



**SISTEM DETEKSI DIMENSI GIGI DAN TIPE TULANG RAHANG  
DALAM PERENCANAAN PEMASANGAN IMPLAN GIGI BERBASIS  
*IMAGE PROCESSING* DAN *DEEP LEARNING* PADA CITRA *CONE  
BEAM COMPUTED TOMOGRAPHY (CBCT)***

**SEMINAR BIDANG KAJIAN**

**DYAN PRAWITA SARI**

**99223107**

**PROGRAM DOKTOR TEKNOLOGI INFORMASI  
UNIVERSITAS GUNADARMA  
JUNI 2024**

# Daftar Isi

<b>Daftar Isi .....</b>	<b>ii</b>
<b>1 Pendahuluan .....</b>	<b>3</b>
1.1 Latar Belakang.....	3
1.2 Batasan dan Tujuan .....	4
1.3 Kontribusi.....	5
<b>2 Tinjauan Pustaka .....</b>	<b>6</b>
2.1 Implan Gigi .....	6
2.2 <i>Cone Beam Computed Tomography</i> (CBCT) .....	7
2.3 <i>You Only Look Once</i> (YOLO) .....	8
2.3.1 Dental - YOLO .....	8
2.3.2 YOLOv8 .....	8
2.3.3 YOLOv10.....	8
2.4 <i>DeepLabv3+</i> dan <i>Mask R-CNN</i> .....	9
2.5 Penentuan Dimensi Gigi dan Tipe Tulang Rahang .....	9
2.5.1 Dimensi Gigi .....	10
2.5.2 Tipe Tulang Rahang .....	10
2.6 Perbandingan Tinjauan .....	12
<b>3 Metodologi .....</b>	<b>18</b>
3.1 Motivasi .....	18
3.2 Framework Riset .....	18
3.3 Pendekatan .....	20
<b>Daftar Pustaka.....</b>	<b>21</b>

# Bab 1 Pendahuluan

## 1.1 Latar Belakang

Penggunaan implan gigi ini bertujuan untuk menggantikan gigi yang telah hilang atau patah (Chandra and Gani, 2023). Pada faktanya, tingkat keberhasilan pemasangan implan sudah cukup tinggi, namun keberhasilan implan terpasang sempurna tergantung pada kondisi setelah pemasangan implan tersebut yang memunculkan beberapa masalah, di antaranya adalah *hemorrhage*, parastesia, hingga radang jaringan di sekitar gigi implan yang disebut peri-implantitis akibat terbentuknya biofilm bakteri dipermukaan implan (Dwiyanti and Octavia, 2019).

Keberhasilan dalam pemasangan implan gigi, harus diawali dengan proses perencanaan yang baik, hingga perawatan pasca pemasangan implan gigi. Salah satu faktor dalam menentukan tingkat keberhasilan adalah jenis dan material implan gigi yang digunakan (Khaohoen et al., 2023), implan jenis *hollow cylinder* atau *hollow screw* tidak direkomendasikan untuk penggunaan posterior atas (tulang maksila) yang berdekatan dengan rongga hidung (Kim et al., 2022), namun jika dengan implan *screw solid* masih diperbolehkan, selain itu juga harus memperhatikan dimensi dan posisi implan yang dipasang pada tulang mandibula dan tulang alveolar menentukan tingkat keberhasilan *osseointegrasi* dari pemasangan implan dan dapat mengurangi resiko yang berkaitan dengan pemasangan implan (Widiasri et al., 2022). Tulang mandibula merupakan tulang yang besar dan paling kuat pada daerah muka yang berfungsi sebagai alat penguyah, penelan, dan pengucapan, dan didalamnya terdapat soket untuk gigi (Astuti, 2020).

Salah satu cara untuk mengetahui tingkat keberhasilan dari pemasangan implan dengan melakukan pemeriksaan radiografik konvensional. Teknologi CT scan yang dapat menghasilkan gambaran 3 dimensi selama ini sudah banyak digunakan dibidang kedokteran gigi, namun memiliki kekurangan diantaranya kejelasan dan resolusi gambar yang belum bisa memenuhi kebutuhan perawatan dibidang kedokteran gigi, selain detail tinggi, biaya tinggi, dan radiasi yang dihasilkan tinggi (Worthington et al., 2010). *Cone beam computed tomography* (CBCT) merupakan pilihan radiologi dibidang kedokteran gigi saat ini, karena CBCT menampilkan gambaran 3 dimensi yang dapat memberikan informasi anatomi seperti akar, tulang, saraf, dan struktur penting lainnya yang berkaitan dengan tempat pemasangan implan tersebut (Buchanan, 2023).

Pelaksanaan keakuratan pengukuran untuk dimensi implan, baik secara kuantitas

maupun kualitas dari kanalis mandibularis, tulang alveolar, dan tulang maksila bergantung pada keahlian dan pengalaman ahli radiologi dalam menginterpretasikan radiografi CBCT (Jaskari et al., 2020). Keakuratan dalam mengidentifikasi struktur anatomi seperti tulang mandibula, tulang alveolar, dan tulang maksila akan membantu praktisi kedokteran gigi dalam melakukan perawatan untuk menghindari terjadinya komplikasi. Sehingga dibutuhkan pengembangan dalam menginterpretasikan citra medis tersebut, salah satunya dengan berbasis *deep learning* (DL) (Cui et al., 2022).

Beberapa penelitian sudah dilakukan dalam pengukuran kuantitas dan kualitas tulang mandibula dan alveolar berbasis *deep learning* (DL) (Danial and Setiawati, 2024). Kuantitas berdasarkan dimensi tulang mandibula terhadap implan dapat menggunakan diantaranya dengan 3D *fully convolutional neural network* (FCNN) (Jaskari et al., 2020), 2D SegNet, 2D U-Nets, 3D U-Nets (Kwak et al., 2020), sedangkan untuk pengukuran kualitas tulang alveolar dapat dilakukan berdasarkan kepadatan tulang dengan melakukan segmentasi citra medis volumetrik seperti metode V-Net (Cui et al., 2022), 3D CNN, hingga YOLOv4-Tiny (Jiang et al., 2020). Penentuan kualitas kepadatan tulang dengan *deep learning* belum banyak dilakukan, sehingga menjadi peluang dalam pengembangannya.

Oleh sebab itu, penelitian ini akan melakukan penentuan dimensi gigi yang akan mendapatkan tinggi dan lebar tulang menggunakan *slice coronal* dan tipe tulang rahang berdasarkan ketebalan kortikal dan spongiosa berbasis *deep learning* menggunakan metode segmentasi 2D dari citra CBCT yang ditujukan untuk perencanaan pemasangan implan gigi, baik posterior atas maupun posterior bawah, sehingga akan didapatkan pengembangan sistem dalam penentuan lokasi implan secara otomatis.

## 1.2 Batasan dan Tujuan

Batasan masalah pada penulisan ini menggunakan citra CBCT 2D pada bidang *coronal* bagian posterior atas (maksila) dan posterior bawah (tulang mandibula dan tulang alveolar). Tipe tulang rahang berdasarkan ketebalan tulang kortikal dan spongiosa, dan pengelompokkan menggunakan penelitian dari Wang et al.

Tujuan penulisan ini adalah untuk mengembangkan sistem dalam penentuan lokasi implan secara otomatis berdasarkan dimensi gigi dan tipe tulang rahang dengan citra CBCT 2D sebagai inputnya, sehingga memudahkan praktisi kedokteran gigi dalam menganalisa dan mengambil tindakan hasil radiologi terhadap pasien perencanaan pemasangan dan perawatan implan gigi.

## **1.3 Kontribusi**

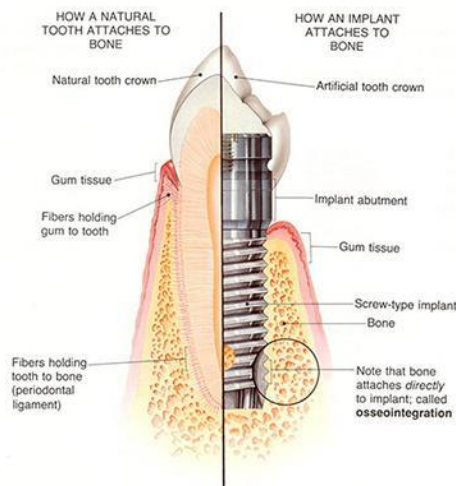
1. Metode deteksi kanalis mandibularis, tulang alveolar, dan tulang maksila pada citra CBCT dengan metode YOLOv8 dan YOLOv10 untuk pengukuran dimensi gigi.
2. Metode segmentasi kanalis mandibularis, tulang alveolar, dan tulang maksila pada citra CBCT menggunakan metode DeepLabv3+ dan Mask R-CNN untuk pengukuran dimensi gigi.
3. Metode tipe tulang rahang berdasarkan ketebalan tulang kortikal dan spongiosa dari citra CBCT.

# Bab 2

## Tinjauan Pustaka

### 2.1 Implan Gigi

Implantasi gigi merupakan sebuah teknologi yang dikembangkan untuk menggantikan gigi yang telah hilang atau tanggal, akan dilakukan penanaman gigi ke dalam tulang rahang sehingga diperoleh fungsi pengunyahan, estetik, dan kenyamanan yang ideal. Berdasarkan hal tersebut, implan gigi merupakan alat yang ditanam secara bedah ke dalam jaringan lunak atau tulang rahang sehingga dapat berfungsi sebagai akar pengganti untuk menahan gigi tiruan (Dwiyanti and Octavia, 2019). Pada Gambar 2.1 menunjukkan bagian-bagian dari implan gigi.



**Gambar 2. 1** Bagian-Bagian Implan Gigi

Prinsip dasar dari implan gigi adalah penggunaan bahan yang dapat diterima oleh jaringan tubuh, cukup kuat, dan berfungsi bersama-sama dengan restorasi protesa di atasnya. Syarat implan gigi adalah sebagai berikut (Arsista and Eriwati, 2018):

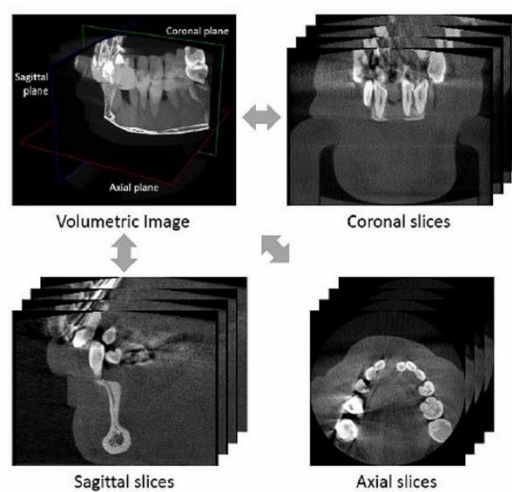
1. *Biokompatibel*, memiliki sifat *non toksik*, *non alergik*, *non karsinogenik*, tidak merusak dan mengganggu penyembuhan jaringan sekitar serta tidak bersifat korosif
2. Mampu menahan beban pengunyahan
3. Mampu bertahan dalam kondisi termal dan korosi
4. Memiliki sifat elastisitas sama atau hampir sama dengan jaringan sekitar
5. Dapat dibuat dalam berbagai bentuk

Selain itu juga, keberhasilan suatu implan gigi dipengaruhi oleh beberapa faktor, diantaranya sebagai berikut (Arsista and Eriwati, 2018):

1. *Biokompatibilitas* dari implan material
2. Desain implan
3. Karakteristik permukaan implan
4. Kesehatan fisik dari pasien
5. Kondisi anatomi yang baik
6. Kooperasi pasien
7. Beban setelah *osseointegration*
8. Pengalaman operator

## 2.2 *Cone Beam Computed Tomography (CBCT)*

*Cone beam computed tomography* (CBCT) merupakan salah satu dari radiografi sinar X konvensional yang banyak dipergunakan pada kedokteran gigi yang dapat mencitrakan kondisi jaringan keras dengan baik (Pamadya and Dhartono, 2021). Penggunaan CBCT di dunia kedokteran gigi, diantaranya adalah pemeriksaan sinus paranasalis, patologi rahang, hingga pertimbangan sebelum dan setelah dilakukan implantasi gigi (Widiasri et al., 2022). Penggunaan CBCT lebih dipilih pada praktek kedokteran gigi dikarenakan dosis paparan radiasi yang lebih rendah dibandingkan dengan CT serta operasional alatnya lebih murah (Widyaningrum et al., 2018). Radiografi CBCT merupakan teknik pencitraan digital yang menggunakan paparan sinar X berbentuk kerucut untuk memperoleh informasi objek dalam bentuk citra 3 dimensi (Pamadya and Dhartono, 2021). Pada Gambar 2.2. menunjukkan citra CBCT menghasilkan pencitraan 3 dimensi yang meliputi aksial (atas), koronal (depan), dan sagital (samping) serta dapat mengukur densitas tulang (Indraswari et al., 2019).



**Gambar 2. 2** Citra CBCT  
(Indraswari et al., 2019)

## 2.3 *You Only Look Once* (YOLO)

*You Only Look Once* atau disebut dengan YOLO merupakan algoritma yang digunakan dalam mendeteksi objek secara *real-time* dengan kecepatan tercepat dengan mendeteksi setiap keberadaan frame pada gambar maupun video, setiap frame yang terdeteksi objeknya, akan menampilkan hasil deteksi berupa *Bounding Box* dan Label (Jiang et al., 2021). Salah satu penggunaan metode YOLO adalah bidang kedokteran gigi, yakni mendeteksi tulang mandibula dan tulang alveolar. YOLO menerapkan *deep learning* yang menggunakan jaringan saraf tunggal. *Backbone*, *Neck*, dan *Head* merupakan 3 bagian dasar terpenting.

Citra yang memuat warna, tekstur, dan bentuk objek dijadikan citra masukan melalui jaringan *backbone* konvolusi. *Bounding box* yang dibuat, dipetakan diseluruh gambar melalui fitur *backbone* konvolusi diwilayah *neck*, kemudian *head* detektor pada YOLO akan memprediksi kelas objek dan mengidentifikasi lokasi objek. Perkembangan versi YOLO untuk saat ini sudah sangat berkembang dengan keunggulannya masing-masing, dan pada penelitian ini yang akan digunakan adalah perbandingan hasil dari Dental-YOLO, YOLOv8, dan YOLOv10.

### 2.3.1 Dental - YOLO

Dental - YOLO merupakan modifikasi dari YOLOv4 supaya dapat digunakan lebih akurat dan efisien dalam mendeteksi tulang mandibula dan tulang alveolar (Widiasri et al., 2022). Backbone yang digunakan pada dental - YOLO menggunakan jaringan CSP *DarkNet53-Tiny*, jaringan piramida fitur (FPN) digunakan pada *Neck*. Selain untuk mendeteksi tulang, Dental - YOLO juga dapat digunakan dalam melakukan pengukuran tinggi dan lebar tulang.

### 2.3.2 YOLOv8

YOLOv8 merupakan salah satu versi model YOLO yang dapat digunakan untuk mendeteksi objek, klasifikasi gambar, dan mensegmentasi. Kemampuan deteksi secara *real-time* pada YOLOv8, sering digunakan dalam membantu yang melibatkan keselamatan publik dan tanggap darurat. Arsitektur yang digunakan pada YOLO menggunakan *Feature Pyramid Network* (FPN) dan *Path Aggregation Network* (PAN) (Dumitriu et al., 2023). Meskipun YOLOv8 dibangun diatas kerangka YOLOv5, YOLOv8 memiliki perbaikan arsitektur dalam pengembangan kecepatan dan akurasi. YOLOv8 lebih cepat dan lebih akurat, sehingga memungkinkan deteksi objek, segmentasi, dan klasifikasi gambar dalam satu kerangka yang terpadu.

### 2.3.3 YOLOv10

YOLOv10 adalah sebuah model deteksi objek *real-time end to end* yang merupakan



evolusi dari serangkaian model YOLO sebelumnya (Wang et al., 2024). Pada YOLOv10 menggunakan *Large Kernel Convolution* untuk mengekstraksi fitur. YOLOv10 dikembangkan dengan tujuan untuk mencapai keseimbangan optimal antara akurasi deteksi objek dan latensi dalam deteksi objek *real time*. YOLOv10 memiliki kemampuan dalam mendeteksi banyak objek dalam sebuah gambar secara *real-time* (Wang et al., 2024).

## 2.4 *DeepLabv3+* dan *Mask R-CNN*

*DeepLabv3+* merupakan sebuah arsitektur jaringan saraf tiruan yang digunakan dalam mensegmentasi citra. *DeepLabv3+* memiliki kemampuan dalam mensegmentasi banyak objek pada sebuah citra. *DeepLabv3+* telah digunakan dalam mensegmentasi metastasis tulang sehingga menghasilkan wilayah lesi yang dapat dijadikan alat bantu untuk diagnosis klinis (Gu et al., 2024). *Mask R-CNN* tidak jauh berbeda dengan *DeepLabv3+* yang merupakan bagian dari *deep learning* memiliki kemampuan dalam mensegmentasi gambar. *Mask R-CNN* dapat memisahkan objek berbeda dalam gambar. *Mask R-CNN* telah digunakan dalam mensegmentasi tulang tangan untuk pengenalan usia tulang. Algoritma ini tidak hanya bergantung pada warna melainkan juga kontur. Pada penelitian ini menggunakan *DeepLabv3+* dan *Mask R-CNN* dalam mensegmentasi tulang, khususnya untuk mensegmentasi bagian tulang kortikal dengan spongiosa (Liu et al., 2023).

## 2.5 Penentuan Dimensi Gigi dan Tipe Tulang Rahang

Perencanaan pemasangan implan gigi merupakan salah satu alternatif yang dapat digunakan dalam menggantikan gigi yang hilang atau patah. Dalam perencanaan tersebut, dokter gigi akan menggunakan teknologi pencitraan digital untuk merencanakan penempatan implan dengan tepat. Evaluasi yang akan diperhatikan pertama kali adalah pemeriksaan kondisi tulang rahang. Tujuannya adalah memastikan bahwa kondisi rahang memenuhi kriteria pemasangan implan gigi. Kualitas tulang rahang, kuantitas tulang rahang, dimensi implan, dan klasifikasi tulang rahang berdasarkan kepadatan menjadi syarat yang harus diperhatikan, agar pada saat pemasangan implan tidak mengalami keretakan dan mengurangi resiko kegagalan implan gigi (Liu et al., 2018).

Perencanaan pemasangan implan gigi menggunakan citra CBCT telah dilakukan dengan sistem *artificial intelligence* (AI) (Bayrakdar et al., 2021). Pada penelitian tersebut menggunakan kanalis mandibularis/ maksila, dipisahkan dan dikelompokkan sebagai daerah gigi anterior/ premolar/ molar. Sistem AI digunakan sebagai pembanding dengan pengukuran

manual. Data yang diperoleh dari pengukuran manual kemudian dibandingkan dengan sistem AI dan dianalisis menggunakan Bland-Altman dan pengujian Wilcoxon. Perbedaan signifikan terdapat pada maksila dan mandibula. Objek dalam deteksi kanal didapatkan sebesar 72,2 %, sinus/fossa sebesar 66,4 %, dan daerah gigi yang hilang 95,3% (Bayrakdar et al., 2021).

### **2.5.1 Dimensi Gigi**

Selain itu juga, perencanaan pemasangan implan gigi dilakukan dengan memperhatikan dimensi gigi dan tipe tulang rahang yang menggunakan citra CBCT, dimulai dari mengukur kriteria dari tulang rahang atas (posterior atas) dan tulang rahang bawah (posterior bawah) dengan bidang *coronal* yang diukur berdasarkan ketebalan tulang sehingga didapatkan tinggi tulang dan lebar kanalis mandibularis dan tulang alveolar. Pada penelitian ini juga dilakukan pengukuran diameter implan gigi yang sesuai dengan kondisi tulang rahang, agar dimensi implan tidak kepanjangan maupun kependekan, atau dengan harapan tidak mengenai saraf gigi. Penelitian terdahulu menggunakan YOLOv4-Tiny untuk mendeteksi objek dan metode U-Net untuk mensegmentasi objek. Hasil yang didapatkan dari YOLOv4-Tiny adalah nilai *mean average precision* sebesar 99% artinya tidak terdapat perbedaan yang signifikan dengan pengukuran pakar, sedangkan untuk U-Net didapatkan nilai *mean intersection of union* sebesar 90% artinya hasil mendekati pengukuran pakar (Widiasri et al., 2022).

### **2.5.2 Tipe Tulang Rahang**

Klasifikasi tulang rahang yang akan dijadikan tempat penanaman material implan, harus memiliki kriteria kepadatan tulang, tidak mengalami *osteoporosis* atau kerapuhan tulang. Pengukuran kepadatan tulang alveolar telah dilakukan dengan metode CNN dan menghasilkan klasifikasi kepadatan tulang menjadi 4 kategori, yakni D1, D2, D3, dan D4 (Khaohoen et al., 2023). Penelitian ini merupakan penelitian pertama kali dalam mengklasifikasikan kepadatan tulang alveolar dengan nilai presisi sebesar 95,2%. Jika implan gigi gagal maka kepadatan tulang diklasifikasikan sebagai D4(Widiasri et al., 2021).

Selain itu juga, klasifikasi tulang alveolar dilakukan dengan metode YOLOv4-Tiny untuk mendeteksi dan menentukan tipe kelas tulang yang dideteksi. Tipe tulang berdasarkan Lekholm dan Zarb dikelompokkan menjadi 4 tipe, yakni tipe 1, tipe 2, tipe 3, dan tipe 4. Penelitian ini menghasilkan *FI-Score* sebesar 98% dan *mean average precision* sebesar 99% (Widiasri et al., 2021).

Namun, seiring dengan berjalannya perkembangan, terdapat sistem klasifikasi tipe tulang menjadi 9, berdasarkan ketebalan tulang kortikal dan spongiase yang dijadikan sebagai bahan pertimbangan dalam prosedur implan gigi. Klasifikasi ini memberikan sistem yang lebih

terperinci dan kuantitatif dalam mengevaluasi kepadatan tulang pada implan gigi, sehingga dapat membantu para profesional gigi serta memberikan pemahaman kepada pengguna implan gigi untuk menjaga kesehatan mulut untuk meningkatkan kesuksesan pascaoperasi implan gigi.

Tipe tulang diklasifikasikan menjadi 9, yakni tipe A1, A2, A3, B1, B2, B3, C1, C2, dan C3 (Wang et al., 2023). Tipe tulang diklasifikasikan berdasarkan tulang kortikal dan spongiosa. Dalam hal ini, tulang dengan tipe A1 yang dapat dianggap memiliki kriteria tulang yang paling baik untuk pemasangan gigi, dikarenakan tulang rahang dengan kortikal terbesar dan spongiosa yang paling padat. Tipe ini didapatkan dari perangkat lunak Mimics dengan nilai ICC (*Interclass Correlation Coefficient*) sebesar 0,959. Hal ini menunjukkan bahwa pengukuran dengan Mimics, memiliki kesesuaian yang baik dengan pengukuran yang dilakukan secara manual oleh pemeriksa (Wang et al., 2023).

## 2.6 Perbandingan Tinjauan

**Tabel 2.1. *State Of The Art***

No	Nama	Judul	Tujuan Penelitian	Parameter Variabel	Metode yang Digunakan	Hasil Penelitian
1.	(Jacobs et al., 2018)	<i>Cone Beam Computed Tomography In Implant Dentistry: Recommendations For Clinical Use.</i>	Mengoptimalkan penggunaan implan gigi dengan menggunakan CBCT.	Kualitas citra dan dosis radiasi.	-	Menghasilkan data gambar yang detail dari wilayah maksilofasial.
2.	(Bayrakdar et al., 2021)	<i>A Deep Learning Approach For Dental Implant Planning In Cone-Beam Computed Tomography Images.</i>	Perencanaan implan gigi dengan citra CBCT 3D menggunakan <i>Deep Learning</i> .	Pengukuran ketebalan dan tinggi tulang	CNN	Dalam penelitian ini, bila dibandingkan antara pengukuran AI dengan manual maka : 1. Terdapat perbedaan dalam pengukuran ketebalan tulang. 2. Tidak terdapat perbedaan pengukuran tinggi tulang.
3.	(Widiasri et al., 2021)	<i>Alveolar Bone Detection From Dental Cone Beam Computed Tomography using YOLO v3-Tiny.</i>	Deteksi otomatis tulang alveolar dengan membandingkan	Pengukuran tinggi dan lebar tulang alveolar.	YOLOv3-Tiny dan YOLOv2-Tiny.	Dalam penelitian ini didapatkan hasil : 1. mAP : YOLOv3-Tiny 98,6%; YOLOv2-Tiny 96,73%.

			YOLOv3-Tiny dengan YOLOv2-Tiny.			2. Waktu pelatihan YOLOv3-Tiny 7 kali lebih cepat dibandingkan YOLOv2-Tiny.
4.	(Du et al., 2022)	<i>A Combined Approach for Accurate and Accelerated Teeth Detection on Cone Beam CT Images.</i>	Mendeteksi gigi pada CBCT untuk keakuratannya dalam menentukan kredibilitas aplikasi.	Akurasi deteksi dan segmentasi gigi.	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Metode R-CNN.</li> <li>• Metode <i>Object Inclusion Ratio</i>.</li> </ul>	Metode <i>Object Inclusion Ratio</i> (OIR) menghasilkan hasil gambar yang stabil saat menguji gambar dengan <i>noise</i> yang tinggi, yakni sebesar 96,27% bila dibandingkan dengan metode R-CNN.
5.	(Jaskari et al., 2020)	<i>Deep Learning Method for Mandibular Canal Segmentation in Dental Cone Beam Computed Tomography Volumes.</i>	Mensegmentasi kanalis mandibularis.	Segmentasi kanalis mandibularis.	Metode <i>deep learning</i> dengan <i>fully convolutional neural network</i> .	<p>Dalam penelitian ini didapatkan hasil :</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. <i>Dice similarity coefficient</i> (DSC) : 0,57 untuk kanalis kiri; 0,58 untuk kanalis kanan.</li> <li>2. <i>Mean curve distance</i> (MCD) : 0,61 mm untuk kanalis kiri; 0,50 untuk kanalis kanan.</li> <li>3. <i>Average symmetric surface distance</i> (ASSD) : 0,45 mm untuk kedua kanalis.</li> </ol>

						4. <i>Robust Hausdoff Distance</i> : 1,40 mm untuk kanalis kiri; 1,38 mm untuk kanalis kanan.
6.	(Kwak et al., 2020)	<i>Automatic Mandibular Canal Detection Using A Deep Convolutional Neural Network.</i>	Mensegmentasi kanalis mandibularis dengan 3D dan 2D citra CBCT.	Segmentasi kanalis mandibularis.	Metode CNN berbasis 2D SegNet, 2D dan 3D U-Nets.	Dari penelitian ini didapatkan hasil sebagai berikut : 1. Segmentasi terbaik dengan model 3D U-Net. 2. Akurasi 2D SegNet sebesar 0,9 dan U-Nets sebesar 0,84.
6.	(Faradhilla et al., 2021)	<i>Residual Fully Convolutional Network For Mandibular Canal Segmentation.</i>	Mensegmentasi kanalis mandibularis.	Segmentasi kanalis mandibularis..	Metode RFCN.	<i>Dice similarity score</i> sebesar 0,914.
7.	(Cui et al., 2022)	<i>A Fully Automatic AI System For Tooth And Alveolar Bone Segmentation From Cone-Beam CT Images.</i>	Mensegmentasi gigi dan tulang alveolar dari citra CBCT.	Jenis abnormalitas gigi.	Metode deep learning V-Net.	Dari penelitian ini didapatkan hasil sebagai berikut : 1. Segmentasi tulang alveolar dengan nilai <i>Dice</i> sebesar 94,5%. 2. Sensitivitas sebesar 93,8%. 3. <i>ASD error</i> sebesar 0,33 mm.

8.	(Widiasri et al., 2022)	<i>Dental-YOLO: Alveolar Bone and Mandibular Canal Detection on Cone Beam Computed Tomography Images for Dental Implant Planning.</i>	Menentukan kualitas dan kuantitas tulang.	Dimensi implan.	Dental-YOLO.	Dari penelitian ini didapatkan hasil sebagai berikut : 1. <i>Mean Average Precision</i> (mAP) sebesar 99,46% dalam mendeteksi tulang alveolar dan kanalis mandibular. 2. Tidak ada perbedaan secara signifikan pengukuran tinggi dan lebar tulang antara Dental-Yolo dengan radiologis.
9.	(Fontenele et al., 2023)	<i>Convolutional Neural Network Based Automated Maxillary Alveolar Bone Segmentation On Cone Beam Computed Tomography Images.</i>	Mensegmentasi tulang alveolar maksila dan kontur kristalnya.	Segmentasi tulang alveolar.	CNN	Dari penelitian ini didapatkan hasil sebagai berikut : 1. Metrik akurasi yang didapatkan dengan manual lebih baik dari CNN. 2. Waktu yang dibutuhkan lebih cepat dibandingkan dengan manual.
10.	(Chen et al., 2023)	<i>Automatic Recognition Of Teeth And Periodontal Bone Loss Measurement</i>	Mengenali posisi gigi, mendeteksi bentuk gigi, dan mengukur	Posisi gigi Bentuk gigi.	Metode CNN	Dari penelitian ini didapatkan hasil sebagai berikut :

		<i>In Digital Radiographs Using Deep Learning Artificial Intelligence.</i>	kehilangan tulang pada radiografi digital.		1. Arsitektur VGG-16, Inception, ResNet untuk klasifikasi gambar. 2. Arsitektur U-Net untuk segmentasi.	1. Akurasi deteksi posisi gigi : 88,8%. 2. Deteksi bentuk gigi : 86,3%. 3. Deteksi tingkat tulang periodontal : 92,61%. 4. Deteksi kehilangan tulang radiografis : 97%.
11.	(Gu et al., 2024)	<i>MFP-DeepLabv3+ A Multi-Scale Feature Fusion And Parallel Attention Network For Enhanced Bone Metastasis Segmentation.</i>	Meningkatkan segmentasi metastasis tulang.	Metastasis tulang.	<i>MFP-DeepLabv3+.</i>	Dari penelitian ini didapatkan hasil sebagai berikut : 1. <i>mIOU</i> : 83,97%. 2. <i>mPA</i> : 93,90%. 3. <i>mPrecision</i> : 87,97%. 4. <i>Dice</i> : 90,50%.
12.	(Liu et al., 2023)	<i>Bone Age Recognition Based On Mask R-CNN Using Xception Regression Model.</i>	Akurasi pengenalan usia tulang.	Usia tulang berdasarkan tulang tangan.	<i>Mask R-CNN.</i>	<i>Dice coefficient</i> : 0,976%.
13.	(Wang et al., 2023)	<i>New Classification For Bone Type At Dental</i>	Pengembangan klasifikasi tulang menjadi	Kuantitas tulang rahang	Perangkat lunak	Klasifikasi tulang menjadi 9 tipe : Tipe A1, A2, A3, B1, B2, B3,



		<i>Implant Sites: A Dental Computed Tomography Study.</i>	9 tipe yang dapat digunakan dalam menganalisis stabilitas implan gigi.	berdasarkan ketebalan kortikal tulang dan kepadatan tulang spongiosa.	pencitraan Mimics yang dinilai dengan ICC ( <i>Interclass Correlation Coefficient</i> ).	C1, C2, dan C3. Ketebalan kortikal diklasifikasikan menjadi 3 kategori : A (>1,1 mm), B (0,7-1,1 mm), dan C (<0,7 mm). Kepadatan tulang spongiosa diklasifikasikan menjadi 3 kategori : 1 (420 g/cm <sup>3</sup> ), 2 (160-420 g/cm <sup>3</sup> ), dan 3 (<160 g/cm <sup>3</sup> ).
--	--	---	--	---	--	--

# Bab 3

## Metodologi

### 3.1 Motivasi

Objek penelitian ini yaitu dimensi gigi dan tipe tulang rahang berdasarkan kepadatan tulang kortikal dan *spongiosa* dari posterior atas dan posterior bawah. Pengambilan data berupa citra digital dari material implan gigi yang sudah ditanam dengan CBCT. Metode YOLOv8 dan YOLOv10 untuk mendeteksi objek, dan segmentasi menggunakan metode *DeepLabv3+* dan *Mask R-CNN*.

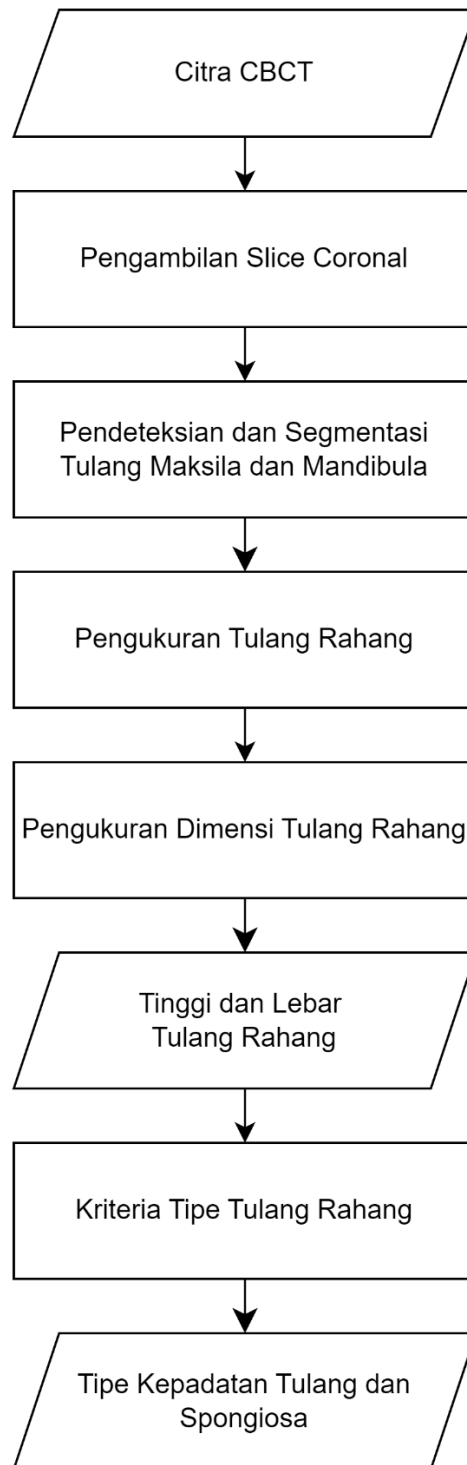
Berdasarkan tujuan penulisan maka metode yang digunakan, antara lain:

1. Mengambil kumpulan data CBCT ( kanalis mandibularis dan tulang alveolar pada tulang posterior bawah, serta tulang maksila pada tulang posterior atas ).
2. Deteksi kanalis mandibularis, tulang alveolar, dan tulang maksila.
3. Segmentasi kanalis mandibularis, tulang alveolar, dan tulang maksila.
4. Menentukan tinggi dan lebar tulang kanalis mandibularis, tulang alveolar, dan maksila.
5. Klasifikasi tipe tulang (tulang kortikal dan spongiosa).
6. Melakukan training dan pengujian data
7. Menguji aplikasi yang dihasilkan
8. Penarikan kesimpulan

### 3.2 Framework Riset

Metode dalam penelitian yang dilakukan terdapat beberapa tahapan. Mulai dari tahapan pencarian literatur hingga pemodelan dan perhitungan. Hasil pengujian diharapkan dapat memenuhi persyaratan tertentu guna menjawab tujuan dari penelitian ini.

Tahapan metode penelitian dapat dilihat pada Gambar 3.1.



**Gambar 3. 1.** Diagram Pengukuran Dimensi Gigi dan Tipe Tulang Rahang

Setelah melakukan deteksi dan segmentasi objek, seperti pada penelitian ini yakni tulang rahang. Maka sistem yang telah dirancang dinilai dengan proses prediksi kelas positif atau kelas negatif, untuk menyatakan prediksi tersebut benar atau salah. Deteksi objek dapat dinilai berdasarkan nilai *mean average precision (mAP)*, *precision*, *recall*, *F1-Score*, *Training Time*, *Intersection of Union (Avg IoU)*, dan *billions of floating-point operations required per*

*second (BFLOPS)*. Kemudian untuk segmentasi kanalis mandibularis, tulang alveolar, dan tulang maksila dinilai menggunakan *mean IoU*.

*Mean Average Precision (mAP)* digunakan untuk menganalisis kinerja prediksi objek. *Precision* digunakan untuk mengukur seberapa akurat sistem memprediksi objek dengan benar. *Recall* digunakan untuk mengukur seberapa baik sistem menemukan semua hal positif yang rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar positif. *F1-Score* menggambarkan perbandingan rata-rata *precision* dan *recall* yang dibobotkan. *Training Time* dalam konteks deteksi objek mengacu pada waktu yang dibutuhkan untuk melatih model deteksi objek menggunakan data pelatihan. Proses pelatihan melibatkan mengoptimalkan parameter model agar dapat mengenali objek dengan akurasi tinggi. *Intersection of Union* untuk mengukur sejauh mana dua kotak pembatas (*Bounding Box*) dalam tugas deteksi objek saling tumpang tindih. Selanjutnya nilai *billions of floating-point operations required per second (BFLOPS)* untuk mengukur kinerja komputasi yang dapat menggambarkan seberapa cepat computer dapat melakukan operasi aritmatika *floating point* dalam satu detik.

### 3.3 Pendekatan

Pendekatan yang digunakan dalam penelitian adalah sebagai berikut :

1. Melakukan perancangan sistem deteksi dimensi gigi dan tipe tulang rahang bagian posterior atas dan posterior bawah.
2. Mengambil data citra CBCT 2D *slice coronal*.
3. Melakukan pengujian secara kuantitatif pada dimensi gigi (tinggi dan lebar tulang) dan tipe tulang rahang (ketebalan tulang kortikal dan spongiosa).
4. Menyimpulkan hasil penelitian.

# Daftar Pustaka

- Astuti, L.A., 2020. Anatomi dan Embriologi Gigi, 1st ed. Agma, Sulawesi Selatan.
- Arsista, D., Eriwati, Y.K., 2018. Desain Dan Fungsi Implan Kedokteran Gigi Yang Beredar Di Pasaran. Jurnal Kedokteran Gigi Universitas Padjadjaran 30, 168. <https://doi.org/10.24198/jkg.v30i3.18007>
- Bayrakdar, S.K., Orhan, K., Bayrakdar, I.S., Bilgir, E., Ezhov, M., Gusarev, M., Shumilov, E., 2021. A Deep Learning Approach For Dental Implant Planning In Cone-Beam Computed Tomography Images. BMC Med Imaging 21. <https://doi.org/10.1186/s12880-021-00618-z>
- Buchanan, A., 2023. Cone Beam Computed Tomography: What's Left To Know? Journal of Prosthetic Dentistry 129, 241–242. <https://doi.org/10.1016/j.prosdent.2023.01.001>
- Chandra, A., Gani, A., 2023. Successful Dental Implant Placement In Patients With Diabetes Mellitus. Makassar Dental Journal 12, 129–132. <https://doi.org/10.35856/mdj.v12i1.731>
- Chen, C.C., Wu, Y.F., Aung, L.M., Lin, J.C.Y., Ngo, S.T., Su, J.N., Lin, Y.M., Chang, W.J., 2023. Automatic Recognition Of Teeth And Periodontal Bone Loss Measurement In Digital Radiographs Using Deep-Learning Artificial Intelligence. J Dent Sci 18, 1301–1309. <https://doi.org/10.1016/j.jds.2023.03.020>
- Cui, Z., Fang, Y., Mei, L., Zhang, B., Yu, B., Liu, J., Jiang, C., Sun, Y., Ma, L., Huang, J., Liu, Y., Zhao, Y., Lian, C., Ding, Z., Zhu, M., Shen, D., 2022. A Fully Automatic AI System For Tooth And Alveolar Bone Segmentation From Cone-Beam CT Images. Nat Commun 13. <https://doi.org/10.1038/s41467-022-29637-2>
- Danial, N.H., Setiawati, D., 2024. Convolutional Neural Network (CNN) Based On Artificial Intelligence In Periodontal Diseases Diagnosis. Interdental Jurnal Kedokteran Gigi (IJKG) 20, 139–148. <https://doi.org/10.46862/interdental.v20i1.8641>
- Du, M., Wu, X., Ye, Y., Fang, S., Zhang, H., Chen, M., 2022. A Combined Approach for Accurate and Accelerated Teeth Detection on Cone Beam CT Images. Diagnostics 12, 1–13. <https://doi.org/10.3390/diagnostics12071679>
- Dumitriu, A., Tatui, F., Miron, F., Ionescu, R.T., Timofte, R., 2023. Rip Current Segmentation: A Novel Benchmark and YOLOv8 Baseline Results.

- Dwiyanti, S., Octavia, M., 2019. Penggunaan Implan Gigi Sebagai Alternatif Gigi Tiruan. *Damianus Journal of Medicine* 18, 40–49.
- Faradhilla, Y., Arifin, A.Z., Suciati, N., Astuti, E.R., Indraswari, R., Widiastri, M., 2021. Residual Fully Convolutional Network for Mandibular Canal Segmentation. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems* 14, 208–219. <https://doi.org/10.22266/ijies2021.1231.20>
- Fontenele, R.C., Gerhardt, M. do N., Picoli, F.F., Van Gerven, A., Nomidis, S., Willems, H., Freitas, D.Q., Jacobs, R., 2023. Convolutional Neural Network-Based Automated Maxillary Alveolar Bone Segmentation On Cone Beam Computed Tomography Images. *Clin Oral Implants Res* 34, 565–574. <https://doi.org/10.1111/clr.14063>
- Gu, H., Wang, P., Li, Y., Bao, N., Wang, H., Xie, Y., Xuan, A., Zhao, Y., Yu, H., Ma, H., 2024. MFP-DeepLabv3+: A Multi-scale Feature Fusion and Parallel Attention Network for Enhanced Bone Metastasis Segmentation. *Traitement du Signal* 41, 771–780. <https://doi.org/10.18280/ts.410218>
- Indraswari, R., Arifin, A.Z., Suciati, N., Astuti, E.R., 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, 130–141. <https://doi.org/10.22266/ijies2019.0831.13>
- Jacobs, R., Salmon, B., Codari, M., Hassan, B., Bornstein, M.M., 2018. Cone Beam Computed Tomography In Implant Dentistry: Recommendations For Clinical Use. *BMC Oral Health* 18. <https://doi.org/10.1186/s12903-018-0523-5>
- Jaskari, J., Sahlsten, J., Järnstedt, J., Mehtonen, H., Karhu, K., Sundqvist, O., Hietanen, A., Varjonen, V., Mattila, V., Kaski, K., 2020. Deep Learning Method for Mandibular Canal Segmentation in Dental Cone Beam Computed Tomography Volumes. *Sci Rep* 10, 1–8. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-62321-3>
- Jiang, P., Ergu, D., Liu, F., Cai, Y., Ma, B., 2021. A Review of Yolo Algorithm Developments, in: *Procedia Computer Science*. Elsevier B.V., pp. 1066–1073. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.01.135>
- Jiang, Z., Zhao, L., Li, S., Jia, Y., Liquean, Z., 2020. Real-Time Object Detection Method Based On Improved YOLOv4-Tiny Real-Time Object Detection Method For Embedded Devices.
- Khaohoen, A., Sornsuan, T., Chaijareenont, P., Poovarodom, P., Rungsiyakull, C., Rungsiyakull, P., 2023. Biomaterials and Clinical Application of Dental Implants in Relation to Bone Density—A Narrative Review. *J Clin Med*.

<https://doi.org/10.3390/jcm12216924>

- Kim, K., Lim, C.Y., Shin, J.B., Chung, M.J., Jung, Y.G., 2022. Enhanced Artificial Intelligence-Based Diagnosis Using CBCT With Internal Denoising: Clinical Validation For Discrimination Of Fungal Ball, Sinusitis, And Normal Cases In The Maxillary Sinus.
- Kwak, G.H., Kwak, E.J., Song, J.M., Park, H.R., Jung, Y.H., Cho, B.H., Hui, P., Hwang, J.J., 2020. Automatic Mandibular Canal Detection Using A Deep Convolutional Neural Network. *Sci Rep* 10. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-62586-8>
- Liu, C.H., Lin, C.J., Hu, Y.H., You, Z.H., 2018. Predicting The Failure Of Dental Implants Using Supervised Learning Techniques. *Applied Sciences (Switzerland)* 8. <https://doi.org/10.3390/app8050698>
- Liu, Z.Q., Hu, Z.J., Wu, T.Q., Ye, G.X., Tang, Y.L., Zeng, Z.H., Ouyang, Z.M., Li, Y.Z., 2023. Bone Age Recognition Based On Mask R-CNN Using Xception Regression Model. *Front Physiol* 14. <https://doi.org/10.3389/fphys.2023.1062034>
- Pamadya, S., Dhartono, J., 2021. Pengetahuan Dokter Gigi Di Indonesia Tentang Cone Beam Computed Tomography. *JITEKGI* 17, 84–93.
- Wang, A., Chen, H., Liu, L., Chen, K., Lin, Z., Han, J., Ding, G., 2024. YOLOv10: Real-Time End-to-End Object Detection.
- Wang, S.H., Hsu, J.T., Fuh, L.J., Peng, S.L., Huang, H.L., Tsai, M.T., 2023. New Classification For Bone Type At Dental Implant Sites: A Dental Computed Tomography Study. *BMC Oral Health* 23. <https://doi.org/10.1186/s12903-023-03039-2>
- Widiasri, M., Arifin, A.Z., Suciati, N., Astuti, E.R., Indraswari, R., 2021. Alveolar Bone Detection from Dental Cone Beam Computed Tomography using YOLOv3-tiny, in: *AIMS 2021 - International Conference on Artificial Intelligence and Mechatronics Systems*. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. <https://doi.org/10.1109/AIMS52415.2021.9466037>
- Widiasri, M., Arifin, A.Z., Suciati, N., Fatichah, C., Astuti, E.R., Indraswari, R., Putra, R.H., Za'in, C., 2022. Dental-YOLO: Alveolar Bone and Mandibular Canal Detection on Cone Beam Computed Tomography Images for Dental Implant Planning. *IEEE Access* 10, 101483–101494. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3208350>
- Widyaningrum, R., Faisal, A., Mitrayana, M., Mudjosemedi, M., Agustina, D., 2018. Oral Cancer Imaging: The Principles Of Interpretation On Dental Radiograph, CT, CBCT,

MRI, and USG. *Majalah Kedokteran Gigi Indonesia* 4, 1.  
<https://doi.org/10.22146/majkedgiind.22050>

Worthington, P., Rubenstein, J., Hatcher, D.C., 2010. The Role of Cone-Beam Computed Tomography In The Planning and Placement of Implants. *Journal of the American Dental Association* 141, 19S-24S. <https://doi.org/10.14219/jada.archive.2010.0358>