

**DETEKSI OSTEOPOROSIS MELALUI ANALISIS TEKSTUR CITRA
TULANG MANUS PADA WANITA PASCA MENOPAUSE DENGAN
MENGUNAKAN METODE EKSTRAKSI FITUR *GRAY LEVEL RUN
LENGTH MATRIX* (GLRLM) DAN KLASIFIKASI *ADAPTIVE NEURO
FUZZY INFERENCE SYSTEM* (ANFIS)**

SKRIPSI

Oleh:

IDAMATUL BASHIROH
NIM. 18640051



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

**DETEKSI OSTEOPOROSIS MELALUI ANALISIS TEKSTUR CITRA
TULANG MANUS PADA WANITA PASCA MENOPAUSE DENGAN
MENGUNAKAN METODE EKSTRAKSI FITUR *GRAY LEVEL RUN
LENGTH MATRIX* (GLRLM) DAN KLASIFIKASI *ADAPTIVE NEURO
FUZZY INFERENCE SYSTEM* (ANFIS)**

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:

**IDAMATUL BASHIROH
NIM. 18640051**

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

HALAMAN PERSETUJUAN

DETEKSI OSTEOPOROSIS MELALUI ANALISIS TEKSTUR CITRA
TULANG MANUS PADA WANITA PASCA MENOPAUSE DENGAN
MENGUNAKAN METODE EKSTRAKSI FITUR *GRAY LEVEL RUN
LENGTH MATRIX* (GLRLM) DAN KLASIFIKASI *ADAPTIVE NEURO FUZZY
INFERENCE SYSTEM* (ANFIS)

SKRIPSI

Oleh:

IDAMATUL BASHIROH
NIM. 18640051

Telah Diperiksa dan Disetujui
Pada Tanggal 26 Juni 2023

Pembimbing I



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

Pembimbing II



Muthmainnah, M.Si
NIP. 19860325 201903 2 009

Mengetahui,
Ketua Program Studi



Imam Tazi M.Si
NIP. 19740730 200312 1 002

HALAMAN PENGESAHAN

DETEKSI OSTEOPOROSIS MELALUI ANALISIS TEKSTUR CITRA
TULANG MANUS PADA WANITA PASCA MENOPAUSE DENGAN
MENGUNAKAN METODE EKSTRAKSI FITUR *GRAY LEVEL RUN
LENGTH MATRIX* (GLRLM) DAN KLASIFIKASI *ADAPTIVE NEURO FUZZY
INFERENCE SYSTEM* (ANFIS)

SKRIPSI

Oleh

IDAMATUL BASHIROH
NIM. 18640051

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi dan
Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Sains (S.Si)
Pada tanggal: 26 Juni 2023

Penguji Utama	<u>Dr. H. Mokhammad Tirono, M.Si</u> NIP. 19641211 199111 1 001	
Ketua Penguji	<u>Arista Romadani, M.Sc</u> NIP. 19900905 201903 1 018	
Sekretaris Penguji	<u>Dr. H. Agus Mulyono, M.Kes</u> NIP. 19750808 199903 1 003	
Anggota Penguji	<u>Muthmainnah, M.Si</u> NIP. 19860325 201903 2 009	

Mengesahkan,
Ketua Program Studi



Dr. Imami Tazi M.Si
NIP. 19740730 200312 1 002

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Idamatul Bashiroh
NIM : 18640051
Jurusan : Fisika
Fakultas : Sains dan Teknologi
Judul Penelitian : Deteksi Osteoporosis Melalui Analisis Tekstur Citra Tulang Manus Pada Wanita Pasca Menopause Dengan Menggunakan Metode Ekstraksi Fitur *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) dan Klasifikasi *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS)

Menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa hasil penelitian saya ini tidak terdapat unsur penjiplakan karya penelitian yang dibuat oleh orang lain, kecuali yang tertulis dikutip dalam naskah ini dan disebutkan sumbernya dalam daftar pustaka. Apabila ternyata hasil penelitian ini terbukti terdapat unsur-unsur penjiplakan maka saya bersedia untuk mempertanggung jawabkan, serta diproses sesuai peraturan yang berlaku.

Malang, 10 Juni 2023
Yang Membuat Pernyataan,



Idamatul Bashiroh
NIM. 18640051

MOTTO

فَلَنَقُصَّنَّ عَلَيْهِم بِعِلْمٍ وَ مَا كُنَّا غَائِبِينَ *

"dan pasti akan Kami beritakan kepada mereka dengan ilmu (Kami) dan Kami tidak jauh (dari mereka)."

(QS. Al-A'raf 7: Ayat 7)

رَبِّ هَبْ لِي حُكْمًا وَالْحَقْنِي بِالصَّالِحِينَ *

"Ya Tuhanku, berikanlah kepadaku ilmu dan masukkanlah aku ke dalam golongan orang-orang yang saleh,"

(QS. Asy-Syu'ara' 26: Ayat 83)

“Bukanlah ilmu yang seharusnya mendatangimu, tetapi kamulah yang harus mendatangi ilmu itu” (Imam Malik)

“Ilmu itu bagaikan binatang buruan, sedangkan pena adalah pengikatnya. Maka ikatlah binatang buruanmu dengan ikatan yang kuat” (Imam Syafi’i)

HALAMAN PERSEMBAHAN

Saya Persembahkan Tulisan ini untuk:

- Pertama, untuk Ibu saya yakni Ibu Imroatul Muslikah yang senantiasa mendukung dan memberikan motivasi serta tak henti-hentinya berdo'a untuk keberhasilan dan kesuksesan anak-anak tercintanya.
- Kedua, untuk saudara-saudara saya yang selalu memberi semangat dan dukungan agar terselesaikan penulisan penelitian ini.
- Ketiga, untuk diri sendiri atas nama saya pribadi Idamatul Bashiroh yang tetap semangat hingga penulisan skripsi selesai.
- Keempat, untuk Bapak Dr. H. Agus Mulyono, M.Kes beserta Ibu Muthmainnah, M.Si selaku pembimbing yang senantiasa meluangkan waktu dan ilmunya sehingga penulisan penelitian ini dapat selesai.
- Kelima, untuk segenap Dosen, Laboran dan Staf Jurusan Fisika yang senantiasa membimbing, membantu dan mengarahkan saya selama menimba ilmu di Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
- Keenam, untuk teman-teman jurusan fisika seangkatan 2018 yang telah berbagi pengalaman dan memberi support terhadap saya.

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Wr. Wb.

Alhamdulillahirobbil'alamin. Puji beserta syukur, penulis panjatkan kehadiran Allah SWT atas segala rahmat, berkat dan anugerah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan proposal skripsi yang berjudul **“Deteksi Osteoporosis Melalui Analisis Tekstur Citra Tulang Manus Pada Wanita Pasca Menopause Dengan Menggunakan Metode Ekstraksi Fitur *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) Dan Klasifikasi *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS)”** sebagai tugas akhir untuk memenuhi persyaratan memperoleh gelar Sarjana Sains (S.Si). Tak lupa pula shalawat serta salam tetap penulis haturkan kepada baginda Nabi Muhammad SAW yang telah membimbing umat islam dari zaman jahiliyah menuju zaman yang terang benderang yakni *Addiinul Islam*.

Penulis mengucapkan terimakasih sebanyak-banyaknya kepada semua pihak terkait yang telah membantu. Ucapan terimakasih, penulis sampaikan kepada:

1. Prof. Dr. H. M. Zainuddin, M.A selaku Rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Dr. 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 Program Studi Fisika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Dr. H. Agus Mulyono, 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. Segenap Dosen, Laboran dan Admin Program Studi Fisika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang yang senantiasa memberikan ilmu pengetahuan dan pengalaman kepada penulis.
7. Orang tua beserta keluarga yang selalu mendo'akan dan memberi dukungan penuh bagi penulis untuk segera menyelesaikan skripsi ini.
8. Semua pihak yang banyak membantu dalam proses penyusunan skripsi yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Dalam penyusunan skripsi ini, penulis menyadari bahwa masih terdapat kekurangan dan kesalahan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan adanya kritik dan saran yang bersifat membangun. Akhirul kata, penulis berharap semoga skripsi ini dapat menjadi bahan pertimbangan untuk memenuhi tugas akhir dan dapat bermanfaat untuk menambah wawasan ilmiah bagi banyak pihak. Aamiin Ya Rabbal 'Alamin.

Wassalamu'alaikum Wr. Wb.

Malang, 21 Mei 2023

Penulis

DAFTAR ISI

COVER	i
HALAMAN JUDUL	ii
HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PENGESAHAN	iv
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	v
MOTTO	vi
HALAMAN PERSEMBAHAN	vii
KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI	x
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR LAMPIRAN	xiv
ABSTRAK	xv
ABSTRACT	xvi
مستخلص البحث	xvii
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 Penelitian	7
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	9
2.1 Osteoporosis	9
2.1.1 Klasifikasi Jenis Osteoporosis	10
2.1.2 Biofisika Mikroarsitektur Jaringan Tulang	11
2.1.3 Pemeriksaan dan Diagnosis	14
2.2 Tulang Manus	17
2.3 Citra Digital	19
2.3.1 Klasifikasi Warna Pada Citra Digital	22
2.4 Pengolahan Citra Digital	25
2.4.1 <i>Pre-Processing</i>	25
2.5 <i>Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)</i>	26
2.5.1 Fitur-Fitur <i>Gray Level Run Length Matrix</i>	28
2.6 <i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)</i>	31
2.6.1 Struktur dan Arsitektur ANFIS	31
2.6.2 Evaluasi Kinerja ANFIS	36
2.7 <i>Confusion Matrix</i>	38
2.7.1 Parameter Metrik	39
BAB III METODE PENELITIAN	42
3.1 Jenis Penelitian	42
3.2 Sumber Data Penelitian	42
3.3 Rancangan Penelitian	43

3.4	Prosedur Penelitian	44
3.4.1	Dataset (Load Data)	44
3.4.2	<i>Pre-processing</i>	45
3.4.2.1	<i>Cropping</i> Citra Pada RoI Scaphoid	45
3.4.2.2	Konversi Citra RGB Menjadi Keabuan (<i>Grayscale</i>)	46
3.4.3	Ekstraksi Fitur GLRLM	46
3.4.4	Algoritma Pengklasifikasi ANFIS	46
3.4.5	Perhitungan Validitas Data	48
3.5	Desain Sistem	48
3.5.1	Matlab App Designer	49
3.6	Pengambilan dan Pengolahan Data	50
3.6.1	Tabel Data Fitur GLRLM	50
3.6.2	Tabel Data ANFIS	52
3.7	Teknik Analisis Data	52
3.7.1	Tabel Perhitungan Sebaran Validitas Data	52
3.7.2	Analisis Fitur GLRLM Berdasarkan Karakteristik Fisik Tekstur Tulang	54
BAB IV	HASIL DAN PEMBAHASAN	55
4.1	Data Hasil Penelitian	55
4.1.1	RoI (<i>Region of Interest</i>) Scaphoid	55
4.1.2	Pre-Processing	56
4.1.3	Ekstraksi Fitur Tekstur	60
4.1.3.1	Matrik <i>Run-Length</i>	62
4.1.3.2	Hasil Fitur GLRLM	63
4.1.4	Analisis Klasifikasi ANFIS	64
4.1.4.1	Kinerja Sistem Prediksi	67
4.1.4.2	Sebaran Validitas Data	69
4.1.5	Karakteristik Fisik Tekstur Tulang	74
4.2	Pembahasan	80
4.3	Integrasi Penelitian Deteksi Osteoporosis Terhadap Nilai Keislaman	84
BAB V	PENUTUP	89
5.1	Kesimpulan	89
5.2	Saran	90
	DAFTAR PUSTAKA	91
	LAMPIRAN	95

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Matrix tulang normal dan penderita osteoporosis	9
Gambar 2.2	Komponen sel utama dalam proses remodeling tulang	13
Gambar 2.3	Alat densitometri DEXA <i>scan</i>	15
Gambar 2.4	Sub bagian penyusun <i>ossa manus</i>	17
Gambar 2.5	Mekanisme terbentuknya citra	19
Gambar 2.6	Digitalisasi citra	20
Gambar 2.7	Ruang koordinat kartesian 2-D dari citra digital ($M \times N$)	21
Gambar 2.8	Perbedaan arah koordinat pada citra dan koordinat kartesian	21
Gambar 2.9	Representasi kanal warna RGB	22
Gambar 2.10	Citra RGB pada masing-masing kanal	23
Gambar 2.11	Sebaran intensitas citra <i>grayscale</i> dengan resolusi 8-bit	23
Gambar 2.12	Contoh citra biner	24
Gambar 2.13	Pengolahan citra	25
Gambar 2.14	Direksi arah <i>run</i>	26
Gambar 2.15	Matrik ukuran 4×4 dengan empat skala keabuan (0 sampai 3)	27
Gambar 2.16	Hasil GLRL pada masing-masing orientasi sudut	28
Gambar 2.17	Arsitektur ANFIS dengan 2 input (x_1 dan x_2) dan 1 output (f)	33
Gambar 3.1	Rancangan alur desain sistem GLRLM-ANFIS	48
Gambar 3.2	Tampilan <i>App Designer</i>	49
Gambar 4.1	Ligamen pada radiokarpal dari sudut pandang anterior (kiri) dan posterior (kanan)	55
Gambar 4.2	Citra tulang manus.....	58
Gambar 4.3	Citra RoI scaphoid.....	58
Gambar 4.4	Grafik kinerja sistem prediksi pada data <i>training</i>	67
Gambar 4.5	Grafik kinerja sistem prediksi pada data <i>testing</i>	68

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Kriteria diagnosis DEXA berdasarkan kehilangan massa tulang oleh WHO	17
Tabel 2.2 Rentang skala dan intensitas warna pada citra digital	22
Tabel 2.3 Perbandingan kriteria JST dengan <i>Fuzzy Logic System</i>	32
Tabel 2.4 Kinerja sistem prediksi berdasarkan nilai MAPE	37
Tabel 2.5 Tampilan confusion matrix untuk klasifikasi biner	38
Tabel 3.1 Fitur <i>Gray Level Run Length Matrix</i> (GLRLM) yang dihasilkan	50
Tabel 3.2 Data yang dihasilkan oleh DEXA dan data yang dihasilkan melalui prediksi ANFIS	52
Tabel 3.3 <i>Confusion Matrix</i>	52
Tabel 4.1 <i>Average</i> fitur GLRLM pada data <i>training</i>	63
Tabel 4.2 <i>Average</i> fitur GLRLM pada data <i>testing</i>	64
Tabel 4.3 Data <i>confusion matrix</i> yang dihasilkan	71
Tabel 4.4 <i>Average</i> fitur GLRLM berdasarkan kategori jenis tulang	75
Tabel 4.5 <i>Range</i> nilai fitur GLRLM	76
Tabel 4.6 Karakteristik tekstur pada masing-masing kelompok tulang	76

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1	Data Hasil Penelitian	96
Lampiran 2	Komputasi Pemrograman	116
Lampiran 3	Tampilan Hasil Komputasi	122

ABSTRAK

Bashiroh, Idamatul. 2023. **Deteksi Osteoporosis Melalui Analisis Tekstur Citra Tulang Manus Pada Wanita Pasca Menopause Dengan Menggunakan Metode Ekstraksi Fitur *Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)* dan Klasifikasi *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)***. Skripsi. Program Studi Fisika. Fakultas Sains dan Teknologi. Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
Pembimbing: (I) Dr. H. Agus Mulyono, M.Kes (II) Muthmainnah, M.Si

Kata Kunci: T-Score BMD, GLRLM, ANFIS, MSE, RMSE, MAPE, Normal, Osteopenia, Osteoporosis.

Tulang merupakan jaringan dinamis yang mengalami perombakan sepanjang kehidupan, dimana sel-sel yang sudah tua dibongkar kemudian dibentuk sel yang baru. Abnormalitas yang terjadi pada remodeling tulang yaitu dimana proses pembongkaran (resorpsi) terjadi lebih cepat secara tidak teratur daripada pembentukan tulang (formasi) sehingga dapat menyebabkan terjadinya osteoporosis. Adapun biaya pemeriksaan BMD menggunakan DEXA yang cukup mahal terutama bagi masyarakat dengan kelas ekonomi menengah ke bawah serta penyebaran alat DEXA scanner yang tidak merata pada semua wilayah rumah sakit di Indonesia menyebabkan kurangnya monitoring dan perhatian masyarakat terhadap osteoporosis. Untuk menangani permasalahan tersebut, dilakukan upaya alternatif yang lebih cepat dan terjangkau dalam memonitoring dan mendeteksi osteoporosis menggunakan analisis citra tulang. Citra tulang terkait akan diekstraksi fitur teksturnya menggunakan *Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)* dan diklasifikasikan melalui *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)*. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui kinerja sistem prediksi GLRLM-ANFIS dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan jenis tulang, untuk mengetahui sebaran validitas sistem GLRLM-ANFIS serta untuk mengetahui karakteristik fisik tekstur yang dihasilkan pada masing-masing citra tulang (normal; osteopenia; osteoporosis). Hasil pada penelitian menunjukkan bahwa sistem GLRLM-ANFIS memiliki kinerja sistem prediksi yang sangat baik dibuktikan dengan persentase error yang sangat rendah yaitu 0.120073078% pada data training dan 1.723160606% pada data testing, dengan sebaran validitas mencapai 100% pada keseluruhan parameter (akurasi, presisi, *recall*, spesivitas dan F_1 Score). Selain itu karakteristik citra kelas tulang normal memiliki permukaan citra yang halus, citra kelas osteoporosis memiliki permukaan citra yang kasar, sedangkan kelas osteopenia berada di antara keduanya.

ABSTRACT

Bashiroh, Idamatul. 2023. **Osteoporosis Detection Through Image Texture Analysis of Manus Bone in Post Menopausal Women Using Gray Level Run Length Matrix (GLRLM) Feature Extraction and Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) Classification Methods**. Thesis. Physics Study Program, Faculty of Science and Technology, Maulana Malik Ibrahim State Islamic University Malang.
Supervisors: (I) Dr. H. Agus Mulyono, M.Kes (II) Muthmainnah, M.Si

Keywords: BMD T-Score, GLRLM, ANFIS, MSE, RMSE, MAPE, Normal, Osteopenia, Osteoporosis.

Bone is a dynamic tissue that undergoes reshuffle throughout life, where old cells are dismantled and new cells are formed. Abnormalities that occur in bone remodeling, namely where the process of disassembly (resorption) occurs irregularly faster than bone formation so that it can cause osteoporosis. The cost of BMD examination using DEXA is quite expensive, especially for people with the middle to lower economic class and the distribution of DEXA scanners that are not evenly distributed in all areas of hospitals in Indonesia causes a lack of monitoring and public attention to osteoporosis. To deal with these problems, alternative efforts are made that are faster and more affordable in monitoring and detecting osteoporosis using bone image analysis. The associated bone images will be extracted for their texture features using the Gray Level Run Length Matrix (GLRLM) and classified through the Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS). This study aims to determine the performance of the GLRLM-ANFIS prediction system in detecting and classifying bone types, to determine the validity distribution of the GLRLM-ANFIS system and to determine the physical characteristics of the resulting texture on each bone image (normal; osteopenia; osteoporosis). The results of the study show that the GLRLM-ANFIS system has a very good prediction system performance as evidenced by a very low error percentage of 0.120073078% on training data and 1.723160606% on testing data, with a validity distribution reaching 100% on all parameters (accuracy, precision, recall, specificity and F1 score). Besides that, the normal bone class image characteristics have a smooth image surface, the osteoporosis class image has a rough image surface, while the osteopenia class is in between the two.

مستخلص البحث

بأشروه، إيداماتول . ٢٠٢٣. الكشف عن هشاشة العظام من خلال التحليل المركب لصور العظام البشرية (GLRLM) لدى النساء بعد انقطاع الطمث باستخدام مصفوفة المستوى الرمادي لطول المدى (ANFIS) طريقة استخراج الميزات وتصنيف نظام الاستدلال العصبي الضبابي التكيفي. البحث الجامعي. قسم الفيزياء، كلية العلوم والتكنولوجيا بجامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج.

المشرف الأول: د. أگوس موليانا، الماجستير. المشرف الثاني: مطمئنة، الماجستير.

الكلمات الرئيسية: ، عادي ، MAPE ، RMSE ، MSE ، ANFIS ، GLRLM ، BMD -ط-نقاط هشاشة العظام ، هشاشة العظام

العظام نسيج ديناميكي يخضع لتعديل وزاري طوال الحياة ، حيث يتم تفكيك الخلايا القديمة وتشكيل خلايا جديدة. التشوهات التي تحدث في إعادة تشكيل العظام ، أي حيث تحدث عملية التفكيك (الارتشاف بشكل غير منظم بشكل أسرع من تكوين العظام) تكوينا (بمقدار يمكن أن تسبب هشاشة العظام. تكلفة فحص كثافة باهظة الثمن ، خاصة للأشخاص من الطبقة الاقتصادية المتوسطة إلى DEXA المعادن بالعظام باستخدام غير الموزعة بالتساوي في جميع مناطق المستشفيات في إندونيسيا DEXA الدنيا ، كما أن توزيع مساحات يتسبب في نقص المراقبة والاهتمام العام بهشاشة العظام. للتعامل مع هذه المشاكل ، تُبذل جهود بديلة أسرع وبأسعار معقولة في مراقبة واكتشاف هشاشة العظام باستخدام تحليل صورة العظام. سيتم استخراج صور وتصنيفها (GLRLM) العظام المصاحبة لميزات نسيجها باستخدام مصفوفة طول تشغيل المستوى الرمادي تهدف هذه الدراسة إلى تحديد أداء نظام التنبؤ (ANFIS) من خلال نظام الاستدلال العصبي الغامض. التكيفي GLRLM-ANFIS في الكشف عن أنواع العظام وتصنيفها ، لتحديد توزيع صلاحية نظام ANFIS-GLRLM وتحديد الخصائص الفيزيائية للنسيج الناتج على كل صورة عظم (طبيعية ؛ هشاشة العظام ؛ هشاشة ANFIS له أداء نظام تنبؤ جيد جدًا كما يتضح من نسبة ANFIS-GLRLM العظام. (أظهرت نتائج الدراسة أن نظام على بيانات الاختبار ١٧٢٣١٦.٠٦٠٦ % على بيانات التدريب و ٠.١٢٠٠٧٣٠٧٨ % خطأ منخفضة جدًا تبلغ على جميع المعلمات). الدقة ، الدقة ، الاسترجاع ، الخصوصية ، درجة ١٠٠ % مع توزيع صحة يصل إلى ، إلى جانب ذلك ، تتميز خصائص صورة فئة العظام الطبيعية بسطح صورة أملس ، وصورة فئة هشاشة (F1) العظام لها سطح صورة خشن ، بينما تقع فئة هشاشة العظام بين الاثنين

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Tulang merupakan jaringan dinamis yang mengalami perombakan sepanjang kehidupan, dimana sel-sel yang sudah tua dibongkar kemudian dibentuk sel yang baru. Proses pembongkaran yang bersamaan dengan pembentukan tulang dinamakan dengan remodeling yang dimaksudkan agar tulang mampu beradaptasi dan merespons stress mekanik akibat adanya aktivitas fisik. Pada tulang normal, proses pembongkaran (resorpsi) akan segera diikuti dengan pembentukan tulang (formasi). Berbeda halnya dengan abnormalitas yang terjadi pada remodeling tulang, yaitu dimana proses pembongkaran terjadi lebih cepat secara tidak teratur daripada pembentukan tulang yang dapat menyebabkan terjadinya osteoporosis. Faktor terbesar yang memengaruhi abnormalitas remodeling tersebut adalah faktor usia yang dibagi menjadi senile dan pasca menopause. Sebagaimana firman Allah S.W.T. dalam Al-Qur'an Surah Maryam (19) ayat 4:

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

“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)

Imam Abu ‘Abdullah Muhammad bin Ahmad bin Abu Bakr Al-Anshari al-Qurthubi dalam karyanya yaitu Tafsir Al-Qurthubi berpendapat bahwa *‘azhm* (tulang) merupakan tonggak dan penyangga bagi tubuh sehingga apabila tulang melemah maka rontoklah semua kekuatan dalam tubuh. Selain itu, kepala yang dipenuhi uban menandakan umur yang sudah tua. Umur yang sudah tua

(*syukhtul*'aku telah tua') dan tulang yang melemah (*dha'uftul*'aku telah lemah') melambangkan bentuk kepasrahan. Para ulama' juga menuturkan apabila berdo'a dianjurkan untuk menyebutkan nikmat-nikmat yang diberikan oleh Allah S.W.T. disertai dengan bentuk kepasrahan sebagaimana yang dilakukan oleh Nabi Zakaria as. ketika memohon kepada Allah S.W.T., dimana Allah S.W.T. selalu mengabulkannya sehingga Nabi Zakaria tidak pernah kecewa dalam memohon kepada Allah S.W.T. (Al Hifnawi, 2004). Pendapat serupa disampaikan oleh M. Quraish Shihab dalam tulisannya Tafsir Al-Mishbah yaitu ketika Nabi Zakaria as berdo'a dengan suara lemah lembut dengan menyadari kondisi tubuh yang melemah serta kenikmatan dan anugrah yang telah diberikan oleh Allah S.W.T. sebagai pembuka (*muqaddimah*) dari do'anya (Shihab, 1999c).

Tulang yang rapuh dan melemah disebabkan oleh faktor usia yang tidak lagi muda ditandai dengan kepala yang dipenuhi uban. Umumnya manusia akan mengalami peningkatan densitas massa tulang hingga pada usia 30 tahun dan kemudian akan menurun secara berkala setelahnya. Sedangkan pada rentang usia ≥ 50 tahun, mulai terjadi abnormalitas pada proses remodelling di dalam matrik tulang yang dapat menyebabkan gangguan bahkan osteoporosis. Osteoporosis merupakan suatu patogen yang ditandai dengan penurunan kepadatan/densitas massa tulang disertai dengan kerusakan mikroarsitektur jaringan tulang sehingga tulang menjadi keropos, rapuh dan mudah patah (Langton & Njeh, 2019). Penyakit ini mengakibatkan penderita kesulitan dalam melakukan aktivitas tertentu.

Resiko terkena penyakit osteoporosis lebih besar terjadi pada perempuan daripada laki-laki, yang dinyatakan melalui data Puslitbang Gizi Depkes tahun 2006 dimana 2 dari 5 perempuan pada usia >55 tahun di Indonesia memiliki resiko

osteoporosis 2 kali lebih besar dibandingkan pria dan akan mengalami peningkatan hingga 32,3% sementara pada pria yang berumur >50 tahun mencapai 28,8% (KepMenKes, 2019). Faktor yang memengaruhi pada fase pasca menopause adalah ketiadaan aktivitas hormon estrogen. Berkurangnya hormon estrogen pada wanita dapat menyebabkan resiko osteoporosis lebih tinggi (Renidayati et al., 2020). Hormon estrogen merupakan hormon yang dapat meningkatkan sel osteoblast (sel yang berperan dalam pembentukan tulang) dan menghambat pertumbuhan sel osteoklas (sel yang berperan dalam pembongkaran tulang) (Mahmudati, 2015). Menurunnya hormon estrogen berpotensi mengganggu proses remodelling yang dapat mengakibatkan penurunan densitas tulang yang berujung pada osteoporosis (Djuwantono et al., 2012).

Karena tidak adanya gejala, kebanyakan penderita tidak menyadari sampai terjadi nyeri kronis bahkan fraktur. Selain itu, biaya pemeriksaan BMD menggunakan DEXA yang cukup mahal terutama bagi masyarakat dengan kelas ekonomi menengah ke bawah serta penyebaran alat DEXA scanner yang tidak merata pada semua wilayah rumah sakit di Indonesia (hanya terdapat pada rumah sakit di kota-kota besar), menyebabkan kurangnya monitoring dan perhatian masyarakat terhadap osteoporosis. Untuk menangani permasalahan tersebut, dilakukan upaya alternatif yang lebih cepat dan terjangkau dalam memonitoring dan mendeteksi osteoporosis menggunakan analisis citra tulang. Citra tulang terkait akan diekstraksi fitur teksturnya menggunakan *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) dan diklasifikasikan melalui *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS).

GLRLM merupakan metode ekstraksi tekstur yang populer dimana didapatkan output berupa atribut statistik orde tinggi dengan mengestimasi piksel-piksel dengan derajat keabuan yang sama pada arah tertentu (Jefry, 2009). GLRLM mampu menggambarkan tekstur yang merupakan ciri penting untuk menunjukkan informasi struktur permukaan suatu citra (Adyanti, 2018). Sedangkan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) merupakan jaringan adaptif gabungan dari JST (Jaringan Syaraf Tiruan) dan logika fuzzy (*fuzzy logic*) yang berbasis pada sistem kesimpulan fuzzy (*Fuzzy Inference System*). Baik JST maupun logika fuzzy, keduanya memiliki perbedaan karakteristik yang signifikan dalam menentukan suatu output. JST memiliki kemampuan *learning* tetapi tidak dapat menjelaskan proses penalaran (*reasoning*), sedangkan *fuzzy logic* dapat menjelaskan proses penalaran dan *rules* yang digunakan dalam *database* namun tidak memiliki kemampuan *learning*. Dengan dilakukannya ekstraksi fitur GLRLM dan klasifikasi ANFIS, diharapkan dapat menghasilkan sistem yang lebih baik dan efektif yang berdasarkan pada sistem inferensi fuzzy yang dilatih menggunakan algoritma pembelajaran (*learning*) dalam *framework* jaringan adaptif. Selain itu, ANFIS juga merupakan salah satu metode klasifikasi *soft computing* yang lebih efektif untuk digunakan dalam sebuah prediksi karena tingkat kesalahan yang relatif lebih kecil apabila dibandingkan dengan penggunaan metode lain (Fajriani et al., 2018).

Sebagaimana penelitian yang dilakukan oleh (Rastegar et al., 2020) mengenai sistem deteksi kehilangan mineral pada tulang pinggang dan tulang femoral menggunakan nilai BMD yang dikombinasikan dengan ekstraksi fitur GLRLM berupa *Run Length Non-Uniformity* (RLN). Metode tersebut ternyata mampu memprediksi osteoporosis dan osteopenia dengan baik dikarenakan fitur tekstur

radiomik yang diekstraksi dari citra tulang medis mengandung informasi yang dapat digunakan untuk memprediksi distribusi mineral tulang dan memprediksi distribusi fraktur tulang secara lebih akurat.

Berdasarkan penelitian sebelumnya, telah diketahui bahwa analisis citra tulang menggunakan GLRLM memiliki tingkat akurasi yang baik dalam memprediksi kehilangan massa pada area tulang pinggang dan tulang femoral dengan penggunaan beberapa pengklasifikasi berupa *Random Forest* (RF), *Random Committee* (RC), *Logit Boost* (LB) dan *K-nearest Neighbors* (KN). Meskipun hasil prediksi yang diutarakan cukup jelas dan signifikan, namun pada penelitian tersebut dijumpai banyak metode pengklasifikasi. Sehingga untuk membedakan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya, digunakan metode ekstraksi tekstur yang sama (GLRLM) dengan pengklasifikasi yang berbeda yaitu ANFIS serta data citra yang digunakan untuk dianalisis merupakan citra tulang manus. Agar setiap data dapat dibedakan dan dikenali, citra tulang diekstraksi menggunakan fitur GLRLM yang nilainya diinputkan kedalam *database* ANFIS untuk menentukan kriteria tulang berdasarkan kehilangan massanya (normal; osteopenia; osteoporosis). Fitur GLRLM yang digunakan antara lain *Short Run Emphasis* (SRE), *Long Run Emphasis* (LRE), *Gray Level Non-Uniformity* (GLN), *Run Length Non-Uniformity* (RLN), *Low Gray-Level Run Emphasis* (LGRE), *High Gray-Level Run Emphasis* (HGRE) dan *Run Percentage* (RP). Dengan dilakukannya deteksi menggunakan analisis citra tulang, diharapkan dapat memaksimalkan pengobatan dan penanganan terhadap osteoporosis secara lebih tepat dan efisien.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, maka rumusan masalah pada penelitian ini yaitu:

1. Bagaimana kinerja GLRLM-ANFIS dalam mendeteksi osteoporosis dan mengklasifikasikan jenis tulang berdasarkan kehilangan massanya (normal; osteopenia; osteoporosis) yang dibuktikan melalui parameter MSE, RMSE dan MAPE?
2. Bagaimana sebaran validitas data (akurasi; presisi; sensitivitas; spesifisitas dan F1-Score) yang dihasilkan sistem metode GLRLM-ANFIS dalam mendeteksi osteoporosis?
3. Bagaimana karakteristik fisik tekstur pada masing-masing citra tulang (normal; osteopenia; osteoporosis) berdasarkan nilai ekstraksi fitur GLRLM terkait yaitu *Short Run Emphasis (SRE)*; *Long Run Emphasis (LRE)*; *Gray Level Non-Uniformity (GLN)*, *Run Length Non-Uniformity (RLN)*; *Low Gray-Level Run Emphasis (LGRE)*, *High Gray-Level Run Emphasis (HGRE)* dan *Run Percentage (RP)*?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini yaitu agar penulis mampu:

1. Untuk mengetahui kinerja GLRLM-ANFIS dalam mendeteksi osteoporosis dan mengklasifikasikan jenis tulang berdasarkan kehilangan massanya (normal; osteopenia; osteoporosis) yang dibuktikan melalui parameter MSE, RMSE dan MAPE.
2. Untuk mengetahui sebaran validitas data (akurasi; presisi; sensitivitas;

spesifisitas dan F1-Score) yang dihasilkan sistem metode GLRLM-ANFIS dalam mendeteksi osteoporosis.

3. Untuk mengetahui karakteristik fisik tekstur pada masing-masing citra tulang (normal; osteopenia; osteoporosis) berdasarkan nilai ekstraksi fitur GLRLM terkait yaitu *Short Run Emphasis (SRE)*; *Long Run Emphasis (LRE)*; *Gray Level Non-Uniformity (GLN)*, *Run Length Non-Uniformity (RLN)*; *Low Gray-Level Run Emphasis (LGRE)*, *High Gray-Level Run Emphasis (HGRE)* dan *Run Percentage (RP)*.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini yaitu, diharapkan:

1. Manfaat Teoritis

Dapat menambah wawasan mengenai pengolahan citra digital di bidang ekstraksi fitur tekstur (GLRLM) dan *machine learning* (ANFIS) untuk deteksi penyakit osteoporosis dan mengklasifikasikan jenis tulang.

2. Manfaat Praktis

Diterapkan dalam bidang medis sebagai solusi alternatif menggunakan analisis citra tulang agar mudah diinterpretasi oleh manusia atau komputer dalam mendiagnosis penyakit osteoporosis.

1.5 Batasan Penelitian

Batasan-batasan yang digunakan dalam penelitian antara lain:

1. *Software* yang digunakan adalah Matlab dengan versi R2021a.

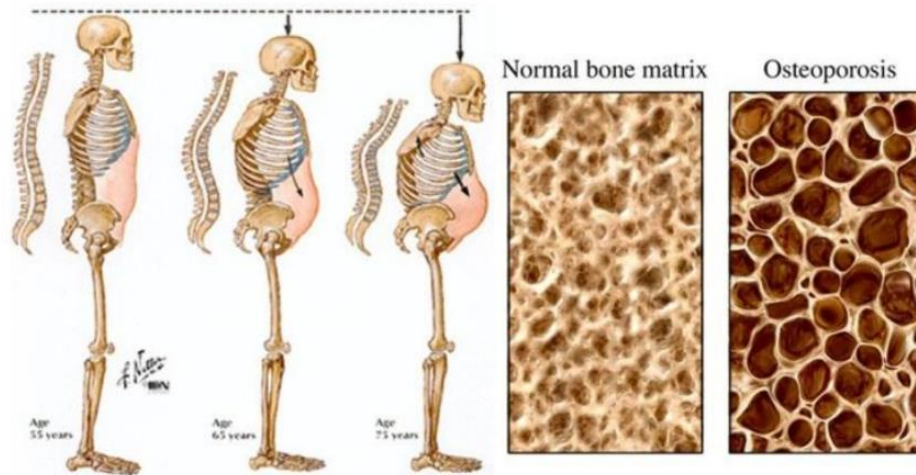
2. Responden merupakan wanita pasca menopause (yaitu wanita yang sudah tidak mengalami siklus haid selama lebih dari 12 bulan berturut-turut).
3. Data yang digunakan merupakan data DEXA *scanning* pada bagian *Region of Interest* (RoI) scaphoid dari citra tulang manus.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Osteoporosis

Secara bahasa osteoporosis berasal dari *osteo* (tulang) dan *porous* (berlubang) sehingga osteoporosis diartikan sebagai tulang yang berlubang atau keropos. Penyakit ini ditandai dengan penurunan kepadatan tulang secara progresif yang dapat merusak mikroarsitektur jaringan tulang dan meningkatkan resiko terjadinya fraktur (Wiyono et al., 2018). Penurunan kepadatan tulang akan membuat lubang pada mikroarsitektur jaringan trabekular membesar, sehingga apabila terjadi benturan dapat dengan mudah mengalami fraktur. Osteoporosis menjadi perhatian yang cukup serius karena pada umumnya penderita tidak menyadari adanya gejala hingga pada tahap kronis (*silent disease*) (Limbong & Syahrul, 2015).



Gambar 2.1 Matrix tulang normal dan penderita osteoporosis
Sumber: (Wiyono et al., 2018)

Agar terbentuk material yang padat, tulang terdiri dari kandungan mineral seperti kalsium dan fosfat. Dengan adanya zat tambahan berupa vitamin D, dapat membantu penyerapan kalsium dan memprosesnya di dalam tulang. Dalam rangka menjaga stabilitas massa dan kepadatan tulang, mineral dan kalsium akan

mengaktifkan hormon yang memicu terjadinya pembentukan dan perombakan pada arsitektur tulang (seperti hormone *paratiroid*, *testosteron* pada pria dan *estrogen* pada wanita). Kepadatan tulang akan meningkat secara progresif hingga usia 30 tahun dan akan menurun berkala setelahnya. Jika tubuh tidak dapat mengimbangi kandungan kalsium dan mineral, maka tulang menjadi rapuh bahkan rentan mengalami osteoporosis (Wiyono et al., 2018). Terdapat dua kondisi yang menandakan seseorang mengalami osteoporosis yaitu densitas tulang yang rendah dan mikroarsitektur jaringan tulang yang mulai rusak. Densitas merupakan massa mineral tulang (gram) per satuan luas (cm) yang dinyatakan dengan nilai BMD (*Bone Mineral Density*), sedangkan mikroarsitektur merupakan serangkaian proses mekanisme remodeling pada jaringan tulang (Limbong & Syahrul, 2015).

$$BMD = \frac{\text{massa mineral tulang (gram)}}{\text{satuan luas (cm}^2\text{)}} \quad (2.1)$$

2.1.1 Klasifikasi Jenis Osteoporosis

Menurut Tandra (2009), osteoporosis dikelompokkan menjadi osteoporosis primer dan osteoporosis sekunder (Limbong & Syahrul, 2015):

a.) Osteoporosis Primer

Dipengaruhi oleh faktor usia serta dibagi menjadi dua tipe yaitu tipe 1 (*pasca menopause*) dan tipe 2 (*senile*). Osteoporosis tipe 1 terjadi karena menurunnya produksi hormon estrogen (pada wanita) yang menyebabkan hambatan pendistribusian kalsium sehingga faktor inilah yang dapat memicu pengeroposan tulang. Sedangkan pada osteoporosis tipe 2 menyangkut dengan kehilangan fungsi pada osteoblast dalam mengendalikan remodeling yang biasanya terjadi pada rentang usia >70

tahun akibat kekurangan kalsium dan sel-sel perangsang pembentuk vitamin D.

b.) Osteoporosis Sekunder

Disebabkan oleh kebiasaan pola hidup yang salah, riwayat penyakit tertentu, tindakan pembedahan, kurangnya aktivitas fisik, ataupun efek konsumsi obat medis yang dapat mempercepat pengeroposan tulang. Beberapa kandungan obat yang memicu osteoporosis antara lain steroid, alkohol, tembakau, tiroksin, anti kejang, obat hormon antiseks, heparin, litium, metotreksat, dan obat sitotoksik lainnya. Sedangkan mengenai salah satu penyakit kronis yang dapat meningkatkan resiko osteoporosis yaitu arthritis rheumatoid karena keterbatasan gerak dan gangguan pada ginjal yang mengakibatkan kurangnya distribusi dan sebaran kalsium pada darah.

2.1.2 Biofisika Mikroarsitektur Jaringan Tulang

Tulang mengalami siklus berkelanjutan yang dinamakan remodeling. Remodeling merupakan proses koordinasi dalam memperbarui/mengganti sel tulang rusak yaitu dengan melakukan resorpsi (perombakan) oleh osteoklas dan formasi (pembentukan) oleh osteoblast secara bersamaan dan berkelanjutan dalam rangka pemeliharaan massa mikroarsitektur jaringan tulang. Sebagaimana firman Allah S.W.T. dalam Al-Qur'an Surah Al-Baqarah (2) ayat 259:

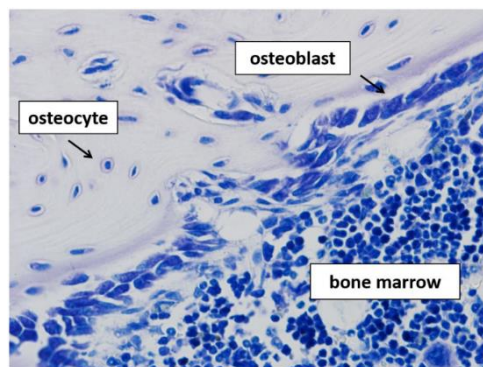
قَالَ كَمْ لَبِثْتُمْ^٥ قَالَ لَبِثْتُ يَوْمًا أَوْ بَعْضَ يَوْمٍ^٦ قَالَ بَلْ لَبِثْتُمْ مِائَةً عَامٍ فَأَنْظِرُوا إِلَى
طَعَامِكُمْ وَشَرَابِكُمْ لَمْ يَتَسَنَّهٖ^٧ وَأَنْظِرُوا إِلَى حِمَارِكُمْ^٨ وَلِنَجْعَلَكُمُ آيَةً لِلنَّاسِ وَأَنْظِرُوا
إِلَى الْعِظَامِ كَيْفَ نُنشِرُهَا ثُمَّ نَكْسُوهَا لَحْمًا^٩ فَلَمَّا تَبَيَّنَ لَهُ^{١٠} قَالَ أَعْلَمُ أَنَّ اللَّهَ
عَلَى كُلِّ شَيْءٍ قَدِيرٌ

“...Dia (Allah) bertanya, “Berapa lama engkau tinggal (di sini)?” Dia menjawab, “Aku tinggal (di sini) sehari atau setengah hari.” Allah berfirman, “Sebenarnya engkau telah tinggal selama seratus tahun. Lihatlah makanan dan minumanmu yang belum berubah, (tetapi) lihatlah keledaimu (yang telah menjadi tulang-belulang) dan Kami akan menjadikanmu sebagai tanda (kekuasaan Kami) bagi manusia. Lihatlah tulang-belulang (keledai itu), bagaimana Kami menyusunnya kembali, kemudian Kami membalutnya dengan daging (sehingga hidup kembali).” Maka, ketika telah nyata baginya, dia pun berkata, “Aku mengetahui bahwa Allah Mahakuasa atas segala sesuatu.”” (Q.S. Al-Baqarah 2: 259)

Ayat tersebut menceritakan bahwa Allah S.W.T. menyusun tulang belulang yang kemudian dibalut dengan daging. Prof. Dr. Hj. Abdulmalik Abdulkarim Amrullah atau yang biasa dikenal dengan nama Buya Hamka menyatakan pandangan yang umum dalam tafsir Al-Azhar bahwasanya tulang sebagai kerangka bagi badan manusia, tentu bukan hal mustahil bagi Allah S.W.T. dalam membungkus tulang suatu makhluk dengan daging sejak dilahirkan ke dunia hingga kematiannya. Suatu Qudrat-Iradat Ilahi bagi Allah untuk menumbuhkan tulang dan daging menjadi tubuh/jasad dengan fungsi yang beragam (Amrullah, 1990). Allah juga menunjukkan bagaimana Dia membangkitkan manusia setelah 100 tahun dan keledai yang mati (tulang berserakan) dengan menyusun tulang belulang tersebut dan menghidupkannya kembali agar menjadi bukti kekuasaan milik Allah bagi manusia (Shihab, 1999).

Diantara keajaiban sifat tulang yaitu sel tulang mampu sewaktu-waktu membentuk dan merubah dirinya oleh karena tekanan maupun stress mekanik, bertambah/berkurang massanya untuk mengimbangi tekanan maupun stress mekanik, dimana fenomena ini dikenal dengan Hukum Wolf. Selain itu walaupun manusia sering melakukan gerakan di sepanjang hidupnya, tulang tetap terlumasi dengan baik tidak seperti mesin atau alat-alat mekanik lainnya yang membutuhkan cairan pelumas secara rutin untuk perawatan. Agar tulang mampu menyesuaikan

hal tersebut dan dapat melakukan fungsi yang beragam, tulang terus mengalami remodelling untuk menyeimbangkan massanya. Remodelling difungsikan untuk mempertahankan homeostasis mineral pada matrik agar tetap seimbang serta membantu penyembuhan retakan kecil pada tulang setelah mengalami fraktur (Samwald et al., 2020). Matrik tulang mengandung material organik berupa kolagen dan non organik berupa mineral pembentuk hidroksiapatit (diantaranya adalah mineral kalsium dan fosfat).



Gambar 2.2 Komponen sel utama dalam proses remodeling tulang
Sumber: (Samwald et al., 2020)

Diawali dengan diproduksinya substansi RANKL (*Receptor Activator of Nuclear Factor kappa- β Ligand*) bersamaan dengan *Macrophage Colony Stimulating Factor* (M-CSF) oleh membran yang mengelilingi osteoblas dan sumsum tulang sebagai sinyal pemicu remodeling yang menghasilkan dan menstimulasi protein berupa monosit. Pertama-tama, RANKL akan berikatan dengan reseptornya RANK pada permukaan monosit terdekat. RANKL kemudian menginduksi monosit tersebut untuk menyatu dan berdiferensiasi menjadi sel osteoklas berinti banyak. Setelah diaktivasi, osteoklas akan mengeluarkan enzim lisosomal untuk memberi lubang di permukaan tulang yang menyebabkan matrik tulang mengalami kekosongan (dikenal sebagai *lacunae Howship*) dan memproduksi asam *hydrochloric acid* (HCl) untuk melarutkan hidroksiapatit

menjadi ion kalsium Ca^{2+} dan fosfat PO_4^{3-} kemudian melepaskannya ke dalam aliran darah.

Saat mineralisasi tulang, sebagian hamburan osteoblas tertimbun di dalam kekosongan kecil pada matrik tulang berubah menjadi osteosit yang ikut membentuk dan mengikat matrik tulang yang baru. Ketika osteoklas melakukan perombakan pada tulang, osteosit yang berada di dalam matrik akan ikut difagositosis oleh osteoklas. Selain itu, untuk mengendalikan resorpsi pada tulang, osteoblas juga mengeluarkan substansi berupa osteoprotegerin (OPG) yang dapat berikatan dengan RANKL untuk mencegah aktivasi osteoklas agar resorpsi pada remodeling dihentikan. Setelah menyelesaikan perombakan terhadap matrik tulang, osteoklas selanjutnya melakukan bunuh diri dengan cara apoptosis. Kemudian saat proses resorpsi selesai, dilakukan proses formasi pada tulang dimana osteoblas mulai mengeluarkan jaringan osteoid yaitu zat kolagen yang mengisi kekosongan matrik tulang sebagai akibat resorpsi. Sedangkan mineral kalsium dan fosfat mulai mengendap di lapisan tulang dan membentuk hidroksiapatit.

2.1.3 Pemeriksaan dan Diagnosis

Dalam rangka mengukur kepadatan mineral tulang secara kuantitatif menggunakan nilai BMD serta mendiagnosis osteoporosis, perlu dilakukan pemeriksaan berupa *scanning*. Salah satu *scanning* yang umum digunakan yaitu DEXA (*Dual Energy X-Ray Absorptiometry*) yang ditujukan untuk membantu dokter dalam menentukan *treatment* yang cocok digunakan pada tulang dengan kondisi tertentu (Shaikh et al., 2017). Jika nilai BMD lebih rendah dari normal pada usia yang ditentukan, menunjukkan pasien memiliki risiko osteoporosis.

Nilai BMD didapatkan dari jumlah total penyerapan (resorpsi) dikurangi penyerapan pada jaringan lunak.



Gambar 2.3 Alat densitometri DEXA scan

Sebelum dilakukan proses *scanning* menggunakan DEXA, pasien terlebih dahulu melakukan tahapan anamnesis dan pemeriksaan fisik. Anamnesis merupakan kegiatan tanya jawab seputar kondisi pasien untuk memperoleh data pasien beserta keluhan medisnya. Hal-hal yang ditanyakan seperti riwayat penyakit, kandungan obat, aktivitas fisik, diet yang sedang dijalani, pernah/tidaknya merokok ataupun meminum zat yang mengandung alkohol, dll. Terdapat juga tambahan keterangan pada wanita berupa penggunaan obat kontrasepsi, riwayat haid dan menopause. Sedangkan pemeriksaan fisik terkait osteoporosis melibatkan pengukuran tinggi dan berat badan, pemeriksaan kurvatura (ada tidaknya lordosis/skoliosis), *range of motion* secara aktif dan pasif (untuk mengetahui ada/tidaknya patologis pada tulang), tanda-tanda fraktur, dll (Aliyah, n.d.).

Anemnesis dan pemeriksaan fisik saja dirasa masih belum cukup sehingga dibutuhkan pengukuran BMD pasien melalui DEXA. Organisasi kesehatan dunia (WHO/*World Health Organization*) menetapkan DEXA sebagai teknik terbaik dalam menilai BMD pada wanita pasca menopause. Hasil scanning oleh DEXA berupa nilai BMD, *Z-score* dan *T-score*. *Z-score* digunakan untuk diagnosis pada

wanita pre-menopause, pria di bawah 50 tahun dan anak-anak. Sedangkan T-score digunakan untuk deteksi osteoporosis pada wanita pasca menopause, dan lansia (pria/wanita) yang berusia ≥ 50 tahun.

T-score umumnya dianggap sebagai nilai yang dinyatakan pada skala SD (*Standard Deviation*) yang berasal dari perbandingan nilai BMD pasien dengan BMD puncak populasi referensi tulang normal pada usia muda (Carey & Delaney, 2010). Berdasarkan nilai *T-score*, maka kehilangan massa tulang dapat diklasifikasikan menjadi beberapa kelas yaitu (Siahaan, 2019):

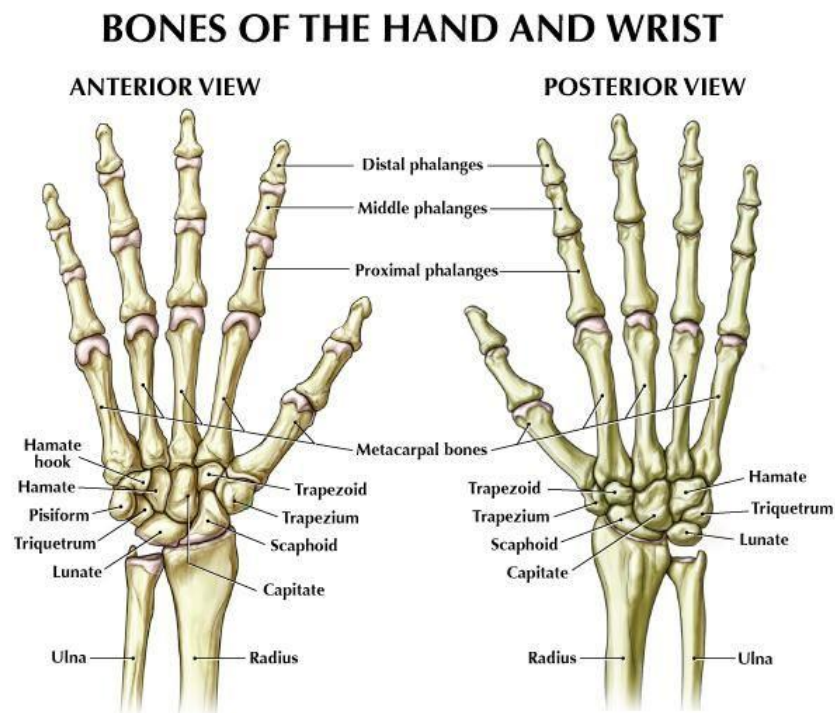
1. Normal \rightarrow ketika nilai BMD pasien tidak lebih rendah atau lebih tinggi dari 1 tingkat SD dibawah rata-rata BMD puncak tulang normal usia dewasa ($T\text{-score} \geq -1$).
2. Osteopenia (massa tulang rendah) \rightarrow ketika nilai BMD pasien lebih rendah 1 tingkat SD dibawah rata-rata tetapi lebih tinggi dari 2,5 tingkat SD dibawah rata-rata BMD puncak tulang normal usia dewasa ($-1 > T\text{-score} > -2,5$).
3. Osteoporosis \rightarrow ketika nilai BMD pasien sama dengan 2,5 tingkat SD dibawah rata-rata BMD puncak tulang normal usia dewasa atau bahkan lebih rendah ($T\text{-score} \leq -2,5$).
4. Osteoporosis parah/berat \rightarrow ketika nilai BMD pasien lebih rendah dari 2,5 tingkat SD dibawah rata-rata BMD puncak tulang normal usia dewasa ($T\text{-score} < -2,5$) disertai adanya fraktur pada tulang.

Tabel 2.1 Kriteria diagnosis DEXA berdasarkan kehilangan massa tulang oleh WHO (Carey & Delaney, 2010)

T-Score	Kriteria Klasifikasi
Nilai T-Score = -1 atau lebih tinggi	Normal
Nilai T-Score di antara -1 dan -2,5	Osteopenia
Nilai T-Score = -2,5 atau bahkan lebih rendah	Osteoporosis
Nilai T-Score lebih rendah dari -2,5 disertai dengan adanya fraktur pada tulang	Osteoporosis berat

2.2 Tulang Manus

Berdasarkan anatomisnya, tulang pada bagian telapak tangan (*ossa manus*) terdiri dari tulang karpal, metacarpal, dan falang. Gambar 2.4 berikut menunjukkan sub bagian penyusun *ossa manus* (Kurniasih & Pratiwi, 2017):



Gambar 2.4 Sub bagian penyusun *ossa manus*

a. Tulang karpal (*ossa carpalia*)

Tulang karpal tersusun dalam dua baris yaitu proksimal dan distal. Pada baris proksimal terdiri dari tulang scaphoid, lunate, dan triquetrum. Sedangkan pada baris distal terdiri dari tulang trapezium, trapezoid, capitate, dan hamate. Tulang karpal berbentuk cekung di anterior dan cembung di posterior (Al-Muqsith, 2018).

b. Tulang metakarpal

Tulang metakarpal terdiri dari lima tulang sepanjang telapak tangan yang menghubungkan tulang karpal dengan tulang falang.

c. Tulang falang (jari)

Tulang falang adalah sekelompok tulang yang membentuk jari tangan manusia. Masing-masing tulang falang terdiri dari tiga bagian yaitu kepala distal (*distal phalanges*), tengah (*middle phalanges*) dan proksimal (*proximal phalanges*) kecuali pada bagian ibu jari (jempol) yang hanya terdapat dua tulang yakni kepala distal dan proksimal.

Tulang tangan (manus) pada manusia telah diciptakan Allah S.W.T. dengan sempurna sebagaimana firman-Nya dalam Al-Qur'an Surah Al-Qiyamah (75) ayat 3 & 4, yang berbunyi:

أَيَحْسَبُ الْإِنْسَانُ أَنْ نَجْمَعَ عِظَامَهُ* بَلَىٰ قَدِيرِينَ عَلَىٰ أَنْ نُسَوِّيَ بَنَانَهُ*

"Apakah manusia mengira, bahwa Kami tidak akan mengumpulkan (kembali) tulang-belulangnya? (Bahkan) Kami mampu menyusun (kembali) jari-jemarinya dengan sempurna." (QS. Al-Qiyamah 75: Ayat 3-4)

Ayat tersebut menjelaskan bahwa bukan hanya menyusun tulang manusia, Allah S.W.T. bahkan mampu untuk merekonstruksi struktur tulang di ujung jari (distal; *middle*; proksimal) pun dengan sempurna. Sebagaimana yang tercantum

dalam tafsir Al-Misbah karya M. Quraish Shihab, kata *banán* adalah bentuk jamak dari kata *banónah* yaitu tulang-tulang kecil yang terdapat pada ujung jari. Penyebutan *banán* mengisyaratkan ciptaan-Nya meliputi penyusunan tulang secara sempurna, baik dari yang terbesar sampai yang terkecil sehingga mampu melakukan berbagai fungsi dan gerakan (Shihab, 1999). Seperti yang telah diketahui bahwa masing-masing sub tulang manus memiliki bentuk yang identifikasinya selalu berbeda pada setiap orang.

2.3 Citra Digital

Citra merupakan suatu informasi yang digunakan untuk komunikasi dan pembacaan dalam mesin. Secara harfiah citra adalah gambar pada permukaan dua dimensi yang didapat melalui sistem visual (Sulistiyanti et al., 2016), sedangkan secara matematis citra adalah fungsi kontinu dari intensitas cahaya, yang disimbolkan sebagai berikut:

$$f(x, y) = i(x, y) \cdot r(x, y) \quad (2.2)$$

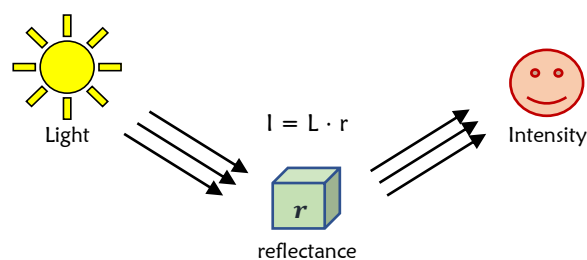
dimana

(x, y) : koordinat bidang spasial dua dimensi

$f(x, y)$: intensitas cahaya pada titik (x, y)

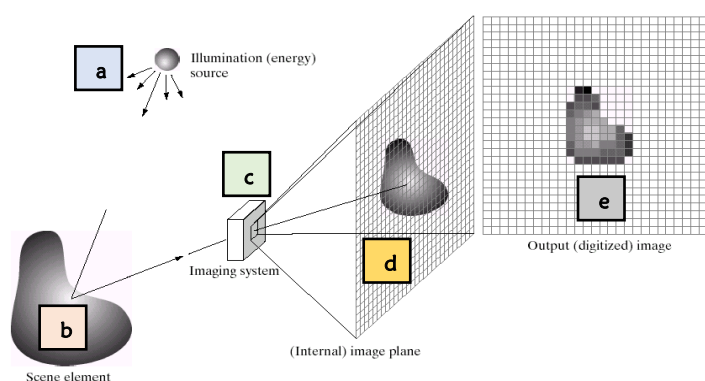
$i(x, y)$: jumlah cahaya (*light*) berasal dari sumber ($0 \leq i(x, y) \leq \infty$)

$r(x, y)$: derajat pantul (*reflectance*) objek ($0 \leq r(x, y) \leq 1$)



Gambar 2.5 Mekanisme terbentuknya citra

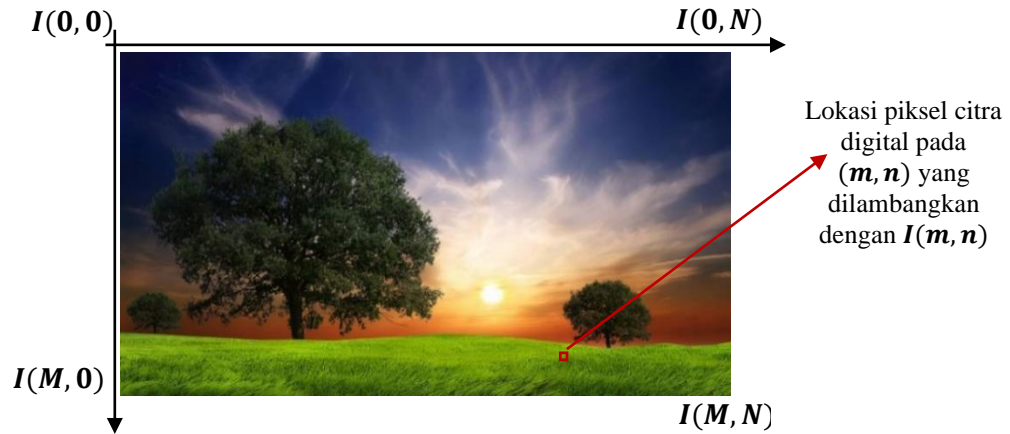
Sumber memancarkan gelombang cahaya, kemudian objek memantulkan kembali sebagian berkas cahaya menuju dan ditangkap oleh receiver/sensor citra berwujud alat-alat optik (kamera, mata, scanner, dll), dengan begitu bayangan suatu objek atau yang dikenal sebagai citra dapat terekam. Citra sebagai output dari perekaman data dapat bersifat sebagai optik berupa gambar/foto, analog berupa sinyal seperti pada televisi dan radio, maupun bersifat digital yang dapat langsung disimpan pada pita magnetik.



Gambar 2.6 Digitalisasi citra

Agar dapat dibaca dan diolah komputer, maka perlu adanya digitalisasi citra (Gambar 2.6). Digitalisasi citra merupakan representasi citra secara numerik dan terkuantisasi pada nilai diskrit yang mekanismenya adalah sebagai berikut (Sulistiyanti et al., 2016), yaitu sumber (a) memancarkan cahaya mengenai sebuah objek (b), kemudian objek tersebut memantulkan sebagian berkas cahaya yang ditangkap oleh sensor citra (c) yang diproyeksikan secara kontinu ke dalam bidang citra (d) hingga dihasilkan output berupa hasil sampling dan kuantisasi berupa citra digital (e). Citra digital dinyatakan dengan matrik berukuran $M \times N$ yang elemennya disebut piksel sebagai representasi himpunan diskrit dari data yang memiliki spasial (tata letak) dan dinyatakan dengan dua variabel (m, n) serta mengandung informasi intensitas pada tiap pikselnya (Solomon & Breckon, 2011).

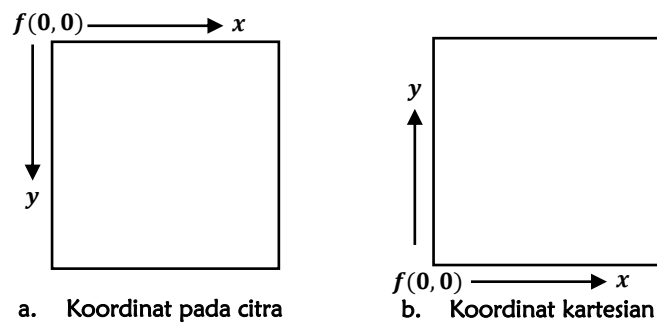
$$F(m, n) = \begin{bmatrix} f(0, 0) & f(0, 1) & \dots & f(0, N-1) \\ f(1, 0) & f(1, 1) & \dots & f(1, N-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f(M-1, 0) & f(M-1, 1) & \dots & f(M-1, N-1) \end{bmatrix} \quad (2.3)$$



Gambar 2.7 Ruang koordinat kartesian 2-D dari citra digital ($M \times N$)

Indeks baris (m) dan indeks kolom (n) menyatakan letak koordinat titik pada citra digital, sedangkan $f(m, n)$ menyatakan intensitas warna pada titik (m, n) .

Ketika menentukan posisinya, terdapat perbedaan arah dalam menyatakan letak titik piksel pada koordinat kartesian dan koordinat pada citra (Gambar 2.8).



Gambar 2.8 Perbedaan arah koordinat pada citra dan koordinat kartesian

Sedangkan rentang skala dan intensitas tiap piksel pada citra digital dinyatakan dalam tabel berikut (Sulistiyanti et al., 2016):

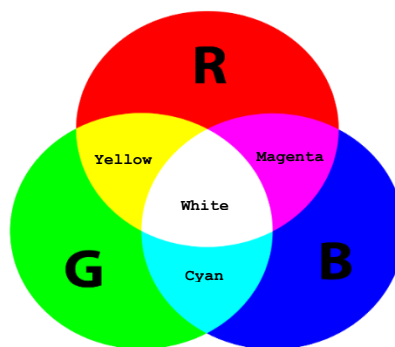
Tabel 2.2 Rentang skala dan intensitas warna pada citra digital

Skala Warna	Nilai Warna (Intensitas)	Pixel Depth (Resolusi Piksel)
2^1 (2 nilai)	0 dan 1	1 bit
2^2 (4 nilai)	0 sampai 3	2 bit
2^4 (16 nilai)	0 sampai 15	4 bit
2^8 (256 nilai)	0 sampai 255	8 bit

2.3.1 Klasifikasi Warna Pada Citra Digital

Berdasarkan jenis warnanya, citra digital secara umum diklasifikasikan menjadi (Solomon & Breckon, 2011):

a. Citra RGB (*Red-Green-Blue*)



Gambar 2.9 Representasi kanal warna RGB

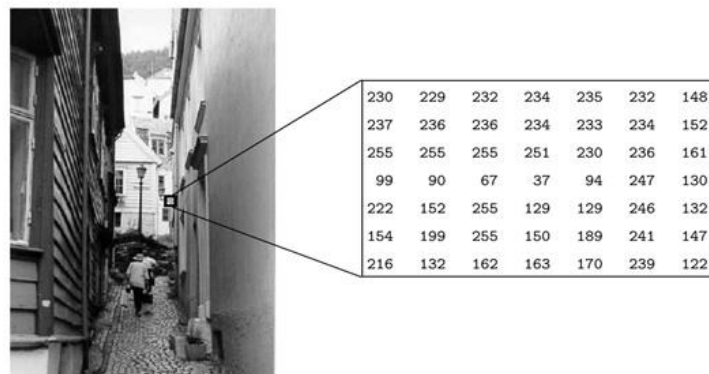
Citra RGB merupakan susunan warna dasar 3D yang menetapkan tiga nilai numerik intensitas sesuai dengan kombinasi kanal merah, hijau dan biru pada setiap piksel yang dapat diterima oleh indra mata manusia karena peka terhadap panjang gelombang 630nm (merah), 530nm (hijau) dan 450nm (biru) yang berada pada spektrum gelombang elektromagnetik rentang cahaya tampak (Guslianto, 2020).



Gambar 2.10 Citra RGB pada masing-masing kanal

Secara konseptual, citra RGB dapat dianggap sebagai tiga bidang 2D yang berbeda sehingga berdimensi $M \times N \times 3$, dimana M menyatakan jumlah baris, N menyatakan jumlah kolom citra, dan angka 3 merupakan jumlah kanal (R-G-B). Masing-masing kanal mengandung nilai intensitas dengan rentang 0 – 255 (8 bit), sehingga kombinasi dari ketiga kanal dengan rentang intensitas yang sama menjadi 24 bit dengan 2^{24} (16.777.216) kombinasi warna. Umumnya, citra RGB tersebut disimpan sebagai bilangan bulat yang berurutan (misalnya: $R_0G_0B_0, R_1G_1B_1, \dots$) yang kemudian diakses dengan koordinat $I(m, n, \text{kanal})$ dalam larik 3D (Solomon & Breckon, 2011).

b. Citra *Grayscale*



Gambar 2.11 Sebaran intensitas citra *grayscale* dengan resolusi 8-bit

Citra dengan skala keabuan (*grayscale*) merupakan citra dengan *array* 2D yang menetapkan satu nilai numerik yang mewakili intensitas keabuan pada setiap pikselnya (Solomon & Breckon, 2011). Berbeda dengan citra biner yang hanya memiliki resolusi 1 bit (nilai 0 dan 1) pada warna hitam dan putih, nilai dari setiap piksel pada citra grayscale merupakan sampel tunggal berupa warna abu-abu yang bervariasi pada warna hitam (intensitas terlemah) hingga pada warna putih (intensitas terkuat) dengan jumlah variasi yang sangat banyak (Guslianto, 2020).

Rentang nilai intensitas piksel dibatasi dan disimpan sebagai citra integer N -bit dengan format tertentu, biasanya digunakan pada skala intensitas 8-bit antara $0 \rightarrow 255$, dimana nilai 0 menyatakan warna hitam dan 255 menyatakan warna putih yang disajikan dengan format tipe data *uint8* (*unsigned integer 8 bits*). Format tersebut sering digunakan pada *medical imaging* karena manipulasi bit yang tidak terlalu banyak.

c. Citra Biner

Citra biner menetapkan satu nilai numerik mengandung dua buah anggota himpunan $\{0, 1\}$ dalam setiap piksel dengan resolusi 1 bit yang menyatakan 0 sebagai hitam dan 1 sebagai putih sedangkan nilai lain tidak diizinkan (Solomon & Breckon, 2011).



a. Citra *Grayscale*



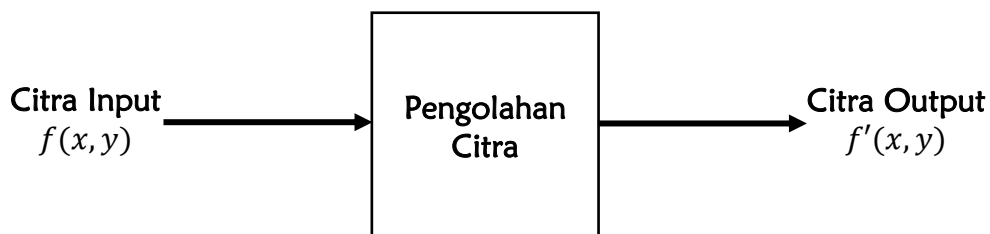
b. Citra Biner

Gambar 2.12 Contoh citra biner

Citra biner dapat dibentuk menggunakan operasi *thresholding* melalui citra grayscale, dengan memisahkan skala keabuan menjadi dua kelas yaitu hitam (dibawah nilai ambang) dan putih (melampaui nilai ambang). Citra biner sering digunakan pada logo suatu instansi, pemindaian suatu objek seperti scanner, dan pada *bar code* kemasan suatu produk (Guslianto, 2020).

2.4 Pengolahan Citra Digital (*Digital Image Processing*)

Pengolahan citra merupakan langkah yang menggunakan persepsi visual untuk mengolah data input berupa citra dan menghasilkan data output berupa citra (Nugroho & Akhlis, 2012). Sedangkan pengolahan citra digital merupakan teknik pengolahan/manipulasi pada citra input 2D dengan menggunakan komputer untuk menghasilkan citra baru (output) dengan kualitas yang diinginkan (Fauzy, 2016).



Gambar 2.13 Pengolahan citra

Kemajuan teknologi komputasi telah mendorong perluasan penerapan teknik pengolahan citra digital pada banyak bidang, salah satunya di bidang kesehatan (Afdal, 2010). Melalui algoritma yang telah dirancang, hasil operasi pengolahan citra digital dapat langsung ditampilkan pada layar monitor (Arkani et al., 2020).

2.4.1 *Pre-processing*

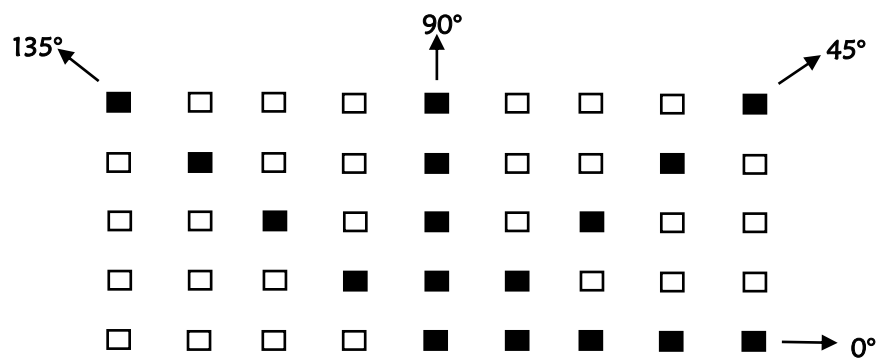
Citra mengalami transformasi untuk menghasilkan informasi dan fitur penting dari sebuah gambar (Sugiarta et al., 2017). *Pre-processing* merupakan langkah awal *image processing* untuk meningkatkan dan memperbaiki kualitas

citra, dengan cara menghilangkan bagian dari citra input yang tidak diperlukan untuk mendukung dan mempermudah proses selanjutnya (Rohpandi et al., 2015).

Urutan langkah *pre-processing* yang digunakan selama penelitian untuk mendeteksi osteoporosis melalui citra tulang manus antara lain yaitu *cropping* dan *grayscale*. *Cropping* berguna untuk memotong dan memisahkan bagian citra yang tidak dibutuhkan dan menghasilkan citra dengan *size* baru yang mengandung semua unsur yang akan diproses di dalamnya. Sedangkan *Grayscale* berguna untuk mengonversi citra RGB menjadi citra dengan skala keabuan (*grayscale*).

2.5 Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)

Ciri tekstur merupakan ciri penting dalam sebuah citra yang menunjukkan informasi struktur permukaan suatu citra (Sugiartha et al., 2017). Tekstur merupakan karakteristik yang mengandung nilai tingkat kekasaran, granularitas, dan keteraturan susunan piksel (Lubis, 2018). Data citra yang diambil secara panoramik, kemudian dapat diolah secara statistik melalui teksturnya. Tekstur dipahami sebagai pola piksel intensitas abu-abu dalam arah tertentu dimulai dari piksel referensi (PoI). Analisis tekstur berfokus pada kompleksitas spasial maupun heterogenitas pola *grayscale* melalui statistic *graylevel* tingkat tinggi yang dapat dihitung melalui bahasa pemrograman.



Gambar 2.14 Direksi arah *run*

Run merupakan istilah yang digunakan untuk menunjukkan urutan pencarian pixel yang memiliki nilai intensitas yang sama dengan arah lurus dari pixel asal (Munir, 2016), sedangkan *run length* adalah jumlah pixel yang berdekatan yang dilewati dari pixel asal (PoI) dan memiliki intensitas abu-abu yang sama dalam arah tertentu. Sehingga GLRLM (*Gray Level Run Length Matrix*) adalah sebuah metode ekstraksi tekstur orde tinggi dengan menggunakan konsep *run-length* agar diperoleh ciri statistik pixel dengan nilai keabuan yang sama (Lubis, 2018). GLRLM merupakan matrik dua dimensi dimana masing-masing elemen $p(i, j|\theta)$ mengandung jumlah *run-length* j , dengan intensitas tingkat keabuan i , pada arah orientasi θ (Mohanty et al., n.d.). GLRLM memiliki empat arah sudut orientasi berbeda yang umum digunakan yaitu 0° , 45° , 90° dan 135° .

Terkait contoh citra berupa matriks berukuran 4×4 dengan empat tingkat skala keabuan (0; 1; 2; dan 3) ditampilkan pada Gambar 2.15, sedangkan hasil proses GLRL sesuai dengan masing-masing sudut pencarian ditunjukkan pada Gambar 2.16.

0	1	2	3
0	2	3	3
2	1	1	1
3	0	3	0

Gambar 2.15 Matrik ukuran 4×4 dengan empat skala keabuan (0 sampai 3)

Gray Level (l)	Run Length (j)				$\theta = 0^\circ$
	1	2	3	4	$g(l)$
0	4	0	0	0	4
1	1	0	1	0	2
2	3	0	0	0	3
3	3	1	0	0	4
$r(j)$	11	1	1	0	$S = 13$

a. 0°

Gray Level (l)	Run Length (j)				$\theta = 45^\circ$
	1	2	3	4	$g(l)$
0	4	0	0	0	4
1	4	0	0	0	4
2	0	0	1	0	1
3	3	1	0	0	4
$r(j)$	11	1	1	0	$S = 13$

b. 45°

Gray Level (l)	Run Length (j)				$\theta = 90^\circ$
	1	2	3	4	$g(l)$
0	2	1	0	0	3
1	4	0	0	0	4
2	3	0	0	0	3
3	3	1	0	0	4
$r(j)$	12	2	0	0	$S = 14$

c. 90°

Gray Level (l)	Run Length (j)				$\theta = 135^\circ$
	1	2	3	4	$g(l)$
0	4	0	0	0	4
1	4	0	0	0	4
2	3	0	0	0	3
3	5	0	0	0	5
$r(j)$	16	0	0	0	$S = 16$

d. 135°

Gambar 2.16 Hasil GLRL pada masing-masing orientasi sudut

2.5.1 Fitur – Fitur *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM)

Galloway (1975) mengemukakan 5 fitur tekstur berdasarkan matriks GLRL ini, yaitu: *Short Run Emphasis* (SRE), *Long Run Emphasis* (LRE), *Gray Level Non-Uniformity* (GLN), *Run Length Non-Uniformity* (RLN); dan *Run Percentage* (RP). Sedangkan Chu et al pada (1990) menambahkan 2 fitur yang disebut *Low Gray-Level Run Emphasis* (LGRE) dan *High Gray-Level Run Emphasis* (HGRE) (Mohanty et al., n.d.).

1. *Short Run Emphasis* (SRE)

SRE mengukur dan bergantung pada distribusi *short run*. SRE bernilai kecil pada tekstur kasar dan bernilai besar pada tekstur halus (Alfiani et al., 2011). SRE menyatakan banyaknya tekstur dengan lintasan pendek dalam sebuah citra pada arah tertentu. Tekstur yang halus cenderung lebih banyak memiliki *short run* dengan intensitas keabuan yang mirip. Semakin halus sebuah citra maka akan semakin besar nilai SRE nya. SRE disajikan pada persamaan berikut:

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

2. Long Run Emphasis (LRE)

LRE mengukur dan bergantung pada distribusi *long run*. Berbanding terbalik dengan SRE, LRE bernilai besar pada tekstur kasar dan bernilai kecil pada tekstur halus (Alfiani et al., 2011). LRE menyatakan banyaknya tekstur dengan lintasan panjang dalam sebuah citra pada arah tertentu. Tekstur kasar cenderung memiliki lebih banyak long run dengan intensitas tingkat keabuan yang berbeda secara signifikan. Semakin kasar sebuah citra menunjukkan nilai LRE yang semakin tinggi. LRE ditunjukkan oleh persamaan berikut:

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

3. Gray Level Non-Uniformity (GLN)

GLN mengukur kesamaan nilai derajat keabuan (*gray level*) di seluruh citra dan bernilai kecil jika nilai derajat keabuan sama di seluruh citra (Alfiani et al., 2011). GLN yang lebih rendah, menunjukkan kesamaan nilai intensitas yang lebih tinggi pada citra pada setiap pikselnya. Nilai GLN dapat diketahui melalui persamaan berikut:

$$GLN = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^M (\sum_{j=1}^N p(i,j))^2 = \sum_{i=1}^M g(i)^2/S \quad (2.6)$$

4. Run Length Non-Uniformity (RLN)

RLN mengukur kesamaan panjangnya *run* di seluruh citra dan bernilai kecil jika panjangnya *run* dengan jangkauan lintasan tertentu (*run length*) terdistribusi merata di seluruh citra (Alfiani et al., 2011). Nilai RLN dapat dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$RLN = \frac{1}{S} \sum_{j=1}^N (\sum_{i=1}^M p(i,j))^2 = \sum_{j=1}^N r(j)^2 / S \quad (2.7)$$

5. Low Gray-Level Run Emphasis (LGRE)

LGRE mengukur distribusi dari derajat keabuan yang rendah (*low gray level values*) yang akan bernilai besar untuk citra dengan derajat keabuan yang rendah (Munir, 2016). Nilai LGRE ditunjukkan dalam persamaan berikut:

$$LGRE = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{p(i,j)}{i^2} \quad (2.8)$$

6. High Gray-Level Run Emphasis (HGRE)

HGRE mengukur distribusi dari nilai derajat keabuan tinggi (*high gray level values*), dimana akan bernilai besar untuk citra dengan nilai derajat keabuan yang tinggi (Munir, 2016). Berikut persamaan yang digunakan untuk menghitung nilai HGRE:

$$HGRE = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N p(i,j) i^2 \quad (2.9)$$

7. Run Percentage (RP)

RP mengukur homogenitas dan distribusi run dari sebuah citra pada arah tertentu. RP akan bernilai paling besar jika panjangnya *run* adalah 1 untuk semua derajat keabuan pada arah tertentu (Alfiani et al., 2011). Berikut persamaan yang digunakan untuk mengetahui nilai RP:

$$RP = \frac{S}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N p(i,j) j} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N p(i,j) \quad (2.10)$$

Dimana:

S = Jumlah total seluruh nilai *run* pada sebuah citra

M = Jumlah urutan derajat keabuan (*gray level*) (0, 1, 2, ..., 255)

N = Jumlah urutan *run-length* (1, 2, 3, ...)

i = Nilai derajat keabuan (*gray level*) (0; 1; 2; ...; $M - 1$)

j = Nilai *run-length* (1; 2; 3; ...; N)

$r(j)$ = Jumlah *run-length* berdasarkan urutan j

$g(i)$ = Jumlah *run-length* berdasarkan urutan i (*gray level*)

n = Jumlah baris \times jumlah kolom

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

2.6 Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) merupakan sistem gabungan JST dan logika fuzzy berupa sekumpulan jaringan adaptif yang tiap neuronnya berbasis pada sistem inferensi fuzzy (FIS). ANFIS sebagai salah satu sistem pengklasifikasi dapat membangun mapping *input-output* yang berdasarkan pada pengetahuan manusia (pada bentuk aturan *fuzzy: if-then*) menggunakan fungsi keanggotaan yang tepat. Metode ANFIS merupakan metode yang efektif untuk sebuah prediksi karena tingkat kesalahannya lebih kecil dibandingkan dengan menggunakan metode JST (Fajriani et al., 2018).

2.6.1 Struktur dan Arsitektur ANFIS

Pada sistem *soft computing*, karakteristik di antara JST dan logika fuzzy keduanya memiliki perbedaan yang cukup signifikan dalam menentukan suatu output. JST memiliki kemampuan *learning* namun tidak dapat menjelaskan proses penalaran, sedangkan pada logika fuzzy dapat menjelaskan proses penalaran dan *rules* yang digunakan namun tidak memiliki kemampuan *learning*. Beberapa perbedaan karakteristik yang menonjol baik pada JST maupun sistem logika fuzzy ditunjukkan dalam tabel berikut:

Tabel 2.3 Perbandingan kriteria JST dengan *Fuzzy Logic System*

Kriteria	JST	Fuzzy Logic
Sangat baik untuk masalah dengan informasi yang kurang presisi dan memiliki kebenaran parsial.	Tidak	Iya
Memiliki kemampuan untuk menjelaskan proses penalaran.	Tidak	Iya
Mempunyai kemampuan learning (pembelajaran).	Iya	Tidak

Demi menghasilkan output dengan menggunakan sistem yang mampu menjelaskan proses penalaran serta memiliki kemampuan learning, maka dilakukan kombinasi antara JST dan logika fuzzy yang dinamakan ANFIS (Arjana et al., 2013). ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*) merupakan metode *hybrid* gabungan dari logika *Fuzzy* dan JST dimana fuzzy sistem direpresentasikan pada tiap neuron sebagai struktur jaringan yang memiliki kemampuan belajar dalam *framework* jaringan adaptif (Saepuloh et al., 2019). Logika *Fuzzy* memiliki kelebihan dalam proses pengambilan keputusan dengan menerapkan basis aturan (*rules*) dan memodelkan aspek kualitatif dari pengetahuan manusia, sedangkan JST memiliki keunggulan dalam mengenali dan mengidentifikasi pola, belajar dan berlatih dalam menyelesaikan suatu permasalahan tanpa memerlukan pemodelan matematik (Fajriani et al., 2018). Selain memiliki kelebihan dari kedua metode *soft computing* tersebut, ANFIS juga memiliki karakteristik *multi input-single output*.

Framework dari metode ANFIS mempunyai lima lapisan (*layer*), yaitu fuzzifikasi, rule (produk), normalisasi, defuzzifikasi, dan hasil neuro tunggal (Azizah et al., 2013). Untuk memudahkan dalam menjelaskan arsitektur ANFIS, diasumsikan FIS Sugeno yang diterapkan hanya memiliki dua input yaitu x_1 dan

x_2 , serta satu output yang dilambangkan dengan Y . Pada model Sugeno orde satu, himpunan aturan menggunakan kombinasi linier dari input-input yang ada yang diekspresikan sebagai (Arjana et al., 2013):

Rule 1: **IF** x_1 is A_1 **AND** x_2 is B_1 **THEN** $f_1 = p_1x_1 + q_1x_2 + r_1$
Premis *Konsekuensi*

Rule 2: **IF** x_1 is A_2 **AND** x_2 is B_2 **THEN** $f_2 = p_2x_1 + q_2x_2 + r_2$
Premis *Konsekuensi*

Input : x_1 dan x_2 .

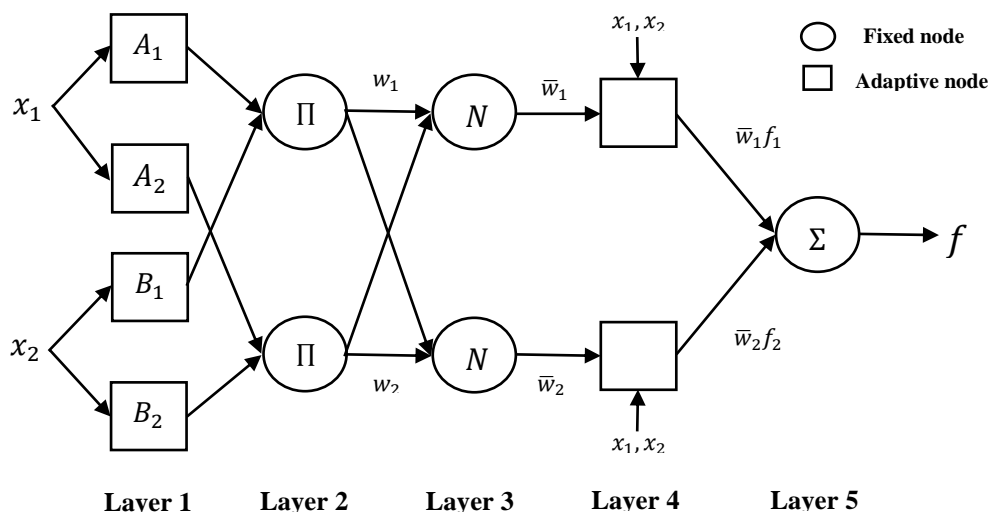
Output : f_1 dan f_2 .

$f(x_1, x_2) : p_ix_1 + q_ix_2 + r_i$ $i = 1, 2$

Apabila α -predikat sistem adalah w_1 dan w_2 , sehingga mekanisme penalaran dari model ini menggunakan rata-rata (*average*) terbobot adalah:

$$f = \frac{w_1f_1 + w_2f_2}{w_1 + w_2} \tag{2.11}$$

Selanjutnya, mengenai arsitektur jaringan ANFIS dengan dua input yaitu x_1 dan x_2 , serta satu output yaitu f diilustrasikan sebagai berikut (Arjana et al., 2013):



Gambar 2.17 Arsitektur ANFIS dengan 2 input (x_1 dan x_2) dan 1 output (f)
 Sumber: (S & Jang, 2000)

Berikut merupakan penjelasan pada masing-masing lapisan (*layer*) (S & Jang, 2000):

a. Lapisan 1:

Pada semua simpul pada lapisan ini merupakan simpul adaptif (parameter yang dapat berubah sesuai pembelajaran ANFIS) dengan fungsi simpul sebagai berikut:

$$O_{1,i} = \mu A_i(x_1), \quad \text{untuk } i = 1, 2, \text{ atau} \quad (2.12)$$

$$O_{1,i} = \mu B_{i-2}(x_2), \quad \text{untuk } i = 3, 4 \quad (2.13)$$

dimana $\{x_1; x_2\}$ merupakan variabel input bagi simpul ke- i , dan $\{A_i; B_{i-2}\}$ masing-masing merupakan label linguistik dari anggota himpunan fuzzy. Sehingga dengan kata lain, $O_{1,i}$ berfungsi untuk menyatakan derajat keanggotaan (μ) tiap masukan/input (x_1 atau x_2) terhadap himpunan fuzzy A atau B yang diberikan. Kegiatan pada lapisan ini dikenal dengan fuzzifikasi, sedangkan parameter pada lapisan ini disebut dengan parameter premis.

b. Lapisan 2:

Simpul (*node*) pada lapisan ini bersifat tetap (nonadaptif) yang diberi label Π . Fungsi simpul ini yaitu untuk mengalikan setiap sinyal input yang datang (\circ). Fungsi simpul pada lapisan ini dinyatakan sebagai:

$$O_{2,i} = w_i = \mu A_i(x_1) \circ \mu B_i(x_2) \quad i = 1, 2 \quad (2.14)$$

dimana keluaran simpul menyatakan derajat pengaktifan (*firing strength*) tiap aturan fuzzy. Apabila bagian premis memiliki lebih dari dua himpunan fuzzy, maka fungsi ini dapat diperluas. Banyaknya jumlah simpul pada lapisan menunjukkan banyaknya aturan (*rules*) yang dibentuk. Fungsi perkalian yang digunakan merupakan interpretasi kata hubung (AND / OR / NOT) dengan

menggunakan operator logika fuzzy. Kegiatan pada lapisan ini disebut juga dengan implikasi fuzzy (*product*).

c. Lapisan 3:

Setiap simpul pada lapisan ini bersifat nonadaptif (tetap) dan diberi label N , yang menampilkan fungsi derajat pengaktifan ternormalisasi (*normalized firing strength*) yaitu rasio keluaran simpul ke- i pada lapisan sebelumnya (w_i) terhadap seluruh keluaran lapisan sebelumnya ($w_1 + w_2$). Bentuk fungsi simpul pada lapisan ini yaitu:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2 \quad (2.15)$$

Fungsi simpul tersebut tentunya dapat diperluas apabila aturan yang terbentuk lebih dari dua *rules*, sehingga membagi w_i dengan jumlah total w ($\sum w$) untuk semua aturan yang ada. Kegiatan pada lapisan ini sering dikenal dengan normalisasi.

d. Lapisan 4:

Masing-masing simpul pada lapisan ini bersifat adaptif, dengan fungsi simpul sebagai berikut:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i) \quad (2.16)$$

dimana \bar{w}_i merupakan derajat pengaktifan ternormalisasi pada lapisan 3, sedangkan $\{p_i, q_i, r_i\}$ menyatakan himpunan parameter konsekuen yang sesuai dengan perhitungan level output fuzzy dengan model FIS Sugeno orde satu.

e. Lapisan 5:

Pada lapisan ini hanya terdapat satu simpul tetap (simpul tunggal nonadaptif) dilambangkan dengan \sum , yang berfungsi untuk menjumlahkan semua

sinyal masukan sebagai hasil keluaran dari lapisan sebelumnya (defuzzifikasi). Bentuk fungsi simpul pada lapisan ini dinyatakan sebagai:

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (2.17)$$

2.6.2 Evaluasi Kinerja ANFIS

Untuk mengetahui bagaimana kelayakan kinerja ANFIS dalam melakukan prediksi dapat diketahui dengan cara membandingkan data prediksi yang dihasilkan dengan data sebenarnya (data aktual). Beberapa parameter yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja ANFIS antara lain:

1. Mean Square Error (MSE)

MSE merupakan rata-rata kuadrat dari selisih error antara data prediksi dengan data aktual. Sistem prediksi yang baik ditandai dengan nilai MSE yang mendekati nol dan juga sebaliknya nilai MSE yang semakin besar menunjukkan performa sistem prediksi yang semakin buruk (*best value* = 0; *worst value* = $+\infty$) (Chicco et al., 2021). MSE menghasilkan deviasi yang besar sebagai akibat adanya faktor pengkuadratan, sehingga MSE akan bernilai besar terhadap selisih error yang jauh dan bernilai kecil terhadap selisih error yang berdekatan (Azmi et al., 2020). Berikut persamaan yang digunakan untuk menghitung nilai MSE:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2 \quad (2.18)$$

2. Root Mean Square Error (RMSE)

Ketika MSE cenderung bernilai besar, selanjutnya digunakan RMSE untuk mengevaluasi kinerja sistem ANFIS. Sama seperti MSE, sistem prediksi yang baik ditandai dengan nilai RMSE yang mendekati

nol dan juga sebaliknya nilai RMSE yang semakin besar menunjukkan performa sistem prediksi yang semakin buruk. Nilai RMSE dinyatakan pada persamaan berikut (Chicco et al., 2021):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2} \quad (2.19)$$

3. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE yaitu presentase nilai mean dari selisih error antara data keluaran prediksi ANFIS dengan data aktual (DEXA). Nilai MAPE berada pada rentang 0 – 100%, yang menunjukkan batasan performa kelayakan sistem ANFIS dalam melakukan prediksi (Anggraeni et al., 2018).

Tabel 2.4 Kinerja sistem prediksi berdasarkan nilai MAPE

MAPE	Kinerja Sistem Prediksi
< 10%	Sangat baik
10 – 20%	Baik
20 – 50%	Cukup
> 50%	Buruk

Nilai MAPE dapat diketahui melalui persamaan berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - X_i}{Y_i} \right| \quad (2.20)$$

Dimana:

X_i = Data prediksi pada periode ke- i

Y_i = Data aktual pada periode ke- i

n = Jumlah data sampel

2.7 Confusion Matrix

Dalam klasifikasi, perlu dilakukan pemilihan atribut yang tepat dengan menggunakan *confusion matrix* untuk tujuan pemahaman data yang lebih baik (Visa et al., 2011). *Confusion matrix* merupakan salah satu teknik untuk mengetahui sebaran validitas yang populer digunakan untuk memecahkan masalah klasifikasi biner (Kulkarni & Batarseh, 2020). Alat ini dapat diterapkan dengan tujuan untuk menggambarkan/memeriksa kinerja algoritma pembelajaran mesin dalam menganalisis prediksi pembelajaran mesin tersebut (Karimi, 2021). Dapat dikatakan pula bahwa *confusion matrix* merupakan ringkasan dari jumlah prediksi benar dan jumlah prediksi salah yang dihasilkan oleh *classifier* pada satu set data uji (*testing data*) dan dipecah oleh masing-masing kelas, yang mana nilai sebenarnya (*actual data*) telah diketahui. Data pada tabel *confusion matrix* mewakili nilai aktual dan nilai yang diprediksi. Tampilan dari matriks tersebut yaitu:

Tabel 2.5 Tampilan *confusion matrix* untuk klasifikasi biner

		Predict Data	
		Positif	Negatif
Actual Data	Positif	TP	FN
	Negatif	FP	TN

Confusion matrix tersusun dari empat karakteristik dasar *output* yang digunakan untuk menentukan parameter pengukuran pengklasifikasi. Keempat angka tersebut adalah sebagai berikut (Kulkarni & Batarseh, 2020):

- a. TP (*True Positive*) → yaitu kelas yang menunjukkan banyaknya jumlah nilai **positif** pada *actual* data yang terklasifikasi sebagai nilai **positif** pada *predict* data (prediksi benar).
- b. FN (*False Negative*) → yaitu kelas yang menunjukkan banyaknya jumlah nilai **positif** pada *actual* data yang terklasifikasi sebagai nilai **negatif** pada *predict* data (prediksi salah).
- c. FP (*False Positive*) → yaitu kelas yang menunjukkan banyaknya jumlah nilai **negatif** pada *actual* data yang terklasifikasi sebagai nilai **positif** pada *predict* data (prediksi salah).
- d. TN (*True Negative*) → yaitu kelas yang menunjukkan banyaknya jumlah nilai **negatif** pada *actual* data yang terklasifikasi sebagai nilai **negatif** pada *predict* data (prediksi benar).

2.7.1 Parameter Metrik

Melalui keempat istilah tersebut (TP, FN, FP, TN), maka dapat diketahui perhitungan parameter-parameter metrik yang digunakan untuk meninjau akurasi serta sebaran validitas dari algoritma mesin pembelajaran terkait (GLRLM-ANFIS). Parameter metrik perhitungan tersebut yakni:

1. Akurasi

Akurasi menunjukkan proporsi dari jumlah total prediksi yang benar oleh sistem pengklasifikasi (ANFIS) pada keseluruhan dataset *testing*. Akurasi diberikan melalui persamaan:

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2.21)$$

Akurasi merupakan metrik dasar yang baik digunakan untuk mengukur kinerja model.

2. Presisi

Presisi atau nilai prediksi positif, adalah fraksi rasio nilai positif dari total kejadian positif yang diprediksi. Dengan kata lain, presisi adalah proporsi nilai positif yang diidentifikasi dengan benar oleh *classifier* dari seluruh jumlah kasus positif yang diprediksi. Presisi didapatkan melalui:

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.22)$$

Presisi merupakan metrik yang berguna jika *False Positive* (FP) menjadi perhatian yang lebih tinggi dari pada *False Negative* (FN). Adanya nilai presisi yang besar menunjukkan bahwa jumlah *False Positive* (FP) yang kecil, begitu juga sebaliknya. Hal ini akan menentukan apakah model pengklasifikasi yang dirancang (*classifier*) dapat diandalkan atau tidak (Karimi, 2021).

3. Recall/Sensitivitas

Sensitivitas, recall, atau *True Positive Rate* (TPR) dapat diartikan sebagai rasio nilai positif yang diidentifikasi dan diklasifikasikan melalui sistem prediksi dengan benar (TP) dibagi dengan seluruh jumlah total kasus positif aktual (TP+FN).

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.23)$$

Recall merupakan metrik yang digunakan ketika *False Negative* (FN) lebih besar dari *False Positif* (FP).

Recall tinggi, presisi rendah berarti bahwa sebagian besar kasus kelas positif dikenali dengan benar oleh sistem prediksi (FN rendah) tetapi ada banyak kesalahan prediksi kelas positif (FP tinggi).

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).

4. Spesifisitas

Spesifisitas/*True Negative Rate* (TNR) memberikan fraksi (rasio) nilai negatif yang diidentifikasi dengan benar oleh sistem prediksi (TN) dari jumlah total kasus negatif aktual (TN+FP). Dengan kata lain, spesifisitas merupakan proporsi kasus negatif aktual yang diidentifikasi dengan benar. Nilai spesifisitas dihitung melalui persamaan berikut:

$$\text{Spesifisitas} = \frac{TN}{TN+FP} \quad (2.24)$$

5. *F1-Score*

Saat user berusaha untuk meningkatkan model presisi, maka recall akan menurun begitupun sebaliknya. *F1-Score*, *F score*, atau *F measure* adalah rata-rata harmonik dari presisi dan sensitivitas yang memberikan arti penting bagi kedua faktor tersebut. *F1-Score* juga dapat dikatakan sebagai ukuran keseimbangan antara recall dan presisi yang mana akan bernilai maksimal jika nilai presisi sama dengan nilai recall.

$$F_1 \text{ Score} = 2 \times \frac{(\text{Recall} \times \text{Presisi})}{(\text{Recall} + \text{Presisi})} = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (2.25)$$

Semakin tinggi nilai *F1-Score* yang diperoleh, maka akan semakin baik model *machine learning* yang dirancang dalam memprediksi dataset *testing*. *F1-Score* menjadi ukuran kualitas model yang lebih berimbang dibanding ukuran lainnya.

BAB III

METODE PENELITIAN

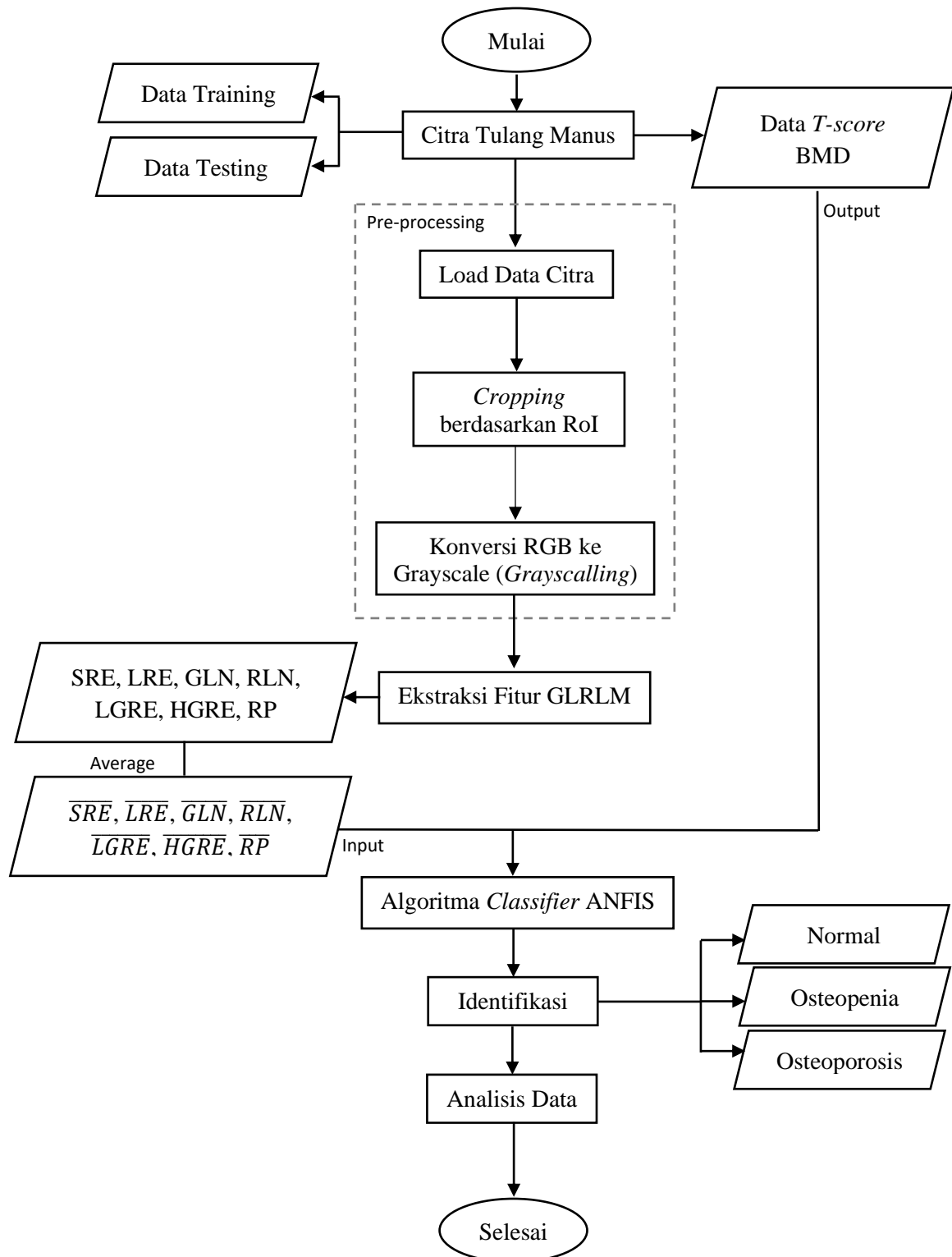
3.1 Jenis Penelitian

Penelitian deteksi osteoporosis melalui analisis tekstur citra tulang menggunakan metode ekstraksi fitur GLRLM (*Gray Level Run Length Matrix*) dan klasifikasi ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*) tergolong ke dalam penelitian terapan yang bersifat deskriptif kuantitatif. Disebut deskriptif kuantitatif karena pada penelitian ini mengandung unsur perhitungan dan membutuhkan analisis berdasarkan nilai yang diperoleh. Hasil dari analisis kemudian diklasifikasikan dan dievaluasi agar tercapai tujuan bahwa penelitian ini dapat menjadi metode alternatif untuk deteksi osteoporosis secara cepat dan akurat melalui citra tulang.

3.2 Sumber Data Penelitian

Sumber data yang digunakan dalam penelitian merupakan data sekunder citra tulang dari penelitian sebelumnya dengan melakukan pemeriksaan *T-Score* BMD (*Bone Mineral Density*) terhadap 28 pasien wanita yang telah melewati masa menopause menggunakan alat densitometri DEXA (*Dual Energy X-Ray Absorptiometry*). Data citra *X-ray* tulang manus yang dikhususkan pada bagian *RoI scaphoid* dengan format (.jpg) tersebut diolah melalui Matlab menggunakan metode ekstraksi fitur tekstur GLRLM (*Gray Level Run Length Matrix*) dan diklasifikasikan melalui algoritma ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*) menjadi tiga kategori tulang yaitu normal, osteopenia dan osteoporosis.

3.3 Rancangan Penelitian



3.4 Prosedur Penelitian

Citra tulang manus terlebih dahulu diekstraksi nilai fitur GLRLM-nya dan dirata-rata, kemudian diinputkan pada algoritma ANFIS untuk diprediksi nilai *T-score* BMD-nya. Nilai *T-score* BMD yang dihasilkan dari prediksi selanjutnya dibandingkan dengan nilai *T-score* BMD aktual (diperoleh dari DEXA) untuk mengetahui tingkat akurasi sistem. Terdapat beberapa alur prosedur dalam melakukan identifikasi osteoporosis terhadap citra tulang manus.

1. Dataset (Load Data)
2. Pre-processing
3. Ekstraksi Fitur GLRLM
4. Klasifikasi Menggunakan Algoritma ANFIS
5. Perhitungan Tingkat Akurasi dan Sebaran Validitas Data

3.4.1 Dataset (Load Data)

Langkah pertama yaitu mengumpulkan data citra tulang manus terdiri dari beberapa kategori tulang antara lain normal, osteopenia dan osteoporosis yang sebelumnya diketahui nilai *T-score* BMD menggunakan alat densitometri DEXA dengan melakukan penyinaran pada tubuh bagian tangan. Citra tulang manus beserta nilai *T-score* BMD yang diperoleh kemudian dibagi menjadi dua kelompok yaitu data *training* (data latih) dan data *testing* (data uji).

Data *training* berfungsi untuk melatih algoritma ANFIS dalam memperoleh dan mempelajari bobot agar ANFIS dapat mencari korelasinya sendiri dan dapat membuat suatu prediksi saat proses klasifikasi. Sedangkan data *testing* digunakan untuk melihat performa sistem GLRLM-ANFIS dalam melakukan prediksi dan klasifikasi citra tulang manus (menguji kelayakan

jaringan ANFIS dalam mengenali citra). Selain itu, data testing juga merupakan data baru yang belum digunakan pada saat proses pelatihan ANFIS.

3.4.2 *Pre-processing*

Supaya didapatkan kualitas citra yang seragam baik pada data *training* maupun data *testing* untuk memudahkan analisis, maka dilakukan langkah *pre-processing* diantaranya *cropping* citra sesuai dengan ukuran piksel RoI scaphoid dan mengonversi citra tersebut menjadi citra dengan skala keabuan (*grayscale*).

3.4.2.1 *Cropping* Citra pada RoI (*Region of Interest*) Scaphoid

Tidak semua bagian dari citra tulang manus digunakan untuk analisis, melainkan hanya pada bagian tulang scaphoid. Oleh sebab itu diperlukan *cropping* pada citra. *Cropping* citra berukuran 35×35 pixel difungsikan untuk memudahkan analisis yang dikhususkan pada area tulang scaphoid (RoI Scaphoid). Algoritma yang dibutuhkan dalam proses *cropping* citra tulang manus adalah sebagai berikut:

1. Menentukan x_1, y_1 yaitu koordinat area sebelah kiri-atas (titik awal) yang akan dipotong dan x_2, y_2 yaitu koordinat area sebelah kanan-bawah (titik akhir) yang akan dipotong.
2. Menghitung Δx yaitu lebar axis (horizontal) dari bagian yang akan dipotong, dengan menggunakan:

$$\Delta x = x_2 - x_1 \quad (3.1)$$

3. Menghitung Δy yaitu tinggi ordinat (vertikal) dari bagian yang akan dipotong, dengan menggunakan:

$$\Delta y = y_2 - y_1 \quad (3.2)$$

3.4.2.2 Konversi Citra RGB Menjadi Keabuan (*Grayscale*)

Untuk mempermudah dalam menganalisis nilai intensitas pada matriks citra, informasi yang dibutuhkan hanya intensitas pada tiap piksel citra keabuan (*grayscale*). Sehingga citra RGB yang memiliki 3 layer (*Red, Green, Blue*) perlu dikonversi menjadi citra keabuan (*grayscale*) dengan 1 layer keabuan saja. Untuk mengkonversi citra RGB menjadi *grayscale* dan untuk mengetahui nilai intensitas pada masing-masing pikselnya, digunakan persamaan berikut:

$$Gray(m, n) = \frac{0,299*f_R(m,n)+0,587*f_G(m,n)+0,114*f_B(m,n)}{3} \quad (3.3)$$

3.4.3 Ekstraksi Fitur GLRLM

Setelah melalui tahapan *pre-processing*, citra kemudian dianalisis teksturnya melalui empat arah sudut (0, 45, 90, dan 135) menggunakan metode ekstraksi tekstur GLRLM (seperti yang telah dibahas pada sub bab (2.5) dan (2.5.1)) hingga terdeteksi nilai-nilai fitur GLRLM seperti SRE, LRE, GLN, RLN, LGRE, HGRE dan RP dengan menggunakan persamaan (2.4) sampai dengan persamaan (2.10). Setelah diketahui nilai tiap fitur GLRLM pada masing-masing sudut, nilai-nilai tersebut kemudian dirata-rata. Hasil dari rata-rata nilai fitur GLRLM berdasarkan empat arah sudut orientasi tersebut (\overline{SRE} , \overline{LRE} , \overline{GLN} , \overline{RLN} , \overline{LGRE} , \overline{HGRE} dan \overline{RP}) kemudian dijadikan input pada tahapan klasifikasi menggunakan algoritma ANFIS.

3.4.4 Algoritma Pengklasifikasi ANFIS

Hasil rata-rata fitur GLRLM (\overline{SRE} , \overline{LRE} , \overline{GLN} , \overline{RLN} , \overline{LGRE} , \overline{HGRE} , dan \overline{RP}) pada data *training* dijadikan input algoritma ANFIS dengan nilai *T-score* BMD sebagai outputnya. Berikut merupakan tahapan ANFIS dalam mempelajari (*learning*) data yang dihasilkan dari proses ekstraksi fitur GLRLM:

1. Memanggil data *training* yang telah disimpan pada *file_path/workspace*.
2. Menentukan tipe fungsi keanggotaan segitiga untuk menyatakan istilah linguistik dari variabel input (fuzzifikasi) dan nilai derajat keanggotaan (*membership degree*) $\mu_{[x]}$ menggunakan persamaan (2.12) dan (2.13) pada layer 1.
3. Menentukan pembobot neuron dan banyaknya *rules* yang dimuat pada algoritma ANFIS melalui persamaan (2.14) pada layer 2.
4. Normalisasi pembobot neuron menggunakan persamaan (2.15) pada layer 3.
5. Perhitungan level output fuzzy melalui persamaan (2.16) pada layer 4.
6. Melakukan operasi penjumlahan terhadap semua sinyal masukan dan defuzzifikasi output melalui persamaan (2.17) pada layer 5.
7. Menentukan jumlah iterasi (*epoch*) pada algoritma (*learning*) ANFIS.
8. Menghitung nilai MSE, RMSE dan MAPE menggunakan persamaan (2.18), (2.19) dan (2.20), sehingga kinerja ANFIS dalam melakukan prediksi dapat diketahui melalui Tabel (2.4).

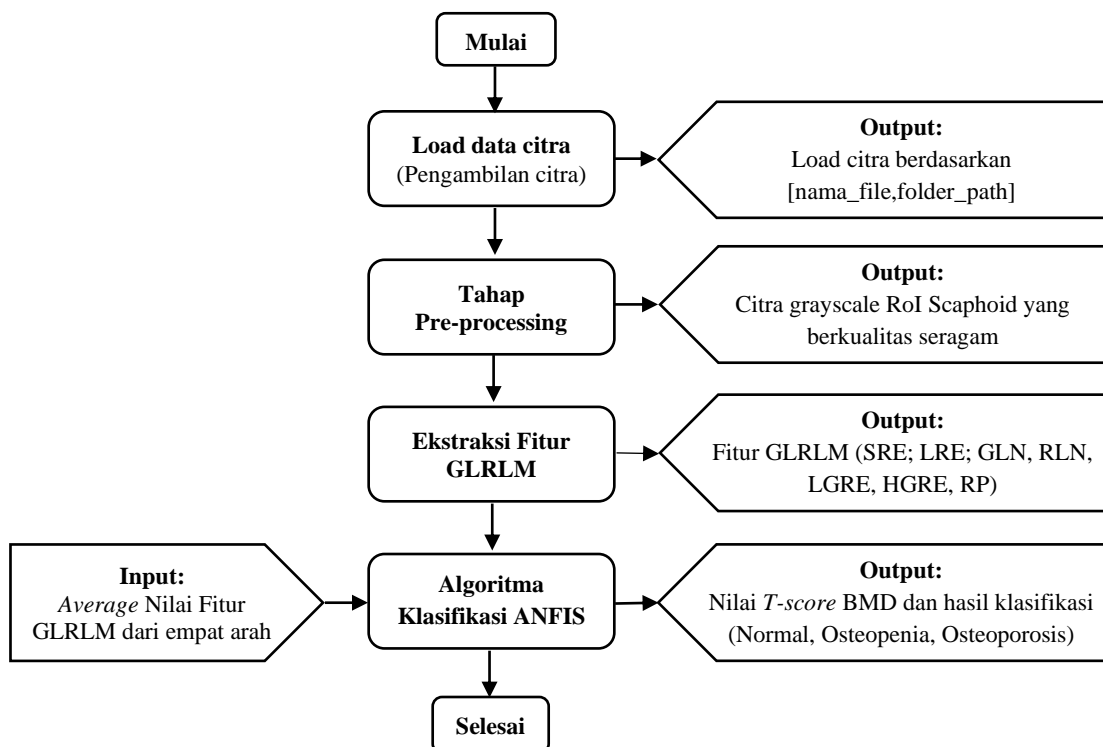
Setelah algoritma ANFIS dirasa mampu mempelajari, memprediksi dan mengenali korelasi antara parameter input data *training* dengan *T-score* BMD-nya, kemudian dilakukan penginputan pada data *testing* menggunakan rancangan algoritma ANFIS yang sama dengan yang digunakan pada data *training*. Nilai *T-score* BMD yang diperoleh dari prediksi ANFIS pada data *testing* selanjutnya diklasifikasikan dan dikategorikan menjadi tulang normal, osteopenia dan osteoporosis.

3.4.5 Perhitungan Validitas Data

Guna mengetahui sebaran validitas sistem GLRLM-ANFIS dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan citra tulang manus RoI scaphoid (normal; osteopenia; osteoporosis), maka hasil prediksi yang diperoleh dari ANFIS pada data *testing* (*predict data*) perlu dibandingkan dengan *actual data testing* (diperoleh dari DEXA) menggunakan teknik *confusion matrix*. Hal tersebut dilakukan dengan tujuan untuk mengetahui tingkat akurasi; presisi; sensitivitas/*recall*; spesifisitas; dan F1-Score (melalui persamaan 2.21 sampai dengan persamaan 2.25) serta keefektifan sistem GLRLM-ANFIS dalam mengenali citra tulang manus dan mendeteksi osteoporosis.

3.5 Desain Sistem

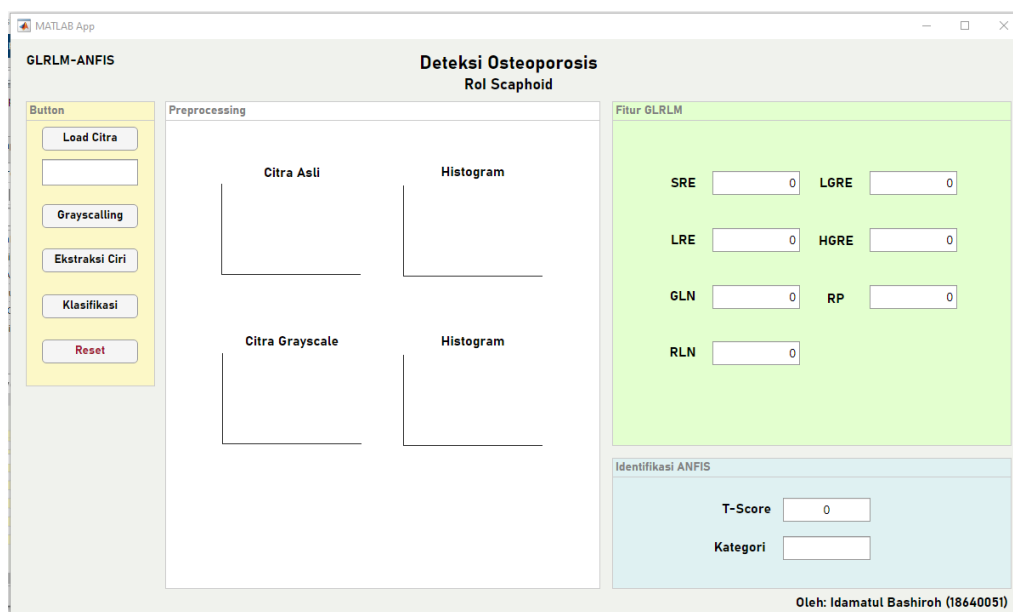
Berikut merupakan rangkaian alur desain sistem untuk rancangan aplikasi GLRLM-ANFIS dalam mengidentifikasi citra untuk mendeteksi osteoporosis:



Gambar 3.1 Rancangan alur desain sistem GLRLM-ANFIS

Desain sistem GLRLM-ANFIS, disajikan melalui *App Designer* yang menampilkan hasil analisis berupa nilai ekstraksi fitur GLRLM dan klasifikasi jenis tulang (normal; osteopenia; osteoporosis) oleh ANFIS.

3.5.1 Matlab *App Designer*



Gambar 3.2 Tampilan *App Designer*

App Designer memungkinkan user dalam menyusun komponen visual *Graphical User Interface* (GUI) beserta perilaku aplikasi pemrograman. Dengan menggunakan desain sistem dalam bentuk *App Designer*, maka dapat memudahkan user dalam menunjukkan serangkaian proses analisis secara lebih runtut.

Berikut merupakan rincian perintah/menu yang ditampilkan *App Designer*:

1. Tombol “Load Citra” digunakan untuk mengambil data citra pada `folder_path` dalam computer serta memotong citra (*crop* citra) pada ROI scaphoid berukuran 35×35 piksel serta menampilkan citra tersebut dan histogramnya pada panel *preprocessing*.

2. Tombol “Grayscale” digunakan untuk mengonversi citra tersebut menjadi citra grayscale. Setelah diolah, citra grayscale dan histogramnya akan ditampilkan pada panel *preprocessing*.
3. Tombol “Ekstraksi Ciri” digunakan untuk melakukan ekstraksi fitur GLRLM pada keempat arah direksi sudut dan dirata-rata. Hasil rata-rata (*average*) akan ditampilkan pada panel analisis tekstur GLRLM.
4. Tombol “Klasifikasi” berfungsi untuk mengidentifikasi jenis tulang berdasarkan kehilangan massanya (normal; osteopenia; osteoporosis) melalui analisis nilai T-Score BMD (*predict data*) berdasarkan *average* fitur GLRLM yang dihasilkan. Hasil klasifikasi akan ditampilkan pada panel klasifikasi ANFIS.
5. Tombol “RESET” berguna untuk menghapus/membersihkan seluruh rangkaian proses analisis GLRLM-ANFIS yang ditampilkan serta menyetel ulang sistem, sehingga media *interface* Matlab *App* dapat dimasukkan citra lain yang baru.

3.6 Pengambilan dan Pengolahan Data

3.6.1 Tabel Data Fitur – Fitur GLRLM

Tabel 3.1 Fitur Gray Level Run Length Matrix (GLRLM) yang dihasilkan

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

	LGRE					
	HGRE					
	RP					
	SRE					
	LRE					
	GLN					
	RLN					
	LGRE					
	HGRE					
	RP					
	SRE					
	LRE					
	GLN					
	RLN					
	LGRE					
	HGRE					
	RP					

$$\overline{SRE} = \frac{SRE_0 + SRE_{45} + SRE_{90} + SRE_{135}}{4} \quad (3.8)$$

$$\overline{LRE} = \frac{LRE_0 + LRE_{45} + LRE_{90} + LRE_{135}}{4} \quad (3.9)$$

$$\overline{GLN} = \frac{GLN_0 + GLN_{45} + GLN_{90} + GLN_{135}}{4} \quad (3.10)$$

$$\overline{RLN} = \frac{RLN_0 + RLN_{45} + RLN_{90} + RLN_{135}}{4} \quad (3.11)$$

$$\overline{LGRE} = \frac{LGRE_0 + LGRE_{45} + LGRE_{90} + LGRE_{135}}{4} \quad (3.12)$$

$$\overline{HGRE} = \frac{HGRE_0 + HGRE_{45} + HGRE_{90} + HGRE_{135}}{4} \quad (3.13)$$

$$\overline{RP} = \frac{RP_0 + RP_{45} + RP_{90} + RP_{135}}{4} \quad (3.14)$$

3.6.2 Tabel Data ANFIS

Tabel 3.2 Data yang dihasilkan oleh DEXA (sebelah kiri) dan data yang dihasilkan melalui prediksi ANFIS (sebelah kanan)

Identifikasi Citra (Normal; Osteopenia; Osteoporosis)											
Nomor Responden	Aktual Data (DEXA)		Predict Data (ANFIS)								
	T-score BMD	Kelas (*)	Input							T-score BMD (Output)	Kelas (*)
			\overline{SRE}	\overline{LRE}	\overline{GLN}	\overline{RLN}	\overline{LGRE}	\overline{HGRE}	\overline{RP}		

(*) Kelas:

Normal ($T\text{-score} \geq -1$)

Osteopenia ($-1 > T\text{-score} > -2,5$)

Osteoporosis ($T\text{-score} \leq -2,5$)

3.7 Teknik Analisis Data

3.7.1 Perhitungan Sebaran Validitas Data

Tabel 3.3 *Confusion matrix*

Dataset	TP	TN	FP	FN	Akurasi	Pesisi	Recall	Spesifisitas	F1-Score
Testing									

Berikut merupakan istilah-istilah klasifikasi yang sering dijumpai pada *Confusion Matrix* dimana:

- *True Positive* (TP) = adalah jumlah data kelas **osteoporosis** (*actual data*) yang terklasifikasi sebagai **osteoporosis** oleh sistem (*predict data*).
- *True Negative* (TN) = adalah jumlah data kelas **normal** (*actual data*) yang terklasifikasi sebagai **normal** oleh sistem (*predict data*).
- *False Positive* (FP) = adalah jumlah data kelas **normal** (*actual data*) yang terklasifikasi sebagai **osteoporosis** oleh sistem (*predict data*).
- *False Negative* (FN) = adalah jumlah data kelas **osteoporosis** (*actual data*) yang terklasifikasi sebagai **normal** oleh sistem (*predict data*).
- Osteopenia dikategorikan (dianggap) sebagai tulang normal

Berikut pula parameter metrik yang akan dihitung:

1. Akurasi

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3.15)$$

2. Presisi

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3.16)$$

3. Sensitivitas (*Recall/True Positive Rate*)

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3.17)$$

4. Spesifisitas

$$Spesifisitas = \frac{TN}{TN+FP} \quad (3.18)$$

5. F1-Score

$$F1_{Score} = 2 \times \frac{(Recall \times Presisi)}{(Recall + Presisi)} = \frac{TP}{TP + \frac{1}{2}(FP + FN)} \quad (3.19)$$

Masing-masing dari kelima parameter *Confusion Matrix* tersebut kemudian diinterpretasikan hasilnya dan dianalisis sebaran validitasnya.

3.7.2 Analisis Fitur GLRLM Berdasarkan Karakteristik Fisik Tekstur Tulang

Setiap nilai yang dihasilkan dari proses ekstraksi fitur GLRLM berupa (SRE); *Long Run Emphasis* (LRE); *Gray Level Non-Uniformity* (GLN), *Run Length Non-Uniformity* (RLN); *Low Gray-Level Run Emphasis* (LGRE), *High Gray-Level Run Emphasis* (HGRE) dan *Run Percentage* (RP) dianalisis sebaran validitasnya dan dikelompokkan rentang nilai beserta karakteristik fisik tekstur berdasarkan masing-masing kategori jenis tulang (normal; osteopenia; osteoporosis).

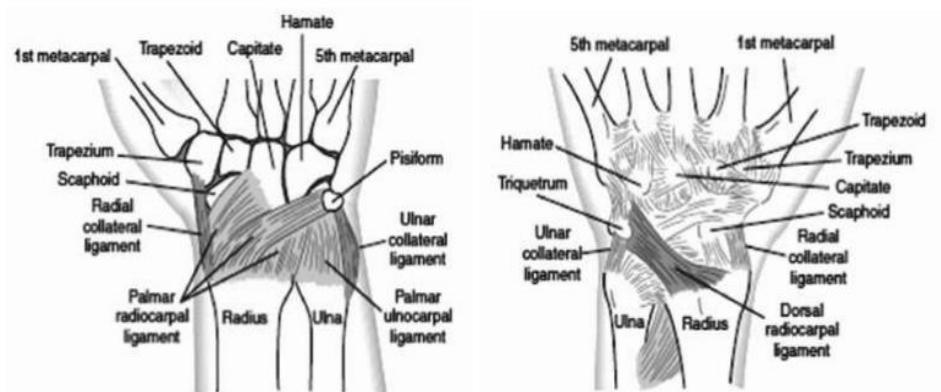
BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Data Hasil Penelitian

4.1.1 RoI (*Region of Interest*) Scaphoid

Dari sekian banyak sub tulang karpal pada baris distal dan proksimal, scaphoid merupakan sub tulang karpal yang paling menarik untuk dianalisis. Hal tersebut karena scaphoid bersinggungan langsung dengan tulang radius dan menghubungkan dua baris pergelangan tangan (*wrist joint* dan *radiocarpal joint*) serta membantu menjaga stabilitas pergerakannya. Selain anatominya yang unik, scaphoid juga memiliki peranan penting dalam mekanika pergelangan tangan yaitu pergerakan fleksi dan ekstensi sehingga tulang ini seringkali menerima tekanan. Akibatnya, tulang scaphoid rawan mengalami cedera disebabkan adanya fraktur maupun kerusakan pada ligamen.



Gambar 4.1 Ligamen pada radiokarpal dari sudut pandang anterior (kiri) dan posterior (kanan)

Sudut ekstensi dari aktivitas pergelangan tangan (*wrist*) juga memiliki pengaruh terhadap scaphoid. Karena deviasi ulna membuat ligamen scaphoid mengalami ekstensi, sehingga pada deviasi ulna maksimum, sumbu pada scaphoid

hampir sejajar dengan sumbu radial. Apabila ekstensi dalam deviasi ulna maksimum lebih dari 10° maka akan menyebabkan tulang scaphoid mengalami tumpang tindih dengan tulang karpal lain di sekitarnya yaitu dengan trapezium di bagian distal serta dengan lunate di bagian proksimal. Hal tersebut yang kemudian menjadi penyebab tulang scaphoid sering mendapat tekanan bahkan rawan mengalami fraktur akibat adanya aktivitas dari pergerakan pergelangan tangan.

Pada penelitian ini, bagian citra yang dianalisis merupakan bagian scaphoid pada citra tulang manus sebelah kanan dari sudut pandang posterior. Setelah menentukan bagian citra mana yang akan dianalisis, selanjutnya citra tersebut akan melalui tahap pre-processing yang ditujukan untuk menyeragamkan kualitas citra untuk mempermudah proses analisis.

4.1.2 Pre-Processing

Tahap ini difungsikan untuk mempersiapkan data citra yang akan digunakan dalam proses analisis. Jumlah citra tulang manus yang digunakan sebanyak 30 citra yang dibagi menjadi 20 citra training dan 10 citra testing. Citra tulang manus tidak hanya menampilkan bagian RoI scaphoid saja, melainkan banyak tulang terkait meliputi tulang karpal (lunate, scaphoid, triquetrum, trapezium, trapezoid, capitate, hamate, pisiform), metakarpal dan falang (distal, middle, proksimal), sehingga untuk mendapatkan bagian RoI citra yang diinginkan diperlukan tahap pre-processing. Pada tahap pre-processing, untuk mendapatkan area yang dikhususkan pada RoI scaphoid digunakan teknik pemotongan citra (*cropping*) sedangkan untuk mengkonversi citra tersebut menjadi citra dengan 256 skala keabuan (0 – 255) digunakan teknik *grayscale*.

1. *Cropping* Citra

Citra tulang manus yang dianalisis pada awalnya memiliki ukuran piksel yang cukup besar dan bervariasi yaitu 1770×2370 ; 1670×2010 ; dan 1333×1673 piksel dengan format .jpg. Ukuran piksel tersebut masih terlalu besar untuk diproses karena area/objek yang diperlukan hanyalah RoI scaphoid, sedangkan area lain tidak dibutuhkan (dibuang). Untuk mendapatkan area citra di dalam RoI scaphoid dan membuang area di luar RoI, dilakukan teknik *cropping* berukuran 35×35 piksel. *Cropping* dengan ukuran RoI tersebut difungsikan untuk memfokuskan dan mempermudah proses analisis. Ukuran 35×35 piksel sudah sangat ideal digunakan, karena apabila ukuran RoI lebih besar dari ukuran tersebut maka akan mengikutsertakan tulang karpal lain di sekitarnya.

Perintah *cropping* yang digunakan adalah `RoI = imcrop(Img, [xmin ymin width height]);` dimana RoI adalah citra hasil *cropping* berupa RoI scaphoid, `imcrop` adalah fungsi yang digunakan untuk mengeksekusi perintah *crop* pada citra `Img` dengan ukuran yang diinginkan, `Img` merupakan citra tulang manus asal dengan ukuran piksel sebelumnya, `xmin` dan `ymin` merupakan letak koordinat titik awal dilakukannya *cropping* pada citra `Img`, `width` adalah ukuran panjang piksel citra hasil *cropping* (sumbu x), dan `height` adalah ukuran tinggi citra hasil *cropping* (sumbu y). Letak koordinat titik awal dilakukannya *cropping* terhadap `Img` (`xmin` dan `ymin`) ini berbeda-beda terhadap masing-masing citra disebabkan letak scaphoid yang berbeda pula,

sehingga peletakkan titik awal *cropping* harus disesuaikan secara manual agar mengena dan tepat sasaran. Letak koordinat scaphoid yang berbeda pada masing-masing citra tersebut dikarenakan posisi responden yang berbeda saat pengambilan foto tulang manus menggunakan DEXA.



Gambar 4.2 Citra tulang manus



Gambar 4.3 Citra RoI scaphoid (35 × 35 piksel)

Setelah perintah *cropping* dieksekusi, citra hasil *cropping* (RoI scaphoid) beserta dengan histogramnya akan ditampilkan pada *user interface* matlab app yang telah dirancang, sedangkan citra asal (citra tulang manus) tidak ditampilkan. Gambar 4.2 merepresentasikan citra tulang manus (citra asal) yang diambil melalui foto menggunakan DEXA sedangkan citra hasil *cropping* ditampilkan pada Gambar 4.3.

2. *Grayscale*

Resolusi piksel yang digunakan pada citra selama proses analisis adalah 8 bit yang memiliki 256 skala keabuan (0 sampai 255). Pada

penelitian ini, *grayscale* difungsikan untuk mengkonversi citra ROI scaphoid menjadi citra dengan 256 skala keabuan, dimana nilai intensitas 0 menyatakan warna hitam dan 255 menyatakan warna putih sedangkan nilai lain di antara kedua nilai tersebut menyatakan warna abu-abu dengan intensitas yang berbeda-beda. Citra yang dihasilkan dari proses *grayscale* berupa ROI scaphoid dengan format tipe data *uint8* (*unsigned integer 8 bits*) dan nilai intensitas keabuan pada masing-masing piksel dengan rentang 0 – 255 yang akan ditampilkan pada jendela matlab berupa matrik berukuran 35×35 . *Unsigned* memberi informasi bahwa nilai pada data citra tidak dibedakan antara positif dan negatif sehingga nilai yang ditampilkan akan selalu bernilai positif, *integer* menandakan bahwa nilai intensitas yang ditampilkan pada tiap pikselnya berupa bilangan bulat, sedangkan *8 bits* merupakan rentang skala intensitas keabuan yang mungkin muncul pada tiap pikselnya yaitu sebanyak $2^8 = 256$ nilai (0 – 255).

Perintah *grayscale* yang digunakan adalah `ROI_gray = im2gray(ROI)`; dimana `ROI_gray` merupakan citra hasil *grayscale* berupa ROI scaphoid yang telah dikonversi menjadi citra dengan 256 skala keabuan, `ROI` merupakan citra asal (ROI scaphoid), sedangkan `im2gray` adalah fungsi untuk mengeksekusi perintah *grayscale* terhadap ROI tanpa mengubah pencahayaan/kontras. Citra ROI scaphoid yang telah melalui proses *grayscale* beserta dengan histogramnya akan ditampilkan pada *user interface* matlab app yang telah dirancang, sedangkan nilai numerik dari intensitas skala keabuan pada tiap-tiap

pikselnya akan ditampilkan pada jendela matlab. Berikut merupakan salah satu matrik (35×35) yang merepresentasikan nilai intensitas dengan 256 skala keabuan (0 – 255) pada tiap pikselnya terhadap masing-masing citra RoI scaphoid yang telah mengalami proses *grayscale*:

$$I_{(35 \times 35)} = \begin{bmatrix} 174 & 172 & 173 & 169 & \dots & 199 & 198 & 204 & 210 \\ 176 & 173 & 176 & 173 & \dots & 198 & 196 & 200 & 207 \\ 177 & 175 & 178 & 174 & \dots & 195 & 195 & 196 & 198 \\ 179 & 178 & 179 & 172 & \dots & 189 & 194 & 193 & 192 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 200 & 200 & 197 & 195 & \dots & 154 & 158 & 161 & 160 \\ 200 & 200 & 208 & 200 & \dots & 160 & 165 & 166 & 164 \\ 198 & 197 & 209 & 205 & \dots & 166 & 168 & 165 & 168 \\ 190 & 190 & 196 & 200 & \dots & 166 & 166 & 160 & 167 \end{bmatrix}$$

I merupakan nama dari citra RoI scaphoid yang telah melalui proses *grayscale*. Matrik citra yang ditampilkan pada jendela matlab tersebut terdiri dari 35 baris dan 35 kolom, dimana masing-masing sel pada matrik mengandung nilai intensitas skala keabuan pada tiap pikselnya.

4.1.3 Ekstraksi Fitur Tekstur

Setelah melalui tahap pre-processing, selanjutnya citra RoI scaphoid siap untuk dilakukan langkah ekstraksi fitur. Fitur merupakan informasi unik berupa nilai numerik yang terkandung di dalam citra yang digunakan untuk menentukan karakteristik sehingga citra RoI scaphoid dapat diklasifikasikan ataupun dibandingkan antara citra RoI scaphoid satu dengan citra RoI scaphoid yang lainnya. Agar citra RoI scaphoid dapat dianalisis dan diinterpretasikan nilainya, maka perlu dilakukan langkah ekstraksi fitur/ciri. Dalam penelitian ini, ekstraksi merupakan suatu proses perindeksan *database* citra RoI scaphoid dengan ukuran

35×35 piksel terhadap parameter fitur GLRLM terukur yang mewakili karakteristik yang relevan.

Sedangkan ciri tekstur termasuk ke dalam ciri penting pada citra ROI scaphoid yang berisi informasi struktur permukaan citra. Tekstur menjadi suatu pola susunan piksel pada kompleksitas spasial dengan intensitas keabuan pada tiap pikselnya yang dimulai dari piksel referensi (piksel asal) sampai dengan piksel tujuan sehingga dapat menghasilkan karakteristik tertentu yang dapat dibedakan. Pada penelitian ini, tekstur menjadi karakteristik yang mengandung nilai kekasaran, kehalusan, keteraturan intensitas keabuan terhadap susunan piksel, heterogenitas pola *grayscale* dll dimana keseluruhan informasi tersebut dibutuhkan untuk mengklasifikasikan data citra tulang manus ROI scaphoid berdasarkan kehilangan massanya (normal; osteopenia; osteoporosis).

GLRLM merupakan metode ekstraksi statistik tekstur orde tinggi yang menggunakan konsep matrik berdasarkan *run-length*. *Run-length* adalah jumlah jarak piksel yang dilewati dari piksel asal/*pixel of interest* (PoI) menuju piksel dengan intensitas yang sama yang berkaitan dengan piksel tetangganya melalui empat arah orientasi sudut yaitu 0° , 45° , 90° dan 135° . Matrik *run-length* didapat melalui perhitungan matrik awal citra dengan melihat pola *grayscale* yang terbentuk pada tiap pikselnya. Terdapat 7 fitur GLRLM yang diperoleh dan dianalisis dalam penelitian ini yaitu SRE dengan menggunakan persamaan (2.4), LRE menggunakan persamaan (2.5), GLN melalui persamaan (2.6), RLN melalui persamaan (2.7), LGRE melalui persamaan (2.8), HGRE melalui persamaan (2.9) dan RP melalui persamaan (2.10). Berikut merupakan langkah dilakukannya ekstraksi fitur GLRLM pada masing-masing citra tulang manus ROI scaphoid:

4.1.3.1 Matrik *Run-Length*

Setelah melalui tahap pre-processing yaitu *cropping* dan *grayscale*, selanjutnya matrik citra ROI scaphoid yang mengandung nilai *grayscale* pada tiap pikselnya akan ditampilkan pada jendela matlab. Matrik tersebut merupakan matrik yang dihasilkan melalui proses *grayscale*, yaitu:

$$I_{(35 \times 35)} = \begin{bmatrix} 174 & 172 & 173 & 169 & \dots & 199 & 198 & 204 & 210 \\ 176 & 173 & 176 & 173 & \dots & 198 & 196 & 200 & 207 \\ 177 & 175 & 178 & 174 & \dots & 195 & 195 & 196 & 198 \\ 179 & 178 & 179 & 172 & \dots & 189 & 194 & 193 & 192 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 200 & 200 & 197 & 195 & \dots & 154 & 158 & 161 & 160 \\ 200 & 200 & 208 & 200 & \dots & 160 & 165 & 166 & 164 \\ 198 & 197 & 209 & 205 & \dots & 166 & 168 & 165 & 168 \\ 190 & 190 & 196 & 200 & \dots & 166 & 166 & 160 & 167 \end{bmatrix}$$

Melalui matrik tersebut, dapat dilihat hubungan spasial antara piksel asal (PoI) dengan tetangganya pada keempat arah orientasi sudut (0° , 45° , 90° dan 135°). Hubungan spasial disini merupakan hubungan antara piksel PoI yang memiliki nilai *grayscale* yang sama dengan tetangganya sampai pada piksel terakhir, ditinjau dari keempat arah tersebut. Jumlah piksel terkait dinamakan *run-length*, sedangkan nilai pada piksel terkait adalah nilai *grayscale*.

Sebagai contoh terdapat suatu piksel (PoI) pada baris ke-33 kolom ke-1 yang memiliki nilai *grayscale* yaitu 200. Apabila ditinjau dari orientasi sudut 0° , sebelah kanan dari piksel PoI tersebut terdapat suatu piksel (baris ke-33 kolom ke-2) yang bernilai sama yaitu 200. Jumlah piksel terkait dihitung dari piksel asal (PoI) ditambah dengan piksel tetangganya dinamakan *run-length* yang bernilai 2, sedangkan nilai keabuan yang diperhatikan pada piksel-piksel tersebut dinamakan *grayscale/gray level*. Demikian pula dilakukan konsep yang sama apabila piksel PoI tersebut ditinjau dari arah 45° , 90° dan 135° . Data

GLRL (*Gray-Level Run-Length*) yang dihasilkan matrik dari setiap orientasi sudut disajikan pada tabel seperti pada gambar (2.16), dimana urutan baris berisi *gray level* (dimulai dari 0 sampai dengan 255 karena citra terdiri dari 256 skala keabuan) sedangkan urutan kolom berisi *run-length* (dimulai dari 1 sampai dengan tak hingga sesuai dengan jumlah piksel yang bersangkutan).

4.1.3.2 Hasil Fitur GLRLM

Setelah citra ROI scaphoid didapatkan statistik matrik *run-length* nya, data GLRL tersebut diolah menggunakan persamaan (2.4) sampai dengan (2.10) sehingga diperoleh fitur GLRLM yang diinginkan. Hasil dari fitur GLRLM pada masing-masing orientasi sudut kemudian dirata-rata dan dijadikan input algoritma ANFIS dalam menentukan klasifikasi. Dilakukan langkah ekstraksi mulai dari tahap pre-processing hingga rata-rata nilai fitur GLRLM pada seluruh citra ROI scaphoid yang berjumlah 28 citra. Setelah semua data terkumpul, 28 citra dibagi menjadi dua kelompok data yaitu *training* dan *testing*.

a.) Citra *Training*

Tabel 4.1 *Average* fitur GLRLM pada data *training*

No.	<i>Average</i> Fitur GLRLM						
	\overline{SRE}	\overline{LRE}	\overline{GLN}	\overline{RLN}	\overline{LGRE}	\overline{HGRE}	\overline{RP}
1.	0.8415	3.3626	66.2337	434.7785	0.1202	101.3638	0.7204
2.	0.8711	2.5190	78.7402	526.8587	0.1116	85.5771	0.7857
3.	0.8720	2.4728	90.4405	529.9683	0.1130	85.2734	0.7882
4.	0.9058	2.0088	93.4825	633.5630	0.1011	87.4257	0.8461
5.	0.8998	2.4123	91.8684	589.0038	0.1036	102.5369	0.8086
6.	0.8724	2.6498	87.8417	518.3161	0.1065	105.9654	0.7743
7.	0.8631	2.7150	78.9653	505.9482	0.1151	89.6752	0.7727
8.	0.8637	2.5778	70.9386	512.3095	0.1114	93.5879	0.7792
9.	0.8769	2.3804	100.4308	546.4989	0.0994	116.3375	0.7988
10.	0.9000	2.3449	89.7759	598.0048	0.1104	87.0722	0.8184

11.	0.8867	2.3137	108.4833	571.4919	0.0853	112.6528	0.8110
12.	0.8756	2.5391	89.9224	532.9034	0.1037	100.4006	0.7857
13.	0.8695	2.6092	72.6216	516.5945	0.1092	99.4282	0.7767
14.	0.8565	2.8859	86.2664	478.7372	0.1164	78.4678	0.7522
15.	0.8715	2.7105	71.7821	516.0142	0.1103	94.2918	0.7727
16.	0.8631	2.7150	78.9653	505.9482	0.1151	89.6752	0.7727
17.	0.9000	2.3449	89.7759	598.0048	0.1104	87.0722	0.8184
18.	0.8867	2.3137	108.4833	571.4919	0.0853	112.6528	0.8110
19.	0.8756	2.5391	89.9224	532.9034	0.1037	100.4006	0.7857
20.	0.8565	2.8859	86.2664	478.7372	0.1164	78.4678	0.7522

b.) Citra *Testing*

Tabel 4.2 *Average* fitur GLRLM pada data *testing*

No.	<i>Average</i> Fitur GLRLM						
	\overline{SRE}	\overline{LRE}	\overline{GLN}	\overline{RLN}	\overline{LGRE}	\overline{HGRE}	\overline{RP}
21.	0.88665	2.3137	108.4833	571.4919	0.0853	112.6528	0.811025
22.	0.8756	2.5391	89.92235	532.90335	0.10365	100.40055	0.7857
23.	0.8631	2.715	78.9653	505.9482	0.1151	89.6752	0.772675
24.	0.89995	2.344925	89.775925	598.0048	0.110425	87.0722	0.818375
25.	0.905825	2.008775	93.48245	633.56295	0.10105	87.4257	0.846125
26.	0.872375	2.649825	87.84165	518.316125	0.10645	105.965375	0.7743
27.	0.8715	2.7105	71.7821	516.0142	0.1103	94.2918	0.772675
28.	0.876925	2.38035	100.430825	546.4989	0.0994	116.3375	0.798775

4.1.4 Analisis Klasifikasi ANFIS

Setelah semua citra melalui tahap ekstraksi statistik *run-length* hingga diperoleh rata-rata nilai fitur GLRLM pada berbagai arah, selanjutnya seluruh citra tersebut dibagi menjadi dua kelompok data yaitu data *training* dan data *testing*. Data *training* berjumlah 20 citra yang terdiri dari 5 citra normal, 4 citra osteopenia dan 11 citra osteoporosis. Data ini dibutuhkan ANFIS untuk mempelajari (*learning*) dan mengenali pola klasifikasi tulang. Sedangkan data

testing berjumlah 8 citra yang terdiri dari 2 citra normal, 2 citra osteopenia dan 4 citra osteoporosis. Data ini digunakan untuk menguji tingkat akurasi dan validitas algoritma ANFIS dalam mengklasifikasikan jenis tulang berdasarkan kehilangan massanya (normal; osteopenia; osteoporosis).

Agar algoritma ANFIS dapat menentukan klasifikasi jenis tulang berdasarkan pola pengenalan tekstur, maka dalam fase *learning* (pembelajaran) nilai *average* fitur GLRLM pada data *training* (20 data) dijadikan input sedangkan nilai T-Score aktual data *training* dijadikan output sehingga ANFIS terdiri dari 7 input (\overline{SRE} , \overline{LRE} , \overline{GLN} , \overline{RLN} , \overline{LGRE} , \overline{HGRE} , \overline{RP}) dan 1 output (T-Score). Fase *learning* merupakan fase dimana ANFIS mempelajari, menyusun, mengingat dan menghafal pola input-output yang bertujuan supaya ANFIS dapat digunakan sebagai model pengklasifikasi. Dalam fase ini, ANFIS akan mengasumsikan model tertentu yang menghubungkan keterkaitan antara input dan output sehingga diperlukan pasangan input-output dengan format yang tepat untuk pelatihan ke dalam *database* ANFIS. Jika langkah pada fase ini terpenuhi, maka ANFIS kemudian dapat menirukan kelakuan sistem yang sedang dimodelkan tersebut. Fase *learning* dapat berjalan dengan cara memodifikasi parameter-parameter inti ANFIS yang dibutuhkan.

Tahap awal yaitu dengan memasukkan variabel data *training* ke dalam *workspace* yang terdiri dari 8 kolom yaitu 7 kolom parameter input dan 1 kolom parameter output, yang disimpan dengan format MATLAB Data (.mat). Ketika data berhasil disimpan, dibuka tools ANFIS untuk mengimpor file dan load data *workspace* menjadi data *training* sebagai data sumber referensi ANFIS dalam melakukan pengenalan pola.

Setelah menentukan tipe referensi data, dilakukan pemilihan jenis dan jumlah fungsi keanggotaan/*membership function* (MF) yang dipakai. Dalam penelitian ini, digunakan tipe keanggotaan segitiga (trimf) dengan 2 jumlah variasi fungsi plot (besar dan kecil) pada keenam parameter input (\overline{SRE} , \overline{LRE} , \overline{GLN} , \overline{LGRE} , \overline{HGRE} , \overline{RP}), sedangkan pada parameter input \overline{RLN} digunakan 3 jumlah variasi fungsi plot (tinggi, sedang dan rendah). Variasi fungsi plot yang dipakai merupakan jumlah ideal himpunan fuzzy yang dapat digunakan agar ANFIS dapat secara tepat memetakan derajat titik input menuju nilai keanggotaannya sedangkan jumlah *rules* yang terbentuk merupakan hasil perkalian masing-masing anggota himpunan fuzzy pada variabel input ($2 \times 2 \times 2 \times 3 \times 2 \times 2 \times 2$ anggota himpunan fuzzy = 192 *rules* yang terbentuk). Apabila variasi fungsi keanggotaan plot yang digunakan melebihi jumlah tersebut akan membutuhkan waktu yang lama dan bahkan mampu mengakibatkan sistem ANFIS berhenti bekerja (hang) disebabkan kurangnya memori (*out of memory*).

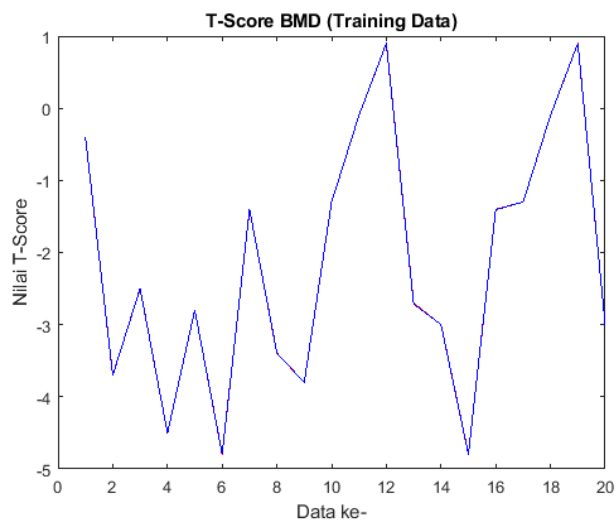
Langkah selanjutnya yang dilakukan dalam fase *learning* yaitu menentukan jumlah iterasi/*epoch*, dimana 1 *epoch* tercapai apabila semua *batch* data training berhasil dilewatkan melalui ANFIS sebanyak 1 kali. Semakin besar jumlah iterasi yang digunakan akan semakin memperkecil error yang dihasilkan ANFIS dalam mengenali pola klasifikasi. Epoch maksimal tercapai apabila error dalam algoritma ANFIS sudah sangat rendah. Dalam penelitian ini jumlah iterasi yang digunakan adalah 100 *epochs*, dimana error minimum dicapai ketika berada di *epoch* ke-56 sehingga pada *epoch* ke-57 dan seterusnya sampai dengan *epoch* ke-100 nilai error sudah sangat rendah dan *stuck*. Hal tersebut menandakan bahwa sistem ANFIS yang berada pada fase *learning* tergolong sangat bagus.

4.1.4.1 Kinerja Sistem Prediksi

Setelah melewati tahapan fase *learning* dan didapatkan nilai error yang rendah, selanjutnya ANFIS digunakan sebagai model pengklasifikasi jenis tulang (normal; osteopenia; osteoporosis) menggunakan nilai T-Score BMD. Nilai T-Score BMD yang dihasilkan melalui sistem prediksi kemudian dibandingkan dengan nilai aktual (DEXA) untuk mengetahui efektivitas kinerja sistem prediksi sebagai sistem pengklasifikasi.

a.) Data Training

Data *training* berjumlah 20 data yang terdiri dari 5 normal, 4 osteopenia dan 11 osteoporosis.



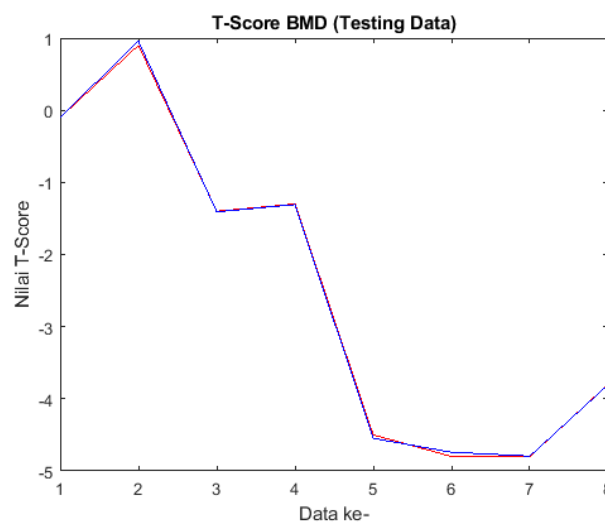
Gambar 4.4 Grafik kinerja sistem prediksi pada data *training*

- $MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2 = \frac{0.00041778}{20} = 2.0889E-05$
- $RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2} = \sqrt{\frac{0.00041778}{20}} = 0.00457045$
- $MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - X_i}{Y_i} \right| = \frac{0.024014616}{20} \times 100\% = 0.120073078\%$
- Kinerja Sistem Prediksi: Sangat Baik

Adanya nilai MSE dan RMSE yang rendah menunjukkan bahwa selisih error T-Score BMD yang dihasilkan oleh sistem prediksi ANFIS terhadap nilai aktual (DEXA) bernilai kecil dan berdekatan (Gambar 4.4), dimana plot garis aktual DEXA (merah) bahkan bertumpukan dengan plot garis ANFIS (biru) sehingga plot garis data aktual hampir tidak terlihat. Nilai MSE = 2.0889E-05 dan RMSE = 0.00457045 yang rendah mendekati nol menunjukkan performa sistem prediksi yang baik (Chicco et al., 2021). Sedangkan MAPE menunjukkan kinerja sistem prediksi ANFIS yang tergolong sangat baik karena persentase error absolut > 10% yaitu 0.120073078% (Anggraeni et al., 2018).

b.) Data Testing

Data testing berjumlah 8 data yang terdiri dari 2 normal, 2 osteopenia dan 4 osteoporosis.



Gambar 4.5 Grafik kinerja sistem prediksi pada data *testing*

- $MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2 = \frac{0.009165629}{8} = 0.001145704$
- $RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2} = \sqrt{\frac{0.009165629}{8}} = 0.033848244$

- $MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - X_i}{Y_i} \right| = \frac{0.137852848}{8} \times 100\% = 1.723160606\%$
- Kinerja Sistem Prediksi: Sangat Baik

Serupa dengan data *training*, adanya nilai MSE dan RMSE yang rendah menunjukkan bahwa selisih error T-Score BMD yang dihasilkan oleh sistem prediksi ANFIS terhadap nilai T-Score aktual (DEXA) bernilai kecil dan berdekatan, hal tersebut terlihat melalui Gambar 4.5 dimana plot garis aktual DEXA (berwarna merah) berdekatan dengan plot prediksi ANFIS (berwarna biru) sehingga terlihat hampir sejajar disebabkan kecilnya nilai error yang dihasilkan. Namun pada data *testing*, plot garis data aktual sedikit lebih terlihat daripada grafik yang dihasilkan oleh data *training* karena selisih error yang dihasilkan diantara data prediksi dan aktual jangkauannya sedikit lebih lebar. Selain itu, nilai MSE = 0.001145704 dan RMSE = 0.033848244 yang rendah mendekati nol menunjukkan performa sistem prediksi yang baik (Chicco et al., 2021), sedangkan nilai MAPE sebesar 1.723160606% menunjukkan kinerja sistem prediksi ANFIS yang tergolong sangat baik karena menunjukkan persentase error absolut > 10% (Anggraeni et al., 2018).

4.1.4.2 Sebaran Validitas Data

Setelah ditemukan nilai error dan diketahui kinerja sistem prediksi, langkah selanjutnya yaitu menguji tingkat akurasi dan sebaran validitas data yang dihasilkan oleh ANFIS. ANFIS merupakan salah satu *machine learning* dengan paradigma pembelajaran terbimbing (*supervised learning*), dimana target output (T-Score BMD) sudah diketahui melalui data *training* pada fase

learning sehingga yang dianalisis adalah bagaimana performa ANFIS dalam menentukan pola klasifikasi pada data *testing* dengan cara mengetahui sebaran validitasnya menggunakan teknik *confusion matrix*.

Jenis klasifikasi yang digunakan pada tahap analisis sebaran validitas data *testing* menggunakan *confusion matrix* ini merupakan jenis klasifikasi biner, yaitu klasifikasi yang memisahkan dua kelas yakni kelas normal dan kelas osteoporosis. Kelas normal terdiri dari tulang normal dan osteopenia sedangkan kelas osteoporosis terdiri dari tulang osteoporosis. Terdapat empat istilah karakteristik dasar output elemen *confusion matrix* yang merepresentasikan hasil proses klasifikasi ANFIS yaitu *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP) dan *False Negative* (FN). *True Positive* merupakan kelas tulang osteoporosis aktual data yang diklasifikasikan sistem prediksi sebagai osteoporosis, *True Negative* merupakan kelas tulang normal aktual data yang diklasifikasikan sistem prediksi sebagai normal, *False Positive* merupakan kelas tulang normal aktual data yang diklasifikasikan sistem prediksi sebagai osteoporosis dan *False Negative* merupakan kelas tulang osteoporosis aktual data yang diklasifikasikan sebagai normal.

Seluruh data *testing* yang diklasifikasikan memiliki unsur *average* fitur GLRLM pada berbagai sudut (0° , 45° , 90° , 135°) sebagai input dan nilai T-Score BMD sebagai output sistem prediksi ANFIS. Nilai T-Score BMD yang dihasilkan oleh sistem prediksi ANFIS pada masing-masing citra kemudian digunakan sebagai acuan untuk mengkategorikan dan mengelompokkan jenis tulang berdasarkan kehilangan massanya (normal, osteopenia, osteoporosis) melalui Tabel 2.1.

Berikut merupakan tabel *confusion matrix* yang dihasilkan pada data testing:

Tabel 4.3 Data *confusion matrix* yang dihasilkan

<i>Confussion Matrix</i>					
Jumlah Data				Klasifikasi	
Aktual		Prediksi		TP	4
Normal	4	Normal	4	TN	4
Osteoporosis	4	Osteoporosis	4	FP	0
Total	8	Total	8	FN	0
				Jumlah	8

Melalui tabel 4.3 *Confussion matrix* diketahui bahwa dari 8 citra data *testing*, ANFIS mampu mengklasifikasikan 5 citra kelas normal aktual data dan 5 citra kelas osteoporosis aktual data secara benar yang dibuktikan dengan jumlah TN sebanyak 4 citra dan jumlah TP sebanyak 4 citra. Sedangkan kelas normal aktual data yang diklasifikasikan sebagai osteoporosis (FP) adalah sebanyak 0 citra, begitupun kelas osteoporosis aktual data yang diklasifikasikan sebagai normal (FN) adalah sebanyak 0 citra juga. Hal tersebut menunjukkan bahwa sistem prediksi ANFIS memiliki performa yang sangat baik dalam mengenali dan mengklasifikasikan citra RoI scaphoid berdasarkan atribut teksturnya (\overline{SRE} , \overline{LRE} , \overline{GLN} , \overline{RLN} , \overline{LGRE} , \overline{HGRE} dan \overline{RP}).

Selanjutnya, masing-masing elemen confusion matrix (TP, TN, FP, FN) digunakan untuk meninjau akurasi serta sebaran validitas sistem prediksi ANFIS dalam mengklasifikasikan jenis tulang:

1. Akurasi

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% = \frac{4+4}{4+4+0+0} \times 100\% = 100\%$$

Nilai akurasi 100% menunjukkan bahwa sistem prediksi ANFIS telah menghasilkan T-Score BMD dan mengklasifikasikan seluruh citra tulang pada data *testing* dengan benar berdasarkan fitur teksturnya. Dapat dikatakan bahwa kinerja dan performa ANFIS dalam mengenali pola tekstur pada masing-masing kelompok citra tulang tergolong sangat baik dan akurat.

2. Presisi

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% = \frac{4}{4+0} \times 100\% = 100\%$$

Presisi merupakan proporsi kelas osteoporosis aktual data yang diidentifikasi dan diklasifikasikan dengan benar oleh sistem prediksi ANFIS dari seluruh jumlah kelas osteoporosis yang diprediksi, dimana nilai presisi yang besar yang bahkan mencapai 100% menunjukkan tidak adanya satupun kesalahan prediksi berupa citra kelas normal yang diklasifikasikan sebagai osteoporosis (FP = 0). Dengan demikian, responden kategori tulang normal akan diberikan *treatment* yang sesuai dengan jenis tulangnya (responden dengan kelas tulang normal tidak akan diberikan perlakuan layaknya penderita osteoporosis).

3. Sensitivitas/*Recall*

$$\text{Sensitivitas/Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% = \frac{4}{4+0} \times 100\% = 100\%$$

Sensitivitas atau yang sering disebut juga dengan *Recall* merupakan rasio kelas osteoporosis aktual data yang diidentifikasi dan diklasifikasikan dengan benar oleh ANFIS dari seluruh data aktual kelas osteoporosis. Nilai *recall* yang bahkan mencapai 100%

menunjukkan bahwa ANFIS tidak melakukan kesalahan prediksi yang mengklasifikasikan kelas osteoporosis aktual data menjadi kelas normal, karena apabila hal tersebut sampai terjadi maka akan membahayakan responden/pasien karena menerima *treatment* yang salah sehingga dapat memperburuk kondisi kesehatan tulangnya disebabkan kesalahan prediksi (responden/pasien dengan kelas osteoporosis tidak akan diberikan perlakuan layaknya pasien normal melainkan akan diberikan perlakuan yang sesuai sebagaimana penderita osteoporosis pada umumnya).

Baik pada presisi maupun pada *recall* yang mencapai nilai maksimal yaitu 100% menunjukkan bahwa pasien/responden tidak akan menerima perlakuan yang salah (*miss treatment*) yang tidak sesuai dengan kondisi kesehatan tulangnya. Responden dengan kategori tulang normal akan diberi perlakuan sebagaimana pasien normal pada umumnya, begitu juga responden dengan kategori tulang osteoporosis akan diberikan perlakuan dan perawatan yang intensif layaknya pasien osteoporosis pada umumnya.

4. Spesifisitas

$$\text{Spesifisitas} = \frac{TN}{TN+FP} \times 100\% = \frac{4}{4+0} \times 100\% = 100\%$$

Spesifisitas memberikan rasio kelas tulang normal aktual data yang diidentifikasi dengan benar oleh ANFIS dari seluruh kelas normal pada data aktual. Nilai spesifisitas yang mencapai 100% menyatakan bahwa ANFIS sebagai sistem prediksi telah mengklasifikasikan seluruh kelas normal pada data aktual dengan

benar dan tepat tanpa terkecuali sehingga tidak ada satupun kesalahan prediksi pada kelas tulang normal (aktual data) yang diklasifikasikan menjadi kelas osteoporosis.

5. F_1 Score

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

$$= 100\%$$

F_1 Score merupakan rata-rata harmonik dari presisi dan sensitivitas (*recall*) yang dijadikan sebagai ukuran keseimbangan diantara keduanya (*recall* dan presisi). Apabila model presisi ditingkatkan maka *recall* akan menurun, begitupun sebaliknya. F_1 Score merupakan tolak ukur kualitas sistem prediksi. Nilai F_1 Score yang mencapai 100% menyatakan bahwa presisi dan *recall* sangat seimbang bahkan bernilai sama yang artinya sistem prediksi ANFIS memiliki kualitas yang sangat baik dalam mempelajari pola tekstur tulang (*learning*) dan memprediksi dataset *testing*.

4.1.5 Karakteristik Fisik Tekstur Tulang

Sistem prediksi ANFIS terbukti memiliki kinerja dan performa yang sangat baik dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan citra RoI scaphoid menjadi beberapa jenis tulang (normal; osteopenia; osteoporosis), baik pada data *training* maupun data *testing* dengan menggunakan fitur GLRLM sebagai input dan T-Score BMD sebagai output. Karena error yang dihasilkan pada data *training* dan *testing* sangat kecil sehingga ekstraksi fitur GLRLM pada kedua data tersebut digabung menjadi satu dan dikelompokkan berdasarkan kategori jenis tulang

(normal; osteopenia; osteoporosis). Berikut merupakan nilai average ekstraksi

fitur GLRLM yang dikelompokkan berdasarkan jenis tulangnya:

Tabel 4.4 *Average* fitur GLRLM berdasarkan kategori jenis tulang

No	SRE	LRE	GLN	RLN	$LGRE$	$HGRE$	RP
Normal							
1	0.8415	3.3626	66.2337	434.7785	0.1202	101.3638	0.7204
2	0.8867	2.3137	108.4833	571.4919	0.0853	112.6528	0.811
3	0.8756	2.5391	89.9224	532.9034	0.1037	100.4006	0.7857
4	0.8867	2.3137	108.4833	571.4919	0.0853	112.6528	0.811
5	0.8756	2.5391	89.9224	532.9034	0.1037	100.4006	0.7857
6	0.88665	2.3137	108.4833	571.4919	0.0853	112.6528	0.811025
7	0.8756	2.5391	89.92235	532.90335	0.10365	100.40055	0.7857
Osteopenia							
1	0.8631	2.715	78.9653	505.9482	0.1151	89.6752	0.7727
2	0.9	2.3449	89.7759	598.0048	0.1104	87.0722	0.8184
3	0.8631	2.715	78.9653	505.9482	0.1151	89.6752	0.7727
4	0.9	2.3449	89.7759	598.0048	0.1104	87.0722	0.8184
5	0.8631	2.715	78.9653	505.9482	0.1151	89.6752	0.772675
6	0.89995	2.344925	89.775925	598.0048	0.110425	87.0722	0.818375
Osteoporosis							
1	0.8711	2.519	78.7402	526.8587	0.1116	85.5771	0.7857
2	0.872	2.4728	90.4405	529.9683	0.113	85.2734	0.7882
3	0.9058	2.0088	93.4825	633.563	0.1011	87.4257	0.8461
4	0.8998	2.4123	91.8684	589.0038	0.1036	102.5369	0.8086
5	0.8724	2.6498	87.8417	518.3161	0.1065	105.9654	0.7743
6	0.8637	2.5778	70.9386	512.3095	0.1114	93.5879	0.7792
7	0.8769	2.3804	100.4308	546.4989	0.0994	116.3375	0.7988
8	0.8695	2.6092	72.6216	516.5945	0.1092	99.4282	0.7767
9	0.8565	2.8859	86.2664	478.7372	0.1164	78.4678	0.7522
10	0.8715	2.7105	71.7821	516.0142	0.1103	94.2918	0.7727
11	0.8565	2.8859	86.2664	478.7372	0.1164	78.4678	0.7522
12	0.905825	2.008775	93.48245	633.56295	0.10105	87.4257	0.846125
13	0.872375	2.649825	87.84165	518.316125	0.10645	105.965375	0.7743
14	0.8715	2.7105	71.7821	516.0142	0.1103	94.2918	0.772675
15	0.876925	2.38035	100.430825	546.4989	0.0994	116.3375	0.798775

Setelah data ekstraksi fitur GLRLM dikumpulkan, maka akan diketahui jangkauan (*range*) pada masing-masing fitur GLRLM dari nilai terkecil sampai

dengan nilai terbesar. Digunakan ambang batas (*mid point*) untuk memisahkan karakteristik tekstur yang berlawanan.

Tabel 4.5 *Range* nilai fitur GLRLM

Fitur	Parameter	Range	Mid Point	\geq Mid Point	$<$ Mid Point
SRE	<i>Short Run</i>	0.8415 - 0.9058	0.87365	Halus	Kasar
LRE	<i>Long Run</i>	2.0088 - 3.3626	2.6857	Kasar	Halus
GLN	<i>Gray Level</i>	66.2337 - 108.4833	87.3585	Heterogen	Homogen
RLN	<i>Run Length</i>	434.7785 - 633.563	534.17075	Heterogen	Homogen
LGRE	<i>Low Gray Level</i>	0.0853 - 0.1202	0.10275	Banyak	Sedikit
HGRE	<i>High Gray Level</i>	78.4678 - 116.3375	97.40265	Banyak	Sedikit
RP	<i>Run</i>	0.7204 - 0.8461	0.78325	Tinggi	Rendah

Setelah diketahui *range*-nya, nilai ekstraksi fitur GLRLM pada masing-masing citra kemudian diinterpretasikan menjadi karakteristik tekstur berdasarkan parameter terkait. Berikut merupakan tabel yang menyajikan karakteristik tekstur pada masing-masing kelompok tulang:

Tabel 4.6 Karakteristik tekstur pada masing-masing kelompok tulang

No	Short Run	Long Run	Gray Level	Run Length	Low Gray Level	High Gray Level	Run (%)
Normal							
1	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Banyak	Rendah
2	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Tinggi
3	Halus	Halus	Heterogen	Homogen	Banyak	Banyak	Tinggi
4	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Tinggi
5	Halus	Halus	Heterogen	Homogen	Banyak	Banyak	Tinggi
6	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Tinggi
7	Halus	Halus	Heterogen	Homogen	Banyak	Banyak	Tinggi
Osteopenia							
1	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Rendah
2	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
3	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Rendah
4	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
5	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Rendah
6	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
Osteoporosis							
1	Kasar	Halus	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
2	Kasar	Halus	Heterogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi

3	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Sedikit	Tinggi
4	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
5	Kasar	Halus	Heterogen	Homogen	Banyak	Banyak	Rendah
6	Kasar	Halus	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Rendah
7	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Tinggi
8	Kasar	Halus	Homogen	Homogen	Banyak	Banyak	Rendah
9	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Rendah
10	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Rendah
11	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Rendah
12	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Sedikit	Tinggi
13	Kasar	Halus	Heterogen	Homogen	Banyak	Banyak	Rendah
14	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Rendah
15	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Tinggi

Berdasarkan Tabel 4.6 yang menampilkan karakteristik tekstur tersebut, diketahui bahwa pada kelas tulang normal terdapat 6 citra halus dan 1 citra kasar baik pada parameter *short run* dan juga *long run*, 6 citra heterogen dan 1 citra homogen pada *gray level* nya, 3 citra heterogen dan 4 citra homogen terkait jumlah *run length* nya, 4 citra yang memiliki banyak *low gray level* (nilai keabuan rendah) dan 3 citra yang memiliki sedikit *low gray level*, 7 citra yang memiliki banyak *high gray level* (nilai keabuan tinggi) dan 0 citra yang memiliki sedikit *high gray level*, 6 citra dengan *run percentage* yang tinggi dan 1 citra dengan *run percentage* yang rendah. Pada kelas tulang osteopenia terdapat 3 citra halus dan 3 citra kasar baik pada parameter *short run* dan juga *long run*, 3 citra heterogen dan 3 citra homogen terkait *gray level* dan jumlah *run length* nya, 6 citra yang memiliki banyak *low gray level* dan 0 citra yang memiliki sedikit *low gray level*, 6 citra yang memiliki sedikit *high gray level* dan 0 citra yang memiliki banyak *high gray level*, 3 citra dengan *run percentage* yang tinggi dan 3 citra dengan *run percentage* yang rendah. Sedangkan pada kelas tulang osteoporosis terdapat 5 citra halus dan 10 citra kasar pada parameter *short run*, 4 citra kasar dan 11 citra halus pada

parameter *long run*, 8 citra heterogen dan 7 citra homogen pada *gray level* nya, 5 citra heterogen dan 10 citra homogen terkait jumlah *run length* nya, 11 citra yang memiliki banyak *low gray level* dan 4 citra yang memiliki sedikit *low gray level*, 6 citra yang memiliki banyak *high gray level* dan 9 citra yang memiliki sedikit *high gray level*, 7 citra dengan *run percentage* yang tinggi dan 8 citra dengan *run percentage* yang rendah.

Melalui representasi data tersebut, didapati bahwa sebagian besar citra kelas tulang normal memiliki atribut tekstur berupa permukaan citra yang halus, heterogenitas pola *gray level* pada tiap-tiap pikselnya, homogenitas jumlah *run length* yang terbentuk, memiliki banyak intensitas *low gray level* dan *high gray level*, dan persentasi *run* (*run percentage*) yang tinggi. Nilai RP (*run percentage*) yang tinggi disebabkan banyaknya *short run* (lintasan pendek) dibandingkan dengan *long run* (lintasan panjang) yang terbentuk sehingga permukaan citra menjadi halus, sedangkan heterogenitas pola *grayscale/gray level* pada tiap pikselnya disebabkan distribusi *gray level* yang merata antara *low gray level* (nilai keabuan rendah) dan *high gray level* (nilai keabuan tinggi) dengan panjang *run length* yang sama (homogen).

Pada sebagian besar citra kelas tulang osteopenia didapatkan atribut tekstur berupa permukaan citra yang halus dan kasar secara seimbang karena *short run* dan *long run* yang jumlahnya sama, heterogenitas dan homogenitas yang seimbang pada pola *gray level* dan jumlah *run length* yang terbentuk, memiliki banyak intensitas *low gray level* sedangkan intensitas *high gray level* hanya sedikit, dan persentasi *run* yang tinggi pada sebagian citra serta persentasi *run* yang rendah pada sebagian citra yang lain. Hal tersebut dikarenakan 50% citra

kelas tulang osteopenia memiliki nilai ekstraksi fitur GLRLM yang berdekatan dengan nilai ekstraksi pada kelas tulang normal sehingga karakteristik teksturnya pun berdekatan dengan karakteristik tekstur yang dimiliki oleh kelas tulang normal, sedangkan 50% citra kelas tulang osteopenia yang lain memiliki nilai ekstraksi fitur GLRLM yang berdekatan dengan nilai ekstraksi pada kelas tulang osteoporosis sehingga karakteristik teksturnya pun berdekatan dengan karakteristik tekstur yang dimiliki oleh kelas tulang osteoporosis. Faktor pembeda antara kelas tulang normal dengan osteopenia yaitu pada kelas tulang normal terdapat banyak intensitas *low gray level* dan *high gray level* yang seimbang, sedangkan pada kelas tulang osteopenia terdapat banyak intensitas *low gray level* namun sedikit intensitas *high gray level*-nya.

Pada sebagian besar citra kelas tulang osteoporosis didapatkan atribut tekstur berupa permukaan citra yang kasar berdasarkan parameter *short run*, heterogenitas pola *gray level*, homogenitas jumlah *run length* yang terbentuk, memiliki banyak intensitas *low gray level* dan sedikit intensitas *high gray level*, serta persentasi *run* yang rendah. Adanya permukaan citra yang kasar disebabkan *short run* (lintasan pendek) yang jarang muncul, sedangkan RP yang rendah dikarenakan rendahnya nilai *short run* dan *long run* yang ditampilkan untuk semua *gray level* (heterogen) dimana *low gray level* lebih banyak dari *high gray level* pada arah tertentu dengan panjang *run length* yang sama (homogen).

Perbedaan karakteristik tekstur yang sangat jelas dan kentara antara kelas tulang normal dengan kelas tulang osteoporosis yaitu pada permukaan citra (kasar/halus) yang ditunjukkan melalui SRE serta sebaran intensitas *gray level* (nilai keabuan rendah/tinggi) pada masing-masing matrik citra menggunakan

LGRE dan HGRE. Karakteristik tekstur pada kelas tulang normal diantaranya yaitu permukaan citra yang halus ditandai dengan banyaknya *short run* (lintasan pendek) yang muncul dan banyaknya distribusi intensitas *high gray level* (nilai keabuan tinggi) pada setiap citra. Karakteristik tekstur pada kelas tulang osteoporosis diantaranya yaitu permukaan citra yang kasar ditandai dengan *short run* yang jarang muncul dan banyaknya distribusi intensitas *low gray level* (nilai keabuan rendah) secara merata pada setiap citra. Sedangkan karakteristik tekstur pada kelas tulang osteopenia menyesuaikan dengan nilai ekstraksi fitur GLRLM yang dihasilkan apakah mendekati kelas normal atau mendekati kelas osteoporosis, apabila nilai ekstraksi yang dihasilkan mendekati kelas tulang normal maka karakteristik teksturnya pun juga akan mengikuti sebagaimana karakteristik pada kelas tulang normal demikian juga sebaliknya apabila nilai ekstraksi yang dihasilkan mendekati kelas osteoporosis maka karakteristik teksturnya pun juga akan mengikuti kelas tulang osteoporosis.

4.2 Pembahasan

Penelitian dilakukan untuk mengetahui efektivitas sistem GLRLM-ANFIS dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan jenis tulang berdasarkan kehilangan massanya (normal; osteopenia; osteoporosis). Selain itu penelitian ini juga memiliki beberapa tujuan yaitu untuk mengetahui kinerja sistem prediksi (GLRLM-ANFIS) dalam mendeteksi osteoporosis dan mengklasifikasikan jenis tulang, untuk mengetahui sebaran validitas data (akurasi; presisi; sensitivitas; spesifisitas dan F1-Score) serta untuk mengetahui bagaimana karakteristik fisik tekstur pada masing-masing citra tulang (normal; osteopenia; osteoporosis) berdasarkan nilai ekstraksi

fitur GLRLM terkait. Citra tulang yang dianalisis merupakan citra tulang manus bagian RoI (*Region of Interest*) scaphoid pada wanita dengan usia >50 tahun yang sedang mengalami fase pasca menopause (penurunan hormon reproduksi pada wanita ditandai dengan tidak adanya siklus haid selama lebih dari 1 tahun). Masing-masing data citra RoI scaphoid diekstraksi fiturnya yang berupa nilai numerik melalui teknik GLRLM sehingga dapat digunakan oleh *classifier* ANFIS dalam mengenali pola dan menentukan klasifikasi jenis tulang menggunakan nilai prediksi T-Score BMD. Setelah dilakukan upaya klasifikasi oleh ANFIS, hasil data prediksi selanjutnya dibandingkan dengan data aktual untuk mengetahui kinerja sistem prediksi beserta sebaran validitasnya.

Scaphoid merupakan salah satu tulang karpal terbesar dari tulang karpal lainnya pada susunan anatomi tulang manus (Berger, 2001). Scaphoid menghubungkan dua sendi pergelangan tangan yaitu *wrist joint* dan *radiocarpal joint* yang berperan dalam pergerakan fleksi dan ekstensi (Al-Muqsith, 2018) sehingga tulang ini rawan mengalami fraktur. Fraktur pada scaphoid merupakan fraktur tulang karpal yang paling umum terjadi dimana menurut Andjelkovic pada tahun 2013 kasus ini bahkan mencapai 60 – 70% dari keseluruhan kasus cedera pergelangan tangan yang ada (Andjelkovic et al., 2013). Banyaknya jumlah kasus fraktur scaphoid dapat terjadi akibat trauma karena tekanan yang berlebihan maupun dislokasi karena cedera.

Untuk mendapatkan citra RoI scaphoid dengan area yang diinginkan maka citra tulang manus terlebih dahulu melalui serangkaian tahap preprocessing yaitu cropping dan grayscalling. Setelah citra melalui tahap preprocessing, maka akan diperoleh statistik pada tiap pikselnya yang kemudian statistik tersebut diolah

menggunakan ekstraksi fitur tekstur GLRLM. Secara matematis ekstraksi fitur merupakan *encode* dari vektor 2 dimensi yang komponennya dihitung melalui pemrosesan citra berupa matriks *run-length* dengan menggunakan teknik analisis tekstur (Sugiarta et al., 2017). Langkah ekstraksi ini sangat dibutuhkan untuk mengetahui nilai dari masing-masing fitur GLRLM (SRE; LRE; GLN; RLN; LGRE; HGRE; dan RP) yang berguna sebagai input dari sistem prediksi ANFIS dalam melakukan fase *learning* dan menentukan klasifikasi citra tulang. Sedangkan output dari sistem prediksi merupakan nilai T-Score BMD yang didapatkan melalui penyinaran oleh alat densitometri DEXA.

Hasil nilai T-Score BMD yang diperoleh dari sistem prediksi (*predict data*) kemudian dibandingkan dengan nilai aktual untuk mengetahui kinerja dari sistem prediksi berupa nilai MSE, RMSE, dan MAPE. Pada umumnya nilai MSE, RMSE dan MAPE yang dihasilkan pada data *testing* selalu lebih besar dari data *training* disebabkan data *training* digunakan oleh ANFIS dalam melatih dan mengenali pola (*learning*) sedangkan data *testing* digunakan untuk menguji efektifitas ANFIS sebagai sistem prediksi sehingga selisih error pada data *testing* lebih besar (Fajriani et al., 2018). Walau begitu, selama kinerja sistem prediksi pada data *testing* tergolong sangat baik yang dibuktikan dengan persentasi MAPE yang sangat rendah $> 10\%$ serta plot garis yang berdekatan antara data prediksi dan data aktual, maka hal tersebut merupakan hal yang wajar dan bukan menjadi suatu masalah yang dapat mengganggu efektifitas kinerja ANFIS sebagai sistem prediksi.

Setelah diketahui bahwa kinerja sistem prediksi tergolong sangat baik, selanjutnya digunakan teknik *confusion matrix* untuk memperoleh sebaran validitas data. *Confusion matrix* merupakan teknik yang umumnya dipakai di bidang medis

dalam mengevaluasi permasalahan klasifikasi untuk memetakan data prediksi dan aktual yang dihasilkan melalui *machine learning* (ANFIS) menjadi klasifikasi biner yaitu positif (osteoporosis) dan negatif (normal) (Visa et al., 2011). Melalui pengolahan atribut *confusion matrix* yaitu TP; TN; FP; FN didapatkan data sebaran validasi sistem prediksi berupa nilai akurasi, presisi, *recall*, spesifisitas dan F1-Score yang bernilai 100%. Hal tersebut membuktikan bahwa sistem prediksi (GLRLM-ANFIS) memiliki kualitas yang sangat baik sebagai sistem deteksi osteoporosis dan juga sebagai *classifier*. Selain itu nilai T-Score BMD yang diperoleh melalui DEXA merupakan nilai yang ditetapkan oleh WHO sebagai *gold standard* dan teknik terbaik dalam pengukuran kepadatan mineral tulang secara noninvasif pada wanita pasca menopause (Carey & Delaney, 2010).

Pada kelas tulang osteoporosis, permukaan citra yang kasar menggambarkan kondisi mikroarsitektur jaringan tulang trabekular yang berlubang disebabkan terjadinya resorpsi oleh osteoklas yang menghasilkan enzim (berupa kolagenase) untuk menghancurkan protein kolagen dan melubangi matrik tulang sehingga menyebabkan matrik tulang mengalami kekosongan/berlubang (Samwald et al., 2020). Sedangkan distribusi intensitas *gray level* pada citra menggambarkan kondisi kepadatan massa mineral dalam tulang. Tulang pada umumnya 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, yang digambarkan dengan intensitas keabuan yang lebih tinggi (*high gray level*) pada citra. Sebaliknya, citra dengan sebaran distribusi *low gray level* (intensitas keabuan yang

kecil) menggambarkan keadaan tulang yang keropos, rapuh dan mudah patah (kepadatan massa mineral tulang yang rendah) (Shaikh et al., 2017).

Pada kasus osteoporosis, terjadi ketidakseimbangan antara resorpsi dan formasi disebabkan menurunnya kadar hormon estrogen (pasca menopause) dan menurunnya fungsi osteoblas (*senile*). Penurunan kadar estrogen (pasca menopause) membuat kelenjar tiroid memproduksi sedikit kalsitonin sehingga resorpsi meningkat secara tidak seimbang dan terkikisnya matrik tulang. Sedangkan pada osteoporosis *senile*, osteoblas kehilangan kemampuannya dalam mengendalikan remodeling dan formasi sementara osteoklas terus menerus melakukan resorpsi yang tak terhentikan (Samwald et al., 2020). Akibat ketidakseimbangan remodeling, kepadatan mineral pada matrik penyusun tulang trabekular akan menurun dan merusak mikroarsitektur jaringan sehingga terjadi penipisan lapisan pada susunan tulang kortikal.

4.3 Integrasi Penelitian Deteksi Osteoporosis Terhadap Nilai Keislaman

Osteoporosis merupakan salah satu dari beberapa faktor risiko penyebab fraktur pada tulang. Penyakit ini dapat menyerang siapapun khususnya lansia yang telah melewati fase pasca menopause. Osteoporosis sering disebut juga sebagai “*silent disease*” dikarenakan penderita osteoporosis pada umumnya tidak menyadari gejala apapun sampai kondisi terparah saat tulang mengalami fraktur. Tulang yang terkena osteoporosis akan menjadi sangat rapuh dan rentan sehingga fraktur dapat terjadi kapan saja dan dimana saja secara spontan atau sebagai akibat dari aktivitas fisik ringan seperti jatuh ringan (jatuh dari ketinggian berdiri yang biasanya tidak menyebabkan fraktur pada tulang yang sehat) dan stress normal

(membungkuk, mengangkat, atau bahkan batuk sekalipun). Apabila seseorang menderita fraktur tulang sederhana yaitu fraktur tertutup dimana tulang mengalami keretakan tetapi posisinya tidak bergeser atau menembus kulit, maka fraktur tersebut dapat disembuhkan dengan menggunakan gips atau alat bantu lainnya selama periode waktu tertentu (beberapa minggu sampai beberapa bulan). Sedangkan apabila fraktur yang diderita termasuk kedalam kategori fraktur berat/parah maka akan dapat menyebabkan kondisi berbahaya seperti kehilangan banyak sel darah dalam jumlah yang besar, fragmen tulang yang pecah, kerusakan pada organ dan jaringan di sekitarnya bahkan pada kasus terburuk mampu menyebabkan kematian.

Upaya yang dapat dilakukan untuk mencegah terjadinya fraktur tulang pada usia lanjut khususnya fase menopause yaitu dengan melakukan deteksi osteoporosis berupa skrining menggunakan DEXA. Dengan dilakukannya deteksi/skrining, maka dapat mempermudah tim medis dalam menentukan *treatment* yang cocok untuk kebutuhan tulang. Bagi pasien normal upaya tersebut merupakan upaya pencegahan terjadinya osteoporosis, sedangkan bagi penderita osteoporosis upaya tersebut merupakan bentuk ikhtiar yang dilakukan dengan tujuan sebagai langkah pengobatan agar tidak memperburuk kondisi kesehatan tulang.

Allah S.W.T. menciptakan segala jenis penyakit khususnya osteoporosis tidak terlepas dari maksud dan tujuan tertentu, salah satunya yaitu agar manusia lebih bersyukur terhadap nikmat kesehatan yang selama ini dirasakan serta mendekatkan diri kepada Allah S.W.T.,. Ketika ditimpa suatu penyakit maka hendaklah penyakit tersebut diterima dengan rasa syukur, ikhlas, ridho dan senantiasa berprasangka baik kepada Allah S.W.T.,. Sejatinya penyakit merupakan

salah satu cara Allah S.W.T. dalam menggugurkan sebagian dosa hamba-Nya laksana pohon yang berguguran daunnya (Nawwir, 2020). Maka dari itu, langkah yang sebaiknya dilakukan bagi seorang muslim/ah dalam menyikapi suatu penyakit adalah dengan membangun kesadaran bahwa penyakit yang menimpa merupakan rahmat dari Allah S.W.T. karena terpilih menjadi seorang hamba yang digugurkan dosanya melalui perantara penyakit.

Meskipun penyakit menjadi salah satu rahmat yang diberikan Allah S.W.T., namun tetap saja dianjurkan bagi seorang muslim/ah untuk mengobati penyakit yang sedang diderita, karena tidaklah bagi Allah untuk menciptakan suatu penyakit kecuali dengan obatnya. Sebagaimana yang telah disampaikan Rasulullah saw dalam hadits nya:

إن الله أنزل الداء والدواء ، وجعل لكل داء دواء ، فتداؤوا ، ولا تتداؤوا بالحرام

"Sesungguhnya Allah menurunkan penyakit beserta obatnya, dan Dia jadikan setiap penyakit ada obatnya, maka berobatlah kalian, tetapi jangan berobat dengan yang haram." (HR. Abu Dawud)

Anjuran berobat tersebut juga diperkuat oleh firman Allah S.W.T. yang berbunyi:

وَأَيُّوبَ إِذْ نَادَى رَبَّهُ أَنِّي مَسَّنِيَ الضُّرُّ وَأَنْتَ أَرْحَمُ الرَّحِيمِينَ* فَاسْتَجَبْنَا لَهُ فَكَشَفْنَا مَا بِهِ مِنْ ضُرٍّ وَآتَيْنَاهُ أَهْلَهُ وَمِثْلَهُمْ مَعَهُمْ رَحْمَةً مِّنْ عِنْدِنَا وَذِكْرَىٰ لِلْعَابِدِينَ

"dan (ingatlah kisah) Ayyub, ketika dia berdoa kepada Tuhannya, "(Ya Tuhanku), sungguh, aku telah ditimpa penyakit, padahal Engkau Tuhan Yang Maha Penyayang dari semua yang penyayang. Maka Kami kabulkan (doa)nya lalu Kami lenyapkan penyakit yang ada padanya dan Kami kembalikan keluarganya kepadanya, dan (Kami lipat gandakan jumlah mereka) sebagai suatu rahmat dari Kami, dan untuk menjadi peringatan bagi semua yang menyembah Kami." (Q.S. Al-Anbiya 21: 83-84)

Dalam tafsir Al-Qurthubi karya Imam Abu ‘Abdullah Muhammad bin Ahmad bin Abu Bakr Al-Anshari al-Qurthubi, ketika Nabi Ayyub as. diuji suatu penyakit selama kurang lebih 18 tahun dan menjalaninya dengan bersabar terhadap

apa yang diberikan Allah kepadanya dimana ketika dia berdo'a memohon kesembuhan kepada Allah S.W.T. disertai rasa syukur atas nikmat yang diberikan Allah semasa hidupnya. Kemudian Allah mengabulkan do'anya disebabkan Nabi Ayyub yang selalu sabar dan tidak pernah mengeluh atas penyakitnya. Menurut Imam Al-Qurthubi, Allah mengabulkan do'a Nabi Ayyub as disebabkan dia berdo'a bukan karena mengeluhkan kondisinya yang dapat mengurangi ketaatannya kepada Allah S.W.T., melainkan Nabi Ayyub didapati oleh Allah S.W.T. sebagai seorang yang sabar sehingga hal tersebut merupakan buah dari kesabarannya (Al Hifnawi, 2004). Hal yang sama juga dikemukakan oleh Imam Ibnu Katsir dalam tafsirnya yang mengatakan bahwa Nabi Ayyub ditimpa ujian yang sangat berat dan menderita penyakit sedemikian rupa sehingga tidak ada seorangpun yang mendekati kecuali istri yang mengurusnya (Ghoffar, 2003).

Ayat dan hadits tersebut menjelaskan bahwa Allah S.W.T. mampu menyembuhkan segala macam penyakit, asalkan manusia tetap sabar dan selalu berikhtiar dengan cara mengobati penyakit yang dialaminya dan memohon kesembuhan kepada-Nya dengan penuh tawakkal. Mengobati suatu penyakit juga merupakan salah satu bentuk tawakal kepada Allah S.W.T. dengan tujuan agar tidak menularkannya kepada orang lain serta dengan untuk pemeliharaan jiwa dan raga.

Selain itu, dalam penelitian pemeriksaan T-Score BMD menggunakan DEXA serta analisis tekstur citra pada masing-masing kelas tulang (normal; osteopenia; osteoporosis) difungsikan untuk mendeteksi penyakit osteoporosis sebagai bentuk langkah awal dari pengobatan terhadap penyakit ini. Dengan adanya penelitian, menjadi sebuah ikhtiar bagi penulis yang diharapkan dapat membantu dan

bermanfaat bagi tenaga medis dalam kegiatan deteksi osteoporosis khususnya pada pasien wanita lansia yang telah melewati fase menopause (pasca menopause).

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan mengenai deteksi osteoporosis citra tulang manus menggunakan GLRLM-ANFIS, didapatkan bahwa:

1. Kinerja sistem prediksi ANFIS terkait ekstraksi fitur GLRLM dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan jenis tulang yang dibuktikan melalui nilai error yang rendah pada MSE, RMSE dan MAPE. Pada data training diperoleh MSE = 2.0889E-05; RMSE = 0.00457045; dan MAPE = 0.120073078%. Sedangkan pada data testing diperoleh MSE = 0.001145704; RMSE = 0.033848244; dan MAPE = 1.723160606%. Karena didapatkan nilai MAPE yang rendah (> 10%) melalui kedua dataset tersebut (*training* dan *testing*), sehingga dapat dipastikan bahwa sistem GLRLM-ANFIS memiliki kinerja sistem prediksi yang tergolong sangat baik.
2. Didapatkan hasil sebaran validitas berupa akurasi 100% yang menunjukkan bahwa sistem prediksi ANFIS telah mengklasifikasikan seluruh citra tulang aktual dengan benar. Presisi 100% menunjukkan tidak adanya kesalahan prediksi citra kelas normal yang diklasifikasikan sebagai osteoporosis. *Recall* 100% menunjukkan bahwa pasien tidak akan menerima *miss treatment* sesuai dengan kondisi tulangnya. Spesifisitas 100% menyatakan bahwa ANFIS mengklasifikasikan seluruh kelas normal pada data aktual dengan benar sehingga tidak ada kesalahan

prediksi kelas tulang normal yang diklasifikasikan menjadi kelas osteoporosis. Sedangkan F_1 Score 100% menyatakan presisi dan *recall* yang seimbang yang artinya sistem prediksi ANFIS memiliki kualitas yang sangat baik dalam mengenali dan memprediksi dataset *testing*.

3. Perbedaan karakteristik tekstur yang sangat jelas yaitu pada permukaan citra serta sebaran intensitas *gray level* pada masing-masing matrik citra. Pada tulang normal, permukaan citra yang halus ditandai dengan banyaknya *short run* yang muncul dan banyaknya distribusi intensitas *high gray level* pada setiap citra. Pada tulang osteoporosis, permukaan citra yang kasar ditandai dengan *short run* yang jarang muncul dan banyaknya distribusi intensitas *low gray level* secara merata pada setiap citra. Sedangkan pada tulang osteopenia menyesuaikan dengan nilai ekstraksi fitur GLRLM yang dihasilkan apakah mendekati kelas normal atau mendekati kelas osteoporosis, begitupun karakteristik fisik teksturnya.

5.2 Saran

Adapun saran dalam penelitian yang dapat penulis sampaikan yaitu penentuan titik pada koordinat citra $(x_1; y_1; x_2; y_2)$ yang digunakan sebagai teknik *cropping* pada tahap *pre-processing* harus disesuaikan dengan ukuran piksel ROI secara tepat. Pada penelitian ini, karena letak titik *cropping* yang dilihat dan ditentukan secara manual melalui *paint* sehingga penelitian harus dilakukan berkali-kali dengan cara mengubah letak titik koordinat citra (*trial and error*). Sehingga, dalam hal penentuan lokasi titik diperlukan kehati-hatian dan ketelitian tingkat tinggi bahkan beberapa kali pengulangan.

DAFTAR PUSTAKA

- Adyanti, D. A. (2018). *Analisis Citra Dental Panoramic Radiograph (DPR) Pada Tulang Mandibula Untuk Deteksi Osteoporosis Menggunakan Metode GLCM-SVM Multiclass (Gray Level Co-Occurrence Matrix-Support Vector Machine Multiclass)*. Program Studi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya.
- Afdal. (2010). *Pengembangan Perangkat Lunak Pengolahan Citra Untuk Penentuan Sifat Fisis Batuan*. *Jurnal Ilmu Fisika (JIF)*, 2(1), 9–14. <https://doi.org/10.25077/jif.2.1.9-14.2010>
- Al-Muq̄sith. (2018). *Anatomi dan Biomekanika Sendi Siku dan Pergelangan Tangan*. Edisi Pertama. UNIMAL Press. <https://doi.org/10.1097/00006534-198406000-00031>
- Al Hifnawi, M. I. (2004). *Tafsir Al Qurthubi Jilid 11*. Pustaka Azzam.
- Alfiani, D., Puspitodjati, S., Widodo, S., & Septiana, D. A. (2011). *Klasifikasi Tekstur Parket Kayu dengan Menggunakan Metode Statistikal Grey Level Run Length Matrix*. *Jurnal Teknologi Informasi Politeknik Telkom*, 1(1).
- Aliyah, S. J. (n.d.). *Pemeriksaan Fisik Osteoporosis*. 2–5.
- Amrullah, A. A. (1990). *Tafsir Al-Azhar Jilid 1 (I)*. Pustaka Nasional PTE LTD.
- Andjelkovic, S. Z., Vuckovic, C. D., Lesic, A., Tulic, G. C., Milutinovic, S. M., Palibrk, T. D., Zagorac, S. G., & Bumbasirevic, M. Z. (2013). *Fractures of The Scaphoid, Diagnosis and Management--A Review*. *ACI (Acta Chirurgica Lugoslavica)*, December, 99–102. <https://doi.org/10.2298/ACI1302099A>
- Anggraeni, W., Riksakomara, E., & Samopa, F. (2018). *Analisis Kinerja Metode ANFIS Untuk Peramalan Kasus Demam Berdarah di Kabupaten Malang*. *Jurnal Sisfo*, 07(03), 181–212. <https://doi.org/10.24089/j.sisfo.2018.05.002>
- Arjana, I. G. D., Setawan, I. N., & Budiastra, I. N. (2013). *Peramalan Beban Jangka Pendek di Bali Menggunakan ANN dan ANFIS*. *Forum Pendidikan Tinggi Teknik Elektro Indonesia (FORTEI)*, 26–28.
- Arkani, T. A., Magdalena, R., & Patmasari, R. (2020). *Analisis Kepadatan Tulang Manusia Menggunakan Metode Support Vector Machine*. *EProceeding of Engineering*, 7(1), 333–339. <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/11929>
- Azizah, N., Adi, K., & Widodo, A. (2013). *Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) untuk Prediksi Tingkat Layanan Jalan*. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 03, 127–131.
- Azmi, U., Hadi, Z. N., & Soraya, S. (2020). *ARDL Method: Forecasting Data Jumlah Hari Terjadinya Hujan di NTB*. *Jurnal Varian*, 3(2), 73–82.

<https://doi.org/10.30812/varian.v3i2.627>

- Berger, R. A. (2001). *The Anatomy Of The Scaphoid*. HAND CLINICS, 17(4), 525–532. [https://doi.org/10.1016/S0749-0712\(21\)01438-4](https://doi.org/10.1016/S0749-0712(21)01438-4)
- Carey, J. J., & Delaney, M. F. (2010). *T-Scores and Z-Scores*. Clinic Rev Bone Miner Metab, 8, 113–121. <https://doi.org/10.1007/s12018-009-9064-4>
- Chicco, D., Warrens, M. J., & Jurman, G. (2021). *The Coefficient of Determination R-Squared is More Informative Than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in Regression Analysis Evaluation*. PeerJ Computer Science, 7, 1–24. <https://doi.org/10.7717/PEERJ-CS.623>
- Djuwantono, T., Bayuaji, H., & Permadi, W. (2012). *Step By Step Penanganan Kelainan Endokrinologi Reproduksi Dan Fertilitas Dalam Praktik Sehari-Hari*. Universitas Padjajaran PRESS.
- Fajriani, R. N., Asriani, F., & Susilawati, H. (2018). *Penerapan Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) untuk Pemantauan Status Gunung Merapi*. Prosiding Seminar Nasional Multimedia & Artificial Intelligence, 140–151. <http://papersmai.mercubuana-yogya.ac.id/index.php/smai/article/view/22%0Ahttp://papersmai.mercubuana-yogya.ac.id/index.php/smai/article/download/22/17>
- Fauzy, M. R. (2016). *Deteksi Dini Osteoporosis pada Wanita Postmenopausal Melalui Dental Panoramic Radiograph Menggunakan Metode Regresi Logistik Biner, Classification Tree dan Support Vector Machine*. Institut Teknologi Sepuluh November.
- Ghoffar, M. A. (2003). *Tafsir Ibnu Katsir Jilid 5* (Fifth edit). Mu-assasah Daar al-Hilaal Kairo.
- Guslianto, L. H. (2020). *Pencacah Benda Berdasarkan Warna Dan Ukuran*. Universitas Sanata Dharma Yogyakarta.
- Jefry, L. (2009). *Implementasi Metode Run Length dan Simple Naive Bayes Untuk Klasifikasi Penyakit Leukimia Berdasarkan Citra Darah*. Jurnal Ilmiah Komputer Dan Informatika (KOMPUTA), 80(2), 1–8.
- Karimi, Z. (2021). *Confusion Matrix*. Junior Machine Learning Engineer, October, 1–4.
- Kulkarni, A., & Batarseh, F. A. (2020). *Foundations Of Data Imbalance And Solutions For A Data Democracy*. Data Democracy.
- Kurniasih, P., & Pratiwi, D. (2017). *Osteoarthritis Disease Detection System Using Self Organizing Maps Method Based On Ossa Manus X-Ray*. International Journal of Computer Applications, 173(3), 42–47.
- Langton, C. M., & Njeh, C. F. (2019). *The Physical Measurement Of Bone*. CRC Press.

- Limbong, E. A., & Syahrul, F. (2015). *Rasio Risiko Osteoporosis Menurut Indeks Massa Tubuh, Paritas, dan Konsumsi Kafein*. *Jurnal Berkala Epidemiologi*, 3(2), 194–204.
- Lubis, M. N. (2018). *Deteksi Penyakit Kulit Berdasarkan Tekstur Menggunakan Multilayer Perception*. Universitas Sumatera Utara.
- Mahmudati, N. (2015). *Peran Estrogen/Fitoestrogen Pada Metabolisme Tulang Usia Menopause*. Seminar Nasional VIII Pendidikan Biologi, Kajian Biologi Molekuler, 421–430.
- Menteri, K. R. (2019). *Pedoman Nasional Pelayanan Kedokteran Penatalaksanaan Fraktur*. KepMenKes RI, 1–143.
- Mohanty, A. K., Beberta, S., & Lenka, S. K. (n.d.). *Classifying Benign and Malignant Mass Using GLCM and GLRLM Based Texture Features From Mammogram*. *International Journal of Engineering Research and Applications (IJERA)*, 1(3), 687–693.
- Munir, M. S. (2016). *Klasifikasi Kekurangan Unsur Hara N, P, K Tanaman Kedelai Berdasarkan Fitur Daun Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan*. Institut Teknologi Surabaya.
- Nawwir, Y. (2020). *Penyakit dalam Perspektif Ihsan*. *Jurnal Ilmiah Islamic Resources*, 17(2), 56–62. <https://doi.org/10.33096/jiir.v17i2.82>
- Nugroho, E. C., & Akhlis, I. (2012). *Pengembangan Program Pengolahan Citra Untuk Radiografi Digital*. *Jurnal MIPA*, 35(1), 46–56.
- Rastegar, S., Vaziri, M., Qasempour, Y., Akhash, M. R., Abdalvand, N., Shiri, I., Abdollahi, H., & Zaidi, H. (2020). *Radiomics For Classification of Bone Mineral Loss: A Machine Learning Study*. *Diagnostic and Interventional Imaging*, 101, 599–610. <https://doi.org/10.1016/j.diii.2020.01.008>
- Renidayati, Clara, & Sunardi. (2020). *Faktor Risiko Terjadinya Osteoporosis Pada Wanita Pasca Menopause*. 130–135.
- Rohpandi, D., Sugiharto, A., & Winara, G. A. (2015). *Aplikasi Pengolahan Citra Dalam Pengenalan Pola Huruf Ngalagena Menggunakan MATLAB*. *Konferensi Nasional Sistem & Informatika 2015, STMIK STIKOM*, 772–777.
- S, A. A., & Jang, J. S. R. (2000). *Sistem Neuro Fuzzy (ANFIS)*. *Studi Dan Penerapan Model Neuro-Fuzzy*, 1–8.
- Saepuloh, D., Ramdhan, M., Bramawanto, R., & Sukoraharjo, S. S. (2019). *Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System pada Aplikasi Sistem Cerdas Pendugaan Produksi Garam*. *Jurnal Kelautan Nasional*, 14(2), 125–134.
- Samwald, U. F., Dovjak, P., Semrad, U. A., Schindl, K. K., & Pietschmann, P. (2020). *Osteoporosis : Pathophysiology And Therapeutic Options*. *EXCLI Journal*, 19, 1017–1037.

- Shaikh, S. A., Iqbal, J., Faisal, L., Islam, Z. ul, & Ajmal, R. (2017). *DEXA Scan*. Rawal Medical Journal, 42, 484–489.
- Shihab, M. Q. (1999a). *Tafsir Al-Mishbah: Pesan, Kesan, dan Keserasian Al-Quran Jilid 1*. Tafsir Al-Misbah (1st ed.). Lentera Hati.
- Shihab, M. Q. (1999b). *Tafsir Al-Mishbah: Pesan, Kesan dan Keserasian Al-Qur'an Jilid 14* (14th ed.). Lentera Hati.
- Shihab, M. Q. (1999c). *Tafsir Al-Mishbah: Pesan, Kesan dan Keserasian Al-Qur'an Jilid 8* (8th ed.). Lentera Hati.
- Siahaan, S. M. C. (2019). *Faktor-Faktor Terjadinya Osteoporosis Pada Lansia di Puskesmas Pancur Batu Kab. Deli Serdang Tahun 2019*. Academia, 1–17.
- Solomon, C., & Breckon, T. (2011). *Fundamental of Digital Image Processing (A Practical Approach With Examples in Matlab)*. Signals and Communication Technology (First Edit). Wiley-Blackwell (John Wiley & Sons, Ltd). https://doi.org/10.1007/978-981-10-7272-7_1
- Sugiarta, I. G. R. A., Sudarma, M., & Widyantara, I. M. O. (2017). *Ekstraksi Fitur Warna , Tekstur dan Bentuk untuk Clustered-Based Retrieval of Images (CLUE)*. Teknologi Elektro, 16(1), 85–90.
- Sulistiyanti, S. R., Setyawan, F. A., & Komarudin, M. (2016). *Pengolahan Citra - Dasar dan Contoh Penerapannya* (Warsito (ed.); First Edit). CV. Teknosain.
- Visa, S., Ramsay, B., Ralescu, A., & Knaap, E. van der. (2011). *Confusion Matrix -Based Feature Selection*. Conference Paper, DBLP, 1–8.
- Wiyono, Nugroho, B., Prima, N., Firmansyah, T., & Wardoyo, S. (2018). *Identifikasi Osteoporosis Pada Vertebra Spinalis Menggunakan Metode Blended Statistical-Index Singh*. Sistem Kendali Tenaga Elektronika Telekomunikasi Komputer (SETRUM), 7(1), 26–35. <https://doi.org/10.36055/setrum.v7i1.3466>

LAMPIRAN

LAMPIRAN 1

DATA HASIL PENELITIAN



Normal



Osteopenia



Osteoporosis

1. Pre-Processing

- Load & Cropping Citra
 - a.) Data Training

Nama Citra Asal	Ukuran Pixel	Operasi <i>Cropping</i> Pixel RoI Scaphoid (35×35)				Citra Hasil Cropping
		Titik Awal		Titik Akhir		
		x_1	y_1	x_2	y_2	
1-manus.jpg	1333x1673	623	1220	657	1254	1-scaphoid.png
2-manus.jpg	1333x1673	703	1247	737	1281	2-scaphoid.png
3-manus.jpg	1333x1673	600	1287	634	1321	3-scaphoid.png
4-manus.jpg	1333x1673	571	1256	605	1290	4-scaphoid.png
5-manus.jpg	1770x2370	760	1823	794	1857	5-scaphoid.png
6-manus.jpg	1333x1673	526	1136	560	1170	6-scaphoid.png
7-manus.jpg	1333x1673	552	1292	586	1326	7-scaphoid.png
8-manus.jpg	1333x1673	704	1274	738	1308	8-scaphoid.png
9-manus.jpg	1333x1673	585	1381	619	1415	9-scaphoid.png
10-manus.jpg	1770x2370	664	1841	698	1875	10-scaphoid.png
11-manus.jpg	1333x1673	611	1240	645	1274	11-scaphoid.png
12-manus.jpg	1333x1673	517	1146	551	1180	12-scaphoid.png
13-manus.jpg	1670x2010	751	1336	785	1370	13-scaphoid.png
14-manus.jpg	1333x1673	564	1080	598	1114	14-scaphoid.png
15-manus.jpg	1333x1673	536	1247	570	1281	15-scaphoid.png
16-manus.jpg	1333x1673	552	1292	586	1326	16-scaphoid.png
17-manus.jpg	1770x2370	664	1841	698	1875	17-scaphoid.png
18-manus.jpg	1333x1673	611	1240	645	1274	18-scaphoid.png
19-manus.jpg	1333x1673	517	1146	551	1180	19-scaphoid.png
20-manus.jpg	1333x1673	564	1080	598	1114	20-scaphoid.png

b.) Data Testing

Nama Citra Asal	Ukuran Pixel	Operasi <i>Cropping</i> Pixel RoI Scaphoid (35×35)				Citra Hasil Cropping
		Titik Awal		Titik Akhir		
		x_1	y_1	x_2	y_2	
21-manus.jpg	1333x1673	611	1240	645	1274	21-scaphoid.png
22-manus.jpg	1333x1673	517	1146	551	1180	22-scaphoid.png
23-manus.jpg	1333x1673	552	1292	586	1326	23-scaphoid.png
24-manus.jpg	1770x2370	664	1841	698	1875	24-scaphoid.png
25-manus.jpg	1333x1673	571	1256	605	1290	25-scaphoid.png
26-manus.jpg	1333x1673	526	1136	560	1170	26-scaphoid.png
27-manus.jpg	1333x1673	536	1247	570	1281	27-scaphoid.png
28-manus.jpg	1333x1673	585	1381	619	1415	28-scaphoid.png

- Grayscale (RoI_gray)

a.) Matrik *run-length* data training

1.) 1-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 174 & 172 & 173 & 169 & \dots & 199 & 198 & 204 & 210 \\ 176 & 173 & 176 & 173 & \dots & 198 & 196 & 200 & 207 \\ 177 & 175 & 178 & 174 & \dots & 195 & 195 & 196 & 198 \\ 179 & 178 & 179 & 172 & \dots & 189 & 194 & 193 & 192 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 200 & 200 & 197 & 195 & \dots & 154 & 158 & 161 & 160 \\ 200 & 200 & 208 & 200 & \dots & 160 & 165 & 166 & 164 \\ 198 & 197 & 209 & 205 & \dots & 166 & 168 & 165 & 168 \\ 190 & 190 & 196 & 200 & \dots & 166 & 166 & 160 & 167 \end{bmatrix}$$

2.) 2-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 192 & 190 & 186 & 189 & \dots & 204 & 207 & 211 & 206 \\ 191 & 188 & 186 & 185 & \dots & 199 & 205 & 212 & 216 \\ 192 & 177 & 182 & 179 & \dots & 196 & 204 & 212 & 213 \\ 192 & 183 & 181 & 179 & \dots & 198 & 202 & 207 & 209 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 183 & 184 & 188 & 184 & \dots & 207 & 199 & 193 & 187 \\ 194 & 194 & 192 & 191 & \dots & 202 & 192 & 186 & 186 \\ 201 & 200 & 194 & 195 & \dots & 198 & 188 & 181 & 186 \\ 201 & 202 & 200 & 197 & \dots & 198 & 190 & 182 & 179 \end{bmatrix}$$

3.) 3-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 185 & 181 & 180 & 178 & \cdots & 200 & 198 & 202 & 205 \\ 172 & 161 & 165 & 171 & \cdots & 199 & 199 & 205 & 206 \\ 172 & 157 & 159 & 164 & \cdots & 207 & 205 & 210 & 214 \\ 174 & 163 & 165 & 170 & \cdots & 207 & 206 & 207 & 212 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 194 & 192 & 187 & 188 & \cdots & 180 & 179 & 165 & 166 \\ 198 & 197 & 192 & 194 & \cdots & 177 & 176 & 161 & 163 \\ 191 & 195 & 191 & 194 & \cdots & 173 & 173 & 153 & 157 \\ 195 & 198 & 194 & 193 & \cdots & 176 & 165 & 161 & 164 \end{bmatrix}$$

4.) 4-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 166 & 158 & 157 & 164 & \cdots & 176 & 171 & 175 & 182 \\ 172 & 161 & 160 & 169 & \cdots & 180 & 180 & 184 & 183 \\ 181 & 173 & 170 & 175 & \cdots & 188 & 185 & 181 & 176 \\ 189 & 183 & 177 & 178 & \cdots & 194 & 189 & 178 & 171 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 177 & 170 & 170 & 178 & \cdots & 186 & 172 & 168 & 177 \\ 169 & 158 & 160 & 173 & \cdots & 185 & 169 & 168 & 182 \\ 176 & 171 & 165 & 166 & \cdots & 183 & 171 & 171 & 181 \\ 178 & 175 & 175 & 177 & \cdots & 190 & 178 & 176 & 182 \end{bmatrix}$$

5.) 5-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 179 & 181 & 185 & 188 & \cdots & 178 & 182 & 186 & 187 \\ 178 & 185 & 189 & 191 & \cdots & 173 & 175 & 180 & 183 \\ 178 & 179 & 188 & 193 & \cdots & 172 & 173 & 181 & 186 \\ 182 & 187 & 192 & 193 & \cdots & 170 & 173 & 180 & 186 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 177 & 174 & 175 & 176 & \cdots & 183 & 177 & 175 & 179 \\ 177 & 173 & 175 & 177 & \cdots & 186 & 179 & 178 & 181 \\ 178 & 172 & 174 & 177 & \cdots & 188 & 179 & 180 & 183 \\ 180 & 171 & 173 & 178 & \cdots & 187 & 181 & 177 & 182 \end{bmatrix}$$

6.) 6-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 188 & 186 & 187 & 189 & \cdots & 161 & 162 & 170 & 178 \\ 198 & 197 & 188 & 191 & \cdots & 171 & 177 & 176 & 171 \\ 195 & 195 & 188 & 195 & \cdots & 177 & 181 & 178 & 173 \\ 192 & 193 & 190 & 196 & \cdots & 174 & 174 & 172 & 169 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 189 & 185 & 181 & 175 & \cdots & 186 & 180 & 178 & 181 \\ 196 & 190 & 183 & 182 & \cdots & 182 & 177 & 179 & 185 \\ 195 & 195 & 188 & 183 & \cdots & 178 & 184 & 190 & 194 \\ 198 & 197 & 190 & 188 & \cdots & 188 & 192 & 196 & 199 \end{bmatrix}$$

7.) 7-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 184 & 189 & 184 & 172 & \dots & 178 & 170 & 170 & 176 \\ 185 & 191 & 187 & 175 & \dots & 184 & 175 & 167 & 174 \\ 180 & 186 & 183 & 173 & \dots & 185 & 177 & 166 & 172 \\ 170 & 178 & 177 & 169 & \dots & 180 & 174 & 171 & 176 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 215 & 210 & 210 & 209 & \dots & 184 & 182 & 182 & 189 \\ 221 & 212 & 211 & 210 & \dots & 189 & 186 & 187 & 192 \\ 218 & 215 & 214 & 213 & \dots & 196 & 195 & 199 & 198 \\ 213 & 217 & 216 & 214 & \dots & 200 & 199 & 207 & 201 \end{bmatrix}$$

8.) 8-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 199 & 189 & 180 & 168 & \dots & 216 & 215 & 218 & 217 \\ 194 & 195 & 183 & 172 & \dots & 213 & 212 & 219 & 220 \\ 181 & 192 & 186 & 181 & \dots & 212 & 214 & 218 & 220 \\ 175 & 182 & 184 & 189 & \dots & 211 & 216 & 215 & 218 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 199 & 186 & 188 & 191 & \dots & 191 & 193 & 180 & 185 \\ 210 & 199 & 201 & 204 & \dots & 188 & 188 & 190 & 187 \\ 221 & 213 & 214 & 216 & \dots & 184 & 186 & 189 & 184 \\ 223 & 219 & 219 & 217 & \dots & 178 & 185 & 176 & 179 \end{bmatrix}$$

9.) 9-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 211 & 217 & 220 & 215 & \dots & 201 & 211 & 214 & 219 \\ 206 & 211 & 215 & 214 & \dots & 196 & 205 & 210 & 216 \\ 200 & 200 & 202 & 206 & \dots & 199 & 204 & 211 & 217 \\ 196 & 192 & 191 & 197 & \dots & 199 & 208 & 214 & 221 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 202 & 198 & 200 & 209 & \dots & 198 & 187 & 188 & 186 \\ 203 & 198 & 201 & 211 & \dots & 192 & 184 & 181 & 180 \\ 198 & 197 & 201 & 209 & \dots & 191 & 183 & 180 & 180 \\ 201 & 204 & 206 & 208 & \dots & 193 & 187 & 185 & 187 \end{bmatrix}$$

10.) 10-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 163 & 163 & 161 & 161 & \dots & 173 & 169 & 174 & 181 \\ 165 & 164 & 162 & 160 & \dots & 171 & 167 & 172 & 180 \\ 166 & 166 & 165 & 161 & \dots & 167 & 164 & 170 & 178 \\ 165 & 171 & 171 & 168 & \dots & 164 & 161 & 171 & 178 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 160 & 153 & 153 & 154 & \dots & 189 & 195 & 194 & 192 \\ 170 & 154 & 155 & 157 & \dots & 191 & 200 & 201 & 194 \\ 169 & 163 & 163 & 162 & \dots & 191 & 198 & 197 & 192 \\ 168 & 171 & 169 & 166 & \dots & 188 & 192 & 192 & 190 \end{bmatrix}$$

11.) 11-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 188 & 193 & 196 & 191 & \dots & 206 & 210 & 216 & 215 \\ 195 & 186 & 185 & 191 & \dots & 199 & 195 & 200 & 209 \\ 189 & 182 & 184 & 192 & \dots & 197 & 193 & 196 & 203 \\ 185 & 177 & 178 & 185 & \dots & 199 & 194 & 193 & 196 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 192 & 198 & 204 & 200 & \dots & 209 & 207 & 204 & 200 \\ 193 & 198 & 203 & 200 & \dots & 211 & 207 & 201 & 196 \\ 209 & 204 & 200 & 198 & \dots & 206 & 197 & 191 & 195 \\ 212 & 207 & 203 & 200 & \dots & 204 & 203 & 199 & 199 \end{bmatrix}$$

12.) 12-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 187 & 187 & 187 & 188 & \dots & 181 & 181 & 186 & 192 \\ 185 & 183 & 180 & 180 & \dots & 179 & 177 & 180 & 188 \\ 184 & 182 & 181 & 182 & \dots & 184 & 180 & 179 & 180 \\ 180 & 180 & 183 & 188 & \dots & 183 & 181 & 179 & 178 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 189 & 191 & 194 & 197 & \dots & 181 & 188 & 194 & 195 \\ 190 & 191 & 194 & 196 & \dots & 181 & 188 & 193 & 195 \\ 188 & 188 & 190 & 192 & \dots & 180 & 186 & 191 & 192 \\ 184 & 185 & 187 & 188 & \dots & 177 & 182 & 186 & 187 \end{bmatrix}$$

13.) 13-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 207 & 201 & 185 & 188 & \dots & 209 & 210 & 212 & 215 \\ 200 & 187 & 181 & 179 & \dots & 211 & 210 & 210 & 211 \\ 199 & 187 & 186 & 186 & \dots & 216 & 216 & 216 & 213 \\ 196 & 186 & 191 & 193 & \dots & 222 & 222 & 221 & 216 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 201 & 205 & 211 & 208 & \dots & 219 & 215 & 212 & 209 \\ 200 & 203 & 208 & 206 & \dots & 217 & 212 & 208 & 205 \\ 201 & 200 & 203 & 208 & \dots & 206 & 198 & 196 & 197 \\ 202 & 201 & 206 & 210 & \dots & 201 & 195 & 195 & 197 \end{bmatrix}$$

14.) 14-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 196 & 195 & 185 & 181 & \dots & 216 & 216 & 218 & 219 \\ 197 & 192 & 190 & 186 & \dots & 219 & 217 & 214 & 213 \\ 195 & 191 & 189 & 185 & \dots & 215 & 213 & 211 & 210 \\ 196 & 193 & 192 & 188 & \dots & 208 & 208 & 208 & 209 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 214 & 215 & 214 & 213 & \dots & 181 & 178 & 178 & 178 \\ 209 & 213 & 215 & 214 & \dots & 184 & 179 & 176 & 175 \\ 208 & 210 & 211 & 210 & \dots & 182 & 190 & 188 & 176 \\ 195 & 196 & 196 & 198 & \dots & 179 & 187 & 186 & 178 \end{bmatrix}$$

15.) 15-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 192 & 199 & 197 & 192 & \dots & 157 & 150 & 150 & 151 \\ 202 & 203 & 203 & 199 & \dots & 161 & 155 & 156 & 156 \\ 189 & 190 & 189 & 194 & \dots & 173 & 168 & 167 & 164 \\ 185 & 185 & 185 & 190 & \dots & 179 & 177 & 172 & 169 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 186 & 178 & 188 & 197 & \dots & 181 & 183 & 173 & 185 \\ 192 & 183 & 186 & 194 & \dots & 180 & 186 & 176 & 186 \\ 191 & 183 & 181 & 188 & \dots & 182 & 191 & 190 & 193 \\ 191 & 185 & 187 & 192 & \dots & 188 & 197 & 195 & 192 \end{bmatrix}$$

16.) 16-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 184 & 189 & 184 & 172 & \dots & 178 & 170 & 170 & 176 \\ 185 & 191 & 187 & 175 & \dots & 184 & 175 & 167 & 174 \\ 180 & 186 & 183 & 173 & \dots & 185 & 177 & 166 & 172 \\ 170 & 178 & 177 & 169 & \dots & 180 & 174 & 171 & 176 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 215 & 210 & 210 & 209 & \dots & 184 & 182 & 182 & 189 \\ 221 & 212 & 211 & 210 & \dots & 189 & 186 & 187 & 192 \\ 218 & 215 & 214 & 213 & \dots & 196 & 195 & 199 & 198 \\ 213 & 217 & 216 & 214 & \dots & 200 & 199 & 207 & 201 \end{bmatrix}$$

17.) 17-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 163 & 163 & 161 & 161 & \dots & 173 & 169 & 174 & 181 \\ 165 & 164 & 162 & 160 & \dots & 171 & 167 & 172 & 180 \\ 166 & 166 & 165 & 161 & \dots & 167 & 164 & 170 & 178 \\ 165 & 171 & 171 & 168 & \dots & 164 & 161 & 171 & 178 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 160 & 153 & 153 & 154 & \dots & 189 & 195 & 194 & 192 \\ 170 & 154 & 155 & 157 & \dots & 191 & 200 & 201 & 194 \\ 169 & 163 & 163 & 162 & \dots & 191 & 198 & 197 & 192 \\ 168 & 171 & 169 & 166 & \dots & 188 & 192 & 192 & 190 \end{bmatrix}$$

18.) 18-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 188 & 193 & 196 & 191 & \dots & 206 & 210 & 216 & 215 \\ 195 & 186 & 185 & 191 & \dots & 199 & 195 & 200 & 209 \\ 189 & 182 & 184 & 192 & \dots & 197 & 193 & 196 & 203 \\ 185 & 177 & 178 & 185 & \dots & 199 & 194 & 193 & 196 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 192 & 198 & 204 & 200 & \dots & 209 & 207 & 204 & 200 \\ 193 & 198 & 203 & 200 & \dots & 211 & 207 & 201 & 196 \\ 209 & 204 & 200 & 198 & \dots & 206 & 197 & 191 & 195 \\ 212 & 207 & 203 & 200 & \dots & 204 & 203 & 199 & 199 \end{bmatrix}$$

19.) 19-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 187 & 187 & 187 & 188 & \dots & 181 & 181 & 186 & 192 \\ 185 & 183 & 180 & 180 & \dots & 179 & 177 & 180 & 188 \\ 184 & 182 & 181 & 182 & \dots & 184 & 180 & 179 & 180 \\ 180 & 180 & 183 & 188 & \dots & 183 & 181 & 179 & 178 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 189 & 191 & 194 & 197 & \dots & 181 & 188 & 194 & 195 \\ 190 & 191 & 194 & 196 & \dots & 181 & 188 & 193 & 195 \\ 188 & 188 & 190 & 192 & \dots & 180 & 186 & 191 & 192 \\ 184 & 185 & 187 & 188 & \dots & 177 & 182 & 186 & 187 \end{bmatrix}$$

20.) 20-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 196 & 195 & 185 & 181 & \dots & 216 & 216 & 218 & 219 \\ 197 & 192 & 190 & 186 & \dots & 219 & 217 & 214 & 213 \\ 195 & 191 & 189 & 185 & \dots & 215 & 213 & 211 & 210 \\ 196 & 193 & 192 & 188 & \dots & 208 & 208 & 208 & 209 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 214 & 215 & 214 & 213 & \dots & 181 & 178 & 178 & 178 \\ 209 & 213 & 215 & 214 & \dots & 184 & 179 & 176 & 175 \\ 208 & 210 & 211 & 210 & \dots & 182 & 190 & 188 & 176 \\ 195 & 196 & 196 & 198 & \dots & 179 & 187 & 186 & 178 \end{bmatrix}$$

b.) Matriks *run-length* data testing

1.) 21-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 188 & 193 & 196 & 191 & \dots & 206 & 210 & 216 & 215 \\ 195 & 186 & 185 & 191 & \dots & 199 & 195 & 200 & 209 \\ 189 & 182 & 184 & 192 & \dots & 197 & 193 & 196 & 203 \\ 185 & 177 & 178 & 185 & \dots & 199 & 194 & 193 & 196 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 192 & 198 & 204 & 200 & \dots & 209 & 207 & 204 & 200 \\ 193 & 198 & 203 & 200 & \dots & 211 & 207 & 201 & 196 \\ 209 & 204 & 200 & 198 & \dots & 206 & 197 & 191 & 195 \\ 212 & 207 & 203 & 200 & \dots & 204 & 203 & 199 & 199 \end{bmatrix}$$

2.) 22-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 187 & 187 & 187 & 188 & \dots & 181 & 181 & 186 & 192 \\ 185 & 183 & 180 & 180 & \dots & 179 & 177 & 180 & 188 \\ 184 & 182 & 181 & 182 & \dots & 184 & 180 & 179 & 180 \\ 180 & 180 & 183 & 188 & \dots & 183 & 181 & 179 & 178 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 189 & 191 & 194 & 197 & \dots & 181 & 188 & 194 & 195 \\ 190 & 191 & 194 & 196 & \dots & 181 & 188 & 193 & 195 \\ 188 & 188 & 190 & 192 & \dots & 180 & 186 & 191 & 192 \\ 184 & 185 & 187 & 188 & \dots & 177 & 182 & 186 & 187 \end{bmatrix}$$

3.) 23-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 184 & 189 & 184 & 172 & \dots & 178 & 170 & 170 & 176 \\ 185 & 191 & 187 & 175 & \dots & 184 & 175 & 167 & 174 \\ 180 & 186 & 183 & 173 & \dots & 185 & 177 & 166 & 172 \\ 170 & 178 & 177 & 169 & \dots & 180 & 174 & 171 & 176 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 215 & 210 & 210 & 209 & \dots & 184 & 182 & 182 & 189 \\ 221 & 212 & 211 & 210 & \dots & 189 & 186 & 187 & 192 \\ 218 & 215 & 214 & 213 & \dots & 196 & 195 & 199 & 198 \\ 213 & 217 & 216 & 214 & \dots & 200 & 199 & 207 & 201 \end{bmatrix}$$

4.) 24-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 163 & 163 & 161 & 161 & \dots & 173 & 169 & 174 & 181 \\ 165 & 164 & 162 & 160 & \dots & 171 & 167 & 172 & 180 \\ 166 & 166 & 165 & 161 & \dots & 167 & 164 & 170 & 178 \\ 165 & 171 & 171 & 168 & \dots & 164 & 161 & 171 & 178 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 160 & 153 & 153 & 154 & \dots & 189 & 195 & 194 & 192 \\ 170 & 154 & 155 & 157 & \dots & 191 & 200 & 201 & 194 \\ 169 & 163 & 163 & 162 & \dots & 191 & 198 & 197 & 192 \\ 168 & 171 & 169 & 166 & \dots & 188 & 192 & 192 & 190 \end{bmatrix}$$

5.) 25-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 166 & 158 & 157 & 164 & \dots & 176 & 171 & 175 & 182 \\ 172 & 161 & 160 & 169 & \dots & 180 & 180 & 184 & 183 \\ 181 & 173 & 170 & 175 & \dots & 188 & 185 & 181 & 176 \\ 189 & 183 & 177 & 178 & \dots & 194 & 189 & 178 & 171 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 177 & 170 & 170 & 178 & \dots & 186 & 172 & 168 & 177 \\ 169 & 158 & 160 & 173 & \dots & 185 & 169 & 168 & 182 \\ 176 & 171 & 165 & 166 & \dots & 183 & 171 & 171 & 181 \\ 178 & 175 & 175 & 177 & \dots & 190 & 178 & 176 & 182 \end{bmatrix}$$

6.) 26-scaphoid.png

$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 188 & 186 & 187 & 189 & \dots & 161 & 162 & 170 & 178 \\ 198 & 197 & 188 & 191 & \dots & 171 & 177 & 176 & 171 \\ 195 & 195 & 188 & 195 & \dots & 177 & 181 & 178 & 173 \\ 192 & 193 & 190 & 196 & \dots & 174 & 174 & 172 & 169 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 189 & 185 & 181 & 175 & \dots & 186 & 180 & 178 & 181 \\ 196 & 190 & 183 & 182 & \dots & 182 & 177 & 179 & 185 \\ 195 & 195 & 188 & 183 & \dots & 178 & 184 & 190 & 194 \\ 198 & 197 & 190 & 188 & \dots & 188 & 192 & 196 & 199 \end{bmatrix}$$

7.) 27-scaphoid.png



$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 192 & 199 & 197 & 192 & \dots & 157 & 150 & 150 & 151 \\ 202 & 203 & 203 & 199 & \dots & 161 & 155 & 156 & 156 \\ 189 & 190 & 189 & 194 & \dots & 173 & 168 & 167 & 164 \\ 185 & 185 & 185 & 190 & \dots & 179 & 177 & 172 & 169 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 186 & 178 & 188 & 197 & \dots & 181 & 183 & 173 & 185 \\ 192 & 183 & 186 & 194 & \dots & 180 & 186 & 176 & 186 \\ 191 & 183 & 181 & 188 & \dots & 182 & 191 & 190 & 193 \\ 191 & 185 & 187 & 192 & \dots & 188 & 197 & 195 & 192 \end{bmatrix}$$


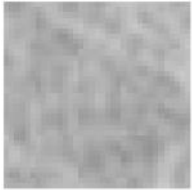
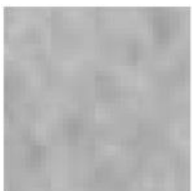

8.) 28-scaphoid.png





$$\text{RoI_gray} = \begin{bmatrix} 211 & 217 & 220 & 215 & \dots & 201 & 211 & 214 & 219 \\ 206 & 211 & 215 & 214 & \dots & 196 & 205 & 210 & 216 \\ 200 & 200 & 202 & 206 & \dots & 199 & 204 & 211 & 217 \\ 196 & 192 & 191 & 197 & \dots & 199 & 208 & 214 & 221 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 202 & 198 & 200 & 209 & \dots & 198 & 187 & 188 & 186 \\ 203 & 198 & 201 & 211 & \dots & 192 & 184 & 181 & 180 \\ 198 & 197 & 201 & 209 & \dots & 191 & 183 & 180 & 180 \\ 201 & 204 & 206 & 208 & \dots & 193 & 187 & 185 & 187 \end{bmatrix}$$





2. Ekstraksi Fitur GLRLM




a.) Data Training

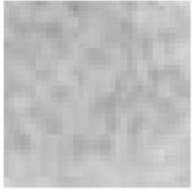


Responden	Fitur GLRLM	Orientasi Sudut				Average
		0	45	90	135	
 1-scaphoid.png	SRE	0.7586	0.8139	0.8691	0.9243	0.8415
	LRE	3.2798	3.3350	3.3902	3.4454	3.3626
	GLN	66.1509	66.2061	66.2613	66.3166	66.2337
	RLN	434.6957	434.7509	434.8061	434.8613	434.7785
	LGRE	0.0373	0.0926	0.1478	0.2030	0.1202
	HGRE	101.2810	101.3362	101.3914	101.4466	101.3638
	RP	0.6653	0.7020	0.7388	0.7755	0.7204
 2-scaphoid.png	SRE	0.7957	0.8460	0.8962	0.9465	0.8711
	LRE	2.4436	2.4939	2.5441	2.5944	2.5190
	GLN	78.6648	78.7151	78.7654	78.8156	78.7402
	RLN	526.7832	526.8335	526.8838	526.9341	526.8587
	LGRE	0.0362	0.0865	0.1367	0.1870	0.1116
	HGRE	85.5017	85.5520	85.6022	85.6525	85.5771

	RP	0.7306	0.7673	0.8041	0.8408	0.7857
 3-scaphoid.png	SRE	0.7968	0.8469	0.8970	0.9472	0.8720
	LRE	2.3976	2.4477	2.4978	2.5479	2.4728
	GLN	90.3653	90.4154	90.4655	90.5156	90.4405
	RLN	529.8931	529.9432	529.9933	530.0434	529.9683
	LGRE	0.0378	0.0879	0.1381	0.1882	0.1130
	HGRE	85.1982	85.2483	85.2984	85.3486	85.2734
	RP	0.7331	0.7698	0.8065	0.8433	0.7882
	 4-scaphoid.png	SRE	0.8362	0.8826	0.9290	0.9755
LRE		1.9391	1.9856	2.0320	2.0784	2.0088
GLN		93.4128	93.4592	93.5057	93.5521	93.4825
RLN		633.4933	633.5397	633.5862	633.6326	633.5630
LGRE		0.0314	0.0778	0.1243	0.1707	0.1011
HGRE		87.3560	87.4025	87.4489	87.4954	87.4257
RP		0.7910	0.8278	0.8645	0.9012	0.8461
 5-scaphoid.png		SRE	0.8266	0.8754	0.9241	0.9729
	LRE	2.3391	2.3879	2.4366	2.4854	2.4123
	GLN	91.7952	91.8440	91.8927	91.9415	91.8684
	RLN	588.9307	588.9794	589.0282	589.0769	589.0038
	LGRE	0.0305	0.0792	0.1280	0.1767	0.1036
	HGRE	102.4637	102.5125	102.5612	102.6100	102.5369
	RP	0.7535	0.7902	0.8269	0.8637	0.8086
	 6-scaphoid.png	SRE	0.7958	0.8468	0.8979	0.9490
LRE		2.5732	2.6243	2.6754	2.7264	2.6498
GLN		87.7650	87.8161	87.8672	87.9183	87.8417
RLN		518.2395	518.2906	518.3417	518.3927	518.3161
LGRE		0.0298	0.0809	0.1320	0.1831	0.1065


	HGRE	105.8888	105.9398	105.9909	106.0420	105.9654
	RP	0.7192	0.7559	0.7927	0.8294	0.7743
 7-scaphoid.png	SRE	0.7863	0.8375	0.8887	0.9399	0.8631
	LRE	2.6382	2.6894	2.7406	2.7918	2.7150
	GLN	78.8885	78.9397	78.9909	79.0421	78.9653
	RLN	505.8714	505.9226	505.9738	506.0250	505.9482
	LGRE	0.0383	0.0895	0.1407	0.1919	0.1151
	HGRE	89.5984	89.6496	89.7008	89.7520	89.6752
	RP	0.7176	0.7543	0.7910	0.8278	0.7727
 8-scaphoid.png	SRE	0.7876	0.8384	0.8891	0.9398	0.8637
	LRE	2.5017	2.5524	2.6032	2.6539	2.5778
	GLN	70.8625	70.9132	70.9639	71.0147	70.9386
	RLN	512.2334	512.2841	512.3348	512.3856	512.3095
	LGRE	0.0353	0.0861	0.1368	0.1875	0.1114
	HGRE	93.5118	93.5626	93.6133	93.6640	93.5879
	RP	0.7241	0.7608	0.7976	0.8343	0.7792
 9-scaphoid.png	SRE	0.8029	0.8522	0.9016	0.9510	0.8769
	LRE	2.3063	2.3557	2.4050	2.4544	2.3804
	GLN	100.3568	100.4061	100.4555	100.5049	100.4308
	RLN	546.4248	546.4742	546.5236	546.5730	546.4989
	LGRE	0.0253	0.0747	0.1241	0.1735	0.0994
	HGRE	116.2634	116.3128	116.3622	116.4116	116.3375
	RP	0.7437	0.7804	0.8171	0.8539	0.7988
 10-scaphoid.png	SRE	0.8278	0.8759	0.9240	0.9721	0.9000
	LRE	2.2727	2.3209	2.3690	2.4171	2.3449
	GLN	89.7037	89.7519	89.8000	89.8481	89.7759
	RLN	597.9326	597.9807	598.0289	598.0770	598.0048





	LGRE	0.0382	0.0864	0.1345	0.1826	0.1104
	HGRE	87.0000	87.0481	87.0963	87.1444	87.0722
	RP	0.7633	0.8000	0.8367	0.8735	0.8184
 11-scaphoid.png	SRE	0.8138	0.8624	0.9109	0.9595	0.8867
	LRE	2.2408	2.2894	2.3380	2.3866	2.3137
	GLN	108.4104	108.4590	108.5076	108.5562	108.4833
	RLN	571.4190	571.4676	571.5162	571.5648	571.4919
	LGRE	0.0124	0.0610	0.1096	0.1582	0.0853
	HGRE	112.5799	112.6285	112.6771	112.7257	112.6528
	RP	0.7559	0.7927	0.8294	0.8661	0.8110
 12-scaphoid.png	SRE	0.8002	0.8505	0.9007	0.9510	0.8756
	LRE	2.4637	2.5140	2.5642	2.6145	2.5391
	GLN	89.8469	89.8972	89.9475	89.9978	89.9224
	RLN	532.8279	532.8782	532.9285	532.9788	532.9034
	LGRE	0.0282	0.0785	0.1288	0.1791	0.1037
	HGRE	100.3251	100.3754	100.4257	100.4760	100.4006
	RP	0.7306	0.7673	0.8041	0.8408	0.7857
 13-scaphoid.png	SRE	0.7931	0.8441	0.8950	0.9459	0.8695
	LRE	2.5328	2.5837	2.6346	2.6855	2.6092
	GLN	72.5452	72.5962	72.6471	72.6980	72.6216
	RLN	516.5181	516.5690	516.6199	516.6708	516.5945
	LGRE	0.0328	0.0837	0.1346	0.1855	0.1092
	HGRE	99.3518	99.4027	99.4536	99.5045	99.4282
	RP	0.7216	0.7584	0.7951	0.8318	0.7767
	SRE	0.7774	0.8301	0.8828	0.9355	0.8565
	LRE	2.8068	2.8595	2.9122	2.9649	2.8859
	GLN	86.1874	86.2400	86.2927	86.3454	86.2664




14-scaphoid.png	RLN	478.6581	478.7108	478.7635	478.8162	478.7372
	LGRE	0.0373	0.0900	0.1427	0.1954	0.1164
	HGRE	78.3888	78.4415	78.4941	78.5468	78.4678
	RP	0.6971	0.7339	0.7706	0.8073	0.7522
 15-scaphoid.png	SRE	0.7947	0.8459	0.8971	0.9483	0.8715
	LRE	2.6337	2.6849	2.7361	2.7873	2.7105
	GLN	71.7053	71.7565	71.8077	71.8589	71.7821
	RLN	515.9374	515.9886	516.0398	516.0910	516.0142
	LGRE	0.0335	0.0847	0.1359	0.1871	0.1103
	HGRE	94.2150	94.2662	94.3174	94.3686	94.2918
	RP	0.7176	0.7543	0.7910	0.8278	0.7727
 16-scaphoid.png	SRE	0.7863	0.8375	0.8887	0.9399	0.8631
	LRE	2.6382	2.6894	2.7406	2.7918	2.7150
	GLN	78.8885	78.9397	78.9909	79.0421	78.9653
	RLN	505.8714	505.9226	505.9738	506.0250	505.9482
	LGRE	0.0383	0.0895	0.1407	0.1919	0.1151
	HGRE	89.5984	89.6496	89.7008	89.7520	89.6752
	RP	0.7176	0.7543	0.7910	0.8278	0.7727
 17-scaphoid.png	SRE	0.8278	0.8759	0.9240	0.9721	0.9000
	LRE	2.2727	2.3209	2.3690	2.4171	2.3449
	GLN	89.7037	89.7519	89.8000	89.8481	89.7759
	RLN	597.9326	597.9807	598.0289	598.0770	598.0048
	LGRE	0.0382	0.0864	0.1345	0.1826	0.1104
	HGRE	87.0000	87.0481	87.0963	87.1444	87.0722
	RP	0.7633	0.8000	0.8367	0.8735	0.8184
	SRE	0.8138	0.8624	0.9109	0.9595	0.8867
	LRE	2.2408	2.2894	2.3380	2.3866	2.3137

 18-scaphoid.png	GLN	108.4104	108.4590	108.5076	108.5562	108.4833
	RLN	571.4190	571.4676	571.5162	571.5648	571.4919
	LGRE	0.0124	0.0610	0.1096	0.1582	0.0853
	HGRE	112.5799	112.6285	112.6771	112.7257	112.6528
	RP	0.7559	0.7927	0.8294	0.8661	0.8110
 19-scaphoid.png	SRE	0.8002	0.8505	0.9007	0.9510	0.8756
	LRE	2.4637	2.5140	2.5642	2.6145	2.5391
	GLN	89.8469	89.8972	89.9475	89.9978	89.9224
	RLN	532.8279	532.8782	532.9285	532.9788	532.9034
	LGRE	0.0282	0.0785	0.1288	0.1791	0.1037
	HGRE	100.3251	100.3754	100.4257	100.4760	100.4006
	RP	0.7306	0.7673	0.8041	0.8408	0.7857
 20-scaphoid.png	SRE	0.7774	0.8301	0.8828	0.9355	0.8565
	LRE	2.8068	2.8595	2.9122	2.9649	2.8859
	GLN	86.1874	86.2400	86.2927	86.3454	86.2664
	RLN	478.6581	478.7108	478.7635	478.8162	478.7372
	LGRE	0.0373	0.0900	0.1427	0.1954	0.1164
	HGRE	78.3888	78.4415	78.4941	78.5468	78.4678
	RP	0.6971	0.7339	0.7706	0.8073	0.7522

b.) Data Testing

Responden	Fitur GLRLM	Orientasi Sudut				Average
		0	45	90	135	
 21-scaphoid.png	SRE	0.8138	0.8624	0.9109	0.9595	0.88665
	LRE	2.2408	2.2894	2.338	2.3866	2.3137
	GLN	108.4104	108.459	108.5076	108.5562	108.4833
	RLN	571.419	571.4676	571.5162	571.5648	571.4919
	LGRE	0.0124	0.061	0.1096	0.1582	0.0853
	HGRE	112.5799	112.6285	112.6771	112.7257	112.6528

	RP	0.7559	0.7927	0.8294	0.8661	0.811025
 22-scaphoid.png	SRE	0.8002	0.8505	0.9007	0.951	0.8756
	LRE	2.4637	2.514	2.5642	2.6145	2.5391
	GLN	89.8469	89.8972	89.9475	89.9978	89.92235
	RLN	532.8279	532.8782	532.9285	532.9788	532.90335
	LGRE	0.0282	0.0785	0.1288	0.1791	0.10365
	HGRE	100.3251	100.3754	100.4257	100.476	100.40055
	RP	0.7306	0.7673	0.8041	0.8408	0.7857
	 23-scaphoid.png	SRE	0.7863	0.8375	0.8887	0.9399
LRE		2.6382	2.6894	2.7406	2.7918	2.715
GLN		78.8885	78.9397	78.9909	79.0421	78.9653
RLN		505.8714	505.9226	505.9738	506.025	505.9482
LGRE		0.0383	0.0895	0.1407	0.1919	0.1151
HGRE		89.5984	89.6496	89.7008	89.752	89.6752
RP		0.7176	0.7543	0.791	0.8278	0.772675
 24-scaphoid.png	SRE	0.8278	0.8759	0.924	0.9721	0.89995
	LRE	2.2727	2.3209	2.369	2.4171	2.344925
	GLN	89.7037	89.7519	89.8	89.8481	89.775925
	RLN	597.9326	597.9807	598.0289	598.077	598.0048
	LGRE	0.0382	0.0864	0.1345	0.1826	0.110425
	HGRE	87	87.0481	87.0963	87.1444	87.0722
	RP	0.7633	0.8	0.8367	0.8735	0.818375
 25-scaphoid.png	SRE	0.8362	0.8826	0.929	0.9755	0.905825
	LRE	1.9391	1.9856	2.032	2.0784	2.008775
	GLN	93.4128	93.4592	93.5057	93.5521	93.48245
	RLN	633.4933	633.5397	633.5862	633.6326	633.56295
	LGRE	0.0314	0.0778	0.1243	0.1707	0.10105

	HGRE	87.356	87.4025	87.4489	87.4954	87.4257
	RP	0.791	0.8278	0.8645	0.9012	0.846125
 26-scaphoid.png	SRE	0.7958	0.8468	0.8979	0.949	0.872375
	LRE	2.5732	2.6243	2.6754	2.7264	2.649825
	GLN	87.765	87.8161	87.8672	87.9183	87.84165
	RLN	518.2395	518.2906	518.3417	518.3927	518.316125
	LGRE	0.0298	0.0809	0.132	0.1831	0.10645
	HGRE	105.8888	105.9398	105.9909	106.042	105.965375
	RP	0.7192	0.7559	0.7927	0.8294	0.7743
 27-scaphoid.png	SRE	0.7947	0.8459	0.8971	0.9483	0.8715
	LRE	2.6337	2.6849	2.7361	2.7873	2.7105
	GLN	71.7053	71.7565	71.8077	71.8589	71.7821
	RLN	515.9374	515.9886	516.0398	516.091	516.0142
	LGRE	0.0335	0.0847	0.1359	0.1871	0.1103
	HGRE	94.215	94.2662	94.3174	94.3686	94.2918
	RP	0.7176	0.7543	0.791	0.8278	0.772675
 28-scaphoid.png	SRE	0.8029	0.8522	0.9016	0.951	0.876925
	LRE	2.3063	2.3557	2.405	2.4544	2.38035
	GLN	100.3568	100.4061	100.4555	100.5049	100.430825
	RLN	546.4248	546.4742	546.5236	546.573	546.4989
	LGRE	0.0253	0.0747	0.1241	0.1735	0.0994
	HGRE	116.2634	116.3128	116.3622	116.4116	116.3375
	RP	0.7437	0.7804	0.8171	0.8539	0.798775

3. Klasifikasi ANFIS

a.) Data Training

Responden	Aktual			Prediksi		
	T-Score BMD (Y_i)	Status	Kelas	T-Score BMD (X_i)	Status	Kelas
1-scaphoid.png	-0.4	1	Normal	-0.4	1	Normal
2-scaphoid.png	-3.7	3	Osteoporosis	-3.703	3	Osteoporosis
3-scaphoid.png	-2.5	3	Osteoporosis	-2.497	2	Osteopenia
4-scaphoid.png	-4.5	3	Osteoporosis	-4.5	3	Osteoporosis
5-scaphoid.png	-2.8	3	Osteoporosis	-2.8	3	Osteoporosis
6-scaphoid.png	-4.8	3	Osteoporosis	-4.794	3	Osteoporosis
7-scaphoid.png	-1.4	2	Osteopenia	-1.405	2	Osteopenia
8-scaphoid.png	-3.4	3	Osteoporosis	-3.391	3	Osteoporosis
9-scaphoid.png	-3.8	3	Osteoporosis	-3.8	3	Osteoporosis
10-scaphoid.png	-1.3	2	Osteopenia	-1.3	2	Osteopenia
11-scaphoid.png	-0.1	1	Normal	-0.09999	1	Normal
12-scaphoid.png	0.9	1	Normal	0.8983	1	Normal
13-scaphoid.png	-2.7	3	Osteoporosis	-2.712	3	Osteoporosis
14-scaphoid.png	-3	3	Osteoporosis	-2.999	3	Osteoporosis
15-scaphoid.png	-4.8	3	Osteoporosis	-4.791	3	Osteoporosis
16-scaphoid.png	-1.4	2	Osteopenia	-1.405	2	Osteopenia
17-scaphoid.png	-1.3	2	Osteopenia	-1.3	2	Osteopenia
18-scaphoid.png	-0.1	1	Normal	-0.09999	1	Normal
19-scaphoid.png	0.9	1	Normal	0.8983	1	Normal
20-scaphoid.png	-3	3	Osteoporosis	-2.999	3	Osteoporosis

b.) Data Testing

Responden	Aktual			Prediksi		
	T-Score BMD (Y_i)	Status	Kelas	T-Score BMD (X_i)	Status	Kelas
21-scaphoid.png	-0.1	1	Normal	-0.09617	1	Normal
22-scaphoid.png	0.9	1	Normal	0.9564	1	Normal
23-scaphoid.png	-1.4	2	Osteopenia	-1.408	2	Osteopenia
24-scaphoid.png	-1.3	2	Osteopenia	-1.307	2	Osteopenia
25-scaphoid.png	-4.5	3	Osteoporosis	-4.548	3	Osteoporosis
26-scaphoid.png	-4.8	3	Osteoporosis	-4.741	3	Osteoporosis
27-scaphoid.png	-4.8	3	Osteoporosis	-4.794	3	Osteoporosis
28-scaphoid.png	-3.8	3	Osteoporosis	-3.806	3	Osteoporosis

4. Uji Kinerja Sistem Klasifikasi GLRLM-ANFIS

a.) Data Training

n	X_i	Y_i	$ X_i - Y_i $	$ (X_i - Y_i)^2 $	$ Y_i - X_i $	$\left \frac{Y_i - X_i}{Y_i} \right $
1	-0.4	-0.4	0	0	0	0
2	-3.703	-3.7	0.003	9E-06	0.003	0.000810811
3	-2.497	-2.5	0.003	9E-06	0.003	0.0012
4	-4.5	-4.5	0	0	0	0
5	-2.8	-2.8	0	0	0	0
6	-4.794	-4.8	0.006	3.6E-05	0.006	0.00125
7	-1.405	-1.4	0.005	2.5E-05	0.005	0.003571429
8	-3.391	-3.4	0.009	8.1E-05	0.009	0.002647059
9	-3.8	-3.8	0	0	0	0
10	-1.3	-1.3	0	0	0	0
11	-0.09999	-0.1	1E-05	1E-10	1E-05	0.0001
12	0.8983	0.9	0.0017	2.89E-06	0.0017	0.001888889
13	-2.712	-2.7	0.012	0.000144	0.012	0.004444444
14	-2.999	-3	0.001	1E-06	0.001	0.000333333
15	-4.791	-4.8	0.009	8.1E-05	0.009	0.001875
16	-1.405	-1.4	0.005	2.5E-05	0.005	0.003571429
17	-1.3	-1.3	0	0	0	0
18	-0.09999	-0.1	1E-05	1E-10	1E-05	0.0001
19	0.8983	0.9	0.0017	2.89E-06	0.0017	0.001888889
20	-2.999	-3	0.001	1E-06	0.001	0.000333333
Jumlah (Σ)						
20	-43.19938	-43.2	0.05742	0.00041778	0.05742	0.024014616

- $MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2 = \frac{0.00041778}{20} = 2.0889E-05$
- $RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2} = \sqrt{\frac{0.00041778}{20}} = 0.00457045$
- $MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - X_i}{Y_i} \right| = \frac{0.024014616}{20} \times 100\% = 0.120073078\%$
- Kinerja Sistem Prediksi: **Sangat Baik**

b.) Data Testing

n	X_i	Y_i	$ X_i - Y_i $	$ (X_i - Y_i)^2 $	$ Y_i - X_i $	$\left \frac{(Y_i - X_i)}{Y_i} \right $
1	-0.09617	-0.1	0.00383	1.46689E-05	0.00383	0.0383
2	0.9564	0.9	0.0564	0.00318096	0.0564	0.062666667
3	-1.408	-1.4	0.008	6.4E-05	0.008	0.005714286
4	-1.307	-1.3	0.007	4.9E-05	0.007	0.005384615
5	-4.548	-4.5	0.048	0.002304	0.048	0.010666667
6	-4.741	-4.8	0.059	0.003481	0.059	0.012291667
7	-4.794	-4.8	0.006	3.6E-05	0.006	0.00125
8	-3.806	-3.8	0.006	3.6E-05	0.006	0.001578947
Jumlah (Σ)						
8	-19.74377	-19.8	0.19423	0.009165629	0.19423	0.137852848

- $MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2 = \frac{0.009165629}{8} = 0.001145704$
- $RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2} = \sqrt{\frac{0.009165629}{8}} = 0.033848244$
- $MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - X_i}{Y_i} \right| = \frac{0.137852848}{8} \times 100\% = 1.723160606\%$
- Kinerja Sistem Prediksi: **Sangat Baik**

5. Confusion Matrix (Data Testing)

n	Aktual			Prediksi			
	T-Score BMD (Y_i)	Status	Kelas	T-Score BMD (X_i)	Status	Kelas	
1	-0.1	1	Normal	-0.09617	1	Normal	TN
2	0.9	1	Normal	0.9564	1	Normal	TN
3	-1.4	2	Osteopenia	-1.408	2	Osteopenia	TN
4	-1.3	2	Osteopenia	-1.307	2	Osteopenia	TN
5	-4.5	3	Osteoporosis	-4.548	3	Osteoporosis	TP
6	-4.8	3	Osteoporosis	-4.741	3	Osteoporosis	TP
7	-4.8	3	Osteoporosis	-4.794	3	Osteoporosis	TP
8	-3.8	3	Osteoporosis	-3.806	3	Osteoporosis	TP

<i>Confussion Matrix</i>							
Jumlah Data				Klasifikasi		Sebaran Validitas (%)	
Aktual		Prediksi		TP	4	Akurasi	100
Normal	4	Normal	4	TN	4	Presisi	100
Osteoporosis	4	Osteoporosis	4	FP	0	Sensitivitas	100
Total	8	Total	8	FN	0	Spesifisitas	100
				Jumlah	8	F_1 Score	100

- Akurasi = $\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% = \frac{4+4}{4+4+0+0} \times 100\% = 100\%$
- Presisi = $\frac{TP}{TP+FP} \times 100\% = \frac{4}{4+0} \times 100\% = 100\%$
- Sensitivitas/Recall = $\frac{TP}{TP+FN} \times 100\% = \frac{4}{4+0} \times 100\% = 100\%$
- Spesifisitas = $\frac{TN}{TN+FP} \times 100\% = \frac{4}{4+0} \times 100\% = 100\%$
- F_1 Score = $2 \times \frac{(Recall \times Presisi)}{(Recall + Presisi)} \times 100\% = \frac{TP}{TP + \frac{1}{2}(FP + FN)} \times 100\% = 100\%$

LAMPIRAN 2

KOMPUTASI PEMROGRAMAN

A. Pre-Processing

1. Load & Cropping Citra

```

% Button pushed function: LoadCitraButton
function LoadCitraButtonPushed(app, event)
    clc;
    %memanggil menu browse file citra
    [nama_file,nama_folder] = uigetfile({'*.jpg'; '*.bmp'; '*.png'; '*.tif'},...
    'Load Citra');
    drawnow
    figure(app.UIFigure)
    %jika ada nama file yg dipilih maka akan mengeksekusi perintah
    %dibawah ini
    if ~isequal (nama_file,0)
        %membaca file citra RGB (Img)
        Img = imread(fullfile(nama_folder,nama_file));
        %menampilkan nama file Img pada edit field
        app.EditField_11.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;
        %operasi cropping citra Img berdasarkan RoI Scaphoid (RoI)
        x1 = 611;
        x2 = 645;
        y1 = 1240;
        y2 = 1274;
        xmin = x1;
        ymin = y1;
        width = x2-x1;
        height = y2-y1;
        RoI = imcrop(Img, [xmin ymin width height])
        %menampilkan citra RoI pada Axes
        imshow(RoI, 'Parent', app.UIAxes)
        %menyimpan variabel RoI pada Property agar dapat dikenali
        %oleh button yg lain
        app.Property.RoI = RoI;
    else
        %jika tidak ada file yg dipilih maka akan kembali
        return
    end
    %membersihkan tampilan pada axes_7
    cla(app.UIAxes_7);
    %memanggil variabel RoI
    RoI = app.Property.RoI;
    %operasi histogram RoI yg ditampilkan pada axes_7 (h_RoI)
    h_RoI = histogram(RoI(:), 'Parent', app.UIAxes_7)
    grid(app.UIAxes_7, 'on')
    xlabel(app.UIAxes_7, 'Intensitas')
    ylabel(app.UIAxes_7, 'Frekuensi')
end

```

2. Grayscale

```

% Button pushed function: GrayscaleButton
function GrayscaleButtonPushed(app, event)
    %memanggil variabel RoI
    RoI = app.Property.RoI;
    %grayscale citra RoI (RoI_gray)
    RoI_gray = im2gray(RoI)
    %menampilkan citra RoI_gray pada axes_2
    imshow(RoI_gray, 'Parent', app.UIAxes_2)
    %menyimpan variabel RoI_gray pada Property agar dapat dikenali
    %oleh button yg lain
    app.Property.RoI_gray = RoI_gray;
    %membersihkan tampilan pada axes_3
    cla(app.UIAxes_3);
    %memanggil variabel RoI_gray
    RoI_gray = app.Property.RoI_gray;
    %operasi histogram RoI_gray yg ditampilkan pada axes_3 (h_RoI_gray)
    h_RoI_gray = histogram(RoI_gray(:), 'Parent', app.UIAxes_3)
    grid(app.UIAxes_3, 'on')
    xlabel(app.UIAxes_3, 'Intensitas')
    ylabel(app.UIAxes_3, 'Frekuensi')
end

```

B. Ekstraksi Fitur GLRLM

```

% Button pushed function: EkstraksiCiriButton
function EkstraksiCiriButtonPushed(app, event)
    % memanggil variabel RoI_gray yang ada di lokasi handles
    rim = app.Property.RoI_gray;
    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;

```

```

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,:);
    ml = m';
    maxrun = max(max(maxcount));
    S = 0;
    G(gl) = 0;
    R(q) = 0;
    for u = 1:gl
        for v = 1:35
            G(u) = G(u)+m(u,v);
            S = S+m(u,v);
        end
    end
    for ul = 1:35
        for vl = 1:17
            R(ul) = R(ul)+ml(ul,vl);
        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_LGRE = (LGRE1+LGRE3+LGRE5+LGRE7)/4;
app.Property.Average_LGRE = Average_LGRE;
Average_HGRE = (HGRE1+HGRE3+HGRE5+HGRE7)/4;
app.Property.Average_HGRE = Average_HGRE;
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.EditField_2.Value = Average_SRE;
app.EditField_3.Value = Average_LRE;
app.EditField_4.Value = Average_GLN;
app.EditField_5.Value = Average_RLN;
app.EditField_6.Value = Average_LGRE;
app.EditField_7.Value = Average_HGRE;
app.EditField_8.Value = Average_RP;
% -----MENAMPILKAN PARAMETERS-----
fprintf('\n\tEkstraksi Fitur GLRLM%13.4f\n')
fprintf('\n\t %13.4f\n')
fprintf('\n\tSRE 0 :%13.4f\n',SRE1)
fprintf(' \tLRE 0 :%13.4f\n',LRE1)
fprintf(' \tGLN 0 :%13.4f\n',GLN1)
fprintf(' \tRLN 0 :%13.4f\n',RLN1)
fprintf(' \tLGRE 0 :%13.4f\n',LGRE1)
fprintf(' \tHGRE 0 :%13.4f\n',HGRE1)
fprintf(' \tRP 0 :%13.4f\n',RP1)
fprintf('\n\t %13.4f\n')
fprintf('\n\tSRE 45 :%13.4f\n',SRE3)
fprintf(' \tLRE 45 :%13.4f\n',LRE3)
fprintf(' \tGLN 45 :%13.4f\n',GLN3)

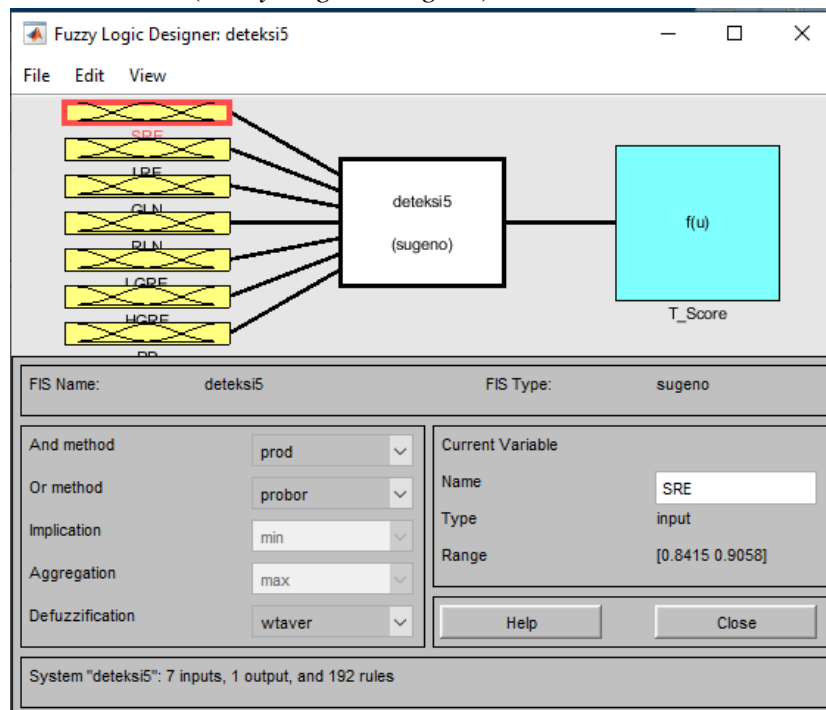
```

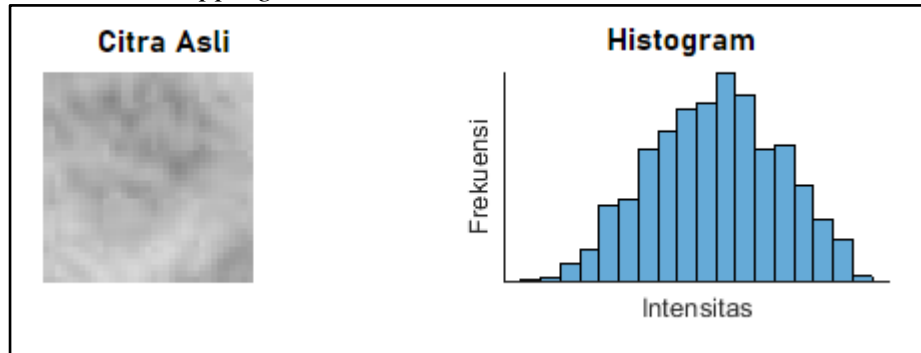
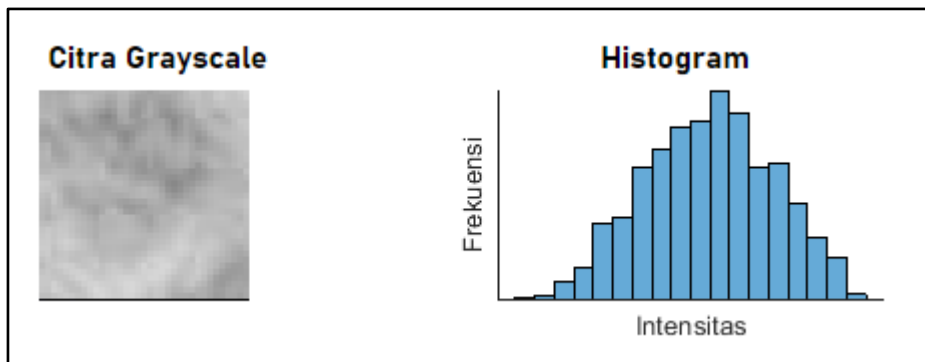
```

fprintf(' \tGLN 45 :%13.4f\n',GLN3)
fprintf(' \tRLN 45 :%13.4f\n',RLN3)
fprintf(' \tLGRE 45 :%13.4f\n',LGRE3)
fprintf(' \tHGRE 45 :%13.4f\n',HGRE3)
fprintf(' \tRP 45 :%13.4f\n',RP3)
fprintf('\n\t %13.4f\n')
fprintf('\n\tSRE 90 :%13.4f\n',SRE5)
fprintf(' \tLRE 90 :%13.4f\n',LRE5)
fprintf(' \tGLN 90 :%13.4f\n',GLN5)
fprintf(' \tRLN 90 :%13.4f\n',RLN5)
fprintf(' \tLGRE 90 :%13.4f\n',LGRE5)
fprintf(' \tHGRE 90 :%13.4f\n',HGRE5)
fprintf(' \tRP 90 :%13.4f\n',RP5)
fprintf('\n\t %13.4f\n')
fprintf('\n\tSRE 135 :%13.4f\n',SRE7)
fprintf(' \tLRE 135 :%13.4f\n',LRE7)
fprintf(' \tGLN 135 :%13.4f\n',GLN7)
fprintf(' \tRLN 135 :%13.4f\n',RLN7)
fprintf(' \tLGRE 135 :%13.4f\n',LGRE7)
fprintf(' \tHGRE 135 :%13.4f\n',HGRE7)
fprintf(' \tRP 135 :%13.4f\n',RP7)
fprintf('\n\t %13.4f\n')
fprintf('\n\tAverage SRE :%13.4f\n',Average_SRE)
fprintf(' \tAverage LRE :%13.4f\n',Average_LRE)
fprintf(' \tAverage GLN :%13.4f\n',Average_GLN)
fprintf(' \tAverage RLN :%13.4f\n',Average_RLN)
fprintf(' \tAverage LGRE :%13.4f\n',Average_LGRE)
fprintf(' \tAverage HGRE :%13.4f\n',Average_HGRE)
fprintf(' \tAverage RP :%13.4f\n',Average_RP)
end

```

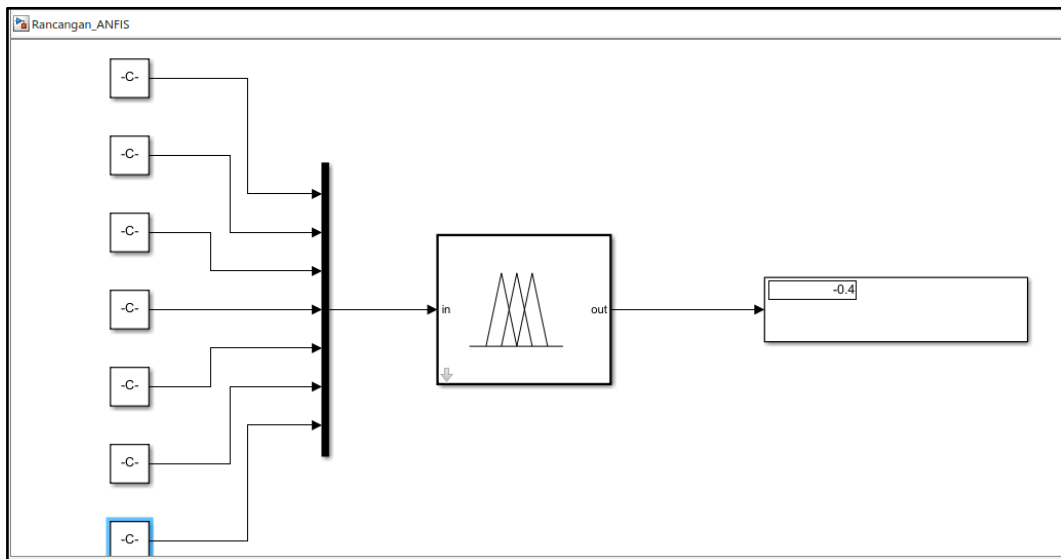
C. ANFIS Tools (Fuzzy Logic Designer)



LAMPIRAN 3**TAMPILAN HASIL KOMPUTASI****A. Pre-Processing****1. Load & Cropping Citra****2. Grayscale****B. Average Fitur GLRLM**

Fitur GLRLM			
SRE	0.8415	LGRE	0.1202
LRE	3.363	HGRE	101.4
GLN	66.23	RP	0.7204
RLN	434.8		

C. Simulasi Klasifikasi menggunakan GLRLM-ANFIS





KEMENTERIAN AGAMA RI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
JURUSAN FISIKA

Jl. Gajayana No. 50 Malang 65144 Telp. / Fax. (0341) 558933
Website : <http://fisika.uin-malang.ac.id>, e-mail : Fis@uin-malang.ac.id

BUKTI KONSULTASI SKRIPSI

Nama : Idamatul Bashiroh
NIM : 18640051
Fakultas/Program Studi : Sains dan Teknologi/Fisika
Judul Skripsi : Deteksi Osteoporosis Melalui Analisis Tekstur Citra Tulang Manus Pada Wanita Pasca Menopause Dengan Menggunakan Metode Ekstraksi Fitur *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) dan Klasifikasi *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS)
Pembimbing 1 : Dr. H. Agus Mulyono, M.Kes
Pembimbing 2 : Muthmainnah, M.Si

• **Konsultasi Fisika**

No	Tanggal	Hal	Tanda Tangan
1	02 Februari 2022	Konsultasi Judul dan Bab I	
2	17 November 2022	Konsultasi Bab I, II dan III	
3	23 November 2022	Konsultasi Bab I, II dan III	
4	01 Desember 2022	ACC Seminar Proposal	
5	25 Januari 2023	Revisi Proposal	
6	15 Juni 2023	Konsultasi Bab IV dan V	
7	27 Juni 2023	Revisi Sidang dan TTD	

• **Konsultasi Integrasi**

No	Tanggal	Hal	Tanda Tangan
1	20 Maret 2023	Konsultasi Integrasi Bab I dan II	
2	15 Juni 2023	Konsultasi Integrasi Bab IV	
3	27 Juni 2023	Konsultasi Revisi Integrasi dan TTD	

Malang, 28 Juni 2023

Mengetahui,
Ketua Jurusan



D. Imron Tazi, M.Si

NIP. 19740730 200312 1 002