

**DETEKSI OSTEOPOROSIS MELALUI ANALISA TEKSTUR METODE
GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX (GLRLM) CITRA X-RAY
TULANG LUTUT DENGAN METODE KLASIFIKASI *EXTREME*
*LEARNING MACHINE (ELM)***

SKRIPSI

Oleh :
MAZIATUL MAULIDIYAH
NIM. 18640010



**PROGRAM STUDI FISIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2023**

HALAMAN PENGAJUAN

DETEKSI OSTEOPOROSIS MELALUI ANALISA TEKSTUR METODE *GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX* (GLRLM) CITRA X-RAY TULANG LUTUT DENGAN METODE KLASIFIKASI *EXTREME LEARNING MACHINE* (ELM).

SKRIPSI

Diajukan kepada :
Fakultas Sains Dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan Dalam
Memperoleh Gelar Sarjana Sains (S.Si)

Oleh :
MAZIATUL MAULIDIYAH
NIM. 18640010

**PROGRAM STUDI FISIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2023**

HALAMAN PERSETUJUAN

DETEKSI OSTEOPOROSIS MELALUI ANALISA TEKSTUR METODE *GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX* (GLRLM) CITRA *X-RAY* TULANG LUTUT DENGAN METODE KLASIFIKASI *EXTREME LEARNING MACHINE* (ELM)

Diperoleh untuk pendaftaran
SKRIPSI

Oleh:

MAZIATUL MAULIDIYAH
NIM. 18640010

Telah diperiksa dan disetujui untuk diuji
Pada tanggal, 28 Desember 2023

Pembimbing I



Dr. H. Agus Mulyono, S.Pd., M.Kes
NIP. 19750808 199903 1 003

Pembimbing II



Muthmainnah, M.Si
NIP. 19860325 201903 2 009

Mengetahui,
Ketua Program Studi



Wahid Tazi, M.Si

NIP. 19740730 200312 1 002

HALAMAN PENGESAHAN

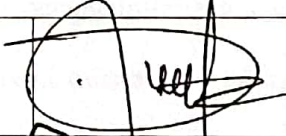
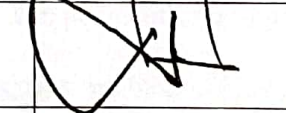
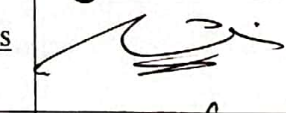
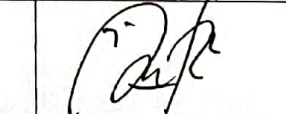
DETEKSI OSTEOPOROSIS MELALUI ANALISA TEKSTUR METODE *GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX* (GLRLM) CITRA X-RAY TULANG LUTUT DENGAN METODE KLASIFIKASI *EXTREME LEARNING MACHINE* (ELM).

SKRIPSI


Oleh :

MAZIATUL MAULIDIYAH
NIM. 18640010

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan Untuk
Memperoleh Gelar Serjana Sains (S.Si)
Pada Tanggal: 28 Desember 2023

Penguji Utama	<u>Dr. H. Mokhammad Tirono, M.Si</u> NIP. 19641211 199111 1 001	
Ketua Penguji	<u>Drs. Abdul Basid, M.Si</u> NIP. 19650504 199003 1 003	
Sekretaris Penguji	<u>Dr. H. Agus Mulyono, S.Pd., M.Kes</u> NIP. 19900905 201903 1 018	
Anggota Penguji	<u>Muthmainnah, M.Si</u> NIP. 19860325 201903 2 009	

Mengesahkan,
Dewan Program Studi



Muzammar Wazi, M.Si
NIP. 194073 0200312 1 002

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Maziatul Maulidiyah

NIM : 18640010

Jurusan : Fisika

Fakultas : Sains dan Teknologi

Judul Penelitian : Deteksi osteoporosis melalui analisa tekstur metode *gray level run length matrix* (glrlm) citra x-ray tulang lutut dengan metode klasifikasi *extreme learning machine* (elm).

Menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa skripsi yang saya tulis ini merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambil-alihan data, tulisan atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka. Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini hasil contekan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 28 Desember 2023

Yang Membuat Pernyataan



Maziatul Maulidiyah

NIM. 18640010

MOTTO

مَا وَدَّعَكَ رَبُّكَ وَمَا قَلَىٰ ﴿٣﴾ (الضحى/93:3)

“–your Lord has not abandoned you (Ad-Duha/93:3).
Surah Ad-Duha; reminds us that every night has a morning no matter how
long how dark, and during the long hours of that night.”

"وَمَنْ يَسْتَغْفِرْ لِعَفْوِ اللَّهِ، وَمَنْ يَسْتَغْنِ يُغْنِهِ اللَّهُ، وَمَنْ يَتَصَبَّرْ يُصَبِّرْهُ اللَّهُ، وَمَا أُعْطِيَ أَحَدٌ عَطَاءً خَيْرًا وَأَوْسَعَ
مِنَ الصَّبْرِ"

“Barangsiapa yang berusaha menjaga diri, maka allah akan menjaganya,
barangsiapa yang berusaha merasa cukup, maka Allah mencukupinya.
Barangsiapa yang berusaha bersabar, maka Allah akan menjadikan bisa
bersabar dan tidak ada seorangpun yang dianugerahi sesuatu yang melebihi
kesabaran”

HR Bukhari NO.1469

HALAMAN PERSEMBAHAN

Alhamdulillahirabbil'alamin, dengan mengucapkan rasa syukur atas rahmat Allah SWT. Sebagai ungkapan terimakasih, skripsi ini saya persembahkan untuk :

1. Bidadari surga saya, Al-ummu madrasatul ula Almh. Nurul Hidayah yang selalu mendo'akan, mendukung, dan selalu memberi semangat disegala keadaan saya. Terimakasih atas segala kasih sayang serta dedikasi selama ini serta menjadi alasan untuk selalu semangat.
2. Cinta pertama saya, pahlawan keluarga Alm. H. Nur Hadi yang selalu mendo'akan, mendukung, menemani, dan selalu memberi semangat disegala keadaan saya. Terimakasih atas segala kasih sayang serta dedikasi selama ini serta menjadi alasan untuk selalu semangat.
3. Keluarga besar saya yang selalu mendukung dan memberikan semangat kepada saya.
4. Dosen pembimbing saya Bapak Dr. H. Agus Mulyono, S.Pd.,M.Kes dan Ibu Muthmainnah, M.Si yang senantiasa sabar membimbing saya dalam menyelesaikan penulisan skripsi ini. Untuk bapak wali dosen Dr. H. Mokhammad Tirono, M.Si yang telah membantu dan memberi arahan selama masa perkuliahan.Serta terimakasih kepada Bapak/Ibu dosen yang telah membimbing dan mendampingi saya dalam menuntut ilmu di UIN Maulana Malik Ibrahim Malang.
5. Lelaki yang telah kebersamai selama kuliah, terima kasih atas segala bantuan baik waktu maupun materil. Terima kasih mas.
6. Sahabat selama kuliah; ciwi faza18, kost hijau, dan meow squad. Terima kasih telah meluangkan waktu untuk berjuang bersama menikmati suka duka masa perkuliahan. Semoga selalu senantiasa dalam lindungan Allah.
7. Kepada semua pihak yang telah membantu dalam penyusunan penulisan skripsi ini yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu.
8. Terakhir untuk diri saya sendiri, terima kasih telah terus konsisten, terima kasih telah bangkit dan berjuang untuk menyelesaikan penulisan skripsi ini.

KATA PENGANTAR

Alhamdulillahirabbil ‘alamin, puji syukur kehadirat Allah SWT yang telah memberikan rahmat yang begitu luasnya kepada kami, sehingga sampai saat ini penulis dapat dapat menyelesaikan proposal skripsi yang berjudul **“Deteksi Osteoporosis Melalui Analisis Tekstur Citra Tulang Lutut Dengan Menggunakan Metode Ekstraksi Fitur *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) Dan Klasifikasi *Extreme Learning Machine* (ELM)”** sebagai tugas akhir untuk memenuhi persyaratan memperoleh gelar Sarjana Sains (S.Si). Sholawat serta salam penulis panjatkan kepada baginda Rasulullah Muhammad SAW yang telah menuntun manusia dari zaman jahiliyah menuju zaman yang penuh dengan pencerahan seperti saat ini.

Atas selesainya penulisan skripsi ini, penulis menyampaikan banyak terima kasih kepada :

1. Prof. Dr. H. M. Zainuddin, M.A., selaku Rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Prof. Dr. Hj. Sri Harini, M.Si., selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. Imam Tazi, M.Si., selaku Ketua Jurusan Fisika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Dr. H. Agus Mulyono, S.Pd,M.Kes selaku Dosen Pembimbing Skripsi yang dengan sabar telah membimbing sehingga penyusunan skripsi dapat terselesaikan dengan baik.

5. Ibu Muthmainnah, M.Si selaku Dosen Pembimbing Integrasi Sains dan Islam yang membantu memberikan arahan terkait integrasi nilai keislaman.
6. Dr. H. Mokhammad Tirono, M.Si selaku Dosen Wali dan Dosen Penguji yang dengan sabar telah membimbing penulis selama proses perkuliahan sampai penyusunan skripsi dapat terselesaikan dengan baik.
7. Drs. Abdul Basid, M.Si selaku Dosen Penguji yang dengan sabar telah membimbing serta memberi arahan selama proses perkuliahan sampai penyusunan skripsi dapat terselesaikan dengan baik.
8. Segenap Dosen, Laboran dan Admin Program Studi Fisika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang yang senantiasa memberikan ilmu pengetahuan dan pengalaman kepada penulis.
9. Keluarga khususnya Almh. Ummik dan Alm. Aba yang selama ini selalu memberikan dukungan do'a serta semangat agar penulis senantiasa diberikan kemudahan dalam setiap langkahnya
10. Teman-teman fisika semua angkatan yang selalu membantu menjadi penyemangat untuk menyelesaikan skripsi ini.
11. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu, atas keikhlasan membantu motivasi, doa dan saran sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.

Semoga Allah membalas kebaikan mereka semua. Penulis menyadari bahwa dalam penulisan skripsi ini masih jauh dari mata sempurna maka penulis mohon masukkan dan kritikan supaya dapat mengevaluasi dan memperbaiki agar

lebih baik. Akhir kata, penulis berharap semoga penelitian skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca.

Malang, 28 Desember 2023

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGAJUAN	ii
HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PENGESAHAN	iv
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	v
MOTTO	vi
HALAMAN PERSEMBAHAN	vii
KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR TABEL	xiv
DAFTAR LAMPIRAN	xv
ABSTRAK	xvi
ABSTRACT	xvii
المخلص	xviii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	6
1.3 Tujuan Penelitian	6
1.4 Manfaat Penelitian	7
1.5 Batasan Masalah	7
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	9
2.1 Osteoporosis	9
2.1.1 Klasifikasi Osteoporosis	10
2.1.2 Faktor Risiko	11
2.1.3 Deteksi Osteoporosis	11
2.1.4 Biofisika Tulang	13
2.2 Tulang Lutut	15
2.3 Sinar-X (<i>x-ray</i>)	16
2.4 Pengolahan Citra	19
2.4.1 Citra Biner	20
2.4.2 Citra <i>Grayscale</i>	20
2.4.3 Citra warna (RGB)	21
2.5 <i>Gray Level Run Length Matrix</i> (GLRLM)	22
2.6 <i>Extreme Learning Machine</i> (ELM)	27
2.6.1 Algoritma ELM	30
2.6.2 Metode Analisis Kinerja ELM	31
2.7 <i>Confusion Matrix</i>	32
BAB III METODE PENELITIAN	35
3.1 Jenis Penelitian	35
3.2 Langkah Penelitian	35
3.2.1 Dataset	36
3.2.2 <i>Preprocessing</i>	37

3.2.3 Ekstraksi Fitur	37
3.2.4 Klasifikasi.....	38
3.2.5 Perhitungan akurasi data.....	39
3.2.6 Pembuatan Sistem Aplikasi	40
3.3 Teknik Pengambilan Data.....	41
3.3.1 Analisa Tekstur <i>Gray Level Run Length Matrix</i> (GLRLM)?.....	41
3.3.2 Klasifikasi Extreme Learning Machine.....	42
3.4 Teknik Analisis Data	44
3.4.1 Perhitungan Kinerja Sistem ELM dan Validitas Data (<i>confussion matrix</i>)	44
3.4.2 Analisis Karakteristik Tekstur Tulang Berdasarkan Fitur GLRLM.....	44
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	46
4.1 Data Hasil Penelitian	46
4.1.1 Anatomi Tulang Lutut	46
4.1.2 <i>Preprocessing</i> Citra	47
4.1.3 Ekstraksi Fitur	50
4.1.4 Klasifikasi <i>Extreme Learning Machine</i> (ELM).....	55
4.1.5 Implementasi Perancangan GUI MATLAB	64
4.1.6 Karakteristik Tekstur Tulang.....	68
4.2 Kajian Integrasi Islam.....	74
BAB V PENUTUP.....	79
5.1 Kesimpulan	79
5.2 Saran	80
DAFTAR PUSTAKA	82
LAMPIRAN.....	84

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Struktur Mikrografi Tulang Normal dan Osteoporosis	9
Gambar 2. 2 Tulang Penyusun Sendi Lutut (Genu)	16
Gambar 2. 3 Citra Warna, Citra Grayscale, dan Citra Biner	19
Gambar 2. 4 Citra <i>Grayscale</i> dan Nilai Piksel Citra <i>Grayscale</i>	20
Gambar 2. 5 Citra Warna RGB (a), Komponen R (b), Komponen G (c), dan Komponen B (d)	21
Gambar 2. 6 Orientasi Sudut Arah	23
Gambar 2. 7 Matriks Contoh Nilai Piksel Citra	24
Gambar 2. 8 Matriks GLRLM contoh nilai piksel citra, a) 0°, b) 45°, c) 90°, dan d) 135°	24
Gambar 2. 9 Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner	28
Gambar 2. 10 Struktur <i>Extreme Learning Machine</i>	29
Gambar 3. 1 <i>Flowchart</i> langkah-langkah penelitian	36
Gambar 3. 2 <i>Flowchart</i> Rancangan Desain Sistem	40
Gambar 3. 3 Desain Sistem <i>Interface GUI</i>	40
Gambar 4. 1 Anatomi Tulang Lutut	47
Gambar 4. 2 Grafik <i>Training Data</i>	58
Gambar 4. 3 Grafik <i>Testing Data</i>	59
Gambar 4. 4 Pemilihan <i>Blank App</i> untuk pembuatan software aplikasi	64
Gambar 4. 5 Pembuatan menu desain aplikasi	65
Gambar 4. 6 Pemanggilan Editor MATLAB pada <i>Code View</i>	65
Gambar 4. 7 <i>Interface App Design</i> Deteksi Osteoporosis	66
Gambar 4. 8 Tampilan Direktori Penyimpanan Citra	66
Gambar 4. 9 Tampilan <i>Preprocessing</i> Citra	67
Gambar 4. 10 Tampilan Panel Fitur GLRLM setelah Proses Ekstraksi Fitur/Ciri	67

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Klasifikasi diagnostik osteoporosis berdasarkan kriteria WHO (Pusdatin, 2020)	13
Tabel 2. 2 Tabel <i>Confusion Matrix</i>	33
Tabel 3. 1 Data Analisa Tekstur GLRLM.....	41
Tabel 3. 2 Data Input <i>Extreme Learning Machine</i>	43
Tabel 3. 3 Kinerja Sistem ELM dan Validitas Data.....	44
Tabel 3. 4 Karakteristik Tekstur Tulang	45
Tabel 4. 1 Data rata-rata fitur GLRLM pada data <i>training</i>	54
Tabel 4. 2 Data rata-rata fitur GLRLM pada data <i>testing</i>	55
Tabel 4. 3 Normalisasi T-Score BMD	57
Tabel 4. 4 Hasil MSE dan RMSE Training	58
Tabel 4. 5 Hasil MSE dan RMSE <i>Testing</i>	59
Tabel 4. 6 Hasil pengujian data citra tulang <i>patella</i>	61
Tabel 4. 7 <i>Confussion Matrix</i>	61
Tabel 4. 8 <i>Average</i> Fitur GLRLM.....	68
Tabel 4. 9 <i>Range</i> nilai fitur GLRLM	69
Tabel 4. 10 Karakteristik tekstur berdasarkan kelompok tulang.....	69

DAFTAR LAMPIRAN

LAMPIRAN 1.....	85
LAMPIRAN 2.....	90

ABSTRAK

Maulidiyah, Maziatul. 2023. **Deteksi Osteoporosis Melalui Analisa Tekstur Metode *Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)* Citra *X-Ray* Tulang Lutut Dengan Metode *Klasifikasi Extreme Learning Machine (ELM)***. Skripsi. Progam Studi Fisika. Fakultas Sains dan Teknologi. Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
Pembimbing: (I) Dr. H. Agus Mulyono, S.Pd.,M.Kes (II) Muthmainnah, M.Si

Kata Kunci: Deteksi Osteoporosis, T-Score BMD, Gray Level Run Length Matrix, Extreme Learning Machine

Osteoporosis merupakan salah satu penyakit yang menjadi permasalahan kesehatan diseluruh negara. Menurut data statistik, *World Health Organization (WHO)* menyebutkan pada tahun 2050 nanti dari 200 juta orang yang menderita osteoporosis di seluruh dunia diperkirakan sekitar 6,3 juta orang akan mengalami patah tulang pinggul setiap tahunnya yangmana lebih dari setengahnya terdapat di Asia. Penyakit osteoporosis didiagnosa dengan mengukur kepadatan tulang (*Bone Mineral Density*). Densitometri DEXA (*Dual Energy X-ray Absorptometry*) merupakan salah satu metode yang digunakan dalam pengukuran BMD. Namun, penggunaan alat ini membutuhkan biaya mahal sehingga membutuhkan alternatif lain untuk mendeteksi osteoporosis yaitu dengan menganalisa citra tulang menggunakan sistem komputer. Citra tulang akan diekstraksi fitur teksturnya menggunakan *Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)* dan diklasifikasi melalui algoritma *Extreme Learning Machine (ELM)* untuk memebedakan citra tulang normal, osteopenia dan osteoporosis. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui hasil dan akurasi kinerja sistem prediksi GLRLM-ELM dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan jenis tulang dan untuk mengetahui karakteristik fisik tekstur yang dihasilkan pada masing-masing citra tulang (normal; osteopenia; osteoporosis). Hasil yang diperoleh dengan ekstraksi fitur GLRLM dan klasifikasi menggunakan ELM menghasilkan kinerja sistem yang optimal dibuktikan dengan nilai MSE= 0.005437 pada proses training dan MSE= 0.005022 pada proses testing dengan percobaan *node hidden* 18 serta didapatkan akurasi sebesar 100%. Kemudian berdasarkan hasil analisa citra menunjukkan karakteristik citra kelas tulang normal memiliki permukaan citra yang halus, citra kelas osteoporosis memiliki permukaan citra yang kasar, dan kelas osteopenia berada di antara keduanya. Hasil dari sistem klasifikasi ini diharapkan dapat membantu tenaga medis dalam menganalisa citra *x-ray* untuk mendeteksi penyakit osteoporosis.

ABSTRACT

Maulidiyah, Maziatul. 2023. **Deteksi Osteoporosis Melalui Analisa Tekstur Metode *Gray Level Run Length Matrix (GLRLM) Citra X-Ray Tulang Lutut Dengan Metode Klasifikasi Extreme Learning Machine (ELM)***. Thesis. Physics Study Program. Faculty of Science and Technology. Maulana Malik Ibrahim State Islamic University Malang.
Advisor: (I) Dr. H. Agus Mulyono, S.Pd., M.Kes (II) Muthmainnah, M.Si

Keywords: Osteoporosis, T-Score BMD, Gray Level Run Length Matrix, Extreme Learning Machine

Osteoporosis is a disease that is a health problem throughout the country. According to statistical data, *World Health Organization (WHO)* stated that in 2050, of the 200 million people suffering from osteoporosis worldwide, it is estimated that around 6.3 million people will experience hip fractures each year, of which more than half will be in Asia. Osteoporosis is diagnosed by measuring bone density (*Bone Mineral Density*). Densitometri DEXA (*Dual Energy X-ray Absorptometry*) is one of the methods used to measure BMD. However, using this tool is expensive so it requires another alternative to detect osteoporosis, namely by analyzing bone images using a computer system. The bone image will have its texture features extracted using *Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)* and classified through algorithms *Extreme Learning Machine (ELM)* to differentiate between normal bone images, osteopenia and osteoporosis. The aim of this research is to determine the results and accuracy of the performance of the GLRLM-ELM prediction system in detecting and classifying bone types and to determine the physical characteristics of the texture produced in each bone image (normal; osteopenia; osteoporosis). The results obtained by GLRLM feature extraction and classification using ELM produce optimal system performance as evidenced by the value of MSE= 0.005437 in the training process and MSE= 0.005022 in the testing process with experiments *node hidden* 18 and obtained an accuracy of 100%. Then, based on the results of image analysis, it shows that the characteristics of the normal bone class image have a smooth image surface, the osteoporosis class image has a rough image surface, and the osteopenia class is somewhere in between. It is hoped that the results of this classification system can help medical personnel in analyzing x-ray images to detect osteoporosis.

المخلص

مولدياه، مازياتول. 2023 اكتشاف هشاشة العظام من خلال تحليل النسيج باستخدام مصفوفة الطول الرمادي للمستوى (GLRLM) في صور الأشعة السينية لعظام الركبة بطريقة تصنيف آلة التعلم الشديدة. (ELM) رسالة جامعية. برنامج الدراسة في الفيزياء. كلية العلوم والتكنولوجيا. جامعة الإسلامية الحكومية مولانا مالك إبراهيم مالانج. المشرفون: (أ) الدكتور أغوس موليونو، س.بد، م.كيس (أ) موثمينة، م.س

الكلمات الرئيسية: المجالات الكهربائية، الحركة، الحيوانات المنوية، الفرن

الهشاشة العظمية هي إحدى الأمراض التي تشكّل مشكلة صحية في جميع أنحاء العالم. وفقًا للإحصائيات، تشير منظمة الصحة العالمية إلى أنه بحلول عام 2050، من المتوقع أن يعاني حوالي 6.3 مليون شخص سنويًا من كسور في الحوض من بين 200 مليون شخص يعانون من هشاشة العظام في جميع أنحاء العالم، وأكثر من نصفهم يعيشون في قارة آسيا. تتم تشخيص مرض هشاشة العظام عن طريق قياس كثافة العظم (كتلة المعدن العظمية). تعتبر دينسيتومتري ديكسا (Dual Energy X-ray Absorptometry) واحدة من الطرق المستخدمة في قياس كتلة العظام. ومع ذلك، يتطلب استخدام هذا الجهاز تكلفة عالية، مما يستلزم وجود بديل لاكتشاف هشاشة العظام، وهو تحليل صور العظام باستخدام نظام الكمبيوتر. سيتم استخراج خصائص نسيج العظم باستخدام مصفوفة طول السطر الرمادي (GLRLM) وتصنيفها من خلال خوارزمية Extreme Learning Machine (ELM) للتمييز بين صور العظام الطبيعية وهشاشة العظام. الهدف من هذا البحث هو معرفة نتائج وأداء نظام التنبؤ GLRLM-ELM في اكتشاف وتصنيف أنواع العظام ومعرفة الخصائص الفيزيائية للنسيج المستخرج في كل صورة عظم (طبيعية؛ هشاشة العظام؛ هشاشة العظام). أظهرت نتائج استخراج خصائص GLRLM والتصنيف باستخدام ELM أداء نظام مثاليًا بقيمة $MSE= 0.005437$ في عملية التدريب و $MSE= 0.005022$ في عملية الاختبار مع تجربة عقد العقد 18 وتحقيق دقة بنسبة 100%. ثم بناءً على نتائج تحليل الصور، أظهرت صور الفئة العظمية الطبيعية خصائص سطحية ناعمة، في حين أن لدى صور هشاشة العظام سطحًا خشنًا، وتكون فئة هشاشة العظام في الوسط بينهما. من المتوقع أن يساعد نظام التصنيف هذا الفريق الطبي في تحليل صور الأشعة السينية لاكتشاف مرض هشاشة العظام.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Tubuh manusia merupakan rangkaian tulang-tulang yang tersusun secara teratur dan berfungsi sebagai tempat melekatnya otot dan pelindung organ lunak. Pertumbuhan tulang sudah terbentuk sejak masih dalam kandungan yang kemudian berkembang terus-menerus sampai dekade kedua sehingga menjadi susunan yang teratur. Allah SWT telah menjelaskan proses penciptaan manusia secara terperinci di dalam Al-Qur'an, yaitu pada Q.S Al-Mukminun ayat 12-14:

وَلَقَدْ خَلَقْنَا الْإِنْسَانَ مِنْ سُلَالَةٍ مِّنْ طِينٍ ﴿١٢﴾ ثُمَّ جَعَلْنَاهُ نُطْفَةً فِي قَرَارٍ مَّكِينٍ ﴿١٣﴾ ثُمَّ خَلَقْنَا
النُّطْفَةَ عَلَقَةً فَخَلَقْنَا الْعَلَقَةَ مُضْغَةً فَخَلَقْنَا الْمُضْغَةَ عِظْمًا فَكَسَوْنَا الْعِظْمَ لَحْمًا ثُمَّ أَنْشَأْنَاهُ خَلْقًا آخَرَ
فَتَبَارَكَ اللَّهُ أَحْسَنُ الْخَالِقِينَ ﴿١٤﴾ (المؤمنون/23: 12-14)

Artinya: "Sungguh, Kami telah menciptakan manusia dari sari pati (yang berasal) dari tanah. Kemudian, Kami menjadikannya air mani di dalam tempat yang kukuh (rahim). Kemudian, air mani itu Kami jadikan sesuatu yang menggantung (darah). Lalu, sesuatu yang menggantung itu Kami jadikan segumpal daging. Lalu, segumpal daging itu Kami jadikan tulang belulang. Lalu, tulang belulang itu Kami bungkus dengan daging. Kemudian, Kami menjadikannya makhluk yang (berbentuk) lain. Mahasuci Allah sebaik-baik pencipta." Q.s Al-Mu'minun/23: 12-14 (Terjemah Kemenag 2019)

Ayat tersebut menjelaskan bahwa Allah menciptakan semua unsur yang menyusun tubuh manusia dalam kondisi seimbang posturnya hingga tampak bentuk keindahan serta sempurna ciptaannya. Begitu pula dengan tulang, susunan tulang yang sangat teratur sangat berpengaruh pada berbagai fungsinya. Tulang selalu tumbuh dan berkembang seiring dengan bertambahnya usia, sehingga kecenderungan terkena penyakit juga semakin tinggi jika disertai pola hidup yang tidak sehat. Salah satu penyakit yang menjadi permasalahan di seluruh negara dan menjadi isu global dalam bidang kesehatan yakni penyakit osteoporosis.

Osteoporosis merupakan penyakit tulang yang berhubungan dengan proses penuaan ditandai dengan penurunan massa tulang dan perubahan struktur mikroarsitektur jaringan tulang, sehingga terjadi penurunan kekuatan tulang dan peningkatan kerapuhan tulang (tulang mudah patah) (Syafira et al., 2020). Penyakit ini dikenal juga sebagai *silent epidemic*, karena menyerang secara diam dengan cara mencuri kekuatan mineral dari tulang tanpa disadari dan tidak adanya tanda khusus yang tampak.

Dengan adanya masalah kesehatan yang berhubungan dengan proses penuaan (lansia), Usmah bin Syarik radhiallahu'anhu berkata:

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

Artinya: “Aku pernah berada di samping Rasulullah Shallahu ‘alaihi wa sallam. Lalu datanglah rombongan Arab dusun. Mereka bertanya, ‘Wahai Rasulullah, bolehlah kami berobat?’ Beliau menjawab, ‘Iya, wahai para hamba Allah, berobatlah. Sebab Allah Subhanahu wa Ta’ala tidaklah meletakkan sebuah penyakit melainkan meletakkan pula obatnya, kecuali satu penyakit.’ Mereka bertanya: ‘penyakit apa itu?’ Beliau menjawab: ‘penyakit tua.’ ” (HR. Ahmad, Al-Bukhari dalam Al-Adabul Mufrad. Syaikhuna Muqbil bin Hadi Al-Wadi’I menshahihkan hadits ini dalam kitabnya Al-Jami’ Ash-Shahih mimma Laisa fish Shahain, 4/486) (Hafil, 2020).

Berdasarkan hadist diatas dapat diketahui bahwa peyakit tua (lansia) merupakan salah satu penyakit yang tidak ada obatnya, seperti contohnya penyakit osteoporosis. Osteoporosis sangat membutuhkan perhatian khusus dikarenakan penyakit ini beresiko mengalami fraktur, cacat tubuh, bahkan timbul komplikasi hingga menyebabkan kematian. Penyakit ini dapat terjadi pada semua usia terutama pada kaum lanjut usia, sehingga menjadi ancaman bagi kehidupan manusia. Menurut data statistik, *World Health Organization (WHO)* menyebutkan pada tahun 2050 nanti dari 200 juta orang yang menderita osteoporosis di seluruh

dunia diperkirakan sekitar 6,3 juta orang akan mengalami patah tulang pinggul setiap tahunnya yangmana lebih dari setengahnya terdapat di Asia (W H O, 2007).

Pada dasarnya semua penyakit berasal dari Allah, maka Allah jugalah yang akan memberi kesembuhan. Untuk mecapai kesembuhan tersebut tentunya membutuhkan usaha yang maksimal. Salah satu bentuk usaha dalam kesembuhan yaitu dengan memelihara dan segera berobat bila menderita sakit. Seperti halnya jika mengalami penyakit lansia (osteoporosis), penyakit ini juga dapat dicegah. Cara terbaik untuk mencegah osteoporosis adalah dengan menjaga pola hidup sehat, seperti mengonsumsi makanan seimbang, memenuhi kebutuhan nutrisi tinggi serat, rendah lemak, dan tinggi kalsium (1.000 - 1.200 mg kalsium per hari), rutin berolahraga, tidak merokok dan tidak mengonsumsi alkohol. Selain itu, untuk pencegahannya dapat dilakukan dengan cara pendeteksian dini kondisi tulang secara aktual seperti mengukur kepadatan tulang (*Bone Mineral Density*). Metode yang dapat diupayakan dalam pengukuran BMD antara lain, metode Densitometri DEXA (*Dual Energy X-ray Absorptometry*), Densitometri US (*ultrasound*), pemeriksaan CT (*Computed Tomography*) atau dengan pemeriksaan *histomorfetri* tulang (Rukmoyo, 2017). Namun untuk memakai alat ini membutuhkan biaya yang cukup mahal dan di Indonesia alat-alatnya masih terbatas. Oleh karena itu, diperlukan alternatif lain untuk melakukan pendeteksian BMD pada pasien osteoporosis.

Alternatif deteksi osteoporosis dapat dilakukan dengan cara menganalisa tekstur dari citra *x-ray*. Pendeteksian osteoporosis dengan cara menganalisis citra tulang secara manual melalui foto *rontgen* atau *x-ray*, sering kali menimbulkan kesulitan bagi pembaca (ahli radiologi) maupun dokter saat membaca hasil

rontgen. Karena pada kasus osteoporosis melibatkan patah tulang dan cedera yang tidak dapat terlihat oleh mata telanjang (Giovani, 2021). Untuk itu, diperlukan suatu pendekatan yang dapat membantu ahli radiologi maupun dokter dalam menganalisa citra *x-ray* tulang yakni dengan menggunakan sistem komputer. Citra medis seperti *x-ray* dianalisa dengan cara melakukan ekstraksi fitur pada citra tersebut. Ekstraksi fitur ini dilakukan untuk membedakan objek pada suatu citra dengan citra lainnya melalui nilai ciri statistik pada citra tersebut. Salah satu metode sederhana untuk ekstraksi fitur orde tinggi yaitu dengan menggunakan *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM). Metode GLRLM memiliki kemiripan dengan metode *gray level coocurance matrix* (GLCM), yang membedakan hanya pada matriksnya. GLCM menggunakan matriks co-occurrence, sedangkan GLRLM menggunakan matriks run-length.

Metode analisa tekstur menggunakan GLRLM telah banyak digunakan dalam berbagai penelitian seperti penelitian yang telah dilakukan oleh Purwandari (2018) yaitu identifikasi jenis bambu berdasarkan tekstur daun menggunakan metode *gray level co-occurrence* dan *gray level run length matrix*. Pada penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode GLRLM dan GLCM dapat menghasilkan akurasi tinggi yaitu 100% untuk citra uji yang diambil dari *smartphone* dan 81.25% untuk citra uji yang diambil dari internet (Purwandari et al., 2018). Kemudian pada penelitian Agus Mulyono (2022) tentang pengklasifikasian citra radiografi *dental panoramic* dengan menggabungkan dua metode ekstraksi tekstur (GLCM dan GLRLM). Pada penelitian tersebut mendapatkan hasil ketepatan klasifikasi sebesar 89,47% dengan menggunakan gabungan ekstraksi GLCM dan GLRLM (Mulyono, 2022). Hal ini membuktikan bahwa GLRLM merupakan

salah satu metode ekstraksi fitur yang memiliki statistik orde tinggi dan mendapat akurasi lebih baik. Nilai statistik GLRLM dapat membedakan fitur tekstur halus dan fitur kasar, selain itu metode GLRLM menunjukkan tingkat kekasaran dari suatu fitur tekstur pada jarak maupun arah tertentu (Asmarani, 2018).

Selanjutnya untuk pengklasifikasian penyakit osteoporosis dengan cara menganalisa tekstur dari citra sinar-x dapat dilakukan dengan bantuan metode jaringan syaraf tiruan (JST). Banyak penelitian yang menyimpulkan bahwa metode jaringan saraf tiruan lebih unggul dibandingkan metode metode prediksi konvensional, karena JST memiliki keunggulan pada kontrol area, prediksi dan pengenalan pola (Mardiana et al., 2020). Salah satu metode baru dalam mengimplementasikan jaringan syaraf tiruan yaitu *Extreme Learning Machine* (ELM). *Extreme Learning Machine* (ELM) merupakan jaringan syaraf tiruan *feedforward* dengan satu *hidden layer* atau yang sering disebut *single hidden layer feedforward networks* (SLFNs). Kelebihan dari metode ELM yakni memiliki kecepatan pembelajaran yang cepat dan keakuratan klasifikasi yang tinggi (Murdoko & Saparudin, 2015). Selain itu, ELM juga memiliki parameter-parameter seperti bobot masukan dan bias *hidden neuron* yang dipilih secara acak, oleh karena itu ELM dapat menghasilkan akurasi tinggi meskipun dengan jumlah data yang besar serta memiliki waktu pembelajaran yang cepat (Rahma et al., 2016). Penelitian terbaru yang dilakukan oleh Hanimatim Mu'jizah (2021) klasifikasi kanker usus besar berdasarkan citra histopatologi menggunakan metode *Gray Level Run Length Matrix-Extreme Learning Machine* mendapatkan nilai akurasi yang cukup baik yakni 89,60%. Hal ini menunjukkan bahwa ELM

dapat membantu dalam mempermudah identifikasi osteoporosis melalui citra histopatologi maupun *bone radiograph* (Mu'jizah, 2021).

Berdasarkan penelitian diatas, penulis ingin melakukan penelitian lebih lanjut tentang deteksi penyakit osteoporosis dengan memanfaatkan sistem pengolahan citra digital. Penelitian ini akan menggunakan data citra *x ray* tulang lutut (*Patella*) yang kemudian akan dianalisa tekstur ciri nya melalui bebarapa tahap yaitu input gambar (*data set*), *pre-processing*, analisa gambar kemudian dilakukan pengklasifikasian gambar untuk menentukan jenis tulang. Pada penelitian ini menggunakan metode *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) untuk ekstraksi fitur dan metode jaringan syaraf tiruan *Extreme Learning Machine* untuk pengklasifikasi gambar dari hasil ekstraksi citra *x-ray* tulang lutut. Diharapkan metode ini dapat digunakan untuk mempermudah dalam membedakan tulang normal dan tulang osteoporosis.

1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana kinerja metode *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) dan *Extreme Learning Machine* (ELM) dalam mendeteksi osteoporosis dan mengklasifikasi jenis tulang berdasarkan kehilangan massanya?
2. Bagaimana karakteristik tekstur tulang pada masing-masing citra tulang *patella* berdasarkan nilai ekstraksi fitur metode *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM)?

1.3 Tujuan Penelitian

1. Untuk mengetahui hasil performansi sistem klasifikasi dengan analisa tekstur metode *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) dan *Extreme Learning Machine* (ELM) dalam bentuk akurasi.

2. Untuk mengetahui karakteristik fisik tekstur pada masing-masing citra tulang *patella* berdasarkan nilai ekstraksi metode *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM).

1.4 Manfaat Penelitian

1. Secara teoritis, bagi mahasiswa mampu menambah pengetahuan tentang metode *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) dalam mengekstraksi ciri suatu citra dan menambah pengetahuan tentang metode *Extreme Learning Machine* dalam mendeteksi osteoporosis.
2. Secara praktis, penelitian ini memberikan alternatif untuk deteksi osteoporosis.

1.5 Batasan Masalah

1. Penelitian deteksi osteoporosis ini hanya dibagi dengan 3 kategori, yaitu tulang normal, tulang osteopenia dan tulang osteoporosis.
2. Metode yang dilakukan pada penelitian yaitu metode *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) untuk ekstraksi ciridan metode *Extreme Learning Machine* (ELM) untuk klasifikasi.
3. Output dari metode ekstraksi fitur *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) hanya menggunakan 5 fitur, yaitu *Short Run Emphasis* (SRE), *Long Run Emphasis* (LRE), *Gray Level Uniformity* (GLU), *Run Length Uniformity* (RLU), dan *Run Percentage* (RPC).
4. Data yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan data citra *x-ray* tulang lutut.
5. Data citra yang diolah merupakan file digital citra *grayscale* dengan format *.jpg*.

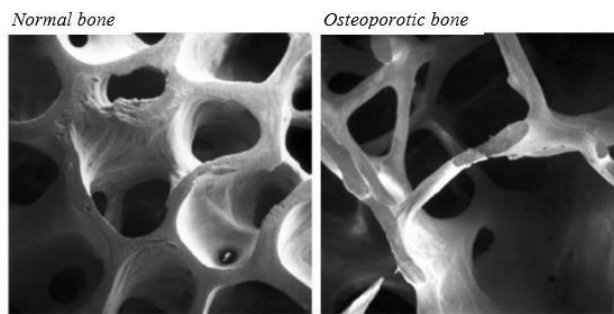
6. *Software* yang digunakan pada penelitian ini adalah MATLAB versi R2021a.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Osteoporosis

Osteoporosis merupakan salah satu penyakit degeneratif yang berkaitan dengan proses penuan pada manusia ditandai dengan adanya penurunan kepadatan tulang serta terjadi penipisan pada jaringan tulang yang bersifat progresif, sehingga menyebabkan tulang menjadi cepat rapuh dan rentan retak, atau bahkan terjadi patah tulang. Pada tubuh manusia terdiri dari beberapa mineral-mineral, sebagai contoh fosfor dan kalsium yang merupakan mineral terpenting dalam tulang. Apabila terjadi penurunan mineral dalam tulang, hal ini akan menyebabkan perubahan mikroarsitektur tulang, dan penurunan kualitas tulang sehingga terjadi kerusakan pada tulang hingga meningkatkan resiko terjadinya fraktur (Humaryanto, 2017).



Gambar 2. 1 Struktur Mikrografi Tulang Normal dan Osteoporosis

Proses pembentukan tulang terjadi sejak dalam kandungan sampai usia 25 tahun. Pertumbuhan tulang yang sangat cepat terjadi saat usia kanak-kanak. Apabila pada masa ini terjadi pengeroposan tulang, maka dengan cepat tubuh akan memproduksi jaringan tulang yang baru. Kemudian jika seseorang telah memasuki usia 25-45 tahun hal yang terjadi pada usia ini yakni pertumbuhan tulang akan melambat dan secara perlahan akan terjadi pengeroposan pada tulang

sehingga menyebabkan kepadatan tulang akan berkurang dan tulang akan kehilangan kekuatannya. Menurut Tandra (2009) dalam jurnal Humaryanto mengatakan bahwa proses bahwa proses melemahnya kepadatan tulang semakin cepat setelah mengalami menopause (sekitar umur 50 tahun) karena kadar hormon estrogen yang mempengaruhi kepadatan tulang sangat menurun (Humaryanto, 2017).

2.1.1 Klasifikasi Osteoporosis

Osteoporosis dapat dibagi menjadi 2 kelompok yakni (Pusdatin, 2020):

a. Osteoporosis Primer

Osteoporosis primer adalah kehilangan massa tulang yang terjadi karena faktor usia secara alami. Osteoporosis primer umumnya terjadi pada usia 50-an dimana terjadi penurunan hormon estrogen pada wanita saat *menopause*. Osteoporosis primer sendiri terbagi menjadi 2, yaitu osteoporosis primer tipe 1 (*pasca menopause*) dan tipe 2 (*senile*). Osteoporosis tipe 1 (*pasca menopause*) biasanya terjadi pada wanita dengan rentan usia 50-60 tahun. Osteoporosis tipe 1 erat kaitannya dengan hormon estrogen dan kejadian menopause pada wanita. Sedangkan osteoporosis tipe 2 (*senile*), biasa terjadi pada pria dan wanita berusia 70 tahun keatas. Osteoporosis tipe 2 terjadi karena kekurangan kalsium dan sel-sel perangsang pembentuk vitamin D. Pada usia tersebut, tulang akan kehilangan massa tulang terbesar pada tulang kortikal (Pusdatin, 2020).

b. Osteoporosis Sekunder

Osteoporosis sekunder biasanya disebabkan oleh penyakit atau kelainan tertentu, gangguan hormonal, penggunaan obat-obatan atau bisa juga

disebabkan oleh kesalahan pada gaya hidup seperti mengonsumsi alkohol berlebihan dan kebiasaan merokok serta kurangnya aktifitas fisik. Osteoporosis sekunder dapat terjadi pada orang yang masih berusia muda (Pusdatin, 2020).

2.1.2 Faktor Risiko

Ada beberapa macam faktor risiko yang berpengaruh terhadap terjadinya osteoporosis dari yang bisa dihindari maupun tidak bisa dihindari. Adapun faktor yang tidak bisa dihindari yakni diantaranya faktor usia, jenis kelamin, genetika, dan ras. Kemudian faktor yang bisa dihindari yakni seperti konsumsi alkohol dan minuman bersoda berlebihan, merokok, konsumsi makan terlalu asin ataupun manis, kurang nutrisi, penyakit menahun serta mengonsumsi obat-obatan (Tjahjadi, 2017).

2.1.3 Deteksi Osteoporosis

Dalam mendeteksi osteoporosis, tahap awal yang harus dilakukan yakni anamnesi dan pemeriksaan fisik. Anamnesi yang dilakukan meliputi keluhan utama dan masalah kesehatan, riwayat keluarga, aktivitas fisik seperti olahraga dan riwayat dalam mengonsumsi makanan dan minuman serta mengenai riwayat penggunaan obat-obatan dan riwayat penyakit-penyakit lainnya yang berhubungan dengan osteoporosis. Anamnesis pada wanita juga perlu ditambahkan mengenai riwayat haid, menopause serta penggunaan obat kontrasepsi. Sedangkan untuk pemeriksaan fisik yakni meliputi tinggi badan dan berat badan, gaya berjalan, deformitas tulang vertebrata, tanda-tanda fraktur serta gejala-gejala lain yang ditemukan saat anemnesis.

Anamnesis dan pemeriksaan fisik belum cukup dalam mendeteksi penyakit osteoporosis, dibutuhkan pemeriksaan yang lebih efektif yakni dengan mengukur

densitas mineral tulang (BMD). Pemeriksaan BMD ini bersifat kuantitatif. Biasanya pemeriksaan BMD dilakukan dengan menggunakan metode seperti metode Densitometri DEXA (*Dual Energy X-ray Absorptometry*), Densitometri US (*ultrasound*), pemeriksaan CT (*Computed Tomography*) atau dengan pemeriksaan *histomorfetri* tulang. Saat ini, *gold standard* dalam mendeteksi atau melakukan pemeriksaan osteoporosis adalah metode DEXA (Rukmoyo, 2017). Hasil yang didapat dari pengukuran BMD dengan DEXA yakni berupa *T-score* dan *Z-score*. Menurut *World Health Organization* (WHO), jika nilai *T-score* < -2.5 maka digolongkan sebagai osteoporosis. Jika nilai *T-score* dibawah -1.0 maka tergolong osteopenia atau massa tulang yang rendah. Dan jika *T-score* diantara -1 sampai +1 maka tergolong kategori tulang normal (Pusdatin, 2020).

Ada tiga kategori diagnosis massa tulang (densitas tulang) berdasarkan *T-score* adalah sebagai berikut:

1. Normal: Nilai densitas (kepadatan tulang) tidak lebih dari 1 standar deviasi di bawah rata-rata orang dewasa atau sekitar 10% lebih rendah atau lebih tinggi dari rata-rata orang dewasa.
2. Osteopenia (massa tulang rendah): Nilai densitas (kepadatan tulang) lebih dari 1 standar deviasi dibawah nilai rata-rata orang dewasa, tapi tidak lebih dari 2,5 standar deviasi di bawah rata-rata orang dewasa, atau 10 sampai 25% di bawah rata-rata.
3. Osteoporosis: nilai densitas atau kepadatan mineral tulang lebih besar dari 2,5 standar deviasi di bawah nilai rata-rata orang dewasa, atau kurang dari 25% di bawah rata-rata.

Tabel 2. 1 Klasifikasi diagnostik osteoporosis berdasarkan kriteria WHO (Pusdatin, 2020)

Klasifikasi	T-score
Normal	-1 atau lebih besar
Low bone mass (Osteopenia)	Antara -1 dan -2,5
Osteoporosis	-2,5 atau kurang (tanpa fraktur)

2.1.4 Biofisika Tulang

Tulang manusia terdiri dari 85% tulang kortikular dan 15% tulang trabekular. Tulang mengalami proses resorpsi dan formasi secara terus menerus yang disebut sebagai *remodelling* tulang. Proses *remodelling* tulang adalah proses mengganti tulang yang sudah tua atau rusak, yakni dengan tahapan resorpsi (penyerapan tulang dan menghancurkan atau merusak tulang) oleh osteoklas, kemudian dilanjut dengan tahapan formasi (pembentukan tulang) oleh osteoblas. Kedua sel ini dibentuk oleh sumsum tulang. Matriks tulang atau isi tulang terdiri atas bagian organik dan bagian anorganik. Bagian organik yakni kolagen dan protein-protein lainnya, sedangkan bagian anorganik yakni terdiri atas kalsium forfat dan kalsium karbonat, magnesium, fluorida, sulfat dan mineral penting lainnya. Mineral-mineral inilah yang akan membentuk kristal (*hydroxyapatite*) (Tandra, 2009).

Proses *remodelling* diawali dengan pengaktifan osteoklas. Pada tahap resorpsi, osteoklas bekerja pada matriks tulang serta mengikis permukaan daerah tulang yang perlu diganti dengan cara membentuk enzim kolagenase untuk menghancurkan kolagen dan mengeluarkan asam yang meleburkan struktur *hydroxyapatite*. Tulang yang sudah diserap oleh osteoklas selanjutnya akan dilakukan pembentukan tulang baru oleh osteoblas. Osteoblas merupakan sel yang bertugas dalam pembentukan *hydroxyapatite* dan kolagen. Kemudian sebagian

osteoblas menyatu dengan matriks tulang menjadi osteosit (sel tulang yang bekerja mempertahankan keberadaan tulang), dan osteoblas lainnya bertumbuh lagi membentuk lapisan baru dari tulang (Tandra, 2009).

Dalam proses pembentukan tulang, hal yang sangat penting adalah koordinasi yang baik antara osteoklas dan osteoblas. Selama sistem ini berada dalam keseimbangan, pembentukan dan penghancuran tulang akan selalu seimbang. Pada usia reproduksi, kecepatan formasi dan resorpsi tulang bersifat konstan, serta jumlah tulang yang digantikan sama dengan jumlah tulang yang diresorpsi. Ketika memasuki usia klimakterium, keseimbangan antara osteoklas dan osteoblas mulai mengalami gangguan, fungsi osteoblas mulai menurun yang menyebabkan pembentukan tulang baru pun berkurang, sedangkan osteoklas menjadi hiperaktif dan dengan sendirinya penggantian tulang berlangsung sangat cepat (*high turnover*).

Pada kasus osteoporosis, bagian ketebalan kortikal tulang mengalami pengurangan dimana trabekula mengalami penipisan serta jumlahnya berkurang sehingga terjadi perforasi pada bagian plate tulang. Selain itu, ruang medulari menjadi semakin lebar karena terjadi penyerapan endosteal pada kortikal tulang. Tulang umumnya mengalami mineralisasi, namun bila terjadi gangguan proses mineralisasi maka akan menyebabkan perubahan mikroarsitektur tulang, dan penurunan kualitas tulang sehingga terjadi kerusakan pada tulang hingga meningkatkan resiko terjadinya fraktur (Humaryanto, 2017). Untuk mengetahui kepadatan tulang diperlukan pengukuran *bone mineral density* (BMD) dengan menggunakan alat ukur densitometri. Pada tulang yang mengalami gangguan, juga terdapat retakan-retakan kecil yang hanya dapat dilihat dengan bantuan *computed*

tomography scan (CT Scan), atau *ultrasound*. Dengan demikian menunjukkan bahwa kerapuhan tulang juga dapat dianalisis melalui teksturnya.

2.2 Tulang Lutut

Knee joint merupakan salah satu sendi kompleks dalam tubuh manusia.. Sendi tersebut dibentuk dari beberapa tulang yakni tulang *femur*, tulang *fibia*, tulang *patella* dan tulang *fibula*. Berikut adalah penjabaran dari tiap tulang pembentuk *knee joint* (Pratama, 2019).

a. Tulang *Femur*

Tulang *femur* merupakan tulang pipa terpanjang dan terbesar di tulang kerangka pada bagian pangkal yang berhubungan dengan *acetabulum* membentuk kepala sendi yang disebut *caput femoris*. Pada tulang *femur* terdapat tonjolan yakni *condylus medialis* dan *condylus lateralis*, diantara kedua *condylus* terdapat lekukan tulang tempurung *patella* yaitu *fosa condylus*. Femur mengadakan persendian dengan tiga tulang yaitu tulang koxa, tulang tibia dan tulang patella, tetapi tidak bersendi dengan fibula.

b. Tulang *Tibia*.

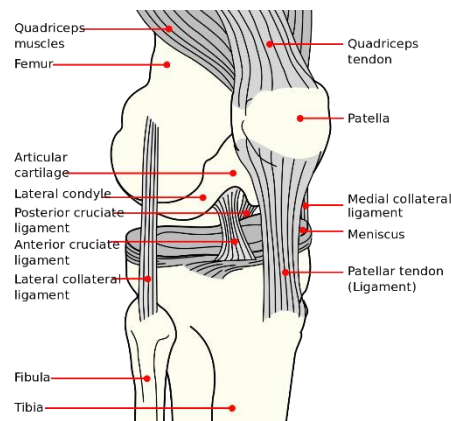
Tulang *tibia* bentuknya lebih kecil, bagian pangkal melekat pada tulang *fibula* serta bagian ujungnya membentuk persendian tulang pangkal kaki.

c. Tulang *Fibula*

Tulang *fibula* merupakan tulang pipa terbesar setelah tulang *femur*. Tulang *fibula* merupakan tulang pipa dengan sebuah batang dan dua ujung, ujung atas berbentuk kepala dan bersendi dengan bagian belakang luar dari tulang *tibia*.

d. Tulang *Patella*

Tulang *patella* merupakan tulang baji atau tulang sesamoid yang berkembang di dalam tendon otot. Tulang *patella* berfungsi sebagai perekat otot-otot dan *tendon* sebagai penggerak sendi lutut (*genu*). Letak tulang *patella* berada di depan lutut, tetapi tidak ikut serta di dalamnya.



Gambar 2. 2 Tulang Penyusun Sendi Lutut (Genu)

2.3 Sinar-X (*x-ray*)

Sinar-x atau *x-ray* merupakan pancaran gelombang elektromagnetik yang ditemukan oleh ilmuwan Jerman Wilhelm Conrad Rontgen pada tahun 1895 sewaktu melakukan eksperimen dengan sinar katoda. Wilhelm Rongen melihat bahwa lempeng logam yang letaknya didekat tabung katoda memancarkan sinar *fluoresensi* yang dialiri listrik. Saat elektron menumbuk suatu materi maka akan menimbulkan sebuah radiasi yang kemampuan tembusnya besar. Ia menyimpulkan bahwa fenomena ini merupakan penemuan baru dimana sinar tersebut muncul disebabkan oleh radiasi dari satu atom, oleh karena itu Wilhelm Rontgen menyebut penemuan ini dengan Sinar-X. Bertambah cepat elektron semula, bertambah hebat kemampuan tembus sinar-x dan bertambah banyak jumlah elektron, bertambah besar pula intensitas berkas sinar-x.

Sinar-x memiliki manfaat dalam bidang kedokteran, yaitu dapat digunakan untuk melihat kondisi tulang, gigi, paru-paru serta organ lain dalam tubuh tanpa

melakukan pembedahan pada tubuh pasien. Penggunaan sinar-x secara berlebihan juga akan berdampak buruk bagi tubuh manusia yaitu akan menimbulkan penyakit berbahaya, seperti kanker. Oleh karena itu dokter tidak menganjurkan untuk terlalu sering memakai 'foto rontgen' secara berlebihan.

Saat sinar-x melewati tubuh, energi dari sinar-x diserap pada tingkat yang berbeda oleh bagian tubuh yang berbeda. Sebuah detektor di sisi lain tubuh mengambil sinar-x setelah melewatinya dan mengubahnya menjadi sebuah gambar. Hasil dari pencitraan sinar-x tersebut akan menampilkan perbedaan warna putih, hitam dan abu-abu. Berikut cara kerja x-ray yang menampilkan perbedaan warna:

1. Warna hitam menandakan bahwa x-ray mengenai udara
2. Bila mengenai logam atau bagian tubuh yang padat, seperti tulang sebagian besar partikel x-ray terblokir. Hasil x-ray pun akan tampak putih.
3. Jika sinar x-ray mengenai otot, lemak dan cairan, hasilnya akan memunculkan warna abu-abu.

Gambar hitam putih dihasilkan karena jaringan-jaringan tubuh menyerap jumlah radiasi yang berbeda. Mineral dalam tubuh seperti kalsium akan menyerap sinar-x paling banyak, sehingga tulang dalam tubuh akan tampak berwarna putih. Sementara untuk lemak dan jaringan lunak lainnya menyerap sinar-x lebih sedikit, sehingga menyebabkan lemak dan jaringan tersebut terlihat berwarna abu-abu.

Sinergi antara ilmu-ilmu keislaman dengan sains tentang prinsip dasar sinar sehingga menjadi aliran listrik juga terdapat dalam Al-Qur'an. Sesuai dengan firman Allah dalam Surat An-Nur ayat 35:

﴿ اللَّهُ نُورُ السَّمَوَاتِ وَالْأَرْضِ مِثْلُ نُورِهِ كَمِشْكَاةٍ فِيهَا مِصْبَاحٌ الْمِصْبَاحُ فِي زُجَاجَةٍ الزُّجَاجَةُ كَأَنَّهَا كَوْكَبٌ دُرِّيٌّ يُوقَدُ مِنْ شَجَرَةٍ مُبْرَكَةٍ زَيْتُونَةٍ لَا شَرْقِيَّةٍ وَلَا غَرْبِيَّةٍ يَكَادُ زَيْتُهَا يُضِيءُ وَلَوْ لَمْ تَمْسَسْهُ نَارٌ نُورٌ عَلَى نُورٍ يَهْدِي اللَّهُ لِنُورِهِ مَنْ يَشَاءُ وَيَضْرِبُ اللَّهُ الْأَمْثَالَ لِلنَّاسِ وَاللَّهُ بِكُلِّ شَيْءٍ عَلِيمٌ ﴿٣٥﴾ (التور/24:35)

Artinya: “Allah (pemberi) cahaya (pada) langit dan bumi. Perumpamaan cahaya-Nya seperti sebuah lubang (pada dinding) yang tidak tembus, yang di dalamnya ada pelita besar. Pelita itu di dalam tabung kaca (dan) tabung kaca itu bagaikan bintang (yang berkilauan seperti) mutiara, yang dinyalakan dengan minyak dari pohon yang diberkahi, (yaitu) pohon zaitun yang tumbuh tidak di timur dan tidak pula di barat, yang minyaknya (saja) hampir-hampir menerangi, walaupun tidak disentuh api. Cahaya di atas cahaya (berlapis-lapis). Allah memberi petunjuk menuju cahaya-Nya kepada orang yang Dia kehendaki. Allah membuat perumpamaan-perumpamaan bagi manusia. Allah Maha Mengetahui segala sesuatu.” Q.s An-Nur/24:35 (Terjemah Kemenag 2019)

Ayat tersebut menjelaskan tentang cahaya. Cahaya dalam ilmu fisika merupakan salah satu energi gelombang yang terdapat di alam semesta. Dalam ajaran islam, Allah menggunakan cahaya sebagai makna dari penerangan, makna yang jauh dari konotasi negatif. Cahaya diperumakan dengan sebuah pelita dalam kaca, apabila diamati sebuah kaca itu bercahaya seperti mutiara. Sebagaimana yang disebutkan Al-Mahalli dan As-Suyuthi bahwa Allah memisalkan Cahaya-Nya ibarat lubang yang tak tembus (*al-maisykat*) yang didalamnya terdapat sebuah pelita besar (*al-misbah*). Pelita tersebut berada di dalam kaca (*az-zujajah*) yang dapat memantulkan cahaya. Perumpamaan yang dimisalkan Allah menjadikan cahaya-Nya tersebut sebagai suatu hal yang sangat terang dan besarnya tak tertandingi. Sehingga dalam lafadz “nuurun ‘ala nuurin” dimakanai oleh Wahbah Zuhayli dalam Tafsir Al-Wajiz sebagai “cahaya diatas cahaya (berlapis-lapis). Sinar cahaya-Nya sangat berlipat ganda, lebih terang dan semakin terang sehingga indera manusia tidak akan mampu menggambarannya secara sempurna. Seiring semakin bertambahnya ilmu pengetahuan sehingga konteks cahaya menjadi acuan terhadap temuan-temuan yang ada pada saat ini, seperti

penemuan sinar baru yaitu sinar-x yang bisa disebut juga dengan sinar *Rontegen*.(SHIHAB, 2002)

2.4 Pengolahan Citra

Pengolahan citra adalah proses memasukkan citra dan menghasilkan keluaran berupa citra yang lebih sempurna atau yang diinginkan. Sedangkan definisi dari pengolahan citra digital mengacu pada pengolahan/pemrosesan gambar dua dimensi menggunakan sistem komputer. Citra digital disini merupakan sebuah larik (*array*) yang berisi nilai-nilai real maupun kompleks. Secara matematis, citra digital dapat didefinisikan sebagai fungsi intensitas dalam dua variabel x dan y yang dapat ditulis sebagai $f(x,y)$ berukuran M baris dan N kolom, dimana (x,y) menunjukkan koordinat pada bidang 2 dimensi dan $f(x,y)$ merupakan intensitas cahaya pada koordinat (x,y) .

Citra digital adalah representatif dari citra yang diambil oleh mesin dengan bentuk pendekatan berdasarkan sampling dan kuantisasi. Sampling merupakan proses untuk menentukan warna pada piksel kemudian warna rata-rata dari citra tersebut dibulatkan dan direalisasikan ke level warna tertentu. Sedangkan proses kuantisasi menyatakan besarnya nilai tingkat kecerahan yang dinyatakan dalam nilai tingkat keabuan (*grayscale*) sesuai dengan jumlah bit biner yang digunakan oleh mesin. Citra digital terbagi menjadi tiga jenis yaitu citra biner, citra *grayscale* dan citra warna.



Gambar 2. 3 Citra Warna, Citra Grayscale, dan Citra Biner

2.4.1 Citra Biner

Citra biner merupakan citra digital yang hanya memiliki dua warna atau dua nilai saja, yaitu warna hitam dan putih atau nilai 0 dan 1. Nilai setiap piksel citra biner dinyatakan dalam 1 bit.

2.4.2 Citra *Grayscale*

Citra *grayscale* adalah citra digital yang memiliki satu nilai kanal pada tiap pikselnya yaitu nilai dari $Red = Green = Blue$. Nilai-nilai tersebut digunakan untuk menunjukkan intensitas warna. Citra *grayscale* terdiri atas warna abu-abu yang bervariasi pada warna hitam pada bagian yang intensitas terlemah dan warna putih pada intensitas terkuat. Perbedaan citra *grayscale* dan citra biner adalah pada warnanya. Jika citra biner hanya memiliki dua warna saja, yaitu “hitam” dan “putih”. Sedangkan citra *grayscale* terdiri dari variasi-variasi warna hitam dan putih. Nilai maksimal dan minimal dari intensitas piksel tergantung dari jenis data. Untuk rentang yang biasanya digunakan yaitu 0 (hitam) hingga 255 (putih) untuk tipe data *uint8* (*unsigned integer, 8 bits*). Seperti contoh dibawah Gambar 2.4.



Gambar 2. 4 Citra *Grayscale* dan Nilai Piksel Citra *Grayscale*

Untuk mengubah citra berwarna yang mempunyai nilai matriks masing-masing R, G dan B menjadi citra *grayscale* dengan nilai X, maka konversi dapat

dilakukan dengan mengambil rata-rata dari nilai R,G dan B sehingga dapat dituliskan menjadi (2.1):

$$X = \frac{(R+G+B)}{3} \quad (2.1)$$

Dimana:

X= nilai hasil *grayscale*

R= nilai *red* dari sebuah piksel

G= nilai *green* dari sebuah piksel

B= nilai *blue* dari sebuah piksel

2.4.3 Citra warna (RGB)

Citra RGB adalah citra yang representasinya lebih bervariasi. Pada citra RGB terdiri dari 3 dimensi *array* yaitu $M \times N \times 3$, dimana M dan N adalah dimensi panjang dan lebar citra sedangkan 3 adalah jumlah kanal warna. Setiap warna dasar memiliki intensitas tersendiri dengan nilai minimum nol (0) dan nilai maksimum 255 (8bit). Kombinasi dari 3 kanal warna 8 bit menghasilkan angka 24 bit sehingga terdapat 2^{24} (16.777.216) kombinasi warna. Citra RGB dengan komponen R, G, dan B dapat dilihat pada Gambar 2.5.



Gambar 2. 5 Citra Warna RGB (a), Komponen R (b), Komponen G (c), dan Komponen B (d)

Dalam proses pengklasifikasian citra *x-ray* lutut diperlukan teknik atau tahapan pengolahan citra untuk memperbaiki kualitas citra tersebut. Adapun proses pengolahan citra digital antara lain:

1. *Preprocessing* Citra

Preprocessing merupakan proses untuk memudahkan dalam menghasilkan nilai dari ekstraksi ciri. Pada penelitian ini, citra inputan akan dilakukan proses *resize* dan *grayscale*. Tahap awal pada proses *preprocessing* adalah proses *resize* citra. Fungsi dari *resize* adalah untuk mengubah resolusi atau ukuran baik vertikal maupun horizontal dari suatu citra (gambar), hal ini perlu dilakukan untuk menghasilkan ukuran yang sama pada semua citra inputan. Selanjutnya dilakukan proses mengubah nilai piksel dari warna (RGB) menjadi *graylevel* atau *grayscale*. Proses *scaling* berfungsi untuk mengubah 3 nilai warna (merah, hijau dan biru) menjadi 1 nilai saja (keabuan).

2. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur yang digunakan pada penelitian ini adalah *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) yang akan dibahas pada sub bab selanjutnya.

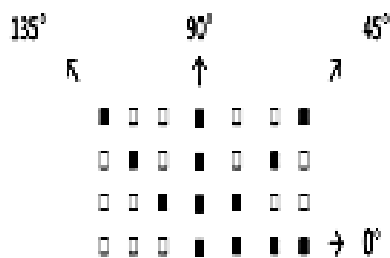
3. Klasifikasi

Metode klasifikasi osteoporosis yang digunakan pada penelitian ini adalah *Extreme Learning Machine* (ELM) yang akan dijelaskan pada sub bab selanjutnya.

2.5 *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM)

Gray Level Run Length Matrix (GLRLM) merupakan salah satu metode untuk melakukan ekstraksi tekstur sehingga diperoleh ciri statistik maupun atribut

dalam tekstur dengan cara mengestimasi piksel-piksel yang memiliki derajat keabuan yang sama (Alflani et al., 2011). GLRLM dapat dikatakan sebagai ekstraksi fitur orde tinggi. Menurut Galloway (1975), hasil ekstraksi GLRLM lebih baik dibandingkan dengan metode GLCM. Perbedaan yang dapat dilihat yakni dalam penggunaan matriksnya, dalam metode GLRLM menggunakan matriks *run length*. *Run length* merupakan jumlah piksel berurutan dalam arah tertentu yang memiliki derajat keabuan/nilai intensitas yang sama. Matriks *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) merupakan matriks dua dimensi dengan elemen matriks $q(i, j|\theta)$ dimana i adalah derajat keabuan pada masing-masing piksel, j adalah nilai *run length* dan θ adalah orientasi arah pergeseran yang dinyatakan dalam derajat. GLRLM memiliki orientasi sudut arah pencarian yang sama dengan GLCM yaitu sudut 0° , 45° , 90° dan 135° .



Gambar 2. 6 Orientasi Sudut Arah

Adapun cara menentukan matriks *run length* dengan mengamati jumlah piksel yang muncul sepanjang j pada tingkat keabuan i dalam suatu sudut orientasi tertentu sebagai berikut Gambar 2.7:

1	1	2	2	5
1	1	2	2	2
1	3	3	3	3
3	5	5	4	4

3	3	4	4	4
---	---	---	---	---

Gambar 2. 7 Matriks Contoh Nilai Pixel Citra

Pada sudut orientasi 0° dapat diketahui jumlah munculnya nilai pixel yang bernilai 1 dengan *run* adalah 1 sebesar 1. Nilai tersebut kemudian dimasukkan ke matriks *run length* pada baris tingkat keabuan 1 dan kolom panjang *run length* 1. Langkah tersebut terus dijalankan hingga pada tingkat keabuan terbesar citra tersebut. Hasil dari matriks *run length* yang diperoleh dari gambar 2.7 disetiap sudut orientasi dapat ditunjukkan pada Gambar 2.8.

Gray Level	Run Length					0°
	1	2	3	4	5	g(i)
1	1	2	0	0	0	3
2	0	1	1	0	0	2
3	1	1	0	1	0	3
4	0	1	1	0	0	2
5	1	1	0	0	0	2
r(j)	3	6	2	1	0	S=12

a) 0°

Gray Level	Run Length					45°
	1	2	3	4	5	g(i)
1	1	2	0	0	0	3
2	3	1	0	0	0	4
3	5	1	0	0	0	6
4	1	2	0	0	0	3
5	3	0	0	0	0	3
r(j)	13	6	0	0	0	S=19

b) 45°

Gray Level	Run Length					90°
	1	2	3	4	5	g(i)
1	0	1	1	0	0	2
2	1	2	0	0	0	3
3	5	1	0	0	0	6
4	1	2	0	0	0	3
5	3	0	0	0	0	3
r(j)	10	6	1	0	0	S=17

c) 90°

Gray Level	Run Length					135°
	1	2	3	4	5	g(i)
1	3	1	0	0	0	4
2	1	2	0	0	0	3
3	5	1	0	0	0	6
4	3	1	0	0	0	4
5	3	0	0	0	0	3
r(j)	15	5	0	0	0	S=20

d) 135° Gambar 2. 8 Matriks GLRLM contoh nilai pixel citra, a) 0° , b) 45° , c) 90° , dan d) 135°

Menurut Galloway (1975), GLRLM memiliki beberapa fitur sebagai analisis parameter tekstur (Xu et al., 2004) yaitu *Short Run Emphasis* (SRE), *Long Run*

Emphasis (LRE), *Grey Level Uniformity* (GLU), *Run Length Uniformity* (RLU), dan *Run Percentage* (RPC). Adapun persamaan untuk menentukan nilai fitur-fitur GLRLM sebagai berikut (Asmarani, 2018);

a. *Short Run Emphasis* (SRE)

SRE mengukur distribusi *short run*. SRE menunjukkan berapa banyak tekstur yang terdiri dari lintasan pendek dalam arah sudut tertentu. Nilai SRE diharapkan bernilai besar pada tekstur kasar karena terdapat banyak variasi pixel tetangga yang memiliki intensitas yang sama. Apabila pada citra tersebut teksturnya semakin kasar, maka akan menunjukkan nilai SRE yang semakin besar. Rumus yang digunakan dalam menghitung SRE dapat dilihat pada persamaan (2.2) sebagai berikut:

$$SRE = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{p(i,j)}{j^2} = \sum_{j=1}^N \frac{r(j)/s}{j^2} \quad (2.2)$$

b. *Long Run Emphasis* (LRE)

LRE mengukur distribusi *long run*. LRE menunjukkan berapa banyak tekstur yang terdiri dari lintasan panjang dalam sudut tertentu. Nilai pada LRE diharapkan bernilai kecil pada tekstur kasar karena pada tekstur yang halus terdapat *run* yang lebih panjang dibandingkan dengan tekstur kasar. Semakin besar nilai LRE maka menunjukkan bahwa citra tersebut bertekstur halus. Rumus yang digunakan dalam menghitung LRE dapat dilihat pada persamaan (2.3) sebagai berikut:

$$LRE = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N j^2 \cdot p(i,j) = \sum_{j=1}^N j^2 r(j)/s \quad (2.3)$$

c. *Grey Level Uniformity* (GLU)

GLU mengukur persamaan nilai derajat keabuan diseluruh citra. Nilai GLU akan semakin kecil apabila nilai tingkat keabuan pada seluruh citra

sama. Rumus yang digunakan dalam menghitung GLU dapat dilihat pada persamaan (2.4) sebagai berikut:

$$GLU = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^M (\sum_{j=1}^N p(i, j))^2 = \sum_{i=1}^M r(j)^2 / s \quad (2.4)$$

d. *Run Length Uniformity* (RLU)

RLU mengukur persamaan panjangnya lintasan diseluruh citra dan diharapkan bernilai kecil jika di seluruh citra memiliki *run length* yang sama. Rumus menghitung RLU dapat dilihat pada persamaan (2.5) sebagai berikut:

$$RLU = \frac{1}{s} \sum_{j=1}^N (\sum_{i=1}^M p(i, j))^2 = \sum_{j=1}^N r(j)^2 / s \quad (2.5)$$

e. *Run Percentage* (RPC)

RPC merupakan pengukuran kesamaan dan distribusi *run* dari sebuah citra pada arah tertentu. Fitur ini bernilai besar jika pada semua tingkat keabuan dalam sudut orientasi tertentu memiliki panjang *run* adalah 1. Rumus menghitung RPC dapat dilihat pada persamaan (2.6) sebagai berikut:

$$RPC = \frac{s}{\sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N p(i, j) j} \quad (2.6)$$

Keterangan:

i = Nilai derajat kabuan

j = Piksel yang berurutan (*run*)

M = Jumlah derajat kabuan pada sebuah gambar

N = Jumlah piksel berurutan pada sebuah gambar

$r(j)$ = Jumlah piksel berurutan berdasarkan banyak urutannya (*run length*)

$g(i)$ = Jumlah piksel berurutan berdasarkan nilai derjat keabuannya

s = Jumlah total nilai *run* yang dihasilkan pada arah tertentu

$p(i, j)$ = Himpunan matrik i dan j

n = Jumlah baris * jumlah kolom

2.6 *Extreme Learning Machine (ELM)*

ELM merupakan salah satu *classifier method* pada jaringan saraf tiruan *feed-forward* dengan satu *hidden layer* atau lebih dikenal dengan istilah *single hidden layer feed-forward neural network*. Jaringan syaraf tiruan adalah cabang dari ilmu kecerdasan buatan yang mempelajari pola data atau keterkaitan antara data yang kapasitas datanya besar dan sulit dianalisa. Struktur model *feedforward* dapat dilihat dari berapa banyak jumlah (*layer*) dan jumlah neuron di setiap lapisannya dimulai dengan memberikan pola masukan ke lapisan masukan. Pola masukan ini merupakan nilai aktivasi unit-unit *input* kemudian dihitung nilai aktivasi unit-unit di lapisan berikutnya. Pada setiap lapisan, tiap unit pengolahan melakukan penjumlahan bobot dan menerapkan fungsi untuk menghitung keluarannya. Penjumlahan bobot di setiap *layer* dapat dihitung menggunakan persamaan:

$$S_j = \sum_{i=0}^n a_i w_{ji}$$

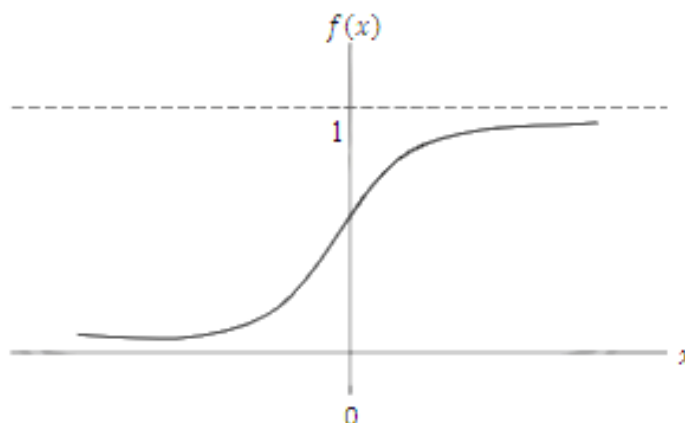
dimana a_i adalah *input* yang berasal dari unit i , w_{ji} adalah bobot dari unit i ke j . Kemudian menerapkan fungsi aktivasi pada S_j sehingga terbentuk $f(S_j)$. Fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam jaringan syaraf tiruan yaitu fungsi aktivasi *sigmoid binner*. Fungsi sigmoid binner memiliki interval output 0 sampai 1 dengan membentuk kurva S yang dapat menghasilkan output lebih cepat. Fungsi sigmoid biner dapat dirumuskan seperti persamaan (2.7) dan bentuk dari fungsi sigmoid biner dapat digambarkan seperti Gambar (2.9).

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2.7)$$

Keterangan:

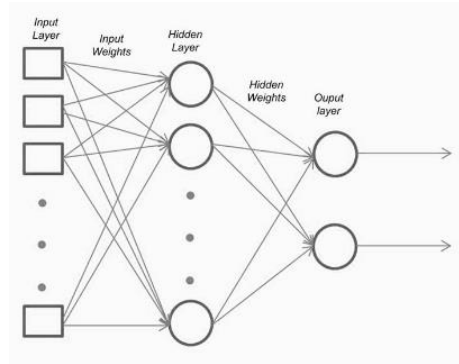
$f(x)$ = Fungsi aktivasi sigmoid biner

e^{-x} = Eksponensial pangkat minus data ke-x



Gambar 2. 9 Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner

Pada algoritma ELM memiliki model matematis yang berbeda dari jaringan syaraf tiruan lainnya. Metode ELM ini mempunyai persamaan yang lebih efektif dan sederhana daripada model matematis JST lainnya. Algoritma ELM diciptakan oleh Huang pada tahun 2004 dengan tujuan untuk menyempurnakan kelemahan jaringan syaraf tiruan *feedforward* dalam hal *learning speed*. Menurut Huang, algoritma ELM ini dapat melakukan proses generalisasi dengan waktu yang lebih cepat dibanding *Support Vector Machine* (SVM) dan *Backpropagation*. Metode ELM mengimplementasikan algoritma no-iterasi dengan parameter yang dipilih acak seperti *input weight* dan *hidden bias*, dan untuk bobot keluaran jaringan dapat ditentukan secara analitik dengan operasi invers umum yang sederhana, sehingga prosesnya dapat mencapai kinerja aktivasi yang baik (Fikriya et al., 2017). Berikut ini adalah gambaran umum struktur ELM:



Gambar 2. 10 Struktur *Extreme Learning Machine*

Gambar 2.10 struktur ELM diatas dijelaskan bahwa suatu proses pada algoritma ELM merupakan nilai data masukan yang diproses bersama nilai input *weight* serta nilai bias, kemudian diproses pada setiap neuron. Hasil dari proses ELM yaitu berupa *output layer*. Secara matematis SLFNs dengan *hidden neuron* sebanyak m dan fungsi aktivasi $g(x)$ dapat dituliskan pada persamaan:

$$\sum_{j=1}^m \beta_j g(x) = \sum_{j=1}^m \beta_j g(w_{i,j} \cdot x_i + b_j) = Y$$

dengan i adalah 1,2 hingga ke- n , j adalah 1,2 hingga ke- m , n adalah jumlah *input*, m adalah jumlah *hidden layer*, β_j adalah bobot penghubung antara *hidden layer* dengan *output*, $w_{i,j}$ adalah bobot penghubung antara *input* dengan *hidden layer*, x_i adalah *input layer* ke- i , b_j adalah bias *hidden layer* ke- j , dan Y adalah *output*. Sehingga persamaan dapat diubah menjadi bentuk matriks seperti pada persamaan (2.8).

$$H\beta = Y \quad (2.8)$$

Pada jumlah *input* sebanyak i dan jumlah *hidden node* sebanyak j dapat menghasilkan *output* dari *hidde layer* yang berbentuk matriks H dengan ukuran $i \times j$ menggunakan persamaan (2.9).

$$H = \begin{bmatrix} g(w_{1,1} \cdot x_1 + b_1) & \cdots & g(w_{1,j} \cdot x_1 + b_j) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g(w_{i,1} \cdot x_i + b_1) & \cdots & g(w_{i,j} \cdot x_i + b_j) \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_j \end{bmatrix} \text{ dan } Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_i \end{bmatrix}$$

H adalah *output* matriks *hidden layer*, kolom ke- i dari H adalah *output hidden node* ke- i . Apabila *hidden layer* memiliki jumlah *node* yang sama dengan jumlah data, maka H berupa matriks simetris berordo $n \times n$ yang terdapat invers. Jika jumlah *hidden node* yang muncul lebih kecil dibandingkan jumlah data, maka H menjadi matriks asimetris berordo $n \times m$. Pada permasalahan ini dapat diselesaikan dengan menerapkan teori *Moore Penrose Generalized Invers* pada persamaan (2.11).

$$\beta = H^+ Y \quad (2.10)$$

dimana

$$H^+ = (H^T H)^{-1} H^T \quad (2.11)$$

Keterangan:

H^+ = *Moore Penrose Generalized Invers*

H^T = Matriks H *transpose*

H = Matriks H keluaran *hidden layer*

Berdasarkan arsitektur ELM diatas, setiap *node* pada *input* dihubungkan dengan *node* pada *hidden layer* dengan menggunakan fungsi aktivasi $g(w_{i,j} \cdot x_i + b_j)$ sehingga menghasilkan matriks H yang berukuran banyak node \times banyak data.

2.6.1 Algoritma ELM

Adapun algoritma proses ELM dapat dilakukan sebagai berikut:

Langkah 1: Membagi data menjadi data *training* dan *testing*

Langkah 2: Inisialisasi bobot awal dan bias ditentukan secara acak dengan

bilangan interval fungsi aktivasi sigmoid sehingga bobot awal harus dalam interval $[0,1]$.

Langkah 3: Dilakukan perhitungan pada data training berbentuk matriks H dengan persamaan (2.9).

Langkah 4: Dilakukan perhitungan bobot output β pada data training dengan persamaan (2.10).

Langkah 5: Dilakukan perhitungan pada data testing menggunakan nilai bobot dan bias yang sama pada proses training untuk perhitungan matriks H dengan persamaan (2.9).

Langkah 6: Dilakukan perhitungan output klasifikasi pada data testing yaitu dengan cara melakukan perkalian output hidden layer dengan bobot output yang telah diperoleh pada proses training.

Langkah 7: Dilakukan perhitungan nilai evaluasi dengan persamaan MSE dan RMSE.

2.6.2 Metode Analisis Kinerja ELM

Analisis keakuratan hasil proses algoritma ELM dapat diukur dari semakin kecilnya kesalahan dalam peramalan dengan membandingkannya dengan data aktual. Metode pengukuran yang digunakan yaitu, MSE (*Mean Squared Error*) dan RMSE.

1. Mean Square Error (MSE)

MSE digunakan untuk mengukur *error* yang ada pada metode ini sebagai ukuran statistik standar yang merupakan nilai rata-rata kesalahan kuadrat MSE (*Mean Squared Error*). Hasil dari tingkat akurasi ini adalah dalam bentuk desimal mendekati angka 1. Nilai kesalahan (*error*) menghasilkan

output antara 0 dan 1, dimana nilai yang paling rendah (paling mendekati 0) menunjukkan prediksi yang paling baik. Nilai statistik antara nilai yang paling mendekati 0 (menunjukkan nilai yang paling baik) dan mendekati 1 (menunjukkan nilai yang paling buruk). Berikut persamaan (2.12) yang digunakan untuk menghitung MSE (Zhang et al., 2018):

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - t_i)^2 \quad (2.12)$$

Keterangan:

N = jumlah data

y_i = data *output*

t_i = data *actual*

2. Root Mean Square Error (RMSE)

RMSE merupakan besarnya tingkat kesalahan hasil prediksi. Hasil dari tingkat akurasi ini adalah dalam bentuk desimal mendekati angka 1. Nilai kesalahan (*error*) menghasilkan output antara 0 dan 1, dimana nilai yang paling rendah (paling mendekati 0) menunjukkan prediksi yang semakin akurat. Berikut persamaan (2.13) yang digunakan untuk menghitung RMSE (Zhang et al., 2018):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - t_i)^2}{N}} \quad (2.13)$$

Keterangan:

N = jumlah data

y_i = data *output*

t_i = data *actual*

2.7 Confusion Matrix

Sebuah sistem yang melakukan klasifikasi diharapkan memperoleh hasil prediksi benar dan dapat mengklasifikasi data secara tepat (Visa Sofia, 2011). Umumnya, dalam melakukan pengukuran kinerja klasifikasi dilakukan dengan

metode *confusion matrix*. *Confusion matrix* merupakan metode yang dilakukan oleh *classifier* dalam memprediksi sesuatu. *Confusion matrix* menunjukkan suatu prediksi dengan kelas sebenarnya dalam pengklasifikasian. Tabel *confusion matrix* ditunjukkan pada tabel 2.2 berikut ini:

Tabel 2. 2 Tabel *Confusion Matrix*

		Prediksi	
		Positif	Negatif
Aktual	Positif	TP	FN
	Negatif	FP	TN

Keterangan:

- TP (*True Positive*) merupakan banyaknya data yang kelas aktualnya adalah kelas positif dengan kelas prediksinya merupakan kelas positif.
- FN (*False Negative*) merupakan banyaknya data yang kelas aktualnya adalah kelas positif dengan kelas prediksinya merupakan kelas negatif
- FP (*False Positive*) merupakan banyaknya data yang kelas aktualnya adalah kelas negatif dengan kelas prediksinya merupakan kelas positif.
- TN (*True Negative*) merupakan banyaknya data yang kelas aktualnya adalah kelas negatif dengan kelas prediksinya merupakan kelas negatif.

Terdapat hasil utama dari *confusion matrix* yaitu akurasi, presisi, *recall*/sensitivitas, dan spesifisitas. Presisi (nilai prediksi positif) merupakan fraksi rasio nilai positif dari total kejadian positif yang diprediksi. Perhitungan presisi dapat dihitung menggunakan persamaan 2.14. Serta untuk perhitungan sensitivitas dan spesifisitas tersebut dapat digunakan untuk pengklasifikasian akurasi.

Sensitivitas adalah nilai yang digunakan untuk mengukur banyak data positif terklasifikasi positif yaitu dengan menggunakan persamaan (2.15). Sedangkan spesifisitas adalah nilai yang digunakan untuk mengukur banyak data negatif terklasifikasi negatif yaitu dengan menggunakan persamaan (2.16).

$$presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.14)$$

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.15)$$

$$Spesifisitas = \frac{TN}{TN+FP} \quad (2.16)$$

Hal ini dapat menunjukkan bahwa akurasi adalah fungsi sensitivitas dan spesifitas. Persamaan akurasi seperti pada persamaan berikut (2.17):

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{(TP+FN)+(FP+TN)} \quad (2.17)$$

Pada sistem *confusion matrix* dapat diketahui bahwa saat recall tinggi, presisi rendah menunjukkan bahwa sebagian besar kasus kelas positif dikenali dengan benar oleh sistem prediksi (FN rendah) tetapi ada banyak kesalahan prediksi kelas positif (FP tinggi). Sedangkan saat recall rendah, presisi tinggi menunjukkan bahwa banyak kasus kelas positif yang dikenali sebagai kasus negatif (FN tinggi) tetapi jumlah prediksi benar kasus positif cukup tinggi (FP rendah).

BAB III

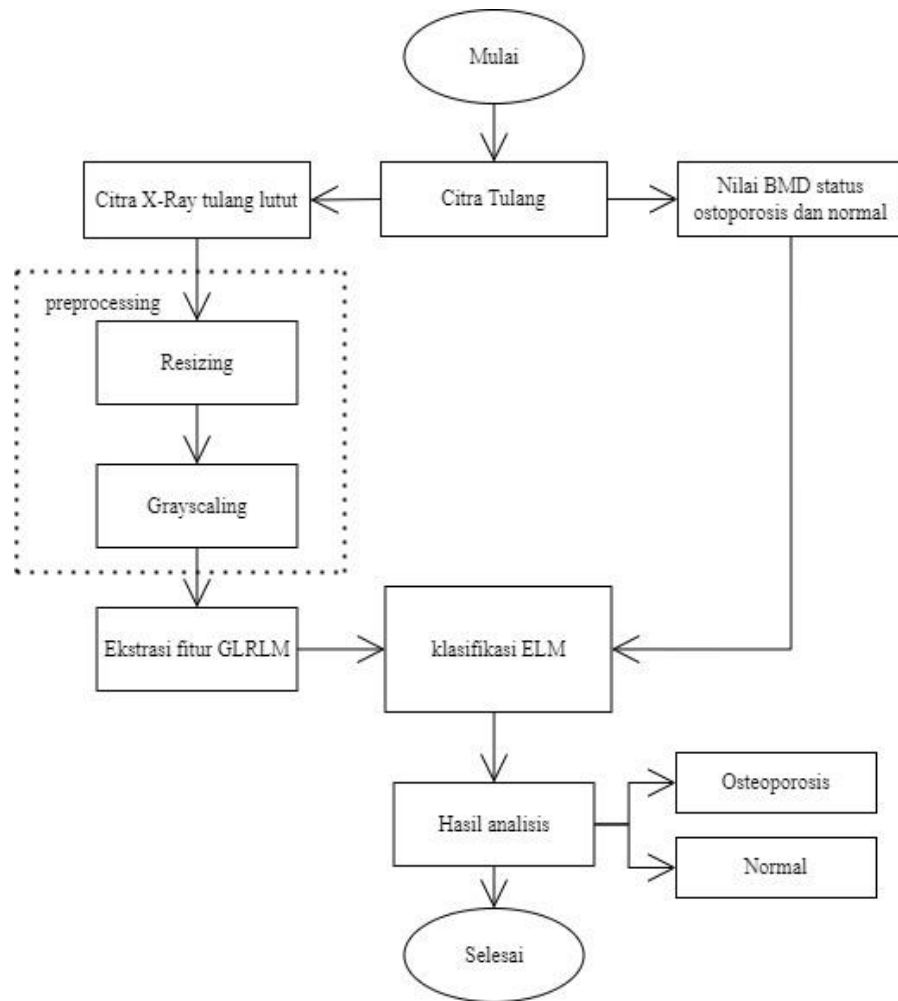
METODE PENELITIAN

3.1 Jenis Penelitian

Penelitian tentang deteksi osteoporosis melalui analisis tekstur menggunakan metode GLRLM – ELM termasuk dalam jenis penelitian terapan, yang mana berfungsi sebagai suatu tindakan aplikatif untuk pemecahan masalah tertentu. Hasil klasifikasi pada penelitian ini berfungsi sebagai alternatif deteksi yang tepat serta mempercepat pemeriksaan osteoporosis.

3.2 Langkah Penelitian

Ada beberapa tahap untuk melakukan identifikasi osteoporosis. Tahap awal yang harus dilakukan adalah mengumpulkan data citra normal dan osteoporosis yang akan digunakan sebagai citra *training* dan citra *testing*, kemudian dilanjutkan dengan melakukan proses *preprocessing* pada citra *x-ray* tulang lutut. Langkah awal *preprocessing* yaitu *resize* yang berguna untuk mengubah resolusi atau ukuran baik vertikal maupun horizontal agar semua ukuran data citra sama. Selanjutnya tahap segmentasi citra menggunakan metode citra *grayscale*. Setelah itu mencari nilai ciri menggunakan metode GLRLM untuk mendapatkan ekstraksi fitur yang digunakan sebagai data input. Dan yang terakhir yaitu melakukan klasifikasi osteoporosis menggunakan *extreme learning machine* (ELM). Diagram alir penelitian yang dilakukan dalam penelitian ini adalah:



Gambar 3. 1 *Flowchart* langkah-langkah penelitian

Tahapan penelitian yang dilakukan sesuai dengan diagram alir diatas

sebagai berikut:

3.2.1 Dataset

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang berupa 20 citra x-ray tulang lutut. Pasien yang diambil citra tulang lutut terlebih dahulu diukur *Bone Mineral Density* (BMD) menggunakan alat densitometri (DEXA), kemudian data sampel tersebut diambil foto x-ray tulang lutut untuk mendapatkan citra lutut/genu. Data tersebut berupa citra .jpg. Sebelum dilanjut ke tahapan berikutnya, data tersebut terlebih dahulu dibagi menjadi 2 data, yaitu data *training* dan data *testing*.

3.2.2 *Preprocessing*

Pada tahap ini dilakukan proses perbaikan citra. Adapun tahapan *preprocessing* yang akan dilakukan adalah memperkecil ukuran citra (*resizing*) dan mengubah citra kedalam citra keabuan (*grayscale*).

1. *Resize*

Resize berfungsi untuk mengubah resolusi atau ukuran baik vertikal maupun horizontal dari suatu citra (gambar). Citra diubah ukurannya menjadi 50*35 pixel. Dengan piksel sebesar ini, sistem akan lebih mudah memproses nilai ciri dari citra tersebut.

2. *Grayscale*

Kemudian dilanjut dengan proses *grayscale* yang bertujuan untuk mengubah citra x-ray lutut kedalam citra keabuan dimana diberi rentang nilai piksel untuk membatasi tingkat keabuan. Jenis ekstraksi ciri GLRLM hanya dapat memproses citra yang berskala keabu-abuan.

3.2.3 Ekstraksi Fitur

Dilakukan analisis tekstur menggunakan GLRLM untuk mendapat ekstraksi fitur. Citra yang telah melalui tahap *preprocessing* kemudian dibaca dan diubah ke dalam bentuk matriks. Selanjutnya dilakukan proses ekstraksi fitur GLRLM dengan menggunakan nilai matriks yang telah diperoleh sesuai dengan sudut dan arah pergeserannya. Pada tahap ini akan didapatkan nilai yang akan digunakan untuk menghitung nilai fitur citra. Adapun fitur yang akan dihitung yakni fitur SRE, LRE, GLU, RLU, dan RPC yang selanjutnya digunakan sebagai inputan ELM.

3.2.4 Klasifikasi

Setelah didapat data citra yang telah di ekstraksi cirinya, maka tahap selanjutnya yakni mengolah data tersebut menggunakan metode ELM untuk pengklasifikasian osteoporosis. Arsitektur ELM terdiri dari 3 *layer* yaitu *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. Pada lapisan *input* digunakan untuk mengolah data inputan dalam bentuk *fitur* misalnya *fitur* X1, X2, X3, X4, X5 dan ditambah variabel *target* (T). Selanjutnya untuk mengolah data menggunakan metode ELM dibagi menjadi beberapa tahap yaitu, penentuan jumlah neuron pada *hidden layer*, penentuan fungsi aktivasi, proses *training*, proses *testing*, dan analisis hasil.

Pada proses *training* jumlah *hidden neuron* dan fungsi aktivasi dari ELM harus ditentukan terlebih dahulu. Pada penelitian ini proses *training* dilakukan dengan jumlah neuron pada *hidden layer* bernilai n , di mana $n= 5, 10, 15, 20$ dan 25 . Serta untuk penentuan fungsi aktivasi yang akan digunakan neuron dalam proses *training* dan *testing* adalah menggunakan fungsi aktivasi sigmoid. Adapun langkah-langkah untuk melakukan klasifikasi menggunakan ELM sebagai berikut:

Langkah 1: Membagi data menjadi data *training* dan *testing*

Algoritma *training*

Langkah 2: *Input* data *training*

Langkah 3: Inisialisasi bobot awal (bobot *input neuron* ke *hidden neuron* dan bobot bias ke *hidden neuron*) dengan bilangan acak interval fungsi aktivasi sigmoid biner sehingga bobot awal harus dalam interval $[0, 1]$.

Langkah 4: Dihitung matriks *output hidden layer* menggunakan fungsi aktivasi sigmoid (H) dengan menggunakan persamaan (2.9)

Langkah 5: Dihitung bobot yang menghubungkan *hidden neuron* dengan *input neuron* dengan persamaan (2.10).

Algoritma *testing*

Langkah 6: Input data *testing*.

Langkah 7: Inisialisasi bobot (bobot *input nodes* ke *hidden nodes*, bobot bias ke *hidden nodes*, dan bobot *hidden nodes* ke *output*) yang diperoleh dari langkah 3.

Langkah 8: Dilakukan tahapan yang sama dengan langkah 4.

Langkah 9: Dihitung semua keluaran di unit output dengan persamaan (2.8) .

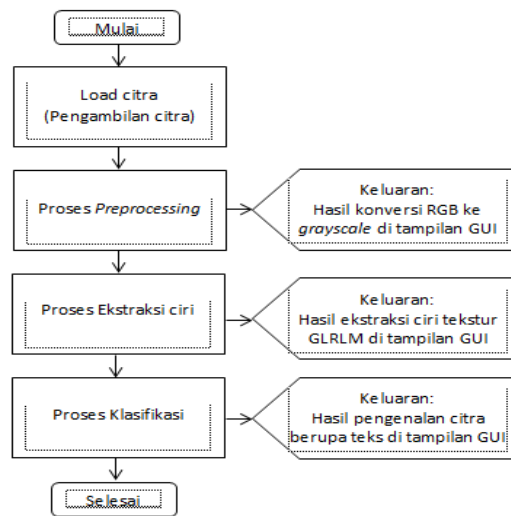
Langkah 10: Langkah berikutnya dihitung nilai kesalahan *error* untuk melihat seberapa akurasi metode yang digunakan dengan nilai sebenarnya. Menghitung nilai kesalahan *error* menggunakan *Mean Squared Error* (MSE) yang sudah ada di persamaan (2.12).

3.2.5 Perhitungan akurasi data

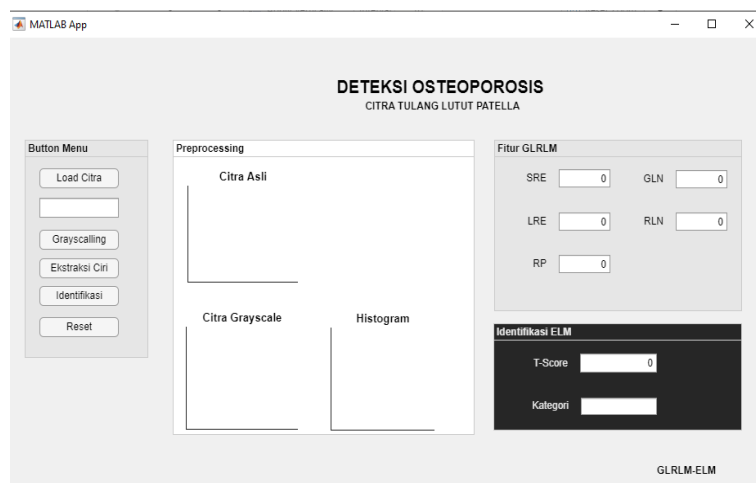
Akurasi merupakan nilai yang nantinya akan digunakan dalam proses analisis untuk tingkat keberhasilan dari sebuah sistem dalam menangani masalah. Perhitungan nilai akurasi biasa diambil dengan cara melakukan perbandingan dari jumlah data yang benar dengan jumlah nilai data keseluruhan. Persamaan yang digunakan untuk menghitung nilai akurasi dilakukan dengan menggunakan metode *confusion matrix*.

3.2.6 Pembuatan Sistem Aplikasi

Desain sistem merupakan desain tentang perancangan tampilan *interface* dengan memanfaatkan *app.Design* yang terdapat pada Matlab dan bertujuan untuk membantu dalam proses pengenalan citra tekstur. Alur kerja utama dalam perancangan digambarkan melalui diagram alir pada Gambar 3.2 dan untuk desain rancangan sistem *interface* nya pada Gambar 3.3.



Gambar 3. 2 *Flowchart* Rancangan Desain Sistem



Gambar 3. 3 Desain Sistem *Interface* GUI

Rincian menu yang digunakan dalam sistem *interface* adalah sebagai berikut:

1. Tombol menu load citra digunakan untuk memilih citra pada file penyimpanan dikomputer. Kemudian citra yang dipilih akan ditampilkan pada tampilan *app.Design*.
2. Tombol *preprocessing* digunakan untuk melakukan proses *preprocessing* seperti *resizing* dan *grayscale*.
3. Tombol ekstraksi ciri digunakan untuk menganalisa suatu tekstur dengan cara mengambil nilai ciri dari citra yang sudah melalui proses *preprocessing*. Nilai ekstraksi ciri akan ditambahkan pada tabel GLRLM.
4. Tombol klasifikasi digunakan untuk melakukan klasifikasi pada citra yang telah dianalisa tekstur. Pengklasifikasian pada citra sampel dilakukan dengan menggunakan metode ELM. Kemudian akan ditampilkakan hasil klasifikasi pada kotak dialog klasifikasi.
5. Tombol reset digunakan user untuk menghapus citra maupun data yang sudah tampil pada toolbox *app.Design* saat akan memasukkan citra baru.

3.3 Teknik Pengambilan Data

3.3.1 Analisa Tekstur *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM)?

Data sampel citra x-ray tulang lutut selanjutnya dianalisa teksturnya menggunakan metode GLRLM melalui software MATLAB. Data hasil yang diperoleh kemudian dicatat pada tabel 3.1

Tabel 3. 1 Data Analisa Tekstur GLRLM

Nomor Citra	Fitur GLRLM	Direksi arah <i>run</i> (derajat)				Average
		0	45	90	135	
	SRE					
	LRE					

	GLU					
	RLU					
	RP					
	SRE					
	LRE					
	GLU					
	RLU					
	RP					
	SRE					
	LRE					
	GLU					
	RLU					
	RP					
	SRE					
	LRE					
	GLU					
	RLU					
	RP					
	SRE					
	LRE					
	GLU					
	RLU					
	RP					

3.3.2 Klasifikasi Extreme Learning Machine

Dalam penelitian ini digunakan arsitektur jaringan syaraf tiruan dengan pengaplikasian metode *extreme learning machine*. Dari hasil pengukuran analisa tekstur sampel citra tulang diperoleh 5 nilai fitur yang akan digunakan sebagai inputan JST metode ELM.

Analisis klasifikasi dilakukan pada sampel citra tulang lutut bagian *patella*. Setelah itu, hasil perhitungan atau klasifikasi dicocokkan dengan data *T-score* BMD dari proses DEXA pada citra tersebut.

3.4 Teknik Analisis Data

3.4.1 Perhitungan Kinerja Sistem ELM dan Validitas Data (*confussion matrix*)

Tabel 3. 3 Kinerja Sistem ELM dan Validitas Data

Node	TP	FP	TN	FN	Akurasi	Presisi	Recall/ Sensitivitas	Spesifisitas	F_1 score

Keterangan:

- a. TP (*True Positive*) = jumlah data aktualnya adalah kelas osteoporosis dengan kelas prediksinya merupakan kelas osteoporosis.
- b. TN (*True Negative*) = jumlah data aktualnya adalah kelas normal dengan kelas prediksinya merupakan kelas normal.
- c. FP (*False Positive*) = jumlah data aktualnya adalah kelas osteoporosis dengan kelas prediksinya merupakan kelas normal.
- d. FN (*False Negative*) = jumlah data aktualnya adalah kelas normal dengan kelas prediksinya merupakan kelas osteoporosis.

3.4.2 Analisis Karakteristik Tekstur Tulang Berdasarkan Fitur GLRLM

Analisis tekstur pada tulang dilakukan berdasarkan hasil dari proses ekstraksi fitur GLRLM dengan cara dikelompokkan rentang nilai beserta karakteristik tekstur berdasarkan kategori jenis tulang.

BAB IV

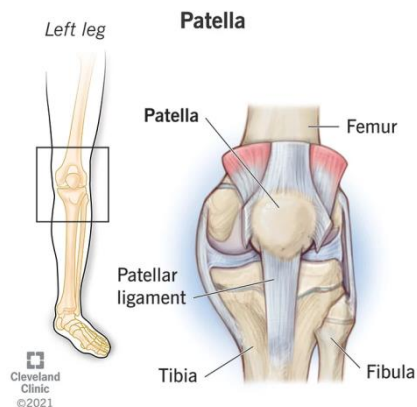
HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini merupakan analisis dari data kuantitatif citra x-ray tulang lutut sebagai objek penelitian yang bertujuan untuk mendeteksi penyakit osteoporosis menggunakan metode GLRLM – ELM. Penelitian ini menggunakan 5 fitur ekstraksi ciri sebagai analisis parameter tekstur yaitu *Short Run Emphasis* (SRE), *Long Run Emphasis* (LRE), *Grey Level Uniformity* (GLU), *Run Length Uniformity* (RLU), dan *Run Percentage* (RPC). Kemudian hasil dari analisa tekstur digunakan sebagai *inputan* dalam sistem klasifikasi dengan menggunakan metode *Extreme Learning Machine* (ELM). Penelitian ini menggunakan aplikasi MATLAB R2021a dengan memanfaatkan fitur *App Design* pada MATLAB.

4.1 Data Hasil Penelitian

4.1.1 Anatomi Tulang Lutut

Citra objek tulang lutut dalam penelitian ini terletak pada bagian tulang tempurung lutut (*patella*). *Patella* merupakan tulang kecil yang terletak di depan sendi lutut, tempat pertemuan tulang paha (*femur*) dan tulang kering (*tibia*). Selain itu tulang *patella* juga termasuk dalam golongan tulang terbesar yang tertanam di tendon (tulang sesamoid). Tulang *patella* memiliki peran penting dalam melindungi lutut dan menghubungkan otot paha depan ke tibia untuk menggerakkan lutut kaki, dan menopang banyak otot, tendon dan ligamen penting.



Gambar 4. 1 Anatomi Tulang Lutut

Anatomi *patella* berbentuk seperti lonjong sedikit titik di bagian bawah dan bagian atas (dasar) terhubung ke otot paha depan melalui tendon paha depan. Berdasarkan letak dan bentuk dari tulang *patella* inilah yang menyebabkan tulang *patella* rawan mengalami cedera maupun fraktur. Meskipun angka kejadian fraktur *patella* bisa dikatakan rendah atau jarang, namun komplikasi yang dapat terjadi baik secara fisik maupun fungsional seperti kekakuan lutut menjadi lemah, dapat terjadi penyakit osteoarthritis maupun osteoporosis sehingga mengganggu aktifitas sehari-hari. Hal tersebut yang kemudian hari dapat menyebabkan peningkatan risiko patah tulang pada pasien usia lanjut.

Setelah menentukan bagian tulang *patella* sebagai objek yang akan dianalisis teksturnya, selanjutnya citra tersebut akan melalui tahap *pre-processing* citra untuk mendapatkan citra yang optimal.

4.1.2 *Preprocessing* Citra

Preprocessing citra dilakukan dengan tujuan untuk memperbaiki kualitas pada citra sehingga citra dapat diolah dengan optimal. *Preprocessing* yang dilakukan pada tahap ini adalah pemotongan citra (*cropping*) atau *Region of*

Image (RoI) dan pengkonversian citra menjadi citra keabuan yakni dengan proses *grayscale*.

1. *Cropping* Citra

Citra *x-ray* tulang lutut memiliki ukuran piksel yang cukup besar yaitu (1670x2010) dengan format *tagged image format* (.tif) sebanyak 30 data yang dibagi menjadi 20 citra latih (*training*) dan 10 citra uji (*testing*). Format citra (.tif) merupakan salah satu format gambar standar yang digunakan dalam dunia teknologi dan percetakan. Ukuran piksel citra *x-ray* tulang tersebut masih terlalu besar dan mencakup area/objek dari beberapa tulang lutut (*genu*) yang tidak diperlukan dalam penelitian ini. Oleh karena itu dibutuhkan teknik *cropping* menggunakan fungsi RoI pada MATLAB untuk mendapatkan RoI area tulang *patella* dan membuang area diluar RoI. Ukuran yang akan disesuaikan untuk semua citra yaitu 50 x 35 piksel dengan koordinat pada masing-masing sisi yakni menggunakan perintah (*function*);

RoI = imcrop(Img, [xmin ymin width height]); dimana **RoI** adalah citra dari *cropping* berupa RoI *patella*, **imcrop** adalah perintah yang digunakan untuk mengeksekusi perintah *crop* pada citra *Img* dengan ukuran yang diinginkan, **Img** adalah citra dari tulang lutut, **xmin** dan **ymin** merupakan letak koordinat titik awal dilakukan perintah *cropping* pada citra *Img*, **width** adalah ukuran panjang piksel citra hasil *cropping* (sumbu x), dan **height** adalah ukuran tinggi citra hasil *cropping* (sumbu y). Perintah RoI merupakan hal utama yang dilakukan pada penelitian ini dengan memanfaatkan *function* pada MATLAB. Hal ini berguna untuk memfokuskan penelitian agar lebih mudah untuk mengenali tulang lutut *patella* dan mempermudah melakukan

proses selanjutnya yakni proses ekstraksi fitur (ciri). Berikut salah satu hasil *crop* tulang lutut *patella*;

Citra hasil *cropping* ukuran 35 x 50 piksel dengan menggunakan perintah **RoI** tersebut akan ditampilkan pada *interface* MATLAB app. Citra tulang *patella* selanjutnya akan dikonversi menjadi citra keabuan (*grayscale*).

2. *Grayscale* Citra

Tahapan selanjutnya dalam *preprocessing* yakni teknik pengkonversian citra menjadi citra keabuan (*grayscale*) sehingga citra x-ray dapat diproses pengolahan datanya dengan mudah. *Grayscale* merupakan istilah untuk menyebutkan satu citra yang memiliki warna abu-abu, hitam, dan putih. Pada pengolahan citra, istilah warna dinyatakan dengan intensitas. Dalam hal ini, intensitas berkisar antara 0 sampai dengan 255. Nilai 0 menyatakan warna hitam dan nilai 255 menyatakan warna putih untuk tipe data *uint8* (*unsigned integer 8 bits*). Pada penelitian ini menggunakan *function grayscale* sebagai berikut:

Img_gray = im2gray(RoI); dimana **Img_gray** adalah hasil citra *grayscale* berupa RoI *patella* yang telah dikonversi menjadi citra dengan 256 skala keabuan, **im2gray** adalah *function grayscale* dalam Matlab, dan **RoI** adalah citra x-ray tulang yang telah dilakukan proses *cropping*. Citra RoI *patella* yang telah melalui proses konversi menjadi citra grayscale akan ditampilkan pada *interface* MATLAB app, sedangkan untuk nilai matriks numerik dari skala keabuan pada tiap-tiap pikselnya akan ditampilkan pada jendela .. MATLAB app. Berikut hasil matriks 35 x 50 citra *grayscale* seperti dibawah ini:

$$grayscale_{35 \times 50} = \begin{bmatrix} 184 & 182 & 182 & \cdots & 188 & 196 & 190 \\ 185 & 184 & 184 & \cdots & 189 & 191 & 189 \\ 188 & 185 & 184 & \cdots & 187 & 191 & 190 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 125 & 135 & 126 & \cdots & 100 & 120 & 134 \\ 137 & 120 & 100 & \cdots & 123 & 139 & 147 \\ 116 & 95 & 81 & \cdots & 143 & 150 & 145 \end{bmatrix}$$

4.1.3 Ekstraksi Fitur

Setiap citra memiliki fitur (ciri) berisi informasi yang tidak dapat dianalisa secara langsung. Diperlukan ekstraksi fitur untuk menentukan karakteristik pada citra tersebut sehingga dapat digunakan sebagai *inputan* proses klasifikasi. Pada penelitian ini, citra tulang *patella* yang telah melalui tahapan *preprocessing* selanjutnya akan dilakukan ekstraksi fitur/ciri tekstur citra dengan menerapkan perhitungan menggunakan matriks *run length* pada metode GLRLM. Hal ini dilakukan agar citra tulang *patella* dapat dianalisa dan diinterpretasikan nilainya. Tahapan ekstraksi ciri tekstur meliputi karakteristik nilai kekasaran, kehalusan, maupun keteraturan intensitas keabuan terhadap susunan piksel yang nantinya akan digunakan untuk mengklasifikasi data citra tulang *patella* berdasarkan kehilangan kepadatan dari tulang tersebut.

Langkah awal pada metode ini yaitu mencari matriks *run-length* dengan melihat derajat keabuan (pola *grayscale*) pada setiap pikselnya dalam sebuah sudut orientasi. Sudut orientasi yang digunakan yaitu 0, 45, 90 dan 135, sehingga hasilnya diperoleh matriks *run-length* sebanyak empat buah matriks. Kemudian pada setiap matriks akan dilakukan perhitungan ekstraksi fitur yakni fitur SRE dengan menggunakan persamaan (2.2), fitur LRE menggunakan persamaan (2.3), fitur GLU menggunakan persamaan (2.4), fitur RLU menggunakan persamaan

(2.5), dan fitur RP dengan menggunakan persamaan (2.6). Adapun langkah-langkah pengekstraksian fitur pada citra tulang *patella* menggunakan GLRLM:

1. Membentuk Matriks *Run-Length*

Setelah melalui proses *preprocessing*, data matriks citra tulang *patella* kemudian akan dihitung jumlah keseluruhan munculnya *run* yang memiliki panjang j dari tingkat keabuan i dalam sebuah sudut orientasi 0, 45, 90 dan 135.

$$grayscale_{35 \times 50} = \begin{bmatrix} 184 & 182 & 182 & \cdots & 188 & 196 & 190 \\ 185 & 184 & 184 & \cdots & 189 & 191 & 189 \\ 188 & 185 & 184 & \cdots & 187 & 191 & 190 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 125 & 135 & 126 & \cdots & 100 & 120 & 134 \\ 137 & 120 & 100 & \cdots & 123 & 139 & 147 \\ 116 & 95 & 81 & \cdots & 143 & 150 & 145 \end{bmatrix}$$

Matriks yang terbentuk dari hasil proses *grayscale* menunjukkan hubungan spasial antar piksel sesuai dengan sudut orientasinya. Maksud dari hubungan spasial antar piksel yaitu apabila bilangan yang memiliki ketetanggaan yang sama dengan sebelumnya berada pada arah sudut orientasi kemudian disesuaikan dengan jumlah bilangannya, itulah yang dinamakan dengan *run-length*. Adapun contoh matriks *run-length* dari setiap sudut orientasi 0, 45, 90, dan 135 dapat diperoleh sebagai berikut:

$$runlength0^{\circ}_{35 \times 50} = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 6 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 3 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned}
runlength45^\circ_{35 \times 50} &= \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 4 & 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 3 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\
runlength90^\circ_{35 \times 50} &= \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 4 & 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 3 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\
runlength135^\circ_{35 \times 50} &= \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 6 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 3 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

Kemudian dari matriks tersebut mencari nilai fitur menggunakan persamaan 2.2 hingga 2.6. Adapun sampel perhitungan fitur dari matriks *runlength* dengan orientasi sudut 0° sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
SRE &= \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{p(i,j)}{j^2} \\
&= \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{p(i,j)}{j^2} \times \frac{1}{s} \\
&= \left[\left(\frac{2}{1^2} + \frac{0}{2^2} + \cdots + \frac{0}{35^2} \right) + \left(\frac{0}{1^2} + \frac{0}{2^2} + \cdots + \frac{0}{35^2} \right) + \right. \\
&\quad \left. \cdots + \left(\frac{3}{1^2} + \frac{0}{2^2} + \cdots + \frac{0}{35^2} \right) + \left(\frac{1}{1^2} + \frac{0}{2^2} + \cdots + \frac{0}{35^2} \right) \right] \times \frac{1}{1654} \\
&= 0.7024
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
LRE &= \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{j^2 \cdot p(i,j)}{s} \\
&= \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N j^2 \cdot p(i,j) \times \frac{1}{s}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \{[(1^2 \times 2) + (2^2 \times 0) + (3^2 \times 0) + \dots + (35^2 \times 0)] + \\
&[(1^2 \times 0) + (2^2 \times 0) + (3^2 \times 0) + \dots + (35^2 \times 0)] + \dots + \\
&[(1^2 \times 3) + (2^2 \times 0) + (3^2 \times 0) + \dots + (35^2 \times 0)] + \\
&[(1^2 \times 1) + (2^2 \times 0) + (3^2 \times 0) + \dots + (35^2 \times 0)]\} \times \frac{1}{1654} \\
&= 3.8521
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
GLU &= \sum_{i=1}^M \frac{(\sum_{j=1}^N p(i, j))^2}{s} \\
&= \sum_{i=1}^M \frac{g(i)^2}{s} \\
&= [(2 + 0 + 0 + \dots + 0)^2 + (0 + 0 + 0 + \dots + 0)^2 + (0 + 0 + 0 + \dots + 0)^2 + \dots + (3 + 0 + 0 + \dots + 0)^2 (1 + 0 + 0 + \dots + 0)^2] \times \\
&\quad \frac{1}{1654} \\
&= 84.6704
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
RLU &= \sum_{j=1}^N \frac{(\sum_{i=1}^M p(i, j))^2}{s} \\
&= \sum_{j=1}^N \frac{r(j)^2}{s} \\
&= [(2 + 0 + 0 + \dots + 1)^2 + (0 + 0 + 0 + \dots + 0)^2 + \dots + \\
&(0 + 0 + 0 + \dots + 0)^2] \times \frac{1}{1654} \\
&= 489.8502
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
RP &= \frac{s}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N j^2 \cdot p(i, j)} \\
&= 1654 / \{[(1 \times 2) + (2 \times 0) + (3 \times 0) + \dots + (35 \times 0)] + \\
&[(1 \times 0) + (2 \times 0) + (3 \times 0) + \dots + (35 \times 0)] + \dots + \\
&[(1 \times 3) + (2 \times 0) + (3 \times 0) + \dots + (35 \times 0)] + [(1 \times 1) + \\
&(2 \times 0) + (3 \times 0) + \dots + (35 \times 0)]\} \\
&= 0.6103
\end{aligned}$$

2. Hasil Fitur GLRLM

Setelah melalui tahap *preprocessing*, kemudian citra tulang *patella* tersebut dibagi menjadi dua kelompok yaitu citra *training* dan citra *testing* sebagai objek yang akan diekstraksi fitur teksturnya. Hasil perhitungan fitur GLRLM menggunakan persamaan 2.2 sampai 2.6 berdasarkan statistik matriks *runlength* yang didapat pada setiap orientasi sudut kemudian akan dirata-rata dan dijadikan nilai *input*-an pada proses klasifikasi ELM. Sehingga diperoleh data rata-rata seperti tabel 4.1.

Tabel 4. 1 Data rata-rata fitur GLRLM pada data *training*

Citra ke-	Parameter Input (Average Fitur GLRLM dir: 0, 45, 90, 135)				
	SRE	LRE	GLN	RLN	RP
1	0.7656	3.9153	84.7336	489.9134	0.6489
2	0.8811	2.1218	132.5184	877.4147	0.8152
3	0.8686	2.1516	146.4382	838.3578	0.8060
4	0.8702	2.3118	123.6512	829.7236	0.7963
5	0.8778	2.0982	129.1408	870.6938	0.8157
6	0.7483	4.6582	105.7418	434.0204	0.6129
7	0.8264	2.7407	112.4638	678.1527	0.7403
8	0.8538	2.4489	145.6704	771.5697	0.7763
9	0.7787	3.0733	131.3254	594.8982	0.7100
10	0.8177	2.9503	108.6253	643.2786	0.7226
11	0.8174	2.9695	92.8290	643.0080	0.7220
12	0.7721	3.8505	83.1743	510.4880	0.6597
13	0.8282	2.6905	146.2506	688.6897	0.7466
14	0.8247	2.9640	116.2089	663.3735	0.7423
15	0.7852	3.1149	100.0942	576.7948	0.7026
16	0.7392	4.2444	84.2998	438.4534	0.6266
17	0.8539	2.5133	113.8140	761.5791	0.7683
18	0.7840	3.3335	90.5211	561.3624	0.6906
19	0.8074	2.7986	91.5918	636.1526	0.7423
20	0.8106	3.0106	105.6348	626.0426	0.7169

Tabel 4. 2 Data rata-rata fitur GLRLM pada data *testing*

Citra ke-	Parameter Input (Average Fitur GLRLM dir: 0, 45, 90, 135)				
	SRE	LRE	GLN	RLN	RP
1	0.7667	3.8986	84.5229	492.44065	0.65
2	0.8793	2.1593	132.587	868.8592	0.811725
3	0.75013	4.6595	105.475	436.582	0.61345
4	0.8272	2.7139	112.6619	682.2902	0.74255
5	0.8540	2.4439	147.0568	772.7473	0.77685
6	0.8282	2.6905	146.2506	688.6896	0.74655
7	0.79435	2.9936	99.29135	599.0538	0.712275
8	0.7380	4.2977	84.33285	436.0502	0.62485
9	0.8569	2.4615	114.7072	773.939	0.77345
10	0.8177	2.9503	108.6253	643.2786	0.72255

4.1.4 Klasifikasi *Extreme Learning Machine* (ELM)

Hasil dari tahapan ekstraksi fitur GLRLM akan digunakan pada tahapan selanjutnya dengan pembagian menjadi dua data kelompok yakni data latih (*training*) dan data uji (*testing*). *Training* merupakan tahapan pembentukan model dengan menggunakan data *training* sebanyak 20 citra yaitu 7 citra normal, 3 citra osteopenia dan 10 citra osteoporosis. Pembentukan model akan digunakan untuk mempelajari serta mengenali pola klasifikasi tulang. Sedangkan tahap *testing* merupakan tahap pengujian keakuratan model yang telah dibentuk pada tahap *training* dengan menggunakan data *testing* sebanyak 10 citra yaitu 3 citra normal, 2 citra osteopenia dan 5 citra osteoporosis. Pada penelitian ini, pembagian data pada proses *training* digunakan untuk memperoleh nilai *output* β , sedangkan data pada proses *testing* digunakan untuk memperoleh hasil dari klasifikasi.

a. Algoritma

Pada tahap klasifikasi ELM ini dilakukan pengujian terhadap data dan sistem. Pengujian data tekstur menggunakan lima variabel input, antara lain

SRE, LRE, GLU, RLU dan RP yang akan diproses ke *hidden layer* dengan menggunakan persamaan 2.9. Kemudian diaktifkan dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid* dengan menggunakan persamaan 2.7. Sedangkan untuk nilai output diklasifikasikan menjadi 3 variabel yaitu normal, osteopenia dan osteoporosis berdasarkan nilai T-Score. Kemudian untuk pengujian sistem dilakukan untuk mengetahui kemampuan sistem yang dibangun. Kemampuan sistem ini bergantung pada proses pelatihan sistem (*data training*).

Tahap awal pada proses pelatihan sistem yaitu dengan mentransformasi data yang akan di *input* sebagai data *training*, transformasi data diperlukan karena pada proses jaringan saraf tiruan pada penelitian ini akan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid, oleh karena itu data tersebut akan ditransformasi dengan *range* antara $[0, 1]$. Data *training* yang telah ditransformasi selanjutnya akan disimpan ke dalam *Microsoft Excel* yang terdiri dari 6 kolom yaitu 5 kolom parameter input dan 1 kolom parameter target. Setelah data tersimpan, dibuka *workspace editor* pada Matlab untuk mengimpor file serta memuat data yang akan digunakan pelatihan dan pengujian terhadap sistem dengan format *.xls*. Pada proses *training* digunakan *mode incremental* bertujuan untuk mendapatkan nilai *error* yang *minimum*. Kemudian dilakukan proses *trial and error training* dengan menggunakan jumlah hidden neuron yang berbeda, yaitu $n= 5$, $n=10$, $n= 13$, $n= 15$, $n= 18$, $n= 20$, $n=25$ sehingga dapat diperoleh jumlah *hidden neuron* yang optimal dan nilai *mean square error* yang *minimum*. Hasil dari proses pelatihan yang optimal ini akan digunakan untuk melatih data uji (*data testing*). Nilai output yang dihasilkan selanjutnya dibuat model matematis fungsi *symetric*

saturating linear (satlins) dari y_i (T-score) yang sudah ternormalisasi sebagai berikut:

Tabel 4. 3 Normalisasi T-Score BMD

Nomor Citra	Nilai T-Score BMD	Normalisasi T-Score BMD
1	-0.4	0.84893617
2	-3.7	0.287234043
3	-2.5	0.491489362
4	-4.5	0.15106383
5	-2.8	0.440425532
6	-4.8	0.1
7	-1.4	0.678723404
8	-3.4	0.338297872
9	-3.8	0.270212766
10	-1.3	0.695744681
11	-0.1	0.9
12	-0.9	0.763829787
13	-2.7	0.457446809
14	-3	0.406382979
15	-4.8	0.1
16	-0.1	0.9
17	-0.3	0.865957447
18	-0.4	0.84893617
19	-0.4	0.84893617
20	-1.3	0.695744681

Sehingga dapat dinyatakan seperti;

$$y_i = \begin{cases} 0 & \text{jika } y < 0.5 \\ 0,5 & \text{jika } 0.5 < y \leq 0.7 \\ 1 & \text{jika } y > 0.7 \end{cases}$$

b. Kinerja Sistem

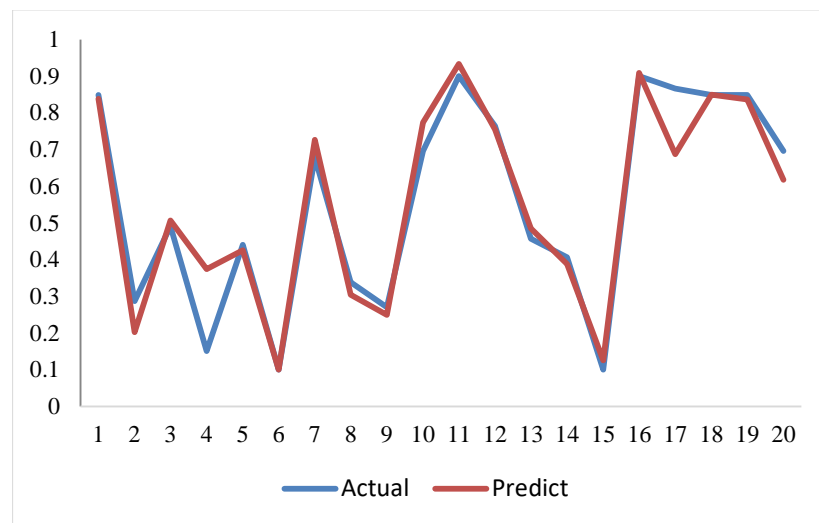
Setelah didapatkan nilai output pada proses pengujian, langkah selanjutnya yaitu menguji kinerja sistem *Extreme Learning Machine* sebagai pengklasifier citra tulang berdasarkan nilai T-Score BMD. Nilai output yang dihasilkan melalui sistem prediksi kemudian dibandingkan dengan nilai aktual T-Score BMD (DEXA). Adapun hasil kinerja sistem berdasarkan tiap tahapan adalah sebagai berikut:

1. Data Training

Data citra tulang *patella* yang digunakan dalam proses pegujian yakni sebanyak 20 data yang terdiri dari 7 normal, 3 osteopenia dan 10 osteoporosis. Kemudian dilakukan proses trial and eror untuk jumlah hidden node hingga dapat diperoleh jumlah hidden node yang optimal dan mendapatkan nilai mean square eror yang minimum sebagai metrik evaluasi kinerja sistem. Berdasarkan hasil analisi data didapatkan nilai MSE dan RMSE sebagai berikut:

Tabel 4. 4 Hasil MSE dan RMSE Training

No	hidden node	MSE	RMSE
1	5	0.045051835	0.212254175
2	10	0.02427138	0.155792748
3	13	0.013600726	0.11662215
4	15	0.011754478	0.108418068
5	18	0.005437555	0.073739778
6	20	9.87087E-25	9.93523E-13



Gambar 4. 2 Grafik *Training Data*

Pencarian metrik evaluasi kinerja sistem ELM pada proses *training* diatas menggunakan persamaan 2.12 dan persamaan 2.13 dengan bantuan program *matlab* 2021. Hasil akurasi paling optimal dapat dilihat pada tabel 4.4 pada no 5 dengan 18 hidden node menghasilkan nilai MSE = 0.005437555 dan

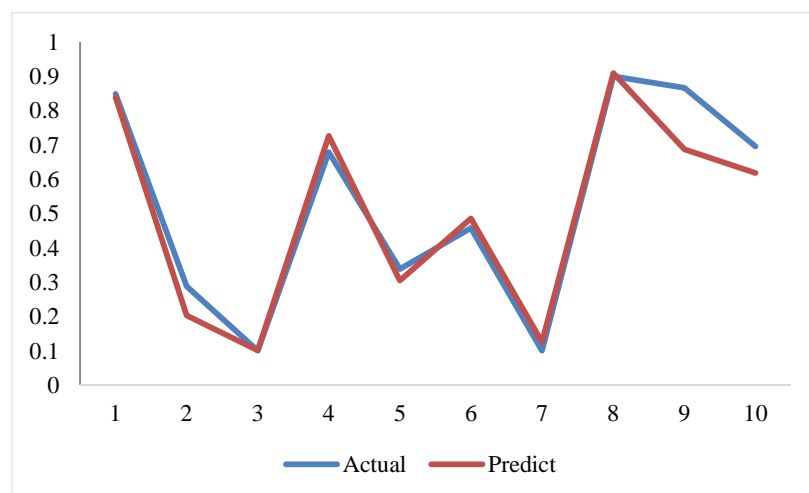
RMSE = 0.073739778 dan dapat dilihat juga pada grafik gambar 4.2 menunjukkan perbedaan antara plot garis aktual dan plot garis prediksi nya di beberapa data sangat berdekatan. Nilai MSE dan RMSE yang rendah tersebut menunjukkan performa kinerja sistem prediksi ELM yang tergolong sangat baik karena hasil antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya bernilai kecil hingga mendekati nilai nol.

2. Data Testing

Data citra tulang *patella* yang digunakan dalam proses pelatihan yakni sebanyak 10 data yang terdiri dari 3 normal, 2 osteopenia dan 5 osteoporosis. Berdasarkan hasil analisis data didapatkan nilai MSE dan RMSE sebagai berikut:

Tabel 4. 5 Hasil MSE dan RMSE *Testing*

No	hidden node	MSE	RMSE
1	5	0.056062941	0.236776141
2	10	0.017262707	0.131387621
3	13	0.015041714	0.122644666
4	15	0.013164784	0.114737893
5	18	0.005022606	0.07087035
6	20	9.57196E-25	9.78364E-13



Gambar 4. 3 Grafik *Testing Data*

Berdasarkan data hasil akurasi paling optimal dapat dilihat pada tabel 4.5 pada no 5 dengan 18 hidden node menghasilkan nilai $MSE = 0.005022606$ dan $RMSE = 0.07087035$ dan dapat dilihat juga pada grafik gambar 4.3 menunjukkan perbedaan antara plot garis aktual dan plot garis prediksinya dibebberapa data sangat berdekatan. Nilai MSE dan RMSE yang rendah tersebut menunjukkan performa kinerja sistem prediksi ELM yang tergolong sangat baik karena hasil antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya bernilai kecil hingga mendekati nilai nol.

Berdasarkan hasil klasifikasi dari proses training dan testing, selanjutnya akan dilakukan evaluasi untuk mengukur tingkat ketepatan suatu model klasifikasi yakni dengan menggunakan *confusion matrix*. Teknik *confusion matrix* merupakan jenis klasifikasi biner dimana memisahkan dua kelas yakni kelas normal (terdiri dari tulang normal dan tulang osteopenia) dan kelas osteoporosis (terdiri dari tulang osteoporosis). Dalam mempresentasikan hasil klasifikasi ELM, terdapat empat istilah karakteristik output elemen *confusion matrix* yaitu *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN). *True Positive* menunjukkan kelas tulang osteoporosis pada data prediksi dan pada data aktual juga menunjukkan kelas tulang osteoporosis, *True Negative* menunjukkan kelas tulang normal pada data prediksi dan data aktual, *False Positive* menunjukkan kelas tulang normal pada data prediksi sedangkan data aktual menunjukkan kelas tulang osteoporosis, kemudian *False Negative* yakni menunjukkan kelas tulang osteoporosis pada data prediksi sedangkan data aktual menunjukkan kelas tulang normal. Hasil pengujian data dengan menggunakan jumlah node 5, 10, 13, 15 dan 18 dapat

dilihat pada tabel 4.6, dimana hasil pengujian menunjukkan jenis penyakit yang telah diidentifikasi oleh sistem.

Tabel 4. 6 Hasil pengujian data citra tulang *patella*

Citra	aktual	Predict				
		node 5	node 10	node 13	node 15	node 18
1	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal	Normal
2	Osteoporosis	Osteoporosis	Osteoporosis	Osteoporosis	Osteoporosis	Osteoporosis
3	Osteoporosis	Osteoporosis	Osteoporosis	Osteoporosis	Osteoporosis	Osteoporosis
4	Osteopenia	Osteopenia	Normal	Normal	Normal	Normal
5	Osteoporosis	Osteoporosis	Osteoporosis	Osteoporosis	Osteoporosis	Osteoporosis
6	Osteoporosis	Osteoporosis	Osteoporosis	Osteoporosis	Osteoporosis	Osteoporosis
7	Osteoporosis	Osteopenia	Osteoporosis	Osteoporosis	Osteoporosis	Osteoporosis
8	Normal	Osteopenia	Normal	Normal	Normal	Normal
9	Normal	Osteopenia	Normal	Normal	Normal	Osteopenia
10	Osteopenia	Osteopenia	Normal	Osteopenia	Osteopenia	Osteopenia

Tabel 4. 7 *Confusion Matrix*

Node	TP	FP	TN	FN	Akurasi	Presisi	Recall/ Sensitivitas	Spesifisitas	F_1 score
5	4	1	5	0	90	80	100	83.333	88.889
10	5	0	5	0	100	100	100	100	100
13	5	0	5	0	100	100	100	100	100
15	5	0	5	0	100	100	100	100	100
18	5	0	5	0	100	100	100	100	100

Tingkat akurasi dari sistem dapat dihitung dari persamaan sebagai berikut:

$$akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100 = \frac{5 + 5}{5 + 5 + 0 + 0} \times 100 = 100$$

$$presisi = \frac{TP}{TP + FP} \times 100 = \frac{5}{5 + 0} \times 100 = 100$$

$$sensitivitas/Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 = \frac{5}{5 + 0} \times 100 = 100$$

$$spesifisitas = \frac{TN}{TN + FP} \times 100 = \frac{5}{5 + 0} \times 100 = 100$$

$$F_1 \text{ score} = 2 \times \frac{(Recall \times Presisi)}{(Recall + Presisi)} \times 100 = \frac{TP}{TP + \frac{1}{2}(FP + FN)} \times 100$$

$$= \frac{5}{5 + 0} \times 100 = 100$$

Berdasarkan hasil pengujian yang tertera pada tabel 4.7 dapat diketahui bahwa semakin banyak hidden node maka tingkat akurasi yang didapat semakin tinggi. Pada data menggunakan hidden node 5 jumlah TP atau data

yang memiliki label tulang osteoporosis dan terklasifikasi sebagai tulang osteoporosis juga sebanyak 4 data, FP atau data yang memiliki label tulang osteoporosis namun terklasifikasi sebagai tulang osteopenia ataupun normal sebanyak 1 data, TN atau data yang memiliki label tulang normal dan terklasifikasi sebagai tulang normal juga sebanyak 5 data, kemudian FN atau data yang memiliki label tulang normal namun terklasifikasi sebagai tulang osteoporosis sebanyak 0 data atau tidak ada. Dari nilai *confussion matrix* tersebut, didapatkan nilai akurasi sebesar 90% menunjukkan bahwa sistem prediksi menghasilkan T-Score BMD dan proporsi data yang terklasifikasi benar berdasarkan fitur teksturnya cukup tinggi. Nilai presisi yang didapat sebesar 80% yang berarti bahwa proporsi data yang benar terklasifikasi osteoporosis terhadap hasil klasifikasi tulang osteoporosis cukup tinggi. Nilai sensitivitas/recall yang didapat sebesar 100% menunjukkan bahwa sistem prediksi ELM tidak melakukan kesalahan dalam memprediksi yang berarti bahwa proporsi data yang terklasifikasi osteoporosis terhadap data tulang osteoporosis mencapai nilai maksimal yaitu 100%. Nilai spesifisitas sebesar 83.33% menunjukkan rasio tulang normal aktual data yang diidentifikasi dengan benar oleh sistem ELM dari seluruh kelas normal (tulang dengan label normal dan label osteopenia). Dan didapatkan nilai F_1score sebesar 88.9% yang berarti sistem prediksi ELM memiliki kualitas yang baik dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasi pola tekstur tulang.

Kemudian pada data dengan menggunakan hidden node 10, 13, 15 dan 18 menunjukkan jumlah TP atau data yang memiliki label tulang osteoporosis dan terklasifikasi sebagai tulang osteoporosis juga sebanyak 5 data, FP atau data

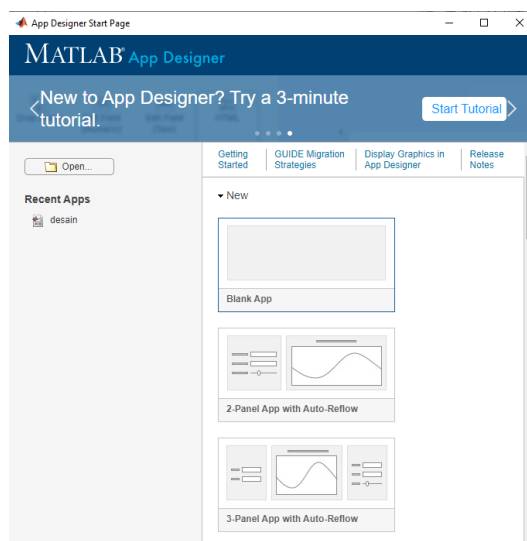
yang memiliki label tulang normal namun terklasifikasi sebagai tulang osteoporosis sebanyak 0 data atau tidak ada, TN atau data yang memiliki label tulang normal dan terklasifikasi sebagai tulang normal juga sebanyak 5 data, kemudian FN atau data yang memiliki label tulang osteoporosis namun terklasifikasi sebagai tulang normal ataupun tulang osteopenia sebanyak 0 data atau tidak ada. Berdasarkan nilai *confussion matrix* tersebut, didapatkan nilai akurasi sebesar 100%, nilai presisi sebesar 100%, sensitivitas/recall sebesar 100%, spesifisitas sebesar 100%, dan nilai F_1score sebesar 100%, hal ini menunjukkan bahwa sistem prediksi menghasilkan T-Score BMD dan dapat melakukan klasifikasi tiap data sesuai dengan pola tekstur tulang yang telah ada (*training data*). Nilai presisi maupun nilai recall yang mencapai 100% menunjukkan bahwa ELM tidak melakukan kesalahan dalam identifikasi dan klasifikasi berdasarkan seluruh data aktual kelas osteoporosis. Sama halnya dengan nilai recall maupun presisi, nilai spesifitas yang mencapai 100% menyatakan bahwa sistem ELM sebagai prediksi telah mengklasifikasi seluruh kelas normal pada data aktual data dengan benar dan tepat sehingga tidak ada kesalahan prediksi pada kelas tulang normal yang diklasifikasikan menjadi kelas osteoporosis. Selanjutnya untuk nilai F_1score yang didapat sebesar 100% menunjukkan bahwa presisi dan recall bernilai sama sehingga diantara keduanya sangat seimbang. F_1score merupakan tolak ukur kualitas sistem prediksi dengan memanfaatkan rata-rata harmonik dari presisi dan sensitivitas (recall) yang ada. Dengan hasil yang seimbang dan bernilai maksimal yakni 100%, menunjukkan bahwa sistem prediksi ELM memiliki

kualitas yang sangat baik dalam fase *learning* pola tekstur tulang sampai proses pengklasifikasian tiap data *testing*.

4.1.5 Implementasi Perancangan GUI MATLAB

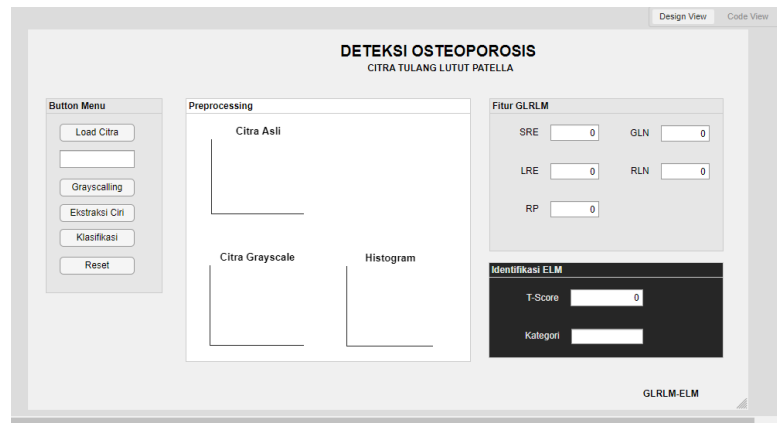
Rancangan aplikasi analisis tekstur ini memanfaatkan fitur GUI yang ditampilkan melalui *App Designer* pada MATLAB. Rancangan aplikasi ini akan digunakan untuk menganalisis tekstur pada suatu citra dengan ditampilkan nilai ekstraksi fitur GLRLM serta klasifikasi jenis tulang (normal; osteopenia; osteoporosis) oleh ELM. Adapun langkah-langkah yang harus dilakukan dalam membuat desain aplikasi adalah sebagai berikut:

1. Membuat desain sistem GLRLM-ELM dengan cara memilih menu home > *create new app* > pilih *Blank App* kemudian akan tampil seperti ini,



Gambar 4. 4Pemilihan *Blank App* untuk pembuatan software aplikasi

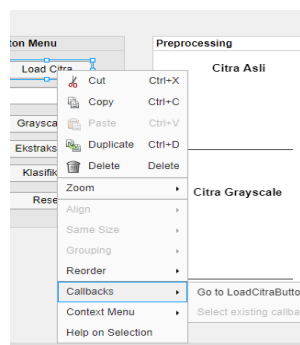
2. Membuat template desain



Gambar 4. 5 Pembuatan menu desain aplikasi

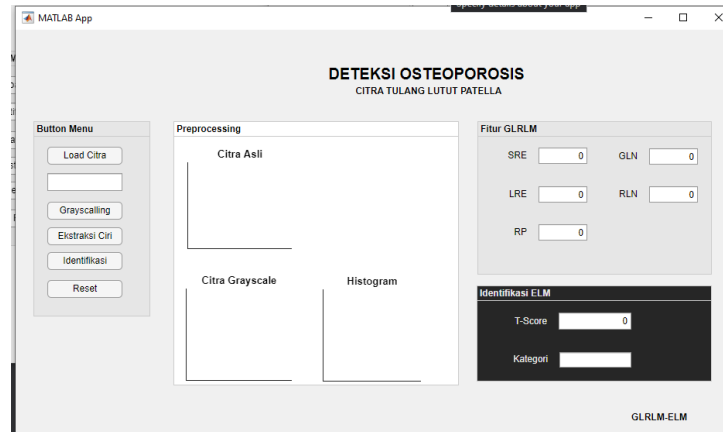
Pada tahapan ini dilakukan pembuatan menu dari proses-proses yang akan dilakukan, seperti memanggil citra yang akan dianalisa, kemudian melakukan *resizing* dan *grayscale* agar citra tersebut jauh dari *noise*, melakukan tahapan ekstraksi fitur untuk mendapatkan nilai pembeda sehingga citra tulang dapat diidentifikasi sesuai karakteristiknya, dan yang terakhir proses identifikasi yakni pengkelompokan citra tulang berdasarkan jenis tulang (normal; osteopenia; osteoporosis).

3. Kemudian memasukkan *coding* pada setiap tombol menu serta melakukan perintah sesuai dengan yang diharapkan dengan cara klik menu > *callbacks* > *go to (menu) callbacks*.



Gambar 4. 6 Pemanggilan Editor MATLAB pada *Code View*

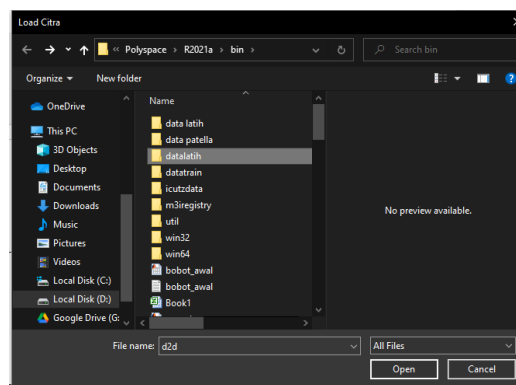
4. Selanjutnya akan tampil *code view* sebagai tempat memasukkan *coding*. Setelah semua proses selesai, maka klik *run* untuk menjalankan program aplikasi sehingga didapatkan tampilan *interface* seperti gambar 4.7.



Gambar 4. 7 *Interface App Design* Deteksi Osteoporosis

Langkah selanjutnya dalam menjalankan *software* aplikasi GLRLM-ELM yaitu dilakukan *run* sesuai prosedur operasional. Adapun tahapan operasional pemrograman sebagai berikut:

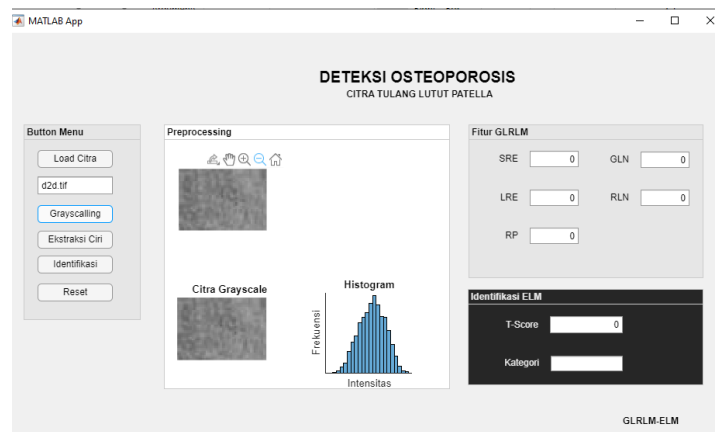
1. Langkah awal yakni melakukan proses pengambilan citra *training* data dengan cara klik tombol load citra pada gambar 4.7. Selanjutnya akan muncul direktori dimana citra data *training* disimpan seperti gambar 4.8.



Gambar 4. 8 Tampilan Direktori Penyimpanan Citra

2. Kemudian pilih salah satu citra yang akan diuji. Citra yang dipilih akan muncul di *UIFigure* citra asli.

3. Selanjutnya dilakukan proses *preprocessing* dengan klik tombol *grayscale*. Citra yang dipilih akan diubah ukuran menjadi 50*35 kemudian diproses menjadi citra keabu-abuan agar meminimalisir *noise* pada citra tersebut. Hasil dari proses *preprocessing* akan ditampilkan di *UIFigure* citra *Grayscale* seperti gambar 4.9.



Gambar 4. 9 Tampilan *Preprocessing* Citra

4. Proses selanjutnya adalah mengambil ciri dari citra keabu-abuan dengan menggunakan metode ekstraksi fitur GLRLM. Proses tersebut dilakukan dengan cara menekan tombol ekstraksi ciri pada *button menu*. Kemudian nilai dari ciri akan ditampilkan pada panel Fitur GLRLM seperti pada gambar 4.10.



Gambar 4. 10 Tampilan Panel Fitur GLRLM setelah Proses Ekstraksi Fitur/Ciri

5. Langkah selanjutnya adalah proses identifikasi penyakit tulang dengan memilih tombol identifikasi pada *button menu*. Hasil dari identifikasi citra tersebut akan muncul pada panel Identifikasi ELM. Dan untuk tombol reset digunakan untuk mengembalikan proses kerja aplikasi diawal.

4.1.6 Karakteristik Tekstur Tulang

Dalam proses identifikasi dan klasifikasi citra tulang *patella* berdasarkan teksturnya menjadi beberapa jenis tulang (normal; osteopenia; osteoporosis) menghasilkan kinerja serta performa yang sangat optimal. Proses identifikasi tersebut dilakukan berdasarkan hasil dari nilai tekstur yang didapat pada tahapan ekstraksi fitur GLRLM. Hasil dari ekstraksi fitur GLRLM tersebut akan menjadi data input untuk proses klasifikasi sehingga citra tulang *patella* tersebut dapat dikelompokkan berdasarkan jenis tulangnya.

Tabel 4. 8 *Average* Fitur GLRLM

NO	SRE	LRE	GLN	RLU	RPC	Jenis Tulang
1	0.765575	3.915275	84.7336	489.9134	0.64885	Normal
2	0.817425	2.969475	92.82903	643.008	0.722	
3	0.7721	3.8505	83.1743	510.488	0.659725	
4	0.739175	4.2444	84.2998	438.4534	0.62655	
5	0.85385	2.513325	113.814	761.5791	0.768275	
6	0.78395	3.333475	90.52105	561.3624	0.69055	
7	0.807425	2.7986	91.5918	636.1526	0.7423	
8	0.7667	3.8986	84.5229	492.4407	0.65	
9	0.738025	4.29775	84.33285	436.0502	0.62485	
10	0.8569	2.4615	114.7072	773.939	0.77345	
11	0.826375	2.74065	112.4638	678.1527	0.740275	Osteopenia
12	0.81765	2.9503	108.6253	643.2786	0.72255	
13	0.810625	3.01055	105.6348	626.0426	0.71685	
14	0.827225	2.713875	112.6619	682.2902	0.74255	
15	0.81765	2.9503	108.6253	643.2786	0.72255	Osteoporosis
16	0.88105	2.12175	132.5184	877.4147	0.81515	
17	0.86855	2.15155	146.4382	838.3578	0.806	

18	0.8702	2.311825	123.6512	829.7236	0.796275
19	0.87775	2.09815	129.1408	870.6938	0.815725
20	0.748325	4.6582	105.7418	434.0204	0.61285
21	0.8538	2.448875	145.6704	771.5697	0.776275
22	0.7787	3.073325	131.3254	594.8982	0.71
23	0.828175	2.690475	146.2506	688.6897	0.74655
24	0.82465	2.964025	116.2089	663.3735	0.7423
25	0.785225	3.1149	100.0942	576.7948	0.70255
26	0.879225	2.159275	132.5872	868.8592	0.811725
27	0.750125	4.659525	105.4747	436.582	0.61345
28	0.854025	2.443875	147.0569	772.7473	0.77685
29	0.828175	2.690475	146.2506	688.6897	0.74655
30	0.79435	2.99365	99.29135	599.0539	0.712275

Untuk menentukan karakteristik setiap citra tulang *patella* saat proses ekstraksi, maka dilakukan perhitungan *mid point* berdasarkan nilai terkecil sampai nilai terbesar pada masing-masing fitur, agar dapat membedakan karakteristik yang kontras.

Tabel 4. 9 *Range* nilai fitur GLRLM

Fitur	Parameter	Range	mid point	keterangan	
				≥mid point	≤mid point
SRE	<i>Short Run</i>	0.73803-0.88105	0.8095375	Kasar	Halus
LRE	<i>Long Run</i>	2.09815-4.65953	3.3788375	Halus	Kasar
GLU	<i>Gray Level</i>	83.1743-147.057	115.11559	Heterogen	Homogen
RLU	<i>Run length</i>	434.02-877.415	655.71753	Heterogen	Homogen
RP	<i>Run</i>	0.61285-0.81573	0.7142875	Tinggi	Rendah

Setelah diketahui *range* tiap fitur, langkah selanjutnya yaitu menginterpretasikan nilai ekstraksi menjadi karakteristik pada setiap tekstur. Adapun tabel karakteristik tekstur pada masing-masing kelompok tulang sebagai berikut:

Tabel 4. 10 Karakteristik tekstur berdasarkan kelompok tulang

No.	Parameter					Jenis Tulang
	Short Run	Long Run	Gray Level	Run length	Run(%)	
1	Halus	Halus	Homogen	Homogenitas	Rendah	Normal
2	Kasar	Kasar	Homogen	Homogenitas	Tinggi	

3	Halus	Halus	Homogen	Homogenitas	Rendah		
4	Halus	Halus	Homogen	Homogenitas	Rendah		
5	Kasar	Kasar	Homogen	Heterogenitas	Tinggi		
6	Halus	Kasar	Homogen	Homogenitas	Rendah		
7	Halus	Kasar	Homogen	Homogenitas	Tinggi		
8	Halus	Halus	Homogen	Homogenitas	Rendah		
9	Halus	Halus	Homogen	Homogenitas	Rendah		
10	Kasar	Kasar	Homogen	Heterogenitas	Tinggi		
11	Kasar	Kasar	Homogen	Heterogenitas	Tinggi		Osteopenia
12	Kasar	Kasar	Homogen	Homogenitas	Tinggi		
13	Kasar	Kasar	Homogen	Homogenitas	Tinggi		
14	Kasar	Kasar	Homogen	Heterogenitas	Tinggi		
15	Kasar	Kasar	Homogen	Homogenitas	Tinggi		
16	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogenitas	Tinggi	Osteoporosis	
17	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogenitas	Tinggi		
18	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogenitas	Tinggi		
19	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogenitas	Tinggi		
20	Halus	Halus	Homogen	Homogenitas	Rendah		
21	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogenitas	Tinggi		
22	Halus	Kasar	Heterogen	Homogenitas	Rendah		
23	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogenitas	Tinggi		
24	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogenitas	Tinggi		
25	Halus	Kasar	Homogen	Homogenitas	Rendah		
26	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogenitas	Tinggi		
27	Halus	Halus	Homogen	Homogenitas	Rendah		
28	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogenitas	Tinggi		
29	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogenitas	Tinggi		
30	Halus	Kasar	Homogen	Homogenitas	Rendah		

Tabel 4.10 menunjukkan karakteristik tekstur pada masing-masing jenis tulang dengan variasi parameter *short run*, *long run*, *gray level*, *run length*, dan *run (%)*. Dapat diketahui bahwa pada kelas tulang normal terdapat 3 citra yang bertekstur kasar, 7 citra bertekstur halus pada parameter *short run*, sedangkan pada parameter *long run* menunjukkan 5 citra halus dan 5 citra kasar. Pada setiap citra tulang normal bersifat homogen pada parameter *gray level* nya, dan hanya 2 citra yang bersifat heterogen terkait dengan jumlah *run length* nya, serta 6 citra tulang normal menghasilkan *run percentage* yang rendah dan 4 citra lainnya *run*

percentage tinggi. Pada kelas osteopenia terdapat 5 citra tulang bertekstur kasar baik pada parameter *short run* dan *long run*, 5citra bersifat homogen berdasarkan *grey level*, dan hanya 2 citra yang bersifat heterogen terkait jumlah *run length* nya serta menghasilkan *run percentage* yang tinggi pada masing-masing citra tulang osteopenia. Kemudian pada kelas tulang osteoporosis terdapat 10 citra yang bertekstur kasar dan 5 citra yang bertekstur halus pada parameter *short run*, 13 citra kasar dan 2 citra halus pada parameter *long run*, 11 citra heterogen dan 4 citra homogen pada *gray level* nya, 10 citra yang bersifat heterogenitas dan 5 citra homogenitas berdasarkan jumlah *run length* nya, 10 citra menghasilkan *run percentage* yang tinggi dan 5 citra dengan *run percentage* rendah.

Melalui representasi data pada tabel 4.10 menunjukkan bahwa sebagian citra tulang normal memiliki tekstur permukaan citra yang halus dan menunjukkan sifat homogenitas pada tiap pikselnya berdasarkan pola *gray level* dan jumlah *run length* nya, serta pada beberapa citra tulang normal menunjukkan presentasi *run* yang rendah. Adanya permukaan citra yang halus disebabkan karena *short run* (lintasan pendek) yang rendah serta adanya keseragaman dalam intensitas piksel antara area yang berdekatan. Run-length bernilai rendah menunjukkan bahwa citra tersebut memiliki intensitas warna/tingkat keabuan yang seragam atau banyak variasi. Sedangkan untuk nilai presentasi *run* pada citra tulang normal *run percentage* nya rendah karena pada tekstur halus tidak ada variasi intensitas piksel *run* (intensitasnya seragam). Nilai *short run* yang kecil akan berdampak pada rendahnya presentasi *run* (*run percentage*). Berbeda halnya dengan hasil ekstraksi citra tulang normal, citra tulang osteopenia memiliki atribut tekstur yang kasar dan sifat homogen yang menunjukkan bahwa kelas tulang ini memiliki intensitas

piksel yang seragam meskipun dengan tekstur yang lebih kasar dari pada citra tulang normal namun tak sama seperti tulang osteoporosis. Selanjutnya pada sebagian besar citra tulang osteoporosis juga memiliki atribut tekstur berupa permukaan citra yang kasar, heterogenitas pada pola *gray level* dan jumlah *run length* yang terbentuk, serta memiliki presentasi *run* yang tinggi. Adanya permukaan citra yang kasar disebabkan oleh *short run* yang tinggi/banyak serta adanya variasi signifikan dalam intensitas piksel antara area yang berdekatan. Perbedaan nilai intensitas piksel yang tidak konstan dan memiliki nilai run-length yang tinggi menyebabkan citra tulang osteoporosis tampak kasar. Sedangkan untuk nilai presentasi *run* pada citra tulang osteoporosis bernilai lebih tinggi, hal ini terjadi karena pada kasus tulang yang memiliki tekstur kasar mengindikasikan adanya daerah yang lebih konsisten dalam warna atau tingkat keabuannya dan membentuk panjang *run* yang lebih besar.

Dapat dilihat perbedaan karakteristik tekstur antara kelas normal dan kelas osteoporosis. Karakteristik tulang normal memiliki tekstur permukaan yang lebih halus ditandai dengan rendahnya lintasan pendek (*short run*) yang muncul serta dalam pendistribusian intensitas *gray level* pada setiap piksel citra lebih berseragam sehingga menunjukkan homogenitas yang lebih besar dalam struktur dan kepadatan tulangnya. Kemudian untuk karakteristik pada kelas tulang osteoporosis memiliki permukaan citra yang kasar ditandai dengan banyaknya *short run* yang muncul dan memiliki variasi untuk pendistribusian intensitas *gray level* yang tidak merata. Intensitas *gray level* pada citra dapat menggambarkan kondisi kepadatan massa mineral dalam tulang. Saat sebaran intensitas *gray level*nya seragam/serupa dan intensitas warna keabuannya tersebar merata maka

menunjukkan kepadatan tulang yang baik. Sebaliknya, citra dengan sebaran intensitas keabuan yang kecil atau lebih rendah menggambarkan keadaan struktur tulang yang keropos dan rapuh (mudah patah) (Shaikh et al., 2017).

Karakteristik tekstur permukaan kasar pada citra tulang kelas osteoporosis menggambarkan kondisi mikroarsitektur jaringan tulang trabekuler. Secara umum, proses resorpsi oleh osteoklas dan pembentukan tulang baru oleh osteoblas bekerja sama untuk menjaga kepadatan dan kekuatan tulang. Namun dalam kasus osteoporosis, osteoklas menjadi lebih aktif dan cenderung melebihi aktivitas osteoblas sehingga lebih banyak tulang diresorpsi daripada yang dibentuk kembali. Osteoklas melakukan resorpsi dengan menghasilkan enzim (kolagenase) untuk menghancurkan protein kolagen sehingga menyebabkan kerusakan pada matriks tulang (susunan tulang berlubang). Menurunnya fungsi osteoblas (sel yang membentuk tulang baru) akan menimbulkan ketidakseimbangan pada proses remodelling dimana kepadatan mineral pada matrik penyusun tulang trabekular akan menurun dan merusak mikroarsitektur jaringan sehingga terjadi penipisan lapisan pada susunan tulang kortikal. Perubahan mikroarsitektur ini juga tampak saat dilakukan foto *rontgen* dimana tulang akan menerima berkas sinar-X oleh DEXA pada frekuensi energi puncak yang dilewatkan melaluinya. Semakin besar kepadatan massa mineral tulang maka akan semakin baik tulang tersebut dalam menyerap berkas sinar-X. Dalam citra radiograf atau densitometri, intensitas *gray level* pada citra menggambarkan kondisi kepadatan massa mineral. Saat terjadi penurunan intensitas *gray level* menggambarkan keadaan tulang yang keropos. Sebaliknya, jika intensitas *gray level* tinggi maka menggambarkan tulang dalam keadaan normal. Dengan demikian menunjukkan bahwa intensitas *gray level* pada

metode ekstraksi fitur GLRLM berpengaruh terhadap pengukuran kepadatan massa tulang atau *bone mineral density* (BMD).

4.2 Kajian Integrasi Islam

Al-Qur'an merupakan firman Allah SWT yang berisi segala macam informasi serta petunjuk dari Allah SWT sehingga dapat digunakan sebagai pedoman bagi umat manusia. Dalam Al-Qur'an terdapat bukti kekuasaan serta kebenaran Allah SWT dalam menciptakan alam semesta beserta seisinya. Seperti proses penciptaan manusia, Allah SWT menciptakan semua unsur pada tubuh manusia dalam kondisi seimbang posturnya hingga tampak bentuk keindahan serta sempurna ciptaan-Nya seperti contoh penciptaan tulang pada tubuh manusia. Allah SWT menciptakan tulang dengan susunan yang sangat teratur sehingga tulang dapat sangat bermanfaat sebagai penopang tubuh manusia.

وَلَقَدْ خَلَقْنَا الْإِنْسَانَ مِنْ سُلَالَةٍ مِنْ طِينٍ ۚ ثُمَّ جَعَلْنَاهُ نُطْفَةً فِي قَرَارٍ مَكِينٍ ۚ ثُمَّ خَلَقْنَا
النُّطْفَةَ عَلَقَةً فَخَلَقْنَا الْعَلَقَةَ مُضْغَةً فَخَلَقْنَا الْمُضْغَةَ عِظْمًا فَكَسَوْنَا الْعِظْمَ لَحْمًا ثُمَّ أَنْشَأْنَاهُ خَلْقًا آخَرَ ۚ
فَتَبَارَكَ اللَّهُ أَحْسَنُ الْخَالِقِينَ ۝ (المؤمنون/23:12-14)

Artinya: “Sungguh, Kami telah menciptakan manusia dari sari pati (yang berasal) dari tanah. Kemudian, Kami menjadikannya air mani di dalam tempat yang kukuh (rahim). Kemudian, air mani itu Kami jadikan sesuatu yang menggantung (darah). Lalu, sesuatu yang menggantung itu Kami jadikan segumpal daging. Lalu, segumpal daging itu Kami jadikan tulang belulang. Lalu, tulang belulang itu Kami bungkus dengan daging. Kemudian, Kami menjadikannya makhluk yang (berbentuk) lain. Mahasuci Allah sebaik-baik pencipta.” *Q.s Al-Mu'minun/23:12-14* (Terjemah Kemenag 2019)

Menurut tafsir Sayyid Quthb menjelaskan bahwa Allah SWT menciptakan sesuatu di muka bumi ini tanpa asal dan tiruan (Murtaza, 2021). Kata “*Khalaqa*” pada ayat diatas memiliki arti menciptakan, menjadikan atau merencanakan. Allah menciptakan serta menyusun setiap makhluk hidup-Nya tanpa asal dan sudah sesuai dengan perhitungan yang tepat. Seperti contoh pada lafal *ثُمَّ خَلَقْنَا النُّطْفَةَ*

عَلَقَةً , sebagaimana dijelaskan pada tafsir *Fathul Qadir* oleh Imam Asy-Syaukani mengenai proses terbentuknya tubuh manusia, dimulai dari perubahan cairan mani yang putih menjadi segumpal darah yang merah (Murtaza, 2021). Dalam kalimat ‘segumpal darah yang merah’ disini menggambarkan proses terbentuknya segumpal daging nantinya. Kemudian pada lafal فَخَلَقْنَا الْمُضْغَةَ عِظْمًا menurut mufasir Imam Thabari menjelaskan bahwa dari segumpal daging tadi, Allah SWT akan merubahnya menjadi tulang-belulang (Murtaza, 2021). Makna tersirat dari segumpal daging dan menjadikan tulang-belulang adalah proses terbentuknya kerangka tubuh dengan bentuk-bentuk tertentu. Oleh demikian, pada ayat diatas kita tau bahwa Allah SWT menciptakan tubuh manusia dengan bentuk atau rupa yang tidak sama antara makhluk lainnya. Namun melalui ayat ini juga dapat diketahui bahwa Allah SWT menciptakan tubuh manusia dengan proses/susunan yang sangat rapi membentuk satu-kesatuan sehingga dapat bermanfaat bagi manusia. Sebagai seorang mukmin kita harus menjaga ciptaan Allah dengan sebaik mungkin. Seperti halnya menjaga kesehatan tubuh terlebih kesehatan pada tulang kita. Seiring bertambahnya usia kecenderungan terkena penyakit pada tulang pun semakin tinggi jika disertai pola hidup yang tidak sehat. Salah satu contoh penyakit yang menyerang tulang yakni osteoporosis.

Osteoporosis merupakan penyakit tulang yang berhubungan dengan proses penuaan dini ditandai dengan berkurangnya massa tulang dan adanya perubahan *mikroarsitektur* jaringan tulang yang mengakibatkan menurunnya kekuatan tulang dan meningkatnya kerapuhan tulang, sehingga menyebabkan tulang mudah

patah (Syafira et al., 2020). Diriwayatkan dari musnad Imam Ahmad dari sahabat Usamah bin Suraik, bahwasanya Rasulullah SAW bersabda, “*Aku pernah berada di samping Rasulullah Shallahu ‘alaihi wa sallam. Lalu datanglah rombongan Arab dusun. Mereka bertanya, ‘Wahai Rasulullah, bolehlah kami berobat?’ Beliau menjawab, ‘Iya, wahai para hamba Allah, berobatlah. Sebab Allah Subhanahu wa Ta’ala tidaklah meletakkan sebuah penyakit melainkan meletakkan pula obatnya, kecuali satu penyakit.’ Mereka bertanya: ‘penyakit apa itu?’ Beliau menjawab: ‘penyakit tua.’*” (HR. Ahmad)

Allah SWT juga berfirman dalam Al-Qur’an ayat 4:

قَالَ رَبِّ إِنِّي وَهَنَ الْعَظْمُ مِنِّي وَاسْتَعَلَ الرَّأْسُ شَيْبًا وَلَمْ أَكُنْ بِدُعَائِكَ رَبِّ شَقِيًّا ﴿٤﴾ (مريم/19: 4)

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.”* Q.s Maryam/19:4 (Terjemah Kemenag 2019)

Dalam tafsir Ibnu Katsir menjelaskan bahwa pada ayat diatas Nabi Zakaria AS menceritakan tentang kelemahan serta munculnya tanda-tanda penuaan yang terjadi pada tubuhnya, baik yang terlihat maupun yang tidak terlihat. Pada lafal “*وَهَنَ*” dalam ayat tersebut berarti “*santai, lemah atau tidak cukup*” menjelaskan bahwa saat seseorang telah memasuki masa penuaan, maka akan ada perubahan yang terjadi dalam tulang manusia. Begitu juga pada lafal “*شَيْبًا*” menjelaskan tentang perubahan warna rambut menjadi putih (uban). Meratanya uban dikepala manusia terjadi sebagaimana meratanya nyala api pada kayu. Semakin besar api itu, maka akan menghabiskan kayu yang awalnya kokoh. Sama halnya dengan kehidupan manusia, semakin bertambahnya umur manusia maka kepadatan atau

kekuatan pada tulang manusia akan semakin menurun. Penurunan kepadatan tulang merupakan salah satu tanda/ciri dari penyakit osteoporosis. Osteoporosis merupakan salah satu penyakit yang tidak ada obatnya (penyakit tua) dan sering juga disebut dengan “*silent epidemic*”, karena menyerang secara diam dengan cara mencuri kekuatan mineral dari tulang tanpa disadari dan tidak adanya tanda khusus yang tampak. Oleh karena itu osteoporosis sangat membutuhkan perhatian khusus, jika penyakit ini diabaikan maka akan beresiko mengalami fraktur hingga timbul komplikasi yang menyebabkan kematian.

Allah SWT telah mengatur semua yang ada dalam tubuh manusia akan mengalami penuaan dan kerusakan, upaya yang dapat dilakukan untuk mencegah penyakit osteoporosis maupun osteopenia saat tulang masih dalam masa pertumbuhan yakni dengan melakukan pola hidup sehat serta melakukan pendeteksian dini kondisi tulang dengan cara mengukur kepadatan tulang (*Bone Mineral Density*), sedangkan bagi seseorang yang telah terkena penyakit osteoporosis masih ada upaya lain yang dapat dilakukan yaitu ikhtiar kepada Allah SWT.

Allah SWT adalah pencipta segala jenis penyakit baik ringan maupun berat. Sebagai seorang mukmin, kita tidak boleh menyesali apapun ketika sedang diuji sakit, karena terkadang dengan sakit kerap kali mendatangkan hikmah yang tak terduga, seperti halnya saat sakit Allah SWT akan menggugurkan penyakit tersebut beserta dosa-dosa hamba-Nya. Allah SWT menciptakan tubuh dalam keadaan sehat agar senantiasa selalu bersyukur kepada-Nya atas segala kenikmatan sehingga dapat beraktivitas seperti biasa dan selalu berlomba-lomba dalam melakukan kebaikan serta bertaqwa kepada-Nya. Begitupun jika diberi

anugerah sakit, Allah SWT menguji hambanya agar selalu tetap berusaha dalam pengobatan baik secara medis maupun alternatif (spiritual). Allah mengajarkan kepada semua hamba-Nya untuk selalu ikhtiar dengan rasa semangat, keyakinan untuk sembuh dan juga dalam kesabaran diiringi dengan ibadah serta selalu memanjatkan do'a kepada Allah SWT. Penyakit yang diberikan Allah SWT dalam diri seorang mukmin merupakan tanda bukti cinta Allah SWT kepada hamba-Nya, apabila dijalani dengan kesabaran, ikhlas dan penuh keyakinan untuk sembuh maka Allah SWT akan meridhai segala bentuk ikhtiar seorang mukmin.

Penelitian ini merupakan salah satu bentuk alternatif untuk melakukan pendeteksian BMD, yakni dengan cara menganalisa dari citra *x-ray*. Manusia sebagai makhluk yang berakal dan memiliki fikiran yang luas dapat memanfaatkan teknologi berupa komputer untuk menganalisa kepadatan tulang (BMD). Dengan bantuan metode *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM), hasil citra *x-ray* dapat dianalisa melalui tekstur cirinya. Kemudian memanfaatkan jaringan syaraf tiruan yakni metode *extreme learning machine* untuk sistem pengklasifikasiannya. Proses pada penelitian ini merupakan suatu usaha (alternatif) untuk mempermudah dalam menyelesaikan suatu permasalahan. Selain Untuk mendapatkan hasil akurasi yang optimal, maka diperlukan uji coba berulang-ulang. Meskipun penelitian ini masih belum maksimal, akan tetapi penggunaan metode GLRLM-ELM dinilai dapat membantu dalam proses pengukuran BMD serta pengklasifikasian tulang berdasarkan analisa tekstur citra pada masing-masing kelas tulang (normal; osteopenia; osteoporosis).

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan proses pengolahan data dan hasil penelitian yang telah dibahas mengenai Deteksi Osteoporosis Melalui Analisa Tekstur Metode *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) citra *X-Ray* Tulang Lutut Dengan Metode Klasifikasi *Extreme Learning Machine* (ELM), didapatkan bahwa:

1. Proses ekstraksi fitur citra *x-ray* tulang *patella* dengan menggunakan metode *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) dapat menganalisis citra berdasarkan teksturnya. Kemudian hasil ekstraksi tersebut akan diklasifikasi menggunakan metode *Extreme Learning Machine* (ELM) untuk menggolongkan citra tulang berdasarkan jenisnya tulangnya (normal; osteopenia; osteoporosis). Dari proses *trial and error* pada data *training* diperoleh hasil terbaik dengan menggunakan jumlah node 18 yakni untuk nilai MSE = 0.005437 dan RMSE = 0.073739. Sehingga pada proses *testing* juga menggunakan jumlah node 18 dan didapatkan hasil MSE = 0.005022 dan RMSE = 0.07087 . Hasil MSE dan RMSE yang bernilai rendah hingga mendekati nol menunjukkan bahwa sistem GLRLM-ELM memiliki kinerja yang tergolong baik. Selain itu, sistem GLRLM-ELM juga mendapatkan hasil akurasi sebesar 100%, sensitivitas 100%, spesifitas 100%, dan F_1Score 100%. Melalui hasil sebaran validitas tersebut menunjukkan bahwa sistem ELM mengklasifikasi seluruh citra tulang dengan benar, yang artinya sistem prediksi ini memiliki kualitas yang sangat baik dalam mengenali pola tulang sehingga menghasilkan prediksi yang optimal.

2. Penelitian ini memanfaatkan 5 fitur pada metode GLRLM sebagai parameter yang digunakan dalam menganalisa ciri citra tulang berdasarkan karakteristik teksturnya. Didapatkan perbedaan yang sangat jelas yaitu pada tekstur permukaan citra serta sebaran intensitas *gray level* pada setiap matriks citra. Pada kelas tulang osteoporosis, permukaan citra menunjukkan tekstur yang lebih kasar ditandai dengan banyaknya *short run* yang muncul dan untuk pendistribusian intensitas *gray level* pada permukaan tulang yang bertekstur kasar lebih bervariasi tiap pikselnya (bersifat heterogenitas) dan tidak konstan. Sedangkan pada citra kelas tulang normal, menunjukkan permukaan tesktur yang lebih halus ditandai dengan rendahnya lintasan pendek (*short run*) yang muncul serta pendistribusian *gray level* yang lebih merata dan seragam/serupa pada setiap piksel citra (bersifat homogenitas). Hal ini menunjukkan bahwa citra kelas tulang normal dengan intensitas piksel yang merata dan konstan memiliki kepadatan tulang yang baik. Sebaliknya, citra dengan sebaran intensitas keabuan yang beragam atau lebih rendah menggambarkan keadaan struktur tulang yang keropos dan rapuh (mudah patah).

5.2 Saran

Adapun saran dalam penelitian yang dapat penulis sampaikan yaitu sebagai berikut:

1. Pada tahapan *preprocessing* perlu dilakukan penentuan titik koordinat citra secara otomatis tanpa memilih daerah RoI satu per satu di setiap citra sehingga lebih terfokuskan kepada objek yang akan dipakai serta

penggunaan metode-metode perbaikan lainnya untuk meningkatkan kualitas pada citra tersebut.

2. Pada tahapan ekstraksi fitur perlu dilakukan uji coba dengan metode ekstraksi fitur lainnya agar memperoleh hasil yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- Alflani, D., Pusplodjati, S., Widodo, S., & Septiana, D. A. (2011). *UR*, 1, 10.
- Asmarani, N. A. (2018). Pengenalan Pengolahan Citra Analisis Tekstur Menggunakan Metode Gray Level Run-Length Matrix. *Research Journal of Pharmaceutical, Biological and Chemical Sciences*, 1(1), 1–5.
- Fikriya, Z. A., Irawan, M. I., & Soetrisno., S. (2017). Implementasi Extreme Learning Machine untuk Pengenalan Objek Citra Digital. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 6(1). <https://doi.org/10.12962/j23373520.v6i1.21754>
- Giovani, H. (2021). *Identifikasi Patah Tulang Tangan Manusia dengan Menerapkan Metode Hue Saturation Value (HSV)*. 1(1), 20–25.
- Hafil, M. (2020). *Ulama Jelaskan Hadist Nabi Soal Setiap Penyakit Ada Obatnya* / *Republika Online*. Web. <https://www.republika.co.id/berita/q7ixaj430/ulama-jelaskan-hadist-nabi-soal-setiap-penyakit-ada-obatnya>
- Humaryanto. (2017). Deteksi Dini Osteoporosis Pasca Menopause. *Jmj*, 5(2), 164–177.
- Mardiana, T., Ditama, E. M., & Tuslaela, T. (2020). an Expert System for Detection of Diabetes Mellitus With Forward Chaining Method. *Jurnal Riset Informatika*, 2(2), 69–76. <https://doi.org/10.34288/jri.v2i2.121>
- Mu'jizah, H. (2021). *KLASIFIKASI KANKER USUS BESAR BERDASARKAN CITRA HISTOPATOLOGI MENGGUNAKAN METODE GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX-EXTREME LEARNING MACHINE*. Universitas Islam Negeri Sunan Ampel.
- Mulyono, A. (2022). *GABUNGAN METODE GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX DAN GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX PADA ANALISIS CITRA RADIOGRAFI*. 8, 134–138.
- Murdoko, & Saparudin. (2015). *Klasifikasi Citra Daun Tanaman Menggunakan Metode Extreme Learning Machine*. 140–145.
- Murtaza, A. (2021). Signifikansi Tentang Ayat Penciptaan Manusia Q.S. 23: 12-14. *PAPPASANG I*, 3, 1–12.
- Pratama, A. D. (2019). Intervensi Fisioterapi pada Kasus Osteoarthritis Genu di RSPAD Gatot Soebroto. *Jurnal Sosial Humaniora Terapan*, 1(2), 21–34. <https://doi.org/10.7454/jsht.v1i2.55>
- Purwandari, E. P., Hasibuan, R. U., & Andreswari, D. (2018). Identifikasi Jenis Bambu Berdasarkan Tekstur Daun dengan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix dan Gray Level Run Length Matrix. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Komputer*, 6(4), 146–151. <https://doi.org/10.14710/jtsiskom.6.4.2018.146-151>








- Pusdatin. (2020). *Infodatin osteoporosis 2020.pdf*.
- Rahma, O. N., Wijaya, S. K., & Prawito. (2016). Implementasi Extreme Learning Machine Sebagai Alat Bantu Identifikasi Stroke Iskemik Akut dan Normal dengan Metode Brain Symmetry Index. *Jurnal Teknik Biomedis Indonesia*, 2(1), 1–7.
- Rukmoyo, T. (2017). *Buku Ajar Osteoporosis*.Jogjakarta: Universitas Gajah Mada.
- Shaikh, S. A., Iqbal, J., Faisal, L., Islam, Z. ul, & Ajmal, R. (2017). Difference in bone mineral density on dual x-ray absorptiometry scan among ethnic groups of karachi, pakistan. *Rawal Medical Journal*, 42, 484–489.
- SHIHAB, M. Q. (2002). *Tafsir Al-Misbah Pesan, Kesan dan Keserasian al-Qur'an* (Vol 15). Lentera Hati. <https://www.ptonline.com/articles/how-to-get-better-mfi-results>
- Syafira, I., Suroyo, R. B., & Utami, T. N. (2020). Analisis Faktor Yang Memengaruhi Osteoporosis Pada Ibu Menopause Di Wilayah Kerja Puskesmas Stabat Kabupaten Langkat Tahun 2019. *JUMANTIK (Jurnal Ilmiah Penelitian Kesehatan)*, 5(1), 65. <https://doi.org/10.30829/jumantik.v5i1.6776>
- Tandra, H. (2009). *Segala sesuatu yang harus anda ketahui tentang osteoporosis : mengenal, mengatasi, dan mencegah tulang keropos*. Gramedia.
- Tjahjadi, V. (2017). *Mengenal, Mencegah, dan Mengatasi Silent Killer, "Osteoporosis"* - Google Books. Hikam Pustaka. https://www.google.co.id/books/edition/Mengenal_Mencegah_dan_Mengatasi_Silent_K/z7JVEAAAQBAJ?hl=id&gbpv=1&dq=osteoporosis&printsec=frontcover
- Visa Sofia, D. (2011). Confusion Matrix-based Feature Selection Sofia Visa. *ConfusionMatrix-Based Feature Selection Sofia*, 710(January), 8.
- W H O. (2007). *ASSESSMENT OF OSTEOPOROSIS AT THE PRIMARY HEALTH CARE LEVEL*. United Kingdom: University of Sheffield.
- Xu, D. H., Kurani, A. S., Furst, J. D., & Raicu, D. S. (2004). Run-length encoding for volumetric texture. *Proceedings of the Fourth IASTED International Conference on Visualization, Imaging, and Image Processing, August*, 534–539.
- Zhang, Y., Li, C., & Li, L. (2018). Wavelet transform and Kernel-based extreme learning machine for electricity price forecasting. *Energy Systems*, 9(1), 113–134. <https://doi.org/10.1007/s12667-016-0227-3>









LAMPIRAN






LAMPIRAN 1

1. Ekstraksi Fitur



a) Data Training











Citra Tulang	Fitur GLRLM	Direksi arah <i>run</i> (derajat)				Average
		0	45	90	135	
	SRE	0.7024	0.7445	0.7866	0.8288	0.76558
	LRE	3.8521	3.8942	3.9363	3.9785	3.91528
	GLU	84.6704	84.7125	84.7547	84.7968	84.7336
	RLU	489.85	489.892	489.935	489.977	489.913
	RP	0.6103	0.636	0.6617	0.6874	0.64885
	SRE	0.8314	0.8645	0.8976	0.9307	0.88105
	LRE	2.0721	2.1052	2.1383	2.1714	2.12175
	GLU	132.469	132.502	132.535	132.568	132.518
	RLU	877.365	877.398	877.431	877.464	877.415
	RP	0.7766	0.8023	0.828	0.8537	0.81515
	SRE	0.8183	0.8518	0.8853	0.9188	0.86855
	LRE	2.1013	2.1348	2.1683	2.2018	2.15155
	GLU	146.388	146.421	146.455	146.489	146.438
	RLU	838.308	838.341	838.375	838.408	838.358
	RP	0.7674	0.7931	0.8189	0.8446	0.806
	SRE	0.8193	0.8532	0.8872	0.9211	0.8702
	LRE	2.2609	2.2949	2.3288	2.3627	2.31183
	GLU	123.6	123.634	123.668	123.702	123.651
	RLU	829.673	829.707	829.741	829.775	829.724
	RP	0.7577	0.7834	0.8091	0.8349	0.79628
	SRE	0.8281	0.8612	0.8943	0.9274	0.87775
	LRE	2.0485	2.0816	2.1147	2.1478	2.09815
	GLU	129.091	129.124	129.157	129.19	129.141
	RLU	870.644	870.677	870.71	870.743	870.694
	RP	0.7771	0.8029	0.8286	0.8543	0.81573
	SRE	0.6812	0.7259	0.7707	0.8155	0.74833
	LRE	4.591	4.6358	4.6806	4.7254	4.6582
	GLU	105.675	105.719	105.764	105.809	105.742
	RLU	433.953	433.998	434.043	434.088	434.02
	RP	0.5743	0.6	0.6257	0.6514	0.61285
	SRE	0.7714	0.8081	0.8447	0.8813	0.82638
	LRE	2.6857	2.7223	2.759	2.7956	2.74065
	GLU	112.409	112.445	112.482	112.519	112.464
	RLU	678.098	678.134	678.171	678.208	678.153

	RP	0.7017	0.7274	0.7531	0.7789	0.74028
	SRE	0.8015	0.8364	0.8712	0.9061	0.8538
	LRE	2.3966	2.4314	2.4663	2.5012	2.44888
	GLU	145.618	145.653	145.688	145.723	145.67
	RLU	771.517	771.552	771.587	771.622	771.57
	RP	0.7377	0.7634	0.7891	0.8149	0.77628
	SRE	0.7356	0.7739	0.8122	0.7931	0.7787
	LRE	3.0111	3.0877	3.126	3.0685	3.07333
	GLU	131.292	131.33	131.369	131.311	131.325
	RLU	594.865	594.903	594.941	594.884	594.898
	RP	0.6714	0.6971	0.7229	0.7486	0.71
	SRE	0.7613	0.7989	0.8364	0.874	0.81765
	LRE	2.8939	2.9315	2.9691	3.0067	2.9503
	GLU	108.569	108.607	108.644	108.682	108.625
	RLU	643.222	643.26	643.297	643.335	643.279
	RP	0.684	0.7097	0.7354	0.7611	0.72255
	SRE	0.761	0.7986	0.8362	0.8739	0.81743
	LRE	2.913	2.9507	2.9883	3.0259	2.96948
	GLU	92.7726	92.8102	92.8478	92.8855	92.829
	RLU	642.952	642.989	643.027	643.064	643.008
	RP	0.6834	0.7091	0.7349	0.7606	0.722
	SRE	0.71	0.7514	0.7928	0.8342	0.7721
	LRE	3.7884	3.8298	3.8712	3.9126	3.8505
	GLU	83.1122	83.1536	83.195	83.2364	83.1743
	RLU	510.426	510.467	510.509	510.55	510.488
	RP	0.6211	0.6469	0.6726	0.6983	0.65973
	SRE	0.7737	0.81	0.8463	0.8827	0.82818
	LRE	2.636	2.6723	2.7086	2.745	2.69048
	GLU	146.196	146.232	146.269	146.305	146.251
	RLU	688.635	688.672	688.708	688.744	688.69
	RP	0.708	0.7337	0.7594	0.7851	0.74655
	SRE	0.7688	0.806	0.8433	0.8805	0.82465
	LRE	2.9082	2.9454	2.9826	3.0199	2.96403
	GLU	116.153	116.19	116.228	116.265	116.209
	RLU	663.318	663.355	663.392	663.429	663.373
	RP	0.7423	0.7166	0.7423	0.768	0.7423
	SRE	0.7271	0.7659	0.8046	0.8433	0.78523
	LRE	3.0568	3.0955	3.1343	3.173	3.1149
	GLU	100.036	100.075	100.114	100.152	100.094
	RLU	576.737	576.775	576.814	576.853	576.795
	RP	0.664	0.6897	0.7154	0.7411	0.70255

	SRE	0.6736	0.7173	0.761	0.8048	0.73918
	LRE	4.1788	4.2225	4.2663	4.31	4.2444
	GLU	84.2342	84.2779	84.3217	84.3654	84.2998
	RLU	438.388	438.432	438.475	438.519	438.453
	RP	0.588	0.6137	0.6394	0.6651	0.62655
	SRE	0.801	0.8362	0.8715	0.9067	0.85385
	LRE	2.4605	2.4957	2.5309	2.5662	2.51333
	GLU	113.761	113.796	113.832	113.867	113.814
	RLU	761.526	761.562	761.597	761.632	761.579
	RP	0.7297	0.7554	0.7811	0.8069	0.76828
	SRE	0.7248	0.7642	0.8037	0.8431	0.78395
	LRE	3.2743	3.3138	3.3532	3.3926	3.33348
	GLU	90.4619	90.5013	90.5408	90.5802	90.5211
	RLU	561.303	561.343	561.382	561.422	561.362
	RP	0.652	0.6777	0.7034	0.7291	0.69055
	SRE	0.7516	0.7888	0.826	0.8633	0.80743
	LRE	2.7428	2.78	2.8172	2.8544	2.7986
	GLU	91.536	91.5732	91.6104	91.6476	91.5918
	RLU	636.097	636.134	636.171	636.208	636.153
	RP	0.6909	0.768	0.7423	0.768	0.7423
	SRE	0.7537	0.7917	0.8296	0.8675	0.81063
	LRE	2.9537	2.9916	3.0295	3.0674	3.01055
	GLU	105.578	105.616	105.654	105.692	105.635
	RLU	625.986	626.024	626.062	626.099	626.043
	RP	0.6783	0.704	0.7297	0.7554	0.71685

b) Data Testing

Citra Tulang	Fitur GLRLM	Direksi arah <i>run</i> (derajat)				Average
		0	45	90	135	
	SRE	0.7024	0.7445	0.7866	0.8288	0.76558
	LRE	3.8521	3.8942	3.9363	3.9785	3.91528
	GLU	84.6704	84.7125	84.7547	84.7968	84.7336
	RLU	489.85	489.892	489.935	489.977	489.913
	RP	0.6103	0.636	0.6617	0.6874	0.64885
	SRE	0.8314	0.8645	0.8976	0.9307	0.88105
	LRE	2.0721	2.1052	2.1383	2.1714	2.12175
	GLU	132.469	132.502	132.535	132.568	132.518
	RLU	877.365	877.398	877.431	877.464	877.415
	RP	0.7766	0.8023	0.828	0.8537	0.81515
	SRE	0.6812	0.7259	0.7707	0.8155	0.74833

	LRE	4.591	4.6358	4.6806	4.7254	4.6582
	GLU	105.675	105.719	105.764	105.809	105.742
	RLU	433.953	433.998	434.043	434.088	434.02
	RP	0.5743	0.6	0.6257	0.6514	0.61285
	SRE	0.7714	0.8081	0.8447	0.8813	0.82638
	LRE	2.6857	2.7223	2.759	2.7956	2.74065
	GLU	112.409	112.445	112.482	112.519	112.464
	RLU	678.098	678.134	678.171	678.208	678.153
	RP	0.7017	0.7274	0.7531	0.7789	0.74028
	SRE	0.8015	0.8364	0.8712	0.9061	0.8538
	LRE	2.3966	2.4314	2.4663	2.5012	2.44888
	GLU	145.618	145.653	145.688	145.723	145.67
	RLU	771.517	771.552	771.587	771.622	771.57
	RP	0.7377	0.7634	0.7891	0.8149	0.77628
	SRE	0.7737	0.81	0.8463	0.8827	0.82818
	LRE	2.636	2.6723	2.7086	2.745	2.69048
	GLU	146.196	146.232	146.269	146.305	146.251
	RLU	688.635	688.672	688.708	688.744	688.69
	RP	0.708	0.7337	0.7594	0.7851	0.74655
	SRE	0.7271	0.7659	0.8046	0.8433	0.78523
	LRE	3.0568	3.0955	3.1343	3.173	3.1149
	GLU	100.036	100.075	100.114	100.152	100.094
	RLU	576.737	576.775	576.814	576.853	576.795
	RP	0.664	0.6897	0.7154	0.7411	0.70255
	SRE	0.6736	0.7173	0.761	0.8048	0.73918
	LRE	4.1788	4.2225	4.2663	4.31	4.2444
	GLU	84.2342	84.2779	84.3217	84.3654	84.2998
	RLU	438.388	438.432	438.475	438.519	438.453
	RP	0.588	0.6137	0.6394	0.6651	0.62655
	SRE	0.801	0.8362	0.8715	0.9067	0.85385
	LRE	2.4605	2.4957	2.5309	2.5662	2.51333
	GLU	113.761	113.796	113.832	113.867	113.814
	RLU	761.526	761.562	761.597	761.632	761.579
	RP	0.7297	0.7554	0.7811	0.8069	0.76828
	SRE	0.7537	0.7917	0.8296	0.8675	0.81063
	LRE	2.9537	2.9916	3.0295	3.0674	3.01055
	GLU	105.578	105.616	105.654	105.692	105.635
	RLU	625.986	626.024	626.062	626.099	626.043
	RP	0.6783	0.704	0.7297	0.7554	0.71685

2. Evaluasi Kinerja

Evaluasi Kinerja Kelayakan Sistem Deteksi GLRLM-ELM (Training)							
n ke-	X_i	Y_i	$ X_i - Y_i $	$(X_i - Y_i)^2$	$ Y_i - X_i $	$(Y_i - X_i)/Y_i$	
1	0.838453	0.84893617	0.0104836	0.000109906	0.0104836	0.012349101	
2	0.202309	0.28723404	0.08492538	0.007212319	0.08492538	0.295666124	
3	0.506752	0.49148936	0.01526286	0.000232955	0.01526286	0.031054303	
4	0.374207	0.15106383	0.22314285	0.04979273	0.22314285	1.477142788	
5	0.425792	0.44042553	0.01463383	0.000214149	0.01463383	0.033226574	
6	0.100631	0.1	0.00063143	3.98701E-07	0.00063143	0	
7	0.726373	0.6787234	0.04764952	0.002270477	0.04764952	0.070204626	
8	0.304101	0.33829787	0.03419689	0.001169427	0.03419689	0.101085142	
9	0.249699	0.27021277	0.02051413	0.00042083	0.02051413	0.075918437	
10	0.774171	0.69574468	0.07842639	0.006150698	0.07842639	0.112722941	
11	0.933618	0.9	0.0336182	0.001130183	0.0336182	0.03735355	
12	0.754782	0.76382979	0.00904767	8.18603E-05	0.00904767	0.011845135	
13	0.485136	0.45744681	0.02768939	0.000766702	0.02768939	0.060530297	
14	0.388007	0.40638298	0.01837624	0.000337686	0.01837624	0.045219009	
15	0.125521	0.1	0.02552127	0.000651335	0.02552127	0	
16	0.908875	0.9	0.00887462	7.87589E-05	0.00887462	0.009860691	
17	0.687378	0.86595745	0.17857904	0.031890473	0.17857904	0.206221496	
18	0.849604	0.84893617	0.0006681	4.46354E-07	0.0006681	0.000786982	
19	0.83615	0.84893617	0.01278652	0.000163495	0.01278652	0.015061819	
20	0.617794	0.69574468	0.07795041	0.006076266	0.07795041	0.112038813	
Jumlah	20	11.08935	11.0893617	0.92297832	0.108751097	0.92297832	2.708287828

Parameter Evaluasi		Nilai
Mean Square Error (MSE)		0.00543755
Root Mean Square Error (RMSE)		0.07373978
Mean Absolute Percentage Error (MAPE)		0.54375548

MAPE (%)	0.54376	MAPE (%)	0.543755485
Kinerja Sistem	Sangat Baik	Kinerja Sistem	Sangat Baik

Evaluasi Kinerja Kelayakan Sistem Deteksi GLRLM-ELM (Testing)							
n ke-	X_i	Y_i	$ X_i - Y_i $	$(X_i - Y_i)^2$	$ Y_i - X_i $	$(Y_i - X_i)/Y_i$	
1	0.8384526	0.84893617	0.0104836	0.000109906	0.0104836	0.012349101	
2	0.2023087	0.28723404	0.08492538	0.007212319	0.08492538	0.295666124	
3	0.1006314	0.1	0.00063143	3.98701E-07	0.00063143	0.006314279	
4	0.7263729	0.6787234	0.04764952	0.002270477	0.04764952	0.070204626	
5	0.304101	0.33829787	0.03419689	0.001169427	0.03419689	0.101085142	
6	0.4851362	0.45744681	0.02768939	0.000766702	0.02768939	0	
7	0.1255213	0.1	0.02552127	0.000651335	0.02552127	0.255212714	
8	0.9088746	0.9	0.00887462	7.87589E-05	0.00887462	0.009860691	
9	0.6873784	0.86595745	0.17857904	0.031890473	0.17857904	0.206221496	
10	0.6177943	0.69574468	0.07795041	0.006076266	0.07795041	0.112038813	
Jumlah	10	4.9965714	5.27234043	0.49650155	0.050226064	0.49650155	1.068952985

Parameter Evaluasi		Nilai
Mean Square Error (MSE)		0.00502261
Root Mean Square Error (RMSE)		0.07087035
Mean Absolute Percentage Error (MAPE)		10.6895299

MAPE (%)	0.07087
Kinerja Sistem	Sangat Baik

Keterangan:	MAPE	Kinerja Sistem Prediksi
	< 10 %	Sangat Baik
	10 - 20 %	Baik
	20 - 50 %	Cukup
> 50 %	Buruk	

All Parameter	best value (close to 0) worst value (infinity)
---------------	---

LAMPIRAN 2

1. Source Code

```

properties (Access = public)
    Property
        ExcelFileName = 'Dataglr1m.xlsx';
        SheetName = 'Sheet4';
        Citra
        OutputResult
        ImageNames
        Classification
        ExcelData % Description
    end
% Button pushed function: LoadCitraButton
function LoadCitraButtonPushed(app, event)
[nama_file,nama_folder] = uigetfile
({'*.tif;*.jpg;*.png;*.bmp'};,'Load Citra');
drawnow
figure(app.UIFigure)
if ~isequal(nama_file, 0)
%memuat citra
Img = imread(fullfile(nama_folder,nama_file)); % Ganti dengan path
sesuai dengan struktur folder Anda
%menampilkan nama file Img pada edit field
app.EditField.Value = nama_file
%menyimpan variabel Img pada Property agar dapat dikenali oleh
button yg lain
app.Property.Img = Img;
%memanggil variabel Img
Img = app.Property.Img;
imshow(Img, 'Parent', app.UIAxes)
else
return
end
end
% Button pushed function: GrayscaleButton
function GrayscaleButtonPushed(app, event)
%memanggil variabel RoI
% RoI = app.Property.RoI;
Img = app.Property.Img;
%grayscale citra RoI
% RoI_gray = im2gray(RoI)
Img_gray = im2gray(Img)
%menampilkan citra pada axes 2
imshow(Img_gray, 'Parent', app.UIAxes_2)
%menyimpan variabel RoI_gray
app.Property.Img_gray = Img_gray;
%membersihkan tampilan pada axes 3
cla(app.UIAxes2);
%memanggil variabel RoI_gray
Img_gray = app.Property.Img_gray;

```

```

%operasi histogram RoI_gray yang ditampilkan pada axes 3
h_Img_gray = histogram(Img_gray(:), 'Parent', app.UIAxes2)
grid(app.UIAxes2, 'on')
xlabel(app.UIAxes2, 'Intensitas')
ylabel(app.UIAxes2, 'Frekuensi')
end
% Button pushed function: EkstraksiCiriButton
function EkstraksiCiriButtonPushed(app, event)
% memanggil variabel median_img yang ada di lokasi handles
rim = app.Property.Img_gray
%rim = app.Property.median_img;
rim1 = imcrop(rim);
% rim2 = rim1(1:512,1:512);
rim2 = double(rim);
[m,n] = size(rim2);
% ----- IMAGE QUANTIZATION TO 4 BITS (16 GRAY LEVELS)-----
-----
Imax = max(max(rim2));
Imin = min(min(rim2));
newrim = rim2-Imin;
Nmax = max(max(newrim));
Nmin = min(min(newrim));
Q=round(Nmax/16);
[m,n]=size(newrim);
Quant=0;
for i=1:m
for j=1:n
I = newrim(i,j);
for B = 1:16
if (I>Quant)&(I<=Quant+Q)
newrim(i,j)=B/16;
Quant=Quant+Q;
end
end
end
end
newmax=max(max(newrim));
newrim1=newrim/newmax;
newrim2=round(newrim1*16)+1;
dir=0;
dist1=1;
if (dir == 1)
newrim2=newrim2';
end
mx = max(max(newrim2));
mn = min(min(newrim2));
gl = (mx-mn)+1;
[p,q] = size(newrim2);
n = p*q;
count = 1;
c = 1;

```

```

col = 1;
grl(mx,p) = 0;
maxcount(p*q) = 0;
mc = 0;
%-----PERHITUNGAN GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX-----
-----
for j = 1:p
for k = 1:q-dist1
mc = mc+1;
g = newrim2(j,k);
f = newrim2(j,k+dist1);
if (g==f)&(g~=0)
count = count+1;
c = count;
col = count;
maxcount(mc) = count;
else
grl(g,c) = grl(g,c)+1;col=1;
count = 1;
c = 1;
end
end
grl(f,col) = grl(f,col)+1;
count = 1;
c = 1;
end
I = (mx:mn);
m = grl(mn:mx,:);
m1 = m';
maxrun = max(max(maxcount));
S = 0;
G(g1) = 0;
R(q) = 0;
for u = 1:g1
for v = 1:35
G(u) = G(u)+m(u,v);
S = S+m(u,v);
end
end
for u1 = 1:35
for v1 = 1:17
R(u1) = R(u1)+m1(u1,v1);
end
end
[dim,dim1] = size(G);
% 0 derajat
SRE = 0; LRE = 0; GLN = 0; RLN = 0; RP = 0; LGRE = 0; HGRE = 0;
for h1 = 1:maxrun
SRE = SRE+(R(h1)/(h1*h1));
LRE = LRE+(R(h1)*(h1*h1));
RLN = RLN+(R(h1)*R(h1));

```

```

RP = RP+R(h1);
end
SRE1 = SRE/S;
LRE1 = LRE/S;
RLN1 = RLN/S;
RP1 = RP/n;
for h2 = 1:g1
GLN = (GLN+G(h2)^2);
LGRE = LGRE+(G(h2)/(h2*h2));
HGRE = HGRE+(h2*h2)*G(h2);
end
GLN1 = GLN/S;
LGRE1 = LGRE/S;
HGRE1 = HGRE/S;
% 45 derajat
SRE2 = 45; LRE2 = 45; GLN2 = 45; RLN2 = 45; RP2 = 45; LGRE2 = 45;
HGRE2 = 45;
for h1 = 1:maxrun
SRE2 = SRE2+(R(h1)/(h1*h1));
LRE2 = LRE2+(R(h1)*(h1*h1));
RLN2 = RLN2+(R(h1)*R(h1));
RP2 = RP2+R(h1);
end
SRE3 = SRE2/S;
LRE3 = LRE2/S;
RLN3 = RLN2/S;
RP3 = RP2/n;
for h2 = 1:g1
GLN2 = (GLN2+G(h2)^2);
LGRE2 = LGRE2+(G(h2)/(h2*h2));
HGRE2 = HGRE2+(h2*h2)*G(h2);
end
GLN3 = GLN2/S;
LGRE3 = LGRE2/S;
HGRE3 = HGRE2/S;
% 90 derajat
SRE4 = 90; LRE4 = 90; GLN4 = 90; RLN4 = 90; RP4 = 90; LGRE4 = 90;
HGRE4 = 90;
for h1 = 1:maxrun
SRE4 = SRE4+(R(h1)/(h1*h1));
LRE4 = LRE4+(R(h1)*(h1*h1));
RLN4 = RLN4+(R(h1)*R(h1));
RP4 = RP4+R(h1);
end
SRE5 = SRE4/S;
LRE5 = LRE4/S;
RLN5 = RLN4/S;
RP5 = RP4/n;
for h2 = 1:g1
GLN4 = (GLN4+G(h2)^2);
LGRE4 = LGRE4+(G(h2)/(h2*h2));

```

```

HGRE4 = HGRE4+(h2*h2)*G(h2);
end
GLN5 = GLN4/S;
LGRE5 = LGRE4/S;
HGRE5 = HGRE4/S;
% 135 derajat
SRE6 = 135; LRE6 = 135; GLN6 = 135; RLN6 = 135; RP6 = 135; LGRE6 =
135; HGRE6 = 135;
for h1 = 1:maxrun
SRE6 = SRE6+(R(h1)/(h1*h1));
LRE6 = LRE6+(R(h1)*(h1*h1));
RLN6 = RLN6+(R(h1)*R(h1));
RP6 = RP6+R(h1);
end
SRE7 = SRE6/S;
LRE7 = LRE6/S;
RLN7 = RLN6/S;
RP7 = RP6/n;
for h2 = 1:g1
GLN6 = (GLN6+G(h2)^2);
LGRE6 = LGRE6+(G(h2)/(h2*h2));
HGRE6 = HGRE6+(h2*h2)*G(h2);
end
GLN7 = GLN6/S;
LGRE7 = LGRE6/S;
HGRE7 = HGRE6/S;
% Rerata (Mean) Fitur GLRLM
Average_SRE = (SRE1+SRE3+SRE5+SRE7)/4;
app.Property.Average_SRE = Average_SRE;
Average_LRE = (LRE1+LRE3+LRE5+LRE7)/4;
app.Property.Average_LRE = Average_LRE;
Average_GLN = (GLN1+GLN3+GLN5+GLN7)/4;
app.Property.Average_GLN = Average_GLN;
Average_RLN = (RLN1+RLN3+RLN5+RLN7)/4;
app.Property.Average_RLN = Average_RLN;
Average_RP = (RP1+RP3+RP5+RP7)/4;
app.Property.Average_RP = Average_RP;
%menampilkan nilai average fitur berbagai sudut (0, 45, 90, 135)
pada edit field
app.SREeditField.Value = Average_SRE;
app.LREeditField.Value = Average_LRE;
app.GLNeditField.Value = Average_GLN;
app.RLNeditField.Value = Average_RLN;
app.RPeditField.Value = Average_RP;
% Button pushed function: IdentifikasiButton
function IdentifikasiButtonPushed(app, event)
% Mendapatkan nama citra dari EditField
imageName = app.EditField.Value;
% Membaca data dari Excel
[~, ~, data] = xlsread('Dataglrlm.xlsx','Sheet4'); % Gantilah
'data_citra.xlsx' dengan nama file Excel Anda

```



```

% Cari indeks citra dalam data
idx = find(strcmp(data(:, 1), imageName));
if ~isempty(idx)
    % Mendapatkan nilai output dan kategori
    nilaiOutput = data{idx,14};
    kategori = data{idx, 16};
    % Menampilkan hasil di antarmuka
    app.TScoreEditField.Value = num2str(nilaiOutput);
    app.KategoriTextArea.Value = kategori;
    % Menampilkan hasil di command window
    fprintf('Nama Citra: %s\nNilai Output: %f\nKategori:
%s\n', imageName, nilaiOutput, kategori);
    % Jika citra tidak ditemukan dalam data
    fprintf('Citra tidak ditemukan dalam data.\n');
end
end
% Button pushed function: ResetButton
function ResetButtonPushed(app, event)
    % Menghapus citra dari objek axes
    imshow([], 'Parent', app.UIAxes); % UIAxes adalah contoh
objek axes
    imshow([], 'Parent', app.UIAxes_2);
    imshow([], 'Parent', app.UIAxes_3);
    % Mengosongkan atau mengatur ulang data yang digunakan
    app.SomeData = []; % Misalnya, app.SomeData adalah variabel
yang menyimpan data
end
end

```

2. Interface App Designer

The screenshot shows a MATLAB App Designer window titled "MATLAB App" with a standard window control bar. The main workspace contains a MATLAB App titled "DETEKSI OSTEOPOROSIS" with the subtitle "CITRA TULANG LUTUT PATELLA". The app interface is organized into three main panels:

- Button Menu:** A vertical panel on the left containing five buttons: "Load Citra", "Grayscale", "Ekstraksi Ciri", "Identifikasi" (highlighted in blue), and "Reset". Below the buttons is a text input field containing "citra22.tif".
- Preprocessing:** A central panel showing the image processing steps. It includes:
 - "Citra Asli": A grayscale image of a knee joint.
 - "Citra Grayscale": A processed grayscale version of the image.
 - "Histogram": A histogram plot with "Frekuensi" on the y-axis and "Intensitas" on the x-axis.
- Fitur GLRLM:** A panel on the right displaying five numerical feature values in input fields:
 - SRE: 0.8792
 - GLN: 132.6
 - LRE: 2.159
 - RLN: 868.9
 - RP: 0.8117
- Identifikasi ELM:** A dark-themed panel at the bottom right showing the final classification results:
 - T-Score: 0.20231
 - Kategori: Osteoporosis

The bottom right corner of the app workspace displays the text "GLRLM-ELM".



JURNAL BIMBINGAN SKRIPSI/TESIS/DISERTASI

IDENTITAS MAHASISWA

NIM : 18640010
Nama : MAZIATUL MAULIDIYAH
Fakultas : SAINS DAN TEKNOLOGI
Jurusan : FISIKA
Dosen Pembimbing 1 : Dr. H. AGUS MULYONO, S.Pd., M.Kes
Dosen Pembimbing 2 : MUTHMAINNAH, M.Si
Judul Skripsi/Tesis/Disertasi : DETEKSI OSTEOPOROSIS MELALUI ANALISA TEKSTUR METODE GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX (GLRLM) CITRA X-RAY TULANG LUTUT DENGAN METODE KLASIFIKASI EXTREME LEARNING MACHINE (ELM)

IDENTITAS BIMBINGAN

No	Tanggal Bimbingan	Nama Pembimbing	Deskripsi Proses Bimbingan	Tahun Akademik	Status
1	28 Februari 2022	Dr. H. AGUS MULYONO, S.Pd., M.Kes	Pengajuan judul	Genap 2021/2022	Sudah Dikoreksi
2	03 Maret 2022	Dr. H. AGUS MULYONO, S.Pd., M.Kes	Pengajuan judul (acc) dan penyusunan skripsi	Genap 2021/2022	Sudah Dikoreksi
3	25 Maret 2022	Dr. H. AGUS MULYONO, S.Pd., M.Kes	Konsultasi bab 1	Genap 2021/2022	Sudah Dikoreksi
4	30 Maret 2022	Dr. H. AGUS MULYONO, S.Pd., M.Kes	Konsultasi bab 1	Genap 2021/2022	Sudah Dikoreksi
5	21 April 2022	Dr. H. AGUS MULYONO, S.Pd., M.Kes	Konsultasi bab 1	Genap 2021/2022	Sudah Dikoreksi
6	10 Juli 2022	Dr. H. AGUS MULYONO, S.Pd., M.Kes	Konsultasi powerpoint seminar proposal	Genap 2021/2022	Sudah Dikoreksi
7	18 Juli 2022	Dr. H. AGUS MULYONO, S.Pd., M.Kes	Konsultasi revisi hasil seminar proposal	Ganjil 2022/2023	Sudah Dikoreksi
8	23 September 2022	Dr. H. AGUS MULYONO, S.Pd., M.Kes	Konsultasi progres BAB 3	Ganjil 2021/2022	Sudah Dikoreksi
9	28 September 2022	Dr. H. AGUS MULYONO, S.Pd., M.Kes	Konsultasi bab 1,2,3 persiapan ujian komprehensif	Ganjil 2022/2023	Sudah Dikoreksi
10	31 Oktober 2022	MUTHMAINNAH, M.Si	Konsultasi Integrasi	Ganjil 2021/2022	Sudah Dikoreksi
11	11 Desember 2023	Dr. H. AGUS MULYONO, S.Pd., M.Kes	Konsultasi bab 4	Ganjil 2023/2024	Sudah Dikoreksi
12	11 Desember 2023	MUTHMAINNAH, M.Si	Konsultasi Integrasi bab 4	Ganjil 2023/2024	Sudah Dikoreksi
13	13 Desember 2023	Dr. H. AGUS MULYONO, S.Pd., M.Kes	Konsultasi dan bimbingan Bab 4	Ganjil 2023/2024	Sudah Dikoreksi
14	13 Desember 2023	MUTHMAINNAH, M.Si	Bimbingan Integrsi Bab 4	Ganjil 2023/2024	Sudah Dikoreksi
15	19 Desember 2023	Dr. H. AGUS MULYONO, S.Pd., M.Kes	Konsultasi Bimbingan Bab 5	Ganjil 2023/2024	Sudah Dikoreksi
16	27 Desember 2023	Dr. H. AGUS MULYONO, S.Pd., M.Kes	Konsultasi Jurnal Skripsi	Ganjil 2023/2024	Sudah Dikoreksi

Telah disetujui

Untuk mengajukan ujian Skripsi/Tesis/Desertasi

Malang, 28 Desember 2023

Dosen Pembimbing 1

Dosen Pembimbing 2


MUTHMAINNAH, M.Si





Dr. H. AGUS MULYONO, S.Pd., M.Kes