yang baik untuk banyak kasus, namun hal ini juga bervariasi bergantung pada situasi.

Gradien Intensitas

Sebuah garis pada citra dapat menunjuk ke suatu arah, sehingga algoritma Canny menggunakan empat filter untuk mendeteksi diagonal, vertikal, dan diagonal pada citra *blur*. Operator *edge detection* menghasilkan nilai untuk horisontal (G_x) dan vertikal (G_y). Dari gradien dan arah garis dapat ditentukan:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad \text{dan} \quad \theta = \text{atan2}(G_y, G_x) \quad (3.2)$$

G dihitung menggunakan fungsi hypot dan atan2 adalah fungsi arctangent dengan 2 argumen. Arah garis dibulatkan menuju satu dari empat sudut yang mewakili horisontal, vertikal, dan dua diagonal (0° , 45° , 90° and 135°).

Non-Maximum Suppression

Non-maximum suppression digunakan untuk mengecilkan garis. Setelah melakukan perhitungan gradien, garis yang diekstrak dari nilai gradien masih *blur*. Berdasarkan tiga kriteria, seharusnya hanya ada satu respon akurat untuk suatu garis. *Non-maximum suppression* dapat membantu menekan nilai gradien menjadi 0 kecuali *local maximal*, yang mengindikasikan lokasi dengan nilai intensitas paling terang. Algoritma untuk setiap piksel pada citra gradien adalah:

1. Bandingkan kekuatan garis dari piksel saat ini dengan kekuatan garis pada piksel dengan arah gradien positif dan negatif.
2. Jika kekuatan garis dari piksel saat ini lebih besar dari piksel lain pada mask dengan arah yang sama, maka nilainya akan dipertahankan. Jika tidak, nilainya akan dinormalkan.

Double Threshold

Setelah aplikasi *non-maximum suppression*, piksel-piksel tepi dapat dikatakan akurat untuk merepresentasikan garis yang sebenarnya. Namun, masih ada piksel tepi yang disebabkan oleh *noise* atau variasi warna. Untuk menghilangkan respon yang salah dari faktor tersebut, dilakukan pemfilteran dengan nilai gradien lemah dan mempertahankan garis dengan gradien tinggi. Dua nilai threshold digunakan untuk membedakan piksel tepi yang berbeda, threshold pertama disebut *high threshold* dan yang lain *low threshold*.

Jika nilai gradien piksel tepi lebih besar dari *high threshold*, mereka ditandai sebagai piksel tepi kuat. Jika nilai gradien piksel tepi berada diantara *high threshold* dan *low threshold*, mereka ditandai sebagai piksel tepi lemah. Jika nilai gradien piksel tepi lebih kecil dari *low threshold*, mereka dinormalkan.

Hysteresis

Piksel tepi kuat seharusnya terlibat sebagai citra garis, karena mereka diekstrak dari garis yang sebenarnya dari citra. Namun akan ada gangguan dari piksel tepi lemah, karena mereka diekstrak dari garis yang sebenarnya atau *noise*. Untuk mendapatkan hasil yang akurat piksel tepi lemah yang berasal dari *noise* harus dihilangkan. Pada umumnya piksel tepi lemah dari garis akan terhubung dengan piksel tepi kuat, sedangkan piksel tepi lemah dari *noise* tidak terhubung. Untuk menelusuri koneksi tepi, analisis blob digunakan untuk mencari piksel tepi lemah dan delapan piksel tetangganya. Jika minimal terdapat satu piksel tepi kuat pada blob, piksel tepi lemah dapat diputuskan sebagai piksel yang harus dipertahankan.

3.7 Metode Pembandingan

Canny *edge detection* banyak digunakan untuk mendeteksi tepi dan memberikan hasil yang sangat baik untuk berbagai kasus. Pada deteksi permukaan tulang tengkorak diharapkan canny *edge detection* dapat memberikan hasil yang baik pula. Dengan demikian canny *edge detection* digunakan sebagai pembandingan dari metode *exhaustive search* yang diusulkan dalam penelitian ini.

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Metode Uji Coba

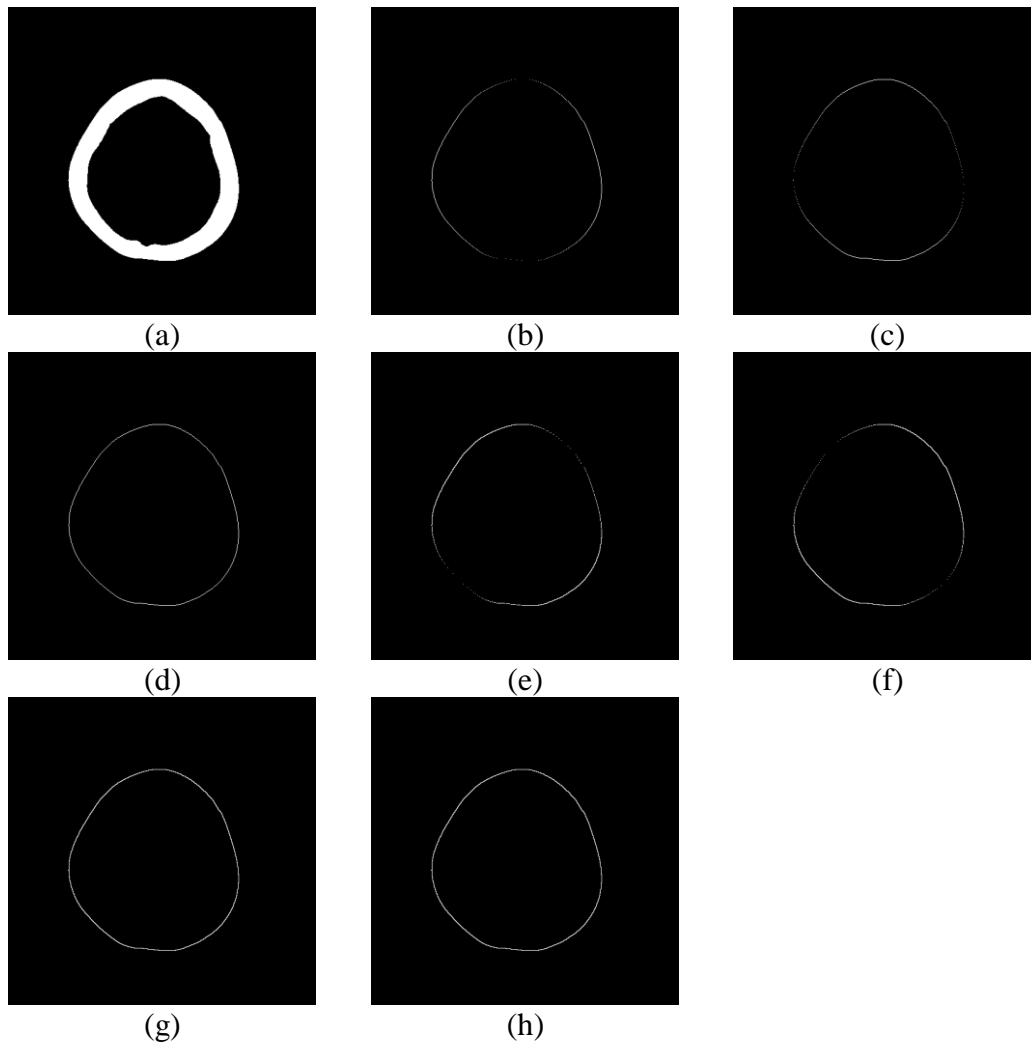
Uji coba dilakukan dengan memilih beberapa bagian kepala, yaitu pelipis atas, mata, hidung, dan mulut. Setiap bagian menggunakan 10 citra CT. Untuk setiap citra CT akan diproses menurut urutan: (1) *load citra*, (2) *thresholding*, (3) *region of interest*, (4) *scanning* horisontal, merupakan gabungan dari arah timur dan barat, (5) *scanning* vertikal, merupakan gabungan dari *scanning* arah utara dan selatan, (6) gabung hasil horisontal dan vertikal, (7) *scanning* diagonal pertama, merupakan gabungan dari *scanning* arah tenggara dan barat laut, (8) *scanning* diagonal kedua, merupakan gabungan dari *scanning* arah barat daya dan timur laut, (9) gabung hasil diagonal pertama dan kedua, dan (10) gabung hasil horisontal, vertikal, diagonal pertama, dan diagonal kedua.

Pada langkah (4) sampai (10) akan dicatat banyak piksel yang dihasilkan saat melakukan *scanning* permukaan luar tulang tengkorak. Tujuan dari pencatatan ini adalah untuk mengetahui *scanning* mana yang lebih efektif.

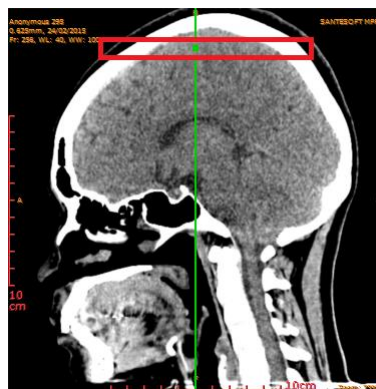
4.2 Uji Coba Bagian Pelipis Atas

Bagian ini dipilih karena tidak banyak terdapat jaringan lunak. Data yang digunakan adalah Pasien 1, dengan deretan citra 301 sampai 310. Gambar 4.1 merupakan hasil uji coba citra 301, Gambar 4.2 merupakan penampang citra yang diuji coba, dan Tabel 4.1 merupakan data piksel setiap *scanning*.

Berdasarkan data piksel dari tabel diatas dapat ditarik beberapa kesimpulan, yaitu (1) Banyak piksel dari *scanning* horisontal dan vertikal selalu lebih kecil dari banyak piksel dari *scanning* diagonal pertama dan kedua, (2) hasil penggabungan *scanning* diagonal pertama dan kedua menjadi piksel dominan pada hasil akhir penggabungan, dan (3) peran *scanning* diagonal terhadap hasil akhir sebesar 99.97%.



Gambar 4.1 Hasil Uji Coba Citra 301; (a) Hasil ROI, (b) Hasil Horizontal, (c) Hasil Vertikal, (d) Penggabungan Horizontal dan Vertikal, (e) Hasil Diagonal Pertama, (f) Hasil Diagonal Kedua, (g) Penggabungan Diagonal Pertama dan Kedua, dan (h) Penggabungan Semua Hasil



Gambar 4.2 Penampang Samping Pelipis Atas

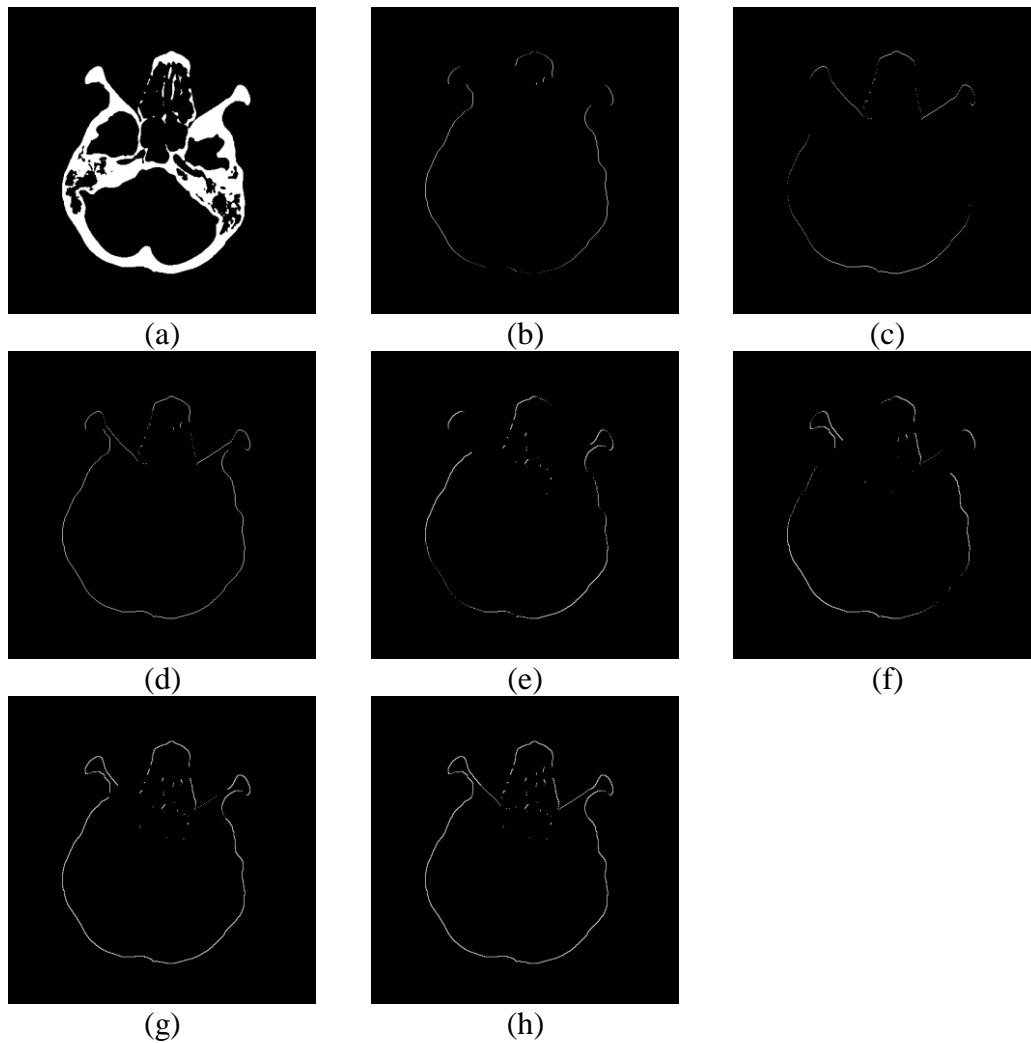
Tabel 4.1 Temuan Piksel Setiap Scanning Bagian Pelipis Atas

Citra	Bagian	Hor	Ver	H+V	Dia1	Dia2	Dia1+2	Semua
310	Pelipis	556	532	746	744	752	1084	1084
309	Pelipis	562	538	755	753	762	1096	1096
308	Pelipis	568	542	763	758	770	1106	1106
307	Pelipis	574	546	770	764	780	1116	1116
306	Pelipis	580	550	777	772	786	1127	1128
305	Pelipis	586	552	786	780	794	1135	1136
304	Pelipis	590	556	793	786	804	1143	1144
303	Pelipis	596	560	801	794	810	1153	1154
302	Pelipis	600	564	808	800	818	1162	1162
301	Pelipis	604	568	814	808	824	1168	1168

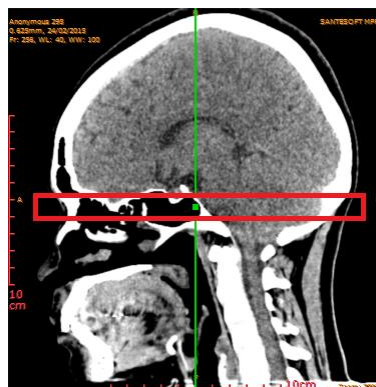
4.3 Uji Coba Bagian Mata

Bagian ini dipilih karena sudah terdapat jaringan lunak. Data yang digunakan adalah Pasien 1, dengan deretan citra 171 sampai 180. Gambar 4.3 merupakan hasil uji coba citra 171, Gambar 4.4 merupakan penampang citra yang diuji coba, dan Tabel 4.2 merupakan data piksel setiap *scanning*.

Berdasarkan data piksel dari tabel diatas dapat ditarik beberapa kesimpulan, yaitu (1) Banyak piksel dari *scanning* horisontal dan vertikal selalu lebih kecil dari banyak piksel dari *scanning* diagonal pertama dan kedua, (2) hasil penggabungan *scanning* diagonal pertama dan kedua menjadi piksel dominan pada hasil akhir penggabungan, (3) peran *scanning* diagonal terhadap hasil akhir sebesar 93.59%, dan (4) terdapat *noise*.



Gambar 4.3 Hasil Uji Coba Citra 171; (a) Hasil ROI, (b) Hasil Horizontal, (c) Hasil Vertikal, (d) Penggabungan Horizontal dan Vertikal, (e) Hasil Diagonal Pertama, (f) Hasil Diagonal Kedua, (g) Penggabungan Diagonal Pertama dan Kedua, dan (h) Penggabungan Semua Hasil



Gambar 4.4 Penampang Samping Mata

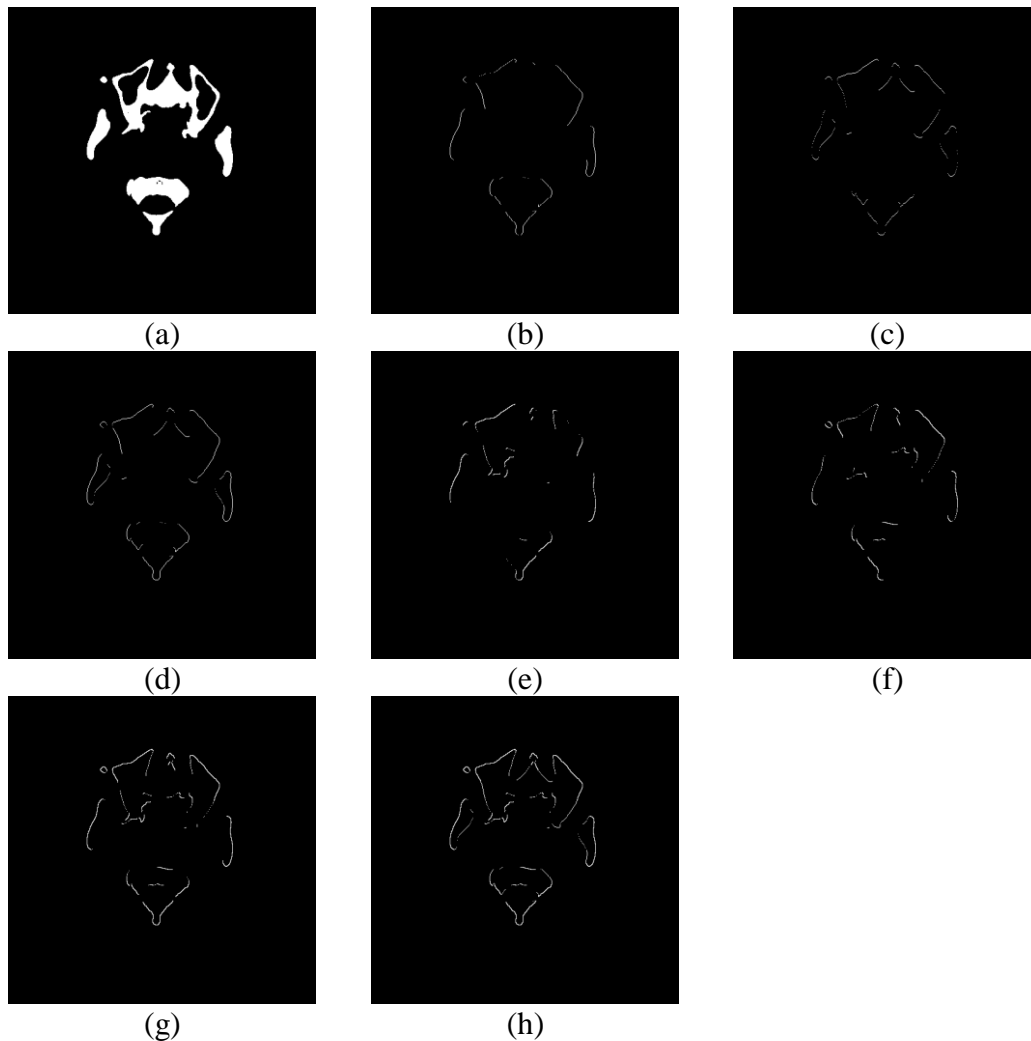
Tabel 4.2 Temuan Piksel Setiap Scanning Bagian Mata

Citra	Bagian	Hor	Ver	H+V	Dia1	Dia2	Dia1+2	Semua
180	Mata	770	632	1097	1080	1048	1655	1768
179	Mata	766	632	1098	1078	1046	1648	1761
178	Mata	764	632	1097	1075	1044	1651	1761
177	Mata	760	632	1096	1074	1041	1648	1758
176	Mata	756	630	1095	1070	1040	1642	1752
175	Mata	754	630	1095	1068	1038	1643	1753
174	Mata	748	630	1094	1064	1036	1635	1750
173	Mata	746	628	1096	1064	1034	1631	1747
172	Mata	742	628	1089	1060	1030	1630	1744
171	Mata	740	626	1092	1058	1028	1622	1734

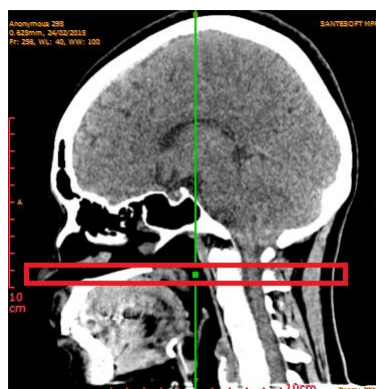
4.4 Uji Coba Bagian Hidung

Bagian ini dipilih karena sudah terdapat jaringan lunak. Data yang digunakan adalah Pasien 1, dengan deretan citra 111 sampai 120. Gambar 4.5 merupakan hasil uji coba citra 111, Gambar 4.6 merupakan penampang citra yang diuji coba, dan Tabel 4.3 merupakan data piksel setiap *scanning*.

Berdasarkan data piksel dari tabel diatas dapat ditarik beberapa kesimpulan, yaitu (1) Banyak piksel dari *scanning* horisontal dan vertikal selalu lebih kecil dari banyak piksel dari *scanning* diagonal pertama dan kedua, (2) hasil penggabungan *scanning* diagonal pertama dan kedua menjadi piksel dominan pada hasil akhir penggabungan, (3) peran *scanning* diagonal terhadap hasil akhir sebesar 83.76%, dan (4) terdapat *noise*.



Gambar 4.5 Hasil Uji Coba Citra 111; (a) Hasil ROI, (b) Hasil Horizontal, (c) Hasil Vertikal, (d) Penggabungan Horizontal dan Vertikal, (e) Hasil Diagonal Pertama, (f) Hasil Diagonal Kedua, (g) Penggabungan Diagonal Pertama dan Kedua, dan (h) Penggabungan Semua Hasil



Gambar 4.6 Penampang Samping Hidung

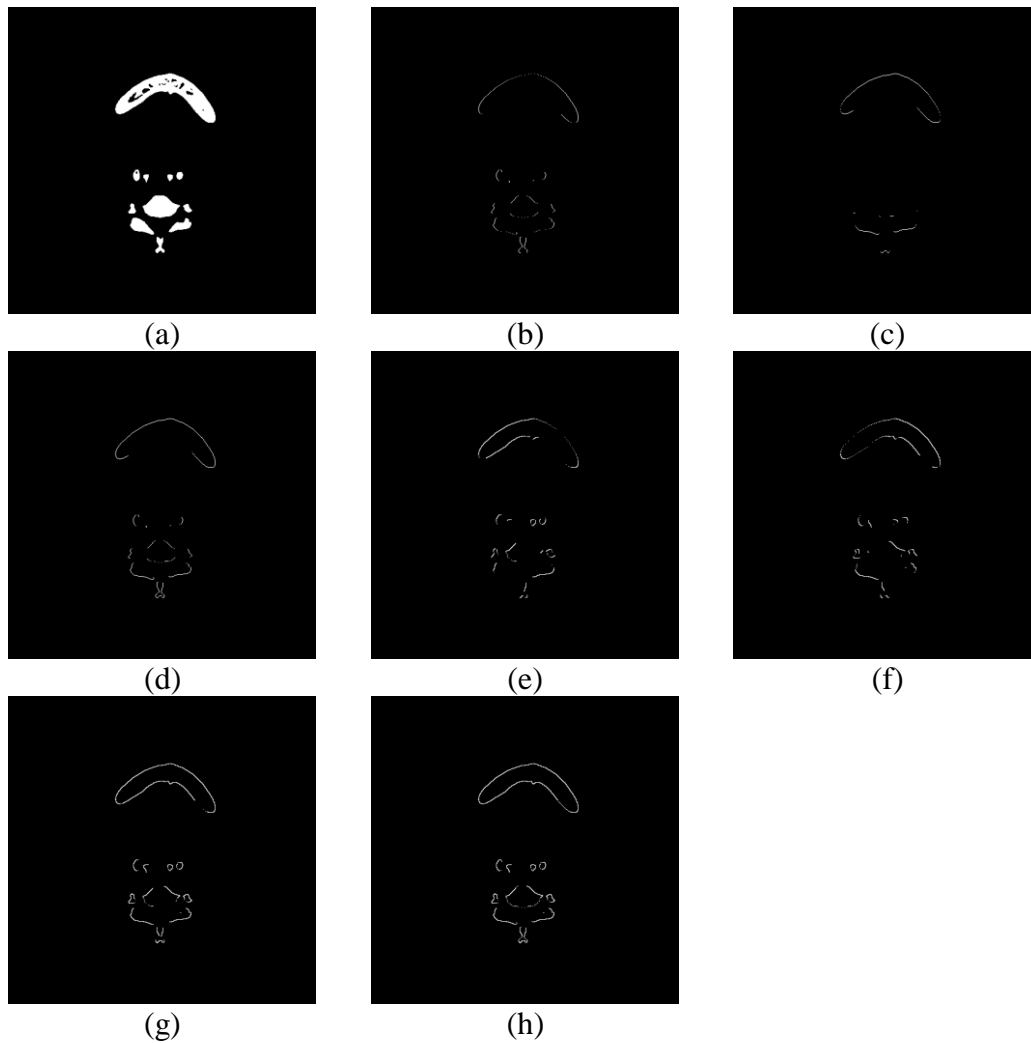
Tabel 4.3 Temuan Piksel Setiap Scanning Bagian Hidung

Citra	Bagian	Hor	Ver	H+V	Dia1	Dia2	Dia1+2	Semua
120	Hidung	488	528	844	776	786	1225	1448
119	Hidung	520	524	869	767	783	1239	1464
118	Hidung	530	520	869	749	780	1216	1444
117	Hidung	536	514	871	737	776	1193	1430
116	Hidung	539	504	859	728	774	1184	1424
115	Hidung	540	488	839	706	770	1181	1412
114	Hidung	540	486	831	698	766	1173	1415
113	Hidung	547	486	827	696	762	1181	1419
112	Hidung	555	486	819	696	756	1189	1420
111	Hidung	574	480	813	696	741	1181	1405

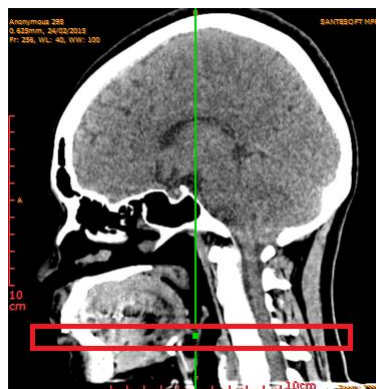
4.5 Uji Coba Bagian Mulut

Bagian ini dipilih karena sudah terdapat jaringan lunak. Data yang digunakan adalah Pasien 1, dengan deretan citra 31 sampai 40. Gambar 4.7 merupakan hasil uji coba citra 31, Gambar 4.8 merupakan penampang citra yang diuji coba, dan Tabel 4.4 merupakan data piksel setiap *scanning*.

Berdasarkan data piksel dari tabel diatas dapat ditarik beberapa kesimpulan, yaitu (1) Banyak piksel dari *scanning* horisontal dan vertikal selalu lebih kecil dari banyak piksel dari *scanning* diagonal pertama dan kedua, (2) hasil penggabungan *scanning* diagonal pertama dan kedua menjadi piksel dominan pada hasil akhir penggabungan, (3) peran *scanning* diagonal terhadap hasil akhir sebesar 93.53%, dan (4) terdapat *noise*.



Gambar 4.7 Hasil Uji Coba Citra 31; (a) Hasil ROI, (b) Hasil Horizontal, (c) Hasil Vertikal, (d) Penggabungan Horizontal dan Vertikal, (e) Hasil Diagonal Pertama, (f) Hasil Diagonal Kedua, (g) Penggabungan Diagonal Pertama dan Kedua, dan (h) Penggabungan Semua Hasil



Gambar 4.8 Penampang Samping Mulut

Tabel 4.4 Temuan Piksel Setiap Scanning Bagian Hidung

Citra	Bagian	Hor	Ver	H+V	Dia1	Dia2	Dia1+2	Semua
40	Mulut	446	377	621	682	655	1088	1193
39	Mulut	446	374	620	680	656	1085	1183
38	Mulut	434	368	605	675	658	1075	1159
37	Mulut	439	364	607	667	659	1081	1157
36	Mulut	432	360	597	666	660	1098	1156
35	Mulut	429	354	592	670	664	1104	1169
34	Mulut	427	350	589	673	664	1102	1173
33	Mulut	421	344	581	673	664	1102	1172
32	Mulut	408	338	572	670	660	1099	1162
31	Mulut	390	334	559	654	656	1070	1134

4.6 Analisis Hasil Uji Coba

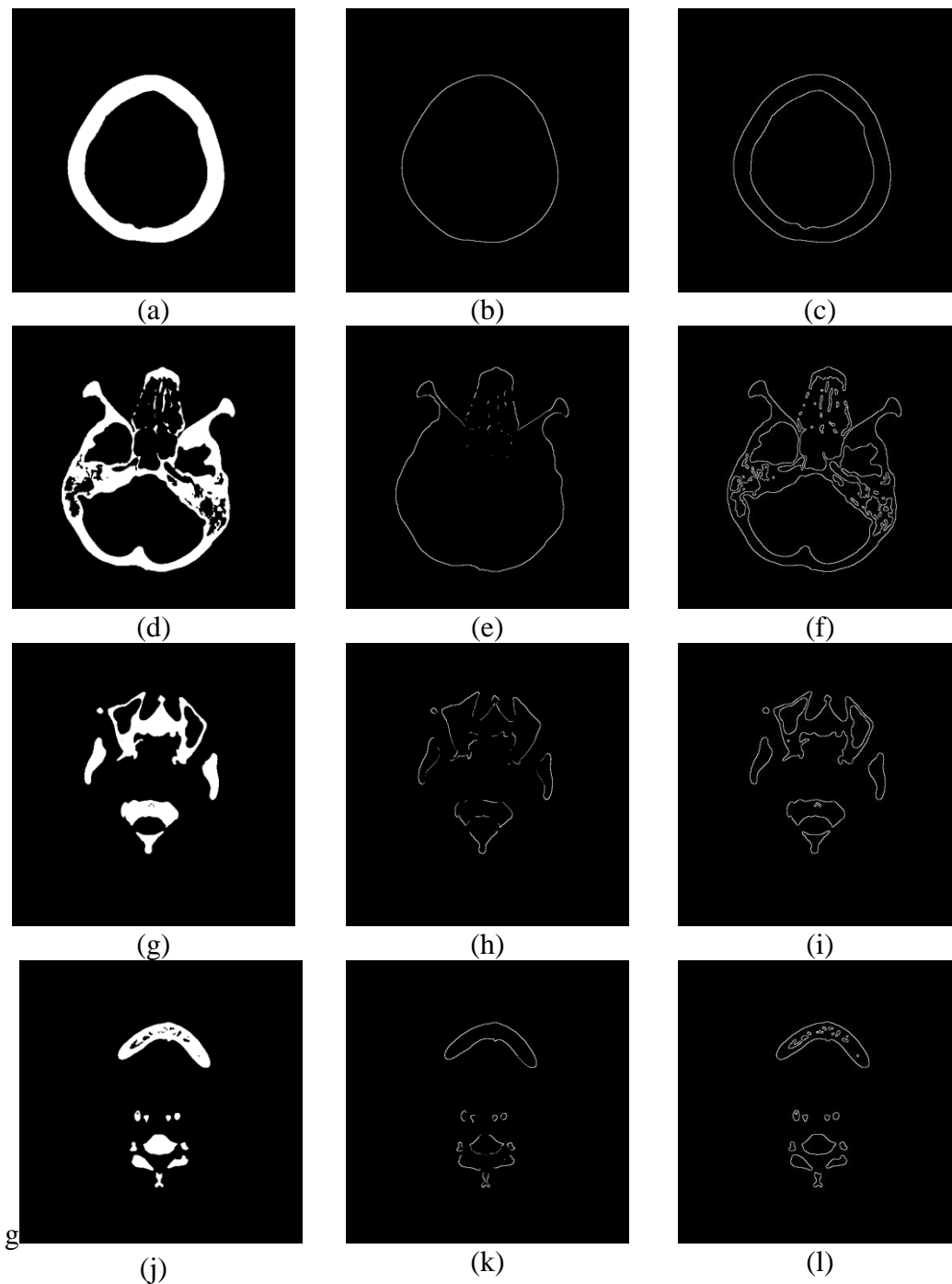
Berdasarkan hasil-hasil uji coba di atas terlihat bahwa bagian kepala yang tersusun atas jaringan keras (tulang), dapat dideteksi permukaannya dengan baik. Namun pada bagian kepala yang mempunyai jaringan lunak, mempunyai kemungkinan untuk menghasilkan noise.

Noise muncul karena ada permukaan tulang tengkorak yang berlubang. *Scanning* dapat menembus lubang tersebut dan berhenti saat menemukan piksel putih, namun piksel putih ini berasal dari sisi tulang yang lain, sehingga terjadi kesalahan deteksi yang menyebabkan *noise*.

Dari sisi delapan macam *scanning*, dapat dilihat bahwa *scanning* diagonal dapat menemukan lebih banyak piksel dibanding *scanning* horisontal dan vertikal, dengan rata-rata kontribusi 92.71%. Namun demikian *scanning* horisontal dan vertikal tidak dapat diabaikan, karena tetap memberikan kontribusi piksel pada hasil akhir. Resiko yang terjadi saat mengabaikan *scanning* horisontal dan vertikal adalah memperbesar kemunculan lubang pada permukaan tulang yang pada akhirnya akan menimbulkan *noise*.

4.7 Perbandingan dengan Canny Edge Detection

Algoritma *Canny edge detection* telah dicoba pada data yang sama. Hasil *edge detection* ditunjukkan oleh Gambar 4.9 berikut.



Gambar 4.9 Perbandingan Exhaustive search Dengan Canny Edge Detection; (a) (d) (g) (j) Hasil RoI Kening Atas, Mata, Hidung, Mulut, (b) (e) (h) (k) Hasil Exhaustive search Kening Atas, Mata, Hidung, Mulut, (c) (f) (i) (l) Hasil Canny Edge Detection Kening Atas, Mata, Hidung, Mulut

Canny edge detection berhasil mendeteksi permukaan dari tulang tengkorak, namun permukaan yang terdeteksi bukan hanya permukaan luar, melainkan permukaan dalam pun ikut terdeteksi. Pada Gambar 4.9.c, terlihat

bahwa *canny edge detection* berhasil dengan baik mendeteksi permukaan tulang tengkorak, baik bagian luar maupun bagian dalam. Pada Gambar 4.9.f, jika dilihat dari sudut pandang kualitas hasil deteksi, sebenarnya *canny edge detection* memberikan hasil yang lebih baik dari *exhaustive search*, namun *canny edge detection* mendeteksi semua permukaan objek, detail yang ada di dalam tulang tengkorak juga ikut terdeteksi. Pada Gambar 4.9.i, *canny edge detection* mempunyai kualitas deteksi yang jauh lebih baik dibandingkan *exhaustive search*. *Exhaustive search* tidak berhasil mendeteksi permukaan bawah dari objek bagian atas dan permukaan atas dari objek bagian bawah. Hal ini terjadi karena *exhaustive search* tidak dapat menjangkau lokasi-lokasi tersebut. Pada Gambar 4.9.l, sekali lagi pada struktur yang mempunyai objek-objek terpisah, *canny edge detection* memberikan hasil deteksi yang sangat baik dibandingkan dengan *exhaustive search*. *Exhaustive search* menunjukkan kekurangmampuan untuk menjangkau objek-objek yang tertutup oleh objek lain.

Exhaustive search telah dibandingkan dengan baik dengan *canny edge detection*. *Canny edge detection* berhasil mendeteksi semua tepian objek, baik objek utama, dalam hal ini adalah tulang tengkorak, maupun objek-objek lain di dalam tulang tengkorak, atau objek lain yang terpisah dari tengkorak, seperti tulang leher. Bahkan dari sisi kualitas hasil pendeteksian, dapat terlihat bahwa hasil deteksi *canny edge detection* lebih baik dibandingkan *exhaustive search*. Namun, jika dikembalikan pada tujuan awal penelitian ini, yaitu mendeteksi permukaan luar tulang tengkorak sebagai penyedia informasi untuk rekonstruksi tengkorak 3D, *exhaustive search* lebih mampu memenuhi tujuan tersebut dibandingkan dengan *canny edge detection*.

Motivasi penggunaan *exhaustive search* adalah untuk mendeteksi permukaan luar tulang tengkorak, sedangkan motivasi deteksi permukaan luar tulang tengkorak adalah agar rekonstruksi tengkorak tidak menggunakan seluruh informasi dari citra, melainkan hanya permukaan luar tengkorak saja, sehingga terjadi penghematan komputasi. Motivasi inilah yang belum dapat dipenuhi secara sempurna oleh *canny edge detection*, karena mendeteksi semua kemungkinan garis di dalam citra atau di dalam *region-of-interest*.

Halaman ini sengaja dikosongkan.

BAB 5

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Penelitian dilakukan dengan menggunakan *exhaustive search* untuk mendeteksi permukaan luar tulang tengkorak. Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. *Exhaustive search* telah berhasil diimplementasikan untuk mendeteksi permukaan luar tulang tengkorak, dan dapat memberikan hasil terbaik pada citra jaringan keras, namun menghasilkan noise pada citra yang banyak mengandung jaringan lunak.
2. *Exhaustive search* menggunakan delapan arah mata angin, walaupun scanning diagonal lebih unggul dibandingkan dengan scanning horisontal dan vertikal, namun penggunaan seluruh arah sangat dianjurkan untuk mengurangi munculnya noise. Keunggulan scanning diagonal disimpulkan dari rata-rata kontribusi scanning diagonal terhadap hasil akhir deteksi permukaan luar, yaitu sebesar 92.71%.
3. Proses penentuan *region-of-interest* dengan menggunakan elips telah berhasil membuang objek-objek yang tidak diperlukan, walaupun masih dilakukan secara manual.

5.2 Saran

Penelitian ini dapat dikembangkan lebih lanjut dengan menambah kompleksitas pada beberapa topik, diantaranya:

1. Penyempurnaan *thresholding* dengan menggunakan nilai level yang didapatkan melalui perhitungan dan dilakukan secara otomatis. Metode Otsu pernah digunakan untuk memberikan level threshold secara otomatis, namun hasil akhir *thresholding* tidak sesuai dengan harapan.
2. Penyempurnaan ROI menggunakan metode yang lebih baik, sehingga dapat mengatasi pemilihan region secara manual.

3. Penggunaan metode *convex hull* untuk deteksi permukaan dapat dijadikan pilihan untuk Citra CT yang sama.
4. Penggunaan *Hounsfield Unit* untuk *thresholding* diharapkan dapat memberikan ekstraksi tulang yang lebih baik, sehingga mempermudah langkah berikutnya dari ekstraksi permukaan luar tulang tengkorak.
5. Mengacu pada keunggulan *canny edge detection*, sebaiknya metode ini digunakan sebagai alternatif deteksi permukaan luar tulang tengkorak, namun diperlukan praproses untuk menyiapkan citra sebelum penggunaan *canny edge detection*, misalnya dengan melakukan operasi *fill* pada piksel-piksel hitam di dalam tulang tengkorak.

DAFTAR PUSTAKA

- Ballard, D.H., Brown C.M. (1982). *Computer Vision*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, N.J.
- Burnett, M. (2007). Blocking Brute Force Attacks. *UVA Computer Science*.
- Canny, J. (1986). A Computational Approach To Edge Detection. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 8(6):679-698.
- Claes, P. Vandemeulen, D. De Greef, S. Willems, G. Clement, J.G. Suetens, P. (2010). Computerized Craniofacial Reconstruction: Conceptual Framework And Review. *Forensic. Sci. Int.* 201(1-3):138-145.
- Daliri, M., Moghaddam, H. A., Ghadimi, S., Momeni, M., Harirchi, F., & Giti, M. (2010). Skull Segmentation in 3D Neonatal MRI using Hybrid Hopfield Neural Network. *Proc. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc., Buenos Aires, Argentina*. 4060–4063.
- Deng, Q., Zhou, M., Wu, Z., Shui, W., Ji, Y., Wang, X., Liu, C.Y.J., Huang, Y., Jiang, H., (2016). A Regional Method For Craniofacial Reconstruction Based On Coordinate Adjustment And A New Fusion Strategy. *Forensic Science Internasional*. 259:19-31.
- Ghadimi, S., Moghaddam, H. A., Grebe, R., & Wallois F. (2016). Skull Segmentation and Reconstruction From Newborn CT Images Using Coupled Level Sets. *IEEE JOURNAL OF BIOMEDICAL AND HEALTH INFORMATICS, VOL. 20, NO. 2*. 563-573.
- Haralick, R.M., Shapiro, L.G. (1985). Image Segmentation Techniques. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*. 29(1):100-132.
- Herman, G.T., Liu H.K. (1978). Dynamic Boundary Surface Detection. *Computer Graphics and Image Processing*. 7:130-138.
- Jiang, T. Merikel, M.B., Parrish, E.A. (1988). Automated Threshold Detection Using a Pyramid Data Structure. *9th International Conference on Pattern Recognition*, 689-692.
- Job Description for Forensic Laboratory Scientists. (2015). *Crime Scene Investigator EDU*.

- Lakare, S. (2000). 3D Segmentation Techniques for Medical Volumes.
- Liu, H. K., (1977). Two and Three Dimensional Boundary Detection. *Computer Graphics and Image Processing*. 123-134.
- Mahapatra, D. (2012). Skull stripping of neonatal brain MRI: Using prior shape information with graph cuts. *J. Digit Imag.*, vol. 25, no. 6. 802–814.
- Paar, C., Pelzl, J., Preneel, B. (2010). Understanding Cryptography: A Textbook for Students and Practitioners. *Springer*. p. 7. ISBN 3-642-04100-0
- Pham, D.L., Xu, C., Prince, J.L. (2000). Current Methods in Medical Image Segmentation. *Annual Review of Biomedical Engineering*.
- Sahoo, P.K. Soltani, S. Wong, A.K.C. (1988). A Survey of Thresholding Techniques. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*. 41:233-260.
- Stephan C. (2006). Beyond the sphere of the English facial approximation literature: ramifications of German papers on western method concepts. *J. Forensic. Sci.* 51(4):736-739.
- Sullivan, D. (2015). Forensic Artist Uses Cracked Skull As A Canvas To Solve Unknown Boy's 2009 Cold Case. <http://www.tampabay.com/news/publicsafety/crime/forensic-artist-uses-cracked-skull-as-a-canvas-to-solve-unknown-boys-2009/2250211>.
- Wirjadi, O. (2007). Survey of 3D Image Segmentation Methods. *Berichte des Fraunhofer ITWM, Nr. 123*.
- Yousef, M., Hussein, K.F. (2013). Fast Exhaustive-Search Equivalent Pattern Matching Through Norm Ordering. *J. Vis. Commun. Image. R.* 24:592–601.
- Zucker, S. W., & Hummel, R. A. (1979). An Optimal Three-Dimensional Edge Operator. *Technical report, McGill University, Toronto, Ontario, Canada*.
- Zucker, S. W., & Hummel, R. A. (1981). A Three Dimensional Edge Operator. *IEEE Transactionson Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 324-331.

BIODATA PENULIS



Nama : Pauladie Susanto
Panggilan : Paul
Tempat Lahir : Kediri
Jenis Kelamin : Laki-Laki
Email : pauladie.s@gmail.com

Riwayat Pendidikan:

1. SD Kristen Petra III Kediri 1981 – 1987
2. SMP Negeri 1 Kediri 1987 – 1990
3. SMA Negeri 2 Kediri 1990 – 1993
4. Sekolah Tinggi Manajemen Informatika
Dan Teknik Komputer Surabaya 1993 – 1998
5. S2 Teknik Elektro ITS Surabaya
bidang keahlian Jaringan Cerdas Multimedia 2009 – 2017