

**DETEKSI OSTEOPOROSIS MENGGUNAKAN *NEURAL NETWORK*  
BERDASARKAN DATA CITRA *DENTAL PANORAMIC RADIOGRAPH*  
(DPR) TULANG MANDIBULA**

**PROPOSAL SKRIPSI**



UIN SUNAN AMPEL  
S U R A B A Y A

Disusun Oleh  
**NILNA ALMUMTAZAH**  
**H92219054**

**PROGRAM STUDI MATEMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL  
SURABAYA**

**2022**

**DETEKSI OSTEOPOROSIS MENGGUNAKAN *NEURAL NETWORK*  
BERDASARKAN DATA CITRA *DENTAL PANORAMIC RADIOGRAPH*  
(DPR) TULANG MANDIBULA**

**PROPOSAL SKRIPSI**

Diajukan guna memenuhi salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana Matematika (S.Mat) pada Program Studi Matematika



UIN SUNAN AMPEL  
S U R A B A Y A

**Disusun oleh  
NILNA ALMUMTAZAH  
H92219054**

**PROGRAM STUDI MATEMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL  
SURABAYA**

**2022**

## LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Proposal skripsi oleh

Nama : NILNA ALMUMTAZAH

NIM : H92219054

Judul Skripsi : DETEKSI OSTEOPOROSIS MENGGUNAKAN  
*NEURAL NETWORK* BERDASARKAN DATA CITRA  
*DENTAL PANORAMIC RADIOGRAPH* (DPR) TULANG  
MANDIBULA

telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Pembimbing I

Pembimbing II

Dian Candra Rini Novitasari, M.Kom  
NIP. 198511242014032001

Ahmad Hanif Asyhar, M.Si  
NIP. 19860123201403001

Mengetahui,  
Ketua Program Studi Matematika  
UIN Sunan Ampel Surabaya

Yuniar Farida, M.T  
NIP. 197905272014032001

## **PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI**

Proposal skripsi oleh

Nama : NILNA ALMUMTAZAH  
NIM : H92219054  
Judul Skripsi : DETEKSI OSTEOPOROSIS MENGGUNAKAN  
*NEURAL NETWORK* BERDASARKAN DATA CITRA  
*DENTAL PANORAMIC RADIOGRAPH* (DPR) TULANG  
MANDIBULA

Telah dipertahankan di depan Tim Penguji  
pada tanggal 13 Januari 2023

Mengesahkan,  
Tim Penguji

Penguji I

Penguji II

Dian Candra Rini Novitasari, M.Kom  
NIP. 198511242014032001

Ahmad Hanif Asyhar, M.Si  
NIP. 19860123201403001

Penguji III

Penguji IV

\_\_\_\_\_  
NIP.

\_\_\_\_\_  
NIP.

Mengetahui,  
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi  
UIN Sunan Ampel Surabaya

Dr. A. Saepul Hamdani, M.Pd  
NIP. 197312272005012003

## PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama : NILNA ALMUMTAZAH

NIM : H92219054

Program Studi : Matematika

Angkatan : 2019

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan proposal skripsi saya yang berjudul "DETEKSI OSTEOPOROSIS MENGGUNAKAN *NEURAL NETWORK* BERDASARKAN DATA CITRA *DENTAL PANORAMIC RADIOGRAPH* (DPR) TULANG MANDIBULA". Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, 13 Januari 2023

Yang menyatakan,

NILNA ALMUMTAZAH  
NIM. H92219054

## MOTTO

وَعَسَىٰ أَنْ تَكْرَهُوا شَيْئًا وَهُوَ خَيْرٌ لَّكُمْ ۖ وَعَسَىٰ أَنْ تُحِبُّوا شَيْئًا وَهُوَ  
شَرٌّ لَّكُمْ ۚ وَاللَّهُ يَعْلَمُ وَأَنْتُمْ لَا تَعْلَمُونَ

”Boleh jadi kamu membenci sesuatu, padahal itu baik bagimu, dan boleh jadi kamu menyukai sesuatu, padahal itu buruk bagimu. Allah Maha Mengetahui, sedangkan kamu tidak mengetahui.”

(QS. Al-Baqarah: 216)

## **HALAMAN PERSEMBAHAN**

Karya sederhana ini penulis persembahkan  
untuk orang tua, guru, sahabat, dan teman-teman semua

## KATA PENGANTAR

Puji syukur kepada Allah SWT., yang telah melimpahkan karunia dan hidayah-Nya sehingga proposal skripsi dengan judul "DETEKSI OSTEOPOROSIS MENGGUNAKAN *NEURAL NETWORK* BERDASARKAN DATA CITRA *DENTAL PANORAMIC RADIOGRAPH* (DPR) TULANG MANDIBULA", dapat diselesaikan. Ucapan terima kasih yang tidak terhingga penulis sampaikan kepada:

1. Bapak Prof. Akh. Muzakki, M.Ag, Grad.Dip.SEA., M.Phil, Ph.D. selaku rektor Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya.
2. Bapak Dr. A. Saepul Hamdani, M.Pd selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya.
3. Ibu Yuniar Farida, M.T selaku Ketua Program Studi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya.
4. Ibu Dian Candra Rini Novitasari, M.Kom selaku Dosen Pembimbing I Skripsi.
5. Bapak Ahmad Hanif Asyhar, M.Si selaku Dosen Pembimbing II Skripsi.
6. Bapak/Ibu Dosen Program Studi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya.
7. Seluruh pihak yang terlibat dalam pembuatan proposal skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa proposal skripsi ini masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu, kritik dan saran yang bersifat membangun penulis harapkan untuk memperbaiki hal-hal yang perlu disempurnakan.



Surabaya, 13 Januari 2023

Penulis

## DAFTAR ISI

<b>HALAMAN JUDUL</b>	<b>i</b>
<b>LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING</b>	<b>ii</b>
<b>PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI</b>	<b>iii</b>
<b>HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN</b>	<b>iv</b>
<b>MOTTO</b>	<b>v</b>
<b>HALAMAN PERSEMBAHAN</b>	<b>vi</b>
<b>KATA PENGANTAR</b>	<b>vii</b>
<b>DAFTAR ISI</b>	<b>ix</b>
<b>DAFTAR TABEL</b>	<b>xi</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b>	<b>xii</b>
<b>ABSTRAK</b>	<b>xiii</b>
<b>ABSTRACT</b>	<b>xiv</b>
<b>I PENDAHULUAN</b>	<b>1</b>
1.1. Latar Belakang Masalah	1
1.2. Rumusan Masalah	6
1.3. Tujuan Penelitian	6
1.4. Manfaat Penelitian	7
1.5. Batasan Masalah	7
1.6. Sistematika Penulisan	7
<b>II TINJAUAN PUSTAKA</b>	<b>9</b>
2.1. Osteoporosis	9
2.1.1. Faktor Risiko	10
2.1.2. Pencegahan	12
2.1.3. Diagnosa	12
2.2. Tulang Mandibula	13
2.3. Citra Digital	15
2.4. <i>Dental Panoramic Radiograph</i> (DPR)	16

2.5. <i>Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)</i> . . . .	17
2.6. <i>Region of Interest (RoI)</i> . . . . .	18
2.7. <i>Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)</i> . . . . .	19
2.7.1. <i>SRE (Short Run Emphasis)</i> . . . . .	20
2.7.2. <i>LRE (Long Run Emphasis)</i> . . . . .	20
2.7.3. <i>GLN (Gray-Level Non-uniformity)</i> . . . . .	21
2.7.4. <i>RLN (Run-Length Non-uniformity)</i> . . . . .	21
2.7.5. <i>RP (Run Percentage)</i> . . . . .	21
2.7.6. <i>LGRE (Low Gray-Level Run Emphasis)</i> . . . . .	22
2.7.7. <i>HGRE (High Gray-Level Run Emphasis)</i> . . . . .	22
2.7.8. <i>SRLGE (Short Run Low Gray-Level Emphasis)</i> . . . . .	22
2.7.9. <i>SRHGE (Short Run High Gray-Level Emphasis)</i> . . . . .	22
2.7.10. <i>LRLGE (Long Run Low Gray-Level Emphasis)</i> . . . . .	23
2.7.11. <i>LRHGE (Long Run High Gray-Level Emphasis)</i> . . . . .	23
2.8. <i>Neural Network</i> . . . . .	23
2.9. <i>Backpropagation</i> . . . . .	24
2.10. <i>Confusion Matrix</i> . . . . .	28
2.11. <i>Integrasi Keislaman</i> . . . . .	30
<b>III METODE PENELITIAN</b> . . . . .	<b>34</b>
3.1. <i>Jenis Penelitian</i> . . . . .	34
3.2. <i>Jenis dan Sumber Data</i> . . . . .	34
3.3. <i>Kerangka Penelitian</i> . . . . .	34

## DAFTAR TABEL

2.1	<i>Confusion Matrix Multiclass</i> . . . . .	29
-----	--	----

## DAFTAR GAMBAR

2.1	Mikroarsitektur Tulang Normal (kiri), Tulang Osteopenia (Tengah), dan Mikroarsitektur Tulang Osteoporosis (kanan) . . . . .	10
2.2	Anatomi Tulang Mandibula . . . . .	14
2.3	Citra DPR Tulang Normal . . . . .	17
2.4	Citra DPR Tulang Osteopenia . . . . .	17
2.5	Citra DPR Tulang Osteoporosis . . . . .	17
2.6	Citra DPR Sebelum CLAHE . . . . .	18
2.7	Citra DPR Sesudah CLAHE . . . . .	18
2.8	Citra DPR Asli . . . . .	19
2.9	Tulang Mandibula Kanan . . . . .	19
2.10	Tulang Mandibula Kiri . . . . .	19
2.11	Arsitektur <i>Backpropagation</i> . . . . .	25
3.1	Diagram Alir Penelitian . . . . .	35

## **ABSTRAK**

### **DETEKSI OSTEOPOROSIS MENGGUNAKAN *NEURAL NETWORK* BERDASARKAN DATA CITRA *DENTAL PANORAMIC RADIOGRAPH* (DPR) TULANG MANDIBULA**

Osteoporosis sebagai salah satu penyakit tulang paling umum mengalami peningkatan kasus secara signifikan setiap tahunnya dikarenakan perubahan pola hidup serta penuaan populasi yang cepat. Salah satu usaha dalam pencegahan terjadinya osteoporosis adalah dengan melakukan deteksi dini kondisi tulang untuk mengetahui kepadatan mineral tulang atau *Bone Mineral Density* (BMD). Citra *Dental Panoramic Radiograph* (DPR) merupakan alternatif yang dapat digunakan untuk mengestimasi nilai BMD. Adapun tujuan dilakukannya penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan tulang normal, tulang yang mengalami osteopenia, dan tulang yang mengalami osteoporosis melalui beberapa tahapan diantaranya *preprocessing* dengan melakukan *Region of Interest* (RoI) pada tulang mandibula, ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) untuk memperoleh nilai fitur vektornya, klasifikasi menggunakan *Neural Network*, dan evaluasi sistem menggunakan *confusion matrix multiclass*.

**Kata kunci:** DPR, GLRLM, Neural Network, Osteoporosis, RoI

## **ABSTRACT**

### **DETECTION OF OSTEOPOROSIS USING NEURAL NETWORK BASED ON DENTAL PANORAMIC RADIOGRAPH (DPR) IMAGE DATA OF MANDIBULAR BONE**

Osteoporosis as one of the most common bone diseases has a significant increase in cases every year due to changes in lifestyle and rapid aging of the population. One of the efforts to prevent osteoporosis is to perform early detection of bone conditions to determine bone mineral density or bone mineral density (BMD). Dental Panoramic Radiograph (DPR) image is an alternative that can be used to estimate the BMD value. The purpose of this research is to classify normal bone, bone with osteopenia, and bone with osteoporosis through several stages including preprocessing by doing Region of Interest (RoI) on the mandible bone, extracting texture features using Gray Level Run Length Matrix (GLRLM) method to obtain the vector feature values, classification using Neural Network, and system evaluation using confusion matrix multiclass.

**Keywords:** DPR, GLRLM, Neural Network, Osteoporosis, RoI

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang Masalah

Eksistensi tulang pada tubuh manusia selain sebagai penyokong tubuh juga berfungsi sebagai tempat melekatnya otot serta untuk melindungi organ vital. Perkembangan tulang terjadi sejak bayi hingga usia dewasa. Meskipun tulang manusia terlihat kuat namun tetap harus memperhatikan kesehatannya, karena tulang tidak kebal terhadap penyakit (Fatri & Eviyanti, 2022). Penyakit tulang adalah kondisi yang merusak kerangka dan membuat tulang lemah serta rentan mengalami patah tulang (Ardhy, 2019). Penyakit tulang seringkali tidak disadari sehingga penyakit tersebut berkembang hingga tidak dapat diobati lagi. Orang dengan usia lanjut lebih rentan mengalami penyakit tulang, hal tersebut telah termaktub dalam Al-Qur'an surat Maryam ayat 4 yang berbunyi:

قَالَ رَبِّ إِنِّي وَهَنَ الْعَظْمُ مِنِّي وَاسْتَعَلَ الرَّأْسُ شَيْبًا وَلَمْ أَكُنْ بِدُعَائِكَ رَبِّ شَقِيًّا

Artinya: Dia (Zakaria) berkata, “Wahai Tuhanku, sesungguhnya tulangku telah lemah, kepalaku telah dipenuhi uban, dan aku tidak pernah kecewa dalam berdoa kepada-Mu, wahai Tuhanku. (QS. Maryam 19:4).

Salah satu penyakit tulang yang telah mempengaruhi jutaan orang di dunia setiap tahunnya yaitu osteoporosis (Fan et al., 2021). Osteoporosis adalah penyakit tidak menular serta merupakan penyakit tulang yang paling umum (Kanis et al., 2000; Melton et al., 1992, 1998). Diperkirakan lebih dari 200 juta orang menderita osteoporosis (Lee et al., 2020) serta lebih dari 8.9 juta patah tulang osteoporosis terjadi setiap tahun di seluruh dunia, mengakibatkan satu patah tulang setiap tiga



detik (Alzubaidi & Ootom, 2020). Persentase dari pria dan wanita berusia 50 tahun ke atas yang akan mengalami osteoporosis sebesar 6.3% untuk pria dan 21.2% untuk wanita. Atau sekitar 1 dari 3 wanita dan 1 dari 5 pria akan mengalami patah tulang osteoporosis (International Osteoporosis Foundation: Facts and Statistics, 2022). Biasanya wanita pasca menopause lebih berisiko terkena osteoporosis dikarenakan hilangnya hormon estrogen setelah menopause (Infodatin, 2015).

Penuaan populasi yang cepat di seluruh dunia serta perubahan pola hidup, menjadikan kasus osteoporosis dan patah tulang meningkat secara signifikan dan akan terus meningkat tajam di masa depan. Karena prevalensinya di seluruh dunia, osteoporosis dianggap sebagai masalah kesehatan masyarakat yang serius (Genant et al., 1999; Silverman, 1979). Kasus osteoporosis di negara-negara Asia masih sangat kurang penanganannya, bahkan pada pasien berisiko tinggi yang telah mengalami patah tulang. Masalahnya sangat akut di daerah pedesaan, seperti pada negara-negara terpadat yaitu Cina dan India. Mayoritas penduduk pada negara tersebut tinggal di daerah pedesaan (60% di Cina), dimana patah tulang pinggul sering dirawat secara konservatif di rumah daripada dengan perawatan bedah di rumah sakit (Mithal et al., 2009).

Sejatinya sehat dan sakit merupakan karunia Allah yang mana tidak ada kuasa yang dapat menghalanginya. Namun apabila mendapat anugerah sakit harus tetap berikhtiar semaksimal mungkin serta diiringi dengan doa. Adapun hasilnya tetap merupakan ketentuan Allah. Ikhtiar dalam Islam sangat dianjurkan untuk membantu kesembuhan sebagaimana firman Allah dalam Al-Qur'an surat Asy-Syu'ara ayat 80:

وَإِذَا مَرَضْتُ فَهُوَ يَشْفِينِي

Artinya: “Dan apabila aku sakit, Dialah yang menyembuhkan aku.” (QS. Asy-Syu'ara 26:80).

Berobat hanyalah sebuah ikhtiar sedangkan yang menyembuhkan adalah Allah SWT bukanlah obat. Anjuran berobat juga diserukan oleh Nabi sebagaimana hadis yang diriwayatkan oleh Abu Daud:

عِبَادَ اللَّهِ، تَدَاوُوا، وَلَا تَدَاوُوا بِحَرَامٍ

Artinya: “Maka berobatlah kalian, dan jangan kalian berobat dengan yang haram.” (HR. Abu Daud). Salah satu contoh ikhtiar dalam pencegahan osteoporosis yaitu dengan melakukan deteksi dini dari kondisi tulang seperti melakukan pengukuran kepadatan mineral tulang atau *Bone Mineral Density* (BMD).

Metode yang dapat diupayakan adalah dengan mengenali suatu citra menggunakan sinar-X atau pemeriksaan radiologis. Namun, pemeriksaan radiologis seperti sinar rontgen (X-Ray polos) baru dapat mendeteksi apabila massa tulang sudah berukuran 30%. Deteksi osteoporosis dapat juga dengan menggunakan sinar rontgen yang sudah diberlakukan secara khusus untuk mengukur massa tulang seperti *Quantitative Computerized Tomography* (QCT) atau *Osteo Computerized Tomography* (OCT), gelombang ultrasonik, *Single Photon Absorptometry* (SPA) dengan menggunakan sinar gamma, *Dual photon Absorptometry* (DPA), *Dual-energy X-ray Absorptometry* (DXA) atau dengan pemeriksaan histomorfometri tulang (Rukmoyo, 2012). Namun tingginya biaya pemeriksaan dengan menggunakan alat-alat tersebut serta terbatasnya ketersediaan mengakibatkan teknik ini kurang efektif (Yu et al., 2019). Oleh karena itu, diperlukan pilihan alternatif deteksi selain menggunakan alat-alat tersebut.

Alternatif lain yang dapat digunakan dalam mengestimasi BMD yakni *Dental Panoramic Radiograph* (DPR) yang baru-baru ini telah menunjukkan kelayakannya (Chu et al., 2018). Citra DPR adalah jenis citra ekstraoral yang sering digunakan dokter gigi sebelum melakukan tindakan. Bagian citra DPR yang digunakan untuk memeriksa osteoporosis adalah tulang kortikal dan tulang

trabekula (Sela, 2021). Citra DPR memiliki biaya yang lebih terjangkau dan mudah didapat (Yeung & Mozos, 2020) serta dapat memberikan informasi yang sangat baik untuk deteksi dini osteoporosis (Aliaga et al., 2020). Proses deteksi dengan menggunakan citra DPR dapat dilakukan dengan bantuan *machine learning* dan pengolahan citra digital. Sehingga risiko kesalahan penentuan osteoporosis, serta biaya diagnosis yang tinggi dapat diminimalisir dengan adanya bantuan analisis tekstur yang diperoleh dengan sistem *Computer Aided Diagnosis* (CAD). CAD memiliki tiga tahap, yaitu *preprocessing*, ekstraksi fitur, dan tahap klasifikasi.

Tahap *preprocessing* berguna untuk memperbaiki kualitas citra supaya lebih mudah dalam proses identifikasi. Salah satu metode yang digunakan untuk memperbaiki kualitas citra adalah *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE). CLAHE merupakan pengembangan dari metode *Adaptive Histogram Equalization* (AHE). Pada permasalahan lain terdapat penelitian yang membandingkan metode peningkatan kualitas berbasis histogram seperti HE, AHE, dan CLAHE pada citra gestur tangan. CLAHE menghasilkan nilai MSE terendah dan nilai PSNR tertinggi pada keempat uji coba, artinya CLAHE merupakan metode yang paling baik dibandingkan HE dan AHE (Yustiantara et al., 2021). Penelitian serupa juga dilakukan oleh Hapsari dkk. dengan menggunakan citra iris diperoleh hasil bahwa metode perbaikan histogram dengan menggunakan CLAHE lebih baik dibandingkan HE dan AHE (Hapsari et al., 2020).

Tahap ekstraksi fitur bertujuan untuk mengambil nilai ciri dari suatu citra. Pada penelitian ini ekstraksi fitur yang digunakan adalah ekstraksi fitur tekstur. Terdapat beragam metode untuk analisis tekstur salah satunya yaitu *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) yang merupakan fitur statistik tingkat tinggi dengan menerapkan matriks menunjukkan jumlah *pixel* (jarak) yang tercakup dari *pixel* of

Interest (PoI) ke *pixel* dengan nilai intensitas yang sama (Novitasari et al., 2019). Pada permasalahan lain terdapat penelitian yang memprediksi perkembangan *post-endovascular aortic aneurysm repair* dengan membandingkan tiga metode ekstraksi fitur tekstur GLCM, GLRLM, dan GLDM. Pada penelitian tersebut metode GLRLM memperoleh akurasi paling tinggi sebesar 87.23% (Ding et al., 2020). Metode GLRLM juga telah banyak digunakan oleh peneliti sebelumnya, seperti penelitian oleh Chandrababha dan Akila yang mengkombinasikan metode GLCM dan GLRLM dengan hasil yang lebih baik dibandingkan hanya menggunakan GLCM saja (Chandrababha & Akila, 2019).

Tahap klasifikasi berfungsi untuk mendiagnosis apakah citra tersebut merupakan citra normal, citra osteopenia, atau citra osteoporosis. Salah satu metode klasifikasi adalah *Backpropagation* yang merupakan salah satu metode pembelajaran Jaringan Saraf Tiruan (JST). *Backpropagation* ini dikenal dengan *multilayer perceptron*, dimana terdapat banyak *hidden layer* yang digunakan untuk meng-*update* nilai bobot (Fitri et al., 2021). Algoritma *Backpropagation* akan menghasilkan kinerja yang lebih baik karena dilakukan latihan yang berulang-ulang. *Backpropagation* memiliki tiga tahap yaitu *feed forward*, *backward*, dan *update* bobot. Pada permasalahan lain terdapat beberapa penelitian yang menggunakan metode *Backpropagation* seperti penelitian terkait pengklasifikasian mutu buah naga putih oleh Fitri dkk. dengan menggunakan model arsitektur jaringan 5,8,5,3 diperoleh akurasi pengujian terbaik sebesar 86,67% (Fitri et al., 2021). Penelitian yang dilakukan oleh Wisudawati, dkk. terkait klasifikasi tumor payudara juga menggunakan metode *Backpropagation* yang mana pada penelitian tersebut diperoleh akurasi sebesar 95.83% (Wisudawati et al., 2021).

Berdasarkan permasalahan di atas dan paparan penelitian-penelitian

sebelumnya, peneliti akan menggunakan metode *Neural Network* untuk mengklasifikasikan data tulang rahang dari citra DPR pada tulang mandibula untuk menentukan kepadatan tulang dan karakteristiknya dengan menggunakan analisis tekstur. Sebagaimana yang telah diketahui bahwa osteoporosis merupakan salah satu penyakit yang telah mempengaruhi jutaan orang di dunia setiap tahunnya, oleh karena itu berbagai tindakan medis dilakukan untuk menekan kasus osteoporosis salah satunya dengan melakukan deteksi dini sehingga pasien dapat diberikan penanganan secara cepat dan tepat, serta dapat mengurangi risiko patah tulang dengan baik.

### **1.2. Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka peneliti merumuskan permasalahan sebagai berikut:

1. Bagaimana *preprocessing* citra DPR menggunakan CLAHE dan RoI pada tulang mandibula?
2. Bagaimana proses ekstraksi fitur citra DPR menggunakan prinsip GLRLM?
3. Bagaimana proses klasifikasi hasil ekstraksi fitur tiga kelas yaitu tulang normal, tulang osteopenia, dan tulang osteoporosis menggunakan metode *Neural Network*?

### **1.3. Tujuan Penelitian**

Berdasarkan rumusan masalah yang ada, maka tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui proses awal citra DPR menggunakan CLAHE dan RoI pada tulang mandibula.

2. Mengetahui proses ekstraksi fitur citra DPR menggunakan prinsip GLRLM.
3. Mengetahui proses klasifikasi hasil ekstraksi fitur tiga kelas yaitu tulang normal, tulang osteopenia, dan tulang osteoporosis menggunakan metode *Neural Network*

#### **1.4. Manfaat Penelitian**

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menambah pengetahuan terkait model GLRLM dan metode *Neural Network*.
2. Memberikan alternatif bagi tenaga medis untuk deteksi osteoporosis.
3. Menambah literatur penelitian selanjutnya.

#### **1.5. Batasan Masalah**

Adapun batasan masalah dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Data yang digunakan pada penelitian ini menggunakan data citra DPR. Citra DPR yang diambil adalah RoI pada tulang mandibula.
2. Deteksi osteoporosis dibagi dalam tiga kelas yaitu tulang normal, tulang osteopenia, dan tulang osteoporosis.
3. *Output* dari sistem ini berupa informasi hasil klasifikasi tulang normal, osteopenia, dan osteoporosis dengan menggunakan *Neural Network*.

#### **1.6. Sistematika Penulisan**

Bagian ini berisi tentang paparan garis-garis besar isi tiap bab.

1. BAB I PENDAHULUAN

Berisi tentang latar belakang masalah, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah, dan sistematika penulisan.

## 2. BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Berisi landasan teori mengenai osteoporosis, osteopenia, pengolahan citra berupa CLAHE, RoI, GLRLM, dan *Neural Network*.

## 3. BAB III METODE PENELITIAN

Berisi tentang jenis penelitian, pengumpulan data, analisis data, dan pengujian serta evaluasi.

## 4. BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Berisi tentang hasil ekstraksi fitur menggunakan GLRLM dan hasil klasifikasi menggunakan *Neural Network* serta analisis dari hasil-hasil yang didapat.

## 5. BAB V PENUTUP

Berisi tentang kesimpulan penelitian serta saran dari peneliti kepada peneliti-peneliti selanjutnya.

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1. Osteoporosis**

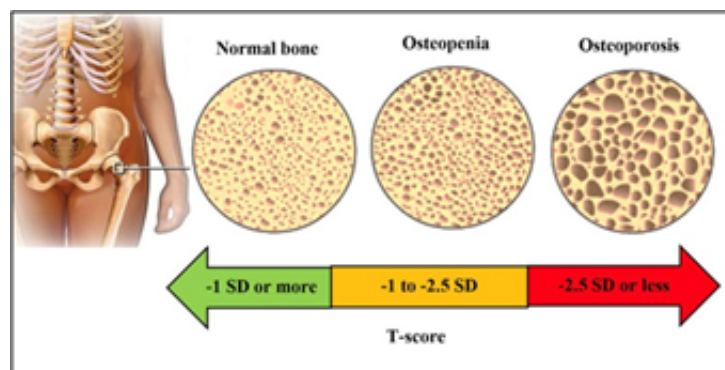
Tulang adalah jaringan hidup yang memiliki pembuluh darah sendiri dan terbuat dari berbagai sel protein, mineral, dan vitamin. Struktur tersebut memungkinkan tulang terus tumbuh, mengubah dan memperbaiki diri sendiri sepanjang hidup. Fungsi utama tulang adalah:

1. Memberikan dukungan struktural untuk tubuh
2. Memberikan perlindungan organ vital
3. Menyediakan lingkungan untuk sumsum (dimana sel darah diproduksi)
4. Bertindak sebagai tempat penyimpanan mineral (seperti kalsium)

Osteoporosis merupakan penyakit tulang yang ditandai dengan penurunan massa tulang serta kerusakan struktur mikroarsitektur tulang yang mengakibatkan peningkatan risiko patah tulang (Franciotti et al., 2021; Kathirvelu et al., 2019). Sedangkan osteopenia merupakan penyakit tulang yang ditandai dengan penurunan massa tulang, dan berkurangnya kepadatan mineral tulang, yang akan berkembang menjadi osteoporosis (Teng et al., 2021). Osteoporosis tidak memiliki gejala sampai terjadinya patah tulang yang pertama (Sela & Pulungan, 2019; Yu et al., 2019), oleh karenanya osteoporosis sering disebut *silent disease* sehingga banyak orang tidak menyadari bahwa dirinya menderita osteoporosis (Alzubaidi & Otoom, 2020). Umumnya patah tulang osteoporosis terjadi pada tulang belakang, pergelangan



tangan atau pinggul, meskipun patah tulang osteoporosis dapat terjadi pada tulang lain juga.



**Gambar 2.1** Mikroarsitektur Tulang Normal (kiri), Tulang Osteopenia (Tengah), dan Mikroarsitektur Tulang Osteoporosis (kanan)

### 2.1.1. Faktor Risiko

Identifikasi pasien dengan risiko tinggi patah tulang kini semakin difokuskan selain identifikasi orang dengan osteoporosis seperti yang didefinisikan oleh kepadatan mineral tulang atau *Bone Mineral Density* (BMD) saja (Dawson-Hughes et al., 2008; Fujiwara et al., 2008; J. A. Kanis et al., 2008; Leslie, 2008; Siris & Delmas, 2008; Tosteson et al., 2008). BMD merupakan salah satu komponen risiko patah tulang, oleh karena itu penilaian risiko patah tulang yang akurat idealnya harus mempertimbangkan faktor risiko lain yang terbukti menambah informasi yang diberikan oleh BMD. Terdapat dua jenis faktor risiko yang berbeda yaitu tetap dan dapat dimodifikasi.

#### 1. Faktor risiko tetap

Meskipun faktor risiko tetap tidak dapat diubah, namun tetap harus mewaspadainya sehingga dapat mengambil langkah-langkah pencegahan. Faktor risiko tetap meliputi (J. A. Kanis et al., 2001; J. A. Kanis, Johansson, et al., 2004; J. A. Kanis, Johnell, et al., 2004; John A. Kanis et al., 2004):

- (a) Usia
- (b) Kehilangan tinggi badan
- (c) Jenis kelamin wanita
- (d) Riwayat keluarga
- (e) Riwayat fraktur
- (f) Etnis
- (g) Defisiensi estrogen dan amenore
- (h) Menopause dan histerektomi

## 2. Faktor risiko yang dapat dimodifikasi

Sebagian besar faktor risiko yang dapat dimodifikasi secara langsung berdampak pada biologi tulang dan mengakibatkan penurunan BMD, beberapa diantaranya juga meningkatkan risiko patah tulang. Faktor risiko yang dapat dimodifikasi meliputi (J. A. Kanis et al., 2005; John A. Kanis et al., 2005):

- (a) Alkohol
- (b) Merokok
- (c) Indeks massa tubuh rendah
- (d) Gizi buruk - asupan kalsium makanan rendah
- (e) Kekurangan vitamin D
- (f) Gangguan makan
- (g) Latihan yang tidak memadai
- (h) Sering jatuh

### **2.1.2. Pencegahan**

Faktor genetik memang berperan penting dalam peningkatan risiko osteoporosis, namun faktor gaya hidup juga memiliki peranan dalam perkembangan tulang dari masa ke masa. Oleh karena itu, penting bagi anak-anak, remaja, dewasa maupun lanjut usia untuk memperhatikan hal-hal berikut ini:

1. Diet bergizi dengan asupan kalsium yang cukup
2. Menghindari malnutrisi protein dan kurang gizi
3. Mempertahankan pasokan vitamin D yang cukup
4. Berpartisipasi dalam aktivitas fisik secara teratur
5. Menghindari merokok dan perokok pasif
6. Menghindari minum berat dan teratur
7. Mencegah jatuh
8. Meningkatkan kualitas hidup setelah patah tulang pertama

### **2.1.3. Diagnosa**

Pria dan wanita berusia diatas 60 tahun berisiko lebih tinggi terkena osteoporosis daripada orang yang lebih muda. Namun demikian, ada kemungkinan untuk mengalami osteopenia (massa tulang rendah) atau osteoporosis pada usia yang jauh lebih dini. Karena osteoporosis tidak memiliki gejala yang jelas, maka diperlukan diagnosis untuk mengetahui nilai BMD. Teknik tes BMD yang paling umum adalah teknik densitometri yang disebut *Dual-energy X-ray Absorptiometry* (DXA). DXA merupakan teknik kuantitatif cepat yang mampu mendeteksi

persentase pengeroposan tulang yang cukup kecil dengan mengukur redaman melalui tubuh berkas sinar-X radiasi rendah dengan dua energi foton berbeda, menggunakan hidroksiapatit (mineral tulang) dan jaringan lunak. sebagai bahan referensi. Namun tingginya biaya pemeriksaan dengan menggunakan alat-alat tersebut serta terbatasnya ketersediaan mengakibatkan teknik ini kurang efektif. Alternatif lain yang dapat digunakan dalam mengestimasi BMD yakni *Dental Panoramic Radiograph* (DPR) yang memiliki biaya relatif lebih terjangkau dan mudah didapat (Yeung & Mozos, 2020) serta dapat memberikan informasi yang sangat baik untuk deteksi dini osteoporosis (Aliaga et al., 2020).

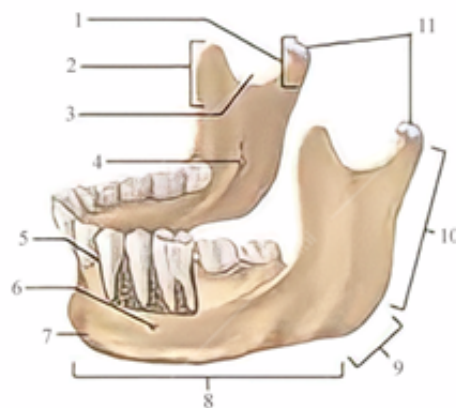
## 2.2. Tulang Mandibula

Mandibula atau tulang rahang bawah merupakan bagian dari tulang wajah. Tulang mandibula merupakan satu-satunya tulang wajah yang bisa bergerak. Tulang mandibula berasal dari dua tulang yang terpisah, yang kemudian bergabung menjadi satu pada usia sekitar satu tahun.

Bagian dari tulang mandibular yang berada pada horizontal disebut *corpus* atau *body*. Pada bagian *posterior vertical* disebut *ramus*. Kedua bagian dari mandibular disebut *ganion*. Titik pertengahan pada dagu disebut *mentum*. Pada permukaan bagian dalam mandibular di wilayah dagu mempunyai *foramen mental* yang berbentuk titik kecil. Karena letaknya berada pada *antero lateral*, maka *foramen mental* menjadi bagian yang dilewati oleh saraf dan pembuluh darah pada dagu. *Ganion* atau sudut mandibular memiliki permukaan *lateral* yang kasar untuk pemasangan otot pengunyah. Kemudian seperti rahang atas atau biasa disebut *maxilla*, mandibular juga memiliki *prosesus alveolar* yang berada diantara gigi.

Ramus pada mandibular berbentuk seperti huruf Y. Cabang *posterior* pada

ramus disebut *prosesus kondiloideus* yang berartikulasi dengan *fossa mandibular* tulang temporal. Artikulasi ini membentuk sendi atau yang biasa disebut *temporomandiblar joint* (TMJ). Sedangkan cabang *anterior ramus* adalah *prosesus koronoideus* yang berbentuk sebuah bilah. *Prosesus koronoideus* berfungsi sebagai penyisipan tulang temporalis, yang menarik mandibular ke atas saat sedang menggigit. Lengkungan berbentuk U diantara kedua *prosesus* disebut *mandibular notch*. Terdapat *foramen mandibular* tepat di bawah *mandibular notch* yang berfungsi sebagai tempat yang dilewati saraf dan pembuluh darah untuk mencapai gigi bawah (Saladin, 2017).



**Gambar 2.2 Anatomi Tulang Mandibula**

Keterangan Gambar 2.2:

1. Condylar process
2. Coronoid process
3. Mandibular notch
4. Mandibular foramen
5. Alveolar process
6. Mental foramen
7. Mental protuberance
8. Corpus/body

9. Angle/ganion
10. Ramus
11. Mandibular condyles

### 2.3. Citra Digital

Citra adalah suatu gambaran atau kemiripan dari suatu objek. Citra analog tidak dapat direpresentasikan dalam komputer, sehingga tidak bisa diproses oleh komputer secara langsung. Agar citra dapat diproses di komputer maka citra analog harus dikonversikan menjadi citra digital. Citra digital adalah citra yang dapat diolah oleh komputer. Sebuah citra digital diwakili oleh matriks yang terdiri dari  $M$  baris dan  $N$  kolom, dimana perpotongan antara baris dan kolom disebut *pixel*. *Pixel* mempunyai dua parameter, yaitu koordinat dan intensitas atau warna. Nilai yang terdapat pada koordinat  $(x, y)$  adalah  $f(x, y)$ , yaitu besar intensitas atau warna dari *pixel* di titik itu (Andono et al., 2017).

Citra digital dibagi menjadi tiga jenis berdasarkan tingkat warnanya, diantaranya adalah: citra RGB, citra *grayscale*, dan citra biner. Citra RGB memiliki warna pada setiap *pixel*-nya dalam tiga komponen, yaitu *red*, *green*, dan *blue*. Nilai dari setiap *pixel*-nya berkisar dari 0 sampai 255. Sehingga warna yang akan disajikan adalah  $225 \times 255 \times 255$ . Citra *grayscale* adalah citra yang memiliki warna dari putih yang bergradasi hingga menjadi hitam. Nilai dari setiap *pixel*-nya berkisar dari 0 yang berwarna hitam hingga 255 yang berwarna putih. Sedangkan citra biner merupakan citra yang setiap *pixel*-nya hanya berwarna hitam atau putih. Sehingga, setiap *pixel*-nya hanya memiliki dua nilai, yaitu 1 untuk warna putih dan 0 untuk warna hitam.

#### **2.4. *Dental Panoramic Radiograph (DPR)***

Radiografi panoramik merupakan salah satu teknik sinar-X yang digunakan untuk melihat struktur *facial* gigi dan rahang termasuk tulang *maxilla* dan tulang mandibula beserta struktur pendukungnya (Adyanti, 2018). DPR merupakan hasil potret atau gambar datar dari struktur mulut termasuk gigi dan rahang yang melengkung mirip dengan pelana kuda yaitu daerah rahang sehingga dapat memberikan rincian dari tulang rahang dan gigi. DPR memiliki beberapa keuntungan (Faustina, 2019), yaitu:

1. Memperlihatkan seluruh aspek yang terdapat pada tulang rahang, gigi, dan sebagian rongga hidung.
2. Hasil citra yang diperoleh tidak mengubah anatomi tulang rahang yang sesungguhnya.
3. Radiasi yang diperoleh pasien minimum.
4. Prosedur yang sederhana dan cepat.
5. Dapat meminimalisir terjadinya infeksi.
6. Kemungkinan untuk mendeteksi karies, penyakit periodontal.

Penting untuk menemukan metode deteksi dini osteoporosis karena apabila sudah terjadi fraktur dapat dikatakan sudah sangat terlambat untuk dilakukan pencegahan serta membutuhkan biaya perawatan yang tidak sedikit dan dapat berisiko kematian. Salah satu pencegahan yang dapat dilakukan serta tidak membutuhkan biaya yang tinggi yaitu dengan menggunakan *Dental Panoramic Radiograph (DPR)*.



**Gambar 2.3 Citra DPR Tulang Normal**



**Gambar 2.4 Citra DPR Tulang Osteopenia**



**Gambar 2.5 Citra DPR Tulang Osteoporosis**

## **2.5. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)**

CLAHE adalah teknik peningkatan kontras yang merupakan pengembangan dari HE dan AHE yang tentunya CLAHE ini lebih baik dari HE dan AHE. CLAHE berhasil mengatasi masalah yang dimiliki oleh AHE dengan membatasi *over-amplifikasi noise* pada gambar dan menghasilkan tampilan gambar yang alami (Zakaria & Emran, 2020). CLAHE berbeda dengan AHE karena CLAHE membatasi kontras, menggunakan nilai maksimum pada *clip* dan mengembalikannya ke nilai abu-abu (Erwin & Ningsih, 2020). Pada CLAHE histogram yang dibuat dari metode ini memberikan nilai batas. Nilai batas tersebut merupakan batas maksimum tinggi dari histogram (Kumbhar & Godbole, 2020). Proses perhitungan CLAHE dihitung dengan *clip limit* batas histogram, dimana *clip limit* dihitung dengan persamaan berikut (Abood, 2018; Chang et al., 2018;



Saifullah, 2020):

$$\beta = \frac{M}{N} \left( 1 + \frac{\alpha}{100} (s_{max} - 1) \right) \quad (2.1)$$

Pada persamaan 2.1 nilai  $M$  merupakan luas *region size*,  $N$  merupakan nilai *grayscale*, dan  $\alpha$  merupakan *clip factor* sebagai penambahan batas limit dari histogram yang bernilai antara 0-100. Berikut merupakan gambar citra DPR sebelum dan sesudah melalui proses CLAHE:



**Gambar 2.6 Citra DPR Sebelum CLAHE**



**Gambar 2.7 Citra DPR Sesudah CLAHE**

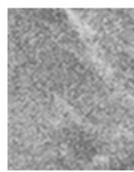
## 2.6. *Region of Interest (RoI)*

Salah satu bagian penting dalam mendeteksi menggunakan data gambar adalah penggunaan *Region of Interest (RoI)*. RoI dapat mendefinisikan objek tertentu dari wilayah yang diamati (Goyal et al., 2018; Zhang & Yang, 2014). Dalam melakukan deteksi osteoporosis, RoI tersegmentasi pada area yang sesuai dengan tulang kortikal, tulang trabekula, dan tulang rawan sendi (Iwaszkiewicz & Leszczyński, 2019). Dengan menggunakan RoI, teknik klasifikasi secara mendetail pada area spesifiknya. Hal tersebut yang menjadikan peran penting dalam

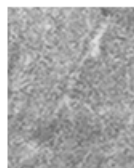
mendeteksi osteoporosis. Contoh RoI yang digunakan pada DPR dapat dilihat pada gambar berikut:



**Gambar 2.8 Citra DPR Asli**



**Gambar 2.9 Tulang Mandibula Kanan**



**Gambar 2.10 Tulang Mandibula Kiri**

Pada gambar di atas dapat dilihat bahwa RoI membatasi daerah mandibula di bawah gigi. Hasil dari pembatasan RoI akan dipotong berdasarkan tulang mandibula kanan dan kiri. Dengan demikian hasil deteksi akan lebih akurat.

## **2.7. *Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)***

Karakteristik intrinsik dari suatu citra yang berhubungan dengan ukuran, keteraturan, dan kekasaran adalah tekstur. Dalam citra tekstur dapat diartikan sebagai fungsi dari nilai keabuan. Dalam pendekatan ekstraksi fitur pada tekstur secara luas dibedakan menjadi empat yakni, pendekatan transformasi, model, struktural, dan statistik (Alaei et al., 2019). Dalam penelitian ini dilakukan penilaian tekstur secara statistik menggunakan GLRLM.

*Gray Level Run Length Matrix* atau yang biasa disebut GLRLM merupakan proses mengekstraksi fitur menggunakan statistik orde tinggi (Öztürk & Akdemir, 2018). Metode ini menggunakan partisi tiga lengkap guna membantu penangkapan fitur lokal pada gambar global (Habibi et al., 2020). Misal  $G$  menjadi jumlah *pixel* dalam gambar. GLRLM adalah matriks dua dimensi dari elemen  $(G \times R)$  dimana setiap elemen  $p(i, j|\theta)$  memberikan jumlah total kemunculan lintasan yang memiliki panjang  $j$  tingkat keabuan  $i$ , dalam arah tertentu  $\theta$  (Sohail et al., 2011).

### 2.7.1. SRE (*Short Run Emphasis*)

*Short Run Emphasis* (SRE) menunjukkan distribusi *short run*. SRE menunjukkan berapa banyak tekstur yang terdiri dari *short run* dalam arah sudut tertentu. Semakin kasar tekstur dari suatu citra maka semakin kecil nilai SRE. Rumus yang digunakan dalam menghitung SRE ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$SRE = \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^R \frac{p(i, j|\theta)}{j^2} \quad (2.2)$$

### 2.7.2. LRE (*Long Run Emphasis*)

*Long Run Emphasis* (LRE) menunjukkan distribusi *long run*. LRE menunjukkan berapa banyak tekstur yang terdiri dari *long run* dalam arah sudut tertentu. Semakin besar nilai LRE maka tekstur suatu citra semakin kasar. Rumus yang digunakan dalam menghitung LRE ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$LRE = \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^R j^2 p(i, j|\theta) \quad (2.3)$$

### 2.7.3. GLN (*Gray-Level Non-uniformity*)

*Gray Level Nonuniformity* (GLN) menunjukkan kesamaan nilai *pixel* pada seluruh citra dalam arah sudut tertentu. Nilai GLN akan semakin kecil apabila nilai tingkat keabuan pada seluruh citra sama. Rumus yang digunakan dalam menghitung GLN ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$GLN = \sum_{i=1}^G \left( \sum_{j=1}^R p(i, j|\theta) \right)^2 \quad (2.4)$$

### 2.7.4. RLN (*Run-Length Non-uniformity*)

*Run Length Nonuniformity* (RLN) menunjukkan kesamaan panjang lintasan pada seluruh citra dalam arah sudut tertentu. Nilai RLN akan semakin kecil jika pada seluruh citra memiliki *run length* yang sama. Rumus yang digunakan dalam menghitung RLN ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$RLN = \sum_{i=1}^R \left( \sum_{j=1}^G p(i, j|\theta) \right)^2 \quad (2.5)$$

### 2.7.5. RP (*Run Percentage*)

*Run Percentage* (RP) digunakan untuk mengukur kesamaan dan pembagian *run* pada arah sudut tertentu dari suatu citra. Rumus yang digunakan dalam menghitung RP ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$RP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^R p(i, j|\theta) \quad (2.6)$$

### 2.7.6. LGRE (*Low Gray-Level Run Emphasis*)

*Low Gray-level Run Emphasis* (LGRE) menunjukkan distribusi relatif dari nilai tingkat keabuan yang rendah. Rumus yang digunakan dalam menghitung LGRE ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$LGRE = \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^R \frac{p(i, j|\theta)}{i^2} \quad (2.7)$$

### 2.7.7. HGRE (*High Gray-Level Run Emphasis*)

*High Gray-level Run Emphasis* (HGRE) menunjukkan distribusi relatif dari nilai tingkat keabuan yang tinggi. Rumus yang digunakan dalam menghitung HGRE ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$HGRE = \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^R i^2 p(i, j|\theta) \quad (2.8)$$

### 2.7.8. SRLGE (*Short Run Low Gray-Level Emphasis*)

*Short Run Low Gray-level Emphasis* (SRLGE) menunjukkan distribusi relatif dari *short run* dan nilai tingkat keabuan yang rendah. Rumus yang digunakan dalam menghitung SLRGE ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$SRLGE = \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^R \frac{p(i, j|\theta)}{i^2 j^2} \quad (2.9)$$

### 2.7.9. SRHGE (*Short Run High Gray-Level Emphasis*)

*Short Run High Gray-level Emphasis* (SRHGE) menunjukkan distribusi relatif dari *short run* dan nilai tingkat keabuan tinggi. Rumus yang digunakan dalam

menghitung SRHGE ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$SRHGE = \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^R \frac{i^2 p(i, j | \theta)}{j^2} \quad (2.10)$$

#### 2.7.10. LRLGE (*Long Run Low Gray-Level Emphasis*)

*Long Run Low Gray-level Emphasis* (LRLGE) menunjukkan distribusi relatif dari *long run* dan nilai tingkat keabuan yang rendah. Rumus yang digunakan dalam menghitung LRLGE ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$LRLGE = \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^R \frac{j^2 p(i, j | \theta)}{i^2} \quad (2.11)$$

#### 2.7.11. LRHGE (*Long Run High Gray-Level Emphasis*)

*Long Run High Gray-level Emphasis* (LRHGE) menunjukkan distribusi relatif dari *long run* dan nilai tingkat keabuan yang tinggi. Rumus yang digunakan dalam menghitung LRHGE ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$LRHGE = \sum_{i=1}^R \left( \sum_{j=1}^G i^2 j^2 p(i, j | \theta) \right)^2 \quad (2.12)$$

### 2.8. *Neural Network*

*Neural Network* adalah jaringan saraf yang mensimulasikan jaringan saraf biologis manusia ke dalam arsitektur *computer* dan arsitektur algoritma baru terhadap *computer* konvensional (Nawawi et al., 2019). *Artificial Neural Network* (ANN) atau Jaringan Syaraf Tiruan (JST) memproses informasi dengan suatu karakteristik menyerupai sistem saraf pada manusia dengan melakukan *training* data yang besar. ANN juga memiliki kemampuan untuk mentoleransi kesalahan sehingga dapat

menghasilkan prediksi yang baik (Putra & Ulfa Walmi, 2020). Algoritma *Neural Network* mampu mengatasi masalah nonlinier dengan baik melalui pengenalan pola algoritma (Arsi & Somantri, 2018).

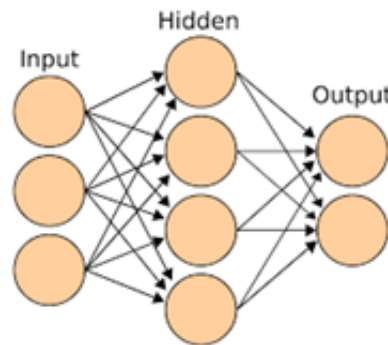
## 2.9. *Backpropagation*

*Backpropagation* adalah salah satu dari jaringan syaraf tiruan (*Neural Network*) yang merupakan metode pelatihan terawasi (*Supervised Learning*) dengan jaringan *multi-layer* dan memiliki fitur khusus untuk meminimalkan kesalahan pada *output* yang dihasilkan oleh jaringan. Biasanya pada proses klasifikasi *Backpropagation* pengklasifikasi bekerja dengan melakukan dua tahap perhitungan yaitu perhitungan lanjutan yang akan menghitung kesalahan nilai (kesalahan) antara nilai *output* sistem dengan nilai masing-masing dan hitungan mundur untuk memperbaiki pembobotan berdasarkan pada nilai kesalahan (Krismantoro et al., 2021).

Jaringan syaraf tiruan *Backpropagation* merupakan *multilayer feedforward network*. Jaringan ini terdiri dari *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Sinyal *input* dipropagasikan ke arah depan *forward*. *Error Backpropagation* adalah MLPs yang menggunakan prinsip *supervised learning*. Propagasi balik atau *backward* terjadi jika jaringan menghasilkan *output* yang memiliki *error* (Said et al., 2021).

Perhitungan pada metode *Backpropagation* terdiri dari tiga tahap, yaitu: tahap pertama adalah *feed forward* atau yang biasa disebut dengan propagasi maju, pada tahap ini data *inputan* dihitung bersama dengan bobot yang telah ditentukan hingga mendapatkan *output*. Tahap kedua adalah *backward* atau yang biasa disebut dengan propagasi mundur, pada tahap ini menghitung *error* dari hasil klasifikasi dengan menghitung selisih antara target dan *output*. *Error* tersebut digunakan untuk

menghitung *error* pada setiap *layer* sebelumnya. Tahap ketiga adalah *update* bobot berdasarkan *error* yang telah dihitung pada tahap kedua (Rosiani et al., 2021). *Backpropagation* terbagi menjadi dua proses, yaitu proses *training* dan *testing*. Sehingga data yang digunakan dibagi menjadi dua, untuk proses *training* dan *testing*. Pada tahap *training* menggunakan data *training* untuk memperoleh model optimal.



**Gambar 2.11** Arsitektur *Backpropagation*

Arsitektur *Backpropagation* dapat diubah dengan menambahkan *hidden layer* dan jumlah node pada setiap *layer*. Langkah-langkah proses *training* menggunakan metode *Backpropagation* adalah (Krismantoro et al., 2021):

1. Inisialisasi bobot (nilai random)
2. Tahap perambatan maju (*forward propagation*)
  - (a) Setiap unit *input* ( $x_i, i = 1, 2, 3, \dots, n$ ) menerima sinyal  $x_i$  dan meneruskan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan tersembunyi.
  - (b) Setiap unit tersembunyi ( $z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$ ) menjumlahkan bobot sinyal *input*, ditunjukkan dengan persamaan berikut:

$$z_{ink} = v_0 + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (2.13)$$

Dan menerapkan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal *output*-nya, ditunjukkan dengan persamaan berikut:



$$z_j = f(z_{inj}) \quad (2.14)$$

Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi sigmoid, kemudian mengirimkan sinyal tersebut ke semua unit *output*.

- (c) Setiap unit *output* ( $y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$ ) menjumlahkan bobot sinyal *input*, ditunjukkan dengan persamaan berikut:

$$y_{ink} = w_{0k} + \sum_{i=1}^n z_i w_{jk} \quad (2.15)$$

Dan menerapkan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal *output*-nya, ditunjukkan dengan persamaan berikut:

$$y_k = f(y_{ink}) \quad (2.16)$$

### 3. Tahap perambatan balik (*back propagation*)

- (a) Setiap unit *output* ( $y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$ ) menerima pola target yang sesuai dengan pola *input* pelatihan, kemudian hitung *error*, ditunjukkan dengan persamaan berikut:

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{ink}) \quad (2.17)$$

$f'$  adalah turunan dari fungsi aktivasi. Kemudian hitung korelasi bobot, ditunjukkan dengan persamaan berikut:

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (2.18)$$

Dan menghitung koreksi bias, ditunjukkan dengan persamaan berikut:

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \quad (2.19)$$

Sekaligus mengirimkan  $\delta_k$  ke unit-unit yang ada di lapisan paling kanan.

- (b) Setiap unit tersembunyi ( $z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$ ) menjumlahkan delta *input*-nya (dari unit-unit yang berada pada lapisan di kanannya), ditunjukkan dengan persamaan berikut:

$$\delta_{inj} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (2.20)$$

Untuk menghitung informasi *error*, kalikan nilai ini dengan turunan dari fungsi aktivasinya, ditunjukkan dengan persamaan berikut:

$$\delta_j = \delta_{inf} f'(z_{inj}) \quad (2.21)$$

Kemudian hitung koreksi bobot, ditunjukkan dengan persamaan berikut:

$$\Delta v_{jk} = \alpha \delta_j x_i \quad (2.22)$$

Setelah itu, hitung koreksi bias, ditunjukkan dengan persamaan berikut:

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \quad (2.23)$$

#### 4. Tahap perubahan bobot dan bias

- (a) Setiap unit *output* ( $y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$ ) dilakukan perubahan bobot dan bias ( $j = 0, 1, 2, \dots, p$ ), ditunjukkan dengan persamaan berikut:

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (2.24)$$

Setiap unit tersembunyi ( $z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$ ) dilakukan perubahan bobot dan bias ( $i = 0, 1, 2, \dots, n$ ) ditunjukkan dengan persamaan berikut:

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (2.25)$$

- (b) Tes kondisi berhenti

### 2.10. Confusion Matrix

*Confusion matrix* merupakan metode untuk mengevaluasi hasil kinerja suatu sistem klasifikasi dengan menginformasikan perbandingan antara kelas prediksi hasil klasifikasi sistem dengan kelas yang sebenarnya (Pi & Lima, 2021). *Confusion matrix multiclass* merupakan *confusion matrix* untuk  $n$  kelas yang dapat dilihat pada tabel di bawah, dimana baris merupakan kelas aktual (sebenarnya) dan kolom merupakan kelas prediksi (hasil klasifikasi sistem).

Terdapat empat istilah pada *confusion matrix* yang digunakan untuk merepresentasikan hasil proses klasifikasi, diantaranya sebagai berikut:

1. TP (*True Positive*), merupakan jumlah data pada kelas  $x$  yang terprediksi benar sebagai data pada kelas  $x$  oleh sistem. Rumus yang digunakan untuk menghitung nilai TP pada *confusion matrix multiclass* ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$TP_{all} = \sum_{j=i}^n x_{jj} \quad (2.26)$$

2. FN (*False Negative*), merupakan jumlah data pada kelas  $x$  yang terprediksi salah sebagai data pada kelas  $y$  oleh sistem. Rumus yang digunakan untuk menghitung nilai FN pada *confusion matrix multiclass* ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$FN_i = \sum_{j=1 \ \& \ j \neq i}^n x_{ij} \quad (2.27)$$

3. FP (*False Positive*), merupakan jumlah data pada kelas  $y$  yang terprediksi salah sebagai data pada kelas  $x$  oleh sistem. Rumus yang digunakan untuk menghitung nilai FP pada *confusion matrix multiclass* ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$FP_i = \sum_{j=1 \& j \neq i}^n x_{ji} \quad (2.28)$$

4. TN (*True Negative*), merupakan jumlah data pada kelas  $y$  yang terprediksi benar sebagai data pada kelas  $y$  oleh sistem. Rumus yang digunakan untuk menghitung nilai TN pada *confusion matrix multiclass* ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$TN_i = \sum_{j=1 \& j \neq i}^n \sum_{k=1 \& k \neq i}^n x_{jk} \quad (2.29)$$

**Tabel 2.1 Confusion Matrix Multiclass**

Kelas Aktual	Kelas Prediksi				
	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	...	Kelas $n$
Kelas 1	$x_{11}$	$x_{12}$	$x_{13}$	...	$x_{1n}$
Kelas 2	$x_{21}$	$x_{22}$	$x_{23}$	...	$x_{2n}$
Kelas 3	$x_{31}$	$x_{32}$	$x_{33}$	...	$x_{3n}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
Kelas $n$	$x_{n1}$	$x_{n2}$	$x_{n3}$	...	$x_{nn}$

Evaluasi kinerja kuantitatif dari metode yang diusulkan menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas yang dihitung secara statistik dari *confusion matrix* dimana  $i$  adalah kelas ke- $i$ ,  $j$  adalah baris ke- $j$ , dan  $k$  adalah kolom ke- $k$ .

1. Akurasi, merupakan perhitungan untuk mendapatkan hasil keakuratan sistem dalam klasifikasi. Rumus yang digunakan untuk menghitung akurasi pada *confusion matrix multiclass* ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$Akurasi = \frac{TP_{all}}{n_{all}} \quad (2.30)$$

2. Sensitivitas, merupakan rasio dari nilai data positif yang diklasifikasikan benar dengan semua data positif. Rumus yang digunakan untuk menghitung sensitivitas pada *confusion matrix multiclass* ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$Sensitivitas = \frac{\frac{TP_{all}}{TP_{all} + FN_i}}{n} \quad (2.31)$$

3. Spesifisitas, merupakan rasio dari nilai data negatif yang diklasifikasikan benar dengan semua data negatif. Rumus yang digunakan untuk menghitung spesifisitas pada *confusion matrix multiclass* ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$Spesifisitas = \frac{\frac{TN_i}{TN_i + FP_i}}{n} \quad (2.32)$$

## 2.11. Integrasi Keislaman

Kesehatan dalam agama Islam merupakan perkara yang penting dan merupakan nikmat yang harus disyukuri oleh setiap hamba. Terkait pentingnya kesehatan Rasulullah SAW bersabda:

نِعْمَتَانِ مَغْبُورٌ فِيهِمَا كَثِيرٌ مِنَ النَّاسِ ، الصِّحَّةُ وَالْفَرَاغُ

Artinya: “Dua kenikmatan yang sering dilupakan oleh kebanyakan manusia adalah kesehatan dan waktu luang.” (HR. Bukhori, Tirmidzi, Ibnu Majah)

Terkadang seseorang memiliki badan yang sehat, akan tetapi tidak memiliki waktu luang. Ada juga yang sebaliknya memiliki waktu luang namun badannya tidak sehat. Apabila seseorang memiliki dua nikmat ini yaitu sehat dan waktu luang,

akan tetapi tidak bersyukur atas nikmat tersebut dan melalaikan segala perintah-Nya sehingga kedua nikmat tersebut berlalu tanpa manfaat, maka ia termasuk orang yang tertipu. Dari Ibnu ‘Abbas, Rasulullah shallallahu ‘alaihi wa sallam bersabda:

إِغْتَنِمْ خَمْسًا قَبْلَ خَمْسٍ : شَبَابًا قَبْلَ هَرَمٍ مَكَ ، وَ صِحَّةً قَبْلَ سَقَمٍ ، وَ غِنًى  
كَ قَبْلَ فَقْرٍ ، وَ فَرَاغًا قَبْلَ شُغْلٍ ، وَ حَيَاةً قَبْلَ مَوْتٍ

Artinya: “Manfaatkanlah lima perkara sebelum lima perkara, waktu mudamu sebelum datang waktu tuamu, waktu sehatmu sebelum datang waktu sakitmu, masa kayamu sebelum datang masa kefakiranmu, masa luangmu sebelum datang masa sibukmu, hidupmu sebelum datang matimu.”

Pada hadis di atas disebutkan kembali agar senantiasa memaksimalkan segala sesuatu ketika masih diberikan nikmat kesehatan. Namun apabila seseorang menderita suatu penyakit hendaknya tetap melakukan ikhtiar atau usaha supaya dapat kembali sehat. Salah satunya dengan berobat, sebagaimana sabda Rasulullah shallallahu ‘alaihi wa sallam:

حَدَّثَنَا هَارُونُ بْنُ مَعْرُوفٍ وَأَبُو الطَّاهِرِ وَأَحْمَدُ بْنُ عِيسَى قَالُوا حَدَّثَنَا ابْنُ وَهْبٍ  
أَخْبَرَنِي عَمْرُو وَهُوَ ابْنُ الْحَارِثِ عَنْ عَبْدِ رَبِّهِ بْنِ سَعِيدٍ عَنْ أَبِي الرَّبِيعِ عَنْ  
جَابِرٍ عَنْ رَسُولِ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ أَنَّهُ قَالَ لِكُلِّ دَاءٍ دَوَاءٌ فَإِذَا أُصِيبَ  
دَوَاءُ الدَّاءِ بَرَأَ بِإِذْنِ اللَّهِ عَزَّ وَجَلَّ

Artinya: Telah menceritakan kepada kami Harun bin Ma’ruf dan Abu Ath Thahir serta Ahmad bin ‘Isa mereka berkata; Telah menceritakan kepada kami Ibnu Wahb; Telah mengabarkan kepadaku ‘Amru, yaitu Ibnu al-Harits dari ‘Abdu Rabbih bin Sa’id dari Abu Az Zubair dari Jabir dari Rasulullah shallallahu ‘alaihi wasallam, beliau bersabda: ”Setiap penyakit ada obatnya. Apabila ditemukan obat yang tepat

untuk suatu penyakit, akan sembuhlah penyakit itu dengan izin Allah ‘azza wajalla.”  
(HR. Muslim)

Berdasarkan hadis di atas Rasulullah memerintahkan umatnya untuk berobat apabila memiliki suatu penyakit. Berobat tidak menentang tawakkal, sama halnya dengan menolak rasa lapar, rasa dahaga, rasa panas, dan rasa dingin dengan hal yang sebaliknya. Ungkapan Nabi “setiap penyakit ada obatnya” ini memberikan dorongan kepada orang yang sakit dan juga dokter yang mengobatinya, selain itu juga mengandung anjuran untuk mencari obat dan menelitinya.

Pada hadis lain Rasulullah SAW menyebutkan bahwa semua penyakit ada obatnya kecuali satu jenis penyakit. Hadis tersebut diriwayatkan oleh Imam Ahmad bahwasannya Rasulullah shallallahu ‘alaihi wa sallam bersabda:

كُنْتُ عِنْدَ النَّبِيِّ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ، وَجَاءَتِ الْأَعْرَابُ، فَقَالَ: يَا رَسُولَ اللَّهِ،  
أُتَدَاوَى؟ فَقَالَ: نَعَمْ يَا عِبَادَ اللَّهِ، تَدَاوَوْا، فَإِنَّ اللَّهَ عَزَّ وَجَلَّ لَمْ يَضَعْ دَاءً إِلَّا  
وَضَعَ لَهُ شِفَاءً غَيْرَ دَاءٍ وَاحِدٍ. قَالُوا: مَا هُوَ؟ قَالَ: الْهَرَمُ

Artinya: “Aku pernah berada di samping Rasulullah, Lalu datanglah serombongan Arab Badui. Mereka bertanya, ‘Wahai Rasulullah, bolehkah kami berobat?’ Beliau menjawab, ‘Iya, wahai para hamba Allah, berobatlah. Sebab, Allah tidaklah meletakkan sebuah penyakit melainkan meletakkan pula obatnya, kecuali satu penyakit.’ Mereka bertanya, ‘Penyakit apa itu?’ Beliau menjawab, ‘Penyakit tua.’”  
(HR. Ahmad)

Al-Qur’an sendiri merupakan suatu obat bagi segala jenis penyakit, hal tersebut sesuai dengan firman Allah dalam QS. Al-Isra ayat 82:

وَنُنَزِّلُ مِنَ الْقُرْآنِ مَا هُوَ شِفَاءٌ وَرَحْمَةٌ لِّلْمُؤْمِنِينَ وَلَا يَزِيدُ الظَّالِمِينَ إِلَّا خَسَارًا

Artinya: “Kami turunkan dari Al-Qur’an sesuatu yang menjadi penawar dan rahmat

bagi orang-orang mukmin, sedangkan bagi orang-orang zalim (Al-Qur'an itu) hanya akan menambah kerugian.” (QS. Al-Isra 17:82)

Sakit yang diberikan oleh Allah bukanlah azab atau musibah, justru sakit memiliki banyak hikmah diantaranya sakit dapat membuat seseorang semakin dekat dengan Allah dan senantiasa mengingat Allah, sakit juga dapat memberikan pengetahuan baru terkait jenis penyakit dan cara pengobatannya, selain itu orang yang sakit dosa-dosanya akan dihapus dan doa nya akan dikabulkan oleh Allah.



## **BAB III**

### **METODE PENELITIAN**

#### **3.1. Jenis Penelitian**

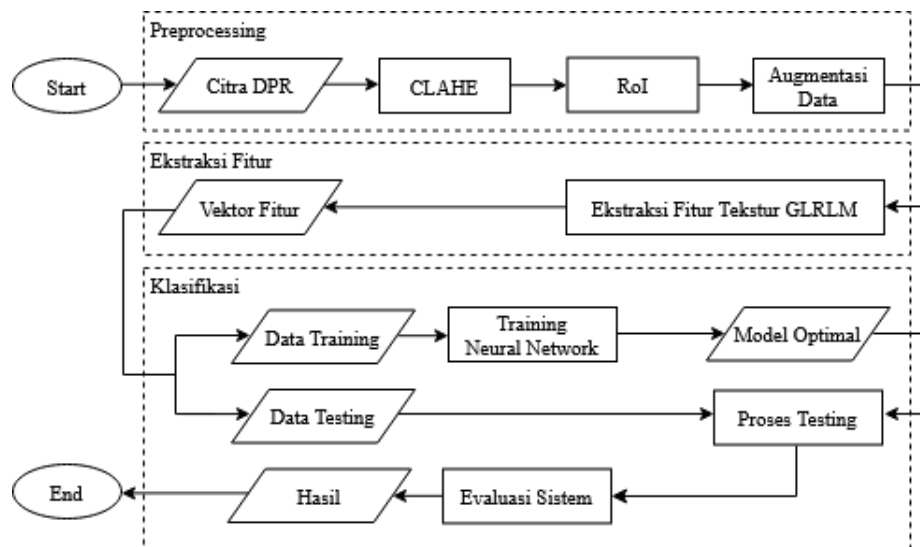
Penelitian tentang analisis citra DPR untuk deteksi osteoporosis menggunakan metode ekstraksi fitur GLRLM dan klasifikasi *Neural Network* termasuk dalam jenis penelitian terapan yang dilihat dari aspek fungsinya. Hasil klasifikasi ini bertujuan sebagai alternatif deteksi yang tepat dan mempercepat pemeriksaan osteoporosis. Penelitian terapan juga dapat diartikan sebagai suatu tindakan aplikatif untuk pemecahan masalah tertentu.

#### **3.2. Jenis dan Sumber Data**

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data sekunder. Data yang digunakan yaitu data citra DPR yang terfokus pada bagian tulang mandibula. Data citra DPR diperoleh dari Laboratorium Klinik Pramita Jl. Raya Jemur Andayani 67 Surabaya. Jumlah data citra DPR sebanyak 98 data dengan rincian, 57 data tulang normal, 26 data tulang osteopenia, dan 15 data tulang osteoporosis. Data ini akan dilihat tingkat kepadatan pada bagian tulang mandibula menggunakan analisis tekstur GLRLM untuk mendapatkan ekstraksi fitur yang nantinya digunakan sebagai *input* klasifikasi *Neural Network* agar mendapat hasil klasifikasi tulang normal, osteopenia, dan osteoporosis.

#### **3.3. Kerangka Penelitian**

Penyelesaian masalah dari penelitian ini dapat dibuat langkah-langkah seperti pada gambar di bawah.



**Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian**

Berdasarkan Gambar 3.1 tahapan dalam penelitian ini adalah:

1. *Input* data citra DPR

Data citra DPR yang telah diperoleh sebelumnya (98 data dengan rincian 57 data tulang normal, 26 data tulang osteopenia, dan 15 data tulang osteoporosis) akan digunakan sebagai *input*. Data citra DPR tersebut dalam format bmp berukuran 1976 x 976 *pixel* yang telah diklasifikasikan oleh ahli ke dalam tiga kelas.

2. Melakukan proses perbaikan citra menggunakan CLAHE

Pada tahap *preprocessing* dilakukan peningkatan kontras citra menggunakan metode CLAHE dengan menggunakan Persamaan 2.1

3. Melakukan proses RoI

Data selanjutnya akan melalui proses RoI berupa *cropping* pada tulang mandibular kanan dan kiri, dengan ukuran masing-masing sebesar 80 x 100 *pixel*. Proses RoI bertujuan agar citra DPR hanya terfokus pada tulang mandibular sehingga hasil yang diperoleh lebih optimal.

#### 4. Melakukan augmentasi data

Data osteoporosis dan osteopenia akan diaugmentasi untuk menyeimbangkan jumlah data dengan menggunakan refleksi dua arah yaitu refleksi sumbu x (*horizontal flip*) dan refleksi sumbu y (*vertical flip*). Jumlah data yang dihasilkan setelah proses augmentasi sebanyak 60 data tulang osteoporosis, 52 data osteopenia, dan 57 data tulang normal. Sehingga total data keseluruhan sebanyak 169 data citra DPR.

#### 5. Melakukan analisis tekstur menggunakan GLRLM

Data akan melalui tahap ekstraksi fitur untuk memperoleh nilai vektor fiturnya. Pada penelitian ini ekstraksi fitur tekstur yang digunakan metode GLRLM dengan menggunakan Persamaan 2.2 sampai Persamaan 2.12 dengan menggunakan empat sudut yang berbeda yaitu sudut  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$ .

#### 6. Membagi data menjadi data *training* dan data *testing*

Sebelum dilakukan proses klasifikasi data akan dibagi kedalam dua jenis yaitu data *training* dan data *testing* menggunakan *k-fold cross validation*.

#### 7. Klasifikasi *Neural Network*

Data *training* akan diproses dengan menggunakan klasifikasi *Neural Network* untuk mendapatkan model optimal yang nantinya akan digunakan oleh data *testing* dalam menentukan klasifikasi osteoporosis, osteopenia, dan normal.

#### 8. Evaluasi sistem

Pada tahap ini pula akan dilakukan proses evaluasi sistem dengan menggunakan *confusion matrix multiclass*. Pada *confusion matrix multiclass* terdapat empat nilai yang diukur yaitu TP, TN, FN, dan FP dengan

menggunakan Persamaan 2.26 sampai Persamaan 2.29. Sedangkan tiga parameter yang digunakan yaitu akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas dengan menggunakan Persamaan 2.30, 2.31, dan 2.32.