



DISERTASI - IF186601

SISTEM DETEKSI OSTEOPOROSIS BERDASARKAN FITUR CORTICAL BONE RAHANG BAWAH PADA CONE-BEAM COMPUTED TOMOGRAPHY (CBCT)

RARASMAYA INDRASWARI
NRP. 05111660010005

Dosen Pembimbing
Prof. Dr. Agus Zainal Arifin, S.Kom., M.Kom.
Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom.
Dr. Eha Renwi Astuti, drg., M.Kes., Sp.RKG(K)

Departemen Teknik Informatika
Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
2020



DISERTASI - IF186601

**SISTEM DETEKSI OSTEOPOROSIS BERDASARKAN
FITUR CORTICAL BONE RAHANG BAWAH PADA
CONE-BEAM COMPUTED TOMOGRAPHY (CBCT)**

**RARASMAYA INDRASWARI
NRP. 05111660010005**

Dosen Pembimbing

Prof. Dr. Agus Zainal Arifin, S.Kom., M.Kom.

Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom.

Dr. Eha Renwi Astuti, drg., M.Kes., Sp.RKG(K)

**Departemen Teknik Informatika
Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
2020**

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

LEMBAR PENGESAHAN DISERTASI

Disertasi disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Doktor Ilmu Komputer (Dr.)

di

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

RARASMAYA INDRASWARI

NRP. 05111660010005

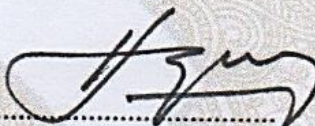
Tanggal Ujian : 18 Desember 2019

Periode Wisuda : Maret 2020

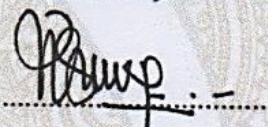
Disetujui oleh:

Pembimbing:

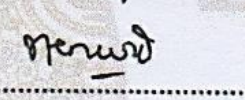
1. Prof. Dr. Agus Zainal Arifin, S.Kom., M.Kom.
NIP. 19720809 199512 1 001



2. Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom.
NIP. 19710428 199412 2 001



3. Dr. Eha Renwi Astuti, drg., M.Kes., Sp.RKG(K)
NIP. 19610513 198803 2 003

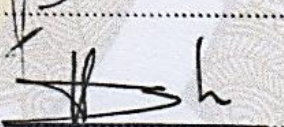


Penguji:

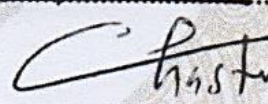
1. Dr. drg. Azhari, M.Kes., Sp.RKG
NIP. 19600703 198601 1 001



2. Prof. Dr. Ir. Handayani Tjandrasa, M.Sc.
NIP. 19490823 197603 2 001



3. Dr. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom.
NIP. 19751220 200112 2 002



Kepala Departemen Teknik Informatika,
Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas,



Dr. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom.

NIP. 19751220 200112 2 002

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

PERNYATAAN KEASLIAN DISERTASI

Dengan ini menyatakan bahwa isi sebagian maupun keseluruhan Disertasi saya dengan judul:

**SISTEM DETEKSI OSTEOPOROSIS BERDASARKAN FITUR
CORTICAL BONE RAHANG BAWAH PADA CONE-BEAM
COMPUTED TOMOGRAPHY (CBCT)**

adalah benar-benar hasil karya intelektual mandiri, diselesaikan tanpa bahan-bahan yang tidak diijinkan dan bukan merupakan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri.

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

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

Surabaya, 18 Desember 2019



Rarasmaya Indraswari

NRP: 05111660010005

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

KATA PENGANTAR

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Bismillahirrohmanirrohim.

Segala puji bagi Allah Tuhan semesta alam yang telah melimpahkan segala rahmat, nikmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan disertasi yang berjudul “Sistem Deteksi Osteoporosis Berdasarkan Fitur *Cortical Bone* Rahang Bawah pada *Cone-Beam Computed Tomography* (CBCT)”. Buku disertasi ini merupakan laporan hasil penelitian yang telah dilakukan oleh penulis di Program Studi S3 Ilmu Komputer, Departemen Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS).

Dengan ini penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada pihak-pihak yang telah memberikan bantuan dan dukungan baik dukungan moril maupun dukungan material secara langsung maupun tidak langsung antara lain kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Agus Zainal Arifin, S.Kom., M.Kom., Ibu Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom., dan Ibu Dr. Eha Renwi Astuti, drg., M.Kes., Sp.RKG(K) selaku dosen pembimbing penelitian disertasi yang telah banyak memberikan bimbingan, bantuan, dan arahan;
2. Bapak Dr. drg. Azhari, M.Kes., Sp.RKG, Ibu Prof. Dr. Ir. Handayani Tjandrasa, M.Sc., dan Ibu Dr. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom. selaku dosen penguji yang telah banyak memberikan koreksi, masukan, dan saran untuk kesempurnaan buku disertasi ini;
3. Prof. Takio Kurita dari Hiroshima University, Jepang sebagai *host supervisor* saat penulis melaksanakan program PKPI (Peningkatan Kualitas Publikasi Ilmiah) / *sandwich-like* selama 6 bulan (Oktober 2017 – Maret 2018) yang membuka cakrawala pengetahuan baru bagi penulis dengan mengajari tentang *deep learning* dan banyak memberikan masukan dan arahan dalam pembuatan publikasi;
4. Manajemen Departemen Teknik Informatika: Bapak Dr. Eng. Darlis Herumurti, S.Kom., M.Kom., Bapak Waskitho Wibisono, S.Kom., M.Eng., Ph.D., Ibu Dr. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom., dan Bapak Dr. Ahmad Saikhu, S.Si., M.T. beserta para staf administrasi: Mbak Lina, Mbak Yasna, Mas Kunto, Pak Syukron, Pak Jumali, Pak Sugeng, Bu Sri, Mbak Icha, Bu Eva, dll. yang telah banyak memberikan bantuan dan dukungan fasilitas dan administrasi selama penulis menempuh studi doctoral;
5. Manajemen Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi (FTIK): Bapak Prof. Dr. Agus Zainal Arifin, S.Kom. dan Ibu Erma Suryani, S.T., M.T., Ph.D. beserta

- para staf administrasi: Mas Amam, Mbak Dian, Mbak Silmi, dll. yang banyak memberikan bantuan dan dukungan administrasi;
6. Fakultas Kedokteran Gigi, Universitas Airlangga beserta para dosen yang telah memberikan kesempatan kepada penulis untuk melakukan uji laik etik, menyediakan dataset, melakukan anotasi dataset sebagai *expert* di bidang tersebut, serta memberikan banyak masukan dan arahan;
 7. Hiroshima University, Jepang yang telah memberikan kesempatan dan fasilitas pada penulis untuk melakukan penelitian di sana;
 8. Kementerian Riset, Teknologi, dan Pendidikan Tinggi (Ristekdikti) atas dukungan beasiswa PMDSU (Pendidikan Magister Menuju Doktor Untuk Sarjana Unggul) tahun 2015 – 2019, beasiswa PKPI 2017, dan hibah penelitian PMDSU tahun 2016 – 2018;
 9. Laboratorium Klinik Pramita di Jl. Jemur Andayani Surabaya dan dr. Yenni Astuti, M.Biomed., AAM.CCD atas kerjasamanya sehingga peneliti dapat melakukan pengumpulan data dan melakukan konsultasi terkait penelitian;
 10. Para Ibu yang bersedia untuk menjadi responden penelitian sehingga membantu selesainya penelitian penulis;
 11. Rekan-rekan mahasiswa S1, S2, dan S3 bimbingan Bapak Agus Zainal dan Ibu Nanik Suciati, beserta Ibu Dini Adni Navastara, yang banyak memberikan bantuan, dukungan, dan inspirasi selama penulis melakukan penelitian disertasi;
 12. Rekan-rekan S2 Teknik Informatika angkatan 2015 dan rekan-rekan Program Studi S3 Ilmu Komputer, terutama teman seperjuangan Rizka Wakhidatus S., yang banyak memberikan bantuan dan dukungan;
 13. Papa Wiwiet Herulambang, mama Rika Rokhana, adik Bagaskara, S.A., adik Gagatsatya A., Yangkung, Yangti, almarhum Opa, Oma, seluruh om, tante, adik-adik sepupu, dan juga mas Yanuar Rafi R. yang tak henti-hentinya memberikan doa, semangat, perhatian, bantuan, dan motivasi selama ini.

Penulis menyampaikan ucapan terima kasih dan permohonan maaf kepada semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu, yang telah ikut serta membantu penulis dalam menyelesaikan penelitian disertasi ini. Semoga hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi positif untuk kemajuan ilmu pengetahuan dan memiliki sumbangsih dalam meningkatkan kesejahteraan hidup masyarakat.

Surabaya, 17 Januari 2020



Penulis

SISTEM DETEKSI OSTEOPOROSIS BERDASARKAN FITUR CORTICAL BONE RAHANG BAWAH PADA CONE-BEAM COMPUTED TOMOGRAPHY (CBCT)

Nama mahasiswa : Rarasmaya Indraswari
NRP : 05111660010005
Pembimbing I : Prof. Dr. Agus Zainal Arifin, S.Kom, M.Kom.
Pembimbing II : Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom, M.Kom.
Pembimbing III : Dr. Eha Renwi Astuti, drg., M.Kes., Sp.RKG(K)

ABSTRAK

Osteoporosis adalah penyakit sistemik yang menyerang sistem kerangka manusia yang ditandai dengan penurunan kepadatan mineral tulang. *Gold standard* untuk deteksi osteoporosis dilakukan dengan mengukur *bone mineral density* (BMD) pada tulang punggung menggunakan perangkat DEXA (*Dual Energy X-Ray Absorptiometry*). Beberapa penelitian menunjukkan bahwa kepadatan mineral tulang pada punggung memiliki korelasi dengan lebar *cortical bone* rahang bawah pada citra panorama gigi. Citra panorama gigi menunjukkan gambar dua dimensi (2D) dari rahang manusia dan relatif mudah didapatkan karena harganya yang terjangkau masyarakat. Namun, permasalahan *superimposition* pada citra panorama gigi dapat mengakibatkan tampilan tebal *cortical bone* yang salah pada citra.

Saat ini teknik pengambilan citra tiga dimensi (3D) menggunakan *Cone-Beam Computed Tomography* (CBCT) semakin banyak dimanfaatkan dalam dunia kedokteran gigi karena dapat menunjukkan kondisi rahang manusia secara lebih detail. Karena merupakan citra 3D, citra CBCT tidak mengalami permasalahan *superimposition*. Citra CBCT mengandung banyak informasi terkait kondisi tulang rahang, termasuk kepadatannya, sehingga memungkinkan digunakan untuk melakukan deteksi osteoporosis. Selain itu, terdapat penelitian yang menunjukkan bahwa perangkat CBCT memberikan hasil korelasi pengukuran kekuatan tulang kortikal yang lebih tinggi daripada perangkat DEXA. Beberapa penelitian lain menunjukkan bahwa terdapat korelasi antara fitur yang diekstrak dari tulang rahang pada citra CBCT dengan kepadatan mineral tulang yang diperoleh dari perangkat DEXA.

Pada umumnya, penelitian terkait deteksi osteoporosis menggunakan citra CBCT memiliki kekurangan terkait proses segmentasi tulang rahang yang menggunakan nilai *threshold* yang dipilih secara manual. Hal tersebut menyebabkan proses segmentasi menjadi tidak adaptif dan membuat objek segmentasi yang didapat tidak konsisten. Pada umumnya penelitian tersebut tidak menggunakan metode ekstraksi fitur tulang kortikal yang memberikan hasil konsisten secara otomatis. Penggunaan metode pengukuran yang manual tidak

efisien untuk diterapkan pada citra CBCT yang memiliki ratusan *slice* 2D. Selain itu juga terdapat kontradiksi terkait hasil analisis fitur yang digunakan untuk melakukan deteksi osteoporosis.

Penelitian ini mengusulkan pengembangan sistem deteksi osteoporosis secara otomatis berdasarkan fitur *cortical bone* rahang bawah pada CBCT. Sistem yang diusulkan terdiri dari empat tahap utama, yaitu *preprocessing* untuk melakukan *slicing* pada citra CBCT, segmentasi *cortical bone* rahang bawah, ekstraksi fitur kekeroposan *cortical bone*, serta klasifikasi untuk menentukan apakah subyek termasuk dalam kelompok normal, osteopenia, atau osteoporosis. Data yang digunakan adalah 30 buah data CBCT yang disertai dengan data hasil pengukuran BMD menggunakan perangkat DEXA.

Metode segmentasi yang diusulkan bersifat adaptif terhadap tiap *slice* CBCT dengan menggunakan nilai intensitas *grayscale* dan bentuk dari *cortical bone*. Metode tersebut berhasil memisahkan *cortical bone* menjadi *inferior cortical bone*, *buccal cortical plate*, dan *lingual cortical plate* sehingga dapat dilakukan ekstraksi fitur *inferior cortical bone* dan visualisasi 3D terhadap bagian-bagian *cortical bone*. Metode ekstraksi fitur yang diusulkan telah berhasil secara otomatis mengukur degradasi intensitas *grayscale* dari *cortical bone* berdasarkan *intensity profile*. Korelasi antara fitur yang diekstrak dari *cortical bone* terhadap *T-score* BMD berhasil mencapai 70,35%. Sistem yang diusulkan berhasil melakukan deteksi osteoporosis dengan akurasi mencapai 87,10%.

Kata kunci: *bone mineral density, cortical bone, cone-beam computed tomography, osteoporosis, rahang bawah*

OSTEOPOROSIS DETECTION SYSTEM BASED ON FEATURES OF MANDIBULAR CORTICAL BONE ON CONE-BEAM COMPUTED TOMOGRAPHY (CBCT)

Name : Rarasmaya Indraswari
Student Identity Number : 05111660010005
Supervisor : Prof. Dr. Agus Zainal Arifin, S.Kom, M.Kom.
Co-Supervisor 1 : Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom, M.Kom.
Co-Supervisor 2 : Dr. Eha Renwi Astuti, drg., M.Kes., Sp.RKG(K)

ABSTRACT

Osteoporosis is a systemic disease that attacks the human skeletal system and characterized by decreased bone mineral density. The gold standard for osteoporosis detection is bone mineral density (BMD) measurement on the spinal by using DEXA (Dual Energy X-Ray Absorptiometry) device. Several research have shown that bone mineral density of the spinal has a correlation with the width of the mandibular cortical bone on the dental panoramic radiographs. Dental panoramic radiographs show two-dimensional images (2D) of human jaws and are relatively easy to obtain because of the affordable price. However, the superimposition problem of the dental panoramic image can result in the incorrect appearance of cortical bone width on the image.

On the other hand, three-dimensional (3D) image acquisition technique by using Cone-Beam Computed Tomography (CBCT) is being used increasingly in dentistry because it can shows the detailed condition of human jaw. CBCT images do not experience superimposition problem due to the 3D imaging technique. CBCT images contain a lot of information related to the condition of the jaw bone, including its density, making it possible to use for osteoporosis detection. In addition, there is research that shows that CBCT devices provide a higher correlation of cortical bone strength measurements than DEXA devices. Several other research have shown that there is a correlation between features extracted from the jawbone in CBCT images and bone mineral density obtained from the DEXA device.

In general, research related to the osteoporosis detection by using CBCT images have drawback related to the process of segmenting the jaw bone that uses a pre-specified threshold value that is chosen manually. This causes the segmentation process to be non-adaptive and makes the obtained segmentation object inconsistent. Those research in general did not use method for extracting cortical bone features that provide consistent results automatically. The use of manual measurement methods is not efficient to be applied to CBCT images that have hundreds of 2D slices. In addition, there were contradictions related to the analysis results of the features used to detect osteoporosis.

Therefore, in this research we propose the development of an automatic osteoporosis detection system based on mandibular cortical bone features on CBCT. The proposed system consists of four main stages, which are preprocessing to slice the 3D CBCT images, segmentation of mandibular cortical bone, extraction of cortical bone erosion feature, and classification to determine whether patients belong to the normal, osteopenia, or osteoporosis group. The data used are 30 CBCT images accompanied by BMD measurement using DEXA device.

The proposed segmentation method is adaptive to each CBCT slice by using grayscale intensity information and the shape of cortical bone. The method succeeded in separating cortical bone into the inferior cortical bone, buccal cortical plate, and lingual cortical plate so that we can perform feature extraction and 3D visualization from the parts of cortical bone. The proposed feature extraction method has succeeded in automatically measuring the degradation of grayscale intensity from inferior cortical bone based on intensity profile. The correlation between the features extracted from cortical bone and BMD's T-score reached 70.35%. The proposed system succeeded in detecting osteoporosis with an accuracy reaching 87.10%.

Keywords: *bone mineral density, cortical bone, cone-beam computed tomography, osteoporosis, mandible*

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	i
LEMBAR PENGESAHAN DISERTASI.....	iii
PERNYATAAN KEASLIAN DISERTASI	v
KATA PENGANTAR	vii
ABSTRAK.....	ix
ABSTRACT.....	xi
DAFTAR ISI.....	xiii
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR TABEL.....	xxi
DAFTAR ISTILAH	xxiii
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Perumusan Masalah	6
1.3. Tujuan dan Manfaat Penelitian	7
1.4. Kontribusi Penelitian.....	7
BAB 2 KAJIAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI.....	9
2.1. Konsep Dasar	9
2.1.1. Osteoporosis.....	9
2.1.2. <i>Bone Mineral Density</i> (BMD).....	10
2.1.3. Dental Panoramic Radiographs.....	11
2.1.4. Radiomorphometric Indices	12
2.1.5. Cone-Beam Computed Tomography (CBCT)	14
2.1.6. Cortical Bone	17
2.2. Kajian Pustaka.....	19
2.2.1. Deteksi Osteoporosis Menggunakan Fitur <i>Cortical Bone</i> Rahang Bawah.....	19
2.2.2. Segmentasi pada CBCT	29
2.2.3. Fitur <i>Cortical Bone</i> Rahang Bawah pada Citra 3D.....	34
2.3. Dasar Teori.....	38
2.3.1. <i>Polynomial Curve Fitting</i>	39

2.3.2. <i>Support Vector Machine</i>	39
2.3.3. Metode <i>Deep Learning</i> Untuk Segmentasi Citra	40
2.3.4. Uji Korelasi Pearson	42
2.3.5. Metode Evaluasi	43
BAB 3 METODE PENELITIAN	47
3.1. Tahap Pengumpulan Data	47
3.2. Tahap <i>Preprocessing</i>	50
3.3. Tahap Segmentasi	51
3.3.1. Segmentasi Semi-Otomatis	52
3.3.2. Segmentasi Berbasis <i>Deep Learning</i>	56
3.3.3. Segmentasi Berdasar Intensitas dan Bentuk <i>Cortical Bone</i>	61
3.4. Tahap Ekstraksi Fitur	67
3.5. Tahap Klasifikasi	71
3.6. Uji Coba dan Evaluasi	72
BAB 4 HASIL DAN ANALISIS	73
4.1. Hasil dan Analisis Tahap Segmentasi	73
4.1.1. Segmentasi Semi-Otomatis	73
4.1.2. Segmentasi Berbasis <i>Deep Learning</i>	76
4.1.3. Segmentasi Berdasar Intensitas dan Bentuk <i>Cortical Bone</i>	82
4.1.4. Pembahasan Tahap Segmentasi	87
4.2. Hasil dan Analisis Tahap Ekstraksi Fitur	89
4.3. Hasil dan Analisis Tahap Klasifikasi	93
4.4. Pembahasan Terkait Perangkat CBCT dan DEXA	96
4.5. User Interface Sistem	101
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN	105
5.1. Kesimpulan	105
5.2. Saran	106
DAFTAR PUSTAKA	107
DAFTAR LAMPIRAN	121
Lampiran 1. Sertifikat uji laik etik (<i>ethical clearance</i>) dari Fakultas Kedokteran Gigi, Universitas Airlangga	122
Lampiran 2. Form <i>informed consent</i>	123

Lampiran 3. Daftar Publikasi	128
Lampiran 4. <i>Letter of Acceptance</i> (LoA) untuk melakukan riset di Hiroshima University, Jepang, selama 6 bulan.....	129
Lampiran 5. Sertifikat tanda menyelesaikan program <i>Special Research Student</i> di Hiroshima University, Japan (1 Oktober 2017 – 31 Maret 2018)	130
BIOGRAFI PENULIS	131

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Hasil pengukuran BMD menggunakan perangkat DEXA: (a) <i>region of interest</i> (ROI), (b) kurva referensi untuk kepadatan mineral tulang, dan (c) hasil pengukuran <i>densitometry</i>	12
Gambar 2.2. <i>Dental panoramic radiographs</i>	13
Gambar 2.3. Alat <i>scan</i> CBCT.....	15
Gambar 2.4. Contoh visualisasi hasil rekonstruksi 3D dari citra CBCT menggunakan (a) <i>surface rendering</i> dan (b) MIP.....	16
Gambar 2.5. Tampilan <i>coronal</i> , <i>sagittal</i> , dan <i>axial</i> dari citra CBCT.....	17
Gambar 2.6. Struktur tulang pada rahang bawah [64] [65].....	18
Gambar 2.7. <i>Cortical bone</i> pada <i>dental panoramic radiographs</i>	18
Gambar 2.8. <i>Buccal</i> dan <i>lingual cortical plate</i> pada tampilan (a) <i>axial</i> dan (b) <i>sagittal</i> CBCT.....	19
Gambar 2.9. Arsitektur Autoencoder.....	41
Gambar 2.10. Arsitektur U-Net.....	42
Gambar 2.11. Arsitektur FCN.....	42
Gambar 2.12. <i>Confusion Matrix</i>	45
Gambar 3.1. Tahapan penelitian.....	47
Gambar 3.2. Dokumentasi proses pengukuran BMD menggunakan perangkat DEXA.....	48
Gambar 3.3. Dokumentasi proses pengambilan gambar CBCT.....	49
Gambar 3.4. Contoh hasil <i>scan</i> CBCT pada <i>slice</i> ke- (a) 50, (b) 100, (c) 150, (d) 200, (e) 250, dan (f) 300.....	51
Gambar 3.5. Alur metode segmentasi semi-otomatis.....	53
Gambar 3.6. Ilustrasi proses <i>region merging</i> : (a) <i>cluster</i> awal hasil <i>marking</i> pengguna; (b) pengukuran jarak; (c) iterasi pertama proses <i>region merging</i> ; (d) hasil akhir proses <i>region merging</i>	54
Gambar 3.7. Alur metode propagasi hasil segmentasi.....	55
Gambar 3.8. (a) Contoh citra biner dengan objek gigi dan (b) hasil deteksi objek berbentuk lingkaran.....	56
Gambar 3.9. Arsitektur dari <i>Multi-projection Network</i>	57

Gambar 3.10. Contoh citra <i>input</i> untuk <i>Multi-projection Network</i> pada bidang (a) <i>axial</i> , (b) <i>coronal</i> , dan (c) <i>sagittal</i>	58
Gambar 3.11. Ilustrasi <i>layer</i> konvolusi	59
Gambar 3.12. Citra CBCT dan histogram intensitasnya	62
Gambar 3.13. Alur metode segmentasi <i>cortical bone</i> berdasar karakteristik citra CBCT	62
Gambar 3.14. Segmentasi <i>inferior cortical bone</i> : (a) <i>input slice coronal</i> , (b) hasil segmentasi tulang dan gigi berdasarkan intensitas <i>grayscale</i> , (c) hasil ekstraksi titik, (d) kurva polinomial, (e) <i>inferior cortical bone</i> , dan (f) <i>ground Ruth</i>	64
Gambar 3.15. Alur proses segmentasi gigi menggunakan 3D <i>region merging</i>	65
Gambar 3.16. Citra <i>slice axial</i> urutan ke (a) 98, (b) 99, dan (c) 100.....	65
Gambar 3.17. Segmentasi <i>buccal</i> dan <i>lingual cortical plate</i> : (a) <i>input slice axial</i> , (b) pengurangan dengan citra hasil segmentasi gigi, (c) kurva polinomial untuk <i>buccal cortical plate</i> , (d) <i>buccal cortical plate</i> , (e) kurva polinomial untuk <i>lingual cortical plate</i> , dan (f) <i>lingual cortical plate</i>	66
Gambar 3.18. <i>Cortical bone</i> dari kelompok (a) normal, (b) osteopenia, dan (c) osteoporosis	68
Gambar 3.19. Alur proses ekstraksi fitur kekeroposan <i>cortical bone</i>	68
Gambar 3.20. Pembuatan dari (a) kurva polinomial orde empat (garis merah) serta garis tepi atas (garis kuning) dan garis tepi bawah (garis hitam); dan (b) garis yang tegak lurus dengan kurva polinomial (garis hijau).....	70
Gambar 3.21. Contoh grafik <i>intensity profile</i> dari kelompok (a) normal, (b) osteopenia, dan (c) osteoporosis serta penurunan intensitasnya (kotak merah).....	70
Gambar 4.1. Citra <i>input slice</i> CBCT metode segmentasi semi-otomatis	74
Gambar 4.2. Citra <i>ground truth slice</i> CBCT metode segmentasi semi-otomatis ..	74
Gambar 4.3. Hasil segmentasi metode semi-otomatis usulan pada citra <i>slice</i> CBCT	75
Gambar 4.4. Citra tersegmentasi hasil proses propagasi	75
Gambar 4.5. Ilustrasi proses penggabungan <i>slice axial</i> , <i>coronal</i> , dan <i>sagittal</i> pada <i>Multi-projection network</i>	76
Gambar 4.6. Contoh visualisasi kernel pada layer konvolusi terakhir sebelum proses penggabungan untuk arah (a) <i>axial</i> , (b) <i>coronal</i> , dan (c) <i>sagittal</i>	78

Gambar 4.7. Citra <i>input</i> segmentasi berbasis <i>deep learning</i>	79
Gambar 4.8. Citra <i>ground truth</i> segmentasi berbasis <i>deep learning</i>	79
Gambar 4.9. Citra hasil segmentasi berbasis <i>deep learning</i> menggunakan <i>cross-entropy</i>	79
Gambar 4.10. Citra hasil segmentasi berbasis <i>deep learning</i> menggunakan <i>weighted cross-entropy</i>	79
Gambar 4.11. <i>Error rate</i> proses <i>training</i> pada <i>dataset</i> BRATS-2012 menggunakan (a) RMSE dan (b) <i>weighted</i> RMSE sebagai <i>cost function</i>	82
Gambar 4.12. Segmentasi <i>cortical bone</i> pada citra CBCT menggunakan <i>deep learning</i> dengan <i>weighted cost function</i> : (a) <i>input</i> , (b) <i>ground truth</i> atau target, dan (c) <i>output</i>	83
Gambar 4.13. Histogram citra beserta <i>threshold</i> yang didapatkan menggunakan metode GMM	85
Gambar 4.14. Histogram citra beserta <i>threshold</i> yang didapatkan menggunakan metode <i>Otsu's multi-thresholding</i>	85
Gambar 4.15. Histogram citra beserta <i>threshold</i> yang didapatkan menggunakan metode HCA.....	85
Gambar 4.16. Segmentasi gigi: (a) citra <i>input</i> , (b) citra <i>ground truth</i> , dan (c) hasil segmentasi gigi menggunakan metode GMM tanpa proses <i>region merging</i> ...	86
Gambar 4.17. Segmentasi gigi: (a) hasil SRM, (b) hasil segmentasi SRM + GMM, (c) hasil 3D <i>region merging</i> , dan (d) hasil segmentasi 3D <i>region merging</i> + GMM.....	86
Gambar 4.18. Visualisasi 3D dari hasil segmentasi <i>cortical bone</i> : (a) <i>buccal cortical plate</i> , (b) <i>lingual cortical plate</i> , dan (c) <i>inferior cortical bone</i>	87
Gambar 4.19. Contoh penyebab <i>error</i> pada proses ekstraksi fitur: (a) pembuatan garis <i>intensity profile</i> yang melalui <i>trabecular bone</i> dan (b) grafik <i>intensity profile</i> yang terbentuk	90
Gambar 4.20. Plot dari fitur nilai minimal parameter <i>scale</i> terhadap <i>T-score</i> BMD	91
Gambar 4.21. Plot dari fitur nilai maksimal parameter <i>scale</i> terhadap <i>T-score</i> BMD.....	92

Gambar 4.22. Plot dari fitur nilai rata-rata parameter <i>scale</i> terhadap <i>T-score</i> BMD	92
Gambar 4.23. Citra hasil DEXA <i>imaging</i>	97
Gambar 4.24. Citra dengan dua intensitas energi berbeda hasil perangkat DEXA: (a) intensitas rendah (60 kVp) dan (b) intensitas tinggi (120 kVp) [121]	99
Gambar 4.25. Citra hasil pengurangan dua buah citra dengan dua intensitas energi berbeda: (a) citra yang hanya menunjukkan jaringan lunak dan (b) citra yang hanya menunjukkan jaringan keras [121].....	99
Gambar 4.26. Nilai <i>attenuation coefficient</i> [121].....	100
Gambar 4.27. Tampilan awal <i>user interface</i> sistem	102
Gambar 4.28. Tampilan sistem untuk melakukan deteksi osteoporosis.....	102
Gambar 4.29. Tampilan sistem visualisasi citra 3D	103

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Deteksi Osteoporosis Menggunakan Fitur <i>Cortical Bone</i> Rahang Bawah.....	24
Tabel 2.2. Metode Segmentasi pada CBCT.....	32
Tabel 2.3. Metode Ekstraksi Fitur <i>Cortical Bone</i> Rahang Bawah.....	37
Tabel 2.4. Interpretasi Korelasi Person [88]	43
Tabel 3.1. Banyak Penduduk Wanita Kota Surabaya Menurut Kelompok Usia Hasil Sensus Tahun 2010 (Jiwa) [91].....	50
Tabel 4.1. Hasil Evaluasi Metode Segmentasi Semi-Otomatis Usulan Pada Citra <i>Slice</i> CBCT.....	74
Tabel 4.2. Nilai Kernel pada Beberapa <i>Layer</i> Konvolusi	77
Tabel 4.3. Perbandingan Metode <i>Deep Learning</i> Pada Beberapa Dataset	80
Tabel 4.4. Perbandingan <i>Cost Function</i> Pada Metode <i>Multi-projection Network</i>	80
Tabel 4.5. Perbandingan Performa Metode Segmentasi Tulang Rahang.....	83
Tabel 4.6. Perbandingan Performa Segmentasi Gigi Dengan Menggunakan 3D <i>Region Merging</i>	86
Tabel 4.7. Nilai Korelasi Fitur Kekeroposan <i>Cortical Bone</i>	90
Tabel 4.8. Hasil Perbandingan Performa Metode Klasifikasi Sistem.....	94
Tabel 4.9. Hasil Perbandingan Performa Fitur yang Digunakan Untuk Klasifikasi Sistem.....	95
Tabel 4.10. Hasil Perbandingan Kernel SVM yang Digunakan	95
Tabel 4.11. <i>Confusion Matrix</i> dari Hasil Klasifikasi Sistem	96

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

DAFTAR ISTILAH

- Akurasi : Tingkat ketepatan dari suatu metode yang dibandingkan dengan pengukuran sebenarnya (*ground truth*)
- Axial* : Bidang horizontal (sejajar dengan tanah) yang memisahkan tubuh bagian atas dengan bagian bawah
- Bone mineral density (BMD)* : Nilai yang menunjukkan kepadatan mineral tulang pada area citra dengan luas tertentu; satuannya gram / cm²
- Citra radiografi : Citra yang dihasilkan oleh penyinaran X, gamma, atau radiasi lainnya pada suatu objek
- Cone-Beam Computed Tomography (CBCT)* : Metode pengambilan citra menggunakan sinar X-ray yang dipancarkan mengelilingi objek secara cepat untuk menghasilkan kumpulan *slice* dari objek
- Coronal* : Bidang vertikal (tegak lurus dengan tanah) yang memisahkan tubuh bagian depan dengan bagian belakang
- Cortical bone* : Bagian permukaan tulang yang padat; disebut juga sebagai *compact bone*
- Deep learning* : Metode *machine learning* pengembangan dari *neural network* yang membuat komputer mampu melakukan pengenalan pola berdasarkan hasil analisisnya terhadap data
- Deteksi : Mengidentifikasi jenis penyakit dengan cara meneliti ciri-ciri atau fitur dari objek yang terdapat pada citra
- Distribusi Gaussian : Disebut juga sebagai distribusi normal, merupakan distribusi yang menunjukkan bahwa data yang berada di sekitar nilai rata-rata memiliki probabilitas yang lebih tinggi dibandingkan dengan data yang letaknya jauh dari nilai rata-rata

Erosi <i>cortical bone</i>	: Kekeroposan atau hilangnya jaringan tulang <i>cortical</i> di bagian tertentu
<i>Gold standard</i>	: Metode diagnosis paling akurat untuk penyakit atau kasus tertentu
<i>Grayscale</i>	: Warna-warna piksel yang berada dalam rentang gradasi warna hitam dan putih
<i>Ground truth</i>	: Label atau anotasi hasil dari pengamatan langsung oleh ahli
Histogram	: Grafik yang merupakan representasi dari distribusi data numerik, yang dalam hal ini adalah probabilitas nilai keabuan (<i>graylevel</i>) pada citra
<i>Intensity profile</i>	: Kumpulan nilai intensitas citra yang diambil pada titik-titik dengan jarak teratur di sepanjang suatu garis
Klasifikasi	: Proses mengelompokkan data ke dalam beberapa kelas tertentu berdasarkan karakteristiknya
Korelasi	: Hubungan antara dua variabel
Penyakit sistemik	: Penyakit yang mempengaruhi seluruh tubuh, bukan hanya bagian atau organ tertentu saja
Piksel	: <i>Picture element</i> ; unsur gambar atau representasi sebuah titik terkecil dalam sebuah gambar grafis dua dimensi
Polinomial	: Pernyataan matematika yang merupakan penjumlahan dari hasil perkalian antara koefisien dengan satu variabel atau lebih yang memiliki pangkat tertentu
Prevalensi	: Jumlah keseluruhan kasus penyakit yang terjadi pada suatu waktu tertentu di suatu wilayah
Rahang bawah	: Tulang yang membentuk bagian bawah tengkorak dan membentuk struktur mulut bersama dengan rahang atas

<i>Region merging</i>	: Metode untuk menggabungkan beberapa area kecil menjadi satu area yang lebih besar berdasarkan tingkat kemiripannya
<i>Sagittal</i>	: Bidang vertikal (tegak lurus dengan tanah) yang memisahkan tubuh bagian kiri dengan kanan
Segmentasi	: Proses membagi citra digital menjadi beberapa segmen
<i>Slice</i>	: Potongan yang reguler atau teratur dari suatu citra tiga dimensi menurut bidang tertentu
<i>Superimposition</i>	: Dua objek yang letaknya tumpang tindih, yang pada citra radiografi akan menyebabkan warna yang berbeda
<i>Threshold</i>	: Suatu nilai yang digunakan sebagai pembatas antara dua data
<i>Trabecular bone</i>	: Jaringan tulang yang bentuknya berlubang-lubang seperti spons; disebut juga sebagai <i>cancellous bone</i>
<i>T-score</i>	: Nilai yang menunjukkan tingkat kepadatan tulang dibandingkan dengan orang berusia 30 tahun yang sehat
<i>Voxel</i>	: <i>Volume pixel</i> ; representasi sebuah titik terkecil dalam sebuah bidang tiga dimensi

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Osteoporosis adalah penyakit sistemik yang menyerang sistem kerangka manusia yang ditandai dengan terjadinya penurunan massa dan kepadatan mineral tulang, disertai dengan gangguan jaringan mikro-arsitektur tulang dan penurunan kualitas jaringan tulang [1]. Kombinasi dari massa tulang yang rendah dan kualitas jaringan tulang yang menurun menyebabkan tulang menjadi rapuh dan mudah patah. Gejala osteoporosis tidak terlihat oleh mata sehingga penyakit ini disebut sebagai *silent disease*. Penyakit osteoporosis biasanya sudah berada dalam tahap lanjut ketika gejala muncul, ketika penyakit ini telah mematahkan tulang (*fracture*) dan bisa menimbulkan deformitas, rasa nyeri, dan gangguan fungsi tubuh.

Osteoporosis merupakan penyakit yang tidak menunjukkan gejala sehingga langkah penting untuk mencegah osteoporosis adalah dengan melakukan deteksi penyakit sedini mungkin, yaitu saat subyek memiliki kepadatan mineral tulang yang lebih rendah dari kepadatan mineral tulang yang normal tetapi tidak serendah saat terkena osteoporosis (yang disebut sebagai osteopenia). Pada umumnya, deteksi osteoporosis dilakukan dengan melakukan pengukuran kepadatan mineral tulang atau disebut BMD (*bone mineral density*). Pengukuran BMD biasanya dilakukan pada tulang belakang (*lumbar spine*). Untuk saat ini DEXA (*Dual Energy X-Ray Absorptiometry*) merupakan *gold standard* untuk melakukan pengukuran BMD [2]. Hasil yang diberikan pada pemeriksaan DEXA adalah densitas tulang, yaitu banyaknya mineral tulang pada area dengan satuan gram per sentimeter kuadrat (g/cm^2) [3]. Namun perangkat DEXA sangat mahal sehingga biaya pemeriksaan osteoporosis dengan DEXA relatif mahal [4] [5]. Hal tersebut mempengaruhi rendahnya tingkat pemeriksaan dini osteoporosis oleh masyarakat sehingga penyakit ini biasanya baru dideteksi saat sudah menyebabkan patah tulang.

Telah dilakukan beberapa penelitian mengenai penggunaan *dental panoramic radiographs* untuk melakukan deteksi osteoporosis yang lebih murah dan terjangkau oleh masyarakat dibandingkan dengan menggunakan perangkat

DEXA [6] [7]. Menggunakan *dental panoramic radiographs*, dokter gigi dapat menilai apakah seorang subyek terkena osteoporosis atau tidak dengan mengamati penurunan ketebalan *cortical bone* di bagian bawah rahang pada rekam jejak medis subyek. Terdapat beberapa *radiomorphometric indices* yang dapat digunakan untuk melakukan pengukuran kepadatan tulang *cortical bone* pada rahang bawah [8] [9]. Salah satu indeks yang banyak digunakan adalah *mandibular thickness below the mental foramen* (MI) dan *mandibular cortical width* (MCW) yang keduanya melakukan pengukuran kepadatan *cortical bone* pada bagian bawah *mental foramen* [9]. Namun deteksi osteoporosis oleh para dokter gigi masih dilakukan secara manual sehingga sangat memungkinkan terjadinya kesalahan yang disebabkan oleh faktor-faktor luar seperti subyektivitas dan pengalaman kerja dari pengamat. Juga dapat terjadi adanya perbedaan penilaian pada pengamat yang berbeda. Selain itu metode tersebut menggunakan perbandingan rekam jejak medis, sehingga subyek harus sudah melakukan pemeriksaan gigi sebelumnya agar penurunan tingkat kepadatan tulang rahang subyek dapat diamati dengan jelas [10] [11]. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, beberapa penelitian mengusulkan penggunaan komputer sebagai alat bantu deteksi osteoporosis secara otomatis menggunakan *dental panoramic radiographs* [12] [13] [14] [15].

Deteksi osteoporosis menggunakan pengukuran ketebalan *cortical bone* pada *dental panoramic radiographs* memiliki permasalahan yaitu pencahayaan yang tidak merata akibat *superimposition* dari *hyoid bone* dan tulang belakang serta *positioning error* lainnya yang dapat mengganggu proses segmentasi objek [16] [17] [18] [19] [20]. Selain itu, *cortical bone* terdiri dari dua bagian, yaitu *buccal cortical plate*, yang terletak di bagian luar rahang, dan *lingual cortical plate*, yang terletak di bagian dalam rahang [21]. Pada *dental panoramic radiographs* kedua bagian tersebut mengalami *superimposition* karena efek dari penyinaran X-ray pada citra dua dimensi. Kesalahan sudut pengambilan gambar dari alat *scanner dental panoramic radiographs* dapat menyebabkan *cortical bone* tampak lebih tebal atau lebih tipis [22]. Menurut Pandey, et al. (2014) [20], dari 1010 *dental panoramic radiographs* yang diteliti, *positioning error* terjadi pada 164 citra (16,2%) sementara menurut Brezden dan Brooks (1987) [16], dari 500 *dental panoramic radiographs* yang diteliti terdapat *positioning error* pada 467 citra

(93,4%) dan hanya satu citra yang bebas dari semua *error*. Menurut Akarslan, et al. (2003) [18], *positioning error* yang paling sering terjadi kedua adalah *superimposition* dari *hyoid bone* yang terjadi pada 121 dari 460 *dental panoramic radiographs* yang diteliti (26,3%). Hal tersebut menunjukkan bahwa *dental panoramic radiographs* rentan terhadap *positioning error* yang dapat mengakibatkan *superimposition* dan pencahayaan yang tidak merata.

Pengukuran kepadatan tulang baik menggunakan perangkat DEXA maupun *dental panoramic radiographs* menggunakan fitur luas maupun lebar tulang pada citra dua dimensi (2D) sehingga tidak mempertimbangkan faktor dari ketebalan tulang. Beberapa penelitian mengenai penggunaan citra tiga dimensi (3D) untuk melakukan analisis terhadap struktur jaringan tulang telah dilakukan [23] [24] [25] [26] [27]. Penggunaan citra tiga dimensi memberikan keuntungan karena dapat memberikan informasi yang lebih detail mengenai struktur tulang dan dapat menampilkannya secara tiga dimensi. Namun teknik pengambilan citra tiga dimensi seperti *Computed Tomography (CT-scan)* memiliki dosis radiasi yang tinggi dan membutuhkan biaya yang mahal.

Cone-Beam Computed Tomography (CBCT) merupakan pengembangan dari *CT-scan* yang semakin banyak dimanfaatkan dalam dunia kedokteran gigi, karena memiliki resolusi yang tinggi, dosis radiasi yang relatif rendah, dan biaya yang lebih murah dibandingkan dengan *CT-scan* [28]. CBCT mampu menampilkan rekonstruksi tiga dimensi dari area rahang dan menghasilkan *real-size* dataset sehingga dapat memberikan informasi yang lebih detail dan akurat kepada pengamat daripada apabila menggunakan teknik pengambilan citra secara dua dimensi. Selain itu, CBCT tidak mengalami permasalahan pencahayaan yang tidak merata maupun *superimposition*. Kelemahan CBCT dibandingkan dengan *dental panoramic radiographs* adalah dosis radiasinya yang cenderung lebih tinggi meskipun perbedaannya tidak jauh [28] [29] [30].

CBCT banyak dimanfaatkan untuk membantu pemasangan implan, pencabutan gigi, serta deteksi tumor dan penyakit lainnya pada rahang [28] [31] [32] sehingga penelitian mengenai CBCT biasanya bertujuan untuk melakukan segmentasi gigi [33] [34] [35] atau pengukuran ketebalan *cortical bone* [36] [37] [38]. Secara umum, proses segmentasi pada citra CBCT menghadapi permasalahan

berupa kontras yang rendah antara gigi dan tulang rahang, serta adanya *noise* dan artefak metal. Proses pengukuran ketebalan *cortical bone* pada CBCT biasanya dilakukan secara manual oleh tenaga ahli (dokter gigi, radiologis).

Beberapa penelitian menunjukkan bahwa terdapat korelasi tinggi antara fitur kepadatan tulang rahang yang diukur menggunakan CBCT dengan kepadatan tulang (BMD) yang diperoleh dari perangkat DEXA [39] [40] [39]. Hua, et al. (2009) [40] meneliti akurasi *fractal analysis* dan *morphometry* pada citra CBCT rahang untuk menilai kualitas tulang (BMD) yang diperoleh dari perangkat DEXA. Segmentasi dilakukan dengan menggunakan metode *region growing* dan *thresholding* untuk mendapatkan objek berupa struktur tulang rahang. *Morphometry* atau rata-rata kepadatan diukur berdasarkan *graylevel* pada setiap *slice* CBCT. Hasil penelitian tersebut adalah adanya korelasi signifikan antara *fractal analysis* dan BMD sementara analisis *morphometry* yang dilakukan tidak memiliki korelasi yang signifikan terhadap BMD.

Mostafa, et al. (2016) [39] menggunakan *fractal dimension* (FD) dan *radiomorphometric indices* pada tulang rahang di citra CBCT untuk menghitung korelasinya dengan BMD yang diperoleh dengan perangkat DEXA. *Radiomorphometric indices* yang digunakan adalah *mandibular cortical index* (MCI) [41], *cortical thicknes below the mental foramen* (MI) [42], dan *panoramic mandibular index* (PMI) [25]. *Gaussian filtering* dan *thresholding* pada *region of interest* (ROI) dilakukan sebelum dilakukan pengukuran FD pada *trabecular bone* di satu *slice coronal* citra CBCT. Dari penelitian tersebut diperoleh bahwa terdapat korelasi tinggi antara hasil pengukuran *radiomorphometric indices* terhadap nilai BMD namun tidak terdapat korelasi yang signifikan antara hasil pengukuran FD dengan BMD.

Hasil yang diperoleh Mostafa, et al. [39] berbeda dengan Hua, et al. [40] karena *fractal analysis* yang dilakukan oleh Mostafa, et al. hanya dilakukan pada area *trabecular bone* sementara pada Hua, et al. *fractal analysis* juga bisa dilakukan pada *trabecular bone* dan *cortical bone*, tergantung pada *region of interest* (ROI) yang dipilih. Perbedaan fitur tulang yang digunakan mempengaruhi hasil pengukuran *fractal analysis* karena *cortical bone* memiliki kepadatan yang lebih tinggi daripada *trabecular bone*. Selain itu, Hua, et al. mengukur kepadatan *cortical*

bone pada rahang hanya menggunakan nilai *graylevel*, berbeda dengan Mostafa, et al. yang menggunakan indeks yang merupakan standar pengukuran kepadatan tulang rahang.

Hsu, et al. (2012) [43] membandingkan CBCT dan DEXA untuk menilai kekuatan tulang pada *cortical bone* dari *midshaft* tulang paha dan tulang kering tikus. Tulang tersebut di-*scan* menggunakan *dental* CBCT untuk mengukur *volumetric cortical bone mineral density* (vCtBMD) dan *cross-sectional moment of inertia* (cSMI) yang digunakan untuk mendapatkan *bone strength index* (BSI). Selanjutnya dilakukan pematahan tulang untuk mengukur kekuatan yang dibutuhkan untuk membuat tulang patah (*fracture load*). Analisis statistik dilakukan untuk menghitung korelasi antara nilai BMD yang didapat dari DEXA serta vCtBMD, cSMI, dan BSI yang didapat dari CBCT dengan nilai *fracture load*. Hasil dari penelitian tersebut adalah CBCT memberikan prediksi *fracture load* yang lebih baik daripada DEXA dan BSI memiliki korelasi yang signifikan dengan *fracture load*.

Penelitian Hsu, et al. menunjukkan bahwa CBCT memiliki potensi sebagai alat deteksi osteoporosis, terutama karena kemampuannya untuk mengekstrak fitur volume dari tulang. Namun, pada penelitian terkait deteksi osteoporosis menggunakan CBCT, terdapat beberapa permasalahan yang muncul. Permasalahan pertama adalah adanya kontradiksi terkait hasil analisis fitur yang digunakan untuk melakukan deteksi osteoporosis. Permasalahan kedua terkait dengan proses segmentasi yang tidak adaptif. Nilai *threshold* segmentasi pada penelitian sebelumnya adalah suatu *pre-specified value* atau nilai yang sudah ditentukan sebelumnya, yang dipilih berdasarkan analisis terhadap suatu *slice* sehingga berpotensi menimbulkan subjektivitas dan dapat menyebabkan kesalahan apabila diterapkan pada *slice* lain atau citra CBCT dari *scanner* lain. Selain itu, nilai *threshold* yang dipilih digunakan untuk memisahkan elemen tulang dan gigi pada rahang dengan elemen udara dan jaringan lunak yang intensitasnya berbeda jauh, dan tidak dapat digunakan untuk memisahkan area tulang (baik *cortical bone* maupun *trabecular bone*) dengan gigi yang intensitasnya mirip sehingga didapatkan hasil segmentasi yang tidak konsisten. Permasalahan ketiga terkait dengan ekstraksi fitur geometris *cortical bone* yang dilakukan dengan pengukuran

secara manual. Apabila didapatkan hasil segmentasi *cortical bone* yang akurat, maka pengukuran secara manual dapat memberikan hasil yang baik. Namun pengukuran secara manual membutuhkan waktu yang lama apabila diterapkan pada semua *slice* CBCT serta hasil pengukuran memiliki tingkat subjektivitas yang tinggi.

Berdasarkan uraian permasalahan di atas, penelitian ini mengusulkan pengembangan sistem deteksi osteoporosis secara otomatis berdasarkan fitur *cortical bone* rahang bawah pada *Cone-Beam Computed Tomography* (CBCT). Kontribusi dari penelitian ini adalah melakukan pengembangan sistem yang secara otomatis dapat melakukan segmentasi tulang rahang menjadi beberapa bagian, seperti *buccal cortical plate*, *lingual cortical plate*, dan *inferior border*, yang bersifat adaptif terhadap tiap *slice* CBCT dengan menggunakan fitur intensitas dan bentuk dari *cortical bone*. Pada penelitian ini dilakukan pengambilan fitur kekeroposan *cortical bone* dari setiap *slice* CBCT secara otomatis, yang kemudian digunakan untuk melakukan klasifikasi data menjadi kelompok normal, osteopenia, dan osteoporosis. Fitur kekeroposan *cortical bone* yang didapatkan pada penelitian ini memiliki korelasi signifikan dengan nilai *T-score* BMD sehingga dapat memberikan hasil deteksi osteoporosis yang akurat.

1.2. Perumusan Masalah

Rumusan masalah yang diangkat dalam penelitian ini adalah bagaimana mengembangkan sistem deteksi osteoporosis berdasarkan fitur *cortical bone* rahang bawah pada *Cone-Beam Computed Tomography* (CBCT), di mana permasalahan tersebut dapat dibagi menjadi beberapa sub permasalahan, antara lain:

1. Bagaimana cara melakukan segmentasi *cortical bone* rahang bawah pada citra CBCT?
2. Bagaimana cara melakukan ekstraksi dan pemilihan fitur *cortical bone* yang memiliki korelasi signifikan dengan nilai *T-Score* BMD?
3. Bagaimana cara melakukan klasifikasi data menjadi kelompok normal, osteopenia, dan osteoporosis?

1.3. Tujuan dan Manfaat Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan sistem deteksi osteoporosis secara otomatis berdasarkan fitur *cortical bone* rahang bawah pada *Cone-Beam Computed Tomography* (CBCT) untuk membantu proses deteksi osteoporosis oleh dokter.

Manfaat dari penelitian ini antara lain:

- Mengusulkan metode untuk memberikan informasi signifikan mengenai kualitas *cortical bone* sebagai bahan pertimbangan untuk melakukan diagnosis osteoporosis,
- Membantu proses visualisasi dan analisis kondisi kepadatan *cortical bone* yang dapat dimanfaatkan untuk berbagai aplikasi,
- Sebagai suatu alat deteksi yang dapat memberikan informasi awal terkait osteoporosis yang dapat digunakan oleh dokter gigi untuk merujuk subyek ke dokter spesialis yang relevan, sehingga dapat mengurangi resiko patah tulang akibat perawatan yang terlambat.

1.4. Kontribusi Penelitian

Kontribusi dari penelitian ini antara lain adalah:

1. Mengembangkan sistem deteksi osteoporosis secara otomatis berdasarkan fitur *cortical bone* rahang bawah pada *Cone-Beam Computed Tomography* (CBCT),
2. Mengembangkan metode baru untuk segmentasi *cortical bone* rahang bawah pada citra CBCT menjadi beberapa bagian tertentu secara otomatis dan adaptif berdasarkan integrasi antara fitur intensitas dan geometri citra,
3. Melakukan ekstraksi fitur kekeroposan *cortical bone* rahang bawah pada citra CBCT yang memiliki korelasi signifikan dengan *T-score* BMD secara otomatis.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 2

KAJIAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

Bab ini menjelaskan tentang konsep dasar terkait data penelitian, kajian pustaka terkait *state-of-the-art*, dan dasar teori terkait metode-metode yang digunakan dalam penelitian.

2.1. Konsep Dasar

Sub bab ini menguraikan konsep dasar yang terkait dengan data yang digunakan dalam penelitian. Adapun konsep dasar yang dijelaskan dalam sub bab ini antara lain adalah mengenai osteoporosis, *bone mineral density (BMD)*, *dental panoramic radiographs*, *radiomorphometric indices*, *cone-beam computed tomography (CBCT)*, dan *cortical bone*.

2.1.1. Osteoporosis

Osteoporosis berasal dari kata “*osteo*”, yang artinya adalah tulang, dan “*porous*”, yang artinya adalah berlubang-lubang atau keropos [44]. Osteoporosis adalah penyakit metabolik yang menyerang sistem kerangka manusia yang ditandai dengan terjadinya penurunan massa dan kepadatan mineral tulang disertai dengan gangguan jaringan mikro-arsitektur tulang dan penurunan kualitas jaringan tulang, sehingga menyebabkan tulang menjadi rapuh dan mudah patah [1]. Meski penyakit ini paling sering menyerang perempuan *pascamenopause*, penyakit ini juga dapat menyerang laki-laki, orang dewasa, dan anak-anak. Osteoporosis tidak menunjukkan gejala yang terlihat oleh mata, kecuali apabila subyek sudah mencapai tingkat lanjut, ketika penyakit ini telah menyebabkan patah tulang dan dapat menimbulkan deformitas, rasa nyeri, dan gangguan fungsi tubuh.

Osteoporosis menyebabkan turunnya kekuatan tulang (*bone strength*) sehingga penanganan penyakit ini biasanya dilakukan untuk meningkatkan kekuatan tulang sehingga mengurangi resiko terjadinya patah tulang [45]. Terdapat beberapa faktor yang menentukan kekuatan dari tulang, antara lain adalah massa tulang (*bone mass*), struktur makro dari tulang (*bone macrostructure* atau *bone*

geometry), dan kualitas jaringan tulang (*bone quality*) [46]. *Bone macrostructure* merupakan fungsi dari struktur geometris tulang seperti diameter, panjang, dan sudut tulang [47]. Kualitas dari tulang ditentukan oleh beberapa faktor, seperti mikro-arsitektur dari tulang (*bone microarchitecture*), proses mineralisasi tulang (*bone mineralisation*), komposisi matrix dan mineral tulang, serta kerusakan mikro pada tulang (*bone microdamage*) [46].

Untuk mendapatkan informasi dari mikro-arsitektur jaringan tulang, digunakan analisis *bone histomorphometry* yang mengukur beberapa parameter dari *cortical bone* serta *trabecular bone* [47] [48]. Untuk *cortical bone*, parameter yang dapat diambil antara lain adalah volume, lebar, dan tingkat kekeroposan dari *cortical bone*. Untuk *trabecular bone*, parameter yang dapat diambil antara lain adalah ketebalan, konektivitas, volume, dan orientasi (*anisotropy*) dari *trabecular bone*. Analisis *bone histomorphometry* biasanya menggunakan bantuan teknik pengambilan citra secara tiga dimensi seperti *magnetic resonance imaging* (MRI) dan *computed tomography* (CT). Analisis proses mineralisasi tulang dilakukan dengan pengukuran *bone mineral density* (BMD) [46]. Saat ini pengukuran BMD menggunakan perangkat *Dual-energy X-ray absorptiometry* (DEXA) merupakan *gold standard* dalam mengukur kekuatan tulang untuk proses deteksi osteoporosis.

2.1.2. Bone Mineral Density (BMD)

Kepadatan mineral tulang atau *bone mineral density* (BMD) merupakan banyaknya massa mineral tulang per volume jaringan tulang. Pengukuran kepadatan tulang biasa digunakan pada pengobatan klinis sebagai indikasi adanya osteoporosis atau retak tulang. Prosedur untuk melakukan pengukuran kepadatan mineral tulang disebut dengan *densitometry* dan biasa dilakukan pada departemen radiologi pada klinik kesehatan atau rumah sakit. Teknik pengukuran BMD yang merupakan *gold standard* untuk mendeteksi osteoporosis adalah *Dual-energy X-ray absorptiometry* (DEXA). DEXA menggunakan dua sinar-X berbeda, dapat digunakan untuk mengukur kepadatan tulang belakang dan pangkal paha. Sejumlah sinar-X dipancarkan pada bagian tulang dan jaringan lunak yang dibandingkan dengan bagian yang lain [49]. Tulang yang mempunyai kepadatan tulang tertinggi

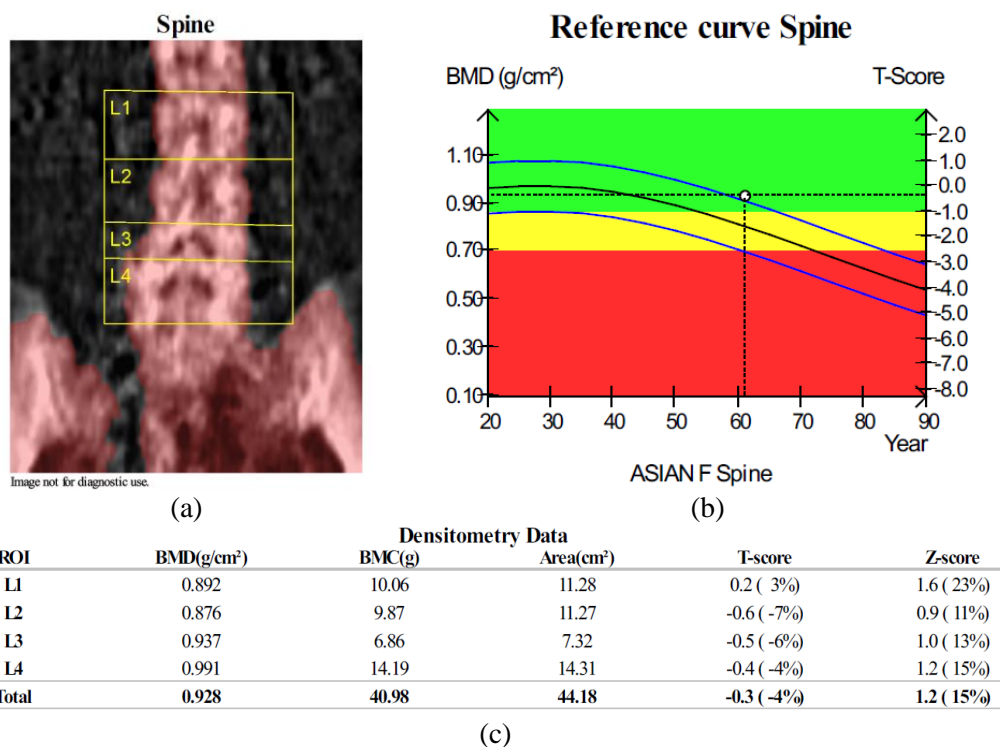
hanya mengizinkan sedikit sinar-X yang melewatinya. DEXA merupakan metode yang paling akurat untuk mengukur kepadatan mineral tulang. Penggunaan alat ini sangat cepat dan hanya menggunakan radiasi dengan dosis yang rendah tetapi lebih mahal dibandingkan dengan metode *ultrasounds*.

Pengukuran BMD menggunakan perangkat DEXA memiliki satuan gram per sentimeter kuadrat (g/cm^2) karena pengukuran dilakukan berdasarkan citra dua dimensi sehingga disebut sebagai *areal bone mineral density* (aBMD) [3]. Dengan menggunakan perangkat DEXA, BMD menghitung banyaknya mineral tulang atau *bone mineral content* (BMC) dalam satuan gram yang dibagi dengan luas area tulang pada *region of interest* (ROI) yang dipilih dalam satuan cm^2 . Radiasi dalam pengukuran BMD bersifat non-invasif dan biasanya dilakukan pada bagian tulang belakang (*lumbar spine*). Terdapat hubungan yang signifikan antara kepadatan tulang yang rendah dengan kemungkinan terjadinya patah tulang. Subyek dinyatakan normal apabila dari pengukuran BMD didapatkan nilai T-score lebih dari sama dengan -1, dinyatakan osteopenia (BMD rendah tetapi belum cukup rendah untuk diklasifikasikan sebagai osteoporosis) apabila nilai T-score di antara -1 dan -2,5, serta dinyatakan osteoporosis apabila nilai T-score kurang dari sama dengan -2,5 [3].

Contoh hasil pengukuran BMD menggunakan perangkat DEXA ditunjukkan pada Gambar 2.1. Gambar 2.1(a) menunjukkan *region of interest* (ROI) yang dipilih untuk melakukan pengukuran. Gambar 2.1(b) dan Gambar 2.1(c) menunjukkan hasil pengukuran kepadatan tulang (*densitometry*). Gambar 2.1(b) merupakan representasi grafik dari rata-rata BMD dan T-score yang didapat pada pengukuran *densitometry* pada Gambar 2.1(c) di mana area hijau menunjukkan bahwa subyek memiliki kepadatan tulang yang normal, area kuning menunjukkan bahwa subyek mengalami osteopenia, dan area merah menunjukkan bahwa subyek mengalami osteoporosis. Pada Gambar 2.1(b) tampak bahwa kepadatan tulang subyek termasuk dalam area normal.

2.1.3. Dental Panoramic Radiographs

Dental panoramic radiographs atau citra panorama gigi merupakan citra panorama hasil penyinaran *X-Ray* pada rahang bawah dan rahang atas. Citra



Gambar 2.1. Hasil pengukuran BMD menggunakan perangkat DEXA: (a) *region of interest* (ROI), (b) kurva referensi untuk kepadatan mineral tulang, dan (c) hasil pengukuran *densitometry*

tersebut menampilkan gambar dua dimensi rahang dari telinga kiri hingga telinga kanan. Menggunakan citra tersebut, tampak susunan tulang dan gigi pada rahang manusia dan juga bahan-bahan lainnya seperti tambalan atau gigi palsu. Dalam dunia kesehatan, *dental panoramic radiographs* banyak digunakan untuk mendeteksi sakit gigi dan luka pada rahang, pemasangan implant gigi, deteksi pengurangan kepadatan tulang, dan sebagainya [50]. Gambar 2.2 menunjukkan contoh dari *dental panoramic radiographs*. Objek gigi pada *dental panoramic radiographs* terlihat lebih terang (radiopak) karena gigi merupakan benda yang keras sehingga hanya sedikit sinar radiasi yang dapat menembusnya. Sebaliknya, kerusakan gigi, gigi yang berlubang, infeksi gigi, dan adanya perubahan pada struktur tulang akan terlihat lebih gelap (radiolusen) dikarenakan sinar radiasi lebih mudah menembusnya.

2.1.4. Radiomorphometric Indices

Radiomorphometric indices merupakan indeks-indeks yang biasa digunakan untuk mengukur kepadatan mineral tulang (BMD) rahang menggunakan



Gambar 2.2. *Dental panoramic radiographs*

citra panorama gigi. Karena BMD rahang memiliki keterkaitan dengan BMD dari tulang pada bagian yang digunakan untuk melakukan penilaian osteoporosis, seperti pinggul dan tulang belakang, maka *radiomorphometric indices* dapat digunakan untuk melakukan deteksi osteoporosis [8]. Berikut ini merupakan beberapa jenis *radiomorphometric indices* [8] [9]:

- *Panoramic mandibular index* (PMI) [42] [51] [52] yang mengukur rasio antara ketebalan *cortical bone* dengan jarak antara *mental foramen* dengan tepi bawah rahang bawah. Metode ini diusulkan karena tidak terdapat *major masticatory muscle* pada daerah *mental foramen* dan jarak antara *mental foramen* dari tepian bawah rahang relatif konstan meskipun terdapat *alveolar bone resorption* pada *foramen* [51].
- *Gonion index* (GI) [53] [54] yang mengukur ketebalan *mandibular angular cortex* atau ketebalan *cortical bone* pada sudut rahang (*gonion* atau *mandibular angle*). Menurut [9], GI memiliki beberapa kelemahan, antara lain adalah 1) nilai GI yang kecil sehingga sangat terpengaruh apabila terdapat *error*, 2) *horizontal magnification* yang tidak stabil dari *dental panoramic radiographs* dapat mempengaruhi nilai GI, 3) lokasi pengukuran GI yang kurang jelas, dan 4) otot pada area *gonion* yang dapat mempengaruhi hasil pengukuran GI.
- *Cortical thicknes below the mental foramen* (MI) [42] dan *mandibular cortical width* (MCW) [7] [9] [55] [56] yang mengukur ketebalan *cortical bone* di

bagian bawah *mental foramen*. Menurut [55], MCW memiliki korelasi yang lebih tinggi terhadap kepadatan *cortical bone* rahang bawah yang diukur menggunakan *Quantitative Computed Tomography* (QCT) dibandingkan dengan PMI.

- *Mandibular cortical index* (MCI) [41] yang mengelompokkan *cortical bone* di bagian bawah *mental foramen* di kedua sisi rahang menjadi tiga kategori, yaitu 1) C1 apabila tepi atas *cortical bone* tampak tajam dan rata, 2) C2 apabila tepi atas *cortical bone* memiliki cacat atau membentuk residu pada salah satu atau kedua sisi rahang, dan 3) C3 apabila *cortical bone* membentuk residu yang parah dan tampak keropos.
- *Antegonial index* (AI) [8] yang mengukur ketebalan *cortical bone* pada suatu titik di area *antegonion* yang didefinisikan menggunakan ‘garis terbaik’ yang ditarik dari bagian rahang yang bergerak naik ke dahi (*ascending ramus*) hingga ke bagian bawah rahang bawah. Menurut [9], memiliki kelemahan yang terkait dengan masalah presisi dan *repeatability* dari GI.

Selain indeks yang telah disebutkan, Yang (1987) juga mengusulkan pengukuran ketebalan *cortical bone* dari area premolar ke molar sebagai *radiomorphometric index* dan menghasilkan nilai pengukuran yang cukup stabil karena tidak terlalu terpengaruh oleh kesalahan operator [57]. Namun karena yang digunakan sebagai *landmark* adalah gigi, maka indeks yang diusulkan oleh Yang sulit diterapkan pada subyek yang ompong (*edentulous*) [55].

2.1.5. Cone-Beam Computed Tomography (CBCT)

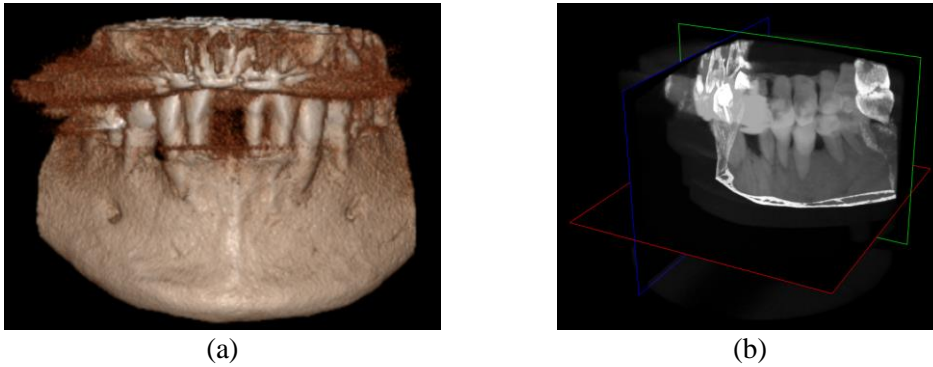
Cone-Beam Computed Tomography (CBCT) dikembangkan sekitar tahun 1990 sebagai pengembangan dari metode *Computed Tomography* (CT). CBCT semakin banyak dimanfaatkan dalam dunia kedokteran gigi, karena memiliki resolusi yang tinggi, dosis radiasi yang lebih rendah, dan biaya yang lebih murah dibandingkan dengan CT konvensional [28]. Radiasi dari CBCT hanya sekitar 20% dari radiasi CT konvensional, sama dengan radiasi dari *periapical radiographic*, dan sekitar 3 hingga 7 kali radiasi *panoramic radiograph* [58] [30].

Gambar alat *scan* CBCT ditunjukkan pada Gambar 2.3. Tabung (*beam source*) dan detektor CBCT melakukan satu kali putaran sebesar 180° atau 360° mengelilingi area yang dipilih sambil melakukan penyinaran *X-ray* dan menghasilkan data berupa *slice* [59] [60]. Banyak proyeksi yang digunakan pada satu kali putaran penyinaran berjumlah antara 50 hingga lebih dari 500 proyeksi [60]. Semakin banyak proyeksi maka hasil rekonstruksi akan semakin mirip dengan citra *input*. Rekonstruksi dari data proyeksi tersebut dapat ditampilkan pada bidang yang diinginkan pengguna. Gambar 2.4 menunjukkan hasil visualisasi hasil rekonstruksi tiga dimensi dari rahang menggunakan citra CBCT menggunakan metode *surface rendering* dan MIP (*Maximum Intensity Projection*).

Biasanya digunakan metode *multiplanar reformation* (MPR) untuk menampilkan citra CBCT secara dua dimensi dari 3 arah yang berbeda (*coronal*, *sagittal*, dan *axial*) [61]. *Slice coronal* merupakan himpunan tampilan objek yang dipotong dari depan ke belakang. *Slice sagittal* merupakan himpunan tampilan objek yang dipotong dari kiri ke kanan. *Slice axial* merupakan himpunan tampilan objek yang dipotong dari atas ke bawah. *Slice* hasil *scan* CBCT merupakan *slice axial* yang jumlahnya sesuai dengan ukuran dari alat *scan*, berjumlah 100 hingga lebih dari 600 *slice*, dan memiliki format DICOM [60]. Apabila *slice axial* tersebut



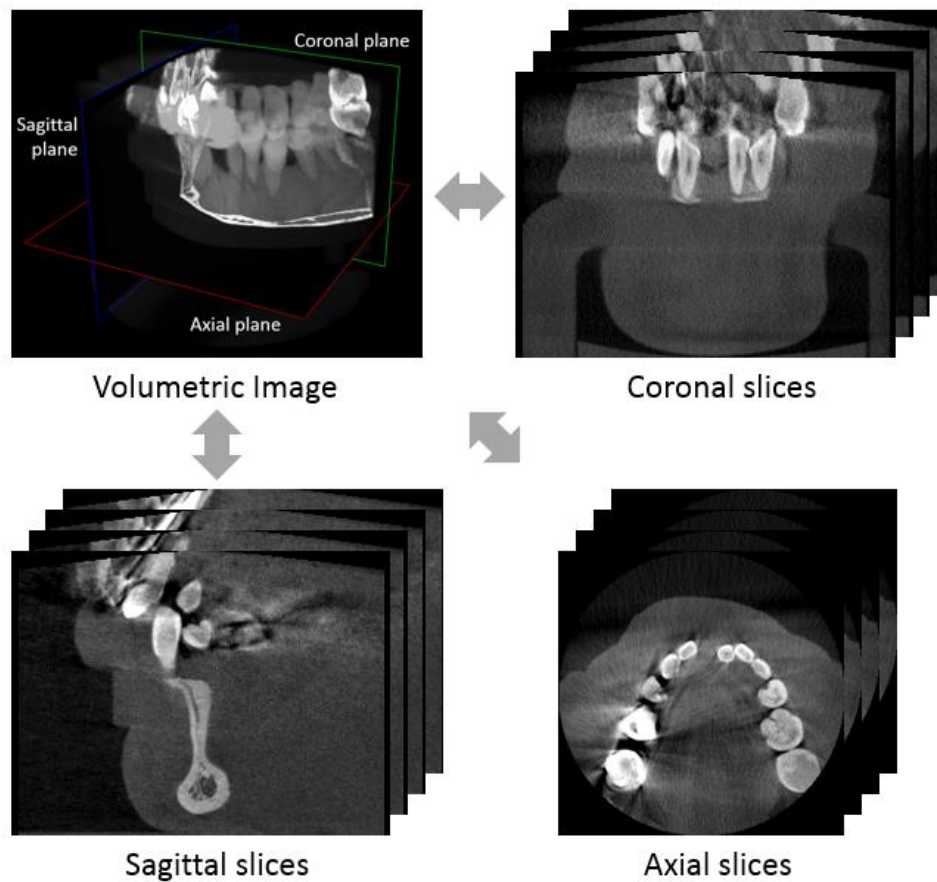
Gambar 2.3. Alat *scan* CBCT



Gambar 2.4. Contoh visualisasi hasil rekonstruksi 3D dari citra CBCT menggunakan (a) *surface rendering* dan (b) MIP

disusun menjadi sebuah matriks tiga dimensi $I(x, y, z)$ berdasarkan sumbu z dan dipotong menurut sumbu yang lain maka dapat dihasilkan *slice sagittal* dan *coronal*. Sebagai contoh, apabila citra CBCT memiliki 200 *slice axial slice* dengan ukuran 266×266 piksel maka akan terbentuk matriks tiga dimensi I berukuran $266 \times 266 \times 200$ piksel. Apabila dilakukan pemisahan matriks tiga dimensi berdasarkan sumbu lainnya, maka akan terbentuk *slice coronal* dan *sagittal* yang masing-masing berukuran 266×200 piksel. Gambar 2.5 menunjukkan citra volume beserta *slice axial*, *coronal*, dan *sagittal* dari CBCT.

CBCT memiliki nilai *graylevel* sebesar 8 hingga 12 bit [60]. Volume CBCT merupakan matriks tiga dimensi yang disebut *voxel*, di mana setiap *voxel* memiliki nilai panjang, lebar, dan kedalaman. Karena ukuran *voxel* telah diketahui dari proses pengambilan data, dapat dilakukan pengukuran secara tepat pada citra. Ukuran *voxel* pada alat CBCT saat ini berkisar antara 0,076 mm hingga 0,4 mm sementara ukuran *voxel* pada alat CT saat ini berkisar antara 1,25 mm hingga 5,0 mm [62]. Resolusi dari citra CT tergantung pada beberapa faktor pada pengambilan gambar (seperti *focal spot* dan ukuran detektor) serta proses rekonstruksi (seperti kernel rekonstruksi, proses interpolasi, dan ukuran *voxel*). Semakin kecil ukuran *voxel* maka semakin tinggi resolusi citra, namun resolusi yang semakin tinggi juga berarti tingkat radiasi yang semakin tinggi. *Noise* pada citra CBCT dipengaruhi oleh radiasi dan *noise* dari proses rekonstruksi. Artefak yang muncul pada citra CBCT merupakan akibat dari pengerasan *beam*, pemancaran foton, efek dari *nonlinear partial volume*, gerakan, implant, dll.

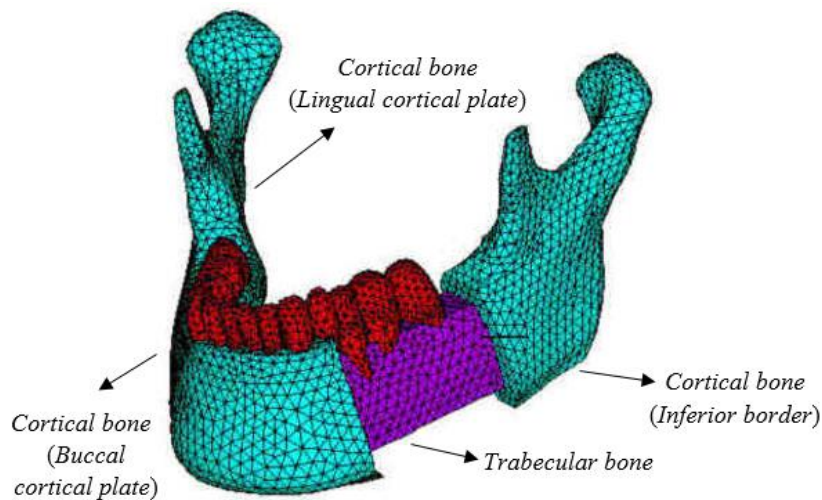


Gambar 2.5. Tampilan *coronal*, *sagittal*, dan *axial* dari citra CBCT

2.1.6. Cortical Bone

Terdapat dua jenis jaringan keras yang membentuk tulang, yaitu *cortical bone* (*compact bone*) dan *trabecular bone* (*cancellous bone* atau *spongy bone*) [63]. *Cortical bone* merupakan jaringan tulang yang keras dan berada di permukaan luar tulang. *Cortical bone* memiliki kepadatan yang lebih tinggi daripada *trabecular bone*. Gambar 2.6 menunjukkan posisi dari *cortical bone* dan *trabecular bone* pada rahang bawah [64] [65].

Bagian dari *cortical bone* yang biasa digunakan untuk melakukan deteksi osteoporosis adalah *cortical bone* yang terletak pada bagian bawah rahang bawah (*inferior border of mandible*), seperti yang ditunjukkan oleh garis merah pada Gambar 2.7. Apabila dilihat melalui tampilan *coronal*, *sagittal*, dan *axial* pada CBCT, tampak pada tampilan *sagittal* dan *axial* bahwa terdapat dua buah *cortical bone*, yaitu *buccal cortical plate* dan *lingual cortical plate* seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.8.



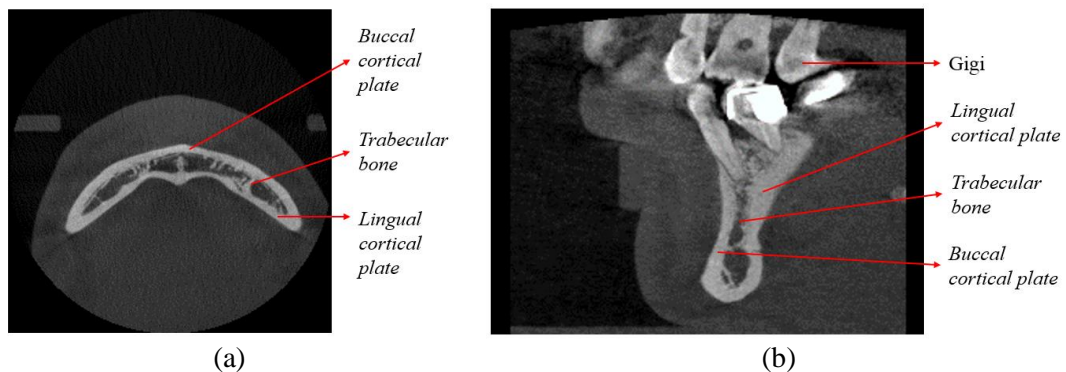
Gambar 2.6. Struktur tulang pada rahang bawah [64] [65]



Gambar 2.7. Cortical bone pada dental panoramic radiographs

Buccal cortical plate merupakan *cortical bone* yang terletak di bagian luar tulang rahang atau dekat dengan wajah. *Lingual cortical plate* merupakan *cortical bone* yang terletak di bagian dalam tulang rahang atau dekat dengan lidah. Untuk mengukur lebar *cortical bone* bisa dilakukan pada *dental panoramic radiographs* dengan mengukur lebar dari *cortical bone* secara vertikal. Sedangkan pengukuran ketebalan *cortical bone* biasanya dilakukan menggunakan CBCT yang dilakukan dengan mengukur lebar *cortical bone* secara horizontal pada tampilan *sagittal*.

Terkait dengan osteoporosis, menurut [64], seiring dengan bertambahnya umur, tingkat kekeroposan *buccal cortical plate* di bagian bawah *mental foramen* meningkat dan lebar dari *buccal cortical plate* di bagian bawah *mental foramen*



Gambar 2.8. *Buccal dan lingual cortical plate* pada tampilan (a) *axial* dan (b) *sagittal* CBCT

menurun, dan hal tersebut terjadi baik pada laki-laki maupun perempuan, meskipun laki-laki memiliki massa *cortical bone* yang lebih tinggi daripada perempuan. Namun tingkat kekeroposan dan lebar *buccal cortical plate* di bagian bawah *mental foramen* tidak bergantung pada kondisi gigi (ada yang dicabut atau tidak). Tingkat kekeroposan dan lebar *lingual cortical plate* di bagian bawah *mental foramen* tidak memiliki ketergantungan baik terhadap umur, jenis kelamin, dan kondisi gigi.

2.2. Kajian Pustaka

Sub bab ini menguraikan *state-of-the-art* dari penelitian. Kajian pustaka yang diuraikan pada sub bab ini merupakan penelitian terkait deteksi osteoporosis menggunakan fitur *cortical bone* rahang bawah, metode segmentasi pada CBCT, dan fitur *cortical bone* rahang bawah pada citra 3D yang dapat digunakan untuk melakukan deteksi osteoporosis.

2.2.1. Deteksi Osteoporosis Menggunakan Fitur *Cortical Bone* Rahang Bawah

Telah dilakukan beberapa penelitian mengenai deteksi osteoporosis menggunakan fitur *cortical bone* rahang bawah seperti yang dirangkum pada Tabel 2.1. Beberapa penelitian menggunakan citra dua dimensi seperti *dental panoramic radiographs* (DPR) dan *Dual Energy X-Ray Absorptiometry* (DEXA), sementara beberapa penelitian lainnya menggunakan citra tiga dimensi seperti *Quantitative Computed Tomography* (QCT), *Dual-Energy Quantitative Computed Tomography* (DEQCT), *Multi-slice Computed Tomography* (MSCT), dan *Cone-Beam Computed*

Tomography (CBCT) untuk melakukan deteksi osteoporosis. Sebagian penelitian melakukan perhitungan korelasi antara fitur-fitur yang diekstrak dari tulang rahang bawah dengan BMD dari tulang belakang yang diukur menggunakan perangkat DEXA, sementara penelitian lainnya menghitung akurasi hasil klasifikasi subyek menggunakan fitur yang diekstrak dari tulang rahang dan membandingkannya dengan klasifikasi menurut BMD dari perangkat DEXA. Sebagian besar penelitian mengelompokkan subyek menjadi kelompok normal dan osteoporosis, meskipun beberapa penelitian juga menyertakan kelompok osteopenia.

Hua, et al. (2009) [40] meneliti akurasi *fractal analysis* dan *morphometry* pada citra CBCT rahang untuk menilai kualitas tulang (BMD) yang diperoleh dari perangkat DEXA. Metode *2D fractal dimension*, yang mengukur tingkat kekasaran permukaan objek, dan *3D fractal dimension* digunakan untuk mendapatkan fitur tekstur. Segmentasi dilakukan dengan *region growing* dan *thresholding* untuk mendapatkan objek berupa struktur tulang rahang. *Morphometry* atau rata-rata kepadatan diukur berdasarkan *graylevel* dan struktur tulang pada setiap *slice* CBCT. Hasil dari penelitian ini adalah adanya korelasi yang signifikan antara *fractal analysis* dan BMD sementara analisis *morphometry* yang dilakukan tidak memiliki korelasi yang signifikan terhadap BMD. Pada penelitian ini, objek hasil segmentasi yang digunakan untuk pengukuran *fractal analysis* tidak tetap. Pada beberapa *slice*, didapatkan objek berupa *trabecular bone* sementara pada *slice* lainnya didapatkan objek berupa *cortical bone* dan *trabecular bone*. Hal tersebut mempengaruhi hasil perhitungan korelasi menggunakan *fractal analysis* karena *cortical bone* memiliki struktur tulang yang lebih padat daripada *trabecular bone*. Selain itu analisis kepadatan tulang hanya menggunakan nilai *graylevel* padahal nilai *graylevel* pada citra CBCT tergantung pada ukuran *voxel* sehingga bisa jadi hasil berupa korelasi yang tidak signifikan antara *morphometry* dengan BMD diakibatkan karena resolusi citra yang kurang baik.

Koh & Kim (2011) [65] melakukan pengukuran kepadatan tulang rahang menggunakan *radiomorphometric indices*, yaitu MCI, MI, dan PMI. MCI mengelompokkan kondisi *inferior cortical bone* menjadi tiga kelompok, yaitu 1) normal dan tajam, 2) sedikit keropos, dan 3) sangat keropos [41]. MI mengukur lebar *inferior cortical bone* di bawah *mental foramen* [42]. PMI mengukur rasio

antara lebar *inferior cortical bone* dengan jarak antara tepi bawah *inferior cortical bone* dengan *mental foramen* [42]. Pengukuran dilakukan pada *slice coronal* untuk MI dan PMI serta *slice sagittal* untuk MCI. Hasil pengukuran kepadatan tulang rahang dibandingkan dengan hasil deteksi osteoporosis menggunakan DEXA pada tulang leher dan tulang belakang di mana subyek dikelompokkan menjadi kelompok normal dan osteoporosis. Terdapat korelasi signifikan antara hasil pengukuran MCI dan PMI pada CBCT dengan hasil deteksi osteoporosis menggunakan DEXA. Sementara hasil pengukuran MI pada CBCT tidak memiliki korelasi signifikan dengan hasil deteksi osteoporosis menggunakan DEXA.

Barngkei, et al. (2014) [66] melakukan pengukuran *radiographic density* (RD) dari tulang rahang bawah serta persentase luas *cortical bone* rahang bawah untuk melakukan deteksi osteoporosis. Pemilihan *slice* dilakukan secara manual, yaitu satu buah *slice axial* yang terdapat *mental foramen* serta *slice coronal* dari bagian kanan dan kiri bagian *ramus* masing-masing dua buah, sehingga total diambil lima buah *slice* dari satu subyek. Selanjutnya dilakukan *thresholding* untuk mendapatkan struktur tulang rahang. Segmentasi dan pengukuran luas *trabecular bone* dilakukan secara manual menggunakan *tool measure polygon*. Luas dari *cortical bone* didapat dengan mengurangkan luas keseluruhan tulang rahang (*cortical bone* dan *trabecular bone*) dengan luas *trabecular bone*. Pada masing-masing *slice* yang dipilih, dilakukan pengukuran RD pada *trabecular bone* dan tulang rahang serta persentase luas *cortical bone* terhadap luas tulang rahang. Uji korelasi Pearson dilakukan terhadap BMD tulang leher dan tulang belakang yang diperoleh dengan perangkat DEXA, di mana subyek dikelompokkan menjadi kelompok normal dan osteoporosis. Fitur FD dari keseluruhan tulang rahang memberikan akurasi deteksi osteoporosis terbaik dengan nilai sekitar 75% - 79%.

Güngör, et al. (2016) [67] melakukan analisis kepadatan tulang rahang menggunakan *radiomorphometric indices* (MCI, MI, dan PMI), intensitas *cortical bone* rahang bawah, serta intensitas dan tekstur dari *trabecular bone* rahang atas dan kondilus. Pemilihan ROI dilakukan secara manual pada *cortical bone* rahang bawah, *trabecular bone* rahang atas, dan *trabecular bone* kondilus pada bagian kiri dan kanan rahang. Selanjutnya dilakukan *noise removal* menggunakan *Gaussian filtering* dan segmentasi menggunakan *thresholding*. Pengukuran intensitas

dilakukan dengan menghitung rata-rata *CT value* dan *histogram analysis* (HA) dari masing-masing ROI. Ekstraksi fitur tekstur *trabecular bone* dilakukan menggunakan metode *fractal dimension* (FD). Selanjutnya dilakukan uji korelasi Pearson antara fitur-fitur yang diekstrak dengan nilai BMD leher dan tulang belakang dari perangkat DEXA di mana subyek dikelompokkan menjadi kelompok normal, osteopenia, dan osteoporosis. Fitur kepadatan tulang rahang menggunakan MI dan PMI memiliki korelasi yang signifikan dengan BMD, namun MCI tidak memiliki korelasi yang signifikan dengan BMD pada kelompok normal dan osteopenia. Terdapat perbedaan signifikan *CT value cortical bone* rahang bawah pada kelompok normal, osteopenia, dan osteoporosis. Terdapat korelasi positif yang signifikan antara HA *cortical bone* rahang bawah dan BMD. Terdapat korelasi positif antara nilai FD dari *trabecular bone* kondilus di bagian kanan rahang dengan BMD dari tulang belakang.

Mostafa, et al. (2016) [39] menggunakan *fractal dimension* (FD) dan *radiomorphometric indices* pada tulang rahang di citra CBCT untuk mendeteksi osteoporosis pada wanita pasca menopause dan membandingkannya dengan subyek normal untuk menghitung korelasinya dengan BMD yang diperoleh dengan perangkat DEXA. *Radiomorphometric indices* yang digunakan adalah MCI, MI, dan PMI. Pengukuran FD dilakukan pada *slice coronal* yang juga digunakan untuk mengukur MI dan PMI, sedangkan pengukuran MCI dilakukan pada salah satu *slice sagittal*. *Gaussian filtering* dan *thresholding* pada *region of interest* (ROI) dilakukan sebelum dilakukan pengukuran FD. Berdasarkan penelitian tersebut diperoleh hasil bahwa terdapat korelasi yang signifikan antara hasil pengukuran *radiomorphometric indices* terhadap nilai BMD namun tidak terdapat korelasi yang signifikan antara hasil pengukuran FD dengan BMD. Proses pemilihan *region of interest* dilakukan secara manual oleh radiologis. *Radiomorphometric indices* yang merupakan standar pengukuran lebar *cortical bone* pada *dental panoramic radiographs* digunakan untuk mengukur lebar *cortical bone* pada *slice coronal* CBCT. *Slice coronal* pada CBCT menunjukkan tampak depan dari rahang sehingga tampilannya mirip dengan tampilan dari *dental panoramic radiographs*. Hasil pengukuran FD yang dilakukan tidak memberikan nilai korelasi yang signifikan

dengan BMD karena pengukuran FD hanya dilakukan pada satu *slice* CBCT saja sehingga informasi yang didapatkan tidak menyeluruh.

Berdasarkan penelitian yang terdapat pada Tabel 2.1, fitur-fitur dari *cortical bone* rahang bawah pada *dental panoramic radiographs* dapat digunakan untuk deteksi osteoporosis. Fitur-fitur tersebut antara lain adalah lebar dan tingkat erosi dari *cortical bone* rahang bawah meskipun lebar *cortical bone* rahang bawah pada *dental panoramic radiographs* dipengaruhi oleh *superimposition* dari *buccal* dan *lingual cortical plate*. Pada penelitian yang menggunakan citra tiga dimensi, pemilihan *slice* dan ROI masih dilakukan secara manual sehingga perlu dikembangkan metode untuk melakukan pemilihan *slice* dan ROI secara otomatis. Dari beberapa penelitian tersebut, dapat disimpulkan bahwa penting untuk melakukan pemisahan antara *buccal* dan *lingual cortical plate*, maupun *inferior border* dari tulang rahang. Perlu dikembangkan metode untuk melakukan pemisahan *cortical bone* menjadi beberapa bagian secara otomatis sehingga dapat dilakukan ekstraksi dan analisis fitur dari masing-masing bagian. Beberapa fitur yang dapat diekstrak dari *cortical bone* rahang bawah adalah fitur geometri seperti volume, lebar, dan ketebalan serta fitur tekstur dan kepadatan. Karena terdapat hasil yang berbeda pada beberapa penelitian terkait korelasi antara fitur *cortical bone* yang diekstrak dari CBCT dengan hasil deteksi osteoporosis menggunakan perangkat DEXA, perlu dilakukan analisis lebih lanjut mengenai fitur *cortical bone* pada CBCT yang memiliki korelasi signifikan dengan osteoporosis.

Tabel 2.1. Deteksi Osteoporosis Menggunakan Fitur *Cortical Bone* Rahang Bawah

Judul Penelitian	Citra	Fitur	Metode	Hasil
<i>Cortical bone mineral density in the mandible and osteoporosis status in postmenopausal women</i> (Klemetti, et al., 1993) [68]	QCT (3D)	BMD buccal dan lingual cortical bone, BMD trabecular bone	<ul style="list-style-type: none"> • Pemilihan slice: Manual, pada slice axial yang terdapat mental foramen • Perhitungan korelasi: Uji Kolmogorov-Smirnov 	BMD buccal cortical bone memiliki korelasi signifikan dengan BMD dari leher dan tulang belakang (DEXA), sementara BMD lingual cortical bone dan BMD trabecular bone tidak.
<i>Relationship between the mandibular and lumbar vertebral bone mineral density at different postmenopausal stages</i> (Taguchi, et al., 1996) [69]	DEQCT (3D)	BMD buccal cortical bone dan BMD trabecular bone	<ul style="list-style-type: none"> • Pemilihan slice: Manual, pada slice axial yang terdapat mental foramen • Perhitungan korelasi: Uji korelasi Spearman 	Terdapat korelasi signifikan antara BMD buccal cortical bone dengan BMD tulang belakang pada wanita yang baru mengalami menopause.
<i>Mandibular bone mineral density as a predictor of skeletal osteoporosis</i> (Horner, et al., 1996) [10]	DEXA (2D)	BMD tulang rahang	<ul style="list-style-type: none"> • Pemilihan ROI : Manual, rahang dibagi menjadi area ramus, body, dan symphysis • Perhitungan korelasi: Uji korelasi Pearson 	BMD dari ketiga area rahang memiliki korelasi yang signifikan dengan BMD dari area lengan, leher, dan tulang belakang.
<i>Computer-aided system for measuring the mandibular cortical width on panoramic radiographs in osteoporosis diagnosis</i> (Arifin, et al., 2005) [70]	DPR (2D)	Lebar cortical bone	<ul style="list-style-type: none"> • Enhancement: Contrast stretching • Segmentasi: Tracing algorithm • Ekstraksi fitur: Line tangential inferior 	Korelasi antara lebar cortical bone dengan hasil pengukuran bone mineral density (BMD) sebesar kurang lebih 53%.

Tabel 2.1. Deteksi Osteoporosis Menggunakan Fitur *Cortical Bone* Rahang Bawah (lanjutan)

Judul Penelitian	Citra	Fitur	Metode	Hasil
<i>Assessment of mandibular buccal and lingual cortical bones in postmenopausal women</i> (Naitoh, et al., 2007) [71]	MSCT (3D)	Ketebalan buccal dan lingual cortical bone	<ul style="list-style-type: none"> • Pemilihan <i>slice</i>: Manual, pada <i>slice axial</i> yang terdapat <i>mental foramen</i> • Segmentasi: <i>Thresholding</i> • Ekstraksi fitur: Pengukuran jarak pada plot profil intensitas ROI 	Terdapat korelasi signifikan antara ketebalan <i>buccal cortical bone</i> di rahang bagian belakang <i>mental foramen</i> dengan kelompok normal dan osteoporosis.
<i>A computer-aided diagnosis system to screen for osteoporosis using dental panoramic radiographs</i> (Nakamoto, et al., 2008) [14]	DPR (2D)	Tingkat erosi cortical bone	<ul style="list-style-type: none"> • Segmentasi: <i>Morphological skeleton</i> • Ekstraksi fitur: Menghitung panjang <i>significant line</i> • Klasifikasi: <i>Threshold</i> 	Akurasi sistem untuk mendeteksi wanita dengan BMD rendah sebesar 74% dan untuk wanita osteoporosis sebesar 62%.
<i>Bone quality assessment based on cone beam computed tomography imaging</i> (Hua, et al., 2009) [40]	CBCT (3D)	Tekstur dan kepadatan tulang rahang	<ul style="list-style-type: none"> • Segmentasi: <i>Region growing</i> dan <i>thresholding</i> • Ekstraksi fitur tekstur: <i>Fractal analysis</i> semua <i>slice</i> • Ekstraksi fitur kepadatan: rata-rata <i>graylevel</i> semua <i>slice</i> 	Fitur tekstur memiliki korelasi yang signifikan dengan BMD sedangkan fitur kepadatan tulang rahang menggunakan <i>graylevel</i> tidak memiliki korelasi yang signifikan dengan BMD.
<i>Utility of the computed tomography indices on cone beam computed tomography images in the diagnosis of osteoporosis in women</i> (Koh & Kim, 2011) [65]	CBCT (3D)	Kepadatan tulang rahang	<ul style="list-style-type: none"> • Pemilihan ROI: Manual, pada <i>slice coronal</i> dan <i>sagittal</i> • Ekstraksi fitur: Pengukuran <i>radiomorphometric indices</i> (MCI, MI, PMI) pada <i>cortical bone</i> secara manual 	Terdapat korelasi signifikan antara hasil pengukuran MCI dan PMI pada CBCT dengan hasil deteksi osteoporosis menggunakan DEXA.

Tabel 2.1. Deteksi Osteoporosis Menggunakan Fitur *Cortical Bone* Rahang Bawah (lanjutan)

Judul Penelitian	Citra	Fitur	Metode	Hasil
<i>Computer-aided measurement of mandibular cortical width on dental panoramic radiographs for identifying osteoporosis</i> (Kavitha, et al., 2012) [72]	DPR (2D)	Lebar <i>cortical bone</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Segmentasi: <i>Dynamic programming</i> • Ekstraksi fitur: <i>Polynomial function</i> • Klasifikasi: <i>Area under the ROC curve</i> (AUC) 	Akurasi antara hasil pengukuran lebar <i>cortical bone</i> dengan hasil pengukuran BMD tulang belakang dan tulang leher sebesar 78% dan 72%.
<i>Osteoporosis prediction from the mandible using cone-beam computed tomography</i> (Barngkgei, et al., 2014) [66]	CBCT (3D)	<i>Radiographic density</i> (RD) <i>trabecular bone</i> dan tulang rahang bawah, persentase luas <i>cortical bone</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Pemilihan ROI: Manual, pada <i>slice axial</i> dan <i>coronal</i> • Segmentasi: <i>Thresholding</i> • Segmentasi area <i>trabecular bone</i>: Manual menggunakan <i>measure polygon</i> • Perhitungan korelasi: Uji korelasi Pearson 	RD dari keseluruhan tulang rahang bawah (<i>trabecular bone</i> dan <i>cortical bone</i>) paling baik digunakan untuk melakukan deteksi osteoporosis dengan akurasi sekitar 75% - 79%.
<i>Identifying dental panoramic radiograph features for the screening of low bone mass in postmenopausal women</i> (Geary, et al., 2015) [13]	DPR (2D)	Panjang & lebar rahang, lebar <i>cortical bone</i> , jumlah gigi	<ul style="list-style-type: none"> • Ekstraksi fitur lebar <i>cortical bone</i>: Pengukuran manual • Pengukuran korelasi: Analisis multivariat 	Fitur ketebalan <i>cortical bone</i> memiliki korelasi yang signifikan terhadap tingkat kepadatan tulang namun signifikansinya menurun apabila digabungkan dengan fitur lainnya.

Tabel 2.1. Deteksi Osteoporosis Menggunakan Fitur *Cortical Bone* Rahang Bawah (lanjutan)

Judul Penelitian	Citra	Fitur	Metode	Hasil
<i>Texture analysis of mandibular cortical bone on digital dental panoramic radiographs for the diagnosis of osteoporosis in Korean women</i> (Kavitha, et al., 2015) [15]	DPR (2D)	Tekstur <i>trabecular bone</i> dan lebar <i>cortical bone</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Ekstraksi fitur <i>trabecular bone</i>: <i>Fractal analysis</i> dan GLCM • Klasifikasi: Naïve Bayes, <i>k-Nearest Neighbor</i>, SVM 	Penggunaan kombinasi fitur tekstur <i>trabecular bone</i> dan ketebalan <i>cortical bone</i> memberikan akurasi. Akurasi tertinggi didapat menggunakan <i>classifier SVM</i> sebesar 96%.
<i>Evaluation of osteoporosis in jaw bones using cone beam CT and dual-energy X-ray absorptiometry</i> (Güngör, et al., 2016) [67]	CBCT (3D)	Intensitas <i>cortical bone</i> , intensitas dan tekstur <i>trabecular bone</i> , dan kepadatan tulang rahang	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Noise removal</i>: <i>Gaussian filtering</i> • Segmentasi: <i>Thresholding</i> • Ekstraksi fitur tekstur: <i>Fractal analysis</i> • Ekstraksi fitur intensitas: <i>CT value</i> dan <i>histogram analysis</i> (HA) • Ekstraksi fitur kepadatan: Pengukuran <i>radiomorphometric indices</i> secara manual • Perhitungan korelasi: Uji korelasi Pearson 	Fitur kepadatan tulang rahang menggunakan MI dan PMI memiliki korelasi yang signifikan dengan BMD, namun MCI tidak memiliki korelasi yang signifikan dengan BMD pada kelompok normal dan osteopenia. Terdapat perbedaan signifikan <i>CT value cortical bone</i> rahang bawah pada kelompok normal, osteopenia, dan osteoporosis. Terdapat korelasi positif yang signifikan antara HA <i>cortical bone</i> rahang bawah dan BMD.

Tabel 2.1. Deteksi Osteoporosis Menggunakan Fitur *Cortical Bone* Rahang Bawah (lanjutan)

Judul Penelitian	Citra	Fitur	Metode	Hasil
<i>Feasibility of cone beam computed tomography radiomorphometric analysis and fractal dimension in assessment of postmenopausal osteoporosis in correlation with dual X-ray absorptiometry</i> (Mostafa, et al., 2016) [39]	CBCT (3D)	Tekstur <i>trabecular bone</i> serta kepadatan tulang rahang	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Noise removal: Gaussian filtering</i> • Segmentasi: <i>Thresholding</i> • Ekstraksi fitur tekstur: <i>Fractal analysis</i> • Ekstraksi fitur kepadatan: Pengukuran <i>radiomorphometric indices</i> secara manual 	Fitur tekstur tidak memiliki korelasi signifikan dengan BMD sedangkan fitur kepadatan tulang rahang menggunakan <i>radiomorphometric indices</i> (MCI, MI, PMI) memiliki korelasi yang signifikan dengan BMD.
Metode Usulan	CBCT (3D)	Fitur kekeroposan <i>cortical bone</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Segmentasi: Segmentasi otomatis berdasar intensitas dan geometri • Ekstraksi fitur: <i>Intensity profile</i> • Perhitungan korelasi: Uji korealsi Pearson • Klasifikasi: <i>Multiclass SVM</i> 	Fitur kekeroposan <i>cortical bone</i> memiliki korelasi signifikan sebesar 70,35% terhadap <i>T-Score BMD</i>. Hasil klasifikasi dengan semua fitur memberikan akurasi sebesar 87.1%.

2.2.2. Segmentasi pada CBCT

Sebagaimana CT, secara umum terdapat 4 jenis elemen pada citra CBCT, yaitu udara, jaringan lunak, tulang, dan gigi [73]. Pada citra CBCT, elemen udara dan jaringan lunak memiliki intensitas yang rendah sementara elemen tulang dan gigi memiliki intensitas yang tinggi. Karena perbedaan intensitas yang cukup tinggi, maka untuk memisahkan elemen udara dan jaringan lunak dari elemen tulang dan gigi biasanya digunakan metode *thresholding* berdasarkan intensitas [74]. Untuk mengatasi intensitas yang mirip antara elemen tulang dan gigi, maka beberapa penelitian mengusulkan metode segmentasi gigi dari tulang rahang pada citra CBCT [33] [34] [35]. Penelitian terkait segmentasi pada citra CBCT secara otomatis dan semi-otomatis dirangkum pada Tabel 2.2. Secara umum, segmentasi pada citra CBCT bagian rahang fokus untuk memisahkan tiga jenis objek, yaitu jaringan lunak, gigi, dan tulang rahang meskipun karena tingginya tingkat *noise* maka penelitian terkait analisis jaringan lunak pada citra CBCT jarang dilakukan.

Hiew, et al. (2010) [33] mengusulkan penggunaan algoritma segmentasi semi otomatis *graph cut* untuk melakukan segmentasi gigi pada citra CBCT secara individual. Metode *Markov Random Fields* digunakan pada fungsi energi dari *graph cut*. Untuk melakukan inisialisasi *foreground* pada *graph cut* digunakan operasi morfologi erosi pada citra *ground truth* dan untuk inisialisasi *background* digunakan operasi morfologi dilasi pada citra *ground truth*. Dengan 25 data citra gigi dari CBCT, didapatkan performa dari metode yang diusulkan berupa rata-rata *Dice similarity coefficient* sebesar 89% yang lebih baik daripada metode *level-set* konvensional yang biasa digunakan untuk melakukan segmentasi gigi.

Keustermans, et al. (2012) [34] mengusulkan *statistical shape model* yang diintegrasikan dalam *graph cut* untuk melakukan segmentasi gigi pada citra CBCT. Dengan inisialisasi berupa tanda pada area gigi yang diberikan secara manual oleh pengguna, dilakukan optimasi algoritma *grab cut* yang diusulkan menggunakan metode *max-flow/min-cut*. *Statistical shape model* diperoleh melalui proses *training* dan menggunakan distribusi Gaussian. Proses *training* dilakukan dengan cara melakukan segmentasi secara manual pada gigi di satu sisi citra dan *statistical shape model* dari gigi pada sisi lainnya diperoleh menggunakan *mirroring*. Akurasi

hasil segmentasi dihitung menggunakan *Dice coefficient* yang hasilnya sebesar kurang lebih 86% dan lebih baik daripada metode pembandingan.

Ji, et al. (2014) [35] mengusulkan pendekatan berbasis *level-set* untuk melakukan segmentasi gigi depan pada citra CBCT. Pertama-tama dilakukan segmentasi mahkota gigi menggunakan *level-set* dan kemudian dilakukan segmentasi akar gigi. Untuk mengatasi kebocoran fungsi energi pada proses segmentasi akar gigi, proses segmentasi akar gigi dilakukan dalam dua tahap, yaitu segmentasi segmentasi pulpa gigi dan kemudian berdasarkan hasil segmentasi pulpa dilakukan segmentasi *dentine*. Metode yang diusulkan memberikan akurasi hasil segmentasi yang cukup baik dibandingkan metode pembandingan, yaitu nilai *Jaccard index* sebesar $0,964 \pm 0,011$, *Dice's coefficient* sebesar $0,981 \pm 0,008$, dan *mean surface distance* (MSD) sebesar $0,113 \pm 0,057$ mm yang lebih baik daripada metode pembandingan.

Loubele, et al. (2006) [74] melakukan segmentasi tulang rahang menggunakan *global thresholding* pada histogram intensitas citra. Histogram intensitas citra pada MSCT dan CBCT membentuk gabungan dari beberapa distribusi Gaussian sehingga *threshold* merupakan perbatasan antara distribusi Gaussian yang merepresentasikan tulang dan jaringan lunak. Pemilihan *slice* dan ROI dilakukan secara manual pada bagian tulang rahang yang hendak diproses. Berdasarkan penelitian ini, *threshold* untuk memisahkan elemen tulang dan jaringan lunak dapat dilakukan dengan melakukan analisis distribusi Gaussian pada histogram intensitas citra menggunakan *probability density function*. *Thresholding* berdasarkan intensitas memberikan hasil segmentasi tulang rahang yang cukup akurat baik pada citra CBCT maupun MSCT.

Wang, et al. (2014) [75] mengusulkan metode otomatis berbasis atlas untuk melakukan segmentasi rahang atas dengan rahang bawah pada citra CBCT. Metode *registration-specific* dilakukan untuk melakukan registrasi berdasarkan *template* dari citra MSCT untuk menyesuaikan atlas dengan citra yang diuji. Selanjutnya digunakan metode *sparse-based label propagation* untuk mendapatkan atlas yang *patient-specific*. Selanjutnya atlas tersebut digunakan dalam segmentasi *probability based-convex*, yang menggunakan *multiple level set function* untuk memisahkan area tulang dengan *background*, untuk mendapatkan hasil segmentasi

yang akurat. Hasil segmentasi terhadap 15 data CBCT menunjukkan bahwa metode yang diusulkan memberikan akurasi segmentasi yang lebih baik daripada metode pembandingan. Nilai *Dice ratio* yang diperoleh sebesar $0,92 \pm 0,02$ untuk rahang bawah dan sebesar $0,87 \pm 0,02$ untuk rahang atas, *average distance error* sebesar $0,65 \pm 0,19$, serta *Hausdorff distance error* sebesar $0,96 \pm 0,053$.

Secara umum, metode segmentasi pada citra CBCT melakukan pemilihan *slice* maupun *region of interest* (ROI) secara manual. Sebagian besar penelitian menggunakan pendekatan segmentasi semi-otomatis yang melibatkan *input* dari pengguna berupa informasi terkait objek yang hendak disegmentasi pada sistem. Meskipun hal tersebut dapat meningkatkan akurasi segmentasi, namun karena CBCT merupakan citra *sequence* maka apabila perlu dilakukan segmentasi pada seluruh *slice* CBCT untuk menghasilkan citra 3D, maka proses *input* dari pengguna akan menjadi sangat melelahkan dan memakan banyak waktu. Metode segmentasi semi-otomatis akan sangat membantu pada segmentasi *slice* tunggal, namun untuk melakukan segmentasi banyak *slice*, metode segmentasi otomatis atau metode segmentasi semi-otomatis yang hanya membutuhkan *input* pengguna pada satu *slice* saja, lebih cocok digunakan.

Fokus dari penelitian terkait segmentasi gigi dan tulang lebih mengenai bagaimana memisahkan gigi dengan tulang rahang atau dengan elemen lainnya seperti udara dan jaringan lunak dengan akurasi tinggi. Hal tersebut disebabkan karena saat ini CBCT biasanya digunakan untuk membantu pemasangan implant. Perlu dikembangkan metode segmentasi tulang rahang menjadi beberapa bagian seperti *buccal cortical plate*, *lingual cortical plate*, maupun *trabecular bone* yang otomatis dan diterapkan pada seluruh *slice* CBCT. Visualisasi tiga dimensi dari hasil segmentasi tersebut dapat digunakan untuk melakukan analisis pada bagian-bagian tertentu *cortical bone* untuk berbagai keperluan.

Tabel 2.2. Metode Segmentasi pada CBCT

Judul Penelitian	Objek	Segmentasi	Metode	Hasil
<i>Assessment of bone segmentation quality of cone-beam CT versus multislice spiral CT: a pilot study</i> (Loubele, et al., 2006) [74]	Tulang rahang	Otomatis	<ul style="list-style-type: none"> • Pemilihan <i>slice</i> dan ROI: Manual • Segmentasi: <i>Global thresholding</i> • Penentuan <i>threshold</i>: <i>Probability density function</i> berdasarkan histogram intensitas citra yang berdistribusi Gaussian 	<i>Thresholding</i> berdasarkan intensitas memberikan hasil segmentasi tulang rahang yang cukup akurat, baik pada citra CBCT maupun MSCT.
<i>Tooth segmentation from cone-beam CT using graph cut</i> (Hiew, et al., 2010) [33]	Gigi	Semi-otomatis	<ul style="list-style-type: none"> • Segmentasi: <i>Graph cut</i> dengan <i>Markov Random Fields</i> • Inisialisasi seed: Operasi morfologi pada citra <i>ground truth</i> 	Diperoleh rata-rata <i>Dice similarity coefficient</i> sebesar 89% yang lebih baik daripada metode <i>level-set</i> konvensional.
<i>Integrating Statistical Shape Models into a Graph Cut Framework for Tooth Segmentation</i> (Keustermans, et al., 2012) [34]	Gigi	Semi-otomatis	<ul style="list-style-type: none"> • Segmentasi: <i>Graph cut</i> dengan <i>statistical shape model</i> • <i>Training</i>: Segmentasi manual pada satu sisi untuk mendapatkan <i>statistical shape model</i> dari sisi lainnya 	Diperoleh <i>Dice coefficient</i> sebesar kurang lebih 86% yang lebih baik daripada metode pembandingan.
<i>A level-set based approach for anterior teeth segmentation in cone beam computed tomography images</i> (Ji, et al., 2014) [35]	Gigi	Semi-otomatis	<ul style="list-style-type: none"> • Pemilihan <i>slice</i> dan ROI: Manual • Segmentasi: <i>Level-set</i>, dilakukan mulai dari mahkota gigi, pulpa gigi, dan <i>dentine</i> • <i>Ground truth</i>: Segmentasi manual 	Diperoleh nilai <i>Jaccard index</i> $0,964 \pm 0,011$, <i>Dice's coefficient</i> $0,981 \pm 0,008$, dan MSD $0,113 \pm 0,057$ mm yang lebih baik daripada metode pembandingan.

Tabel 2.2. Metode Segmentasi pada CBCT (lanjutan)

Judul Penelitian	Objek	Segmentasi	Metode	Hasil
<i>Automated bone segmentation from dental CBCT images using patch-based sparse representation and convex optimization</i> (Wang, et al., 2014) [75]	Tulang rahang	Otomatis	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Template</i>: Citra MSCT • Pembuatan atlas: registrasi citra dan <i>sparse-based label propagation</i> • Segmentasi: <i>Multiple level set function</i> 	Diperoleh nilai <i>Dice ratio</i> $0,92 \pm 0,02$ (rahang bawah) dan $0,87 \pm 0,02$ (rahang atas), <i>average distance error</i> $0,65 \pm 0,19$, serta <i>Hausdorff distance error</i> $0,96 \pm 0,053$ yang lebih baik daripada metode pembanding.
<i>Noninvasive differential diagnosis of dental periapical lesions in cone-beam CT scans</i> (Okada, et al., 2015) [76]	Tumor	Semi-otomatis	<ul style="list-style-type: none"> • Segmentasi: <i>3D Random walks</i> • Fitur: Nilai maksimum, minimum, rata-rata, median, standar deviasi, <i>skewness</i>, <i>kurtosis</i>, dan entropi dari distribusi intensitas tumor • Klasifikasi: <i>Weighted LDA</i> – AdaBoost 	Mampu mengklasifikasi tumor <i>periapical</i> dan <i>granuloma</i> dengan akurasi sebesar 94,1%.
<i>Automatic segmentation of maxillofacial cysts in cone beam CT images</i> (Abdolali, et al., 2016) [77]	Tumor	Otomatis	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Noise removal</i>: <i>Optimized hybrid diffusion filtering</i> • Segmentasi: Pencocokan <i>landmark</i> pada bagian kiri dan kanan citra 	Hasil validasi <i>Dice's coefficient</i> adalah 83%, 87%, dan 80% untuk jenis tumor <i>radicular</i> , <i>dentigerous</i> , dan KCOT.
Metode Usulan [78]	<i>Cortical bone</i>	Otomatis	Segmentasi berdasarkan intensitas menggunakan <i>Gaussian Mixture Model (GMM)</i>. Pemisahan bentuk <i>cortical bone</i> menggunakan <i>polynomial fitting</i>.	Mampu memisahkan <i>inferior cortical bone</i>, <i>buccal cortical plate</i>, dan <i>lingual cortical plate</i> dengan akurasi 92,98%, <i>sensitivity</i> 85,26%, dan <i>specificity</i> 95,19%.

2.2.3. Fitur *Cortical Bone* Rahang Bawah pada Citra 3D

Berdasarkan penelitian terkait deteksi osteoporosis menggunakan fitur *cortical bone* rahang bawah yang dirangkum pada Tabel 2.1, terdapat beberapa fitur yang dapat diambil dari *cortical bone* rahang bawah pada CBCT untuk deteksi osteoporosis, antara lain adalah fitur kepadatan *cortical bone*, lebar dan ketebalan *cortical bone*, tingkat erosi *cortical bone*, serta tekstur dari *cortical bone*. Selain fitur-fitur tersebut, karena CBCT merupakan citra tiga dimensi maka fitur volume dan luas permukaan juga dapat digunakan. Pada penelitian ini fitur-fitur tersebut dikelompokkan menjadi fitur geometri dan fitur tekstur. Yang termasuk dalam fitur geometri adalah volume, luas permukaan, lebar, dan ketebalan *cortical bone*. Yang termasuk dalam fitur tekstur adalah kepadatan, tingkat erosi, dan tekstur dari *cortical bone*. Beberapa penelitian terkait metode ekstraksi fitur pada citra tiga dimensi dirangkum pada Tabel 2.3.

Telah dilakukan beberapa penelitian terkait pengukuran ketebalan *cortical bone* menggunakan citra CBCT. Sebagian besar penelitian tersebut mengukur ketebalan *cortical bone* dengan tujuan untuk melakukan pemasangan implant. Lokasi pengukuran biasanya terletak pada daerah *buccal cortical plate* baik pada rahang atas (*maxilla*) maupun rahang bawah (*mandible*). Pengukuran menggunakan data CBCT biasanya dilakukan secara manual oleh tenaga ahli (dokter gigi, radiologis) menggunakan bantuan *software* rekonstruksi 3D yang terdapat pada alat CBCT [37] [36] [38].

Loubele, et al. (2006) [74] membandingkan hasil pengukuran ketebalan tulang rahang pada citra CBCT dengan citra *Multislice Spiral Computed Tomography* (MSCT) sebagai *gold standard*. Pada penelitian ini dilakukan segmentasi tulang rahang menggunakan *global thresholding* pada histogram intensitas citra secara otomatis. Selanjutnya dilakukan pengukuran ketebalan tulang rahang dengan mengambil profil intensitas 1 dimensi di sepanjang titik pada bagian luar tulang rahang dan diukur jarak antara dua puncak tertinggi pada profil intensitas. Ketebalan tulang rahang didefinisikan sebagai jarak antara permukaan luar *buccal cortical plate* dengan permukaan luar *lingual cortical plate* pada tampilan *axial*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa terdapat perbedaan ketebalan tulang rahang yang signifikan antara citra CBCT dan MSCT.

Baumgaertel & Hans (2009) [37] mengukur ketebalan *buccal cortical bone* pada area kiri, kanan, dan tengah rahang atas dan rahang bawah. Pengukuran dilakukan terhadap citra CBCT dari *dry skull*. Pemisahan antara *cortical bone* dan *trabecular bone* dilakukan berdasarkan visualisasi warna yang tampak, di mana daerah berwarna abu-abu merupakan *trabecular bone* dan daerah berwarna putih merupakan *cortical bone*. Berdasarkan analisis statistik dari hasil pengukuran ketebalan, diperoleh bahwa *buccal cortical bone* rata-rata lebih tebal pada rahang bawah daripada rahang atas. Selain itu *buccal cortical bone* pada bagian kiri dan kanan rahang lebih tebal daripada bagian tengah.

Razavi, et al. (2010) [36] melakukan validasi terhadap hasil pengukuran oleh tenaga ahli terhadap model *bovine rib* atau *dry skull* menggunakan citra CBCT dengan *gold standard* berupa hasil pengukuran manual pada model. Citra CBCT didapatkan menggunakan dua alat scan, yaitu i-CAT NG dan Accuitomo 3D60 FPD. Pengukuran dilakukan pada tampilan *cross-sectional* dari area implant. Hasil penelitian tersebut adalah pengukuran ketebalan *cortical bone* menggunakan Accuitomo 3D60 FPD tidak berbeda jauh dengan *gold standard* dan akurasinya meningkat apabila ketebalan *cortical bone* lebih dari 0,8 mm. Sedangkan pengukuran ketebalan *cortical bone* menggunakan i-CAT NG berbeda secara signifikan dengan *gold standard* yang bisa jadi disebabkan oleh resolusi yang kurang pada area *cortical bone* dengan ketebalan tipis.

Ozdemir, et al. (2013) [38] melakukan pengukuran ketebalan *cortical bone* pada berbagai jenis sudut wajah, yaitu normal, bersudut tinggi, dan bersudut rendah, menggunakan citra CBCT. Tebal *cortical bone* didefinisikan sebagai jarak antara tepi luar *cortical bone* dengan perbatasan *trabecular bone*, yang tegak lurus dengan permukaan tulang. Pengukuran dilakukan pada *buccal cortical plate* rahang bawah, *buccal cortical plate* rahang atas, dan *lingual cortical plate* rahang atas pada salah satu sisi rahang. Untuk pengukuran ketebalan *cortical bone* digunakan tampilan *sagittal* yang diorientasi untuk membuat garis vertikal yang sejajar dengan tulang gigi, lalu menggunakan tampilan *axial* dilakukan pengecekan sehingga garis tersebut tegak lurus dengan *cortical bone*. Pengukuran dilakukan pada tampilan *coronal* sebagai jarak garis horizontal antara permukaan luar *cortical bone* dengan perbatasan *trabecular bone*. Berdasarkan hasil penelitian, orang dewasa dengan

sudut wajah yang tinggi memiliki tebal *cortical bone* yang lebih rendah secara signifikan dibandingkan kategori lainnya pada semua lokasi pengukuran.

Terdapat beberapa jenis pendekatan untuk melakukan analisis tekstur tulang pada citra, antara lain adalah pendekatan struktural, statistik, analisis *fractal*, dan analisis *anisotropy* [79]. Pothuaud, et al. (2000) [80] melakukan analisis keterkaitan antara *fractal dimension* pada citra dua dimensi *trabecular bone* terhadap konektivitas dan kekeroposan pada mikro-arsitektur tiga dimensi dari *trabecular bone* pada citra MRI. Berbagai simulasi dilakukan untuk mengubah struktur tiga dimensi dari *trabecular bone* yang kemudian diproyeksikan menjadi citra *graylevel* dua dimensi. Perhitungan *fractal dimension* dari citra dua dimensi dilakukan untuk melakukan ekstraksi fitur. Terdapat korelasi yang signifikan antara *2D fractal dimension* dengan konektivitas atau kekeroposan 3D pada *trabecular bone*.

Taleb-Ahmed, et al. (2003) mengusulkan metode *three dimensional relief* untuk mengekstrak fitur tekstur *trabecular bone* pada citra CT. Metode tersebut menggunakan pendekatan struktural untuk menganalisis tekstur. Analisis struktural mendeskripsikan citra dengan mempelajari elemen yang menyusunnya. Terdapat dua cara untuk mempelajari elemen tersebut, yaitu berbasis *layout* dan susunan elemen serta berbasis *three dimensional relief*. *Three dimensional relief* berjalan pada dua tahap, yaitu tahap ekstraksi elemen yang menggunakan metode segmentasi seperti *thresholding* atau deteksi tepi dan tahap binerisasi agar bentuk yang didapatkan dapat lebih mudah dikenali. Tahapan pada metode yang diusulkan terdiri atas skeletonisasi pada citra *grayscale*, *skeleton trimming*, dan ekstraksi kontur.

Burghardt, et al. (2010) [81] mengusulkan metode segmentasi untuk ekstraksi fitur kekeroposan *cortical bone* tulang lengan dan kaki pada citra *high resolution peripheral quantitative computed tomography (HR-pQCT)*. Pertama dilakukan pemisahan antara *cortical* dengan *trabecular bone* dengan memanfaatkan *thresholding*, *masking*, operasi morfologi, dan *2D connectivity* untuk menggabungkan struktur pada citra yang letaknya berdekatan. Selanjutnya dilakukan segmentasi pori pada *cortical bone* menggunakan *2D connectivity* dan *masking* yang menghasilkan citra pori. Terakhir dilakukan proses perbaikan

(*refinement*) *cortical bone mask* dengan menjumlahkan citra pori dengan citra *cortical bone*. Metode yang diusulkan dapat mensegmentasi tepi luar dan tepi dalam *cortical bone* serta mensegmentasi pori-pori pada *cortical bone*. Menggunakan hasil segmentasi, dapat dilakukan perhitungan CtBMD (*cortical bone mineral density*) yang menghitung kepadatan semua struktur *cortical bone* termasuk pori-pori dan CtTMD (*cortical tissue mineral density*) yang menghitung kepadatan struktur *cortical bone* saja. Selain itu juga dilakukan perhitungan luas dari area *cortical bone* pada setiap *slice* dan pengukuran ketebalan *cortical bone* secara 3D. Juga dilakukan perhitungan volume dan diameter dari pori-pori pada *cortical bone*.

Sebagian besar metode ekstraksi fitur pada citra CBCT dilakukan secara manual oleh ahli. Hal ini menyebabkan proses ekstraksi fitur CBCT menjadi lama dan memiliki *error* observer apabila pengukuran dilakukan pada banyak *slice*. Apabila pengukuran hanya dilakukan pada satu *slice* tertentu, maka informasi dari *slice-slice* lain pada citra CBCT menjadi tidak dipertimbangkan dalam proses pengambilan keputusan. Oleh sebab itu maka perlu dilakukan pengembangan metode ekstraksi fitur pada citra CBCT yang dapat dilakukan secara otomatis pada semua citra *slice* CBCT.

Tabel 2.3. Metode Ekstraksi Fitur *Cortical Bone* Rahang Bawah

Judul Penelitian	Citra	Fitur	Metode
<i>Fractal Dimension of Trabecular Bone Projection Texture Is Related to Three-Dimensional Microarchitecture</i> (Pothuaud, et al., 2000) [80]	MRI Rahang	Tekstur <i>trabecular bone</i>	<i>Fractal dimension</i>
<i>Analysis methods of CT-scan images for the characterization of the bone texture: First results</i> (Taleb-Ahmed, et al., 2003)	CT	Tekstur <i>trabecular bone</i>	<i>Three dimensional relief</i>
<i>Assessment of bone segmentation quality of cone-beam CT versus multislice spiral CT: a pilot study</i> (Loubele, et al., 2006) [74]	CBCT	Tebal <i>cortical bone</i>	Pengukuran profil intensitas satu dimensi

Tabel 2.3. Metode Ekstraksi Fitur *Cortical Bone* Rahang Bawah (lanjutan)

Judul Penelitian	Citra	Fitur	Metode
<i>Buccal cortical bone thickness for mini-implant placement</i> (Baumgaertel & Hans, 2009) [37]	CBCT	Tebal <i>cortical bone</i>	Manual dengan bantuan <i>software</i> CBCT
<i>Accuracy of measuring the cortical bone thickness adjacent to dental implants using cone beam computed tomography</i> (Razavi, et al., 2010) [36]	CBCT	Tebal <i>cortical bone</i>	Manual dengan bantuan <i>software</i> CBCT
<i>Reproducibility of direct quantitative measures of cortical bone microarchitecture of the distal radius and tibia by HR-pQCT</i> (Burghardt, et al., 2010) [81]	HR-pQCT	Kekeroposan tulang lengan (<i>distal radius</i>) dan kaki (<i>tibia</i>)	<ul style="list-style-type: none"> • Segmentasi <i>cortical bone</i>: morfologi, <i>mask</i>, dan 2D <i>connectivity</i> • Segmentasi pori: 2D <i>connectivity</i>, <i>mask</i> • <i>Refinement</i>: Manual
<i>Cortical bone thickness of the alveolar process measured with cone-beam computed tomography in patients with different facial types</i> (Ozdemir, et al., 2013) [38]	CBCT	Tebal <i>cortical bone</i>	Manual dengan bantuan <i>software</i> CBCT
Metode Usulan	CBCT	Kekeroposan atau erosi <i>inferior cortical bone</i>	Otomatis dengan melakukan pembuatan <i>intensity profile</i> dan <i>gamma fitting</i>

2.3. Dasar Teori

Sub bab ini menguraikan dasar teori yang dapat mendukung keberhasilan sistem. Adapun teori-teori dasar dalam sistem ini antara lain adalah *polynomial curve fitting*, *support vector machine*, *deep learning*, uji korelasi Pearson, serta metode evaluasi yang digunakan.

2.3.1. Polynomial Curve Fitting

Polynomial curve fitting digunakan untuk mendapatkan kurva yang paling menyerupai garis yang dibentuk oleh titik-titik pada citra yang diberikan. Terdapat sekumpulan titik $P = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_M, y_M)\}$, di mana M merupakan banyak titik, dan suatu fungsi *polynomial* $f(x) = y = \sum_{r=0}^n a_r x^r$, dengan n merupakan orde dari fungsi *polynomial* tersebut dan a_r merupakan parameter variabel [82]. *Polynomial fitting* mencari himpunan parameter variabel a_r yang memberikan nilai *error* minimal ketika diterapkan pada fungsi *polynomial* dengan kumpulan titik P sebagai variabel x dan y . Apabila w merupakan jarak tegak lurus dari kumpulan titik masukan P ke kurva, minimalisasi error biasanya dilakukan menggunakan metode *least-square error* (LSE). LSE meminimalkan jumlah dari bobot w yang dikalikan dengan selisih antara titik masukan (x_i, y_i) dengan titik yang diperoleh dari fungsi *polynomial* (x_i', y_i') yang terletak pada kurva *polynomial*, seperti yang dituliskan pada Persamaan 2.1 [82]. Untuk *polynomial fitting* orde kedua, nilai dari parameter $n = 2$ sehingga fungsi *polynomial* untuk kurva adalah seperti yang ditulis pada Persamaan 2.2.

$$S = \sum_{i=1}^M (w_{x_i}(x_i - x_i')^2 + w_{y_i}(y_i - y_i')^2) \quad (2.1)$$

$$f(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 \quad (2.2)$$

2.3.2. Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) [83] merupakan metode *supervised learning* yang banyak digunakan untuk mengatasi masalah klasifikasi dua buah kelompok. Secara umum, SVM berusaha menemukan fungsi pemisah (*hyperplane*) terbaik untuk memisahkan vektor-vektor dari dua buah kelas. *Hyperplane* terbaik adalah *hyperplane* yang memberikan nilai margin tertinggi, di mana margin merupakan jarak antara *hyperplane* dengan vektor yang paling dekat dengan *hyperplane* (*support vector*). Mencari *hyperplane* terbaik sama dengan memaksimalkan *margin* atau jarak antara dua himpunan objek dari kelas yang berbeda. Apabila suatu kasus klasifikasi memperlihatkan ketidaklinieran, maka metode kernel digunakan untuk mengatasinya. Fungsi kernel yang biasanya

digunakan dalam SVM antara lain linier, *polynomial*, *Radial Basis Function* (RBF), dan *sigmoid*.

Metode SVM untuk melakukan klasifikasi banyak kelas biasanya disebut sebagai *Multiclass SVM*. Terdapat beberapa jenis metode *Multiclass SVM* yang telah dikembangkan, antara lain adalah metode *one-versus-all* menggunakan strategy *winner-takes-all* dan metode *one-versus-one* yang diimplementasi menggunakan *max-win voting* [84]. Metode pertama membentuk *classifier* biner sebanyak n . Fungsi *output* untuk *classifier* ke- i menganggap data *training* dengan kelas i sebagai kelas positif sementara data kelas lainnya sebagai kelas negatif. Pada proses *testing*, suatu data dinyatakan berada pada kelas i apabila data tersebut dikelompokkan pada kelas positif menggunakan *classifier* ke- i . Metode kedua membentuk satu *classifier* biner untuk setiap pasang kelas yang berbeda sehingga terbentuk *classifier* biner sebanyak $n(n - 1)/2$. *Classifier* C_{ij} menganggap data dengan kelas i sebagai kelas positif dan data dari kelas j sebagai kelas negatif. Untuk setiap data uji, apabila *classifier* C_{ij} menyatakan bahwa data uji berada pada kelas positif maka voting untuk kelas i bertambah satu, namun apabila data uji berada pada kelas negatif maka voting untuk kelas j bertambah satu. Setelah semua *classifier* melakukan voting, data uji akan dimasukkan ke kelas dengan voting tertinggi.

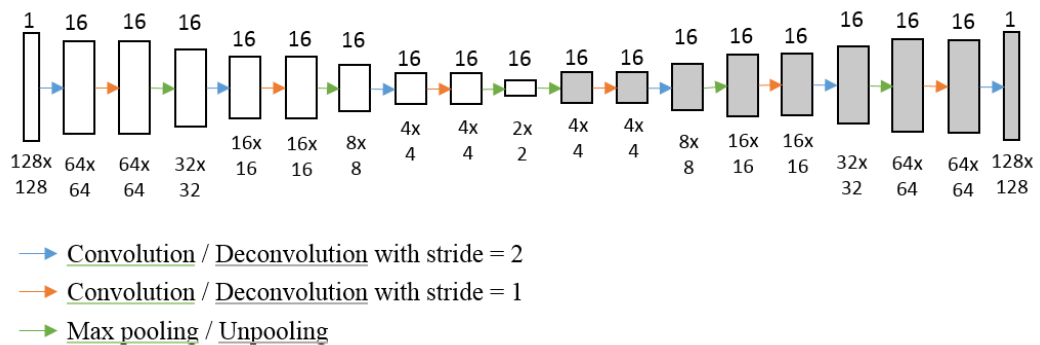
2.3.3. Metode *Deep Learning* Untuk Segmentasi Citra

Metode *deep learning* pada umumnya digunakan untuk melakukan klasifikasi citra. Namun metode ini dikembangkan sehingga juga bisa melakukan segmentasi citra, karena segmentasi adalah melakukan klasifikasi pada tiap piksel. Metode *deep learning* yang banyak digunakan untuk klasifikasi citra adalah CNN (*Convolutional Neural Network*), di mana CNN bisa digunakan untuk melakukan segmentasi citra dengan menggunakan potongan kecil dari citra (*image patch*) untuk mengklasifikasi satu piksel yang berada di tengah-tengah potongan. Kekurangan dari metode ini adalah adanya *overlap* dari potongan piksel-piksel yang bertetangga sehingga proses konvolusi yang sama akan dilakukan berulang kali. Metode *deep learning* FCN (*Fully Convolutional Network*) [85] mengganti layer *fully connected* pada CNN dengan *convolutional layer* sehingga metode ini

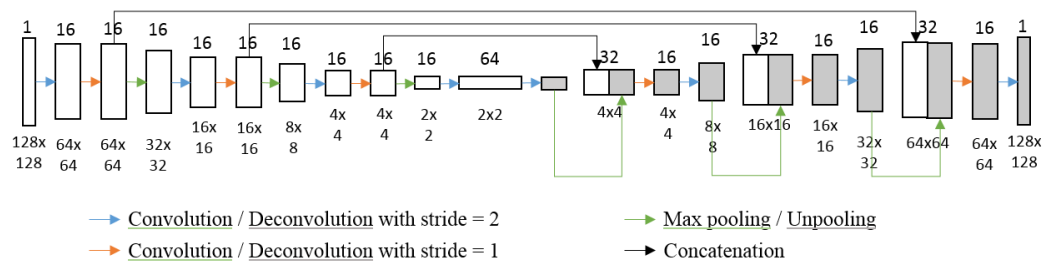
dapat mengambil satu buah citra secara utuh sebagai *input* dan juga menghasilkan satu citra utuh sebagai *output*. Telah dilakukan beberapa pengembangan metode FCN, seperti Convolutional Autoencoder [86] dan U-Net [87].

Autoencoder merupakan *network* yang berbentuk simetris, yang terbagi menjadi dua bagian yaitu bagian *encoder* dan *decoder*. Pada bagian *encoder* dilakukan serangkaian proses konvolusi (melakukan *filtering* pada citra menggunakan beberapa *filter* sehingga didapatkan beberapa citra hasil *filtering*) dan *max-pooling* (membagi citra menjadi beberapa *window* dan mengambil nilai tertinggi dari masing-masing *window* untuk melakukan kompresi). Bagian *decoder* akan melakukan proses yang sama dengan bagian *encoder* tetapi dengan urutan berlawanan sehingga dihasilkan citra *output* dengan ukuran yang sama dengan citra *input*. Untuk segmentasi citra, akan dilakukan perhitungan *error* terhadap hasil *output* jaringan terhadap citra *ground truth* segmentasi. Nilai *error* tersebut akan digunakan untuk proses *backward* pada jaringan di mana dilakukan pembaruan nilai parameter-parameter pada jaringan. Gambar 2.9 – 2.11 secara berturut-turut merupakan contoh arsitektur Autoencoder, U-Net, dan FCN.

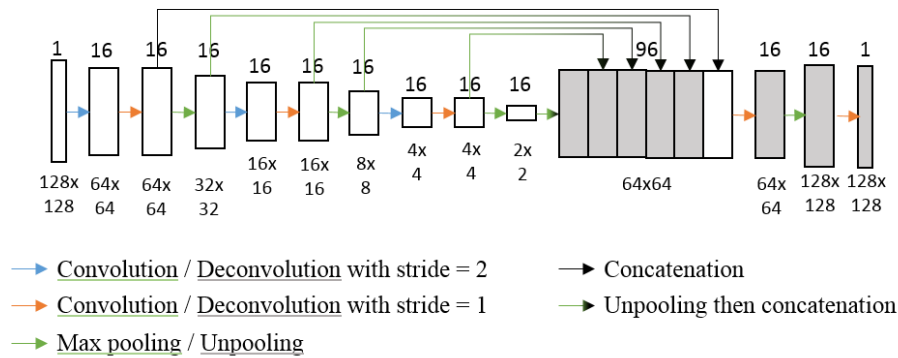
Untuk proses segmentasi citra 3D, terdapat beberapa strategi yang dikembangkan. Strategi pertama adalah dengan melakukan pemrosesan secara 3D, di mana digunakan matriks (atau kernel) 3D untuk melakukan proses *filtering* (atau konvolusi) dan proses *pooling*. Namun strategi tersebut membutuhkan komputasi yang tinggi dan dataset 3D yang berukuran besar. Strategi lainnya adalah dengan melakukan *slicing* pada citra 2D sehingga dihasilkan sekumpulan *slice* 2D dari citra tersebut. Selanjutnya digunakan proses konvolusi dan *pooling* menggunakan kernel 2D sehingga efisien dari segi komputasi. Selain itu, metode ini juga menghasilkan



Gambar 2.9. Arsitektur Autoencoder



Gambar 2.10. Arsitektur U-Net



Gambar 2.11. Arsitektur FCN

banyak *slice* 2D sehingga dataset yang digunakan berukuran besar. Kelemahan dari metode pemrosesan secara 2D adalah metode ini mengabaikan hubungan antar-*slice* sehingga terdapat informasi dari citra yang hilang.

2.3.4. Uji Korelasi Pearson

Uji korelasi Pearson digunakan untuk menghitung tingkat dan arah korelasi dari dua buah variabel (x dan y). Korelasi Pearson (r) dihitung dengan cara membagi *covariance* antara kedua variabel ($cov(x, y)$) dengan hasil perkalian antara standar deviasi kedua variabel. Rentang nilai r adalah $[-1, 1]$ di mana 1 menunjukkan korelasi penuh yang searah, -1 menunjukkan korelasi penuh yang berlawanan arah, dan 0 menunjukkan tidak adanya korelasi. Rumus untuk menghitung korelasi Pearson ditunjukkan pada Persamaan 2.3. Interpretasi dari nilai korelasi Pearson ditunjukkan pada Tabel 2.4 [88].

$$r_{x,y} = \frac{cov(x,y)}{s_x \times s_y} \quad (2.3)$$

Tabel 2.4. Interpretasi Korelasi Person [88]

Korelasi Pearson		Interpretasi
+1	-1	Penuh / Sempurna
+0,9	-0,9	Tinggi
+0,8	-0,8	Tinggi
+0,7	-0,7	Tinggi
+0,6	-0,6	Sedang
+0,5	-0,5	Sedang
+0,4	-0,4	Sedang
+0,3	-0,3	Lemah
+0,2	-0,2	Lemah
+0,1	-0,1	Lemah
0	0	Tidak ada

Untuk menilai signifikansi dari korelasi yang didapatkan, dilakukan uji-t menggunakan Persamaan 2.4 di mana n merupakan ukuran dari sampel. Selanjutnya dilakukan pencarian p -value pada t -table menggunakan nilai t dan derajat signifikansi α tertentu (biasanya bernilai 0,05). Apabila nilai p -value lebih kecil daripada α , maka dapat dinyatakan bahwa kedua buah variabel memiliki korelasi yang signifikan.

$$t = \frac{r_{x,y} \times \sqrt{n-2}}{\sqrt{1-(r_{x,y})^2}} \quad (2.4)$$

2.3.5. Metode Evaluasi

Terdapat dua buah skenario uji coba dan evaluasi pada sistem, yaitu uji coba dan evaluasi hasil segmentasi *cortical bone* dan uji coba dan evaluasi hasil klasifikasi. Untuk mengevaluasi kinerja sistem dalam melakukan segmentasi *cortical bone*, dapat digunakan beberapa metode pengukuran antara lain adalah *misclassification error* (ME), *relative foreground area error* (RAE), dan *confusion*

matrix. Untuk mengevaluasi kinerja sistem dalam melakukan klasifikasi, dapat digunakan *confussion matrix*.

Misclassification error (ME) menghitung rasio dari nilai piksel *background* yang salah diklasifikasikan sebagai *foreground*, dan sebaliknya, terhadap keseluruhan jumlah piksel pada citra masukan [12]. Hasil dari ME adalah persentase banyaknya piksel pada citra hasil segmentasi yang salah diklasifikasi. Nilai ME berada dalam rentang 0 hingga 1. Semakin besar nilai ME maka kualitas citra hasil segmentasi semakin buruk (semakin tidak mirip dengan *ground truth*). Untuk menghitung ME digunakan Persamaan 2.5 di mana B_O dan F_O adalah *background* dan *foreground* dari citra *ground truth*, dan B_T dan F_T adalah *background* dan *foreground* dari citra hasil segmentasi.

$$ME = 1 - \frac{|B_O \cap B_T| + |F_O \cap F_T|}{|B_O| + |F_O|} \quad (2.5)$$

Relative Foreground Area Error (RAE) menghitung perbandingan luas objek (*foreground*) pada citra hasil segmentasi dengan citra *ground truth* [12]. Semakin kecil nilai RAE maka hasil segmentasi semakin baik (mendekati *ground truth*). Jika nilai RAE adalah 0 maka luas *foreground* pada citra hasil segmentasi sama dengan luas *foreground* pada citra *ground truth*. Untuk menghitung RAE digunakan Persamaan 2.6 di mana A_O adalah luas *foreground* dari citra *ground truth*, dan A_T adalah luas *foreground* dari citra hasil segmentasi.

$$RAE = \begin{cases} \frac{A_O - A_T}{A_O} & ; A_T < A_O \\ \frac{A_T - A_O}{A_T} & ; A_T \geq A_O \end{cases} \quad (2.6)$$

Confusion matrix biasa digunakan untuk mengukur akurasi dengan membandingkan hasil klasifikasi dengan referensi yang dimiliki (*ground truth*) [89]. Gambar 2.12 menunjukkan *confusion matrix* dari data yang terdiri dari dua kelas, kelas 1 dan kelas 0, di mana TP=*True Positive*, FN=*False Negative*, FP=*False Positive*, dan TN=*True Negative*. *True Positive* merupakan suatu kondisi apabila data dari kelas 1 benar dikelompokkan ke dalam kelas 1 dan *True Negative* merupakan suatu kondisi apabila data dari kelas 0 benar dikelompokkan ke dalam kelas 0. *False Positive* merupakan suatu kondisi apabila data dari kelas 0 salah

dikelompokkan ke dalam kelas 1 dan *False Negative* merupakan suatu kondisi apabila data dari kelas 1 salah dikelompokkan ke dalam kelas 0.

Menggunakan *confusion matrix*, dapat dilakukan perhitungan dari beberapa matriks pengukuran performa, seperti akurasi, *sensitivity*, dan *specificity*. Akurasi mengukur persentase data yang dikelompokkan secara benar, yang rumusnya ditunjukkan pada Persamaan 2.7. *Sensitivity* atau *true positive rate* mengukur persentase data kelas 1 yang dikelompokkan dengan benar ke dalam kelas 1, yang rumusnya ditunjukkan pada Persamaan 2.8. *Specificity* atau *true negative rate* mengukur persentase data kelas 0 yang dikelompokkan dengan benar ke dalam kelas 0, yang rumusnya ditunjukkan pada Persamaan 2.9. Pada proses pengukuran performa metode segmentasi, kelas 1 merupakan area objek dan kelas 0 merupakan area *background*. Pada proses pengukuran performa metode klasifikasi, kelas 1 biasanya merupakan kelas positif dan kelas 0 biasanya merupakan kelas negatif.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \quad (2.7)$$

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.8)$$

$$Specificity = \frac{TN}{FP+TN} \quad (2.9)$$

		Hasil	
		1	0
Ground Truth	1	TP	FN
	0	FP	TN

Gambar 2.12. *Confusion Matrix*

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 3

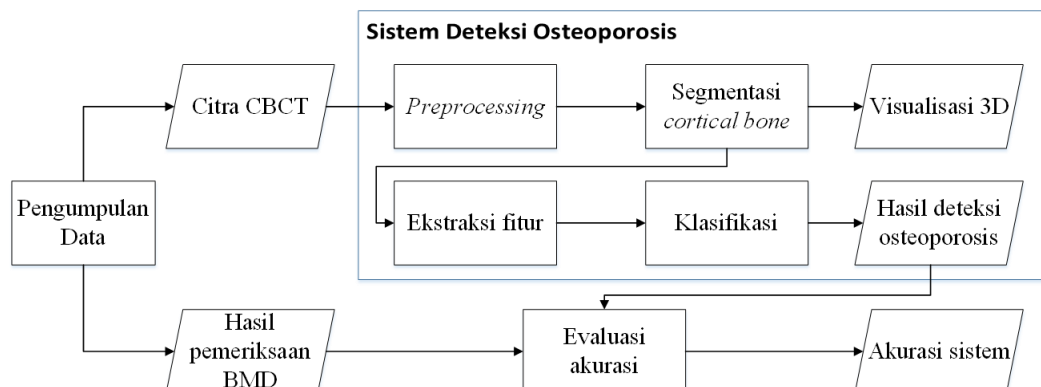
METODE PENELITIAN

Terdapat empat proses dalam sistem deteksi osteoporosis berdasarkan fitur *cortical bone* rahang bawah pada *Cone-Beam Computed Tomography* (CBCT). Proses tersebut adalah *preprocessing*, segmentasi *cortical bone*, ekstraksi fitur kekeroposan *cortical bone*, dan klasifikasi. Gambar 3.1 menunjukkan tahapan penelitian dalam pembuatan sistem. Dengan masukan berupa data CBCT, sistem akan menghasilkan keluaran berupa *volumetric cortical bone* atau tampilan 3D dari *cortical bone* hasil proses segmentasi dan hasil deteksi osteoporosis dari subyek.

3.1. Tahap Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data berupa citra CBCT yang disertai dengan data hasil pengukuran *bone mineral density* (BMD) subyek menggunakan perangkat DEXA (*Dual Energy X-Ray Absorptiometry*), yang merupakan *gold standard* dalam pengukuran kepadatan mineral tulang. Populasi dari penelitian adalah wanita *post-menopause* di Surabaya yang rentan mengalami osteoporosis akibat penurunan massa kepadatan tulang. Sampel penelitian berjumlah 30 orang subyek dengan kriteria sebagai berikut:

- Bertempat tinggal di Surabaya dan sekitarnya;
- Merupakan wanita *post-menopause* dan berusia 50 tahun ke atas;
- Bebas dari penggunaan obat yang dapat menimbulkan kehilangan massa tulang (seperti penggunaan steroid jangka panjang) dan tidak pernah menerima



Gambar 3.1. Tahapan penelitian

transplantasi organ maupun sumsum tulang belakang;

- Memiliki hasil pemeriksaan *bone mineral density* (BMD) dengan T-score ≥ -1 untuk subyek normal, $-1 > \text{T-score} > -2,5$ untuk subyek osteopenia, dan T-score $\leq -2,5$ untuk subyek osteoporosis; serta
- Bersedia ikut serta dalam penelitian.

Dilakukan pengukuran *bone mineral density* (BMD) menggunakan perangkat DEXA (*Dual X-ray Absorptiometry*) dan pengambilan gambar *Cone-Beam Computed Tomography* (CBCT) terhadap subyek-subyek yang telah dihubungi dan setuju untuk ikut serta dalam penelitian di Laboratorium Klinik Pramita, Jl. Raya Jemur Andayani no. 67, Surabaya pada tanggal 2 Juni 2018 – 31 Desember 2018. Uji laik etik penelitian (*ethical clearance*) dilakukan untuk mengesahkan bahwa penelitian layak dilakukan secara medis. Sertifikat hasil uji laik etik terdapat pada Lampiran 1. Dokumentasi untuk proses pengukuran BMD menggunakan perangkat DEXA ditunjukkan pada Gambar 3.2. Dokumentasi untuk proses pengambilan gambar CBCT ditunjukkan pada Gambar 3.3. Setiap subyek mengisi *informed consent* yang berisi penjelasan ringkas terkait penelitian serta peran serta dan resiko apabila terlibat dalam penelitian. Contoh *informed consent* yang diberikan pada subyek dilampirkan pada Lampiran 2. Contoh citra CBCT hasil rekonstruksi 3D ditunjukkan pada Gambar 2.4. Contoh hasil pemeriksaan BMD dengan perangkat DEXA ditunjukkan pada Gambar 2.1.



Gambar 3.2. Dokumentasi proses pengukuran BMD menggunakan perangkat DEXA



Gambar 3.3. Dokumentasi proses pengambilan gambar CBCT

Jumlah sampel untuk masing-masing kelompok (normal, osteopenia, dan osteoporosis) adalah sebanyak 10 orang. Jumlah sampel ditentukan berdasarkan hasil perhitungan metode penentuan jumlah sampel minimal untuk data proporsi dengan besar populasi yang diketahui, yang rumusnya terdapat pada Persamaan 3.1 [90]. Populasi N adalah jumlah populasi wanita berusia 50 tahun ke atas di kota Surabaya dan data proporsi P merupakan nilai prevalensi osteoporosis di Indonesia. Besar populasi sebanyak 229.199 orang didapatkan berdasar hasil survei Badan Pusat Statistik (BPS) Surabaya pada tahun 2010, yang detailnya ditunjukkan pada Tabel 3.1 [91]. Berdasarkan hasil analisis survei yang dilakukan oleh Puslitbang Gizi Departemen Kesehatan Republik Indonesia pada tahun 2005, nilai prevalensi osteoporosis di Indonesia adalah sebesar 10,3% [92]. Apabila ingin dicapai nilai *confidence level* $(1 - \alpha/2)$ sebesar 95% dan *margin of error* (d) sebesar 10%, di mana nilai distribusi normal $Z_{0,95} = 1,645$, maka besar sampel minimum n adalah 25 orang.

$$n = \frac{N(Z_{1-\alpha/2})^2 P(1-P)}{(N-1)d^2 + (Z_{1-\alpha/2})^2 P(1-P)} \quad (3.1)$$

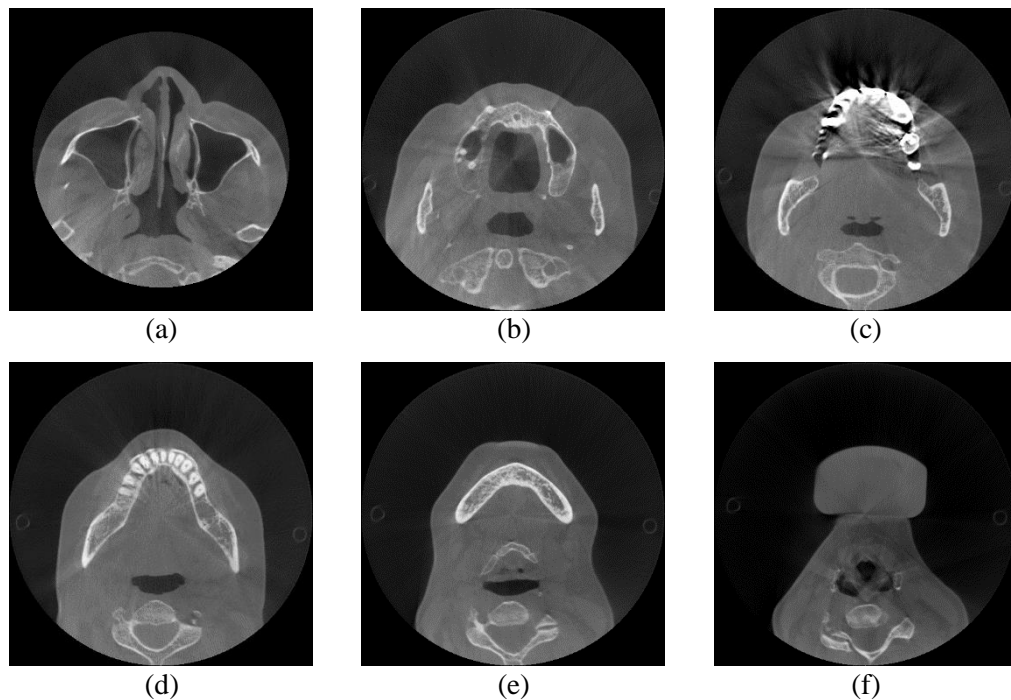
Tabel 3.1. Banyak Penduduk Wanita Kota Surabaya Menurut Kelompok Usia Hasil Sensus Tahun 2010 (Jiwa) [91]

Usia	50-54	55-59	60-64	65-69	70-74	75+	Total
Jumlah	96.000	82.107	54.715	35.425	21.331	26.062	315.640

Pada penelitian ini digunakan perangkat CBCT “Asahi Auge Solio Series Z CM”. Perangkat CBCT tersebut menghasilkan 317 citra (*slice*) dengan format DICOM (*Digital Imaging and Communications in Medicine*) dalam satu kali proses *scan*, di mana masing-masing citra berukuran 512×512 piksel. CBCT tersebut mampu menangkap citra dari keseluruhan rahang dengan ukuran *field of view* (FOV) sebesar 161×100 mm. Ukuran *voxel* citra atau *slice thickness* adalah 0,315 mm dan waktu penyinaran (*exposure time*) adalah 17 detik. Beberapa contoh citra DICOM dari data CBCT ditunjukkan pada Gambar 3.4. Tampak pada Gambar 3.4 bahwa *cortical bone* rahang bawah mulai muncul pada *slice* ke-100 dan sudah tidak ada pada *slice* ke-300. Selain itu juga tampak bahwa pada *slice* ke-200 *cortical bone* dan gigi berada pada lokasi yang sama dan memiliki nilai intensitas *grayscale* yang mirip. Nilai intensitas *cortical bone* juga mirip dengan nilai intensitas *trabecular bone* yang berada di tengah-tengah atau di bagian dalam *cortical bone*.

3.2. Tahap *Preprocessing*

Data CBCT yang diproses merupakan sekumpulan file berformat DICOM dengan *colour depth* yang tergantung pada *scanner*. Pada penelitian ini, satu data CBCT terdiri dari 317 buah file DICOM yang masing-masing berukuran 512×512 piksel dan merupakan *slice* dari penampang *axial*. Pertama-tama dilakukan pembentukan matriks 3D $I(x, y, z)$ yang berukuran $512 \times 512 \times 317$ voxel dengan cara menumpuk *slice-slice axial* ($I_{axial}(x, y)$) secara berurutan pada sumbu z . Selanjutnya, dilakukan konversi *colour depth* dari matriks 3D yang awalnya sebesar 16-bit menjadi 8-bit dengan rentang intensitas keabuan 0-255. Apabila p merupakan nilai voxel pada citra 16-bit, max dan min merupakan nilai intensitas



Gambar 3.4. Contoh hasil *scan* CBCT pada *slice* ke- (a) 50, (b) 100, (c) 150, (d) 200, (e) 250, dan (f) 300

maksimal dan minimal dari matriks 3D CBCT, maka nilai voxel pada citra 8-bit p' dapat dihitung menggunakan Persamaan 3.2.

$$p' = \frac{p - \min}{\max - \min} \times 255 \quad (3.2)$$

Selanjutnya, dilakukan *slicing* menurut bidang *axial*, *coronal*, dan *sagittal* pada matriks yang telah dikonversi. Dari penampang *coronal* ($I_{coronal}(y, z)$) diperoleh 512 buah *slice* yang masing-masing berukuran 512×317 piksel dengan cara memotong matriks 3D $I(x, y, z)$ menurut sumbu x . Dari penampang *sagittal* ($I_{sagittal}(x, z)$) diperoleh 512 buah *slice* yang masing-masing berukuran 512×317 piksel dengan cara memotong matriks 3D $I(x, y, z)$ menurut sumbu y . Contoh citra hasil *slicing* ditunjukkan pada Gambar 2.5.

3.3. Tahap Segmentasi

Tahap segmentasi bertujuan untuk memisahkan antara elemen *cortical bone* dengan elemen lainnya pada citra CBCT, seperti udara, jaringan lunak, dan gigi. Elemen tulang pada citra CBCT sulit dipisahkan dengan elemen gigi karena memiliki nilai intensitas *grayscale* yang mirip. Selain itu tidak semua *slice* pada

citra CBCT mengandung elemen tulang, sehingga metode segmentasi yang diusulkan harus mampu mengenali apakah terdapat elemen *cortical bone* pada suatu *slice*. Di lain pihak, karena citra CBCT banyak digunakan untuk pembuatan implan, maka lebih banyak penelitian terkait metode untuk melakukan segmentasi gigi pada citra CBCT daripada penelitian terkait metode untuk melakukan segmentasi *cortical bone*. Oleh sebab itu, pada penelitian ini akan dilakukan segmentasi gigi terlebih dahulu sehingga didapatkan *cortical bone* dengan cara mengeliminasi elemen gigi tersebut.

Penelitian ini mengembangkan beberapa metode segmentasi yang dapat diterapkan pada citra CBCT. Metode segmentasi pertama merupakan metode segmentasi semi-otomatis yang mengintegrasikan informasi dari pengguna berupa sampel dari area objek dan *background* dalam melakukan segmentasi [93]. Metode kedua berbasis *deep learning* untuk melakukan segmentasi pada citra 3D [94]. Metode segmentasi ketiga memanfaatkan informasi karakteristik dari citra CBCT berupa intensitas *grayscale* dan bentuk dari objek *cortical bone* [78]. Berikut akan dijelaskan masing-masing metode segmentasi yang dikembangkan. Adapun metode segmentasi yang diintegrasikan ke dalam sistem deteksi osteoporosis untuk melakukan segmentasi *cortical bone* adalah metode segmentasi ketiga yang memanfaatkan intensitas *grayscale* dan bentuk *cortical bone* karena mempertimbangkan segi efisiensi dan akurasi.

3.3.1. Segmentasi Semi-Otomatis

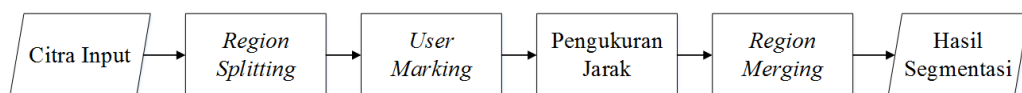
Citra X-ray seperti CBCT dan citra panorama gigi biasanya memiliki *noise* dan kontras yang rendah sehingga sulit untuk melakukan pemisahan objek dan *background* menggunakan metode segmentasi otomatis. Integrasi antara informasi tambahan dari pengguna dengan metode segmentasi dapat meningkatkan performa metode segmentasi pada citra yang memiliki *noise* dan kontras yang rendah. Oleh sebab itu, pada penelitian ini dikembangkan metode segmentasi semi-otomatis yang mengkombinasikan segmentasi secara manual dan otomatis dengan cara melibatkan pengguna untuk membantu menyediakan informasi pada proses segmentasi [93]. Pengguna berinteraksi dengan sistem dengan cara memberikan *input* berupa sampel representative untuk kelas objek dan *background* pada citra,

yang selanjutnya digunakan sebagai acuan proses segmentasi otomatis yang dilakukan berikutnya. Pada penelitian ini diusulkan metode baru untuk melakukan penggabungan area-area pada citra (*region merging*) berdasarkan analisis varians antar-kelas (*inter-class variance*). Alur dari metode yang diusulkan ditunjukkan pada Gambar 3.5.

Proses pertama yang dilakukan adalah *region splitting*, di mana dilakukan proses segmentasi awal menggunakan metode segmentasi *mean-shift* dari Edison System [95]. Algoritma *mean-shift* memisahkan citra *input* menjadi area-area berdasarkan *gradient* dari *probability density function* dari citra. Pengguna kemudian menandai beberapa area sebagai anggota *cluster* objek maupun *background*. Sisa area yang belum masuk ke dalam *cluster* objek maupun *background*, akan digabungkan ke dalam *cluster* yang jaraknya paling dekat dengan area tersebut. Perhitungan $Dist_{O,C_k}$ dilakukan sesuai dengan Persamaan 3.3 untuk mengukur jarak dari suatu area yang belum ditandai (*non-marked region*) C_k ke *cluster* objek yang terdiri atas l area ($O = \{O_1, O_2, \dots, O_l\}$). Perhitungan $Dist_{B,C_k}$ dilakukan sesuai dengan Persamaan 3.4 untuk mengukur jarak dari suatu area yang belum ditandai (*non-marked region*) C_k ke *cluster background* yang terdiri atas m area ($B = \{B_1, B_2, \dots, B_m\}$). Apabila ω_{C_k} merupakan probabilitas antara area C_k yang terdiri atas n_{C_k} piksel dengan citra *input* yang terdiri atas N piksel, maka nilai ω_{C_k} dihitung sesuai dengan Persamaan 3.5. Misalkan intensitas piksel yang terdapat pada area C_k memiliki H tingkatan ($h = \{1, 2, \dots, H\}$) dan jumlah piksel pada area C_k pada tingkatan h disebut sebagai x_h . Apabila jumlah piksel pada area C_k adalah $n_{C_k} = x_1 + x_2 + \dots + x_h$, maka μ_{C_k} merupakan rata-rata intensitas pada area C_k yang dihitung menggunakan Persamaan 3.6.

$$Dist_{O,C_k} = \sum_{i=1}^l \omega_{C_k} \omega_{O_i} (\mu_{O_i} - \mu_{C_k})^2 \quad (3.3)$$

$$Dist_{B,C_k} = \sum_{i=1}^m \omega_{C_k} \omega_{B_i} (\mu_{B_i} - \mu_{C_k})^2 \quad (3.4)$$



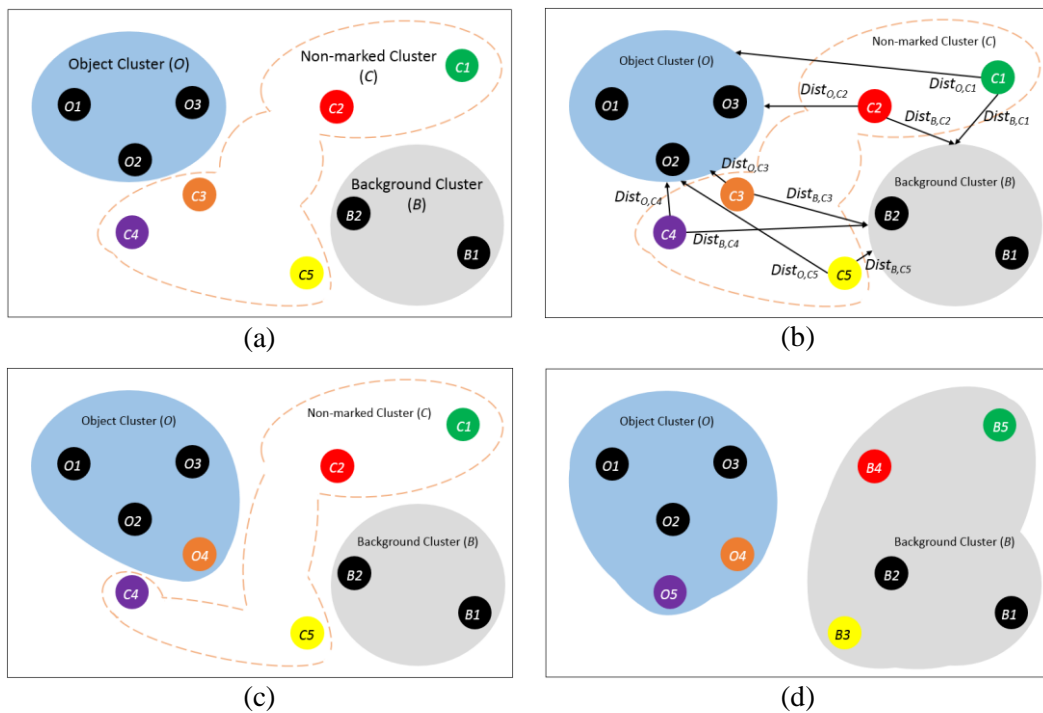
Gambar 3.5. Alur metode segmentasi semi-otomatis

$$\omega_{C_k} = \frac{n_{C_k}}{N} \quad (3.5)$$

$$\mu_{C_k} = \frac{\sum_{h=1}^H h.x_h}{n_{C_k}} \quad (3.6)$$

Setelah nilai jarak $Dist_{O,C_k}$ dan $Dist_{B,C_k}$ untuk semua *non-marked region* didapatkan, dilakukan penggabungan antara *non-marked region* dengan *cluster* yang memiliki jarak terendah. Jarak yang rendah menunjukkan bahwa tersebut adalah yang paling mirip dengan suatu *cluster*. Proses perhitungan jarak dan *region merging* dilakukan berulang-ulang hingga tidak ada lagi *non-marked region*. Proses *region merging* diilustrasikan pada Gambar 3.6.

Selanjutnya dilakukan pengembangan metode segmentasi semi-otomatis yang diusulkan untuk citra 3D seperti CBCT. Citra CBCT terdiri dari ratusan *slice* 2D di mana *slice* yang bertetangga memiliki citra yang mirip. Oleh sebab itu, metode segmentasi semi-otomatis akan menjadi tidak efisien karena memakan waktu lama apabila diterapkan pada citra CBCT. Pada penelitian ini juga diusulkan

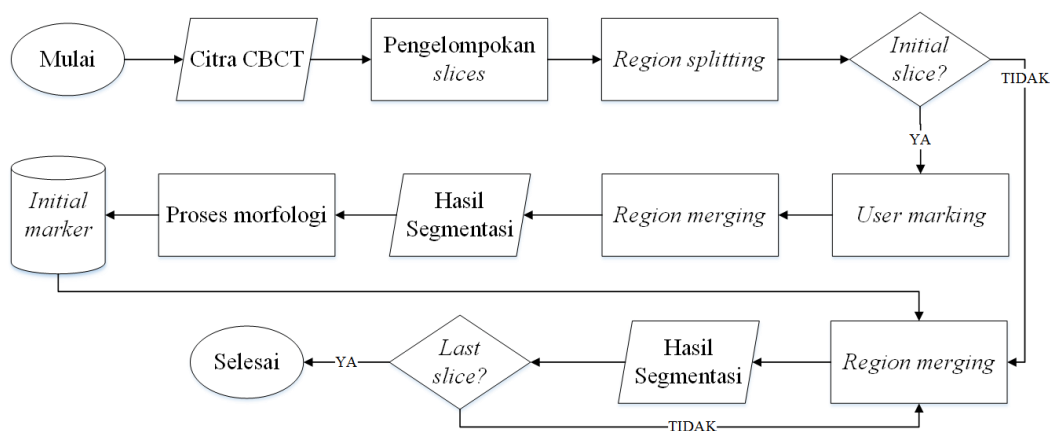


Gambar 3.6. Ilustrasi proses *region merging*: (a) *cluster* awal hasil *marking* pengguna; (b) pengukuran jarak; (c) iterasi pertama proses *region merging*; (d) hasil akhir proses *region merging*

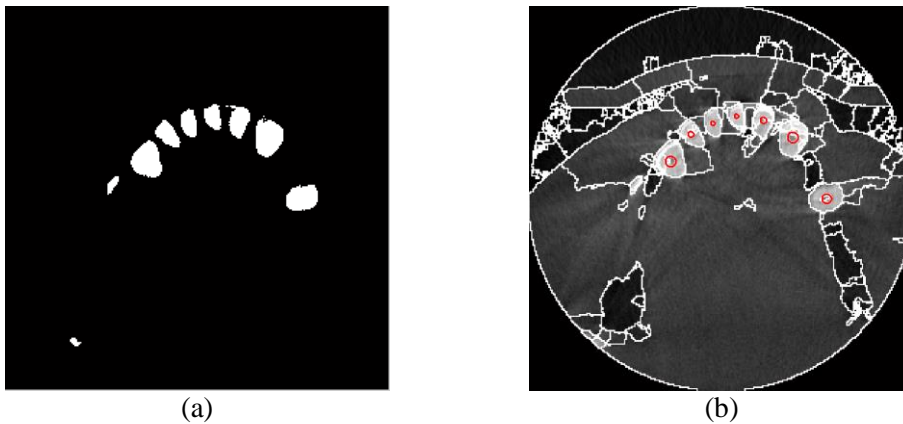
metode untuk melakukan propagasi hasil segmentasi sebuah *slice* CBCT sebagai informasi tambahan untuk melakukan segmentasi secara otomatis pada beberapa *slice* berikutnya [96].

Alur tahapan untuk melakukan propagasi hasil segmentasi antara lain adalah pengelompokan citra CBCT, *marking initial slices*, segmentasi *initial slices*, proses morfologi untuk mendapatkan bentuk objek, dan propagasi hasil proses morfologi sebagai *marking* untuk *slice* berikutnya. Alur dari proses ini ditunjukkan pada Gambar 3.7. Pertama-tama sistem akan menghitung jumlah *slice* pada citra CBCT yang dimasukkan dan membaginya menjadi n kelompok. Pada tahapan *marking initial slices*, pengguna memberikan *marking* pada *slice* pertama pada tiap kelompok sebagai sampel area untuk kelas objek dan *background*. Selanjutnya dilakukan proses pengukuran jarak dan *region merging* pada area di *slice-slice* pertama tersebut sehingga didapatkan hasil segmentasi dari *initial slices*.

Proses morfologi diawali dengan deteksi objek berbentuk lingkaran dengan menggunakan *circular hough transform* [97] karena objek gigi cenderung berbentuk lingkaran. Contoh deteksi objek berbentuk lingkaran ditunjukkan pada Gambar 3.8. Dengan menggunakan informasi jari-jari objek lingkaran yang didapat, dilakukan proses *erosi* untuk mengecilkan ukuran objek. Objek berukuran kecil tersebut dijadikan sebagai *initial marker* untuk melakukan segmentasi pada *slice-slice* berikutnya di kelompok tersebut. Strategi propagasi hasil segmentasi ini menjadikan metode segmentasi semi-otomatis yang mengintegrasikan informasi tambahan dari pengguna menjadi lebih efisien untuk diterapkan pada citra 3D



Gambar 3.7. Alur metode propagasi hasil segmentasi



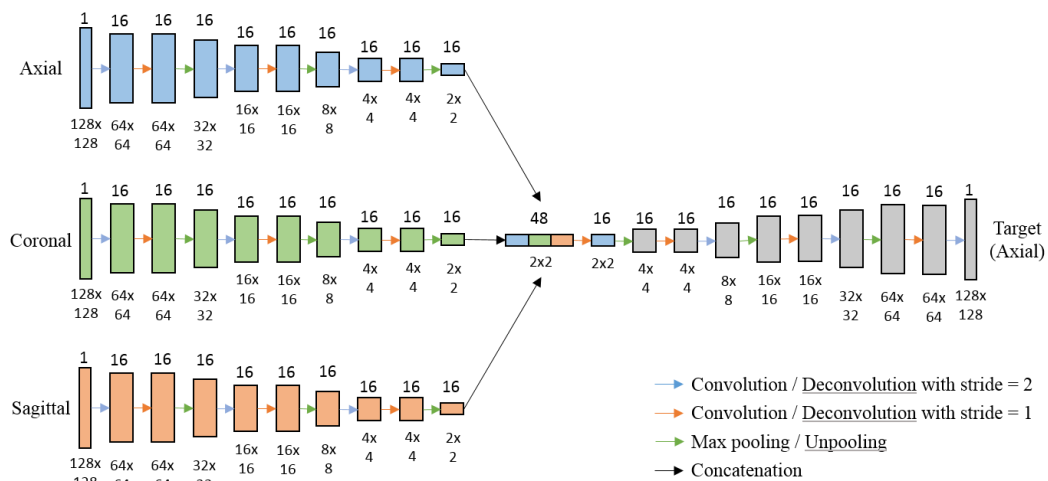
Gambar 3.8. (a) Contoh citra biner dengan objek gigi dan (b) hasil deteksi objek berbentuk lingkaran

seperti CBCT karena proses *marking* secara manual oleh pengguna hanya perlu dilakukan pada beberapa *slice* saja.

3.3.2. Segmentasi Berbasis *Deep Learning*

Metode *deep learning* semakin banyak digunakan dalam pengolahan citra karena dapat memberikan akurasi yang tinggi. Namun beberapa permasalahan yang muncul dalam proses segmentasi citra medis 3D menggunakan metode *deep learning*. Permasalahan tersebut antara lain adalah jumlah data *training* yang sedikit, terbatasnya sumber daya (*memory*) dari perangkat komputer, serta adanya masalah *imbalanced dataset*. Untuk mengatasi permasalahan-permasalahan tersebut, pada penelitian ini diusulkan suatu arsitektur jaringan *deep learning* dan *weighted cost function* baru untuk melakukan segmentasi pada citra medis tiga dimensi [94]. Arsitektur jaringan yang diusulkan disebut sebagai *Multi-projection network* dan didasarkan pada arsitektur dari Autoencoder. *Multi-projection network* mengambil *input* berupa *slice* dua dimensi dari citra tiga dimensi (yaitu *slice axial*, *coronal*, dan *sagittal*) menggunakan arsitektur jaringan *encoder* yang berbeda kemudian memprosesnya dan menggabungkan fitur-fitur *slice* tersebut menjadi satu dan memprosesnya menjadi citra *output* yang merupakan *slice axial*. Gambar 3.9 menunjukkan arsitektur dari *Multi-projection network*.

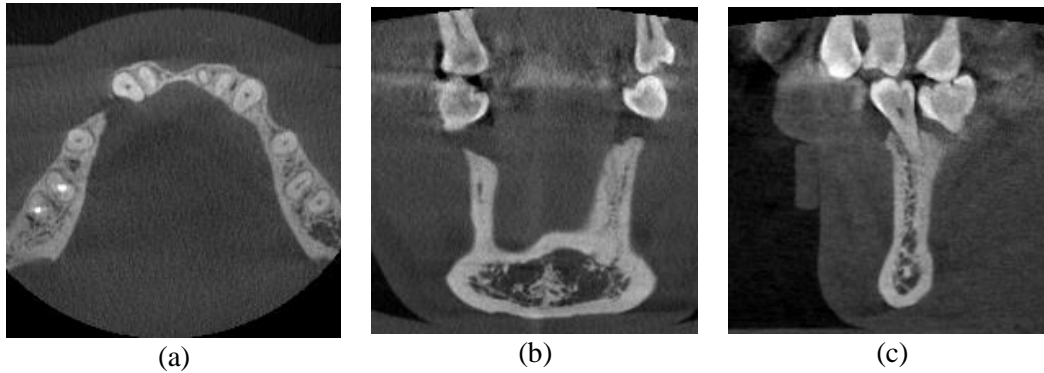
Arsitektur *Multi-projection network* yang diusulkan mengambil *input* berupa citra 3D berukuran $128 \times 128 \times 128$ voxel. Apabila citra 3D yang hendak diproses tidak memiliki ukuran tersebut, maka perlu dilakukan *preprocessing*



Gambar 3.9. Arsitektur dari *Multi-projection Network*

berupa *resizing* dan *cropping*. Selanjutnya dilakukan pemisahan citra 3D menurut 3 bidang proyeksi, yaitu *axial*, *coronal*, dan *sagittal*. *Slice* dari ketiga bidang tersebut kemudian dijadikan *input* dari *Multi-projection network*. Contoh citra *input* untuk *Multi-projection network* ditunjukkan pada Gambar 3.10. Hal ini dilakukan untuk menangkap informasi 3D (hubungan antar *slice*) pada citra. Pada pemrosesan hanya pada satu arah (sebagai contoh apabila hanya menggunakan *axial slices* saja), dan dengan menggunakan kernel 2D, maka proses konvolusi yang dilakukan hanya akan menangkap informasi citra pada setiap *slice* saja. Pada pemrosesan citra menggunakan kernel 3D, proses konvolusi yang dilakukan juga akan menangkap informasi dari *slice-slice* yang bertetangga. Namun proses konvolusi menggunakan kernel 3D membutuhkan *computational cost* yang tinggi karena dihasilkan dimensi matriks yang besar sebagai *input* dari jaringan *deep learning*, juga dibutuhkan *dataset* untuk proses *training* berupa citra 3D yang jumlahnya cukup banyak. Oleh sebab itu, maka pada penelitian ini diusulkan arsitektur *Multi-projection network* yang mengambil *input* berupa proyeksi citra 3D dari beberapa arah, sehingga juga dapat dilakukan proses konvolusi untuk menangkap hubungan antar *slice*.

Pada *Multi-projection network*, dilakukan serangkaian proses konvolusi 2D dengan ReLU (*rectified linear units*) [98] sebagai fungsi aktivasi di mana digunakan ukuran kernel konvolusi sebesar 3×3 piksel dan untuk masing-masing proses konvolusi dihasilkan sebanyak 16 buah *channel* atau *feature map*. Pada proses konvolusi, dilakukan *filtering* antara masing-masing *input channel* proses



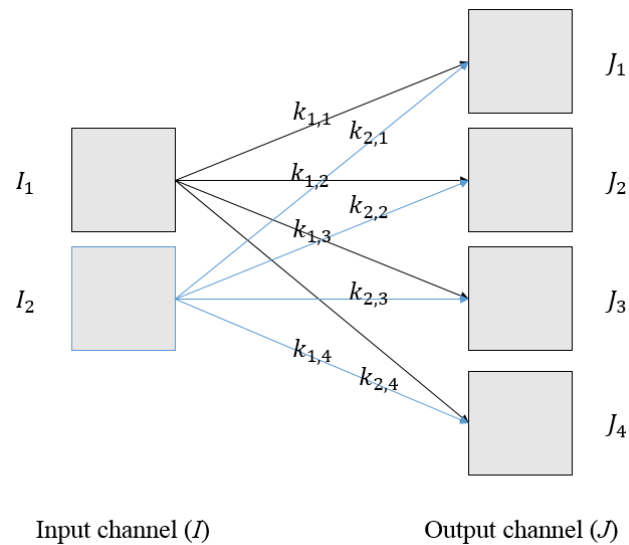
Gambar 3.10. Contoh citra *input* untuk *Multi-projection Network* pada bidang (a) *axial*, (b) *coronal*, dan (c) *sagittal*

konvolusi dengan kernel-kernel tertentu. Hasil *filtering* pada setiap *input channel* menggunakan kernel-kernel tersebut kemudian dijumlahkan untuk menghasilkan sebuah *output channel* proses konvolusi. Ilustrasi untuk *layer* konvolusi ditunjukkan pada Gambar 3.11. Apabila citra *input* proses konvolusi terdiri dari 2 buah *channel* ($I_i; i = \{1,2\}$) dan proses konvolusi yang dilakukan akan menghasilkan citra *output* dengan 4 buah *channel* ($J_j; j = \{1,2,3,4\}$), maka akan digunakan sebanyak total 8 buah kernel konvolusi $k_{i,j}$. Untuk menghasilkan output *channel* J_j , digunakan Persamaan 3.7 di mana $*$ merupakan simbol untuk proses konvolusi dan N merupakan jumlah *channel* pada citra *input*. Citra hasil *layer* konvolusi kemudian diaktivasi menggunakan fungsi ReLU. Fungsi ReLU mengubah nilai *input* x dari hasil *layer* konvolusi menjadi nilai output $f(x)$ menggunakan Persamaan 3.8 [98]. Fungsi ReLU meningkatkan *sparsity* dari jaringan dan membuat proses *training* menjadi lebih cepat [94].

$$J_j = \sum_{i=1}^N I_i * k_{i,j} \quad (3.7)$$

$$f(x) = \max(0, x) \quad (3.8)$$

Pada *network* yang diusulkan juga dilakukan proses *max pooling* dengan ukuran *window* 2×2 piksel untuk melakukan kompresi citra dan mengambil fitur-fitur yang penting. Proses *max pooling* membagi citra *input* proses tersebut menjadi beberapa bagian dengan ukuran tertentu (*window*), dan dari setiap bagian tersebut hanya akan diambil 1 piksel yang memiliki nilai tertinggi. Dengan adanya proses *pooling*, maka ukuran citra akan menjadi lebih kecil sehingga komputasi yang



Gambar 3.11. Ilustrasi *layer* konvolusi

dibutuhkan lebih rendah. Selain itu, proses ini juga membuat citra menjadi *rotation invariant*, karena lokasi dari piksel yang terpilih dalam *window* awal tidak diambil. Nilai piksel maksimal diambil karena nilai tersebut adalah nilai yang paling dominan dalam satu *window*. Setelah dilakukan serangkaian proses konvolusi dan *max pooling*, hasil kompresi citra dari masing-masing proyeksi yang berukuran 2×2 piksel dengan 16 buah *feature map* kemudian ditumpuk (*concatenate*) untuk menghasilkan citra berukuran 2×2 piksel dengan 48 buah *feature map*. Hasil proses penumpukan tersebut kemudian dikonvolusi untuk menghasilkan 16 buah *feature map*.

Setelah tahap *encoder* selesai, selanjutnya dilakukan proses *deconvolution* dan *unpooling* untuk menghasilkan citra yang ukurannya sama seperti citra target, yaitu citra *ground truth* segmentasi pada *slice axial* yang berukuran 128×128 piksel. Berikutnya dilakukan perhitungan *error* antara hasil segmentasi dari *network* dan citra target menggunakan *cost function* tertentu. Nilai *error* ini kemudian digunakan untuk memperbaiki nilai-nilai filter konvolusi pada *network*. Proses ini disebut sebagai proses *training* atau pelatihan. Algoritma optimasi yang digunakan pada proses *training* adalah *Adam's optimizer* [99] karena metode tersebut mampu mencapai kondisi *convergence* dengan cepat [100].

Dataset yang tidak seimbang (*imbalanced dataset*) memiliki jumlah data yang berbeda jauh pada kelas-kelas yang dimilikinya. Apabila terdapat suatu kelas

(kelas minoritas) yang jumlah anggotanya jauh lebih sedikit daripada kelas lainnya (kelas mayoritas), maka proses *training* dari *deep learning* akan “menekan” kelas minoritas untuk meningkatkan akurasi dari jaringan. Dengan meniadakan kelas minoritas (*sensitivity* yang rendah), maka jaringan akan menghasilkan akurasi yang tinggi, meskipun jaringan gagal melakukan segmentasi objek karena pada citra medis objek segmentasi merupakan kelas minoritas. *Cost function* yang diusulkan memberikan bobot yang lebih besar pada kelas minoritas sehingga kesalahan klasifikasi anggota kelas minoritas akan menyebabkan *error training* yang lebih besar daripada kesalahan klasifikasi anggota kelas mayoritas. Hal ini memaksa jaringan untuk lebih memilih salah dalam mendeteksi kelas *background* daripada salah mendeteksi kelas objek sehingga meningkatkan kemampuan jaringan dalam mendeteksi objek (memiliki *sensitivity* tinggi) meskipun tingkat akurasi bisa jadi akan menurun.

Misalkan suatu citra terdiri dari N piksel dan terbagi menjadi K kelas di mana $C_k, k = \{1, 2, \dots, K\}$, merepresentasikan sebuah kelas pada citra tersebut. Misalkan n_{C_k}/N merupakan probabilitas dari setiap kelas di mana n_{C_k} merupakan jumlah piksel pada elemen di kelas C_k . Memberikan bobot yang tinggi pada kelas minoritas sekaligus memberikan bobot yang rendah pada kelas mayoritas dapat dilakukan dengan menggunakan probabilitas dari kelas yang berlawanan sebagai bobot (*reversed class probability*). Namun menggunakan strategi tersebut secara langsung dapat menyebabkan *cost function* menghasilkan *error* atau *loss* 0 apabila salah satu kelas di citra tidak memiliki anggota sama sekali ($n_{C_k} = 0$), sehingga setiap kelas harus memiliki minimal 1 elemen. Rumus bobot yang diusulkan w ditunjukkan pada Persamaan 3.9, di mana nilai $K = 2$ pada permasalahan segmentasi biner. Menggunakan *root mean squared error* (RMSE) atau *cross-entropy* sebagai *cost function*, yang secara berturut-turut ditunjukkan pada Persamaan 3.10 dan 3.11, maka *weighted cost function* yang diusulkan untuk persamaan RMSE atau *cross-entropy* secara berturut-turut ditunjukkan pada Persamaan 3.12 dan 3.13. Pada persamaan RMSE, \hat{x}_i merupakan nilai piksel target dan x_i merupakan hasil segmentasi. Pada persamaan *cross-entropy*, $\widehat{y}_k^{(l)}$ merupakan

probabilitas target bahwa piksel $y^{(i)}$ merupakan anggota kelas k sementara $y_k^{(i)}$ merupakan probabilitas *output* bahwa piksel $y^{(i)}$ merupakan anggota kelas k .

$$w = \frac{1 - \frac{n_{C_k} + 1}{N + K}}{K - 1} \quad (3.9)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{x}_i - x_i)^2} \quad (3.10)$$

$$\text{Cross - entropy} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K (\widehat{y}_k^{(i)} \log(y_k^{(i)})) \quad (3.11)$$

$$\text{Weighted RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \left(\sum_{k=1}^K w \sum_{\hat{x}_i \in C_k} (\hat{x}_i - x_i)^2 \right)} \quad (3.12)$$

$$\text{Weighted cross - entropy} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K (w \widehat{y}_k^{(i)} \log(y_k^{(i)})) \quad (3.13)$$

Apabila proses *training* jaringan yang dilakukan menggunakan *batches* atau *mini-batches* dari sekumpulan citra dataset sebagai *input*, maka perhitungan bobot w dilakukan terhadap probabilitas dari *batches* atau *mini-batches* tersebut. Bobot dari *cost function* akan berubah secara adaptif mengikuti probabilitas kelas dalam setiap *batch*. Selain itu, apabila *cost function* awalnya memberikan nilai *error* dengan rentang $[0,1]$, maka metode *cost function* yang diusulkan akan memberikan nilai *error* dengan rentang $[0, \infty]$.

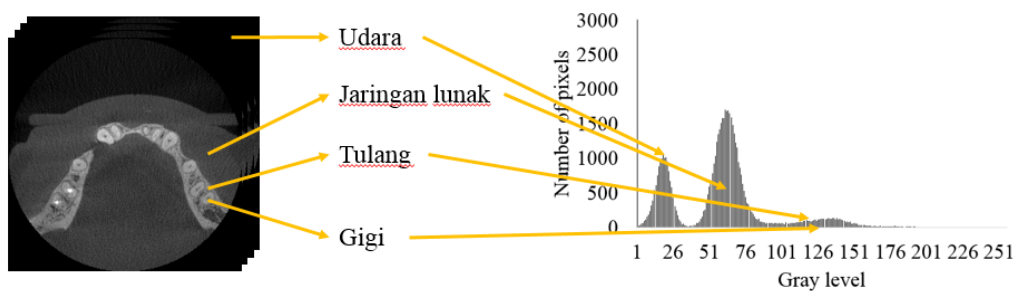
3.3.3. Segmentasi Berdasar Intensitas dan Bentuk *Cortical Bone*

Metode yang diusulkan ini menggunakan informasi karakteristik dari citra CBCT untuk membantu proses segmentasi [78]. Informasi yang digunakan adalah distribusi intensitas *grayscale* pada citra CBCT yang cenderung membentuk gabungan dari distribusi Gaussian, di mana masing-masing distribusi Gaussian merepresentasikan masing-masing elemen pada citra CBCT [74]. Terdapat 4 elemen dari citra CBCT, yaitu udara, jaringan lunak, tulang, dan gigi. Setiap *slice* CBCT terdiri dari 2 hingga 4 elemen. Histogram dari sebuah *slice* CBCT ditunjukkan pada Gambar 3.12. Informasi lain yang digunakan adalah bentuk dari objek, di mana pada tampilan *axial* dan *coronal* objek *cortical bone* cenderung berbentuk melengkung seperti kurva. Tahapan dari metode yang diusulkan

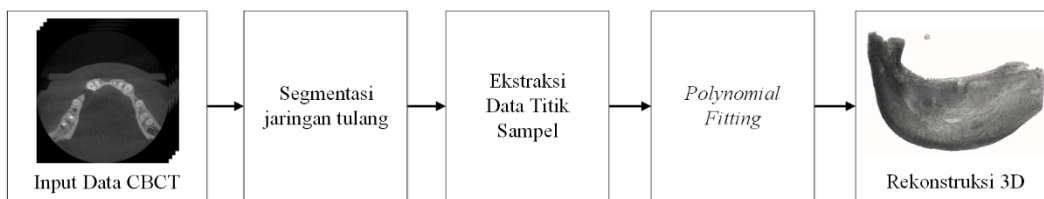
ditunjukkan pada Gambar 3.13. Proses pertama pada tahap ini adalah proses segmentasi tulang rahang. Kemudian dilakukan segmentasi *cortical bone* menjadi bagian-bagian tertentu, seperti *buccal cortical plate*, *lingual cortical plate*, dan *inferior cortical bone*.

Pemisahan antara elemen elemen gigi dan tulang dengan elemen udara dan jaringan lunak dilakukan menggunakan sebuah *threshold* intensitas yang letaknya berada di antara *mode* histogram yang kedua dan ketiga (pada Gambar 3.11). Untuk itu pada penelitian ini digunakan metode *Gaussian Mixture Model* (GMM) untuk memisahkan elemen gigi dan tulang menggunakan informasi intensitas keabuan secara adaptif. Metode GMM digunakan untuk mendapatkan 3 buah *threshold* yang memisahkan histogram masing-masing *slice* ke dalam 4 *cluster* ($k = 4$) sesuai dengan jumlah elemen pada citra CBCT. Nilai intensitas keabuan yang terpilih menjadi *threshold* kedua (yang memisahkan antara *mode* kedua dan *mode* ketiga) digunakan untuk melakukan segmentasi dan mendapatkan elemen gigi dan tulang.

Proses selanjutnya tergantung pada bagian *cortical bone* yang ingin diperoleh. Apabila ingin memperoleh salah satu dari *buccal cortical plate* atau *lingual cortical plate*, maka dapat dilakukan segmentasi terhadap tampilan *axial* dari citra. Apabila yang diinginkan adalah *inferior border* dari *cortical bone*, maka dapat dilakukan segmentasi terhadap tampilan *coronal* dari citra. Proses segmentasi



Gambar 3.12. Citra CBCT dan histogram intensitasnya



Gambar 3.13. Alur metode segmentasi *cortical bone* berdasar karakteristik citra CBCT

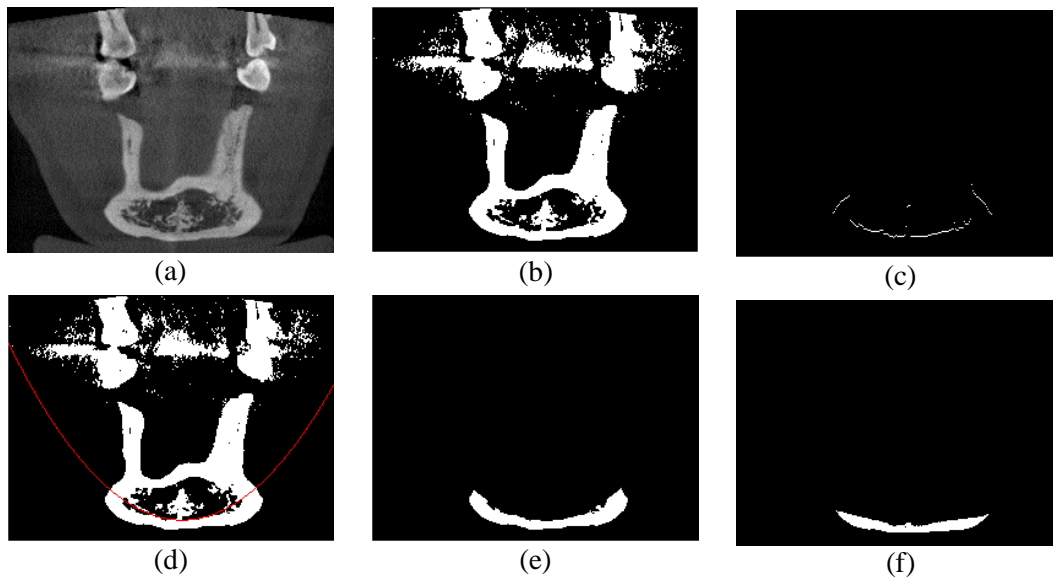
dilakukan menggunakan metode *polynomial fitting* karena memanfaatkan bentuk dari *cortical bone* yang mirip dengan grafik kurva kuadrat.

Terdapat sekumpulan titik $P = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_M, y_M)\}$, di mana M merupakan jumlah titik, serta fungsi polinomial $f(x) = y = \sum_{r=0}^n a_r x^r$, di mana n adalah orde dari fungsi polinomial tersebut dan a_r adalah parameter variabel x . Metode *polynomial fitting* mencari kumpulan parameter a_r yang memberikan *error* fungsi terendah ketika digunakan pada data titik P sebagai nilai dari variabel x dan y . Untuk fungsi *polynomial fitting* orde kedua, nilai dari n adalah 2 sehingga rumusnya sesuai dengan yang ditunjukkan pada Persamaan 3.14.

$$f(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 \quad (3.14)$$

Segmentasi *inferior cortical bone* dilakukan dengan melakukan pemisahan pada *slice coronal* di mana terdapat dua jenis bentuk *cortical bone*. Pada *slice coronal* bagian awal, *cortical bone* tampak sebagai satu buah objek yang terletak pada bagian bawah tengah dari citra. Sementara pada *slice coronal* bagian akhir, *cortical bone* tampak sebagai dua buah objek tampak sebagai dua buah objek yang terletak di bagian kiri dan kanan citra. Pertama-tama dilakukan pengecekan apakah terdapat satu atau dua buah *cortical bone* pada *slice* yang diproses. Selanjutnya dilakukan proses ekstraksi titik *cortical bone* pada masing-masing objek *cortical bone* yang terdeteksi. Proses *scanning* dari bagian bawah citra menuju ke bagian atas citra dilakukan pada tiap kolom pada citra untuk mendapatkan titik batas atas dari *cortical bone*. Titik batas atas didapatkan apabila pada proses *scanning* terdeteksi piksel berwarna putih (objek *cortical bone*) pada beberapa baris berturut-turut yang kemudian diikuti oleh piksel berwarna hitam. Titik putih terakhir dari beberapa kolom tersebut digunakan sebagai *input* untuk proses *polynomial fitting*. Berdasarkan hasil ekstraksi titik, dibuatlah garis kurva polinomial untuk memisahkan *inferior cortical bone*. Proses untuk mendapatkan *inferior cortical bone* ditunjukkan pada Gambar 3.14.

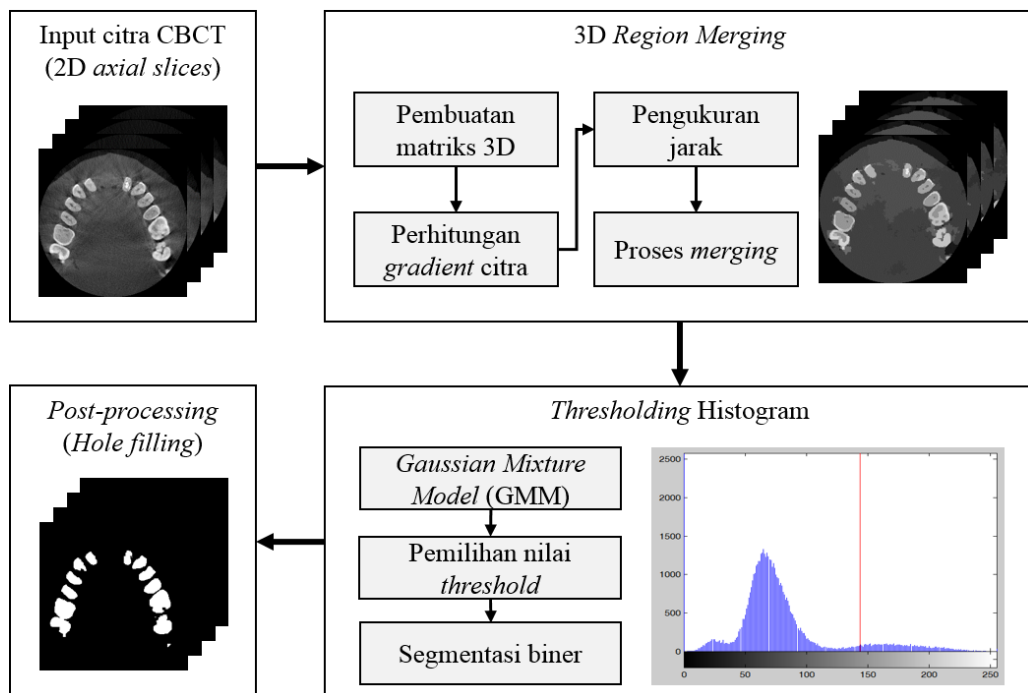
Selanjutnya dilakukan proses pemisahan pada *slice axial* untuk memisahkan *buccal cortical plate* dan *lingual cortical plate*. Untuk memisahkan kedua *plate* tersebut, perlu dilakukan eliminasi elemen gigi terlebih dahulu. Eliminasi elemen gigi dapat dilakukan dengan cara melakukan segmentasi gigi



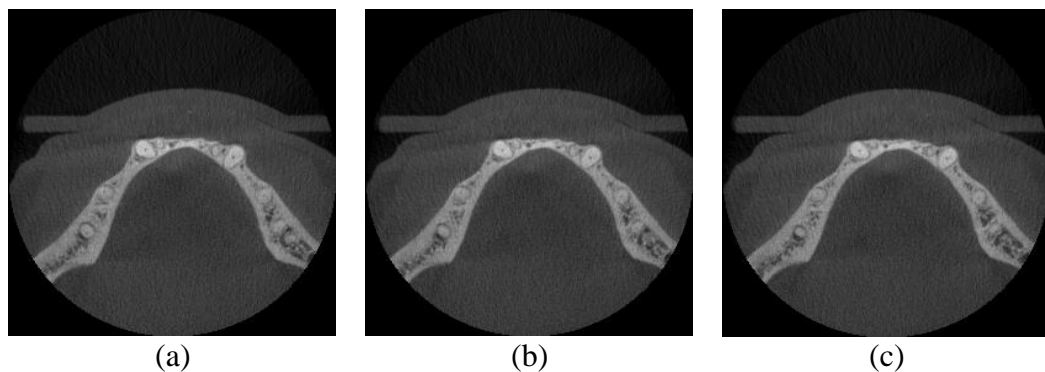
Gambar 3.14. Segmentasi *inferior cortical bone*: (a) *input slice coronal*, (b) hasil segmentasi tulang dan gigi berdasarkan intensitas *grayscale*, (c) hasil ekstraksi titik, (d) kurva polinomial, (e) *inferior cortical bone*, dan (f) *ground Ruth*

kemudian dilakukan operasi pengurangan antara citra hasil segmentasi tulang rahang dengan citra hasil segmentasi gigi. Segmentasi gigi dilakukan dengan menggunakan *threshold* ketiga hasil proses GMM. Untuk mendapatkan hasil yang lebih baik, sebelum segmentasi dapat dilakukan proses *clustering* intensitas sehingga intensitas *grayscale* dari objek gigi menjadi lebih homogen dan didapatkan hasil segmentasi yang lebih akurat. Pada penelitian ini, diusulkan metode *3D region merging* untuk melakukan pengelompokan area gigi [101]. Alur dari proses segmentasi gigi ditunjukkan pada Gambar 3.15.

Untuk melakukan segmentasi gigi, dilakukan proses *clustering* terhadap intensitas dari area gigi menggunakan metode *3D region merging*. Proses *merging* dilakukan secara 3D untuk menangkap informasi dari *slice-slice* yang bertetangga dalam melakukan pengelompokan nilai intensitas. Pada bagian akhir *slice axial*, sulit untuk mengenali elemen gigi karena intensitasnya yang mirip dengan elemen tulang. Oleh sebab itu, diperlukan informasi dari *slice* sebelumnya, saat intensitas elemen gigi lebih mudah dipisahkan dengan elemen tulang, untuk mengenali elemen gigi pada *slice* tersebut. Contoh citra CBCT pada beberapa *slice axial* yang berurutan ditunjukkan pada Gambar 3.16. Tampak pada Gambar 3.16 bahwa elemen gigi pada *slice* yang lebih awal tampak lebih jelas daripada elemen gigi pada *slice* berikutnya.



Gambar 3.15. Alur proses segmentasi gigi menggunakan 3D *region merging*



Gambar 3.16. Citra *slice axial* urutan ke (a) 98, (b) 99, dan (c) 100

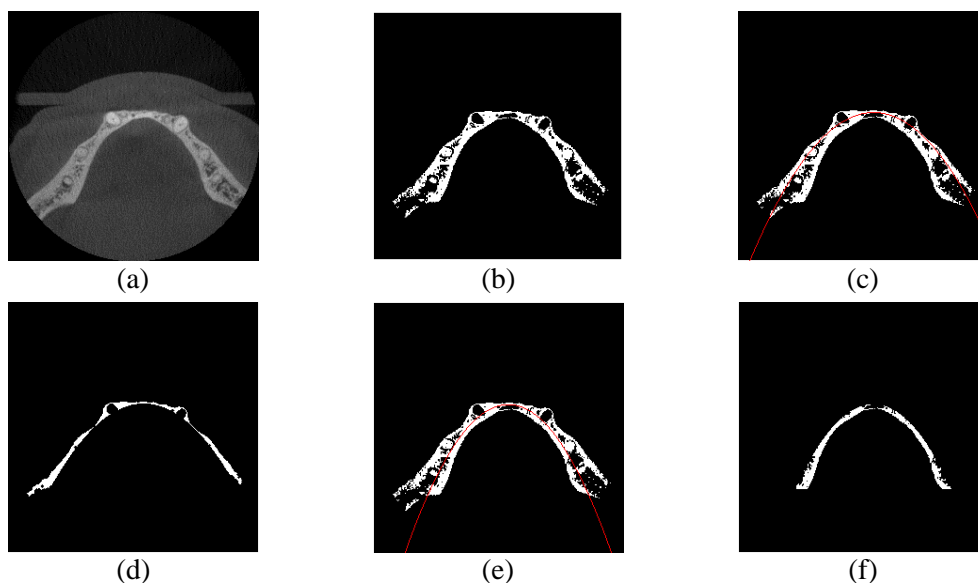
Metode 3D *region merging* yang diusulkan pada penelitian ini untuk melakukan pengelompokan intensitas pada citra dikembangkan dari metode *Statistical Region Merging* (SRM) [102]. Metode 3D *region merging* menghitung *gradient* dari citra menggunakan proses konvolusi dengan filter 3D Sobel [101]. *Gradient* citra yang didapatkan kemudian digabungkan dalam sebuah matriks dan diurutkan dari nilai terkecil ke nilai terbesar. Nilai *gradient* yang kecil menunjukkan bahwa dua buah *piksel* yang bersebelahan memiliki nilai intensitas yang mirip. Penggabungan nilai-nilai *gradient* terkecil ke dalam sebuah area *region* yang sama dilakukan apabila jaraknya memenuhi nilai tertentu (*merging criterion*).

Citra hasil 3D *region merging* ini kemudian disegmentasi untuk mendapatkan objek gigi menggunakan *threshold* ketiga hasil proses GMM.

Pengurangan antara citra hasil segmentasi tulang rahang dengan citra hasil segmentasi gigi menghasilkan citra yang hanya terdiri dari tulang rahang. Selanjutnya untuk mendapatkan *buccal cortical plate*, dilakukan ekstraksi titik berdasar hasil proses *scanning* dari bagian atas ke bagian bawah *slice axial*. Piksel pertama berintensitas tinggi yang memiliki piksel berintensitas rendah di bawahnya akan diambil sebagai *input* untuk *polynomial fitting* dari setiap kolom. Piksel-piksel di bawah garis polinomial yang terbentuk akan dianggap sebagai *background*.

Bagian *lingual cortical plate* didapatkan dengan cara melakukan ekstraksi titik berdasar hasil proses *scanning* dari bagian bawah ke bagian atas *slice axial*. Piksel pertama berintensitas tinggi yang memiliki piksel berintensitas rendah di atasnya akan diambil sebagai *input* untuk *polynomial fitting* dari setiap kolom. Piksel-piksel di atas garis polinomial yang terbentuk akan dianggap sebagai *background*. Proses dan hasil dari segmentasi *buccal* dan *lingual cortical plate* ditunjukkan pada Gambar 3.17.

Visualisasi tiga dimensi dari hasil segmentasi dilakukan dengan menggabungkan citra hasil segmentasi pada *slice axial* (untuk *buccal* dan *lingual*



Gambar 3.17. Segmentasi *buccal* dan *lingual cortical plate*: (a) *input slice axial*, (b) pengurangan dengan citra hasil segmentasi gigi, (c) kurva polinomial untuk *buccal cortical plate*, (d) *buccal cortical plate*, (e) kurva polinomial untuk *lingual cortical plate*, dan (f) *lingual cortical plate*

cortical plate) atau pada *slice coronal* (untuk *inferior cortical bone*) menjadi sebuah matriks tiga dimensi $I(x, y, z)$. Selanjutnya dilakukan proses visualisasi dari *volumetric cortical bone*. Terdapat beberapa metode untuk melakukan visualisasi citra tiga dimensi dari *cortical bone*. Metode yang umum digunakan antara lain adalah MIP (*maximum intensity projection*). MIP memilih *voxels* yang memiliki intensitas tinggi sepanjang garis proyeksi X-ray dan melalui data volume lalu menggabungkannya dalam citra dua dimensi. Pada setiap koordinat (x, y) hanya titik dengan intensitas tertinggi di sepanjang sumbu z yang ditampilkan. MIP dapat mengenali struktur yang memiliki tingkat keabuan yang lebih padat dibandingkan struktur di sekitarnya [103].

3.4. Tahap Ekstraksi Fitur

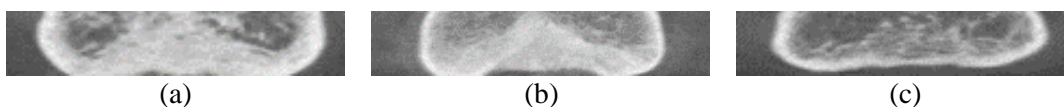
Fitur dari *cortical bone* yang banyak digunakan untuk melakukan deteksi osteoporosis adalah lebar dan erosi *cortical bone* pada citra panorama gigi [6] [14] [104] [105]. Kelompok normal dinyatakan memiliki *cortical bone* yang lebih lebar daripada kelompok osteopenia dan osteoporosis. Selain itu, daerah perbatasan antara *cortical bone* dengan *trabecular bone* pada kelompok osteopenia dan osteoporosis tampak tererosi sehingga sulit dipisahkan. Gambar 3.18 menunjukkan *cortical bone* dari kelompok normal, osteopenia, dan osteoporosis pada beberapa *slice* CBCT. Pada Gambar 3.18 tampak jelas bahwa kelompok normal memiliki *cortical bone* yang terpisah jelas dari *trabecular bone* sementara perbatasan antara *cortical* dan *trabecular bone* pada kelompok osteopenia dan osteoporosis.

Berdasarkan analisis yang dilakukan terhadap *slice-slice* citra CBCT, batas antara *cortical bone* dengan *trabecular bone* sulit dibedakan untuk subyek yang termasuk dalam kelompok osteopenia karena adanya erosi pada daerah *cortical bone*. Erosi tersebut dapat menyebabkan *cortical bone* pada kelompok osteopenia menjadi lebih lebar daripada *cortical bone* pada kelompok normal sehingga pada penelitian ini tidak dilakukan ekstraksi fitur lebar *cortical bone* untuk melakukan deteksi osteoporosis menggunakan citra CBCT.

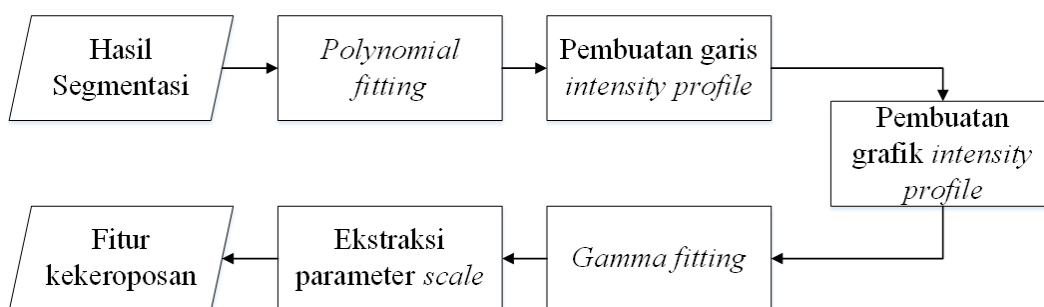
Pada penelitian ini, untuk menilai kekeroposan *cortical bone* dilakukan pengukuran tingkat erosi dari *cortical bone*. Kekeroposan *cortical bone* tampak jelas pada bagian dalam dari *inferior cortical bone* yang berbatasan dengan area

cortical bone, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.18. Hal ini menunjukkan bahwa kekeroposan *cortical bone* dapat dinilai dengan melihat degradasi intensitas *cortical bone* pada daerah perbatasan dengan *cortical bone*. Apabila terdapat penurunan intensitas yang tajam pada daerah perbatasan, maka dapat dikatakan bahwa tidak terjadi erosi pada *cortical bone*. Apabila penurunan intensitas yang terjadi pada daerah perbatasan tidak tajam melainkan bertahap, maka dapat dikatakan bahwa terjadi erosi pada *cortical bone*. Alur proses ekstraksi fitur kekeroposan *cortical bone* ditunjukkan pada Gambar 3.19.

Pengukuran kekeroposan *cortical bone* dilakukan berdasarkan citra biner hasil segmentasi *inferior cortical bone* pada tahap sebelumnya. Hasil segmentasi *inferior cortical bone* digunakan untuk membuat suatu kurva *polynomial* orde 4 yang memiliki bentuk mirip dengan *inferior cortical bone*, yang persamaannya ditunjukkan pada Persamaan 3.15. Selanjutnya dibuat *border line* di bagian atas dan bawah kurva polinomial dengan cara mengurangi dan menambahkan konstanta polinomial dengan nilai 15. Pada daerah *inferior cortical bone* hasil segmentasi, dibuat *intensity profile* dari garis-garis yang tegak lurus dengan kurva polinomial. Dua buah garis dinyatakan tegak lurus apabila perkalian *gradient*nya menghasilkan nilai -1 ($m_2 = -1/m_1$). *Gradient* dari persamaan kurva polinomial (m_1) pada setiap titik (x, y) dihitung menggunakan turunan pertama dari persamaan kurva, seperti yang ditunjukkan pada Persamaan 3.16. Persamaan dari garis yang tegak



Gambar 3.18. *Cortical bone* dari kelompok (a) normal, (b) osteopenia, dan (c) osteoporosis



Gambar 3.19. Alur proses ekstraksi fitur kekeroposan *cortical bone*

lurus dengan kurva polinomial pada titik (x, y) ditunjukkan pada Persamaan 3.17 di mana nilai dari konstanta c didapatkan menggunakan Persamaan 3.18.

$$y = a_4x^4 + a_3x^3 + a_2x^2 + a_1x + a_0 \quad (3.15)$$

$$m_1 = 4a_4x^3 + 3a_3x^2 + 2a_2x + a_1 \quad (3.16)$$

$$y = m_2x + c \quad (3.17)$$

$$c = y - (m_2x) \quad (3.18)$$

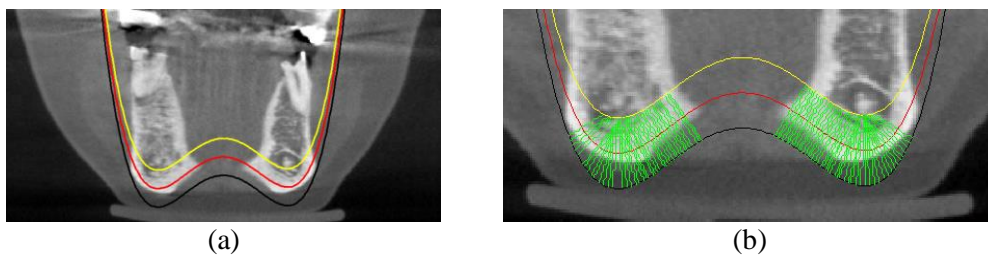
Setelah didapatkan persamaan garis tegak lurus, dilakukan perhitungan titik perpotongan antara garis tegak lurus dengan garis kurva batas atas (x_{top}, y_{top}) dan garis kurva batas bawah (x_{btm}, y_{btm}) . Kedua titik perpotongan tersebut akan digunakan sebagai titik mula dan titik akhir dalam menggambar garis tegak lurus. Dua garis dikatakan berpotongan di satu titik (x, y) apabila hasil persamaan kedua garis tersebut memberikan hasil koordinat y yang sama apabila menggunakan *input* koordinat x yang sama. Titik perpotongan antara garis tegak lurus dengan garis tepi atas didapatkan dengan cara mencari akar-akar dari Persamaan 3.19. Karena garis tepi atas merupakan kurva polinomial, maka akan dihasilkan hingga 4 buah nilai akar sebagai kandidat nilai x_{top} . Nilai dari kandidat y_{top} didapatkan dengan cara memasukkan nilai x_{top} ke dalam Persamaan 3.17. Kandidat (x_{top}, y_{top}) akan dieliminasi apabila nilainya melebihi rentang daerah hasil segmentasi *inferior cortical bone*. Proses yang sama juga dilakukan untuk mencari titik potong dengan garis kurva batas bawah. Contoh pembuatan kurva hasil *polynomial fitting* dan garis tegak lurus ditunjukkan pada Gambar 3.20.

$$m_2x_{top} = a_4x_{top}^4 + a_3x_{top}^3 + a_2x_{top}^2 + a_1x_{top} + a_0 \quad (3.20)$$

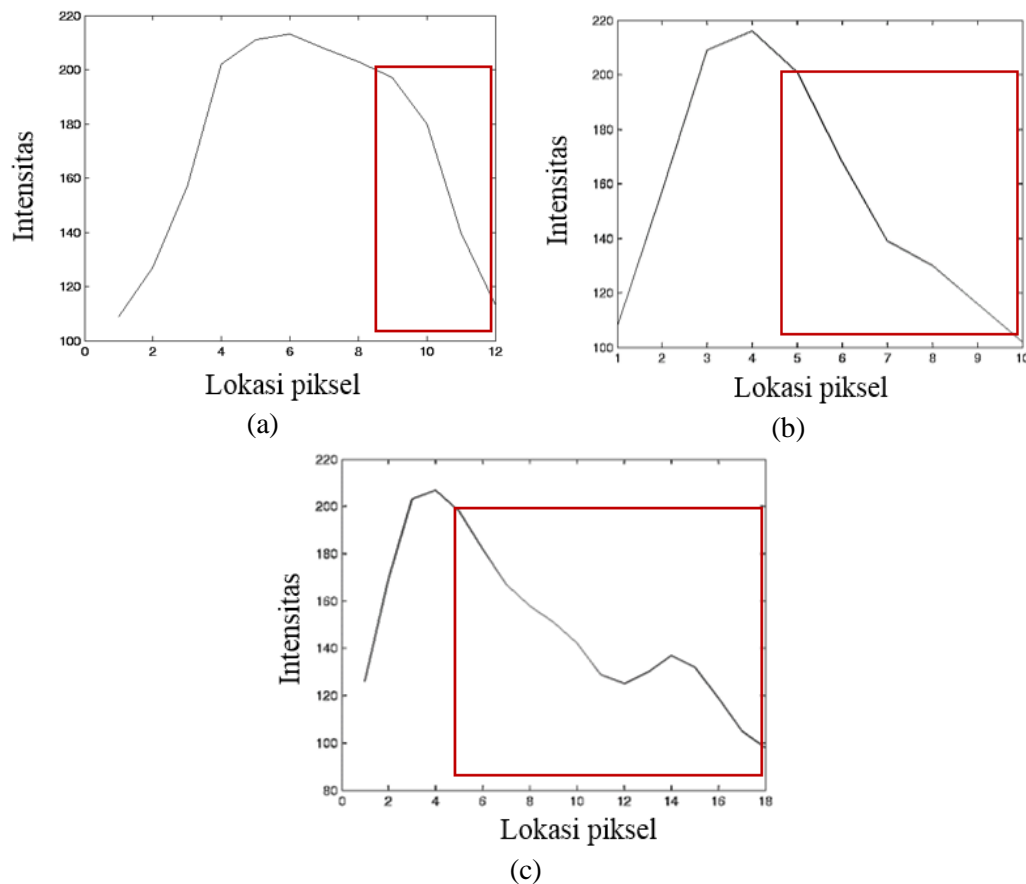
Contoh grafik *intensity profile* yang didapatkan dari kelompok normal, osteopenia, dan osteoporosis ditunjukkan pada Gambar 3.21. Koordinat x pada grafik tersebut menunjukkan nomor piksel dari garis tegak lurus dimulai dari bagian luar rahang hingga ke area *trabecular bone*. Koordinat y pada grafik tersebut menunjukkan intensitas *grayscale* dari piksel. Bagian kiri dari grafik menunjukkan bagian luar tulang rahang yang tidak tererosi, di mana bentuknya tidak berbeda jauh

antara kelompok normal, osteopenia, maupun osteoporosis. Bagian kanan dari grafik menunjukkan bagian dalam *cortical bone* yang tingkat erosinya tergantung pada level BMD dari subyek yang memiliki data CBCT tersebut (semakin rendah nilai BMD-nya maka *cortical bone* akan semakin tererosi). *Cortical bone* yang tererosi direpresentasikan dengan grafik yang bentuknya paling lebar.

Secara umum, grafik *intensity profile* yang terbentuk mirip dengan kurva yang dibentuk oleh distribusi Gamma yang memiliki parameter *shape* (k) dan



Gambar 3.20. Pembuatan dari (a) kurva polinomial orde empat (garis merah) serta garis tepi atas (garis kuning) dan garis tepi bawah (garis hitam); dan (b) garis yang tegak lurus dengan kurva polinomial (garis hijau)



Gambar 3.21. Contoh grafik *intensity profile* dari kelompok (a) normal, (b) osteopenia, dan (c) osteoporosis serta penurunan intensitasnya (kotak merah)

parameter *scale* (θ). Oleh sebab itu, fungsi distribusi Gamma digunakan untuk memodelkan *intensity profile*. Dengan menggunakan metode *gamma fitting*, parameter *shape* (k) dan parameter *scale* (θ) didapatkan dari setiap *intensity profile*. Nilai parameter *scale* yang besar menunjukkan distribusi Gamma yang bentuknya lebih lebar. Oleh sebab itu, hasil *gamma fitting* dari *cortical bone* yang tererosi akan memiliki nilai parameter *scale* yang lebih tinggi daripada parameter *scale* dari *cortical bone* yang tidak tererosi. Nilai minimal, maksimal, dan rata-rata parameter *scale* dari *intensity profiles* akan diambil sebagai fitur kekeroposan *cortical bone* pada tiap *coronal slice* yang mengandung *cortical bone*. Kekeroposan *cortical bone* dari sebuah data CBCT ditentukan dari fitur kekeroposan *cortical bone* dari semua *slice*-nya yang mengandung *cortical bone*.

3.5. Tahap Klasifikasi

Klasifikasi dilakukan untuk mengelompokkan data menjadi kelompok normal, osteopenia, dan osteoporosis dengan menggunakan fitur kekeroposan *cortical bone* dari semua *slice coronal* yang mengandung *cortical bone*. Fitur kekeroposan *cortical bone* terdiri dari tiga buah nilai, yaitu nilai minimal, maksimal, dan rata-rata parameter *scale* dari semua *intensity profile* dalam sebuah *slice coronal*. Jumlah fitur kekeroposan dari dari setiap data CBCT berbeda-beda tergantung dari jumlah *slice* yang mengandung *cortical bone*. Untuk menyamakan jumlah fitur dari tiap data, pertama-tama dilakukan pencarian jumlah *slice* dengan *cortical bone* paling sedikit pada semua data CBCT (*minslice*). Selanjutnya dari semua data CBCT dipilih sebanyak *minslice* buah *slice* yang letaknya di tengah-tengah data. Jumlah *slice* yang terpilih adalah sekitar 100 buah *slice* sehingga akan terdapat sekitar 300 fitur kekeroposan (nilai minimal, nilai maksimal, dan nilai rata-rata *parameter scale* dari 100 buah *slice*) untuk masing-masing data CBCT. Untuk setiap kolom fitur, dilakukan normalisasi data sehingga rentang nilainya adalah [0,1].

Berdasarkan hasil studi literatur mengenai sistem deteksi osteoporosis terdahulu, metode *Support Vector Machine* (SVM) merupakan metode yang sering dipakai untuk melakukan deteksi osteoporosis. Selain itu metode ini juga memberikan akurasi yang lebih tinggi dalam melakukan deteksi osteoporosis bila

dibandingkan dengan metode *naïve Bayes* dan *k-Nearest Neighbor* [15]. Namun karena SVM hanya dapat mengatasi permasalahan klasifikasi dua kelompok, maka pada penelitian ini digunakan metode *multiclass SVM* yang merupakan pengembangan dari metode SVM tetapi dapat digunakan untuk klasifikasi banyak kelompok.

Hubungan antara fitur kekeroposan *cortical bone* yang diekstrak oleh sistem dengan nilai *T-score BMD* adalah linier tetapi berkebalikan. Semakin kecil nilai fitur kekeroposan *cortical bone* maka nilai *T-score BMD* akan semakin tinggi. Oleh sebab itu, untuk proses klasifikasi dengan menggunakan metode *multiclass SVM* digunakan kernel linier.

3.6. Uji Coba dan Evaluasi

Terdapat dua skenario uji coba yang dilakukan, yaitu uji coba untuk tahap segmentasi dan uji coba untuk tahap klasifikasi. Pada uji coba untuk tahap segmentasi, dilakukan perbandingan antara citra *cortical bone* hasil segmentasi sistem dengan citra *ground truth* hasil segmentasi yang dilakukan oleh tenaga ahli (dokter gigi, radiologis) secara manual. Metode evaluasi hasil segmentasi yang digunakan dapat berupa perhitungan *error* segmentasi seperti *Misclassification Error* (ME) dan *Relative Foreground Area Error* (RAE), atau dengan menggunakan *confusion matrix* untuk perhitungan akurasi, *sensitivity*, dan *specificity*. Pada uji coba untuk tahap klasifikasi, dilakukan perbandingan antara hasil klasifikasi sistem dengan *ground truth* hasil pemeriksaan BMD menggunakan perangkat DEXA. Metode evaluasi yang digunakan adalah pengukuran akurasi. Selain itu, juga dilakukan uji korelasi menggunakan metode Pearson untuk mengukur signifikansi dari fitur yang diekstrak dengan nilai *T-score BMD*.

BAB 4

HASIL DAN ANALISIS

Bab ini akan menjelaskan tentang hasil dan analisis dari tahapan segmentasi, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Hasil dari desain *user interface* sistem juga ditampilkan dan dijelaskan dalam bab ini.

4.1. Hasil dan Analisis Tahap Segmentasi

Sub bab ini menjelaskan tentang hasil dan analisis dari beberapa metode segmentasi yang telah dikembangkan, yaitu metode segmentasi semi-otomatis [93], metode segmentasi berbasis *deep learning* [94], dan metode segmentasi *cortical bone* yang memanfaatkan informasi intensitas dan bentuk objek [78]. Publikasi-publikasi yang telah dihasilkan dari tahap segmentasi terdapat pada Lampiran 3.

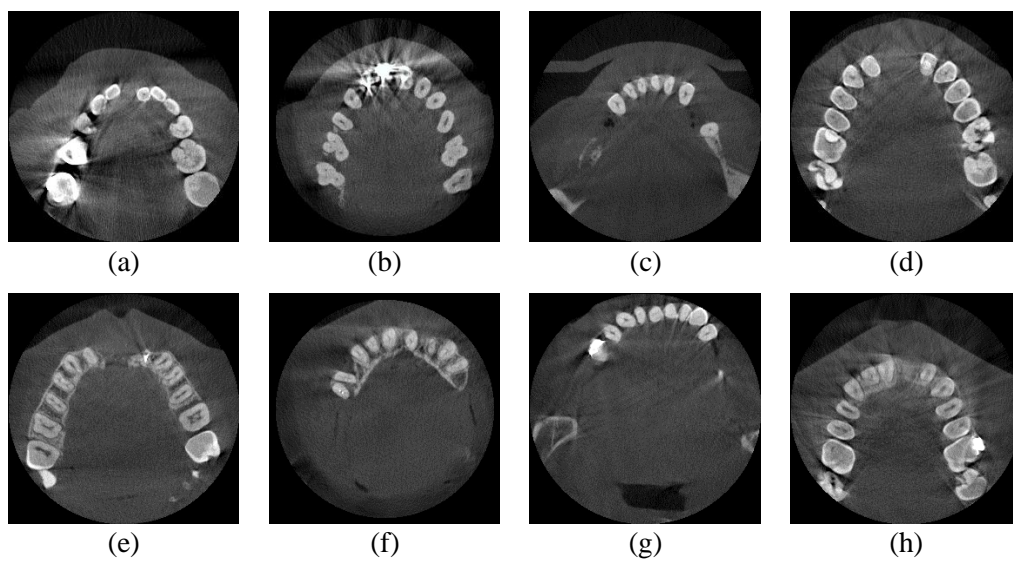
4.1.1. Segmentasi Semi-Otomatis

Metode segmentasi semi-otomatis yang diusulkan diuji cobakan pada citra *dental panoramic radiographs* dan citra natural dari dataset segmentasi Weizmann [93]. Hasil segmentasi dari metode yang diusulkan dibandingkan dengan metode segmentasi menggunakan metode EPSF (*Extracted Pixels Similarity Features*) dan metode segmentasi otomatis *Otsu's thresholding* [106]. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan nilai *misclassification error* (ME) dan *relative-foreground area error* (RAE). Nilai rata-rata ME dari metode yang diusulkan, metode EPSF, dan *Otsu's thresholding* secara berturut-turut adalah sebesar 1,47%, 6,02%, dan 5,54%. Nilai rata-rata RAE dari metode yang diusulkan, metode EPSF, dan *Otsu's thresholding* secara berturut-turut adalah sebesar 8,12%, 26,74%, dan 22,64%.

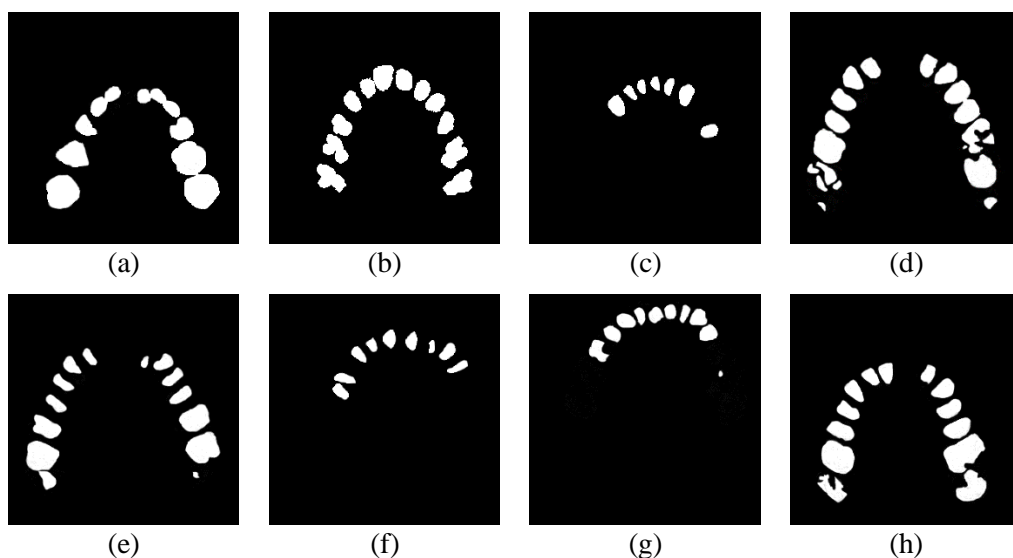
Metode usulan juga diuji cobakan pada beberapa *slice axial* citra CBCT [107]. Contoh citra *input slice* CBCT yang digunakan, *ground truth*, serta hasil segmentasinya secara berturut-turut ditunjukkan pada Gambar 4.1 – 4.3. Hasil evaluasi dari metode usulan untuk citra CBCT ditunjukkan pada Tabel 4.1. Rata-rata nilai ME dan RAE dari kedelapan buah *slice* CBCT secara berturut-turut adalah 2,77% dan 16,64%.

Tabel 4.1. Hasil Evaluasi Metode Segmentasi Semi-Otomatis Usulan Pada Citra *Slice* CBCT

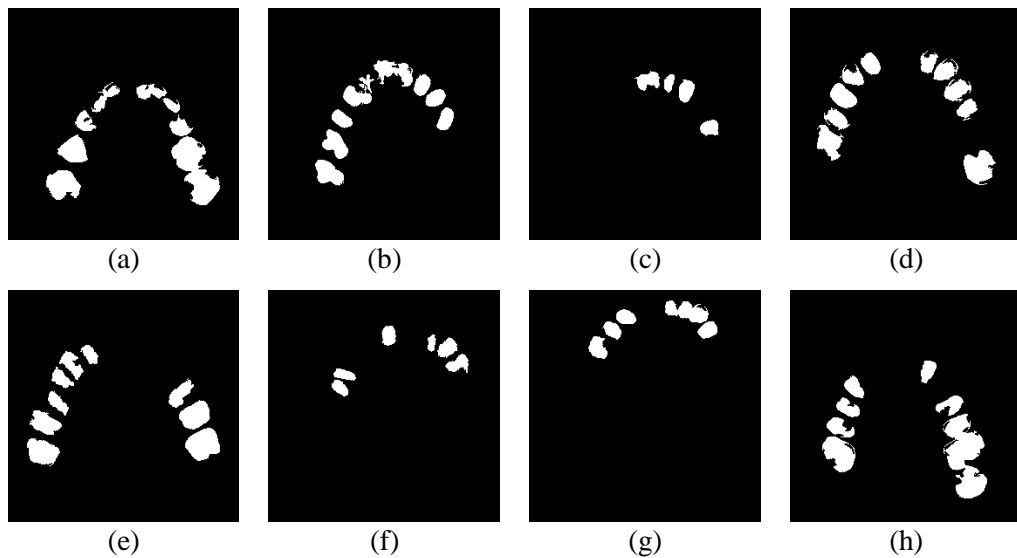
Citra	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)	(g)	(h)
ME (%)	2,15	3,57	1,07	4,49	2,97	2,97	1,15	3,81
RAE (%)	17,17	28,89	16,49	31,21	6,68	6,36	6,20	20,08



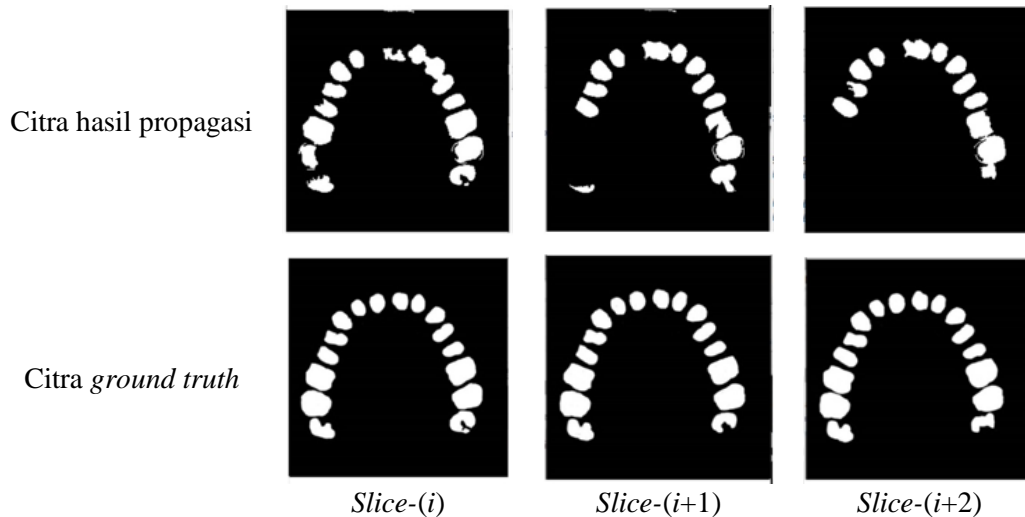
Gambar 4.1. Citra *input slice* CBCT metode segmentasi semi-otomatis



Gambar 4.2. Citra *ground truth slice* CBCT metode segmentasi semi-otomatis



Gambar 4.3. Hasil segmentasi metode semi-otomatis usulan pada citra *slice* CBCT



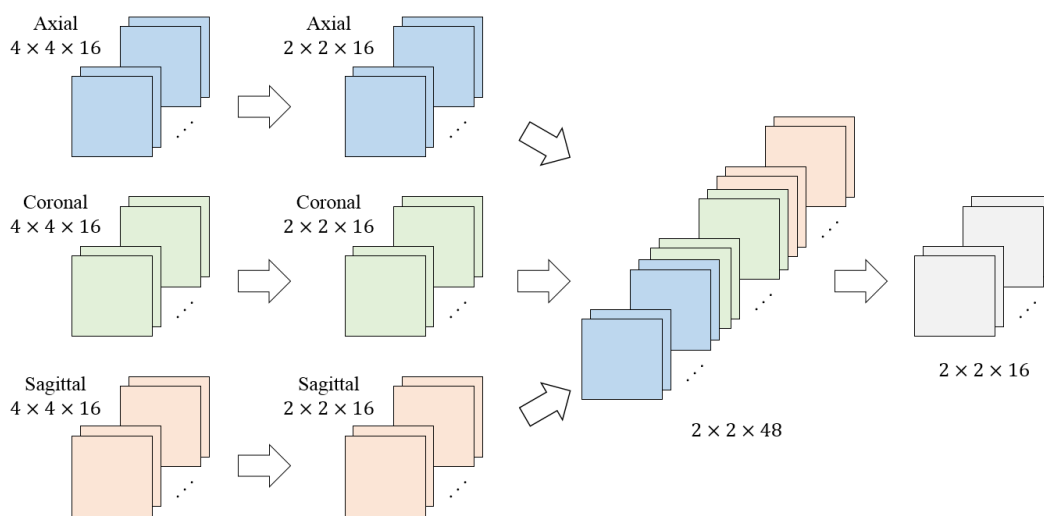
Gambar 4.4. Citra tersegmentasi hasil proses propagasi

Selanjutnya dilakukan uji coba untuk melakukan propagasi hasil segmentasi sehingga metode segmentasi semi-otomatis yang diusulkan dapat diterapkan pada citra CBCT secara lebih efisien [96]. Contoh hasil propagasi ditunjukkan pada Gambar 4.4. di mana tampak bahwa apabila pada *slice* awal terdapat objek yang tidak dapat dikenali, maka pada *slice-slice* berikutnya yang menggunakan propagasi hasil segmentasi tersebut objek tersebut tidak mungkin dikenali lagi. Karena adanya *error* yang menumpuk tersebut dan juga karena alasan efisiensi maka metode ini tidak diterapkan pada sistem deteksi osteoporosis.

4.1.2. Segmentasi Berbasis *Deep Learning*

Sub bab ini membahas hasil uji coba terhadap metode segmentasi menggunakan *Multi-projection network* yang diusulkan [94]. Metode *Multi-projection network* menggunakan *input* berupa *slice* dua dimensi dari citra 3D yang diproyeksikan terhadap bidang *axial*, *coronal*, dan *sagittal* seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.8. Serangkaian proses konvolusi dan *max pooling* dilakukan pada masing-masing *input* dari arah *axial*, *coronal*, dan *sagittal* yang menghasilkan matriks berukuran 2×2 piksel dengan 16 buah *channel*. Hasil dari ketiga arah tersebut kemudian digabungkan menjadi satu matriks berukuran 2×2 piksel yang memiliki 48 buah *channel*. Hasil penggabungan tersebut kemudian dikonvolusi sehingga menghasilkan matriks berukuran 2×2 piksel dengan 16 buah *channel*, yang selanjutnya melalui serangkaian proses *unpooling* dan dekonvolusi untuk menghasilkan citra *output* yang akan dibandingkan dengan citra target. Cuplikan proses penggabungan pada *Multi-projection network* tersebut diilustrasikan pada Gambar 4.5.

Pada sub bab ini pertama-tama akan dilakukan analisis terhadap nilai kernel yang digunakan pada proses konvolusi. Analisis ini dilakukan untuk mengetahui kontribusi masing-masing arah proyeksi (*axial*, *coronal*, dan *sagittal*) pada *network*. Sesuai dengan Gambar 4.5, *layer* konvolusi yang dijadikan sebagai sampel adalah: 1) saat ukuran matriks berubah dari 4×4 piksel menjadi 2×2



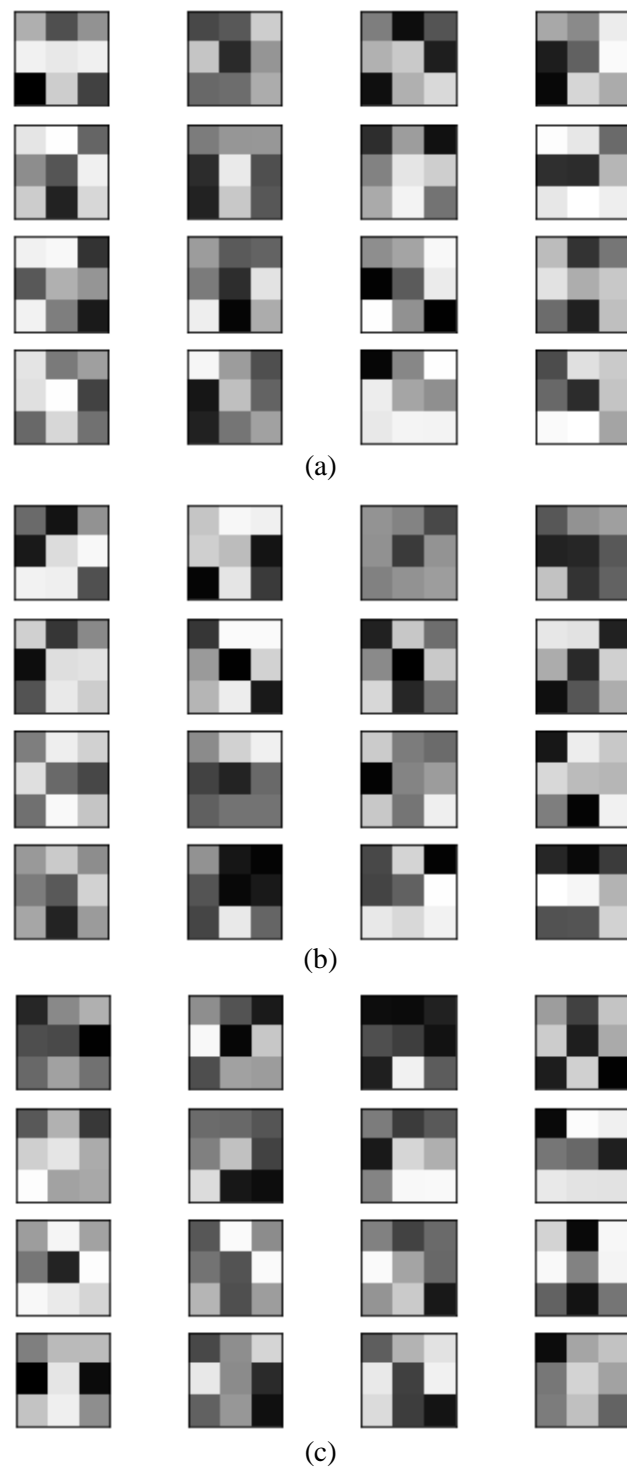
Gambar 4.5. Ilustrasi proses penggabungan *slice axial*, *coronal*, dan *sagittal* pada *Multi-projection network*

piksel; dan 2) setelah proses penggabungan saat ukuran matriks berubah dari $2 \times 2 \times 48$ menjadi $2 \times 2 \times 16$. Pada sampel *layer* konvolusi yang pertama, citra *input* proses konvolusi terdiri dari 16 buah *channel* dan proses konvolusi yang dilakukan akan menghasilkan citra *output* dengan 16 buah *channel* sehingga terdapat total 256 kernel konvolusi yang masing-masing berukuran 3×3 piksel. Pada sampel *layer* konvolusi yang kedua citra *input* proses konvolusi terdiri dari 48 buah *channel* dan proses konvolusi yang dilakukan akan menghasilkan citra *output* dengan 16 buah *channel* sehingga terdapat total 768 kernel konvolusi yang masing-masing berukuran 3×3 piksel. Nilai minimum, maksimum, dan rata-rata dari kernel-kernel sampel *layer* konvolusi ditunjukkan pada Tabel 4.2. Meskipun pada Tabel 4.2 rata-rata nilai kernel pada arah *axial* selalu sedikit lebih tinggi daripada kedua arah lainnya, secara umum tidak terdapat perbedaan yang signifikan antara nilai kernel yang digunakan pada arah *axial*, *coronal*, maupun *sagittal* sehingga dapat dinyatakan bahwa ketiga arah tersebut memiliki kontribusi yang sama besar dalam menghasilkan citra *output* yang merupakan *slice axial*. Visualisasi kernel konvolusi pada sampel pertama dari seluruh *channel input* (16 buah) terhadap *channel output* pertama ditunjukkan pada Gambar 4.6.

Metode segmentasi citra medis 3D *Multi-projection network* diuji cobakan pada tiga buah dataset, yaitu dataset BRATS-2012, BRATS-2018, dan CBCT. Dataset BRATS-2012 terdiri dari 80 citra 3D MRI otak, sementara dataset BRATS-2018 terdiri dari 285 citra 3D MRI otak. Objek segmentasi pada dataset BRATS adalah tumor otak. Dataset BRATS digunakan untuk menguji kemampuan metode yang diusulkan dalam mengatasi permasalahan *imbalanced dataset*. Dataset CBCT

Tabel 4.2. Nilai Kernel pada Beberapa *Layer* Konvolusi

Sampel	<i>Slice</i>	Nilai Minimum	Nilai Maksimum	Rata-rata
1	<i>Axial</i>	-0,3319	0,3028	0,0021
	<i>Coronal</i>	-0,2921	0,2362	-0,0158
	<i>Sagittal</i>	-0,3438	0,2207	-0,0107
2	<i>Axial</i>	-0,4022	0,4327	-0,0038
	<i>Coronal</i>	-0,1846	0,1754	-0,0018
	<i>Sagittal</i>	-0,2016	0,1624	-0,0026

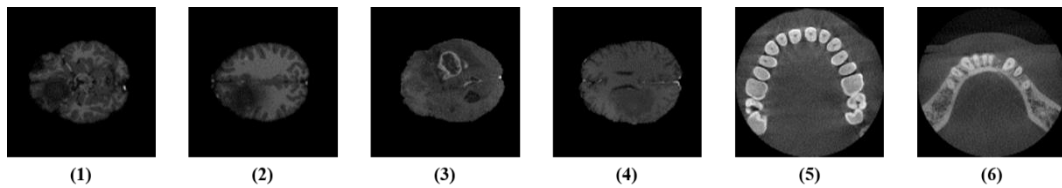


Gambar 4.6. Contoh visualisasi kernel pada layer konvolusi terakhir sebelum proses penggabungan untuk arah (a) *axial*, (b) *coronal*, dan (c) *sagittal*

digunakan untuk menguji kemampuan metode untuk diterapkan pada dataset dengan data latih yang minim karena dataset CBCT hanya terdiri 7 citra 3D CBCT. Rasio piksel objek dengan piksel *background* pada dataset BRATS-2012, BRATS-

2018, dan CBCT secara berturut-turut adalah sebesar 15:1000, 13:1000, dan 45:1000.

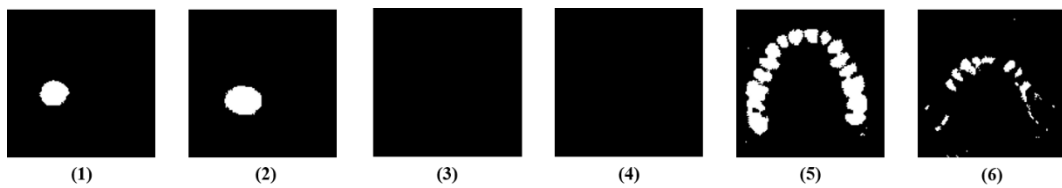
Contoh citra *input*, *ground truth*, hasil segmentasi dari *Multi-projection network* menggunakan *cross-entropy* (tanpa bobot), dan hasil segmentasi dari *Multi-projection network* menggunakan *weighted cross-entropy* secara berturut-turut ditunjukkan pada Gambar 4.7 – 4.10. Pengukuran performa metode dilakukan dengan menggunakan nilai akurasi (*acc*), sensitivity (*sen*), dan specificity (*spe*) karena nilai sensitivity yang tinggi menunjukkan bahwa metode tersebut mampu mendeteksi objek yang berukuran kecil dan mengatasi *imbalanced dataset*. Performa dari metode *Multi-projection network* dibandingkan dengan performa dari metode *Autoencoder*, *Fully Convolutional Network* (FCN), 2D U-Net, dan 3D U-Net, yang hasilnya ditunjukkan pada Tabel 4.3. Selain itu juga dilakukan uji coba



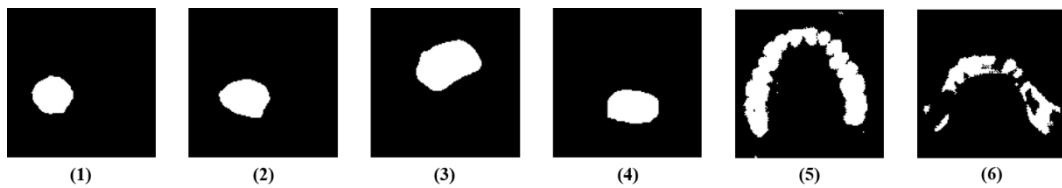
Gambar 4.7. Citra *input* segmentasi berbasis *deep learning*



Gambar 4.8. Citra *ground truth* segmentasi berbasis *deep learning*



Gambar 4.9. Citra hasil segmentasi berbasis *deep learning* menggunakan *cross-entropy*



Gambar 4.10. Citra hasil segmentasi berbasis *deep learning* menggunakan *weighted cross-entropy*

mengenai pengaruh dari *weighted cost function* yang diusulkan, yang hasilnya ditunjukkan pada Tabel 4.4.

Berdasarkan hasil uji coba pada Tabel 4.3, tampak bahwa metode *Multi-projection network* yang diusulkan dapat memberikan nilai *sensitivity* yang tinggi pada dataset dengan nilai ketidak seimbangan yang besar antara jumlah piksel objek dan piksel *background*, seperti pada dataset BRATS-2012 dan BRATS-2018. Selain itu, metode yang diusulkan juga mampu memberikan nilai performa yang

Tabel 4.3. Perbandingan Metode *Deep Learning* Pada Beberapa Dataset

Network	Performa (%)								
	BRATS-2012			BRATS-2018			CBCT		
	Acc	Sen	Spe	Acc	Sen	Spe	Acc	Sen	Spe
Autoencoder	98,30	89,49	98,31	97,84	70,24	98,02	94,66	87,39	94,54
FCN	98,31	91,18	98,30	97,44	68,69	97,63	95,12	89,09	94,91
2D U-Net	98,59	91,03	98,58	97,64	71,34	97,81	95,16	88,41	95,07
3D U-Net	97,90	78,33	98,00	97,32	74,54	97,54	94,31	85,22	94,19
Multi-projection	98,07	93,67	98,06	97,49	74,51	97,62	94,26	90,09	94,07

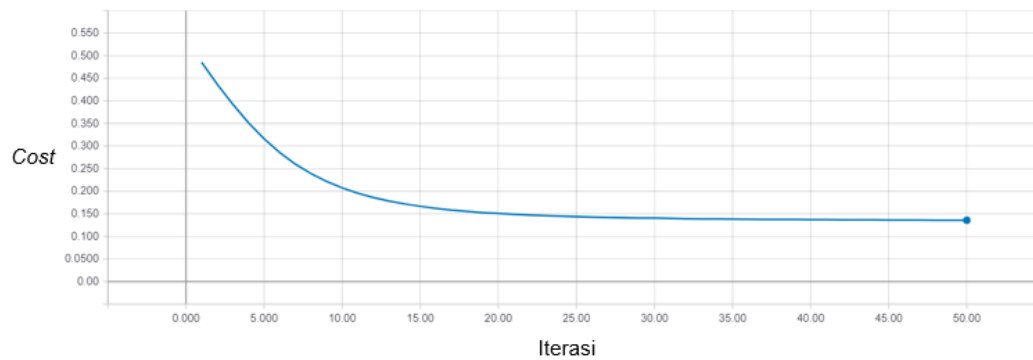
Tabel 4.4. Perbandingan *Cost Function* Pada Metode *Multi-projection Network*

Network	Performa (%)								
	BRATS-2012			BRATS-2018			CBCT		
	Acc	Sen	Spe	Acc	Sen	Spe	Acc	Sen	Spe
RMSE	99,59	58,41	99,88	98,58	2,53	99,98	96,77	74,74	97,91
<i>Cross-Entropy (CE)</i>	99,55	67,35	99,77	98,58	0,33	100	96,74	74,90	97,75
<i>Globally-weighted RMSE</i>	98,64	91,09	98,64	98,17	70,62	98,37	94,70	85,19	94,74
<i>Globally-weighted CE</i>	98,66	89,05	98,67	97,72	72,53	97,95	94,63	89,92	94,47
RMSE Usulan	98,68	92,16	98,67	98,19	71,14	98,41	95,21	88,52	95,11
CE Usulan	98,07	93,67	98,06	97,49	74,51	97,62	94,26	90,09	94,07

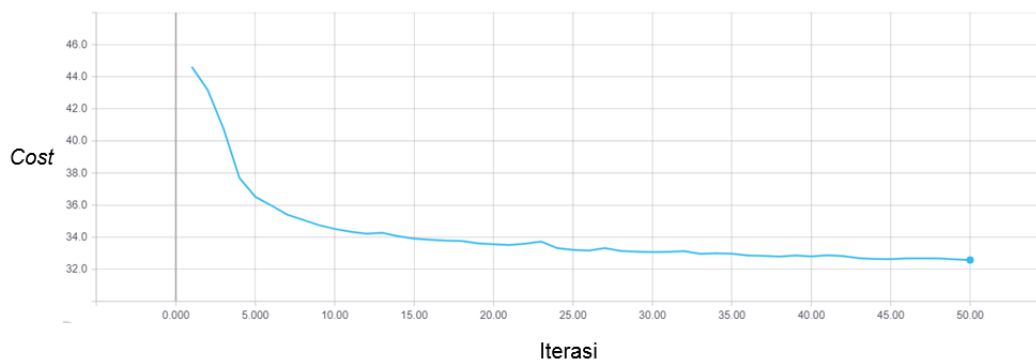
bagus pada dataset berukuran kecil seperti CBCT dataset yang hanya terdiri dari 5 data 3D untuk proses *training*. Metode *Multi-projection network* memberikan nilai *sensitivity* lebih tinggi daripada metode lain yang menggunakan pemrosesan secara dua dimensi, seperti *Autoencoder*, FCN, dan 2D U-Net. Namun pada dataset yang memiliki banyak data 3D seperti BRATS-2018, metode 3D U-Net memberikan nilai *sensitivity* tertinggi meskipun tidak berbeda jauh dengan *Multi-projection network*. Hal ini menunjukkan bahwa informasi hubungan antar-*slice* penting dalam melakukan segmentasi citra 3D. Metode *Multi-projection network* mampu mendapatkan informasi tersebut dan memberikan hasil *sensitivity* yang lebih tinggi daripada metode pemrosesan 2D yang mengabaikan informasi hubungan antar-*slice*.

Berdasarkan hasil uji coba pada Tabel 4.4, nampak bahwa pemberian bobot pada *cost function* dapat sangat penting untuk mengatasi permasalahan *imbalanced dataset*. Tanpa menggunakan bobot, hasil segmentasi menggunakan metode *deep learning* akan memberikan hasil *sensitivity* rendah. Selain itu, tampak bahwa strategi pemberian bobot berdasarkan probabilitas piksel objek dan *background* pada tiap *batch* memberikan *sensitivity* yang lebih tinggi daripada pemberian bobot berdasarkan probabilitas piksel objek dan *background* dalam satu dataset. Hal ini disebabkan karena citra 3D yang digunakan dijadikan sebagai *input* dari *network* secara berurutan. Terdapat beberapa *batch* yang tingkat ketidakseimbangan antara kedua kelasnya tinggi (misalnya terdapat beberapa citra yang secara berturut-turut tidak memiliki objek) dan ada juga beberapa *batch* yang tingkat ketidakseimbangannya rendah. Dengan memberikan nilai bobot yang mempertimbangkan probabilitas objek pada tiap *batch*, maka bobot kernel pada *network* akan diperbarui sesuai dengan kondisi dari citra-citra yang ada pada *batch* tersebut. Pemberian bobot sesuai dengan probabilitas kelas dalam tiap *batch* menyebabkan grafik *error* dari proses *training* bentuknya menjadi agak bergelombang, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.11 (b). Namun secara umum *error* dari proses *training* pada Gambar 4.11 (b) terus menurun seiring dengan bertambahnya iterasi.

Meskipun secara umum pemberian bobot pada *cost function* dapat meningkatkan kinerja metode *deep learning*, namun pemberian bobot



(a)



(b)

Gambar 4.11. Error rate proses training pada dataset BRATS-2012 menggunakan (a) RMSE dan (b) *weighted RMSE* sebagai *cost function*

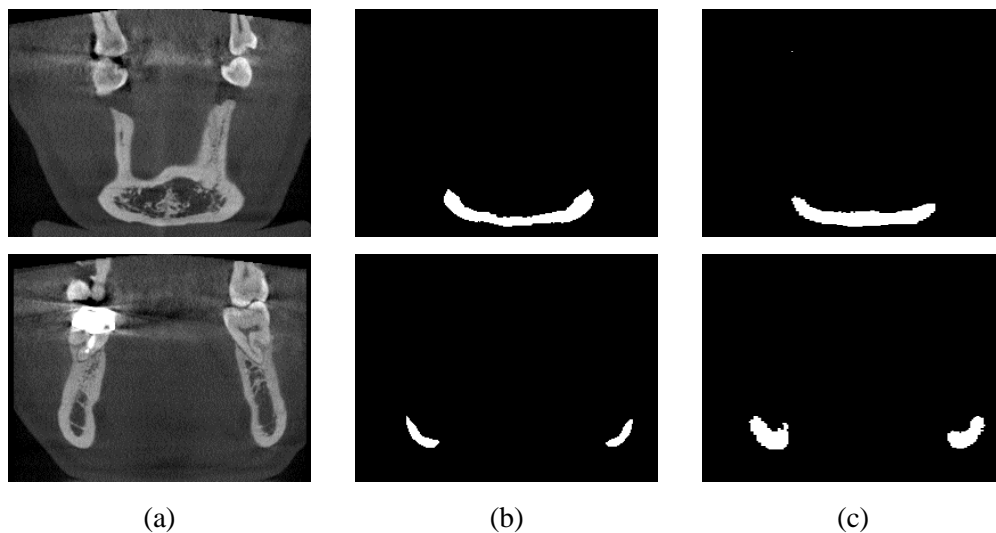
menyebabkan bentuk objek jadi lebih membulat. Oleh sebab itu metode ini tidak diintegrasikan dalam sistem deteksi osteoporosis yang memerlukan segmentasi *cortical bone* yang bentuknya memanjang. Contoh hasil segmentasi *cortical bone* menggunakan *deep learning* dengan *weighted cost function* ditunjukkan pada Gambar 4.12. Apabila tidak digunakan *weighted cost function* untuk proses segmentasi menggunakan *deep learning* maka nilai *sensitivity* untuk segmentasi *cortical bone* menggunakan *deep learning* menjadi rendah, yang artinya metode tersebut gagal mengenali objek *cortical bone*. Nilai akurasi, *sensitivity*, dan *specificity* untuk segmentasi *cortical bone* menggunakan *deep learning* tanpa *weighted cost function* secara berturut-turut sebesar 99,49%, 48,52%, dan 99,89% [78].

4.1.3. Segmentasi Berdasar Intensitas dan Bentuk *Cortical Bone*

Hasil segmentasi *cortical bone* pada tahap ini menggunakan metode *Gaussian Mixture Model (GMM)* untuk mengeliminasi elemen udara dan jaringan

lunak dari citra CBCT [78]. Metode GMM memisahkan histogram citra CBCT menjadi empat *cluster* di mana intensitas keabuan yang memisahkan *cluster* kedua dengan ketiga digunakan sebagai *threshold* segmentasi. Sebagai metode pembandingan digunakan metode *Otsu's multi-thresholding* dan *Hierarchical Cluster Analysis* (HCA). Hasil perbandingan metode segmentasi tulang untuk mendapatkan *inferior cortical bone*, *buccal cortical plate*, dan *lingual cortical plate* ditunjukkan pada Tabel 4.5. Tampak bahwa metode yang diusulkan mampu memberikan nilai *sensitivity* tertinggi secara berturut-turut sebesar 85,26%, 87,81%, dan 84,81% untuk segmentasi *inferior cortical bone*, *buccal cortical plate*, dan *lingual cortical plate*.

Metode yang diusulkan ini memisahkan histogram intensitas menjadi empat buah *cluster* berdasarkan jumlah elemen pada citra CBCT. Selain itu,



Gambar 4.12. Segmentasi *cortical bone* pada citra CBCT menggunakan *deep learning* dengan *weighted cost function*: (a) *input*, (b) *ground truth* atau target, dan (c) *output*

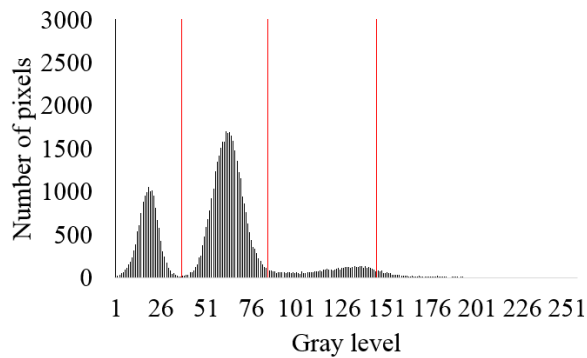
Tabel 4.5. Perbandingan Performa Metode Segmentasi Tulang Rahang

Metode	Performa (%)								
	<i>Inferior cortical bone</i>			<i>Buccal cortical plate</i>			<i>Lingual cortical plate</i>		
	Acc	Sen	Spe	Acc	Sen	Spe	Acc	Sen	Spe
GMM	92,98	85,26	95,19	99,00	87,81	99,03	98,49	84,81	98,57
Otsu	92,83	84,68	95,27	98,76	66,41	98,93	97,62	83,53	97,71
HCA	93,40	67,94	97,98	99,60	79,26	99,69	99,30	72,98	99,48

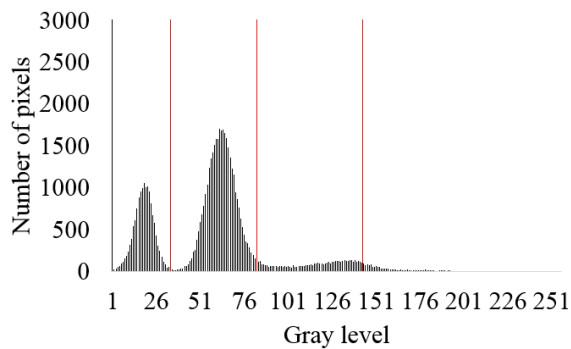
pemisahan histogram intensitas menjadi empat buah distribusi Gaussian menggunakan metode GMM memberikan nilai *sensitivity* yang tertinggi. Nilai *sensitivity* yang tinggi menunjukkan bahwa metode yang diusulkan mampu melakukan segmentasi objek, yaitu *cortical bone*, lebih baik daripada metode pembandingan. Nilai *threshold* yang dihasilkan oleh metode GMM dan *Otsu's multi-thresholding* memiliki nilai yang mirip, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.13 dan Gambar 4.14, meskipun *threshold* yang diberikan oleh metode *Otsu's multi-thresholding* memiliki intensitas yang sedikit lebih rendah daripada GMM. Hal ini terjadi karena kedua metode memodelkan histogram intensitas ke dalam distribusi Gaussian.

Nilai *threshold* yang dihasilkan oleh metode HCA, yang ditunjukkan pada Gambar 4.15, cenderung lebih tinggi daripada nilai *threshold* yang didapat menggunakan metode GMM dan *Otsu's multi-thresholding*. Sehingga banyak jaringan tulang yang gagal dikenali oleh metode HCA dan dianggap sebagai *background*. Hal ini menyebabkan nilai *sensitivity* metode HCA yang rendah dalam melakukan segmentasi *inferior cortical bone* dan *lingual cortical plate*. Namun, karena CBCT lebih banyak memiliki elemen udara dan jaringan lunak daripada elemen gigi dan tulang, maka akurasi metode HCA sedikit lebih tinggi daripada akurasi metode GMM meskipun metode HCA gagal mengenali objek segmentasi.

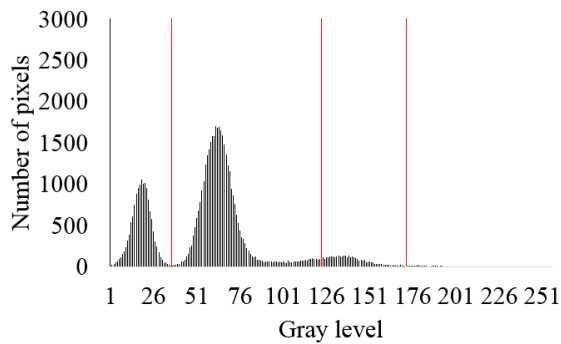
Proses segmentasi gigi pada *slice axial* dengan mengelompokkan piksel-piksel objek menggunakan metode *3D region merging* terlebih dahulu sebelum dilakukan *thresholding* menggunakan GMM dapat meningkatkan kemampuan metode segmentasi dalam mengenali objek gigi (memiliki *sensitivity* yang tinggi). Hal ini ditunjukkan pada Tabel 4.6 yang menunjukkan perbandingan performa GMM tanpa menggunakan *region merging*, dengan menggunakan metode *Statistical Region Merging* (SRM) [102] yang merupakan metode *clustering* piksel berdasarkan informasi ketetanggaan 2D, dan dengan menggunakan metode *3D region merging* yang diusulkan [101]. Perbandingan ini dilakukan pada 5 buah data citra CBCT. Rata-rata nilai *sensitivity* hasil segmentasi tanpa menggunakan *region merging*, dengan menggunakan SRM, dan dengan menggunakan *3D region merging* secara berturut-turut sebesar 80,07%, 69,79%, dan 81,21%. Nilai akurasi dan *sensitivity* tertinggi diraih oleh metode *3D region merging*.



Gambar 4.13. Histogram citra beserta *threshold* yang didapatkan menggunakan metode GMM



Gambar 4.14. Histogram citra beserta *threshold* yang didapatkan menggunakan metode Otsu's multi-thresholding

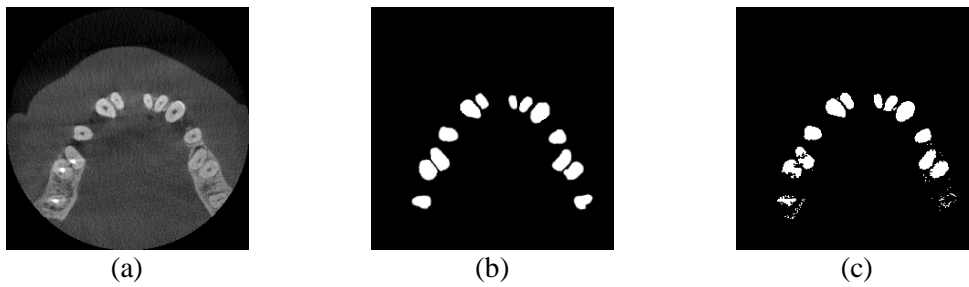


Gambar 4.15. Histogram citra beserta *threshold* yang didapatkan menggunakan metode HCA

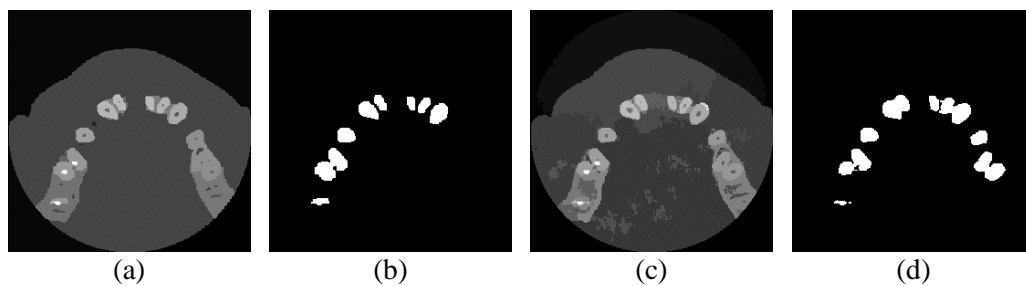
Contoh citra *input*, *ground truth*, dan hasil segmentasi menggunakan GMM tanpa melakukan *region merging* ditunjukkan pada Gambar 4.16. Tampak bahwa pada hasil segmentasi tersebut banyak terdapat *noise* yang beberapa merupakan piksel dari objek gigi yang gagal dideteksi. Selain itu terdapat objek gigi yang tidak utuh karena memiliki piksel yang lebih gelap daripada sekitarnya. Contoh hasil segmentasi antara metode SRM dan 3D *region merging* ditunjukkan pada Gambar 4.17. Tampak bahwa proses *clustering* sebelum dilakukan segmentasi

Tabel 4.6. Perbandingan Performa Segmentasi Gigi Dengan Menggunakan 3D *Region Merging*

Data	Performa (%)								
	Tanpa <i>region merging</i>			SRM			3D <i>region merging</i>		
	Acc	Sen	Spe	Acc	Sen	Spe	Acc	Sen	Spe
1	97,52	73,70	98,28	97,54	61,59	98,40	97,07	76,14	97,87
2	97,49	67,83	98,15	98,03	52,72	98,86	98,15	69,25	98,75
3	97,93	72,95	98,74	98,19	53,56	99,40	98,62	75,13	99,27
4	98,59	91,69	98,78	98,45	90,02	98,67	98,05	91,25	98,24
5	96,99	94,18	97,02	96,58	91,05	96,66	97,07	94,28	97,14
Rata-rata	97,71	80,07	98,20	97,76	69,79	98,40	97,79	81,21	98,25



Gambar 4.16. Segmentasi gigi: (a) citra *input*, (b) citra *ground truth*, dan (c) hasil segmentasi gigi menggunakan metode GMM tanpa proses *region merging*



Gambar 4.17. Segmentasi gigi: (a) hasil SRM, (b) hasil segmentasi SRM + GMM, (c) hasil 3D *region merging*, dan (d) hasil segmentasi 3D *region merging* + GMM

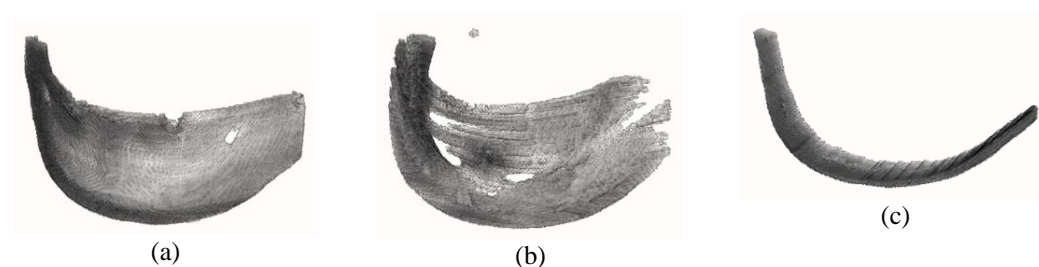
dengan GMM menghasilkan objek gigi yang utuh meskipun intensitas piksel di dalam objek gigi itu sendiri bervariasi. Tampak bahwa metode 3D *region merging* (pada Gambar 4.17 (c) dan (d)) dapat mengelompokkan piksel secara lebih akurat daripada metode SRM (pada Gambar 4.17 (a) dan (b)), terutama pada *slice* di mana objek gigi memiliki intensitas yang mirip dengan tulang. Metode 3D *region*

merging dapat mendeteksi objek gigi tersebut karena mengambil informasi dari *slice* sebelumnya di mana objek gigi tampak lebih jelas. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan info ketetanggaan (*neighborhood*) secara 3 dimensi yang mempertimbangkan hubungan antar *slice* dapat meningkatkan performa deteksi objek.

Hasil segmentasi *cortical bone* divisualisasikan secara 3D menggunakan metode MIP (*maximum intensity projection*). Contoh hasil visualisasi 3D dari *buccal cortical plate*, *lingual cortical plate*, dan *inferior cortical bone* ditunjukkan pada Gambar 4.18. Tampak pada Gambar 4.18 bahwa terdapat beberapa lubang pada hasil visualisasi *lingual cortical plate*. Hal ini disebabkan oleh adanya *error* pada hasil segmentasi *lingual cortical plate*. *Error* tersebut disebabkan oleh proses ekstraksi bentuk *cortical plate* menggunakan metode *polynomial fitting* di mana kurva *polynomial fitting* yang dihasilkan kurang sesuai dengan bentuk lengkungan *cortical plate*. Akibatnya terdapat bagian *cortical plate* yang terpotong dan dianggap sebagai *background*.

4.1.4. Pembahasan Tahap Segmentasi

Metode segmentasi secara semi-otomatis mampu mengintegrasikan informasi dari pengguna ke dalam metode segmentasi dalam bentuk sampel untuk area objek dan area *background*. Kelebihan dari metode segmentasi semi-otomatis dibandingkan dengan metode segmentasi otomatis adalah metode ini mampu diterapkan pada berbagai jenis citra. Metode *region merging* yang diusulkan pada salah satu tahapan segmentasi semi-otomatis memaksimalkan nilai varians antara area-area pada citra sehingga dihasilkan segmentasi yang akurat. Sebuah citra CBCT terbagi menjadi ratusan *slice* 2D sehingga metode segmentasi semi-otomatis



Gambar 4.18. Visualisasi 3D dari hasil segmentasi *cortical bone*: (a) *buccal cortical plate*, (b) *lingual cortical plate*, dan (c) *inferior cortical bone*

yang memerlukan penandaan manual dari pengguna menjadi tidak efektif untuk diterapkan. Untuk meningkatkan efisiensi, maka dikembangkan metode untuk melakukan propagasi hasil segmentasi sehingga pengguna hanya perlu memberikan tanda secara manual pada beberapa *slice* tertentu (*initial slices*). Hasil segmentasi pada *initial slices* akan dipropagasi ke *slice-slice* berikutnya untuk memberikan sampel dari kelas objek pada kelas tersebut sebagai pengganti proses penandaan secara manual dari pengguna. Hal ini mungkin dilakukan karena adanya kemiripan pada *slice-slice* CBCT yang bertetangga. Namun hasil dari uji coba menunjukkan bahwa apabila terdapat *error* segmentasi pada *initial slice*, maka *error* tersebut akan terbawa pada *slice-slice* berikutnya sehingga hasil segmentasi akan menjadi semakin tidak akurat. Dengan pertimbangan tersebut maka metode ini tidak digunakan sebagai metode segmentasi dalam sistem deteksi osteoporosis.

Dalam tahap segmentasi citra juga diusulkan metode *Multi-projection network* yang berhasil mensegmentasi citra medis 3D. Bahkan dengan dataset yang berukuran kecil dan dengan ukuran kelas yang tidak seimbang (*imbalance*), metode tersebut berhasil mencapai nilai *sensitivity* secara berturut-turut sebesar 90,09% dan 93,67%. Metode ini mampu memberikan nilai *sensitivity* yang lebih tinggi daripada metode *deep learning* lain seperti Autoencoder, FCN, 2D U-Net, dan 3D U-Net yang menunjukkan bahwa metode ini mampu mengenali objek dengan baik. Namun pemberian *weighted cost function* untuk mengatasi *imbalanced dataset* mengakibatkan hasil segmentasi yang cenderung membulat. Hal ini menyebabkan metode ini tidak sesuai diterapkan untuk segmentasi *cortical bone* yang bentuknya memanjang karena akan memberikan hasil segmentasi yang tidak sesuai dengan bentuk *cortical bone* yang sesungguhnya. Apabila digunakan *cost function* yang tidak diberi bobot, maka metode segmentasi *deep learning* akan memberikan hasil segmentasi dengan *sensitivity* yang rendah atau gagal mengenali objek. Dengan pertimbangan tersebut maka metode ini tidak digunakan sebagai metode segmentasi dalam sistem deteksi osteoporosis.

Metode segmentasi yang diintegrasikan ke dalam sistem deteksi osteoporosis untuk melakukan segmentasi *cortical bone* adalah metode segmentasi ketiga yang memanfaatkan intensitas *grayscale* dan bentuk *cortical bone*. Hal ini dikarenakan metode tersebut melakukan segmentasi secara otomatis sehingga

efisien serta memberikan hasil segmentasi yang akurat. Metode ini mampu melakukan segmentasi *inferior cortical bone*, *buccal cortical plate*, dan *lingual cortical plate* dengan *sensitivity* secara berturut-turut sebesar 85,26%, 87,81%, dan 84,81%. Dengan berhasilnya segmentasi *inferior cortical bone* maka dapat dilakukan ekstraksi fitur kekeroposan *cortical bone*. Selain itu dengan adanya visualisasi *buccal cortical plate* dan *lingual cortical plate* maka akan memudahkan pengguna untuk melakukan analisis terhadap bagian-bagian *cortical bone*.

4.2. Hasil dan Analisis Tahap Ekstraksi Fitur

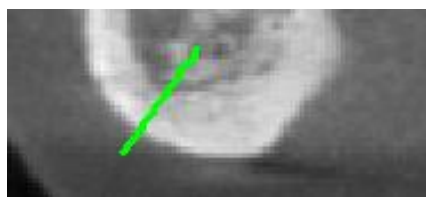
Analisis korelasi antara fitur kekeroposan yang diekstrak dari *cortical bone* dengan nilai *T-score* BMD (*bone mineral density*) dilakukan pada proses ini. Dari setiap *slice* yang mengandung *cortical bone* diekstrak 3 buah fitur, yaitu nilai minimal, nilai maksimal, dan rata-rata parameter *scale* dari grafik *intensity profile*. Kemudian fitur yang diekstrak dari semua *slice* digunakan untuk melakukan penentuan kelompok kepadatan tulang. Proses ekstraksi fitur yang dilakukan mendapatkan nilai fitur dari 135 *slice* yang memiliki objek *cortical bone*, sehingga satu data akan memiliki total sebanyak 405 buah fitur. Perlu diambil satu nilai yang merepresentasikan fitur tersebut pada semua *slice* untuk uji korelasi. Pemilihan nilai fitur yang representatif dilakukan dengan dua cara: 1) menghitung rata-rata dari semua *slice*; atau 2) memilih sebuah *slice* yang dianggap representatif. Untuk cara kedua, dipilih *slice coronal* yang terletak di tengah-tengah, yaitu *slice* nomor 220, sebagai *slice* yang dianggap representatif karena pada *slice* tersebut kekeroposan *cortical bone* dapat diamati dengan lebih jelas dan *error* pembuatan *intensity profile* dapat diminimalkan. Tabel 4.7 menunjukkan hasil perhitungan korelasi antara baik rata-rata fitur dari semua *slice* maupun fitur dari *slice* representatif terhadap *T-score* BMD dari 30 data. Perhitungan korelasi dilakukan menggunakan metode korelasi Pearson dan digunakan tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$. Variabel dinyatakan memiliki korelasi signifikan apabila memiliki nilai *p-value* di bawah α .

Tampak pada Tabel 4.7 bahwa variabel minimal parameter *scale* dari suatu *slice* memberikan nilai korelasi yang signifikan terhadap *T-Score* BMD baik ketika digunakan nilai rata-rata semua *slice* maupun ketika digunakan nilai dari suatu *slice*

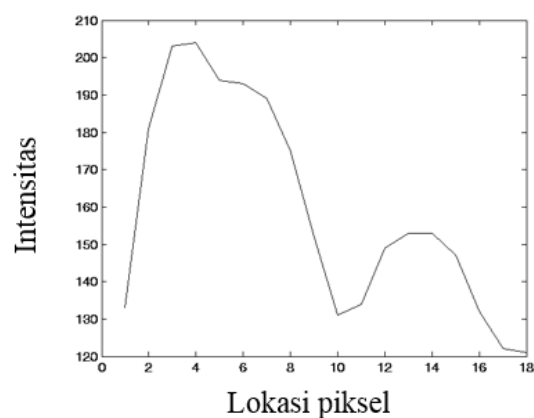
representatif. Variabel rata-rata parameter *scale* dari suatu *slice* memberikan nilai korelasi yang signifikan terhadap *T-Score* BMD ketika yang digunakan adalah nilai dari suatu *slice* representatif. Nilai minimal parameter *scale* memberikan korelasi yang signifikan karena pada saat pembuatan *intensity profile* untuk ekstraksi fitur, sering terdapat *trabecular bone* yang letaknya berada di dekat *cortical bone*, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.19 (a). Hal tersebut membuat intensitas pada grafik *intensity profile* yang awalnya menurun, menjadi naik lagi ketika bertemu dengan intensitas *trabecular bone* dan menyebabkan grafik berbentuk landai (memiliki nilai parameter *scale* yang tinggi sehingga terlihat seolah terjadi kekeroposan tulang *cortical*), seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.19 (b). Oleh sebab itu maka nilai minimal parameter *scale* memberikan korelasi yang signifikan

Tabel 4.7. Nilai Korelasi Fitur Kekeroposan *Cortical Bone*

Parameter <i>Scale</i>	Rata-rata Semua <i>Slice</i>			<i>Slice</i> Representatif		
	Korelasi Pearson	<i>P-value</i>	Signifikan	Korelasi Pearson	<i>P-value</i>	Signifikan
Minimal	-0,5760	0,0008	Ya	-0,7035	1,45e-5	Ya
Maksimal	0,1418	0,4548	Tidak	-0,2741	0,1427	Tidak
Rata-rata	-0,2167	0,2501	Tidak	-0,4658	0,0095	Ya



(a)

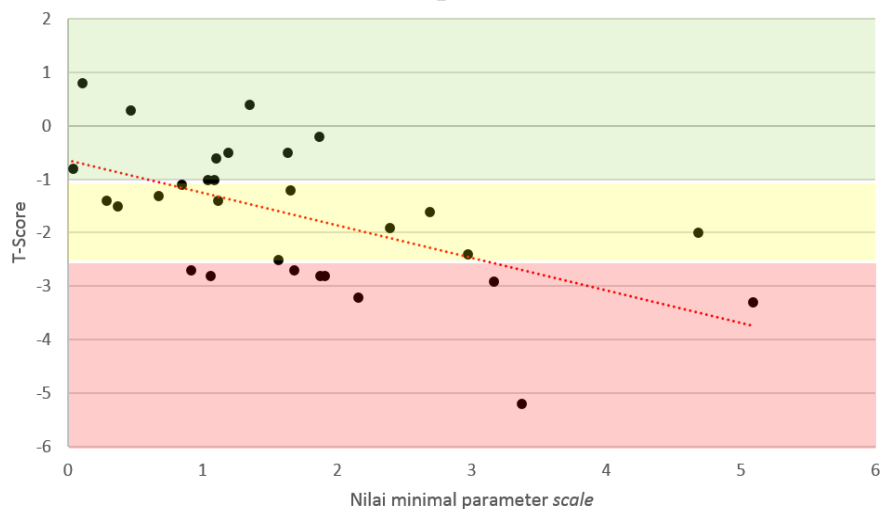


(b)

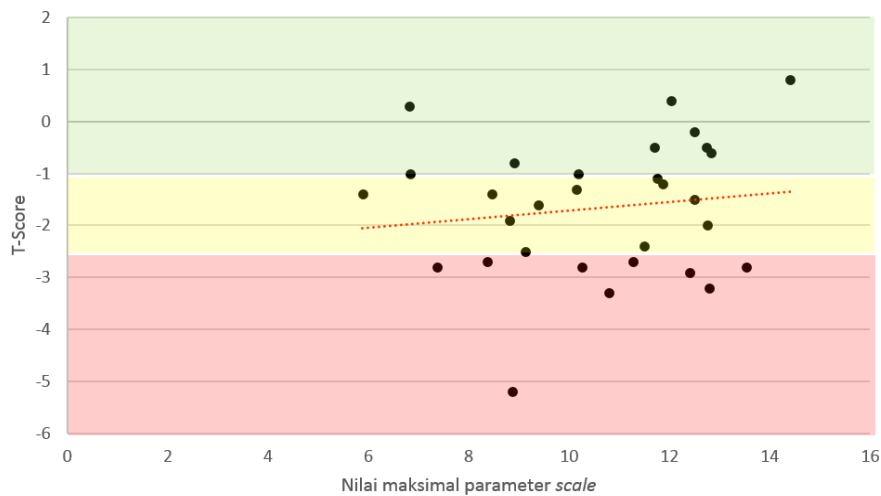
Gambar 4.19. Contoh penyebab *error* pada proses ekstraksi fitur: (a) pembuatan garis *intensity profile* yang melalui *trabecular bone* dan (b) grafik *intensity profile* yang terbentuk

karena nilai tersebut mengeliminasi kemungkinan kekeroposan tulang *cortical* yang salah.

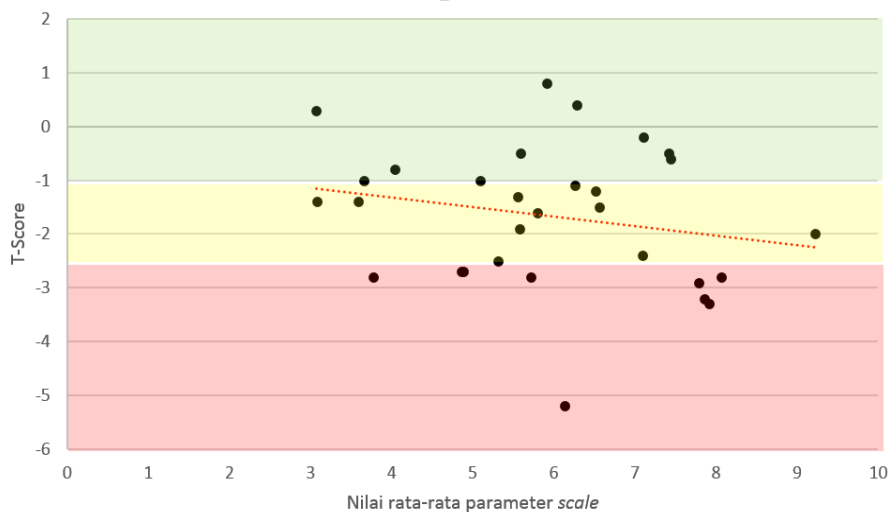
Nilai variabel minimal parameter *scale* memiliki korelasi dengan *T-score* BMD sebesar 57,60% pada rata-rata semua *slice* dan sebesar 70,35% pada *slice* yang representatif. Menurut interpretasi nilai korelasi Pearson pada Tabel 2.4, korelasi sebesar 57,60% menunjukkan bahwa tingkat korelasi antara variabel yang diukur adalah sedang dan nilai korelasi sebesar 70,35% menunjukkan bahwa tingkat korelasi antara variabel yang diukur adalah tinggi. Nilai korelasi Pearson yang didapatkan negatif, yang artinya adalah terjadi arah korelasi yang berlawanan. Apabila nilai *T-score* BMD yang didapat rendah, maka nilai variabel minimal parameter *scale* yang didapat tinggi. Hal ini disebabkan karena semakin kecil nilai *T-score* maka tulang punggung semakin keropos. Nilai *T-score* ≥ -1 dikelompokkan sebagai normal, nilai *T-score* antara -1 dan 2,5 dikelompokkan sebagai osteopenia, dan nilai *T-score* $\leq -2,5$ dikelompokkan sebagai osteoporosis. Sementara itu, semakin kecil nilai parameter *scale* maka *cortical bone* semakin tidak keropos. Hal ini dikarenakan nilai parameter *scale* menunjukkan bahwa grafik yang terbentuk tidak landai sehingga tidak terjadi degradasi intensitas *cortical bone*. Hasil plot dari rata-rata fitur nilai minimal, maksimal, dan rata-rata parameter *scale* pada semua *slice* terhadap nilai *T-score* BMD secara berturut-turut ditunjukkan pada Gambar 4.20 – 4.22. Daerah berwarna hijau pada Gambar 4.20 – 4.22 menunjukkan kelompok normal, daerah berwarna kuning menunjukkan kelompok osteopenia,



Gambar 4.20. Plot dari fitur nilai minimal parameter *scale* terhadap *T-score* BMD



Gambar 4.21. Plot dari fitur nilai maksimal parameter *scale* terhadap *T-score* BMD



Gambar 4.22. Plot dari fitur nilai rata-rata parameter *scale* terhadap *T-score* BMD

daerah berwarna merah menunjukkan kelompok osteoporosis, dan garis berwarna merah menunjukkan tren (arah korelasi).

Berdasarkan studi literatur, terindikasi bahwa fitur *morphometry* seperti lebar *cortical bone* juga memiliki korelasi signifikan terhadap nilai *T-score* BMD [39] [65]. Kelompok normal dinyatakan memiliki *cortical bone* yang lebih lebar daripada kelompok osteopenia dan osteoporosis. Namun berdasarkan analisis yang dilakukan terhadap *slice-slice* citra CBCT, sulit untuk membedakan batas antara *cortical bone* dengan *trabecular bone* terutama untuk subyek yang termasuk dalam kelompok osteopenia karena adanya erosi pada daerah *cortical bone*. Erosi yang terjadi pada daerah *cortical bone* menyebabkan pasien dengan osteopenia tampak memiliki *cortical bone* yang lebar, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.18. Hal

ini menyebabkan sulit untuk membedakan kelompok normal dengan kelompok osteopenia apabila menggunakan fitur ketebalan *cortical bone*.

Penelitian oleh Hastar, et al. (2011) menyatakan bahwa subyek *edentulous* cenderung memiliki ketebalan *cortical bone* yang lebih rendah dan tingkat kekeroposan *cortical bone* yang lebih tinggi daripada subyek dengan gigi yang lengkap [108]. Hasil penelitian tersebut mendukung beberapa penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa kekeroposan *cortical bone* dipengaruhi oleh kondisi gigi [109] [110] [111]. Meskipun pada penelitian ini tidak terdapat subyek *edentulous*, pada penelitian ini tidak dilakukan pengendalian jumlah gigi dari subyek. Oleh sebab itu terdapat kemungkinan bahwa subyek normal dengan jumlah gigi yang sedikit cenderung memiliki *cortical bone* yang lebih keropos daripada subyek osteopenia dengan kondisi gigi yang lengkap.

4.3. Hasil dan Analisis Tahap Klasifikasi

Tahap klasifikasi digunakan untuk mengklasifikasikan data ke dalam tiga buah kelompok, yaitu normal, osteopenia, dan osteoporosis. Uji coba tahap klasifikasi menggunakan *multiclass* SVM dilakukan dengan membagi 30 data citra CBCT pada dataset menjadi data pelatihan dan data uji. Total terdapat sekitar 300 buah fitur (nilai minimal, maksimal, dan rata-rata parameter *scale* dari sekitar 100 *slice*) yang digunakan untuk proses klasifikasi. Metode klasifikasi yang digunakan adalah *Multiclass* SVM dengan kernel linier. Akurasi sistem dihitung dengan cara menghitung persentase data uji yang berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh sistem. Untuk memvalidasi akurasi sistem, digunakan metode *k-fold cross validation* di mana data dibagi menjadi sejumlah *k fold* secara acak dan sama banyak. Selanjutnya satu buah *fold* akan digunakan sebagai data uji dan dihitung akurasi sementara *fold* sisanya akan digunakan sebagai data pelatihan. Hal tersebut secara bergantian hingga seluruh *fold* pernah menjadi data uji. Nilai-nilai akurasi yang didapat dihitung rata-ratanya untuk mendapatkan akurasi dari sistem. Uji coba menggunakan nilai $k = 2, 3, \text{ dan } 5$ pada metode *k-fold cross validation* dilakukan untuk menghitung rata-rata akurasi dari sistem.

Hasil klasifikasi pada semua fitur, baik nilai minimal, maksimal, dan rata-rata parameter *scale* ditunjukkan pada Tabel 4.8. Hasil klasifikasi dengan

Tabel 4.8. Hasil Perbandingan Performa Metode Klasifikasi Sistem

<i>k-fold</i>	Performa Metode (%)								
	<i>Multiclass SVM</i>			<i>k-NN (k=5)</i>			<i>Naïve Bayes</i>		
	Acc	Pre	Rec	Acc	Pre	Rec	Acc	Pre	Rec
2	86,30	88,90	80,00	79,80	80,00	73,60	86,30	88,90	80,00
3	87,50	90,00	86,70	82,80	86,70	70,00	86,30	88,90	80,00
5	87,50	90,00	86,70	73,60	73,60	70,00	86,80	89,40	90,00
Rata-rata	87,10	89,63	84,47	78,73	80,10	71,20	86,47	89,07	83,33

menggunakan *multiclass SVM* dibandingkn dengan hasil klasifikasi menggunakan metode *k-Nearest Neighbor* (*k-NN*) dengan banyak *neighbor k=5* dan dengan hasil klasifikasi menggunakan metode *Naïve Bayes*. Berdasarkan hasil pengujian, didapatkan rata-rata akurasi sistem dalam melakukan deteksi osteoporosis menggunakan fitur nilai minimal, maksimal, dan rata-rata parameter *scale* adalah sebesar 87,10%. Penggunaan metode klasifikasi *Multiclass SVM* memberikan rata-rata akurasi sistem yang lebih tinggi daripada menggunakan metode *k-NN* dengan nilai *k=5* dan metode *Naïve Bayes*. Hal ini mendukung hasil penelitian Kavita, et al. (2015) yang menyatakan bahwa metode *SVM* dapat memberikan akurasi yang lebih baik daripada metode *k-NN* dan *Naïve Bayes* dalam melakukan deteksi osteoporosis menggunakan fitur *cortical bone* rahang bawah [15].

Dilakukan uji coba hasil klasifikasi penggunaan sebuah fitur kekeroposan *cortical bone* dari semua *slice* untuk melakukan deteksi osteoporosis. Performa sistem diukur menggunakan nilai akurasi (*Acc*), *precision* (*Pre*), dan *recall* (*Rec*). Hasil dari uji coba ini ditunjukkan pada Tabel 4.9. Apabila hanya digunakan fitur yang memiliki korelasi signifikan dengan *T-score*, yaitu fitur nilai minimal parameter *scale*, maka didapatkan rata-rata nilai akurasi sistem sebesar 85,53%. Klasifikasi menggunakan fitur-fitur yang tidak memiliki korelasi signifikan saja memberikan hasil yang rendah, yaitu sebesar 54,13% untuk fitur nilai maksimal parameter *scale*, dan sebesar 69,47% untuk fitur nilai rata-rata parameter *scale*. Hal

ini menunjukkan bahwa penggunaan sebuah fitur yang memiliki korelasi signifikan dengan *T-score* BMD cukup untuk memberikan hasil akurasi klasifikasi yang mirip dengan hasil akurasi klasifikasi apabila digunakan semua fitur. Sebaliknya, penggunaan sebuah fitur yang tidak memiliki korelasi signifikan dengan nilai *T-score* BMD akan memberikan hasil akurasi klasifikasi yang rendah.

Pada penelitian ini digunakan metode klasifikasi *Multiclass* SVM dengan kernel linier karena hubungan antara fitur yang diekstrak dengan nilai *T-score* BMD adalah linier. Hal ini ditunjukkan pada hasil uji coba terkait kernel SVM yang ditunjukkan pada Tabel 4.10. Hasil perbandingan antara penggunaan kernel linier, *polynomial*, dan *radial basis function* (RBF) menunjukkan bahwa performa terbaik didapatkan menggunakan kernel linier. Sebaliknya, penggunaan kernel RBF yang cocok digunakan untuk data yang fungsi pemisah antar kelasnya berbentuk lingkaran, menunjukkan performa yang paling rendah.

Tabel 4.9. Hasil Perbandingan Performa Fitur yang Digunakan Untuk Klasifikasi Sistem

<i>k-fold</i>	Performa Sistem Berdasarkan Fitur (%)								
	Fitur Minimal			Fitur Maksimal			Fitur Rata-rata		
	Acc	Pre	Rec	Acc	Pre	Rec	Acc	Pre	Rec
2	84,00	86,70	80,00	56,60	62,50	50,00	72,20	77,80	70,00
3	86,30	88,90	80,00	51,20	53,30	50,00	69,10	75,00	60,00
5	86,30	88,90	80,00	54,60	60,00	50,00	67,10	66,70	66,70
Rata-rata	85,53	88,17	80,00	54,13	58,60	50,00	69,47	73,17	65,57

Tabel 4.10. Hasil Perbandingan Kernel SVM yang Digunakan

Kernel	Performa Sistem (%)		
	Akurasi	Precision	Recall
Linier	87,50	90,00	86,70
Polynomial	80,00	87,78	80,00
RBF	60,00	60,67	63,33

Confusion matrix dari hasil klasifikasi sistem terhadap seluruh data (30 buah data) ditunjukkan pada Tabel 4.11. Dari Tabel 4.11 tampak bahwa kesalahan klasifikasi paling banyak terdapat pada kelompok osteoporosis. Sistem sering salah mengklasifikasikan kelompok osteoporosis ke dalam kelompok osteopenia. Selain itu, kelompok normal juga kadang salah dikelompokkan ke dalam kelompok osteopenia. Hal ini diakibatkan nilai kekeroposan *cortical bone* yang diekstrak oleh sistem memiliki kemiripan antara kelompok osteopenia dengan kelompok normal maupun osteoporosis.

Nilai akurasi sistem deteksi osteoporosis yang mencapai 87,10% menunjukkan bahwa citra CBCT dapat digunakan untuk melakukan deteksi penyakit sistemik seperti osteoporosis. Perlu dilakukan penelitian lebih lanjut terkait pemanfaatan citra CBCT untuk melakukan deteksi penyakit sistemik lainnya yang tanda-tandanya dapat muncul pada daerah rahang, seperti *temporomandibular joint (TMJ) disease of systemic origin*, tumor ganas *metastatic*, *systemic sclerosis*, dll [112] [113]. Untuk itu dibutuhkan *gold standard* yang sesuai dengan penyakit sistemik yang hendak diteliti. Selain itu, juga dapat dilakukan pengembangan sistem yang menggunakan citra CBCT untuk kebutuhan ortodontik lainnya, seperti untuk pembuatan dan pemasangan implan, *surgery planning*, evaluasi *impacted teeth*, dll [114] [115] [116].

4.4. Pembahasan Terkait Perangkat CBCT dan DEXA

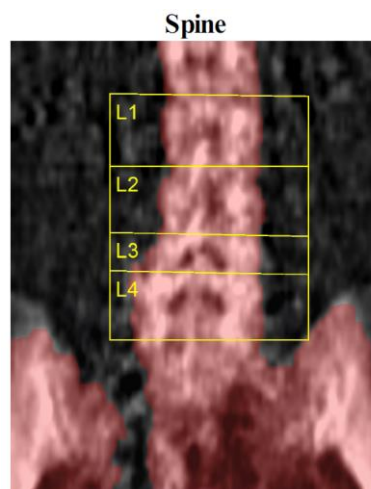
Hasil dari sistem yang dikembangkan menunjukkan bahwa citra CBCT dapat digunakan untuk melakukan pengukuran kepadatan mineral tulang. Pada penelitian ini digunakan *gold standard* berupa pengukuran BMD dari perangkat

Tabel 4.11. *Confusion Matrix* dari Hasil Klasifikasi Sistem

		<i>Output Sistem</i>		
		Normal	Osteopenia	Osteoporosis
<i>Ground truth</i>	Normal	9	1	0
	Osteopenia	0	10	0
	Osteoporosis	0	2	8

Dual-energy X-ray absorptiometry (DEXA) sebagai *ground truth* untuk proses klasifikasi dari sistem. Pada perangkat *medical imaging* berbasis X-ray seperti DEXA dan CT, pengukuran kepadatan tulang biasanya dilakukan berdasarkan koefisien pelemahan sinar X pada jaringan tulang, sehingga hasilnya tidak seakurat pengukuran langsung menggunakan biopsi [117]. Namun, penggunaan perangkat seperti DEXA dan CBCT sangat berguna sebagai metode *non-invasive* (tidak membutuhkan proses pembedahan) untuk melakukan pengukuran kepadatan tulang.

Perangkat DEXA menghasilkan citra 2D dari struktur tulang 3D dan menghasilkan nilai kepadatan tulang sebagai hasil pembagian antara *bone mineral content* dengan *bone mineral area*. Nilai kepadatan tulang ini digunakan untuk menentukan kekuatan tulang di mana kelompok osteoporosis memiliki kekuatan tulang yang kecil karena mudah patah. Metode pengukuran BMD ini memiliki kelemahan di mana tulang yang lebih besar akan memiliki kekuatan yang lebih tinggi daripada tulang yang lebih kecil meskipun sebenarnya memiliki kepadatan yang sama [118]. Selain itu, nilai BMD dari perangkat DEXA dapat meningkat karena adanya artefak akibat penyakit degeneratif, adanya osteophytes, dll yang menyebabkan tulang tampak lebih padat [119]. Di lain pihak, terdapat penelitian yang menunjukkan bahwa terdapat korelasi signifikan antara kekuatan tulang yang diukur secara langsung dengan fitur-fitur yang diukur menggunakan perangkat CBCT, di mana prediksi kekuatan tulang menggunakan fitur dari perangkat CBCT

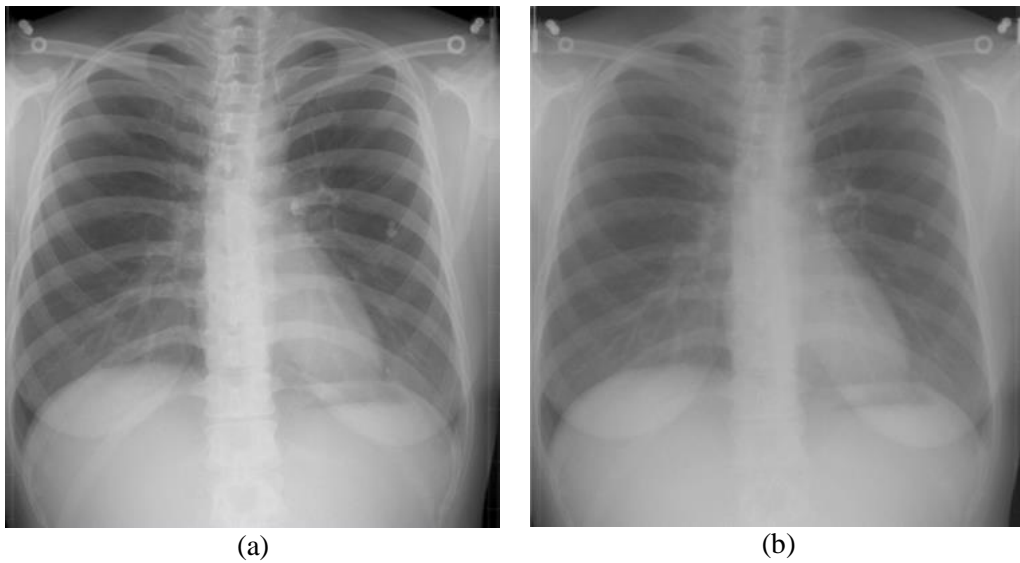


Gambar 4.23. Citra hasil DEXA *imaging*

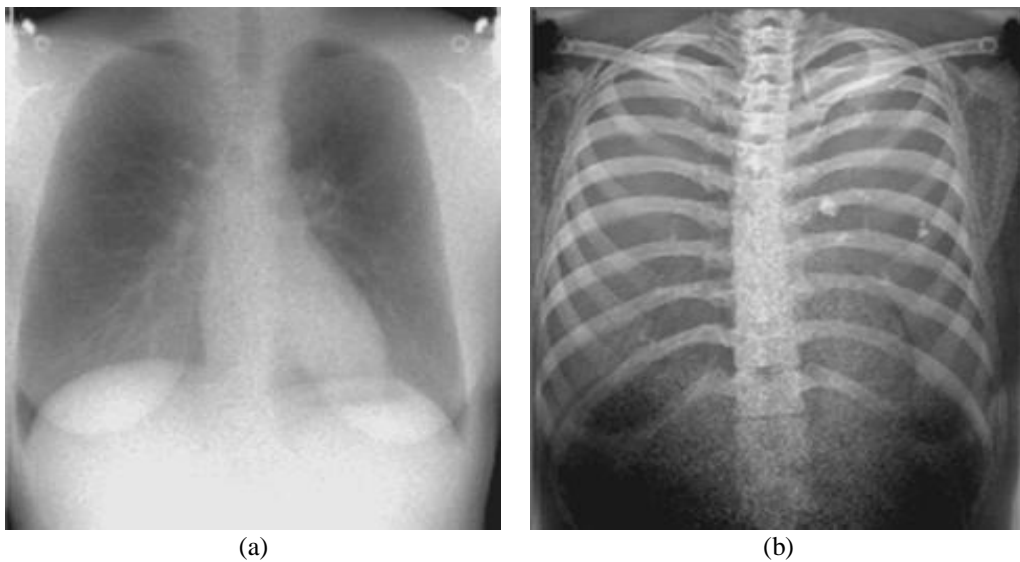
memberikan hasil yang lebih baik daripada nilai BMD dari perangkat DEXA [43] [120]. Oleh sebab itu, perlu dilakukan penelitian lebih lanjut terkait hubungan antara fitur *cortical bone* rahang bawah pada citra CBCT dengan kekuatan tulang yang diukur secara langsung.

Perangkat DEXA menggunakan metode *dual-energy* (penyinaran dengan dua buah nilai energi X-ray yang berbeda) untuk menghasilkan citra seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.23. Pada Gambar 4.23 tampak bahwa citra hasil perangkat DEXA hanya terdiri dari elemen *background* dan objek berupa jaringan tulang, tidak seperti citra hasil perangkat CBCT yang terdiri dari hingga 4 elemen (udara, jaringan lunak, gigi, dan tulang) [74]. Untuk mengeliminasi elemen jaringan lunak dari citra DEXA digunakan dua intensitas energi X-ray yang berbeda karena kedua buah jaringan memiliki kemampuan yang berbeda untuk menyerap X-ray [121]. Jaringan keras seperti memiliki tingkat penyerapan yang tinggi sehingga tampak berwarna terang pada citra (*radiopaque*), sementara udara dan jaringan lunak memiliki tingkat penyerapan yang rendah sehingga tampak berwarna gelap pada citra (*radiolucent*) [122]. Contoh hasil penyinaran dengan intensitas energi X-ray rendah (60 *kilovoltage peak* / kVp) ditunjukkan pada Gambar 4.24 (a) dan contoh hasil penyinaran dengan intensitas energi X-ray tinggi (120 kVp) ditunjukkan pada Gambar 4.24 (b) [123]. Proses pengurangan terhadap kedua citra yang dikalikan dengan bobot tertentu dilakukan sehingga dihasilkan citra baru di mana hanya terdapat elemen jaringan keras atau jaringan lunak saja [124]. Contoh citra hasil proses pengurangan ditunjukkan pada Gambar 4.25 (a) dan Gambar 4.25 (b) [123].

Apabila ketebalan jaringan keras sebagai x_k dan ketebalan jaringan lunak sebagai x_l , maka nilai sinyal di suatu area pada citra dengan intensitas energi rendah (I_r) dan pada citra dengan intensitas energi tinggi (I_t) secara berturut-turut didapatkan menggunakan Persamaan 4.1 dan Persamaan 4.2 [123] [125]. Untuk citra dengan intensitas energi rendah, digunakan μ_{kr} dan μ_{lr} sebagai *attenuation coefficient* dari jaringan keras dan jaringan lunak. Untuk citra dengan intensitas energi tinggi, digunakan μ_{kt} dan μ_{lt} sebagai *attenuation coefficient* dari jaringan keras dan jaringan lunak. *Attenuation coefficient* merupakan koefisien yang menunjukkan seberapa mudah suatu material untuk dilewati oleh energi [126].



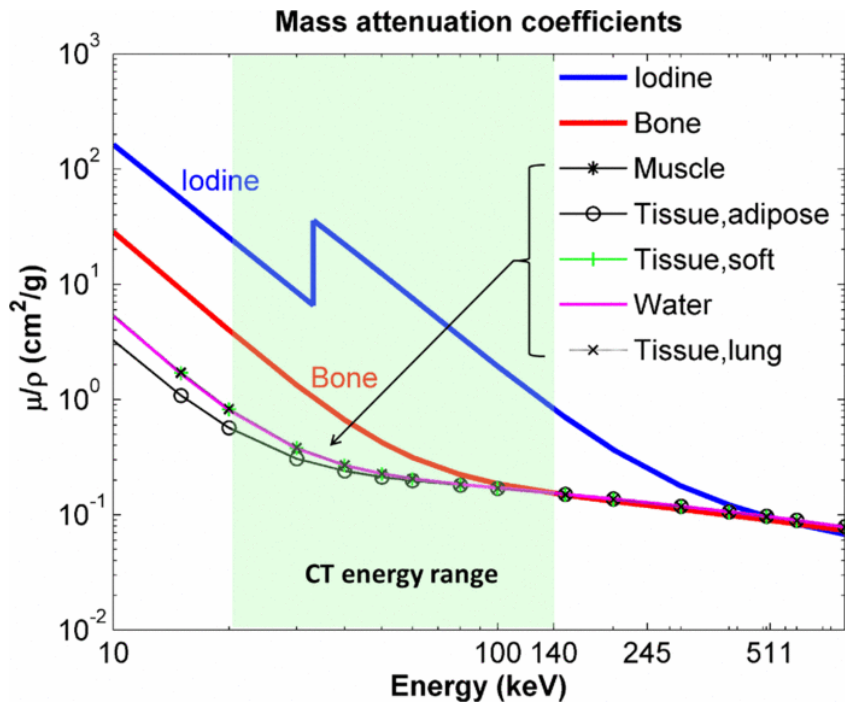
Gambar 4.24. Citra dengan dua intensitas energi berbeda hasil perangkat DEXA: (a) intensitas rendah (60 kVp) dan (b) intensitas tinggi (120 kVp) [121]



Gambar 4.25. Citra hasil pengurangan dua buah citra dengan dua intensitas energi berbeda: (a) citra yang hanya menunjukkan jaringan lunak dan (b) citra yang hanya menunjukkan jaringan keras [121]

Nilai *attenuation coefficient* yang tinggi menunjukkan bahwa suatu material sulit dilewati oleh energi sedangkan nilai *attenuation coefficient* yang rendah menunjukkan bahwa suatu material mudah untuk dilewati oleh energi. Grafik yang menunjukkan nilai *attenuation coefficient* berdasar energi yang digunakan terhadap beberapa material yang berbeda ditunjukkan pada Gambar 4.26 [127].

$$I_r = \mu_{kr}x_k + \mu_{lr}x_l \quad (4.1)$$



Gambar 4.26. Nilai *attenuation coefficient* [121]

$$I_t = \mu_{kt}x_k + \mu_{lt}x_l \quad (4.2)$$

Selanjutnya kedua citra tersebut dikalikan dengan nilai bobot, w_r untuk citra dengan energi rendah dan w_t untuk citra dengan energi tinggi. Hasil pembobotan kemudian dijumlahkan sehingga nilai sinyal di suatu area pada citra gabungan (I) dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan 4.3 [123] [125]. Dengan menggunakan Persamaan 4.1 dan 4.2, Persamaan 4.3 dapat dituliskan seperti pada Persamaan 4.4. Untuk mengeliminasi jaringan lunak, maka sinyal dari jaringan lunak pada citra hasil gabungan harus bernilai 0 sementara sinyal dari jaringan keras bernilai lebih dari 0 [123] [125]. Untuk mendapatkan sinyal jaringan lunak yang bernilai 0, maka nilai ketebalan jaringan lunak x_l harus selalu dikalikan dengan nilai 0, sehingga didapatkan Persamaan 4.5. Dengan demikian rasio antara bobot citra energi rendah dengan citra energi tinggi harus sama dengan negatif dari rasio *attenuation coefficient* jaringan lunak antara citra energi tinggi dengan citra energi rendah, seperti yang ditunjukkan pada Persamaan 4.6. Penggunaan bobot yang salah satunya bernilai negatif menunjukkan bahwa untuk menggabungkan citra energi tinggi dengan citra energi rendah dilakukan proses pengurangan.

$$I = w_r I_r + w_t I_t \quad (4.3)$$

$$I = (w_r \mu_{kr} + w_t \mu_{kt}) x_k + (w_r \mu_{lr} + w_t \mu_{lt}) x_l \quad (4.4)$$

$$w_r \mu_{lr} + w_t \mu_{lt} = 0 \quad (4.5)$$

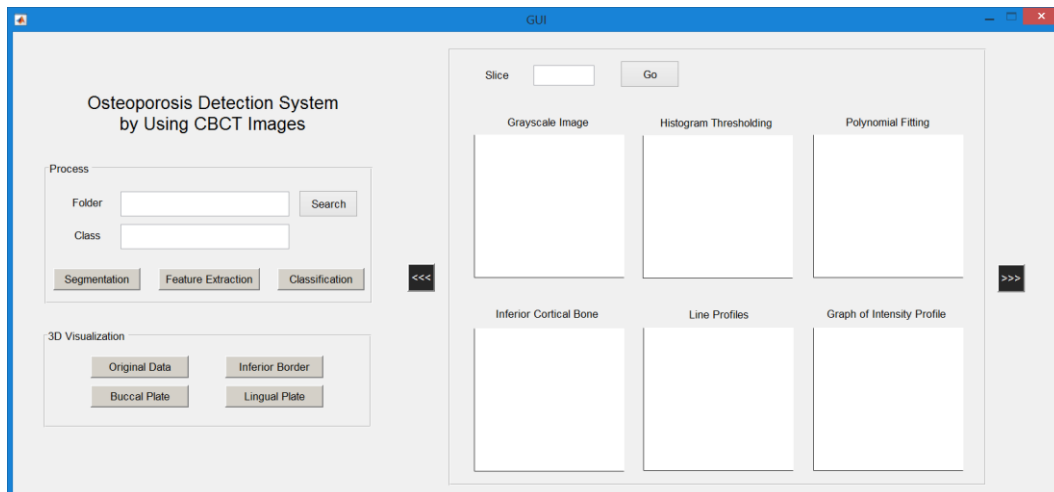
$$\frac{w_r}{w_t} = - \frac{\mu_{lt}}{\mu_{lr}} \quad (4.6)$$

Metode *dual-energy* yang digunakan pada perangkat DEXA mampu mengeliminasi jaringan lunak pada citra sehingga tidak membutuhkan proses pengolahan citra lebih lanjut seperti segmentasi jaringan keras. Perangkat CBCT menggunakan metode *single-energy* sehingga hanya menghasilkan sebuah citra dan diperlukan proses pengolahan citra seperti segmentasi untuk mendapatkan elemen tulang. Metode *dual-energy* belum diterapkan secara umum pada perangkat CT dan CBCT karena menghasilkan radiasi yang lebih besar daripada metode *single-energy* [128]. Saat ini terdapat beberapa penelitian terkait pengembangan *dual-energy* CBCT yang memiliki radiasi rendah [128] [129] [130] [131]. Penelitian-penelitian tersebut bertujuan agar citra CT dapat menampilkan jaringan lunak dengan lebih jelas dan mengurangi artefak metal [129] [132] [133]. Untuk itu perlu dilakukan penelitian lebih lanjut mengenai bagaimana metode *dual-energy* CBCT dengan radiasi rendah dapat diterapkan tidak hanya untuk memisahkan jaringan lunak dan jaringan keras, namun juga untuk memisahkan jaringan keras tulang dan gigi.

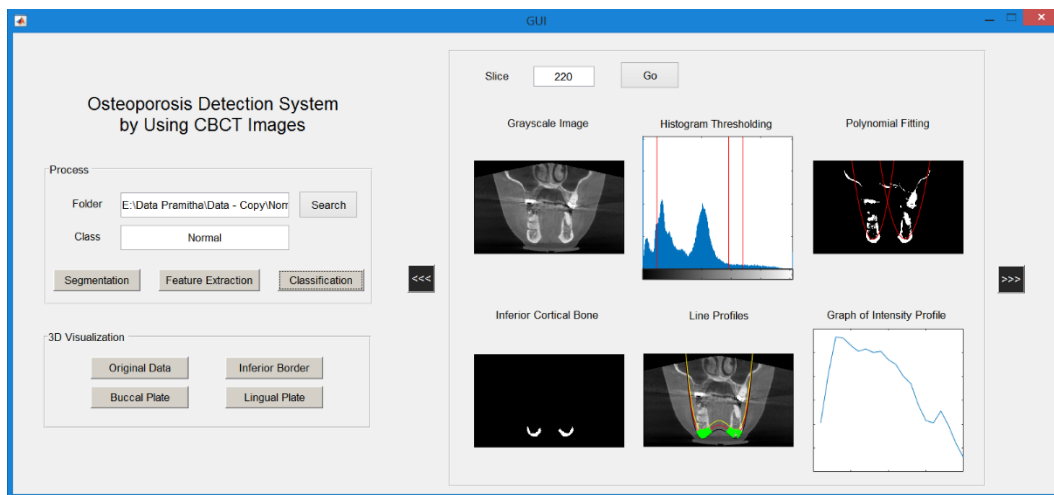
4.5. User Interface Sistem

Sistem yang dikembangkan mampu mengambil *input* berupa *slice* dari citra CBCT. Selanjutnya dilakukan proses segmentasi *cortical bone*, ekstraksi kekeroposan *cortical bone* menggunakan *intensity profile*, dan klasifikasi. Selain itu, sistem juga mampu melakukan visualisasi 3D dari citra dan *cortical bone* yang telah disegmentasi. Tampilan awal dari sistem deteksi osteoporosis yang dikembangkan ditunjukkan pada Gambar 4.27. Tampilan sistem setelah melakukan klasifikasi ditunjukkan pada Gambar 4.28. Terdapat visualisasi proses yang terjadi pada salah satu *slice* CBCT, yang pada Gambar 4.28 adalah *slice* 220. Sistem akan menampilkan citra *grayscale* awal dari salah satu *slice coronal*, histogram citra

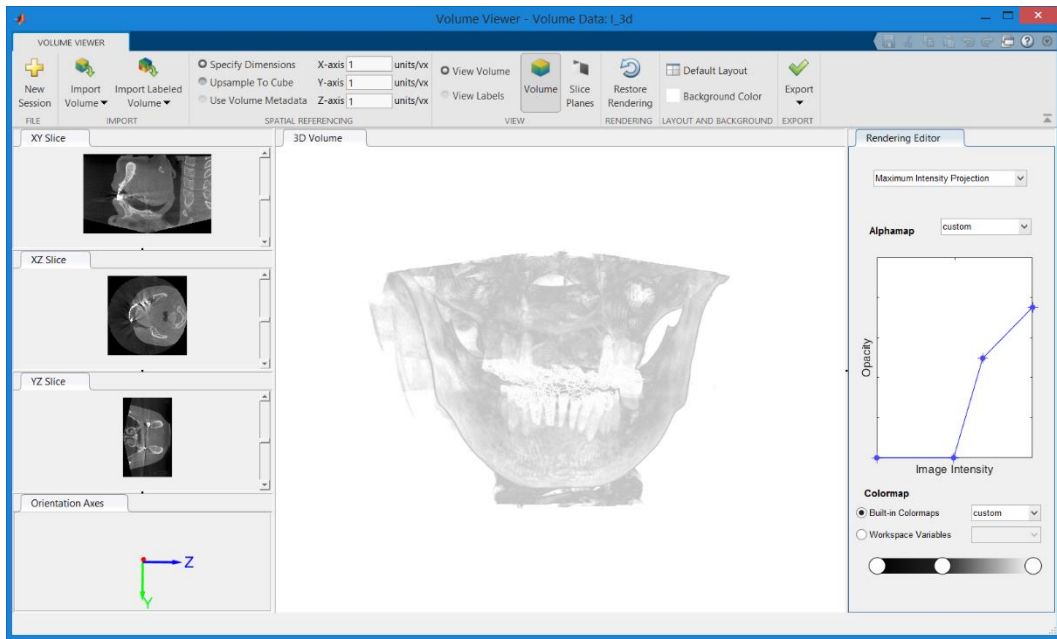
beserta *threshold* hasil proses segmentasi tulang rahang, hasil segmentasi tulang dan gigi serta kurva polinomial untuk mendapatkan *inferior cortical bone*, hasil segmentasi *inferior cortical bone*, pembuatan *intensity profile*, salah satu grafik *intensity profile*, dan kelompok hasil proses klasifikasi. Tampilan sistem untuk visualisasi citra secara 3D ditunjukkan pada Gambar 4.29.



Gambar 4.27. Tampilan awal *user interface* sistem



Gambar 4.28. Tampilan sistem untuk melakukan deteksi osteoporosis



Gambar 4.29. Tampilan sistem visualisasi citra 3D

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Penelitian ini mengembangkan sistem deteksi osteoporosis secara otomatis berdasarkan fitur *cortical bone* rahang bawah pada *Cone-Beam Computed Tomography* (CBCT) untuk membantu proses deteksi osteoporosis oleh dokter. Tulang rahang disegmentasi menjadi beberapa bagian, seperti *buccal cortical plate*, *lingual cortical plate*, dan *inferior border*. Metode segmentasi *cortical bone* yang diusulkan bersifat adaptif terhadap tiap *slice* CBCT dengan menggunakan nilai intensitas *grayscale* dan bentuk dari *cortical bone*. Metode yang diusulkan mampu memberikan nilai *sensitivity* berturut-turut sebesar 85,26%, 87,81%, dan 84,81% untuk segmentasi *inferior cortical bone*, *buccal cortical plate*, dan *lingual cortical plate*. Hasil segmentasi *inferior cortical bone* akan digunakan untuk melakukan ekstraksi fitur terkait kekeroposan tulang rahang sementara hasil segmentasi *buccal cortical plate* dan *lingual cortical plate* dapat digunakan untuk melakukan visualisasi dan analisis terhadap bagian-bagian rahang.

Dilakukan pengambilan fitur kekeroposan *cortical bone* dari setiap *slice* CBCT secara otomatis, yang diukur menggunakan *intensity profile* dari garis yang tegak lurus terhadap *inferior cortical bone*. Dari setiap *slice* yang mengandung *cortical bone* diekstrak 3 buah fitur, yaitu nilai minimal, nilai maksimal, dan rata-rata parameter *scale* dari grafik *intensity profile*. Berdasarkan analisis korelasi dari ketiga buah fitur, didapatkan bahwa fitur nilai minimal parameter *scale* memiliki korelasi yang signifikan terhadap *T-score* BMD yang nilainya mencapai 70,35%.

Fitur kekeroposan yang diekstrak kemudian digunakan untuk melakukan klasifikasi data menjadi kelompok normal, osteopenia, dan osteoporosis menggunakan metode *Multiclass SVM* dengan kernel RBF (*radial basis function*). Menggunakan fitur yang memiliki korelasi signifikan, yaitu nilai minimal parameter *scale*, dilakukan uji coba sistem terhadap 30 buah data CBCT dan didapatkan akurasi yang nilainya mencapai 87,10%.

5.2. Saran

Perlu dilakukan penelitian lebih lanjut terkait fitur-fitur tulang rahang lainnya, seperti lebar *cortical bone*, yang terindikasi dapat digunakan untuk deteksi osteoporosis. Selain itu dapat dilakukan penelitian lebih lanjut terkait hubungan kekeroposan tulang rahang yang diukur menggunakan perangkat CBCT dengan hasil pengukuran kekuatan tulang secara langsung.

Keberhasilan sistem yang dikembangkan dalam mendeteksi osteoporosis menunjukkan bahwa perlu dilakukan penelitian lebih lanjut terkait pemanfaatan citra CBCT untuk mendeteksi penyakit sistemik lain, seperti tumor ganas *metastatic*, *systemic sclerosis*. Selain itu dapat dilakukan pengembangan sistem untuk kebutuhan ortodontik seperti pemasangan implan. Adanya pengembangan perangkat *dual-energy* CBCT dengan radiasi rendah yang dapat memperjelas tampilan jaringan lunak dan mengurangi artefak memiliki potensi untuk dikembangkan lebih lanjut sehingga dapat memudahkan pemisahan jaringan keras pada citra CBCT.

Disarankan agar ada sosialisasi yang matang dan menyeluruh terhadap para dokter gigi sehingga dapat memanfaatkan sistem deteksi osteoporosis ini secara langsung pada pasiennya. Dengan demikian, apabila terdapat indikasi kelainan (*osteopenia* atau osteoporosis) pada subyek, dokter gigi dapat merujuk subyek ke dokter spesialis yang relevan. Hal ini dapat mengurangi resiko patah tulang akibat perawatan yang terlambat dan meningkatkan kualitas hidup masyarakat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] C. A. Hammett-Stabler, *Osteoporosis : From Pathophysiology to Treatment*, Washington American Assosiation for Clinical Chemistry Press. p. 1–86, 2004.
- [2] World Health Organization, “Assessment of fracture risk and its application to screening for postmenopausal osteoporosis. Report of a WHO Study Group,” WHO technical report series, Geneva, 1994.
- [3] S. Grampp dan J. E. Adams, *Radiology of Osteoporosis*, Berlin, Germany: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2008.
- [4] Susilo, B. W.S., Kusminarto dan Y. I., “Kajian Spine Phantom dengan Teknik Radiografi DEXA,” dalam *Seminar Nasional Keselamatan PLTN Nuklir*, Surakarta, 2009.
- [5] J. A. Kanis dan O. Johnell, “Requirements for DXA for the management of osteoporosis in Europe,” *Osteoporosis International*, vol. 16, pp. 229-238, 2005.
- [6] A. Taguchi, M. Tsuda, M. Ohtsuka, I. Kodama, M. Sanada, T. Nakamoto, K. Inagaki, T. Noguchi, Y. Kudo, Y. Suei, K. Tanimoto dan A.-M. Bollen, “Use of dental panoramic radiographs in identifying younger postmenopausal woment with osteoporosis,” *Osteoporosis International*, vol. 17, pp. 387-394, 2006.
- [7] A. Taguchi, Y. Suei, M. Ohtsuka, K. Otani, K. Tanimoto dan M. Ohtaki, “Usefulness of panoramic radiography in the diagnosis of postmenopausal osteoporosis in women. Width and morphology of inferior cortex of the mandible,” *Dentomaxillofacial Radiology*, vol. 25, no. 5, pp. 263-267, 1996.
- [8] D. Ledgerton, K. Horner, H. Devlin dan H. Worthington, “Radiomorphometric indices of the mandible in a British female population,” *Dentomaxillofacial Radiology*, vol. 28, no. 3, pp. 173-181, 1999.
- [9] A. Taguchi, “Triage screening for osteoporosis in dental clinics using panoramic radiographs,” *Oral diseases*, vol. 16, no. 4, pp. 316-327, 2010.
- [10] K. Horner, H. Devlin, C. W. Alsop, I. M. Hodgkinson dan J. E. Adams, “Mandibular bone mineral density as a predictor of skeletal osteoporosis,” *The British Journal of Radiology*, vol. 69, pp. 1019-1025, 1996.
- [11] A. Taguchi, Y. Suei, M. Sanada, M. Ohtsuka, T. Nakamoto, H. Sumida, K. Ohama dan K. Tanimoto, “Validation of Dental Panoramic Radiography Measures for Identifying Postmenopausal Women with Spinal

- Osteoporosis,” *American journal of roentgenology*, vol. 183, no. 6, pp. 1755-1760, 2004.
- [12] A. Z. Arifin dan A. Asano, “Image Segmentation by Histogram Thresholding Using Hierarchical Cluster Analysis,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 27, no. 13, pp. 1515-1521, 2006.
- [13] S. Geary, F. Selvi, S. K. Chuang dan M. August, “Identifying dental panoramic radiograph features for the screening of low bone mass in postmenopausal women,” *International Journal of Oral and Maxillofacial Surgery*, vol. 44, pp. 395-399, 2015.
- [14] T. Nakamoto, A. Taguchi, M. Ohtsuka, Y. Suei, M. Fujita, M. Tsuda, M. Sanada, Y. Kudo, A. Asano dan K. Tanimoto, “A computer-aided diagnosis system to screen for osteoporosis using dental panoramic radiographs,” *Dentomaxillofacial Radiology*, vol. 37, pp. 274-281, 2008.
- [15] M. S. Kavitha, S.-Y. An, C.-H. An, K.-H. Huh, W.-J. Yi, M.-S. Heo, S.-S. Lee dan S.-C. Choi, “Texture analysis of mandibular cortical bone on digital dental panoramic radiographs for the diagnosis of osteoporosis in Korean women,” *Oral and Maxillofacial Radiology*, vol. 119, pp. 346-356, 2015.
- [16] N. A. Brezden dan S. L. Brooks, “Evaluation of panoramic dental radiographs taken in private practice,” *Oral Surgery, Oral Medicine, Oral Pathology*, vol. 63, no. 5, pp. 617-621, 1987.
- [17] K. Horner dan H. Devlin, “The relationship between mandibular bone mineral density and panoramic radiographic measurements,” *Journal of dentistry*, vol. 26, no. 4, pp. 337-343, 1998.
- [18] Z. Z. Akarlan, H. Erten, K. Güngör dan I. Celik, “Common errors on panoramic radiographs taken in a dental school,” *Journal of Contemporary Dental Practice*, vol. 4, no. 2, pp. 24-34, 2003.
- [19] Azhari, Suprijanto, Y. Diputra, E. Juliastuti dan A. Z. Arifin, “Analisis Citra Radiografi Panoramik pada Tulang Mandibula untuk Deteksi Dini Osteoporosis dengan Metode Gray Level Cooccurrence Matrix (GLCM),” *Majalah Kedokteran Bandung*, vol. 46, no. 4, 2014.
- [20] S. Pandey, K. M. Pai dan A. Dhakal, “Common positioning and technical errors in panoramic radiography,” *Journal of Chitwan Medical College*, vol. 4, no. 1, pp. 26-29, 2014.
- [21] E. Whaites, *Essentials of dental radiography and radiology*; third edition, Churchill Livingstone, 2002.

- [22] D. L. Gutteridge, "The use of radiographic techniques in the diagnosis and management of periodontal diseases," *Dentomaxillofacial Radiology*, vol. 24, no. 2, pp. 107-113, 1995.
- [23] H. K. Genant, C. Gordon, Y. Jiang, T. M. Link, D. Hans, S. Majumdar dan T. F. Lang, "Advanced imaging of the macrostructure and microstructure of bone," *Hormone Research in Paediatrics*, vol. 54, no. Suppl. 1, pp. 24-30, 2000.
- [24] M. I. Fanuscu dan T. L. Chang, "Three-dimensional morphometric analysis of human cadaver bone: microstructural data from maxilla and mandible," *Clinical oral implants research*, vol. 15, no. 2, pp. 213-218, 2004.
- [25] M. L. Bouxsein, "Technology insight: noninvasive assessment of bone strength in osteoporosis," *Nature Reviews. Rheumatology*, vol. 4, no. 6, pp. 310-318, 2008.
- [26] M. D. Walker, D. J. McMahon, J. Udesky, G. Liu dan J. P. Bilezikian, "Application of high-resolution skeletal imaging to measurements of volumetric BMD and skeletal microarchitecture in Chinese-American and white women: explanation of a paradox," *Journal of Bone and Mineral Research*, vol. 24, no. 12, pp. 1953-1959, 2009.
- [27] J. F. Griffith, T. M. Link dan H. K. Genant, "Bone imaging-the closest thing to art in medicine," *Medicographia*, vol. 34, no. 2, pp. 170-177, 2012.
- [28] J. B. Ludlow, L. E. Davies-Ludlow, S. L. Brooks dan W. B. Howerton, "Dosimetry of 3 CBCT devices for oral and maxillofacial radiology: CB Mercuray, NewTom 3G and i-CAT," *Dentomaxillofacial Radiology*, vol. 35, no. 4, pp. 219-226, 2006.
- [29] D. A. Tyndall dan S. Rathore, "Cone-beam CT diagnostic applications: caries, periodontal bone assessment, and endodontic applications," *Dental Clinics of North America*, vol. 52, no. 4, pp. 825-841, 2008.
- [30] K. de Faria Vasconcelos, K. M. Evangelista, C. D. Rodrigues, C. Estrela, T. O. De Sousa dan M. A. G. Silva, "Detection of periodontal bone loss using cone beam CT and intraoral radiography," *Dentomaxillofacial Radiology*, vol. 41, no. 1, pp. 64-69, 2012.
- [31] J. B. Ludlow dan M. Ivanovic, "Comparative dosimetry of dental CBCT devices and 64-slice CT for oral and maxillofacial radiology," *Oral Surgery, Oral Medicine, Oral Pathology, Oral Radiology, and Endodontology*, vol. 106, no. 1, pp. 106-114, 2008.

- [32] M. Ahmad, J. Jenny dan M. Downie, "Application of cone beam computed tomography in oral and maxillofacial surgery," *Australian dental journal*, vol. 57, no. s1, pp. 82-94, 2012.
- [33] L. T. Hiew, S. H. Ong dan K. W. Foong, "Tooth segmentation from cone-beam CT using graph cut," *Proceedings of the Second APSIPA Annual Summit and Conference, ASC*, pp. 272-275, 2010.
- [34] J. Keustermans, D. Vandermeulen dan P. Suetens, "Integrating Statistical Shape Models into a Graph Cut Framework for Tooth Segmentation," *Machine Learning in Medical Imaging*, pp. 242-249, 2012.
- [35] D. X. Ji, S. H. Ong dan K. W. C. Foong, "A level-set based approach for anterior teeth segmentation in cone beam computed tomography images," *Computers in biology and medicine*, vol. 50, pp. 116-128, 2014.
- [36] T. Razavi, R. M. Palmer, J. Davies, R. Wilson dan P. J. Palmer, "Accuracy of measuring the cortical bone thickness adjacent to dental implants using cone beam computed tomography," *Clinical oral implants research*, vol. 21, no. 7, pp. 718-725, 2010.
- [37] S. Baumgartel dan M. G. Hans, "Buccal cortical bone thickness for mini-implant placement," *American Journal of Orthodontics and Dentofacial Orthopedics*, vol. 136, no. 2, pp. 230-235, 2009.
- [38] F. Ozdemir, M. Tozlu dan D. Germec-Cakan, "Cortical bone thickness of the alveolar process measured with cone-beam computed tomography in patients with different facial types," *American journal of orthodontics and dentofacial orthopedics*, vol. 143, no. 2, pp. 190-196, 2013.
- [39] R. A. Mostafa, E. A. Arnout dan M. M. Abo el-Fotouh, "Feasibility of cone beam computed tomography radiomorphometric analysis and fractal dimension in assessment of postmenopausal osteoporosis in correlation with dual X-ray absorptiometry," *Dentomaxillofacial Radiology*, vol. 45, no. 7, 2016.
- [40] Y. Hua, O. Nackaerts, J. Duyck, F. Maes dan R. Jacobs, "Bone quality assessment based on cone beam computed tomography imaging," *Clinical oral implants research*, vol. 20, no. 8, pp. 767-771, 2009.
- [41] E. Klemetti, S. Kolmakov dan H. Kroger, "Pantomography in assessment of the osteoporosis risk group," *European Journal of Oral Sciences*, vol. 102, no. 1, pp. 68-72, 1994.
- [42] D. Ledgerton, K. Horner, H. Devlin dan H. Worthington, "Panoramic mandibular index as a radiomorphometric tool: an assessment of precision," *Dentomaxillofacial radiology*, vol. 26, no. 2, pp. 95-100, 1997.

- [43] J. T. Hsu, Y. J. Chen, M. T. Tsai, H. H. C. Lan, F. C. Cheng, M. Y. Chen dan S. P. Wang, "Predicting cortical bone strength from DXA and dental cone-beam CT," *PLoS One*, vol. 7, no. 11, 2012.
- [44] H. Tandra, *Segala Sesuatu yang Harus Anda Ketahui Tentang Osteoporosis : Mengenal, Mengatasi, Mencegah Tulang Keropos*, Jakarta: PT Gramedia Pustaka Utama, 2009.
- [45] P. Ammann dan R. Rizzoli, "Bone strength and its determinants," *Osteoporosis International*, vol. 14, no. 3, pp. 13-18, 2003.
- [46] J. Compston, "Bone quality: what is it and how is it measured?," *Arquivos Brasileiros de Endocrinologia & Metabologia*, vol. 50, no. 4, pp. 579-585, 2006.
- [47] J. E. Fonseca, "Bone biology: from macrostructure to gene expression," *Medicographia*, vol. 34, pp. 142-148, 2012.
- [48] L. Dalle Carbonare dan S. Giannini, "Bone microarchitecture as an important determinant of bone strength," *Journal of Endocrinological Investigation*, vol. 27, no. 1, pp. 99-105, 2004.
- [49] H. Viani, *Gambaran Pengetahuan, Sikap dan Tindakan Pencegahan Osteoporosis Pada Wanita Usia Subur di Kelurahan Jati Makmur Kecamatan Binjai Utara Tahun 2010*, Universitas Sumatra Utara, 2011.
- [50] A. D. Assoc, "Dental Radiographic Examinations: Recommendations For Patient Selection And Limiting Radiation Exposure," U.S. Dept of Health and Human Services, FDA, 2012.
- [51] B. W. Benson, T. J. Prihoda dan B. J. Glass, "Variations in adult cortical bone mass as measured by a panoramic mandibular index," *Oral surgery, oral medicine, oral pathology*, vol. 71, no. 3, pp. 349-356, 1991.
- [52] L. Khojastehpour, S. H. Shahidi, S. Barghan dan E. L. Aflaki, "Efficacy of panoramic mandibular index in diagnosing osteoporosis in women," *Journal of Dentistry of Tehran University of Medical Sciences*, vol. 6, no. 1, pp. 11-15, 2009.
- [53] J. Bras, C. P. Van Ooij, L. Abraham-Inpijn, G. J. Kusen dan J. M. Wilmink, "Radiographic interpretation of the mandibular angular cortex: A diagnostic tool in metabolic bone loss: Part I. Normal State," *Oral Surgery, Oral Medicine, Oral Pathology*, vol. 53, no. 5, pp. 541-545, 1982.
- [54] J. Bras, C. P. Van Ooij, L. Abraham-Inpijn, J. M. Wilmink dan G. J. Kusen, "Radiographic interpretation of the mandibular angular cortex: A diagnostic tool in metabolic bone loss: Part II. Renal osteodystrophy," *Oral Surgery, Oral Medicine, Oral Pathology*, vol. 53, no. 6, pp. 647-650, 1982.

- [55] A. Taguchi, K. Tanimoto, Y. Suei dan T. Wada, "Tooth loss and mandibular osteopenia," *Oral Surgery, Oral Medicine, Oral Pathology, Oral Radiology, and Endodontology*, vol. 79, no. 1, pp. 127-132, 1995.
- [56] A. Taguchi, M. Sanada, E. Krall, T. Nakamoto, M. Ohtsuka, Y. Suei, K. Tanimoto, I. Kodama, M. Tsuda dan K. Ohama, "Relationship between dental panoramic radiographic findings and biochemical markers of bone turnover," *Journal of Bone and Mineral Research*, vol. 18, no. 9, pp. 1689-1694, 2003.
- [57] R. C. Yang, "Quantitative measurement of jaw bone mineral contents in radiogram," *The Journal of Dental Medicine*, vol. 26, pp. 911-920, 1987.
- [58] C. H. Kau, K. Abramovitch, S. G. Kamel dan M. Bozic, *Cone Beam CT of the Head and Neck: An Anatomical Atlas*, Springer Science & Business Media, 2010.
- [59] W. C. Scarfe dan A. G. Farman, "What is cone-beam CT and how does it work?," *Dental Clinics of North America*, vol. 52, no. 4, pp. 707-730, 2008.
- [60] W. De Vos, J. Casselman dan G. R. J. Swennen, "Cone-beam computerized tomography (CBCT) imaging of the oral and maxillofacial region: a systematic review of the literature," *International journal of oral and maxillofacial surgery*, vol. 38, no. 6, pp. 609-625, 2009.
- [61] C. Kulinna, R. Eibel, W. Matzek, H. Bonel, D. Aust, T. Strauss, M. Reiser dan J. Scheidler, "Staging of rectal cancer: diagnostic potential of multiplanar reconstructions with MDCT," *American Journal of Roentgenology*, vol. 183, no. 2, pp. 421-427, 2004.
- [62] S. M. Gonzalez, *Interpretation basics of cone beam computed Tomography*, John Wiley & Sons, 2013.
- [63] F. A. Sabet, A. Raeisi Najafi, E. Hamed dan I. Jasiuk, "Modelling of bone fracture and strength at different length scales: a review," *Interface focus*, vol. 6, no. 1, pp. 1-24, 2016.
- [64] C. F. Hildebolt, "Osteoporosis and oral bone loss," *Dentomaxillofacial Radiology*, vol. 26, no. 1, pp. 3-15, 1997.
- [65] K. J. Koh dan K. A. Kim, "Utility of the computed tomography indices on cone beam computed tomography images in the diagnosis of osteoporosis in women," *Imaging science in dentistry*, vol. 41, no. 3, pp. 101-106, 2011.
- [66] I. Barnkgkei, I. Al Haffar dan R. Khatlab, "Osteoporosis prediction from the mandible using cone-beam computed tomography," *Imaging science in dentistry*, vol. 44, no. 4, pp. 263-271, 2014.

- [67] E. Güngör, D. Yildirim dan R. Çevik, "Evaluation of osteoporosis in jaw bones using cone beam CT and dual-energy X-ray absorptiometry," *Journal of oral science*, vol. 58, no. 2, pp. 185-194, 2016.
- [68] E. Klemetti, P. Vainio, V. Lassila dan E. Alhava, "Cortical bone mineral density in the mandible and osteoporosis status in postmenopausal women," *European Journal of Oral Sciences*, vol. 101, no. 4, pp. 219-223, 1993.
- [69] A. Taguchi, K. Tanimoto, Y. Sueti, K. Ohama dan T. Wada, "Relationship between the mandibular and lumbar vertebral bone mineral density at different postmenopausal stages," *Dentomaxillofacial Radiology*, vol. 25, no. 3, pp. 130-135, 1996.
- [70] A. Z. Arifin, A. Asano, A. Taguchi, T. Nakamoto, M. Ohtsuka dan K. Tanimoto, "Computer-aided system for measuring the mandibular cortical width on panoramic radiographs in osteoporosis diagnosis," dalam *Proceeding of SPIE Medical Imaging 2005 - Image Processing Conference*, San Diego, California, US, 2005.
- [71] M. Naitoh, Y. Kurosui, K. Inagaki, A. Katsumata, T. Noguchi dan E. Ariji, "Assessment of mandibular buccal and lingual cortical bones in postmenopausal women," *Oral Surgery, Oral Medicine, Oral Pathology, Oral Radiology, and Endodontology*, vol. 104, no. 4, pp. 545-550, 2007.
- [72] M. S. Kavitha, F. Samopa, A. Asano, A. Taguchi dan M. Sanada, "Computer-aided measurement of mandibular cortical width on dental panoramic radiographs for identifying osteoporosis," *Journal of Investigative and Clinical Dentistry*, vol. 3, pp. 36-44, 2012.
- [73] Y. Gan, Z. Xia, J. Xiong, Q. Zhao, Y. Hu dan J. Zhang, "Toward accurate tooth segmentation from computed tomography images using a hybrid level set model," *Medical physics*, vol. 42, no. 1, pp. 14-27, 2015.
- [74] M. Loubele, F. Maes, F. Schutyser, G. Marchal, R. Jacobs dan P. Suetens, "Assessment of bone segmentation quality of cone-beam CT versus multislice spiral CT: a pilot study," *Oral Surgery, Oral Medicine, Oral Pathology, Oral Radiology, and Endodontology*, vol. 102, no. 2, pp. 225-234, 2006.
- [75] L. Wang, K. C. Chen, Y. Gao, F. Shi, S. Liao, G. Li, S. G. Shen, J. Yan, P. K. Lee, B. Chow dan N. X. Liu, "Automated bone segmentation from dental CBCT images using patch-based sparse representation and convex optimization," *Medical physics*, vol. 41, no. 4, 2014.
- [76] K. Okada, S. Rysavy, A. Flores dan M. G. Linguraru, "Noninvasive differential diagnosis of dental periapical lesions in cone-beam CT scans," *Medical physics*, vol. 42, no. 4, pp. 1653-1665, 2015.

- [77] F. Abdolali, R. A. Zoroofi, Y. Otake dan Y. Sato, "Automatic segmentation of maxillofacial cysts in cone beam CT images," *Computers in biology and medicine*, vol. 72, pp. 108-119, 2016.
- [78] R. Indraswari, A. Z. Arifin, N. Suciati, E. R. Astuti dan T. Kurita, "Automatic Segmentation of Mandibular Cortical Bone on Cone-Beam CT Images Based on Histogram Thresholding and Polynomial Fitting," *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, vol. 12, no. 4, pp. 130-141, 2019.
- [79] E. Lespessailles, C. Chappard, N. Bonnet dan C. L. Benhamou, "Imaging techniques for evaluating bone microarchitecture," *Joint Bone Spine*, vol. 73, no. 3, pp. 254-261, 2006.
- [80] L. Pothuau, C. L. Benhamou, P. Porion, E. Lespessailles, R. Harba dan P. Levitz, "Fractal Dimension of Trabecular Bone Projection Texture Is Related to Three-Dimensional Microarchitecture," *Journal of Bone and Mineral Research*, vol. 15, no. 4, pp. 691-699, 2000.
- [81] A. J. Burghardt, H. R. Buie, A. Laib, S. Majumdar dan S. K. Boyd, "Reproducibility of direct quantitative measures of cortical bone microarchitecture of the distal radius and tibia by HR-pQCT," *Bone*, vol. 47, no. 3, pp. 519-528, 2010.
- [82] M. O'Neill, I. G. Sinclair dan F. J. Smith, "Polynomial curve fitting when abscissas and ordinates are both subject to error," *The Computer Journal*, vol. 12, no. 1, pp. 52-56, 1969.
- [83] C. Cortes dan V. Vapnik, "Support-vector networks," *Machine learning*, vol. 20, no. 3, pp. 273-297, 1995.
- [84] K. Duan dan S. S. Keerthi, "Which Is the Best Multiclass SVM Method? An Empirical Study," *Multiple classifier systems*, vol. 3541, pp. 278-285, 2005.
- [85] J. Long, E. Shelhamer dan T. Darrell, "Fully convolutional networks for semantic segmentation," *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 3431-3440, 2015.
- [86] L. Gondara, "Medical image denoising using convolutional denoising autoencoders," *2016 IEEE 16th International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW)*, pp. 241-246, 2016.
- [87] O. Ronneberger, P. Fischer dan T. & Brox, "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation," *International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention*, pp. 234-241, 2015.
- [88] H. Akoglu, "User's guide to correlation coefficients," *Turkish journal of emergency medicine*, vol. 18, no. 3, pp. 91-93, 2018.

- [89] S. V. Stehman, "Selecting and interpreting measures of thematic classification accuracy," *Remote sensing of Environment*, vol. 62, no. 1, pp. 77-89, 1997.
- [90] H. A. Miot, "Sample size in clinical and experimental trials," *Jornal Vascular Brasileiro*, vol. 10, no. 4, pp. 275-278, 2011.
- [91] B. P. S. K. Surabaya, "Banyaknya Penduduk Menurut Jenis Kelamin dan Kelompok Umur Kota Surabaya Hasil Sensus Penduduk 2010," 17 04 2018. [Online]. Available: <https://surabayakota.bps.go.id/dynamictable/2018/04/17/11/banyaknya-penduduk-menurut-jenis-kelamin-dan-kelompok-umur-kota-surabaya-hasil-sensus-penduduk-2010.html>. [Diakses 25 6 2018].
- [92] D. K. R. Indonesia, Keputusan Menteri Kesehatan Republik Indonesia Nomor 1142/MENKES/SK/XII/2008 tentang Pedoman Pengendalian Osteoporosis - [PERATURAN], Jakarta: Departemen Kesehatan, 2008.
- [93] A. Z. Arifin, R. Indraswari, N. Suciati, E. R. Astuti dan D. A. Navastara, "Region merging strategy using statistical analysis for interactive image segmentation on dental panoramic radiographs," *International Review on Computers and Software*, vol. 12, no. 1, pp. 63-74, 2017.
- [94] R. Indraswari, T. Kurita, A. Z. Arifin, N. Suciati dan E. R. Astuti, "Multi-projection deep learning network for segmentation of 3D medical images," *Pattern Recognition Letters*, vol. 125, pp. 791-797, 2019.
- [95] U. o. C. Florida, "UCF Center for Research in Computer Vision: Source Code Means-Shift Algorithms," 2011. [Online]. Available: <https://www.crcv.ucf.edu/source/mean-shift>. [Diakses 12 8 2016].
- [96] A. Z. Arifin, E. Tanuwijaya, B. Nugroho, A. M. Priyatno, R. Indraswari, E. R. Astuti dan D. A. Navastara, "Automatic image slice marking propagation on segmentation of dental CBCT," *TELKOMNIKA*, vol. 17, no. 6, pp. 3218-3225, 2019.
- [97] S. J. K. Pedersen, "Circular hough transform," *Aalborg University, Vision, Graphics, and Interactive Systems*, vol. 123, no. 6, pp. 1-6, 2007.
- [98] A. F. Agarap, "Deep learning using rectified linear units (relu)," *arXiv preprint arXiv:1803.08375*, pp. 1-7, 2018.
- [99] D. P. Kingma dan J. Ba, "Adam: A method for stochastic optimization," *CoRR*, vol. abs/1412.6980, pp. 1-16, 2014.
- [100] S. Ruder, "An overview of gradient descent optimization algorithms," *CoRR*, vol. abs/1609.04747, pp. 1-14, 2016.

- [101] R. Indraswari, T. Kurita, A. Z. Arifin, N. Suciati, E. R. Astuti dan D. A. Navastara, "3D Region Merging for Segmentation of Teeth on Cone-Beam Computed Tomography Images," dalam *2018 Joint 10th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems (SCIS) and 19th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (ISIS)*, Toyama, Japan, 2018.
- [102] R. Nock dan F. Nielsen, "Statistical region merging," *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 26, no. 11, pp. 1452-1458, 2004.
- [103] S. Perandini, N. Faccioli, A. Zaccarella, T. J. Re dan R. P. Mucelli, "The diagnostic contribution of CT volumetric rendering techniques in routine practice," *The Indian journal of radiology & imaging*, vol. 20, no. 2, pp. 92-97, 2010.
- [104] T. Nakamoto, A. Taguchi, M. Ohtsuka, Y. Suei, M. Fujita, K. Tanimoto, M. Tsuda, M. Sanada, K. Ohama, J. Takahashi dan M. Rohlin, "Dental panoramic radiograph as a tool to detect postmenopausal women with low bone mineral density: untrained general dental practitioners' diagnostic performance," *Osteoporosis international*, vol. 14, no. 8, pp. 659-664, 2003.
- [105] C. Muramatsu, K. Horiba, T. Hayashi, T. Fukui, T. Hara, A. Katsumata dan H. Fujita, "Quantitative assessment of mandibular cortical erosion on dental panoramic radiographs for screening osteoporosis," *International journal of computer assisted radiology and surgery*, vol. 11, no. 11, pp. 2021-2032, 2016.
- [106] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, vol. 9, no. 1, pp. 62-66, 1979.
- [107] A. Z. Arifin, Maryamah, S. Arifiani, A. Fariza, D. A. Navastara dan R. Indraswari, "Hierarchical Clustering Linkage for Region Merging in Interactive Image Segmentation on Dental Cone Beam Computed Tomography," dalam *2018 International Conference on Applied Information Technology and Innovation (ICAITI)*, Padang, Indonesia, 2018.
- [108] E. Hastar, H. H. Yilmaz dan H. Orhan, "Evaluation of mental index, mandibular cortical index and panoramic mandibular index on dental panoramic radiographs in the elderly," *European journal of dentistry*, vol. 5, no. 1, p. 60, 2011.
- [109] D. Ledgerton, K. Horner, H. Devlin dan H. Worthington, "Radiomorphometric indices of the mandible in a British female population," *Dentomaxillofacial Radiology*, vol. 28, no. 3, pp. 173-181, 1999.

- [110] S. Uysal, B. L. Çağırankaya dan M. G. Hatipoğlu, “Do gender and torus mandibularis affect mandibular cortical index? A cross-sectional study,” *Head & face medicine*, vol. 3, no. 1, p. 37, 2007.
- [111] A. Gulsahi, B. Yuzugullu, P. Imirzalıoglu dan Y. Genç, “Assessment of panoramic radiomorphometric indices in Turkish patients of different age groups, gender and dental status,” *Dentomaxillofacial Radiology*, vol. 37, no. 5, pp. 288-292, 2008.
- [112] A. S. Kuperstein, T. R. Berardi dan M. Mupparapu, “Systemic Diseases and Conditions Affecting Jaws,” *Dental clinics of North America*, vol. 60, no. 1, pp. 235-264, 2016.
- [113] C. Iordache, M. E. Antohe, R. Chirieac, E. Ancuța, O. Țănculescu dan C. Ancuța, “Volumetric Cone Beam Computed Tomography for the Assessment of Oral Manifestations in Systemic Sclerosis: Data from an EUSTAR Cohort,” *Journal of clinical medicine*, vol. 8, no. 10, pp. 1620-1633, 2019.
- [114] R. Mohan, A. Singh dan M. Gundappa, “Three-dimensional imaging in periodontal diagnosis—Utilization of cone beam computed tomography,” *Journal of Indian Society of Periodontology*, vol. 15, no. 1, p. 11, 2011.
- [115] G. L. Machado, “CBCT imaging—A boon to orthodontics,” *The Saudi dental journal*, vol. 27, no. 1, pp. 12-21, 2015.
- [116] İ. Coşkun dan B. Kaya, “Cone beam computed tomography in orthodontics,” *Turkish journal of orthodontics*, vol. 31, no. 2, p. 55, 2018.
- [117] D. G. Kim, “Can dental cone beam computed tomography assess bone mineral density?,” *Journal of bone metabolism*, vol. 21, no. 2, pp. 117-126, 2014.
- [118] P. Choksi, K. J. Jepsen dan G. A. Clines, “The challenges of diagnosing osteoporosis and the limitations of currently available tools.,” *Clinical diabetes and endocrinology*, vol. 4, no. 1, p. 12, 2018.
- [119] H. Genant, K. Engelke, T. Fuerst, C. Glüer, S. Grampp, S. Harris, M. Jergas, T. Lang, Y. Lu, S. Majumdar dan A. Mathur, “Noninvasive assessment of bone mineral and structure: state of the art,” *Journal of Bone and Mineral Research*, vol. 11, no. 6, pp. 707-730, 1996.
- [120] J. T. Hsu, S. P. Wang, H. L. Huang, Y. J. Chen, J. Wu dan M. T. Tsai, “The assessment of trabecular bone parameters and cortical bone strength: a comparison of micro-CT and dental cone-beam CT,” *Journal of biomechanics*, vol. 46, no. 15, pp. 2611-2618, 2013.

- [121] N. J. Crabtree, M. B. Leonard dan B. S. Zemel, "Dual-energy X-ray absorptiometry," dalam *Bone Densitometry in Growing Patients*, Totowa, Humana Press, 2007, pp. 41-57.
- [122] J. S. Hubar dan P. Caballero, *Fundamentals of Oral and Maxillofacial Radiology*, : Wiley Online Library, 2017.
- [123] U. M. University, "Upstate Edu," 01 01 1988. [Online]. Available: <https://www.upstate.edu/radiology/education/rsna/radiography/dual.php>. [Diakses 05 01 2020].
- [124] I. A. E. A. (IAEA), *Dual energy X ray absorptiometry for bone mineral density and body composition assessment (IAEA Human Health Series No. 15)*, Vienna: International Atomic Energy Agency (IAEA), 2010.
- [125] W. Contributors, *Basic Physics of Nuclear Medicine/Dual-Energy Absorptiometry*, : Wikibooks, The Free Textbook Project, 2017.
- [126] A. D. McNaught dan A. D. McNaught, *Compendium of chemical terminology*, vol. 1669, Oxford: Blackwell Science, 1997.
- [127] T. Xia, A. M. Alessio dan P. E. Kinahan, "Dual energy CT for attenuation correction with PET/CT," *Medical physics*, vol. 41, no. 1, p. 012501, 2014.
- [128] D. Lee, J. Lee, H. Kim, T. Lee, J. Soh, M. Park, C. Kim, Y. Lee dan S. Cho, "A Feasibility Study of Low-Dose Single-Scan Dual-Energy Cone-Beam CT in Many-View Under-Sampling Framework," *IEEE transactions on medical imaging*, vol. 36, no. 12, pp. 2578-2587, 2017.
- [129] S. Sajja, Y. Lee, M. Eriksson, H. Nordström, A. Sahgal, M. Hashemi, J. Mainprize dan M. Ruschin, "Technical Principles of Dual-Energy Cone-Beam CT and Clinical Applications for Radiotherapy," *Advances in Radiation Oncology*, 2019.
- [130] W. Zbijewski, G. Gang, J. Xu, A. Wang, J. Stayman, K. Taguchi, J. Carrino dan J. Siewerdsen, "Dual-energy cone-beam CT with a flat-panel detector: Effect of reconstruction algorithm on material classification," *Medical physics*, vol. 41, no. 2, p. 021908, 2014.
- [131] K. Men, J. Dai, X. Chen, M. Li, K. Zhang dan P. Huang, "Dual-energy imaging method to improve the image quality and the accuracy of dose calculation for cone-beam computed tomography," *Physica Medica*, vol. 36, pp. 110-118, 2017.
- [132] R. Forghani dan S. K. Mukherji, "Advanced dual-energy CT applications for the evaluation of the soft tissues of the neck," *Clinical radiology*, vol. 73, no. 1, pp. 70-80, 2018.

- [133] C. N. De Cecco, A. Laghi, U. J. Schoepf dan F. G. Meinel, *Dual Energy CT in Oncology*, Cham, Switzerland: Springer International Publishing, 2015.
- [134] M. P. Dubuisson dan A. K. Jain, "A modified Hausdorff distance for object matching," *Pattern Recognition*, vol. 1, pp. 566-568, 1994.
- [135] U. o. N. M. Mechanical Engineering, "Research of Mechanical Engineering, University of New Mexico," 31 1 2010. [Online]. Available: <http://www.me.unm.edu/~khraishi/Research.htm>. [Diakses 17 07 2016].
- [136] S. Torres, C. Chen, B. Leroux, P. Lee, L. Hollender, E. Santos, S. Drew, K. Hung dan M. Schubert, "Mandibular cortical bone evaluation on cone beam computed tomography images of patients with bisphosphonate-related osteonecrosis of the jaw," *Oral surgery, oral medicine, oral pathology and oral radiology*, vol. 113, no. 5, pp. 695-703, 2012.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

DAFTAR LAMPIRAN

1. Sertifikat uji laik (*ethical clearance*) dari Fakultas Kedokteran Gigi, Universitas Airlangga
2. Form *informed consent*
3. Daftar Publikasi
4. *Letter of Acceptance* (LoA) untuk melakukan riset di Hiroshima University, Jepang, selama 6 bulan
5. Sertifikat tanda menyelesaikan program Special Research Student di Hiroshima University, Japan (1 Oktober 2017 – 31 Maret 2018)

Lampiran 1. Sertifikat uji laik etik (*ethical clearance*) dari Fakultas Kedokteran Gigi, Universitas Airlangga

**UNIVERSITAS AIRLANGGA FACULTY OF DENTAL MEDICINE
HEALTH RESEARCH ETHICAL CLEARANCE COMMISSION**

ETHICAL CLEARANCE CERTIFICATE
Number : 058/HRECC.FODM/V/2018

Universitas Airlangga Faculty Of Dental Medicine Health Research Ethical Clearance Commission has studied the proposed research design carefully, and therefore, shall herewith certify that the research entitled :

**“SISTEM DETEKSI OSTEOPOROSIS FITUR CORTICAL BONE
RAHANG BAWAH PADA CONE-BEAM COMPUTED
TOMOGRAPHY (CBCT)“**

Principal Researcher : RARASMAYA INDRASWARI, S.Kom

Unit/Institution/Place of Research : - UPF. Radiologi Kedokteran Gigi,
Rumah Sakit Gigi dan Mulut
Universitas Airlangga Surabaya

CERTIFIED TO BE ETHICALLY CLEARED

Surabaya, May 31st, 2018
Chairman,

Prof. Dr. M. Pujiyanto, drg., MS., Sp.Perio(K)
Official No.195009081978021001

Lampiran 2. Form *informed Condet*

FORM INFORMED CONSENT

Nama Mahasiswa : Rarasmaya Indraswari
NIM : 5116301005
Mayoring : Informatika
Kegiatan : Penelitian Disertasi
Judul Tesis : **Sistem Deteksi Osteoporosis Berdasarkan Fitur
Cortical Bone Rahang Bawah pada *Cone-Beam
Computed Tomography (CBCT)***

Form Informed Consent ini terdiri dari dua bagian, yaitu:

1. Lembar Informasi (Informasi mengenai kegiatan yang akan dilakukan dengan subjek)
2. Pernyataan Kesediaan (untuk tandatangan jika Anda bersedia untuk berpartisipasi dalam penelitian ini).

Anda akan mendapatkan salinan dari Form *Informed Consent* secara lengkap.

Bagian 1 : Lembar Informasi

Pengantar

Saya mahasiswa Doktoral Ilmu Komputer Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS). Saat ini saya sedang melakukan penelitian disertasi saya di Rumah Sakit Gigi dan Mulut Universitas Airlangga Surabaya. Kami hendak mengajak Anda menjadi partisipan dalam penelitian ini. Pertama-tama kami akan mengambil data berupa hasil pemeriksaan kepadatan tulang (*bone mineral density* atau BMD) untuk mengetahui apakah Anda menderita osteoporosis atau tidak. Selanjutnya berdasarkan hasil pemeriksaan BMD tersebut, kami akan meminta beberapa subjek terpilih untuk dilakukan pemeriksaan tulang rahang menggunakan perangkat CBCT (*Cone-Beam Computed Tomography*).

Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan sistem deteksi osteoporosis berdasarkan fitur *cortical bone* rahang bawah pada *Cone-Beam Computed Tomography* (CBCT) untuk membantu proses deteksi osteoporosis oleh dokter.

Perlakuan

Perlakuan yang diberikan selama proses penelitian adalah pemeriksaan kepadatan tulang (BMD) untuk mengetahui apakah Anda menderita osteoporosis atau tidak. Selanjutnya berdasarkan hasil pemeriksaan BMD tersebut, kami akan meminta subjek terpilih untuk dilakukan pemeriksaan tulang rahang menggunakan perangkat CBCT (*Cone-Beam Computed Tomography*).

Partisipasi Sukarela

Kegiatan ini bersifat sukarela, Anda boleh memilih dengan pertimbangan tertentu untuk bersedia atau tidak bersedia menjadi subjek penelitian.

Prosedur

Tahapan yang akan subjek lalui adalah sebagai berikut:

1. Pemeriksaan BMD (*Bone Mineral Density*)

Pemeriksaan BMD dilakukan untuk mengetahui tingkat kepadatan tulang dari subjek. Berdasarkan hasil pemeriksaan BMD, subjek akan dibagi menjadi tiga kelompok, yaitu subjek yang sehat, osteopenia, dan osteoporosis. Pemeriksaan BMD dilakukan menggunakan perangkat DEXA (*Dual X-ray Absorptiometry*) dan bertempat di Laboratorium Pramita, Jl. Jemur Andayani No.67, Surabaya 60237.

2. Pemeriksaan CBCT (*Cone-beam Computed Tomography*)

Setelah hasil pemeriksaan BMD didapatkan, subjek terpilih akan diminta untuk dilakukan pemeriksaan tulang rahang menggunakan perangkat CBCT (*Cone-beam Computed Tomography*). Pemeriksaan CBCT dilakukan di Rumah Sakit Gigi dan Mulut (RSGM) Universitas Airlangga.

Waktu

Waktu untuk melaksanakan pemeriksaan BMD dan CBCT menyesuaikan dengan kesediaan masing-masing subjek penelitian. Lama waktu yang dibutuhkan untuk pemeriksaan BMD sekitar 15 menit, dan untuk pemeriksaan CBCT sekitar 10 menit.

Resiko dan Ketidaknyamanan

Prosedur pemeriksaan BMD dan CBCT cukup nyaman, sedangkan resiko yang mungkin terjadi adalah bila mendapat dosis radiasi berlebih. Selama menjalani proses ini, kami harap Anda bersedia berdiskusi dengan kami mengenai ketidaknyamanan maupun resiko yang Anda alami selama kegiatan berlangsung.

Keuntungan

Keuntungan yang akan Anda dapatkan berkaitan dengan kegiatan ini adalah Anda bisa mendapatkan informasi mengenai kondisi kepadatan tulang Anda.

Kerahasiaan

Dalam proses ini, kami akan menjaga kerahasiaan data terutama yang terkait dengan informasi pribadi subjek. Data atau informasi yang menyangkut kerahasiaan subjek (nama, alamat, no *handphone*) hanya dapat diakses oleh kami dan pihak yang berkepentingan secara langsung.

Penyebarluasan Hasil

Hasil kegiatan ini mungkin akan disebarluaskan untuk kepentingan ilmiah (seminar ilmiah, jurnal ilmiah, dll). Namun semua informasi pribadi subjek akan tetap dirahasiakan.

Hak untuk menolak atau mengundurkan diri

Keikutsertaan subjek dalam kegiatan ini bersifat sukarela, subjek dapat menolak atau mengundurkan diri sewaktu-waktu.

Siapa yang Bisa Dihubungi

Untuk kegiatan yang dilakukan, dosen pembimbing saya telah memberi persetujuan. Berikut adalah kontak yang bisa Anda hubungi.

Mahasiswa

Rarasmaya Indraswari, S.Kom.

Dosen Pembimbing

Dr. Eha Renwi Astuti, drg., M.Kes., Sp.RKG(K)

Bagian 2 : Pernyataan Kesediaan

**INFORMED CONSENT
(PERNYATAAN PERSETUJUAN IKUT PENELITIAN)**

Yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama :
Umur : 9 November 1954
Jenis Kelamin : Perempuan
Pekerjaan :
Alamat : Jagir Surabaya

Telah mendapat keterangan secara terinci dan jelas mengenai :

1. Penelitian yang berjudul "Sistem Deteksi Osteoporosis Berdasarkan Fitur Cortical Bone pada Cone-Beam Computed Tomography (CBCT)"
2. Perlakuan yang akan diterapkan pada subyek
3. Manfaat ikut sebagai subyek penelitian
4. Bahaya yang akan timbul
5. Prosedur Penelitian

dan mendapat kesempatan untuk mengajukan pertanyaan mengenai segala sesuatu yang berhubungan dengan penelitian tersebut. Oleh karena itu saya bersedia/tidak bersedia*) secara sukarela untuk menjadi subyek penelitian dengan penuh kesadaran serta tanpa keterpaksaan.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya tanpa tekanan dari pihak manapun.

Surabaya, 06 Agustus 2018

Peneliti,



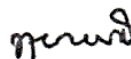
Rarasmaya Indraswari

Responden,



.....

Saksi,



Dr. Eha Renwi A., drg., M.Kes., Sp. RKG (K)

*) Coret salah satu

Lampiran 3. Daftar Publikasi

Segmentasi Semi-Otomatis

1. Arifin, A.Z., Indraswari, R., Suciati, N., Astuti, E.R. and Navastara, D.A., 2017. Region merging strategy using statistical analysis for interactive image segmentation on dental panoramic radiographs. *International Review on Computers and Software*, 12(1), pp.63-74.
2. Indraswari, R., Arifin, A., Suciati, N., Astuti, E. and ITS, S., 2017. Computer-aided system for osteoporosis assessment using mandibular cortical width measurement on dental panoramic radiographs. In *Proc. of the 21st IADMFR/TAOMFR 2017 World Congress* (p. 91).
3. Arifin, A.Z., Arifiani, S., Fariza, A., Navastara, D.A. and Indraswari, R., 2018, September. Hierarchical Clustering Linkage for Region Merging in Interactive Image Segmentation on Dental Cone Beam Computed Tomography. In *2018 International Conference on Applied Information Technology and Innovation (ICAITI)* (pp. 124-128). IEEE.
4. Arifin, A.Z., Tanuwijaya, E., Nugroho, B., Priyatno, A.M., Indraswari, R., Astuti, E.R. and Navastara, D.A., 2019. Automatic image slice marking propagation on segmentation of dental CBCT. *TELKOMNIKA*, 17(6), pp. 3218-3225.

Segmentasi Berbasis Deep Learning

5. Indraswari, R., Kurita, T., Arifin, A.Z., Suciati, N. and Astuti, E.R., 2019. Multi-projection deep learning network for segmentation of 3D medical images. *Pattern Recognition Letters*, 125, pp.791-797.

Segmentasi Berdasar Intensitas dan Bentuk Cortical Bone

6. Indraswari, R., Kurita, T., Arifin, A.Z., Suciati, N., Astuti, E.R. and Navastara, D.A., 2018, December. 3D Region Merging for Segmentation of Teeth on Cone-Beam Computed Tomography Images. In *2018 Joint 10th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems (SCIS) and 19th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (ISIS)* (pp. 341-345). IEEE.
7. Indraswari, R., Arifin, A.Z., Suciati, N., Astuti, E.R. and Kurita, T., 2019. Automatic Segmentation of Mandibular Cortical Bone on Cone-Beam CT Images Based on Histogram Thresholding and Polynomial Fitting. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 12(4), pp.130-141.

Lampiran 4. Letter of Acceptance (LoA) untuk melakukan riset di Hiroshima University, Jepang, selama 6 bulan



HIROSHIMA UNIVERSITY

Kagamiyama, 1-4-1
Higashi Hiroshima City, 739-8527
Japan
Tel +81-82-424-4361

Date: March 2, 2017

Permission

Nationality: Indonesia
Name: RARASMAYA INDRASWARI (Ms.)
Date of Birth: July 17, 1995

Ms. RARASMAYA INDRASWARI is permitted as a special research student in Hiroshima University.

The details are as follows.

Research Subject: Feature Extraction in Cone-beam Computed Tomography for Osteoporosis Detection
Host Institution: Graduate School of Engineering, Hiroshima University
Research Period: From October 1, 2017 to March 31, 2018



OFFICIAL SEAL
OF THE
GRADUATE
SCHOOL

A handwritten signature in black ink, reading "Tsuneji Sano".

Tsuneji Sano
Dean of Graduate School of Engineering,
Hiroshima University
1-4-1 Kagamiyama Higashi-Hiroshima,
Hiroshima 739-8527 Japan

Lampiran 5. Sertifikat tanda menyelesaikan program *Special Research Student* di Hiroshima University, Japan (1 Oktober 2017 – 31 Maret 2018)

別紙様式 6

第 372 号

研究期間証明書
Certificate of Research Period


氏 名
Name Rarasmaya Indraswari
生年月日 1995 年 7 月 17 日
Date of Birth 1995/7/17


上記の者は、本学に下記の期間、研究生として在籍していたことを証明する。
This is to certify that the above mentioned individual enrolled for the following period as a Research Student at Hiroshima University.

記

期 間 自 平成 29 年 10 月 1 日
至 平成 30 年 3 月 31 日

平成 30 年 4 月 24 日


OFFICIAL SEAL OF
THE DEAN


Dean of Graduate School
of Engineering

BIOGRAFI PENULIS



Nama : Rarasmaya Indraswari
Tempat, Tanggal Lahir : Kediri, 17 Juli 1995
Alamat : Jagir Sidoresmo VI/129, Surabaya
Email : rarasmaya@gmail.com

A. Riwayat Pendidikan

- SD Muhammadiyah 4 Surabaya (2001-2007)
- SMP Negeri 1 Surabaya (2007-2009)
- SMA Negeri 5 Surabaya (2009-2011)
- S1 Teknik Informatika ITS (2011-2015)

B. Kegiatan Penelitian

- “Sistem Deteksi Osteoporosis Menggunakan Fitur Kondilus Pada Citra Panorama Gigi”, Anggota Peneliti, Penelitian PMDSU (Pendidikan Magister Menuju Doktor Untuk Sarjana Unggul), 2016-2018.

C. Publikasi Ilmiah Studi Doktorat

❖ Seminar Internasional

- Indraswari, R., Arifin, A., Suciati, N., Astuti, E. and ITS, S., 2017. Computer-aided system for osteoporosis assessment using mandibular cortical width measurement on dental panoramic radiographs. In *Proc. of the 21st IADMFR/TAOMFR 2017 World Congress* (p. 91).
- Arifin, A.Z., Arifiani, S., Fariza, A., Navastara, D.A. and Indraswari, R., 2018, September. Hierarchical Clustering Linkage for Region Merging in Interactive Image Segmentation on Dental Cone Beam

Computed Tomography. In *2018 International Conference on Applied Information Technology and Innovation (ICAITI)* (pp. 124-128). IEEE.

- Indraswari, R., Kurita, T., Arifin, A.Z., Suciati, N., Astuti, E.R. and Navastara, D.A., 2018, December. 3D Region Merging for Segmentation of Teeth on Cone-Beam Computed Tomography Images. In *2018 Joint 10th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems (SCIS) and 19th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (ISIS)* (pp. 341-345). IEEE.

❖ **Jurnal Internasional**

- Arifin, A.Z., Indraswari, R., Suciati, N., Astuti, E.R. and Navastara, D.A., 2017. Region merging strategy using statistical analysis for interactive image segmentation on dental panoramic radiographs. *International Review on Computers and Software*, 12(1), pp. 63-74.
- Arifin, A.Z., Tanuwijaya, E., Nugroho, B., Priyatno, A.M., Indraswari, R., Astuti, E.R. and Navastara, D.A., 2019. Automatic image slice marking propagation on segmentation of dental CBCT. *TELKOMNIKA*, 17(6), pp. 3218-3225.
- Indraswari, R., Kurita, T., Arifin, A.Z., Suciati, N. and Astuti, E.R., 2019. Multi-projection deep learning network for segmentation of 3D medical images. *Pattern Recognition Letters*, 125, pp.791-797.
- Indraswari, R., Arifin, A.Z., Suciati, N., Astuti, E.R. and Kurita, T., 2019. Automatic Segmentation of Mandibular Cortical Bone on Cone-Beam CT Images Based on Histogram Thresholding and Polynomial Fitting. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 12(4), pp.130-141.
- *Draft publikasi berjudul “Osteoporosis detection framework based on automatic measurement of mandibularcortical erosion in cone-beam computed tomography image”*

❖ **Award**

- *Best student presentation award pada 2018 Joint 10th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems (SCIS) and 19th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (ISIS) dengan publikasi berjudul “3D Region Merging for Segmentation of Teeth on Cone-Beam Computed Tomography Images”*