

**ANALISIS TEKSTUR CITRA PAYUDARA DENGAN METODE
GLRLM (*GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX*) DAN SVM
(*SUPPORT VECTOR MACHINE*)**

SKRIPSI

Oleh :

AMANDA ROSYTA DYAH AYU KATARINA
NIM. 200604110077



**PROGRAM STUDI FISIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2024**

**ANALISIS TEKSTUR CITRA PAYUDARA DENGAN METODE
GLRLM (*GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX*) DAN SVM
(*SUPPORT VECTOR MACHINE*)**

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:
AMANDA ROSYTA DYAH AYU KATARINA
NIM. 200604110077**

**PROGRAM STUDI FISIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2024**

HALAMAN PERSETUJUAN

ANALISIS TEKSTUR CITRA PAYUDARA DENGAN METODE GLRLM
(GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX) DAN SVM (SUPPORT VECTOR
MACHINE)

SKRIPSI

Oleh:

Amanda Rosyta Dyah Ayu Katarina
NIM. 200604110077

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji
Pada tanggal, 13 Maret 2024

Dosen Pembimbing I



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

Dosen Pembimbing II



Dr. Erna Hastuti, M.Si
NIP. 19811119 200801 2 009

Mengetahui,
Ketua Program Studi



Tazi, M.Si
NIP. 19740730 200312 1 002

HALAMAN PENGESAHAN

ANALISIS TEKSTUR CITRA PAYUDARA DENGAN METODE GLRLM (GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX) DAN SVM (SUPPORT VECTOR MACHINE)

SKRIPSI

Oleh:

Amanda Rosyta Dyah Ayu Katarina
NIM. 200604110077

Telah Dipertahankan Di Depan Dewan Penguji Skripsi
Dan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Sains (S.Si)
Pada Tanggal, 13 Maret 2024

| | | |
|----------------------|---|---|
| Penguji Utama : | <u>Dr. Drs. H. Mokhammad Tirono, M.Si</u> NIP. 19641211 199111 1 001 |  |
| Ketua Penguji : | <u>Wiwis Sasmitaninghidayah, M.Si</u> NIP. 19870215 202321 2 031 |  |
| Sekretaris Penguji : | <u>Dr. H. Agus Mulyono, S.Pd., M.Kes</u> NIP. 19750808 199903 1 003 |  |
| Anggota Penguji : | <u>Dr. Erna Hastuti, M.Si</u> NIP. 19811119 200801 2 009 |  |

Mengesahkan,
Dewan Program Studi



Dr. Slam Tazi, M.Si
NIP. 19740730 200312 1 002

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : AMANDA ROSYTA DYAH AYU KATARINA
NIM : 200604110077
Jurusan : FISIKA
Fakultas : SAINS DAN TEKNOLOGI
Judul Penelitian : Analisis Tekstur Citra Payudara Dengan Metode GLRLM (Gray Level Run Length Matrix) Dan SVM (Support Vector Machine)

Menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa hasil penelitian saya ini tidak terdapat unsur-unsur penjiplakan karya penelitian atau karya ilmiah yang pernah dilakukan atau dibuat oleh orang lain, kecuali yang tertulis dikutip dalam naskah ini dan disebutkan dalam sumber kutipan dan daftar pustaka. Apabila ternyata hasil penelitian ini terbukti terdapat unsur-unsur jiplakan maka saya bersedia untuk menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 13 Maret 2024
Yang Membuat Pernyataan



Amanda Rosyta D.A.K
NIM. 200604110077

MOTTO

"Setetes keringat orangtuaku seribu langkahku untuk maju!"

"Kalau kita fokus dengan apa yang tidak kita punya maka kita akan kehilangan kesempatan untuk mengembangkan apa yang kita punya."

"*Be yourself* lakukan apa yang kita bisa dan jangan dengar apa yang seharusnya tidak kita dengar"

HALAMAN PERSEMBAHAN

Dengan segala puji dan syukur kepada Allah SWT serta berkat dukungan dan doa dari orang-orang tercinta, akhirnya skripsi ini dapat diselesaikan dengan baik dan tepat waktu. Dengan rasa bangga dan bahagia, saya ingin mengucapkan rasa syukur dan terimakasih kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan dan bantuan selama proses penulisan skripsi ini. Skripsi ini saya persembahkan untuk:

1. Kedua Orang Tua, terkhusus Ibu Suwarni, seorang perempuan hebat yang selalu menjadi penyemangat. Saya persembahkan karya tulis ini untuk Ibu. Terimakasih sudah melahirkan, merawat, dan membesarkan saya dengan penuh cinta, selalu berjuang untuk kehidupan saya, kerja keras dan menjadi tulang punggung keluarga hingga akhirnya saya bisa tumbuh dan bisa berada di posisi saat ini.
2. Keluarga besar yang selalu memberikan dukungan baik secara moril maupun material.
3. Teman-teman Fisika Angkatan 2020 yang telah berperan banyak memberikan pengalaman dan pembelajaran selama di bangku kuliah, *see you on top, guys*.
4. *My Sweet love, thank you for stay and always support me that i really wish you was support me.*

KATA PENGANTAR

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Alhamdulillah. Segala puji bagi Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan karunia-Nya. Sholawat serta salam senantiasa tercurah kepada baginda Nabi Muhammad SAW panutan bagi seluruh umat manusia, semoga kita semua mendapatkan syafaat beliau di hari akhir nanti. Atas ridho dan kehendak Allah SWT penulis mampu menyelesaikan penulisan skripsi yang berjudul “**Analisis Tekstur Citra Payudara Dengan Metode GLRLM (*Gray Level Run Length Matrix*) Dan SVM (*Support Vector Machine*)**” sebagai tugas akhir untuk memenuhi persyaratan memperoleh gelar Sarjana Sains (S.Si) dengan baik dan tepat waktu.

Dalam proses penyusunan skripsi, penulis menyadari masih sangat minim ilmu dan pengetahuan, namun berkat do'a, bantuan, dan bimbingan dari berbagai pihak akhirnya skripsi ini dapat penulis selesaikan dengan baik. Sehingga dengan penuh kerendahan hati dan rasa hormat penulis mengucapkan terimakasih sebesar-besarnya kepada:

1. Orang tua beserta keluarga yang selalu memberikan do'a, semangat, materi dan motivasi kepada penulis sehingga penulis dapat menyelesaikan pendidikannya sampai sarjana.
2. Prof. Dr. H. M. Zainuddin, M.A selaku Rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Prof. Dr. Hj. Sri Harini, M.Si selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.

4. Dr. Imam Tazi, M.Si selaku Ketua Program Studi Fisika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
5. Dr. H. Agus Mulyono, S.Pd,M.Kes dan Dr. Erna Hastuti, M.Si selaku Dosen Pembimbing Skripsi yang telah banyak bersedia meluangkan waktunya dalam membimbing, sehingga penyusunan skripsi ini dapat terselesaikan dengan baik.
6. Wiwis Sasmitaninghidayah, M.Si selaku Dosen Wali yang telah meluangkan waktunya untuk berdiskusi serta selalu memberikan motivasi dan arahan kepada penulis dari awal perkuliahan hingga saat ini.
7. Segenap Dosen, Laboran dan Admin Program Studi Fisika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang yang senantiasa memberikan ilmu pengetahuan dan pengalaman kepada penulis.
8. Teman-teman Program Studi Fisika Angkatan 2020 Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang yang telah memberikan semangat, dukungan, serta kebersamaan.
9. Semua pihak yang terlibat secara langsung maupun tidak langsung, yang mana namanya tidak dapat penulis sebutkan satu persatu, semoga Allah balas dengan kebaikan yang tidak ada habisnya, aamiin.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih sangat jauh dari kata sempurna. Maka dari itu, penulis sangat mengharapkan kritik dan saran yang bersifat membangun guna melengkapi segala kekurangan dan keterbatasan penulis dalam menyusun skripsi ini. Akhir kata semoga skripsi ini memberikan manfaat bagi pembaca dan bagi pengembang ilmu pengetahuan.

Wassalamu'alaikum Warrahmatullahi Wabarakatuh

Malang, 13 Maret 2024

Penulis

DAFTAR ISI

| | |
|---|-----------|
| COVER | i |
| HALAMAN PENGAJUAN | ii |
| HALAMAN PERSETUJUAN | iii |
| HALAMAN PENGESAHAN | iv |
| PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN | v |
| MOTTO | vi |
| HALAMAN PERSEMBAHAN | vii |
| KATA PENGANTAR | viii |
| DAFTAR ISI | xi |
| DAFTAR GAMBAR | xiii |
| DAFTAR TABEL | xiv |
| DAFTAR LAMPIRAN | xv |
| ABSTRAK | xvi |
| ABSTRACT | xvii |
| املخص البحث | xviii |
| | |
| BAB I PENDAHULUAN..... | 1 |
| 1.1 Latar Belakang | 1 |
| 1.2 Rumusan Masalah | 4 |
| 1.3 Tujuan Penelitian | 4 |
| 1.4 Manfaat Penelitian | 5 |
| 1.5 Batasan Penelitian | 5 |
| | |
| BAB II TINJAUAN PUSTAKA..... | 6 |
| 2.1 Kanker | 6 |
| 2.2 Kanker Payudara | 6 |
| 2.3 Citra Digital | 9 |
| 2.4 Ekstraksi Ciri Fitur | 11 |
| 2.4.1 Ekstraksi Ciri Statistik..... | 12 |
| 2.4.2 <i>Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)</i> | 12 |
| 2.5 <i>Support Vector Machine (SVM)</i> | 15 |
| 2.6 <i>Confusion Matrix</i> | 17 |
| | |
| BAB III METODE PENELITIAN | 20 |
| 3.1 Jenis Penelitian | 20 |
| 3.2 Tempat Penelitian | 20 |
| 3.3 Alat dan Bahan Penelitian | 20 |
| 3.4 Rancangan Penelitian | 21 |
| 3.5 Prosedur Penelitian | 22 |
| 3.5.1 Pengambilan <i>Dataset</i> | 22 |

| | |
|---|-----------|
| 3.5.2 Image <i>Pre-processing</i> | 23 |
| 3.5.2.1 <i>Cropping RoI (Region of Interest)</i> | 23 |
| 3.5.2.2 <i>Grayscale</i> | 23 |
| 3.5.3 Ekstraksi Fitur GLRLM | 24 |
| 3.5.4 Algoritma Pengklasifikasi SVM | 24 |
| 3.5.5 Perhitungan Validitas Data..... | 24 |
| 3.6 Pengambilan dan Pengolahan Data | 25 |
| 3.6.1 Tabel Data Fitur GLRLM..... | 25 |
| 3.6.2 Tabel Data Fitur SVM..... | 26 |
| 3.7 Teknik Analisis Data..... | 26 |
| 3.7.1 Perhitungan Sebaran Validitas Data..... | 26 |
| 3.7.2 Analisis Fitur GLRLM Berdasarkan Karakteristik Fisik Tekstur Jenis Kanker..... | 26 |
| BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN | 28 |
| 4.1 Data Hasil Penelitian..... | 28 |
| 4.1.1 RoI (<i>Region Of Interest</i>) Lobus..... | 28 |
| 4.1.2 Pre-Processing..... | 28 |
| 4.1.3 Ekstraksi Fitur Tekstur..... | 30 |
| 4.1.3.1 Matrik <i>Run-Length</i> | 31 |
| 4.1.3.2 Hasil Fitur GLRLM | 32 |
| 4.1.4 Analisis Klasifikasi SVM..... | 34 |
| 4.1.5 Karakteristik Fisik Tekstur Jenis Kanker | 36 |
| 4.1.6 Sebaran Validitas Data | 38 |
| 4.2 Pembahasan..... | 41 |
| 4.3 Integrasi Penelitian Deteksi Kanker Payudara Terhadap Nilai Keislaman..... | 45 |
| BAB V PENUTUP | 48 |
| 5.1 Kesimpulan | 48 |
| 5.2 Saran | 48 |
| DAFTAR PUSTAKA | 49 |
| LAMPIRAN | 52 |

DAFTAR GAMBAR

| | | |
|------------|---|----|
| Gambar 2.1 | Koordinat Citra Digital..... | 9 |
| Gambar 2.2 | Jenis Citra Digital..... | 10 |
| Gambar 2.3 | Citra <i>grayscale</i> USG payudara..... | 11 |
| Gambar 2.4 | Histogram pada citra..... | 12 |
| Gambar 2.5 | Klasifikasi SVM dua kelas..... | 16 |
| Gambar 2.6 | <i>Confusion Matrix</i> | 19 |
| Gambar 4.1 | Area Pemotongan Citra RoI lobus..... | 29 |
| Gambar 4.2 | Citra RoI lobus (36x36 piksel) | 29 |
| Gambar 4.3 | Citra RoI Lobus setelah dilakukan <i>grayscale</i> | 30 |
| Gambar 4.4 | Matriks <i>Run-Length</i> | 31 |
| Gambar 4.5 | Hasil Evaluasi <i>Confusion Matrix</i> pada Data Testing | 38 |
| Gambar 4.6 | <i>True Positive Rates & False Negative Rates</i> | 39 |
| Gambar 4.7 | <i>Positive Predictive Values & False Discovery Rates</i> | 39 |

DAFTAR TABEL

| | | |
|-----------|--|----|
| Tabel 3.1 | Fitur GLRLM yang dihasilkan..... | 25 |
| Tabel 3.2 | Tabel Uji Coba GLRLM-SVM | 26 |
| Tabel 3.3 | Tabel <i>Confusion Matrix</i> | 26 |
| Tabel 4.1 | Nilai rata-rata fitur GLRLM pada data <i>training</i> | 33 |
| Tabel 4.2 | Nilai rata-rata fitur GLRLM pada data <i>testing</i> | 33 |
| Tabel 4.3 | Range Nilai Fitur GLRLM kelas normal | 34 |
| Tabel 4.4 | Range Nilai Fitur GLRLM kelas jinak..... | 34 |
| Tabel 4.5 | Range Nilai Fitur GLRLM kelas ganas..... | 35 |
| Tabel 4.6 | Range Nilai Fitur..... | 36 |
| Tabel 4.7 | Hasil <i>Confusion Matrix</i> yang diperoleh dari proses klasifikasi | 38 |

DAFTAR LAMPIRAN

| | |
|--|----|
| Lampiran 1 Data Hasil Penelitian | 53 |
| Lampiran 2 Komputasi Pemrograman | 63 |
| Lampiran 3 Tampilan Hasil Komputasi..... | 69 |

ABSTRAK

Katarina, Amanda Rosyta Dyah Ayu. 2024. **Analisis Tekstur Citra Payudara Dengan Metode GLRLM (Gray Level Run Length Matrix) Dan SVM (Support Vector Machine)**. Skripsi. Jurusan Fisika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. H. Agus Mulyono, S.Pd., M.Kes_(II) Dr. Erna Hastuti, M.Si

Kata Kunci: kanker payudara, ultrasonografi, tekstur, GLRLM, SVM

Menurut data Badan Kesehatan Dunia(WHO) tahun 2020, kasus baru kanker payudara di Indonesia mencapai 68.858 kasus (16,6%) dari total 396.914 kasus baru kanker. Deteksi dini kanker payudara dapat dilakukan dengan teknologi pencitraan medis yang saat ini sedang dikembangkan. Teknologi ini memungkinkan untuk membantu paramedis mendiagnosis kanker payudara. Terdapat berbagai metode pencitraan yang digunakan untuk kanker payudara, salah satunya adalah teknik ultrasound payudara, teknik ini merupakan teknik pencitraan medis berbasis non-invasif. Penelitian ini dilakukan untuk dapat diterapkan dalam bidang medis sebagai solusi alternatif bagi dokter, radiologis dan fisikawan medis dalam memberikan diagnosis dengan memberikan informasi yang bersifat subjektif. Proses analisis tekstur meliputi tiga tahapan utama yaitu *pre-processing*, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Metode GLRLM-SVM yang digunakan dalam mengklasifikasikan citra payudara didapatkan hasil sebaran validitas meliputi akurasi, presisi, *recall*, spesifisitas, dan *f1-score*, yang semuanya mencapai 100%.

ABSTRACT

Katarina, Amanda Rosyta Dyah Ayu. 2024. **Breast Image Texture Analysis Using the GLRLM (Gray Level Run Length Matrix) and SVM (Support Vector Machine) Methods.** Thesis. Physics Department, Faculty of Science and Technology, Maulana Malik Ibrahim State Islamic University, Malang.
Advisor: (I) Dr. H. Agus Mulyono, S.Pd., M.Kes_(II) Dr. Erna Hastuti, M.Si

Keywords: *breast cancer, ultrasonography, texture, GLRLM,SVM*

According to data from the World Health Organization (WHO) in 2020, new cases of breast cancer in Indonesia reached 68,858 cases (16.6%) out of a total of 396,914 new cases of cancer. Early detection of breast cancer can be done with medical imaging technology which is currently being developed. This technology makes it possible to help paramedics diagnose breast cancer. There are various imaging methods used for breast cancer, one of which is the breast ultrasound technique, this technique is a non-invasive based medical imaging technique. The research was conducted to be applied in the medical field as an alternative solution for doctors, radiologists and medical physicists in providing diagnoses by providing subjective information. The analysis process including texture includes three main stages, namely pre-processing, feature extraction, and classification. The GLRLM-SVM method used to classify breast images obtained validity distribution results including accuracy, precision, recall, specificity and f1-score, all of which reached 100%.

مستخلص البحث

كاتارينا، أماندا روزيتا دياه أيو. 2024. تحليل نسيج صورة الثدي باستخدام طريقة مصفوفة طول التشغيل المستوى الرمادي (GLRLM) و آلة المتجه الداعم (SVM). البحث الجامعي. قسم الفيزياء، كلية العلوم والتكنولوجيا بجامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج. المشرف الأول: د. الحاج أغوس مولونو، الماجستير. المشرف الثاني: د. إرنا هاستوتي، الماجستير.

الكلمات الرئيسية: سرطان الثدي، الأشعة فوق الصوتية، نسيج، SVM، GLRLM

وفقا لبيانات وكالة الصحة العالمية (WHO) لعام 2020، حالات جديدة من سرطان الثدي في إندونيسيا وصلت إلى 68,858 حالة (16.6%) من إجمالي 396,914 حالات جديدة من سرطان. يمكن أن يتم الكشف المبكر عن سرطان الثدي من خلال تقنية الصور الطبية التي يتم تطويرها حالياً. تتيح هذه التقنية مساعدة المسعفين على تشخيص سرطان الثدي. هناك مجموعة متنوعة من أساليب التصوير المستخدمة لسرطان الثدي، واحدة منها هي تقنية الأشعة فوق الصوتية للثدي. هذه التقنية هي تقنية تصوير طبي غير غازية. تم إجراء هذا البحث ليتم تطبيقه في المجال الطبي كحل بديل للأطباء، وأخصائي الأشعة وعلماء الطب الحيوي في تقديم التشخيص عن طريق توفير معلومات غير موضوعية. تشمل عملية تحليل النسيج ثلاث مراحل رئيسية: المعالجة المسبقة، واستخراج السمات، والتصنيف. طريقة GLRLM-SVM التي تم استخدامها في تصنيف صور الأشعة فوق الصوتية للثدي أظهرت نتائج إنتشار الصحة والتي تشمل الدقة والثبات والاسترجاع والتخصص وقيمة $f1$ ، وكلها وصلت إلى 100% .

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kanker adalah salah satu penyakit mematikan yang saat ini dihadapi umat manusia (Novar Setiawan & Suwija Putra, 2018). Kanker adalah penyakit yang ditandai dengan adanya pertumbuhan sel jaringan yang tidak terkendali pada bagian tubuh tertentu (Fajrin et al., 2015). Kanker payudara adalah kanker yang paling sering menyerang wanita di seluruh dunia. Kanker payudara merupakan penyebab kematian nomor dua pada wanita setelah kanker serviks. Menurut data Badan Kesehatan Dunia(WHO) tahun 2020, kasus baru kanker payudara di Indonesia mencapai 68.858 kasus (16,6%) dari total 396.914 kasus baru kanker. Jumlah penderita kanker cukup tinggi sehingga upaya pengobatan kanker dalam bidang medis perlu mendapat perhatian (Maulida et al., 2022).

Salah satu metode yang sering digunakan untuk mendeteksi dan mengidentifikasi kanker payudara adalah melalui pemeriksaan ultrasonografi berbasis gelombang suara berfrekuensi tinggi. Metode ini digunakan sebagai skrining untuk mencari perubahan pada payudara. Apabila dokter mencurigai adanya perubahan pada bentuk tekstur payudara, pasien harus melakukan pemeriksaan analisis citra payudara. Analisis citra payudara digital masih dilakukan secara manual oleh dokter atau ahli radiologi (Listia et al., 2014).

Pembacaan gambar USG sangat bergantung pada operator, sehingga pembacaan gambar USG bersifat subjektif. Berdasarkan hal itu, untuk mengatasi keterbatasan tersebut diperlukan *Computer-Aided Diagnosis* (CAD). CAD adalah sistem yang menyediakan informasi objektif, menggabungkan elemen kecerdasan

buatan dan visi komputer dengan teknologi pemrosesan dan analisis gambar. Penggunaan CAD tidak menggantikan diagnosis dokter atau ahli radiologi tetapi merupakan opini kedua yang membantu ahli radiologi meningkatkan akurasi diagnostik. Data mining dapat digunakan untuk mendeteksi penyakit kanker dengan menggunakan teknik klasifikasi, kemudian hasil klasifikasi digunakan untuk membantu dokter mendiagnosa penyakit tersebut (Tata et al., 2019).

Penggunaan teknologi ini bisa diinterpretasikan sebagai bentuk ikhtiar manusia dalam memahami dan mengatasi berbagai masalah kesehatan yang dihadapi. Sebagaimana firman Allah SWT dalam QS. Al-Alaq (96:1-3):

إِقْرَأْ بِاسْمِ رَبِّكَ الَّذِي خَلَقَ ۚ خَلَقَ الْإِنْسَانَ مِنْ عَلَقٍ ۚ اقْرَأْ وَرَبُّكَ الْأَكْرَمُ

Artinya: "Bacalah dengan (menyebut) nama Tuhanmu yang menciptakan, Dia telah menciptakan manusia dari segumpal darah, Bacalah! Tuhanmulah Yang Maha Mulia,"

Berdasarkan Tafsir Kementerian Agama RI, Allah memerintahkan manusia membaca (mempelajari, meneliti, dan sebagainya) apa saja yang telah Dia ciptakan, baik ayat-ayat-Nya yang tersurat (qauliyah), yaitu Al-Qur'an, dan ayat-ayat-Nya yang tersirat dalam kejadian alam semesta (kauniyah) (Al-Quran Kementerian Agama RI, 2020).

Melalui ayat tersebut, umat islam didorong untuk mempelajari ilmu pengetahuan melalui pemanfaatan teknologi. Dalam penerapannya penulis akan mengaplikasikan pengetahuan yang dimiliki dengan mengembangkan suatu sistem prediksi berbasis *Computer-Aided Diagnosis* (CAD) untuk menganalisis penyakit kanker. Tujuan dari penelitian ini diharapkan dapat dijadikan sebagai bahan pertimbangan bagi dokter, radiologis dan fisikawan medis dalam memberikan diagnosis serta informasi yang bersifat objektif. Dengan demikian, diharapkan

dapat mengurangi risiko kematian akibat kanker payudara dan meningkatkan tingkat kesembuhan pasien.

Berdasarkan penelitian sebelumnya membandingkan metode ekstraksi fitur GLCM dan GLRLM. Dalam penelitian ini langkah-langkah yang dilakukan meliputi *pre-processing* yaitu *resizing* dengan mengubah ukuran citra menjadi 256x256 piksel, proses ini dilakukan untuk mengambil objek yang akan diteliti. Setelah *preprocessing*, kemudian sistem akan melakukan ekstraksi fitur tekstur citra. Hasilnya didapatkan bahwa matriks fitur GLCM dan GLRLM membantu sistem pengklasifikasian mendapat hasil terbaik dengan akurasi 75% dan 79,5%. Hal ini membuktikan bahwa GLRLM memiliki akurasi lebih baik (4,5%) dibandingkan GLCM (Sari et al., 2021).

Pada penelitian ini dilakukan analisa tekstur jaringan payudara menggunakan fitur-fitur *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM). Ekstraksi fitur GLRLM merupakan metode ekstraksi fitur orde tinggi dengan menggunakan matriks *run-length* (Sari et al., 2021). Matriks *run-length* didapat dari perhitungan matriks citra awal dengan melihat derajat keabuan pada setiap pikselnya berdasarkan sudut orientasi 0°, 45°, 90°, dan 135°. Terdapat 7 fitur yang digunakan dalam ekstraksi fitur GLRLM ini, 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).

Citra payudara akan diklasifikasikan dan diesktraksi ciri dari citra uji, kemudian dibandingkan dengan ciri yang berada pada basis data. Proses klasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Metode klasifikasi SVM

digunakan untuk menentukan kelas dari citra payudara yang baru. *Support Vector Machine* menurut Gorunescu dalam (Harafani & Maulana, 2019) secara konseptual adalah mesin linear yang dilengkapi dengan fitur spesial dan didasarkan pada metode minimalisasi resiko struktural, serta teori pembelajaran statistik. SVM telah banyak diteliti dalam komunitas data mining dan pembelajaran mesin (*machine learning*) selama sepuluh tahun terakhir (Harafani, 2019).

Support Vector Machine (SVM) adalah kelas algoritma pembelajaran mesin yang dapat melakukan pengenalan pola dan regresi berdasarkan teori pembelajaran statistik. Prinsip kerja dari SVM adalah untuk mencari hyperplane yang memisahkan satu set contoh positif dari satu set contoh negatif dengan margin maksimum. Metode SVM ini telah banyak digunakan dalam diagnosis penyakit dengan akurasi yang tinggi (Tiara Amanda, 2021)

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas, maka dapat dituliskan rumusan masalah sebagai berikut :

1. Bagaimana fitur GLRLM-SVM dalam mengklasifikasikan citra payudara?
2. Bagaimana tingkat akurasi; presisi; sensitivitas; spesifisitas; dan *F1-Score* yang dihasilkan sistem metode GLRLM-SVM dalam mendeteksi kanker payudara?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah :

1. Untuk mengetahui fitur GLRLM-SVM dalam mengklasifikasikan citra payudara.

2. Untuk mengetahui tingkat akurasi; presisi; sensitivitas; spesifisitas; dan F1-*score* yang dihasilkan sistem metode GLRLM-SVM dalam mendeteksi kanker payudara.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini adalah :

1. Manfaat Teoritis

Dapat menambah wawasan mengenai pengolahan citra digital di bidang ekstraksi fitur tekstur (GLRLM) dan *machine learning* (SVM) untuk deteksi penyakit kanker payudara serta mengklasifikasikan jenis citra payudara.

2. Manfaat Praktis

Dapat diterapkan dalam bidang medis sebagai solusi alternatif bagi dokter, radiologis dan fisikawan medis dalam memberikan diagnosis dengan memberikan informasi yang bersifat objektif.

1.5 Batasan Penelitian

1. *Software* yang digunakan adalah Matlab dengan versi R2021a.
2. Dataset yang digunakan dari *Breast Ultrasound Images* (BUSI).
3. Citra ultrasound payudara berekstensi .png
4. Hasil klasifikasi berupa normal, jinak, dan ganas.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

1.1 Kanker

Kanker adalah sekelompok penyakit yang disebabkan oleh suatu sel tunggal yang tumbuh secara tidak normal dan tidak terkendali sehingga dapat menjadi tumor ganas yang dapat merusak sel atau jaringan sehat. Kanker dapat muncul dimana saja, dari jaringan berbeda dan di organ berbeda. Ketika berkembang biak, sel-sel kanker membentuk massa jaringan ganas yang menyerang jaringan di dekatnya (secara invasif) dan dapat menyebar (bermetastasis) ke seluruh tubuh (Sciences, 2016). Akibat yang ditimbulkan dari pembelahan sel ini adalah dapat menyerang jaringan biologis di dekatnya, dan dapat bermigrasi ke jaringan tubuh melalui sirkulasi darah (Farizul Ma'arif & Arifin, 2017). Penyebaran sel kanker selain melalui darah juga dapat melalui jaringan saraf dan jaringan ikat. Organ yang mengalami penyebaran ini akan mengalami pertumbuhan organ yang lambat (Zein, 2021).

1.2 Kanker Payudara

Kanker payudara adalah kanker yang paling sering didiagnosis pada wanita di seluruh dunia. Kanker payudara menempati penyebab kematian urutan kedua di kalangan wanita (Maulida et al., 2022). Kanker payudara merupakan jenis tumor ganas yang menyerang jaringan payudara. Tanda-tanda kanker payudara antara lain payudara terasa nyeri, pembengkakan pada payudara semakin bertambah, kulit payudara berkerut seperti kulit jeruk, terkadang juga keluar cairan atau darah dari puting. Selain itu, kanker payudara merupakan jenis kanker yang lebih banyak menimbulkan jaringan parut

dibandingkan jenis kanker lainnya. Biasanya luka pada kanker ini berkembang pada stadium lanjut yang menimbulkan rasa tidak nyaman pada penderitanya, sehingga mempertimbangkan untuk mendapatkan pertolongan medis (Utami & Mustikasari, 2017).

Gerakan pencegahan dan deteksi dini penyakit kanker pada wanita di Indonesia meliputi kegiatan promosi kesehatan, pencegahan, deteksi dini dan tindak lanjut. Hal ini bertujuan untuk meningkatkan kesadaran masyarakat, mengurangi angka kesakitan dan kematian akibat kanker (Prihati et al., 2021). Deteksi dini kanker payudara dapat dilakukan dengan teknologi pencitraan medis yang saat ini sedang dikembangkan. Teknologi ini memungkinkan untuk membantu paramedis mendiagnosis kanker payudara.

Citra medis ini dapat dibuat dengan berbagai peralatan yang digunakan dalam bidang medis, seperti Ultrasonografi (USG), MRI, CT Scan/CATScan, dan mamografi diagnostik (Junita, 2017). Ultrasonografi merupakan pemeriksaan teknik non-invasif dan non-iradiasi menggunakan gelombang suara yang menghasilkan gambar payudara berdasarkan perubahan bentuknya. Untuk membuat gambar, transduser mengirimkan gelombang suara berfrekuensi tinggi (>20 kHz) dan mengukur gelombang suara yang dipantulkan (Basurto-Hurtado et al., 2022).

Adapun jenis frekuensi gelombang ultrasonik yang dapat merusak jaringan tubuh manusia yaitu ultrasonik dengan frekuensi lebih dari 40 KHz. Jaringan abnormal seperti tumor, kanker, dan batu ginjal yang dapat membahayakan tubuh manusia dapat dihancurkan menggunakan alat yang memanfaatkan gelombang ultrasonik. Jenis gelombang ultrasonik untuk

menghilangkan atau menghancurkan tumor dan kanker disebut HIFU (*High Intensity Focused Ultrasound*). Sementara gelombang ultrasonik yang digunakan untuk membantu menghancurkan batu ginjal disebut ESWL (*Extracorporeal Shock Wave Lithotripsy*). Gelombang suara jenis ini telah diisyaratkan dalam ayat Al-Qur'an. Firman Allah SWT dalam surah Al-Hijr ayat 73:

فَأَخَذْتَهُمُ الصَّيْحَةَ مُشْرِقِينَ ۚ

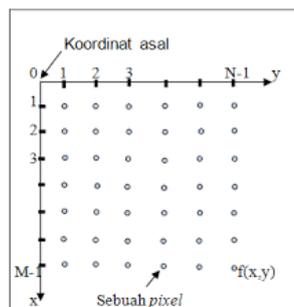
Artinya: "Maka, mereka dibinasakan oleh suara keras yang menggunturketika matahari terbit."

Menurut tafsir Al-Wajiz, Al-Qur'an menggambarkan bunyi suara keras dengan kata *shoifah*. Ayat tersebut menunjukkan bahwa gelombang suara atau bunyi dapat digunakan untuk merusak sel atau jaringan yang tidak diinginkan, termasuk penggunaan gelombang ultrasonik frekuensi tinggi.

Gelombang ultrasonik merupakan salah satu sumber radiasi yang aman untuk keperluan medis. Gelombang ini bersifat non invasif yang dapat digunakan untuk diagnosis dengan mengambil gambar bagian dalam tubuh manusia, sehingga tidak perlu pembedahan karena penggunaannya di luar tubuh. Keterampilan dan pengalaman ahli radiologi dalam hal ini sangat dibutuhkan. Oleh karena itu, diperlukan teknik pengolahan citra payudara digital untuk membantu ahli radiologi mendeteksi dan mendiagnosis kanker payudara (Novar Setiawan & Suwija Putra, 2018).

1.3 Citra Digital

Citra digital merupakan citra atau gambar yang ditangkap melalui perangkat digital yang menghasilkan sebuah elemen gambar atau piksel. Piksel adalah representasi satuan terkecil dari gambar grafis yang mewakili kecerahan dari sebuah warna pada titik tertentu. Citra digital dipresentasikan sebagai matriks berukuran $N \times M$ dimana N = baris dan M = kolom. Beberapa elemen yang penting dalam citra digital yaitu, kecerahan (*brightness*), kontras (*contrast*), kontur (*contour*), warna (*colour*), bentuk (*shape*), dan tekstur (*texture*) (Rohpandi et al., 2015).

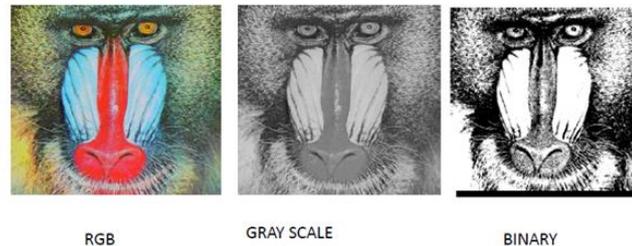


Gambar 2.1 Koordinat citra digital
(Sumber : Rindengan & Mananohas, 2017)

Citra digital secara matematis dapat ditulis dalam bentuk matriks sebagai berikut (Rindengan & Mananohas, 2017) :

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0, M-1) \\ f(1,0) & \dots & \dots & f(1, M-1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1, M-1) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

Berdasarkan jenis warnanya, citra dapat dikelompokkan menjadi tiga jenis yaitu citra RGB, citra grayscale, dan citra biner.



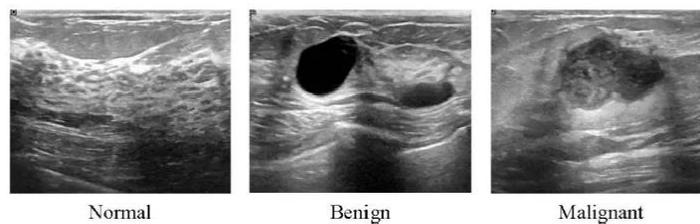
Gambar 2.2 Jenis citra digital
(Sumber: (Hyperastuty, 2017))

a.) Citra RGB

Citra RGB merupakan citra berwarna yang menyajikan tiga kanal warna yaitu kanal merah, kanal hijau, dan kanal biru. Pada citra RGB 24-bit, setiap komponen warna memiliki nilai intensitas piksel dengan kedalaman bit sebesar 8-bit yang nilainya berkisar antara 0 sampai dengan 255. Setiap piksel pada citra RGB kemungkinan warna yang bisa disajikan mencapai $256 \times 256 \times 256 = 16.777.216$ warna.

b.) Citra *Grayscale*

Citra *grayscale* merupakan citra yang hanya memiliki satu kanal warna. Pada citra grayscale 8-bit, setiap piksel memiliki nilai intensitas warna yang memiliki variasi sebanyak 256 derajat warna. Pada jenis citra ini, warna dinyatakan dengan intensitas yang berkisar antara 0 sampai dengan 255. Nilai 0 menyatakan hitam dan nilai 255 menyatakan putih.



Gambar 2.3 Citra *grayscale* USG payudara
(Sumber: Al-Dhabyani et al., 2020)

c.) Citra Biner

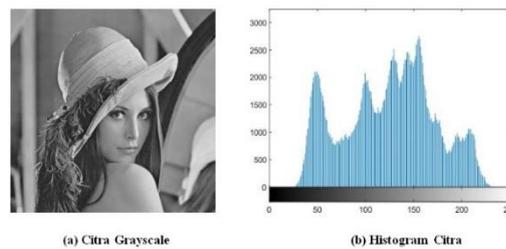
Citra biner adalah citra dengan setiap piksel hanya dinyatakan dengan sebuah nilai dari dua buah kemungkinan (yaitu nilai 0 dan 1). Citra biner memiliki kedalaman bit sebesar 1-bit. Nilai intensitas warna pada setiap piksel citra biner dibagi menjadi 2, yaitu nilai 0 menyatakan warna hitam dan nilai 1 menyatakan warna putih.

1.4 Ekstraksi Ciri Fitur

Tekstur merupakan keteraturan pola-pola tertentu yang terbentuk dari susunan *pixel* citra digital. Tekstur dapat dianggap sebagai pengelompokan kesamaan didalam suatu citra (Permadi & Murinto, 2015). Ekstraksi fitur tekstur merupakan suatu pengambilan ciri dari citra digital yang nantinya nilai yang didapatkan akan dianalisis untuk proses selanjutnya. Ciri tersebut dapat digunakan sebagai parameter untuk membedakan antara objek yang satu dengan yang lainnya. Suatu proses klasifikasi citra berbasis analisis tekstur pada umumnya membutuhkan tahapan ekstraksi ciri, yang dapat terbagi dalam tiga macam metode yaitu metode statistik, metode spektral dan metode struktural (Permadi & Murinto, 2015).

1.4.1 Ekstraksi Ciri Statistik

Ekstraksi ciri merupakan metode pengambilan ciri yang didasarkan pada karakteristik histogram citra. Histogram menunjukkan probabilitas kemunculan nilai derajat keabuan piksel pada suatu citra. Pola tekstur citra histogram terdapat pada gambar 2.4



Gambar 2.4 Histogram pada citra
(Sumber : Fatimatuzzahro & Yuliantari, 2021)

Metode statistik menggunakan perhitungan statistik distribusi derajat keabuan (histogram) dengan mengukur tingkat kekontrasan, granularitas, dan kekasaran suatu daerah dari hubungan ketetanggaan antar piksel di dalam citra (Prayoga et al., 2018).

1.4.2 *Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)*

Gray Level Run Length Matrix (GLRLM) merupakan metode untuk mendapatkan fitur statistik orde tinggi yang biasanya digunakan sebagai masukan dari sistem klasifikasi. GLRLM dipublikasikan pada tahun 1975 oleh Galloway. *Gray Level* adalah sebuah nilai aras intensitas citra yang sama secara berturut-turut baik secara vertikal, diagonal maupun horizontal. *Run Length* merupakan jumlah pixel berdekatan yang mempunyai intensitas abu-abu yang sama pada arah tertentu. Pada fitur GLRLM dibentuk dari orientasi empat arah, yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° .

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Galloway (1975), terdapat beberapa jenis ciri tekstural yang dapat diekstraksi dari matriks *run-length*. Berikut variabel-variabel yang terdapat pada ekstraksi citra dengan menggunakan metode statistikal *Grey Level Run Length Matrix* (Ilmiah et al., n.d.):

- i = nilai derajat keabuan
- j = piksel yang berurutan (*run*)
- M = Jumlah derajat keabuan pada sebuah gambar
- N = Jumlah piksel berurutan pada sebuah gambar
- r(j) = Jumlah piksel berurutan berdasarkan banyaknya urutan (*run length*)
- g(i) = Jumlah piksel berurutan berdasarkan nilai derajat keabuannya
- s = Jumlah total nilai *run* yang dihasilkan pada arah tertentu
- p(i,j) = himpunan matrik i dan j
- n = jumlah baris × jumlah kolom

Dimana varibel-variabel tersebut akan digunakan untuk mencari nilai dari fitur-fitur tekstur pada GLRLM sebagai berikut (Ilmiah et al., n.d.) :

1. Short Run Emphasis (SRE)

SRE mengukur distribusi *short run* dan bergantung dari banyaknya *short run*. SRE bernilai kecil pada tekstur halus dan bernilai besar pada tekstur kasar (Purnama Yanti & Andika, 2020). SRE ditunjukkan oleh persamaan berikut:

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

2. Long Run Emphasis (LRE)

LRE mengukur distribusi *long run* dan bergantung pada banyaknya *long run* (Purnama Yanti & Andika, 2020). LRE bernilai besar pada

tekstur halus dan bernilai kecil pada tekstur kasar. LRE disajikan pada persamaan berikut:

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

3. *Gray Level Non-Uniformity (GLN)*

GLN mengukur persamaan nilai derajat keabuan diseluruh citra dan bernilai kecil jika nilai derajat keabuan serupa di seluruh citra (Purnama Yanti & Andika, 2020). GLN ditunjukkan pada persamaan berikut:

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

4. *Run Length Non-Uniformity (RLN)*

RLN mengukur persamaan panjangnya *run* di seluruh citra dan bernilai kecil jika panjang *run*-nya serupa di seluruh citra (Purnama Yanti & Andika, 2020). Berikut persamaan yang digunakan untuk menghitung nilai RLN:

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

5. *Low Gray-Level Run Emphasis (LGRE)*

Nilai yang dihasilkan fitur LGRE ini bergantung pada distribusi dari derajat keabu-abuan suatu citra yang rendah, di mana hasil akan bernilai semakin besar jika semakin rendah nilai dari derajat keabu-abuan suatu citra. Nilai LGRE dapat dihitung menggunakan persamaan berikut:

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

6. *High Gray-Level Run Emphasis (HGRE)*

Nilai yang dihasilkan fitur HGRE ini bergantung pada distribusi dari derajat keabu-abuan suatu citra yang tinggi, di mana hasil akan bernilai

semakin besar jika semakin tinggi nilai dari derajat keabu-abuan suatu citra. Berikut persamaan yang digunakan untuk mengetahui nilai HGRE:

$$HGRE = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N p(i, j) i^2 \quad (2.7)$$

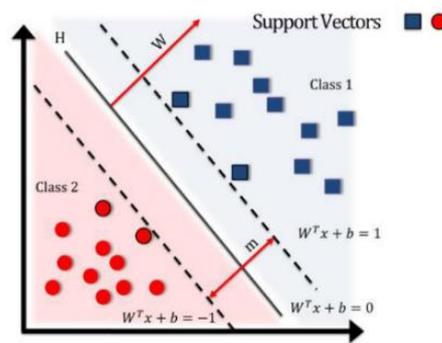
7. Run Percentage (RP)

RP mengukur keserbasamaan dan distribusi *run* dari sebuah citra pada arah tertentu. RP bernilai paling besar jika panjang *run*-nya 1 untuk semua derajat keabuan pada arah tertentu (Purnama Yanti & Andika, 2020). Nilai RP ditunjukkan dalam persamaan berikut:

$$RP = \frac{s}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N p(i, j) j} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N p(i, j) \quad (2.8)$$

1.5 Support Vector Machine (SVM)

SVM atau *Support Vector Machine* merupakan algoritma yang dikemukakan oleh Vapnik pada tahun 1995 (Prihandoko, 2018). SVM merupakan metode pembelajaran *machine learning* yang menggunakan algoritma klasifikasi untuk menyelesaikan masalah klasifikasi dua kelas. SVM digunakan untuk mencari hyperplane terbaik dengan memaksimalkan jarak antar kelas. *Hyperplane* adalah sebuah fungsi yang dapat digunakan untuk pemisah antar kelas. Metode ini berakar pada teori pembelajaran statistika (Farizul Ma'arif & Arifin, 2017). Dalam klasifikasi dua kelas, *hyperplane* merupakan garis pemisah antara kelas +1 dan -1 dapat dilihat pada Gambar 2.4



Gambar 2.5 Klasifikasi SVM dua kelas
(Sumber : Qasthari, 2017)

SVM menggunakan model linier sebagai *decision boundary* dalam bentuk sebagai berikut:

$$y(x) = wt\phi(x) + b \quad (2.9)$$

Dimana x adalah vektor input, w adalah parameter bobot, $\phi(x)$ adalah fungsi basis, dan b adalah suatu bias. Sehingga, sebuah *hyperplane* yaitu $y(x)$ dengan memaksimalkan margin didapatkan fungsinya (Qasthari, 2017).

Multiclass SVM merupakan hasil modifikasi dari metode SVM dasar yang dibuat untuk menyelesaikan permasalahan *multiclass classification* dengan memecah masalah *multiclass classification* menjadi beberapa masalah klasifikasi biner. *Multiclass* SVM ini mendukung klasifikasi biner dan memisahkan titik data menjadi dua kelas. Dalam tipe yang paling sederhana, SVM diterapkan pada klasifikasi biner, membagi titik data menjadi 1 atau 0.

Misalnya terdapat kelas A,B,dan C, dan akan dibangun tiga model SVM biner :

1. Model SVM A-vs-BC: Memisahkan kelas A dari kelas B dan C.
2. Model SVM B-vs-AC: Memisahkan kelas B dari kelas A dan C.
3. Model SVM C-vs-AB: Memisahkan kelas C dari kelas A dan B.

Setiap model dari SVM biner akan memiliki vektor penyeimbang (w) dan bias (b) yang spesifik untuk mengklasifikasikan satu kelas tertentu terhadap kelas-kelas lainnya. Ketika mengklasifikasikan data baru, maka akan dihitung fungsi keputusan dari ketiga model SVM biner dan dipilih kelas dengan nilai tertinggi sebagai kelas prediksi.

Berikut perhitungan nilai fungsi keputusan dan pemulihan kelas prediksi:

$$1. f_{A-vs-BC}(x) = W_{A-vs-BC} \cdot x + b_{A-vs-BC} \quad (2.10)$$

$$2. f_{B-vs-AC}(x) = W_{B-vs-AC} \cdot x + b_{B-vs-AC} \quad (2.11)$$

$$3. f_{C-vs-AB}(x) = W_{C-vs-AB} \cdot x + b_{C-vs-AB} \quad (2.12)$$

Setelah menghitung nilai fungsi keputusan dari semua mode SVM biner, kita memilih kelas dengan nilai tertinggi sebagai kelas prediksi untuk data tersebut:

$$\text{Prediksi} = \text{argmax} (f_{A-vs-BC}(x) f_{B-vs-AC}(x) f_{C-vs-AB}(x)) \quad (2.13)$$

2.6 Confusion matrix

Confusion matrix adalah suatu metode yang dapat di gunakan untuk evaluasi prediksi dan perhitungan akurasi pada konsep data mining. *Confusion matrix* digambarkan dengan tabel yang menyatakan klasifikasi dari jumlah data uji yang benar dan jumlah data uji yang salah (Isman et al., 2021). Evaluasi sistem ini dapat dilihat hasil perhitungan dari *confusion matrix* yang terdiri dari akurasi, presisi, sensitivitas, spesifisitas, dan F1-score.

1. Akurasi

Akurasi menggambarkan seberapa akurat model dapat mengklasifikasikan dengan benar. Akurasi merupakan rasio prediksi benar (positif dan negatif) dengan keseluruhan data.

Akurasi didapatkan melalui:

$$Akurasi = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} \quad (2.14)$$

2. Presisi(*Positive Predictive Value*)

Presisi menunjukkan tingkat keakuratan antara data yang diminta dengan hasil prediksi yang diberikan oleh model. Presisi merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif.

Presisi diberikan melalui persamaan:

$$Presisi = \frac{(TP)}{(TP+FP)} \quad (2.15)$$

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

Sensitivitas, recall, atau *True Positive Rate* menggambarkan keberhasilan model dalam menemukan kembali sebuah informasi. *Recall* merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar positif. *Recall* ditunjukkan melalui persamaan:

$$Recall = \frac{(TP)}{(TP+FN)} \quad (2.16)$$

3. Spesifisitas

Spesifitas merupakan kebenaran memprediksi negatif dibandingkan dengan keseluruhan data negatif. Spesifitas didapatkan melalui persamaan:

$$Spesifisitas = \frac{(TN)}{(TN+FP)} \quad (2.17)$$

4. F1-Score

F1-Score merupakan perbandingan rata-rata presisi dan *recall* yang dibobotkan dengan persamaan berikut:

$$F1-Score = \frac{2*(Recall*Precision)}{(Recall+Precision)} \quad (2.18)$$

Masing-masing dari kelima parameter *confusion matrix* tersebut kemudian diinterpretasikan hasilnya dan dianalisis sebaran validitasnya. Evaluasi ini didapatkan dari menghitung *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *True Negative* (TN), dan *False Negative* (FN).

Tabel *confusion matrix* dapat dilihat pada gambar 2.6 di bawah ini

| | | Predicted Class | |
|--------------|--------|---------------------|---------------------|
| | | Normal | Attack |
| Actual Class | Normal | True Negative (TN) | False Positive (FP) |
| | Attack | False Negative (FN) | True Positive (TP) |

Gambar 2.6 *Confusion matrix*
(Sumber :Isman et al., 2021)

Penjelasan dari Tabel 2.6 adalah sebagai berikut :

1. *True Positive* (TP) adalah jumlah data kelas positif yang terklasifikasi sebagai positif oleh sistem.
2. *False Positive* (FP) adalah jumlah data kelas negatif yang terklasifikasi sebagai positif oleh sistem.
3. *True Negative* (TN) adalah jumlah data kelas negatif yang terklasifikasi sebagai negatif oleh sistem.
4. *False Negative* (FN) adalah jumlah data kelas positif yang terklasifikasi sebagai negatif oleh sistem.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Jenis Penelitian

Penelitian deteksi kanker payudara melalui analisis tekstur citra payudara menggunakan metode ekstraksi fitur GLRLM (*Gray Level Run Length Matrix*) dan klasifikasi SVM (*Support Vector Machine*) 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 kanker payudara secara cepat dan akurat melalui citra payudara.

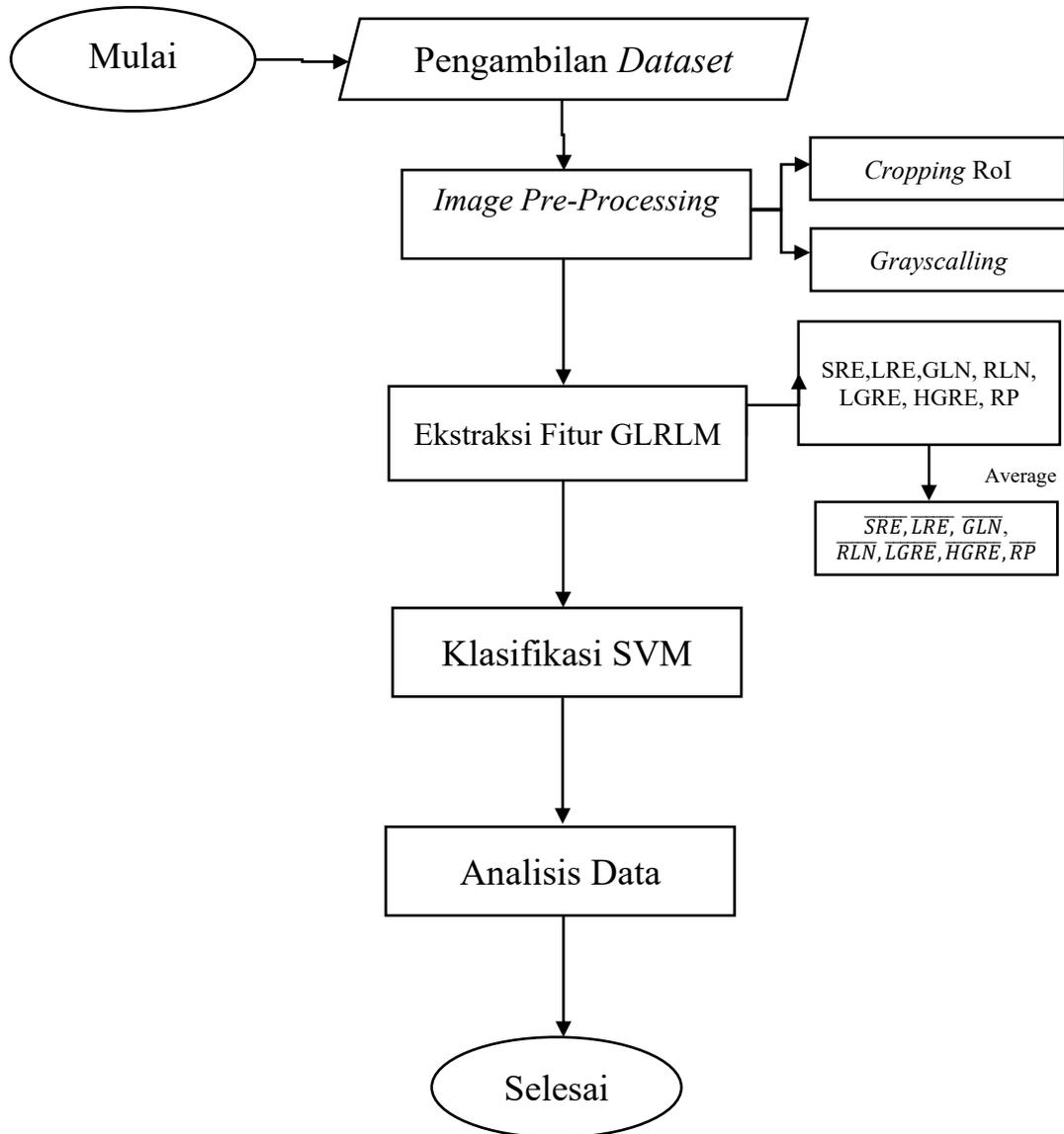
3.2 Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan di Laboratorium Biofisika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.

3.3 Alat dan Bahan Penelitian

Alat dan bahan yang digunakan pada penelitian ini adalah 195 sampel citra sekunder dari citra payudara normal (65 citra), jinak (65 citra) dan ganas (65 citra). Penelitian ini menggunakan aplikasi Matlab 2021a.

3.4 Rancangan Penelitian



3.5 Prosedur Penelitian

Prosedur penelitian dilakukan dengan tahapan-tahapan. Adapun tahapan-tahapan pada penelitian ini yaitu :

Citra payudara terlebih dahulu diekstraksi nilai fitur GLRLM-nya dan dirata-rata, kemudian diinputkan pada algoritma SVM. Terdapat beberapa alur prosedur dalam melakukan identifikasi kanker payudara terhadap citra payudara.

1. Pengambilan *Dataset*
2. Metode *Image Preprocessing*
3. Ekstraksi Fitur GLRLM
4. Metode Klasifikasi SVM
5. Perhitungan Analisis

3.5.1 Pengambilan *Dataset*

Langkah pertama yaitu mengumpulkan data citra payudara diperoleh dari dataset *Breast Ultrasound Images* (BUSI). BUSI adalah dataset yang berisi gambar usg payudara digital untuk deteksi kanker payudara. Data ini dikumpulkan pada tahun 2018 yang mencakup citra usg payudara pada wanita berusia antara 25 dan 75 tahun. Jumlah pasiennya sebanyak 600 pasien perempuan.

Dataset terdiri dari 780 gambar dengan rata-rata ukuran gambar 500×500 piksel. Gambar dalam format PNG. Gambar-gambar tersebut dikategorikan menjadi tiga kelas kanker, yaitu normal, jinak, dan ganas.

3.5.2 Image Pre-processing

Preprocessing dilakukan untuk mendapatkan kualitas citra yang seragam, baik pada data *training* maupun data *testing* sehingga memudahkan proses analisis. Tahap *preprocessing* ini diantaranya *cropping* citra pada ROI dan *grayscale*.

3.5.2.1 Cropping ROI (Region of Interest)

Langkah awal dalam pengolahan citra yaitu *cropping* ROI (*Region of Interest*) yang bertujuan menentukan lokasi kanker pada citra. Algoritma yang dibutuhkan dalam proses *cropping* citra payudara adalah sebagai berikut:

1. Menentukan area *cropping* citra.
2. Menentukan titik tengah nodul pada citra.
3. Menyesuaikan area dan posisi citra yang diinginkan.

3.5.2.2 Grayscale

Proses yang banyak dilakukan dalam *image processing* adalah mengubah citra berwarna menjadi citra *grayscale*. Hal ini dilakukan dengan menyederhanakan model citra berwarna (RGB) yang terdiri dari 3 layer matrik yaitu R-layer, G-layer dan B layer. Setiap proses perhitungan dilakukan menggunakan tiga layer. Artinya dilakukan tiga perhitungan yang sama pada ketiga layer tersebut. Untuk mendapatkan citra dalam bentuk *grayscale*, salah satu rumus yang dapat digunakan adalah sebagai berikut :

$$Gray(m, n) = \frac{0,299*f(Red)+0,587*f(Green)+0,114*f(Blue)}{3} \quad (3.1)$$

Rumus yang disajikan di atas merupakan salah satu rumus yang digunakan untuk mengubah citra berwarna menjadi *grayscale* (abu-abu).

Ketika mengkonversi nilai RGB ke citra abu-abu nilai intensitas dari RGB adalah 0-255 (Sistem et al., 2021).

3.5.3 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 (2.4) dan (2.4.2)) hingga terdeteksi nilai-nilai fitur GLRLM seperti SRE, LRE, GLN, RLN, LGRE, HGRE dan RP dengan menggunakan persamaan (2.2) sampai dengan persamaan (2.8). Setelah diketahui nilai tiap fitur GLRLM pada masing-masing sudut, nilai-nilai tersebut kemudian dirata-rata. Hasil dari rata-rata nilai fitur berupa file excel (.xls). Fitur GLRLM dijadikan inputan pada tahapan klasifikasi menggunakan algoritma SVM.

3.5.4 Algoritma Pengklasifikasi SVM

Langkah terakhir adalah proses klasifikasi data menggunakan *Support Vector Machine* (SVM). Proses pelatihan SVM merupakan upaya untuk menemukan *hyperplane* pembeda terbaik antara dua kelas. SVM menggunakan ruang hipotesis dalam bentuk fungsi linier dan dilatih dengan algoritma pembelajaran berdasarkan teori optimasi. Proses klasifikasinya dikelompokkan menjadi tiga kategori, yaitu normal, kanker jinak dan kanker ganas.

3.5.5 Perhitungan Validitas Data

Pada tahap analisis, teknik analisis yang dipakai dalam penelitian ini adalah *confusion matrix*. Teknik ini digunakan untuk mengetahui sebaran validitas sistem GLRLM-SVM dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan

citra payudara RoI lobus(normal; jinak; ganas) berdasarkan tingkat akurasi; presisi; sensitivitas/*recall*; spesifisitas; dan F1-Score serta keefektifan sistem GLRLM-SVM dalam mendeteksi kanker payudara.

3.6 Pengambilan dan Pengolahan Data

3.6.1 Tabel Data Fitur GLRLM

Tabel 3.1 Fitur GLRLM yang dihasilkan

| Citra ke- | Nilai rata-rata Fitur GLRLM | | | | | | |
|-----------|-----------------------------|-----|-----|-----|------|------|----|
| | SRE | LRE | GLN | RLN | LGRE | HGRE | RP |
| 1 | | | | | | | |
| 2 | | | | | | | |
| 3 | | | | | | | |
| 4 | | | | | | | |
| 5 | | | | | | | |
| 6 | | | | | | | |

$$\overline{SRE} = \frac{SRE_0 + SRE_{45} + SRE_{90} + SRE_{135}}{4} \quad (3.2)$$

$$\overline{LRE} = \frac{LRE_0 + LRE_{45} + LRE_{90} + LRE_{135}}{4} \quad (3.3)$$

$$\overline{GLN} = \frac{GLN_0 + GLN_{45} + GLN_{90} + GLN_{135}}{4} \quad (3.4)$$

$$\overline{LRN} = \frac{LRN_0 + LRN_{45} + LRN_{90} + LRN_{135}}{4} \quad (3.5)$$

$$\overline{LGRE} = \frac{LGRE_0 + LGRE_{45} + LGRE_{90} + LGRE_{135}}{4} \quad (3.6)$$

$$\overline{HGRE} = \frac{HGRE_0 + HGRE_{45} + HGRE_{90} + HGRE_{135}}{4} \quad (3.7)$$

$$\overline{RP} = \frac{RP_0 + RP_{45} + RP_{90} + RP_{135}}{4} \quad (3.8)$$

3.6.2 Tabel Data SVM

Tabel 3.2 Tabel Uji Coba GLRLM-SVM

| Sampel | Kelas Asli | Fitur GLRLM | | | | | | | Kelas Prediksi |
|--------|------------|-------------|-----|-----|-----|------|------|----|----------------|
| | | SRE | LRE | GLN | RLN | LGRE | HGRE | RP | |
| | | | | | | | | | |
| | | | | | | | | | |
| | | | | | | | | | |
| | | | | | | | | | |
| | | | | | | | | | |
| | | | | | | | | | |

3.7 Teknik Analisis Data

3.7.1 Perhitungan Sebaran Validitas Data

Tabel 3.3 Tabel *Confusion Matrix*

| <i>Confusion Matrix</i> | | | |
|-------------------------|--------|-------|-------|
| Kelas | Normal | Jinak | Ganas |
| Normal | | | |
| Jinak | | | |
| Ganas | | | |

3.7.2 Analisis Fitur GLRLM Berdasarkan Karakteristik Fisik Tekstur Jenis

Kanker

Setiap hasil nilai yang diperoleh dari ekstraksi fitur GLRLM, seperti *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), dianalisis untuk distribusi validitasnya. Nilai-nilai ini dikelompokkan ke dalam rentang-nilai tertentu dan atribut fisik tekstur yang

mewakili karakteristiknya, berdasarkan kategori jenis kanker masing-masing (normal, jinak, dan ganas).

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Data Hasil Penelitian

4.1.1 RoI (*Region of Interest*) Lobus

Lobus pada kelenjar susu adalah unit fungsional utama yang bertanggung jawab atas produksi dan pengeluaran susu pada payudara. Bagian yang sering terkena kanker payudara adalah area di sekitar kelenjar susu. Kanker payudara biasanya dimulai di saluran susu atau lobus (bagian penghasil susu), dan dapat menyebar ke jaringan di sekitarnya.

Pada penelitian ini, bagian citra yang dianalisis merupakan bagian lobus pada citra payudara. Setelah menentukan nodul pada bagian citra yang akan dianalisis, selanjutnya akan dilakukan tahap pra-pemrosesan yang bertujuan untuk meningkatkan kemampuan algoritma pemrosesan citra agar mendapatkan output yang lebih akurat.

4.1.2 Pre-Processing

Tahap pertama pada penelitian ini yaitu *pre-processing* data, dengan tujuan untuk meningkatkan kualitas citra sebelum dilakukan ekstraksi fitur. Pada penelitian ini *pre-processing* dilakukan dengan menggunakan *cropping RoI* dan teknik *grayscale*. Pemotongan citra RoI (*Cropping RoI*) bertujuan untuk menentukan lokasi nodul pada citra yang akan digunakan. Teknik *cropping* berukuran 36×36 piksel dengan koordinat X dan Y pusat sebagai titik tengah gambar. Perintah yang digunakan adalah `croppedImage = imcrop (inputImage, [x1, y1, width, height]);` dimana *cropped image* merupakan citra hasil *cropping* berupa RoI lobus, *imcrop* adalah fungsi dari matlab yang digunakan untuk

memotong Input Image (citra masukan), x dan y adalah titik koordinat awal *cropping* pada gambar Input Image, *width* adalah ukuran panjang dalam piksel citra yang dipotong (sumbu x) dan *height* adalah ukuran tinggi citra yang dipotong (sumbu y). Koordinat ditentukan secara otomatis dengan menetapkan titik tengah dari area yang akan dipotong. Mencari titik tengah dilakukan dengan mengurangkan setengah dari ukuran ($halfSize = 18$) dari koordinat pusat (x, y). Dengan cara ini, nilai $x1$ dan $y1$ dapat dihitung menggunakan rumus berikut: $x1 = x - halfSize$; $y1 = y - halfSize$. Hasil pemotongan disimpan untuk proses selanjutnya.



Gambar 4.1 Area pemotongan citra RoI lobus

Gambar 4.1 merepresentasikan area pemotongan pada nodul citra payudara dan citra hasil *cropping* ditampilkan pada Gambar 4.2



Gambar 4.2 Citra RoI lobus (36x36 piksel)

Teknik *grayscale* digunakan untuk mengkonversi citra input ke citra *grayscale* yang masih mengandung noise. Hasil yang didapatkan dari tahap *grayscale* dapat dilihat pada gambar 4.3



Gambar 4.3 Citra ROI lobus setelah dilakukan *grayscale*

Citra yang dihasilkan dari proses *grayscale* berupa ROI lobus 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 36×36 . Perintah yang digunakan untuk *grayscale* adalah `ROI_gray = im2gray(ROI)`; dimana `ROI_gray` merupakan citra hasil *grayscale* berupa ROI lobus yang telah dikonversi menjadi citra dengan 256 tingkat keabuan. Fungsi `im2gray` adalah fungsi untuk melakukan *grayscale* pada ROI tanpa mengubah pencahayaan atau kontras. Citra ROI lobus yang telah melalui proses *grayscale* beserta dengan histogramnya akan ditampilkan pada *user interface* matlab app yang telah dibuat, sedangkan nilai numerik dari intensitas tingkat keabuan pada setiap pikselnya akan ditampilkan pada jendela matlab.

4.1.3 Ekstraksi Fitur Tekstur

Setelah dilakukan tahap *pre-processing*, selanjutnya dilakukan proses ekstraksi fitur dari hasil citra ROI lobus. Fitur merupakan bagian-bagian spesifik berupa nilai numerik yang terkandung di dalam citra yang dapat digunakan untuk membandingkan karakteristik antara citra ROI lobus satu dengan yang lainnya. Di dalam penelitian ini, tekstur mengacu pada karakteristik yang mengandung nilai derajat kecerahan susunan piksel, ukuran relatif dari elemen-elemen tekstur, heterogenitas pola *grayscale*, kekasaran, kehalusan permukaan citra dimana

keseluruhan informasi tersebut akan digunakan untuk mengetahui fitur GLRLM-SVM dalam mengklasifikasikan citra payudara.

Metode *Gray Level Run Length* merupakan salah satu cara untuk mengekstraksi fitur statistik tingkat tinggi yang menggunakan konsep matrik berdasarkan *run-length*. *Run Length* merupakan jumlah pixel berdekatan yang mempunyai intensitas abu-abu yang sama pada arah tertentu. Pada fitur GLRLM dibentuk dari orientasi empat arah, 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, LRE, GLN, RLN, HRGE, LGRE, dan RP. Berikut merupakan langkah dilakukannya ekstraksi fitur GLRLM pada masing-masing citra RoI lobus.

1.1.3.1 Matriks *Run-Length*

Metode *run length* bekerja dengan menganalisis tekstur dan pola dalam citra berdasarkan distribusi piksel dan urutan piksel yang muncul dalam baris atau kolom citra. Gambar 4.4 berikut merupakan salah satu matrik citra RoI lobus yang telah mengalami proses *grayscale*:

$$I_{(36 \times 36)} = \begin{bmatrix} 6 & 7 & 8 & 7 & \dots & 7 & 6 & 4 & 3 \\ 3 & 3 & 3 & 2 & \dots & 11 & 10 & 9 & 8 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & \dots & 7 & 7 & 5 & 5 \\ 2 & 3 & 3 & 3 & \dots & 1 & 1 & 1 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 7 & 7 & 7 & 8 & \dots & 20 & 18 & 18 & 18 \\ 7 & 7 & 7 & 7 & \dots & 13 & 11 & 11 & 10 \\ 9 & 9 & 9 & 8 & \dots & 11 & 10 & 10 & 10 \\ 14 & 13 & 11 & 10 & \dots & 13 & 13 & 14 & 13 \end{bmatrix}$$

Gambar 4.4 Matriks *Run-Length*

Dari matriks tersebut, dapat dilihat keterkaitan spasial antar piksel asal (PoI) dan piksel tetangga terhadap sudut orientasinya (0° , 45° , 90° , dan 135°).

Misalkan sudut orientasinya 0° , maka yang dilihat adalah bilangan kembar dengan arah ke kanan. Setelah itu dilihat sesuai dengan jumlah bilangan tersebut, itulah yang dinamakan dengan *run-length*. *Run-length* tersebut menjadi kolom pada matriks dan piksel *gray level* menjadi baris pada matriks.

Sebagai contoh terdapat suatu piksel PoI pada baris ke-33 kolom ke-1 yang memiliki nilai *grayscale* yaitu 7. 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 7. 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° .

4.1.3.2 Hasil Fitur GLRLM

Setelah mendapatkan statistik matriks *run-length* dari citra RoI lobus, citra tersebut akan diolah menggunakan persamaan (2.2) hingga (2.8) untuk menghasilkan fitur GLRLM yang diinginkan.

Berikut data hasil rata-rata citra training dan data citra testing setelah dilakukan ekstraksi fitur GLRLM.

a.) *Citra Training*

Tabel 4.1 Nilai rata-rata fitur GLRLM pada data *training*

| Citra ke- | Nilai rata-rata fitur GLRLM | | | | | | |
|-----------|-----------------------------|--------|---------|----------|--------|---------|--------|
| | SRE | LRE | GLN | RLN | LGRE | HGRE | RP |
| 1 | 0.5908 | 7.9668 | 56.0944 | 152.8631 | 0.1623 | 69.0553 | 0.4788 |
| 2 | 0.6168 | 8.8083 | 64.086 | 160.6857 | 0.1848 | 49.8135 | 0.4781 |
| 3 | 0.6164 | 9.2574 | 73.7845 | 155.1143 | 0.1543 | 65.4913 | 0.4679 |
| 4 | 0.5997 | 9.5908 | 42.9164 | 140.5027 | 0.1887 | 70.9541 | 0.4554 |
| 5 | 0.6115 | 8.9294 | 58.6556 | 160.506 | 0.1655 | 64.7747 | 0.4788 |
| 6 | 0.6831 | 7.1554 | 70.6807 | 213.3361 | 0.1748 | 46.9472 | 0.5263 |
| 7 | 0.6584 | 7.6328 | 50.9064 | 189.5752 | 0.1752 | 63.42 | 0.5058 |
| 8 | 0.6649 | 7.1654 | 59.4589 | 201.3874 | 0.1883 | 53.698 | 0.5197 |
| 9 | 0.6644 | 6.9931 | 69.5676 | 206.096 | 0.136 | 76.8825 | 0.5248 |
| 10 | 0.6666 | 7.4898 | 52.5384 | 200.7798 | 0.1407 | 95.2249 | 0.5153 |
| 11 | 0.7621 | 5.3454 | 84.1011 | 319.3428 | 0.1227 | 94.6466 | 0.6023 |
| 12 | 0.7899 | 4.7831 | 70.4144 | 369.1919 | 0.219 | 45.8106 | 0.6337 |
| 13 | 0.7633 | 5.0573 | 71.7365 | 331.7597 | 0.1635 | 55.1965 | 0.6161 |
| 14 | 0.7744 | 4.689 | 64.9919 | 354.5738 | 0.1647 | 63.8504 | 0.6329 |
| 15 | 0.7757 | 5.2717 | 60.2211 | 338.7763 | 0.1994 | 58.5013 | 0.6125 |
| dst. | | | | | | | |

b.) *Citra Testing*

Tabel 4.2 Nilai rata-rata GLRLM pada data *testing*

| Citra ke- | Nilai rata-rata fitur GLRLM | | | | | | |
|-----------|-----------------------------|--------|---------|----------|--------|---------|--------|
| | SRE | LRE | GLN | RLN | LGRE | HGRE | RP |
| 1 | 0.6166 | 8.9428 | 73.0128 | 163.8387 | 0.1527 | 99.878 | 0.4774 |
| 2 | 0.627 | 9.2933 | 57.7767 | 154.775 | 0.191 | 53.7837 | 0.4664 |
| 3 | 0.6686 | 7.4271 | 86.5635 | 199.9553 | 0.1346 | 57.7265 | 0.5153 |
| 4 | 0.6986 | 7.0385 | 66.2783 | 225.9193 | 0.1379 | 76.1335 | 0.5336 |
| 5 | 0.7675 | 4.6115 | 68.2617 | 342.0336 | 0.132 | 80.6343 | 0.6256 |
| 6 | 0.8148 | 3.8288 | 87.2216 | 440.3236 | 0.1466 | 53.0246 | 0.687 |
| dst. | | | | | | | |

4.1.4 Analisis Klasifikasi SVM

Setelah mengolah semua citra dengan metode ekstraksi statistik *run-length* untuk mendapatkan nilai rata-rata fitur GLRLM dari arah 45°, 90°, dan 135° data tersebut kemudian dijadikan inputan pada algoritma SVM. Data training terdiri dari 150 citra yang terbagi menjadi 50 citra normal, 50 citra kanker jinak, dan 50 citra kanker ganas. Sementara itu, data testing terdiri dari 45 citra yang terdiri dari 15 citra normal, 15 citra kanker jinak, dan 15 citra kanker ganas. Di bawah ini adalah tabel ringkasan dari ekstraksi fitur GLRLM yang telah dikelompokkan berdasarkan kategori kelas kanker:

Tabel 4.3 Range Nilai Fitur GLRLM kelas normal

| Fitur | Parameter | Range |
|-------|------------------------|-------------------|
| SRE | <i>Short Run</i> | 0.5994 - 0.6499 |
| LRE | <i>Long Run</i> | 7.9668 - 9.9025 |
| GLN | <i>Gray Level</i> | 42.9164 - 81.0896 |
| RLN | <i>Run Length</i> | 139.624 - 177.991 |
| LGRE | <i>Low Gray Level</i> | 0.1259 - 0.1915 |
| HGRE | <i>High Gray Level</i> | 42.1142 - 145.229 |
| RP | <i>Run</i> | 0.4554 - 0.5 |

Tabel 4.4 Range Nilai Fitur GLRLM kelas jinak

| Fitur | Parameter | Range |
|-------|------------------------|-------------------|
| SRE | <i>Short Run</i> | 0.6502 - 0.6995 |
| LRE | <i>Long Run</i> | 6.5794 - 8.0839 |
| GLN | <i>Gray Level</i> | 46.1104 - 90.1195 |
| RLN | <i>Run Length</i> | 181.188 - 232.216 |
| LGRE | <i>Low Gray Level</i> | 0.123 - 0.1883 |
| HGRE | <i>High Gray Level</i> | 38.1622 - 110.51 |
| RP | <i>Run</i> | 0.4971 - 0.5416 |

Tabel 4.5 Range Nilai Fitur GLRLM kelas ganas

| Fitur | Parameter | Range |
|-------|------------------------|-------------------|
| SRE | <i>Short Run</i> | 0.7214 - 0.8244 |
| LRE | <i>Long Run</i> | 3.8143 - 5.4345 |
| GLN | <i>Gray Level</i> | 57.2937 - 94.6456 |
| RLN | <i>Run Length</i> | 281.463 - 442.081 |
| LGRE | <i>Low Gray Level</i> | 0.1154 - 0.2425 |
| HGRE | <i>High Gray Level</i> | 33.848 - 94.6466 |
| RP | <i>Run</i> | 0.5891 - 0.687 |

Untuk mempelajari pola klasifikasi kanker payudara dan melakukan pengenalan data baru dengan algoritma *Super Vector Machine*, langkah pertama dalam algoritma ini adalah menentukan titik yang paling dekat dengan garis dari kedua kelas (*support vector*). Setelah itu ditentukan, maka akan dihitung jarak antara garis dan *support vector*, yang disebut sebagai margin. Fungsi *yfit* pada algoritma SVM digunakan untuk mengklasifikasi mesin vektor. Adapun tujuan algoritma ini adalah untuk memaksimalkan margin semaksimal mungkin, sehingga mendapatkan *hyperplane* yang optimal.

Tahap awal dalam pengklasifikasian SVM yaitu dengan memasukkan data training dalam bentuk dataset. Dataset ini terdiri dari citra yang telah dikategorikan sesuai kelasnya atau diberi *score data* (kelas normal=1, kelas jinak=2, dan kelas ganas=3), yang tersimpan dalam file excel kedalam matlab *classifier* SVM. Tahap selanjutnya, data seluruh fitur GLRLM diplot dan dilakukan pembelajaran algoritma SVM. Setelah didapat akurasi training sebesar 100%, model SVM diekspor kedalam *workspace* dan disimpan dalam format *.mat*. Model ini digunakan untuk mengenali data baru yang dimasukkan.

4.1.5 Karakteristik Fisik Tekstur Jenis Kanker

Karakteristik citra payudara dapat diketahui berdasarkan ciri tekstur nilai ambang batas untuk memisahkan karakteristik tekstur yang berbeda.

Tabel 4.6 Range Nilai Fitur

| Fitur | Parameter | Range | Mid Point | \geq Mid Point | $<$ Mid Point |
|-------|------------------------|-------------------|-----------|------------------|---------------|
| SRE | <i>Short Run</i> | 0.5898 - 0.8244 | 0.673 | Halus | Kasar |
| LRE | <i>Long Run</i> | 3.8143 - 9.9025 | 7.3926 | Kasar | Halus |
| GLN | <i>Gray Level</i> | 42.9164 - 94.6456 | 64.5785 | Heterogen | Homogen |
| RLN | <i>Run Length</i> | 139.624 - 442.081 | 205.6837 | Heterogen | Homogen |
| LGRE | <i>Low Gray Level</i> | 0.1154 - 0.2425 | 0.1564 | Banyak | Sedikit |
| HGRE | <i>High Gray Level</i> | 33.848 - 145.229 | 67.9418 | Banyak | Sedikit |
| RP | <i>Run</i> | 0.4554 - 0.687 | 0.5205 | Tinggi | Rendah |

Berdasarkan tabel diatas yang menampilkan karakteristik tekstur masing-masing kelas kanker, diketahui bahwa pada kelas normal terdapat 65 citra kasar dan 65 citra halus pada parameter *short run* dan juga *long run*, 45 citra homogen pada *gray level* nya, 65 citra heterogen terkait jumlah *run length* nya, 43 citra yang memiliki banyak *low gray level* (nilai keabuan rendah), 43 citra yang memiliki banyak *high gray level* (nilai keabuan tinggi), 65 citra dengan *run percentage* yang rendah.

Pada kelas kanker jinak terdapat 32 citra kasar dan 33 citra halus pada parameter *short run*, 31 citra halus dan 32 citra kasar pada *long run*, 41 citra homogen pada *gray level* nya, 35 citra heterogen terkait jumlah *run length* nya, 45 citra yang memiliki banyak *low gray level* (nilai keabuan rendah), 22 citra yang memiliki banyak *high gray level* (nilai keabuan tinggi) 34 citra dengan *run percentage* yang tinggi

Pada kelas kanker ganas 65 citra halus pada parameter *short run* dan pada *long run*, 65 citra heterogen pada *gray level* nya, 65 citra heterogen terkait jumlah

run length nya, 9 citra yang memiliki banyak *low gray level* (nilai keabuan rendah), 33 citra yang memiliki banyak *high gray level* (nilai keabuan tinggi) 65 citra dengan *run percentage* yang tinggi.

Berdasarkan data citra payudara dengan permukaan citra kasar memiliki banyak intensitas *low gray level* dan intensitas *high gray level*, serta persentasi *run* yang rendah. Adanya permukaan citra yang halus disebabkan *long run* (lintasan panjang) yang sering muncul, sedangkan RP yang tinggi dikarenakan tingginya nilai *long run* yang ditampilkan untuk semua *gray level* (heterogen) dimana *low gray level* lebih sedikit dari *high gray level* pada arah tertentu dengan panjang *run length* yang heterogen.

Perbedaan karakteristik tekstur yang sangat jelas antara kelas normal dengan kelas kanker ganas yaitu pada permukaan citra (kasar/halus) yang ditunjukkan melalui SRE pada masing-masing matrik citra, Karakteristik tekstur pada kelas normal diantaranya yaitu permukaan citra yang kasar ditandai dengan banyaknya *short run* (lintasan pendek) pada setiap citra. Karakteristik tekstur pada kelas kanker ganas yaitu memiliki banyak permukaan citra yang halus ditandai dengan *long run* (lintasan panjang) yang muncul.

Sedangkan karakteristik tekstur pada kelas kanker jinak menyesuaikan dengan nilai ekstraksi fitur GLRLM yang dihasilkan. Apabila nilai ekstraksi yang dihasilkan mendekati kelas normal, maka karakteristik teksturnya akan mengikuti sebagaimana karakteristik pada kelas normal. Demikian juga sebaliknya apabila nilai ekstraksi yang dihasilkan mendekati kelas kanker ganas maka karakteristik teksturnya pun juga akan mengikuti kelas kanker ganas.

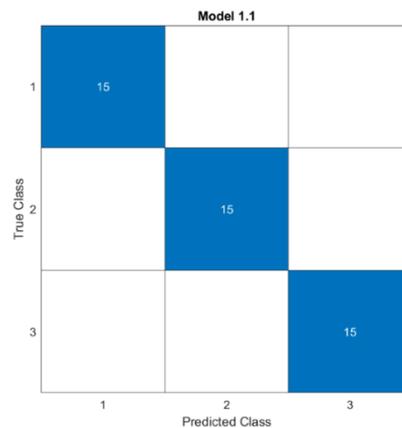
4.1.6 Sebaran Validitas Data

Tahapan ini dilakukan untuk mengevaluasi performa klasifikator dengan menggunakan *confusion matrix*. Berikut merupakan tabel *confusion matrix* yang dihasilkan pada data testing:

Tabel 4.7 Hasil *Confusion Matrix* yang diperoleh dari proses klasifikasi

| <i>Confusion Matrix</i> | | | |
|-------------------------|--------|-------|-------|
| Kelas | Normal | Jinak | Ganas |
| Normal | 15 | 0 | 0 |
| Jinak | 0 | 15 | 0 |
| Ganas | 0 | 0 | 15 |

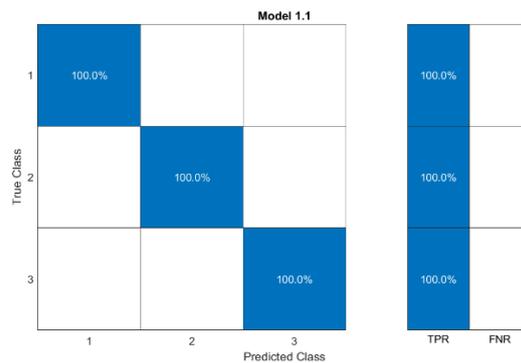
Pada tabel diatas, terdapat nilai 15 untuk True Positive (TP) dan True Negative (TN) sementara nilai False Positive (FP) dan False Negative (FN) adalah 0 pada setiap kelas.



Gambar 4.5 Hasil Evaluasi *Confusion Matrix* pada Data Testing

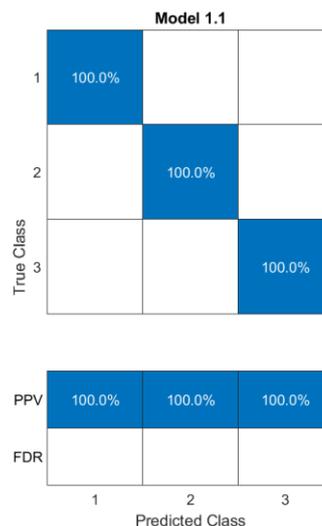
Gambar 4.5 menunjukkan bahwa hasil dari *confusion matrix* menghasilkan empat istilah karakteristik utama dari keluaran proses klasifikasi SVM diantaranya *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN). *True Positive* (TP) adalah jumlah data kelas kanker yang berhasil terdeteksi sebagai kanker oleh sistem. *True Negative* (TN) adalah jumlah data kelas normal yang

berhasil terdeteksi sebagai normal oleh sistem. *False Positive* (FP) adalah jumlah data kelas normal yang berhasil terdeteksi sebagai kanker oleh sistem. *False Negative* (FN) adalah jumlah data kelas kanker yang terklasifikasi sebagai normal oleh sistem. Gambar 4.6 merepresentasikan nilai dari *confusion matrix* berdasarkan nilai *true positive rates* yang dilengkapi dengan *false negative rates* menunjukkan bahwa persentase 100% hasil positif dan negatif pada data sebenarnya.



Gambar 4.6 *True Positive Rates & False Negative Rates*

Gambar 4.7 merepresentasikan *positive predictive value* yang dilengkapi *false discovery* menunjukkan bahwa persentase hasil positif dan negatif dalam sistem merupakan hasil benar-benar positif dan negatif pada data sebenarnya.



Gambar 4.7 *Positive Predictive Values & False Discovery Rates*

Dari tabel *confusion matrix* tersebut kemudian ditentukan nilai akurasi, presisi, sensitivitas, spesifitas, dan *f1-score* untuk mengukur performa dan efektivitas algoritma SVM dalam klasifikasi citra payudara.

Berikut merupakan perhitungan dari metrik-metrik tersebut.

1. Akurasi

$$Akurasi = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} \times 100\% = \frac{(15+15)}{(15+15+0+0)} \times 100\% = 100\%$$

Hasil pengukuran akurasi 100% menunjukkan keakuratan bahwa sistem prediksi SVM telah mengklasifikasikan seluruh citra payudara pada data testing dengan nilai yang sebenarnya. Hal ini menunjukkan bahwa fitur GLRLM-SVM mampu menghasilkan kinerja yang baik.

2. Presisi (*Positive Predictive Value*)

$$Presisi = \frac{(TP)}{(TP+FP)} \times 100\% = \frac{(15)}{(15+0)} \times 100\% = 100\%$$

Nilai presisi 100% menunjukkan bahwa sistem prediksi SVM telah mengidentifikasi nilai sebenarnya seluruh citra payudara pada data testing dengan benar dari seluruh jumlah data testing pada setiap kelasnya.

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

$$Recall = \frac{(TP)}{(TP+FN)} \times 100\% = \frac{(15)}{(15+0)} \times 100\% = 100\%$$

Sensitivitas bernilai 100% menunjukkan bahwa pengujian/testing bernilai benar dengan mengidentifikasi subjek yang memang terdeteksi sebagai kategori kelas normal.

4. Spesifitas

$$Spesifitas = \frac{(TN)}{(TN+FP)} \times 100\% = \frac{(15)}{(15+0)} \times 100\% = 100\%$$

Spesifisitas menunjukkan bahwa pengujian bernilai benar dengan mengklasifikasikan citra payudara yang memang terdeteksi sebagai kelas kanker. Spesifisitas pada pengujian data testing bernilai 100% pada setiap kelasnya.

5. F1-Score

$$F1-Score = \frac{2*(Recall*Precision)}{(Recall+Precision)} \times 100\% = 100\%$$

Perhitungan F1-Score dengan nilai 100% menunjukkan bahwa semakin tinggi nilai F1-Score, semakin dekat kemiripan nilai hasil deteksi sistem dengan data sebenarnya.

4.2 Pembahasan

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui fitur GLRLM-SVM dalam mengklasifikasikan citra payudara.. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk mengetahui tingkat akurasi; presisi; sensitivitas; spesifisitas; dan *f1-score* yang dihasilkan sistem metode GLRLM-SVM dalam mendeteksi kanker payudara. Citra kanker payudara yang dianalisis merupakan masing-masing data citra ROI lobus yang diekstraksi fiturnya berupa nilai numerik melalui metode ekstraksi GLRLM sehingga dapat digunakan oleh klasifikator SVM dalam mengenali pola dan menentukan klasifikasi jenis kanker. Setelah dilakukan proses klasifikasi oleh SVM, hasil data prediksi selanjutnya dibandingkan dengan data aktual untuk mengetahui kinerja sistem prediksi beserta sebaran validitasnya.

Lobus pada kelenjar payudara adalah struktur fungsional yang terdiri dari struktur kecil seperti tabung yang disebut lobulus. Lobus bertanggung jawab untuk produksi, penyimpanan, dan pengeluaran susu pada wanita. Kanker payudara bisa dimulai dari berbagai bagian di dalam payudara, termasuk lobus ini. Kanker yang

berasal dari lobus disebut kanker lobular. Untuk mendapatkan gambaran wilayah *Region of Interest* (RoI) dari lobus dengan ukuran yang diinginkan dalam citra kanker payudara, langkah awal melibatkan serangkaian tahap pra-pemrosesan yaitu meliputi pemangkasan (*cropping*) dan mengubah citra menjadi skala abu-abu (*grayscale*).

Setelah citra melewati tahap-tahap pra-pemrosesan ini, akan dihasilkan data statistik pada setiap pikselnya. Data statistik ini kemudian diolah menggunakan teknik ekstraksi fitur tekstur GLRLM. Tahapan ekstraksi ini digunakan untuk memperoleh informasi nilai rata-rata ketujuh fitur GLRLM yaitu SRE, LRE, GLN, RLN, LGRE, HGRE, dan RP. Ketujuh fitur ini sangat mempengaruhi hasil keluaran pada kinerja pembelajaran mesin (Uddin & Lu, 2024). Nilai-nilai inilah yang digunakan sebagai masukan (input) bagi sistem prediksi SVM dalam fase pembelajaran, yang kemudian menentukan klasifikasi jenis kanker pada citra tersebut. Analisis tekstur metode *run length* ini digunakan untuk membedakan citra halus dan citra kasar.

Perbedaan karakteristik tekstur yang sangat jelas antara kelas normal dengan kelas kanker ganas yaitu pada permukaan citra (kasar/halus) yang ditunjukkan melalui SRE pada masing-masing matrik citra, Karakteristik tekstur pada kelas normal diantaranya yaitu permukaan citra yang kasar ditandai dengan banyaknya *short run* (lintasan pendek) pada setiap citra. Berdasarkan sono anatomi pada payudara normal dapat dijumpai adanya jaringan fibrosis pada parenkim payudara yang akan tampak sebagai garis dan titik-titik hiper-ekoik hal ini ditunjukkan pada nilai *run length* yang tinggi pada USG payudara kelas normal.

Karakteristik tekstur pada kelas ganas diantaranya yaitu permukaan citra yang halus ditandai dengan banyaknya *long run* (lintasan panjang) pada setiap citra. Hal ini sesuai pada tanda keganasan kanker payudara dengan batas citra tidak tegas dan tidak teratur (heterogen). Tingkat keganasan ditunjukkan pada parameter *gray level* dan juga *run length* nya yang mengandung banyak piksel tetangga dengan intensitas berbeda. Keganasan payudara cenderung berbentuk bundar (bertumbuh *aero-posterior*). Sedangkan kecenderungan pada kelas jinak memiliki sifat *hypoechoenic*, dimana lesi akan bertumbuh sejajar dengan permukaan kulit payudara. Pada kelainan jinak citra USG payudara memiliki batas tegas dan teratur, serta hipoeoik dengan eko-internal yang homogen hal ini ditunjukkan pada pengujian fitur *gray level* dengan intensitas sama.

Dalam penelitian ini *support vector machine* dapat mengklasifikasikan sebagian besar data dengan benar, meskipun ada beberapa data yang masih belum terpisah secara sempurna dengan kelas lain atau mengandung outlier. Untuk mengatasi masalah ini, SVM dirumuskan ulang dengan menggunakan teknik *soft margin*. Teknik ini mengacu pada kemampuan untuk menoleransi kesalahan klasifikasi dengan membiarkan beberapa titik data berada di sisi yang salah dari batas keputusan. Setiap titik data memiliki variabel slack yang diperkenalkan oleh formulasi SVM *soft margin*. Variabel ini memperlunak persyaratan margin yang ketat dan memungkinkan kesalahan klasifikasi atau *overfitting* tertentu.

Setelah memastikan bahwa kinerja sistem prediksi ini sangat baik, langkah berikutnya adalah menggunakan teknik evaluasi kinerja *confusion matrix* untuk mendapatkan pemetaan validitas data. *Confusion matrix* merupakan sebuah tabel yang digunakan dalam evaluasi kinerja dari model atau sistem klasifikasi, terutama

dalam konteks pembelajaran mesin dan pengenalan pola. *Confusion matrix* menggambarkan performa dari suatu model dengan membandingkan hasil prediksi model dengan nilai sebenarnya dari dataset melalui pembelajaran mesin (SVM). Melalui proses evaluasi dari *confusion matrix* (TP, TN, FP, FN), didapatkan data distribusi validasi sistem prediksi seperti akurasi, presisi, *recall*, spesifisitas, dan *f1-score*, yang semuanya mencapai 100%. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem prediksi (GLRLM-SVM) memiliki kualitas yang sangat baik sebagai sistem deteksi kanker payudara dan sebagai pengklasifikasi.

Pada penelitian Christina Purnama Yanti dan I Gede Andika menggunakan fitur GLRLM-SVM . Pada penelitian ini menerapkan segmentasi aksara pada prasasti kuno tembaga Kintamani untuk mendapatkan pola aksara yang ada pada prasasti ke dalam bentuk digital. Proses segmentasi dimulai dari melakukan akuisisi citra prasasti, mengubah ruang warna citra dari RGB ke HSV, melakukan ekstraksi fitur tekstur menggunakan *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM). Proses klasifikasi hasil ekstraksi fitur menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Segmentasi terhadap citra prasasti menggunakan proses deteksi pola dengan metode *Sliding Window*. Sistem ini memperoleh akurasi sebesar 88,32 %, presisi 0,87, dan sensitivitas sebesar 0,94. Dengan menggunakan metode yang diuji pada penelitian ini, maka diketahui nilai akurasi lebih tinggi dibandingkan kedua penelitian sebelumnya, dimana pada penelitian yang telah diuji memiliki tingkat akurasi, presisi, sensitivitas yang lebih tinggi yaitu 100%.

Pada penelitian Putri Anna Diah Irawati dan Fajar Astusti Hermawati, yaitu dibuat aplikasi berbasis desktop untuk klasifikasi jenis kanker payudara dengan kelas ganas, jinak, dan normal menggunakan metode *Transfer Learning* dari

jaringan pretrained Alexnet. Percobaan dilakukan dengan kombinasi tiga variabel penelitian yakni metode preproses citra, metode distribusi data latih, dan metode klasifikasi. Evaluasi dilakukan dengan menganalisis *confusion matrix* dan memperhatikan nilai akurasi, *Positive Predictive Value* (PPV), dan *True Positive Rate* (TPR). Kesimpulan yang didapat dari kedelapan percobaan ini, didapat kombinasi variabel terbaik untuk pembelajaran yakni dengan preproses dataset, distribusi dataset menggunakan K-fold, dan klasifikasi menggunakan *Fully Connected Layer*. Setelah model diimplementasikan ke aplikasi, secara keseluruhan hasil evaluasi rata-rata untuk PPV = 92,3%, TPR = 86,7%, dan Akurasi = 90%. Pada penelitian tersebut hasil evaluasi yang dihasilkan lebih rendah dibandingkan pada pengujian ini, hal ini mungkin terjadi karena pada penelitian distribusi dataset yang digunakan tidak seimbang. Distribusi dataset sangat berpengaruh dalam evaluasi pembelajaran.

4.3 Integrasi Penelitian Deteksi Kanker Payudara Terhadap Nilai Keislaman

Dalam pandangan islam, sehat dan sakit adalah anugerah dan takdir Allah. Pada sisi lain, sakit hakikatnya merupakan ujian dari-Nya. Setiap orang yang diuji, misalnya dengan sakit atau musibah harus mampu bersabar dan tawakkal serta tidak berputus asa. Rasulullah SAW bersabda:

مَا أَنْزَلَ اللَّهُ دَاءً إِلَّا أَنْزَلَ لَهُ شِفَاءً

Artinya: "Tidaklah Allah menurunkan penyakit, melainkan Dia pula yang menurunkan obatnya." (HR. Al-Bukhari)

Melalui hadist ini, Rasulullah memerintahkan umatnya untuk mencari obat, apabila terindikasi gejala-gejala menderita suatu penyakit (No, 2023), termasuk gejala-gejala penyakit kanker payudara. Salah satunya adalah melakukan

pemeriksaan payudara berbasis ultrasonografi. Pemeriksaan ultrasonografi (USG) direkomendasikan untuk deteksi kanker payudara, karena bebas radiasi, memberikan kenyamanan dan dapat diterapkan secara luas. Semakin cepat dan dini penyakit kanker payudara terdeteksi, maka akan semakin ringan untuk disembuhkan

Pemeriksaan ultrasonografi saat ini sering mengalami kontroversi di antara dokter radiologi dalam membaca hasil citra. Hal ini disebabkan oleh keberadaan noise pada citra yang dapat mengakibatkan kesalahan dalam menafsirkan hasil ultrasonografi. Namun, kelemahan ini dapat diatasi dengan melakukan pengolahan citra, salah satunya adalah dengan menggunakan *Computer Aided Diagnosis* (CAD). Sistem ini menyediakan informasi yang objektif terkait interpretasi hasil citra ultrasonografi. Cara kerja CAD ini melibatkan prinsip-prinsip seperti pra-pengolahan citra, ekstraksi dan pemilihan fitur citra, serta klasifikasi hasil yang digunakan dalam algoritma-algoritma pengolahan citra dan pengenalan pola (Wuri, n.d.).

Analisis tekstur citra payudara merupakan salah satu upaya pendeteksian tingkat keparahan penderita penyakit kanker payudara. Keberadaan sistem ini diharapkan dapat meningkatkan kemampuan model untuk mengklasifikasikan kanker payudara dengan hasil yang akurat dan tepat. Dengan demikian, diharapkan dapat dijadikan sebagai bahan pertimbangan oleh pihak rumah sakit dengan tujuan agar dapat memperkuat hasil laboratorium yang sudah ada.

Dalam ajaran Islam, memberikan manfaat sesama manusia serta tolong menolong merupakan sesuatu yang baik, sebagaimana dalam QS Al-Isra' ayat 7 yang berbunyi:

إِنْ أَحْسَنْتُمْ أَحْسَنْتُمْ لِأَنْفُسِكُمْ ۖ وَإِنْ أَسَأْتُمْ فَلَهَا ۗ فَإِذَا جَاءَ وَعْدُ الْآخِرَةِ

لِيَسْتَوُوا وُجُوهَكُمْ وَلِيَدْخُلُوا الْمَسْجِدَ كَمَا دَخَلُوهُ أَوَّلَ مَرَّةٍ وَلِيُتَبِّرُوا مَا عَلَوْا تَتْبِيرًا

Artinya: "Jika berbuat baik, (berarti) kamu telah berbuat baik untuk dirimu sendiri. Jika kamu berbuat jahat, (kerugian dari kejahatan) itu kembali kepada dirimu sendiri. Apabila datang saat (kerusakan) yang kedua, (Kami bangkitkan musuhmu) untuk menyuramkan wajahmu, untuk memasuki masjid (Baitul maqdis) sebagaimana memasukinya ketika pertama kali, dan untuk membinasakan apa saja yang mereka kuasai."

Menurut tafsir Al-Muyassar, dapat disimpulkan bahwa sebagai seorang yang beriman, sudah selayaknya melakukan kebaikan dan memberikan manfaat kepada siapapun dan apapun dalam lingkungan sekitar. Karena dari setiap tindakan baik itu, pasti akan berdampak pada diri sendiri.

Oleh karena itu, peneliti melakukan penelitian ini dan menyajikan hasilnya mengenai pemanfaatan sistem CAD(*Computer Aided Diagnosis*) menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) yang membantu dokter menginterpretasikan citra medis terutama dalam melakukan klasifikasi kanker payudara. Dengan demikian diharapkan pembaca yang menggunakan hasil penelitian ini bisa menggunakannya sebagai sumber referensi atau mungkin melanjutkan riset ini untuk memberikan manfaat lebih lanjut.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis hasil klasifikasi nodul pada citra USG payudara yang telah dilakukan maka dapat diambil kesimpulan bahwa:

1. Analisis tekstur citra payudara menggunakan fitur GLRLM-SVM telah terbukti memiliki performa yang sangat baik dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan citra RoI lobus ke dalam beberapa jenis kanker (normal; jinak; ganas).
2. Pada fitur GLRLM-SVM dalam mengklasifikasikan citra payudara didapatkan hasil sebaran validitas meliputi akurasi, presisi, *recall*, spesifisitas, dan *f1-score*, yang semuanya mencapai 100%. Hal ini menunjukkan bahwa sistem prediksi memiliki kemampuan yang sangat bagus dalam mengidentifikasi dan melakukan prediksi terhadap data uji.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil uji coba yang diperoleh, penulis menyadari bahwa dalam penelitian ini masih memerlukan beberapa perbaikan untuk dilakukan bagi pengembangan penelitian selanjutnya. Pada tahap *pre-processing* dalam penelitian ini bisa diganti dengan metode lain. Klasifikator *Support Vector Machine* dapat dikembangkan dan dicoba dengan metode *multiclass* lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Al-Dhabyani, W., Gomaa, M., Khaled, H., & Fahmy, A. (2020). Dataset of breast ultrasound images. *Data in Brief*, 28, 104863. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2019.104863>
- Al-Quran Kementrian Agama RI. (2020). *Qur'an Kemenag*. Jakarta.
- Basurto-Hurtado, J. A., Cruz-Albarran, I. A., Toledano-Ayala, M., Ibarra-Manzano, M. A., Morales-Hernandez, L. A., & Perez-Ramirez, C. A. (2022). Diagnostic Strategies for Breast Cancer Detection: From Image Generation to Classification Strategies Using Artificial Intelligence Algorithms. *Cancers*, 14(14), 1–24. <https://doi.org/10.3390/cancers14143442>
- Fajrin, H. R., Nugroho, H. A., & Soesanti, I. (2015). Ekstraksi Ciri Berbasis Wavelet Dan Glcm Untuk Deteksi Dini Kanker Payudara Pada Citra Mammogram. *Snst*, 47–52.
- Farizul Ma'arif, & Arifin, T. (2017). Optimasi Fitur Menggunakan Backward Elimination Dan Algoritma SVM Untuk Klasifikasi Kanker Payudara. *Jurnal Informatika*, 4(1), 46–53.
- Fatimatu Zahro, S., & Yuliantari, R. V. (2021). Peningkatan Kualitas Citra pada Foto Sejarah Menggunakan Metode Histogram Equalization dan Intensity Adjustment. *Journal of Applied Electrical Engineering*, 5(2), 36–42. <https://doi.org/10.30871/jaee.v5i2.3160>
- Harafani, H. (2019). *Forward Selection pada Support Vector Machine untuk Memprediksi Kanker Payudara*. 1(2), 131–139.
- Hyperastuty, A. S. (2017). Artificial Neural Network dalam Menentukan Grading Histopatologi Kanker Payudara. *Jurnal Biosains Pascasarjana*, 19(2), 176. <https://doi.org/10.20473/jbp.v19i2.2017.176-188>
- Ilmiah, J., Komputa, I., Volume, E., Issn, B., & Bandung, J. D. (n.d.). *Penerapan Metode Run-Length Dan Algoritma Simple Naive Bayes Untuk Identifikasi Sidik Jari Teknik Informatika – Universitas Komputer Indonesia Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika (KOMPUTA)*.
- Isman, Andani Ahmad, & Abdul Latief. (2021). Perbandingan Metode KNN Dan LBPH Pada Klasifikasi Daun Herbal. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(3), 557–564. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i3.3006>
- Junita, B. D. (2017). Ekstraksi Fitur dan Klasifikasi Menggunakan Metode GLCM dan SVM pada Citra Mammogram untuk Identifikasi Kanker Payudara. *Jurnal Teknologi Rekayasa*, 22(1).
- Listia, R., Harjoko, A., Mada, U. G., & Utara, S. (2014). *Klasifikasi Massa pada Citra Mammogram Berdasarkan Gray Level Cooccurrence Matrix (GLCM)*. 8(1).
- Maulida, A., Nurhidayah, N., Fendriani, Y., & Haryono, H. (2022). Segmentasi Citra Mammogram Untuk Deteksi Dini Kanker Payudara Dengan

- Menggunakan Metode Otsu Thresholding. *Jurnal Fisika Unand*, 11(2), 180–186. <https://doi.org/10.25077/jfu.11.2.180-186.2022>
- No, V. (2023). *Jurnal midwifery*. 5(2), 159 - 169. <https://doi.org/10.24252/jmw.v5i2.40202>
- Novar Setiawan, K., & Suwija Putra, I. M. (2018). Klasifikasi Citra Mammogram Menggunakan Metode K-Means, GLCM, dan Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Ilmiah Merpati (Menara Penelitian Akademika Teknologi Informasi)*, 13. <https://doi.org/10.24843/jim.2018.v06.i01.p02>
- Permadi, Y., & Murinto, . (2015). Aplikasi Pengolahan Citra Untuk Identifikasi Kematangan Mentimun Berdasarkan Tekstur Kulit Buah Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri Statistik. *Jurnal Informatika*, 9(1). <https://doi.org/10.26555/jifo.v9i1.a2044>
- Prayoga, A., Tawakal, H. A., & Aldiansyah, R. (2018). Pengembangan Metode Deteksi Tingkat Kematangan Buah Melon Berdasarkan Tekstur Kulit Buah Dengan Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri Statistik Dan Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Teknologi Terpadu*, 4(1), 24 - 30. <https://doi.org/10.54914/jtt.v4i1.112>
- Prihandoko, P. (2018). Perbandingan Kinerja Algoritma C4. 5, Naïve Bayes, K-Nearest Neighbor, Logistic Regression, Dan Support Vector Machines Untuk Mendeteksi Penyakit Kanker Payudara. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 7(2), 1–10.
- Prihati, D. R., Wirawati, M. K., & Supriyanti, E. (2021). Promkes Perilaku Cerdik Untuk Pencegahan Kanker Pada Kelompok Guru Bina Amal Semarang. *Jurnal Kreativitas Pengabdian Kepada Masyarakat (Pkm)*, 4(1), 96–101. <https://doi.org/10.33024/jkpm.v4i1.3419>
- Purnama Yanti, C., & Andika, I. G. (2020). HSV image classification of ancient script on copper Kintamani inscriptions using GLRCM and SVM. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Komputer*, 8(2), 94 - 99. <https://doi.org/10.14710/jtsis.kom.8.2.2020.94-99>
- Qasthari, E. T. (2017). *Teknik Pengukuran: Metode Klasifikasi Support Vector Machine (SVM) pada Data Pengukuran*. 1 - 3. http://asnugroho.net/papers/ikc_svm.pdf
- Rindengan, A. J., & Mananohas, M. (2017). Perancangan Sistem Penentuan Tingkat Kesegaran Ikan Cakalang Menggunakan Metode Curve Fitting Berbasis Citra Digital Mata Ikan. *Jurnal Ilmiah Sains*, 17(2), 161. <https://doi.org/10.35799/jis.17.2.2017.18128>
- Rohpandi, D., Sugiharto, A., & Winara, G. A. (2015). Aplikasi Pengolahan Citra Dalam Pengenalan Pola Huruf Ngalagena Menggunakan MATLAB. *Konferensi Nasional Sistem & Informatika*, 772–777.
- Sari, J. P., Erlansari, A., & Purwandari, E. P. (2021). Identifikasi Citra Digital Kura-Kura Sumatera Dengan Perbandingan Ekstraksi Fitur GLCM Dan GLRLM Berbasis Web. *Pseudocode*, 8(1), 66 - 75. <https://doi.org/10.33369/pseudoco>

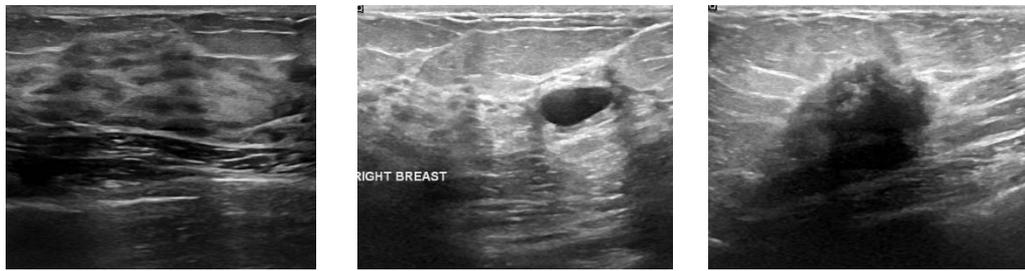
de.8.1.66-75

- Sciences, H. (2016). *Landasan Teori Kanker*. 4(1), 1–23.
- Sistem, R., Deteksi, K., Robert, T., & Metode, C. M. (2021). *Analisis Perbandingan Perbaikan Kualitas Citra Pada Motif Batik Dengan*. 1(10), 36–41.
- Tata, D., Adinugroho, S., & Adikara Pandu, P. (2019). Klasifikasi Pengidap Kanker Payudara Menggunakan Metode Voting Based Extreme Learning Machine (V-ELM). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Komputer*, 3(3), 2180–2186.
- Tiara Amanda, J. W. (2021). *Klasifikasi Citra Mammogram Menggunakan Metode K-Means Clustering, Glcm, Dan Support Vector Machine(Svm)*. 999–1006.
- Uddin, S., & Lu, H. (2024). Dataset meta - level and statistical features affect machine learning performance. *Scientific Reports*, 1–11.
<https://doi.org/10.1038/s41598-024-51825-x>
- Utami, S. S., & Mustikasari, M. (2017). Aspek Psikososial Pada Penderita Kanker Payudara: Studi Pendahuluan. *Jurnal Keperawatan Indonesia*, 20(2), 65–74.
<https://doi.org/10.7454/jki.v20i2.503>
- Wuri, D. E. (n.d.). *Penerapan Teknik Pengolahan Citra Dalam Pengenalan Pola Untuk Deteksi Penyakit Pada Citra Medis*. 1–11.
- Zein, R. F. (2021). *Identifikasi Penyakit Kanker Payudara Menggunakan Metode GLRLM dan SVM dengan Reduksi Fitur*.

LAMPIRAN

LAMPIRAN 1

DATA HASIL PENELITIAN



Normal

Jinak

Ganas

1. Ekstraksi Fitur GLRLM dan Klasifikasi SVM

a.) Data Training

| Citra ke- | Average Fitur GLRLM | | | | | | |
|-----------|---------------------|--------|---------|----------|--------|----------|--------|
| | SRE | LRE | GLN | RLN | LGRE | HGRE | RP |
| 1 | 0.5908 | 7.9668 | 56.0944 | 152.8631 | 0.1623 | 69.0553 | 0.4788 |
| 2 | 0.6168 | 8.8083 | 64.086 | 160.6857 | 0.1848 | 49.8135 | 0.4781 |
| 3 | 0.6164 | 9.2574 | 73.7845 | 155.1143 | 0.1543 | 65.4913 | 0.4679 |
| 4 | 0.5997 | 9.5908 | 42.9164 | 140.5027 | 0.1887 | 70.9541 | 0.4554 |
| 5 | 0.6115 | 8.9294 | 58.6556 | 160.506 | 0.1655 | 64.7747 | 0.4788 |
| 6 | 0.6239 | 8.5204 | 55.9228 | 161.9839 | 0.1451 | 98.2301 | 0.4795 |
| 7 | 0.6124 | 9.4375 | 63.1822 | 150.7843 | 0.1507 | 81.9674 | 0.4642 |
| 8 | 0.6272 | 9.5017 | 65.6623 | 155.5611 | 0.1673 | 50.3796 | 0.4679 |
| 9 | 0.6135 | 9.2746 | 64.6658 | 151.5535 | 0.1904 | 42.4939 | 0.4657 |
| 10 | 0.6335 | 9.0993 | 43.9421 | 157.9974 | 0.1632 | 107.6451 | 0.4722 |
| 11 | 0.6433 | 8.4015 | 50.5755 | 177.991 | 0.1491 | 106.5509 | 0.4942 |
| 12 | 0.6322 | 9.4879 | 47.8172 | 158.4723 | 0.1628 | 84.214 | 0.4708 |
| 13 | 0.6146 | 9.4319 | 51.219 | 154.7059 | 0.155 | 118.575 | 0.4679 |
| 14 | 0.6251 | 9.1933 | 63.9888 | 161.36 | 0.1488 | 82.6366 | 0.4744 |
| 15 | 0.6483 | 9.1437 | 58.7577 | 168.1012 | 0.174 | 58.8563 | 0.4788 |
| 16 | 0.5956 | 9.4436 | 50.022 | 149.4083 | 0.1468 | 110.9039 | 0.4635 |
| 17 | 0.6054 | 9.2629 | 47.2736 | 142.0045 | 0.1595 | 77.9385 | 0.4591 |
| 18 | 0.6362 | 8.9514 | 50.9037 | 164.0247 | 0.1495 | 89.563 | 0.4781 |
| 19 | 0.6441 | 9.0378 | 65.8012 | 173.3347 | 0.1568 | 73.1753 | 0.4847 |
| 20 | 0.6456 | 8.7037 | 53.3489 | 166.8124 | 0.1647 | 78.9499 | 0.4795 |
| 21 | 0.6315 | 9.0952 | 50.4674 | 160.4057 | 0.1595 | 72.524 | 0.4752 |
| 22 | 0.6359 | 9.9025 | 53.2206 | 157.8462 | 0.1545 | 85.4684 | 0.4649 |
| 23 | 0.6252 | 8.1775 | 49.5458 | 167.7025 | 0.1602 | 92.8025 | 0.4876 |
| 24 | 0.6137 | 9.1889 | 51.5088 | 149.442 | 0.1684 | 110.9482 | 0.4649 |
| 25 | 0.5898 | 9.3725 | 49.8609 | 139.6239 | 0.1567 | 78.0754 | 0.5 |
| 26 | 0.6257 | 9.7408 | 64.0817 | 153.4174 | 0.1422 | 114.9851 | 0.4649 |

| | | | | | | | |
|----|--------|--------|---------|----------|--------|----------|--------|
| 27 | 0.6065 | 8.7871 | 52.375 | 155.0681 | 0.1653 | 74.0767 | 0.473 |
| 28 | 0.6178 | 9.2461 | 81.0896 | 155.4165 | 0.132 | 110.0983 | 0.4693 |
| 29 | 0.6369 | 8.2695 | 57.9212 | 173.0091 | 0.1259 | 123.3574 | 0.4898 |
| 30 | 0.6324 | 9.5773 | 71.763 | 159.9193 | 0.1696 | 81.1553 | 0.4562 |
| 31 | 0.6072 | 8.3678 | 56.0429 | 165.2449 | 0.1452 | 85.5177 | 0.4832 |
| 32 | 0.6461 | 8.9109 | 57.3149 | 169.4813 | 0.1548 | 126.0569 | 0.4795 |
| 33 | 0.6165 | 9.0128 | 48.4487 | 160.6983 | 0.1462 | 114.7325 | 0.4766 |
| 34 | 0.5988 | 9.0554 | 53.5123 | 146.1591 | 0.1506 | 88.4631 | 0.4649 |
| 35 | 0.6381 | 9.3296 | 47.9101 | 166.6601 | 0.159 | 89.8382 | 0.4759 |
| 36 | 0.6422 | 8.8748 | 59.3891 | 170.0882 | 0.167 | 61.0866 | 0.4839 |
| 37 | 0.6404 | 9.2517 | 56.4321 | 162.5318 | 0.1754 | 54.7758 | 0.4744 |
| 38 | 0.6352 | 9.3746 | 50.1064 | 159.9818 | 0.1604 | 79.2621 | 0.4715 |
| 39 | 0.6381 | 9.3296 | 47.9101 | 166.6601 | 0.159 | 89.8382 | 0.4759 |
| 40 | 0.613 | 9.4204 | 62.3549 | 146.3478 | 0.1754 | 56.4558 | 0.462 |
| 41 | 0.6322 | 8.9216 | 49.1408 | 167.7951 | 0.155 | 90.5236 | 0.4825 |
| 42 | 0.6387 | 8.4157 | 76.6585 | 165.5995 | 0.1408 | 116.5253 | 0.4825 |
| 43 | 0.6067 | 9.0184 | 49.1914 | 151.7719 | 0.1613 | 95.9572 | 0.4671 |
| 44 | 0.636 | 9.1457 | 47.6543 | 161.0474 | 0.1609 | 96.094 | 0.473 |
| 45 | 0.5997 | 9.2901 | 47.8179 | 153.4068 | 0.1704 | 74.9085 | 0.4686 |
| 46 | 0.6374 | 8.9226 | 59.4277 | 167.9481 | 0.1625 | 68.8937 | 0.4788 |
| 47 | 0.6196 | 8.9287 | 64.7277 | 158.4699 | 0.1697 | 50.5077 | 0.4744 |
| 48 | 0.6141 | 9.657 | 63.15 | 152.1851 | 0.1636 | 61.9535 | 0.4657 |
| 49 | 0.593 | 9.1053 | 72.5743 | 146.769 | 0.1838 | 42.1142 | 0.462 |
| 50 | 0.6295 | 8.9231 | 58.8782 | 156.5259 | 0.1505 | 145.2288 | 0.4722 |
| 51 | 0.6831 | 7.1554 | 70.6807 | 213.3361 | 0.1748 | 46.9472 | 0.5263 |
| 52 | 0.6584 | 7.6328 | 50.9064 | 189.5752 | 0.1752 | 63.42 | 0.5058 |
| 53 | 0.6649 | 7.1654 | 59.4589 | 201.3874 | 0.1883 | 53.698 | 0.5197 |
| 54 | 0.6644 | 6.9931 | 69.5676 | 206.096 | 0.136 | 76.8825 | 0.5248 |
| 55 | 0.6666 | 7.4898 | 52.5384 | 200.7798 | 0.1407 | 95.2249 | 0.5153 |
| 56 | 0.6734 | 7.8457 | 66.3252 | 200.1891 | 0.1549 | 55.9565 | 0.511 |
| 57 | 0.673 | 7.6453 | 70.9961 | 208.857 | 0.1331 | 80.7457 | 0.5219 |
| 58 | 0.6514 | 7.7183 | 67.7568 | 185.4615 | 0.1624 | 54.7472 | 0.5044 |
| 59 | 0.6835 | 6.8822 | 55.5646 | 216.5798 | 0.1435 | 78.4597 | 0.5299 |
| 60 | 0.6841 | 7.4127 | 64.2427 | 217.3147 | 0.1341 | 95.0237 | 0.5263 |
| 61 | 0.6918 | 6.9962 | 64.9478 | 222.8903 | 0.1539 | 67.9418 | 0.5321 |
| 62 | 0.6836 | 7.3702 | 70.0224 | 213.772 | 0.1654 | 51.4706 | 0.5219 |
| 63 | 0.6557 | 7.7404 | 55.6841 | 186.5748 | 0.1655 | 61.5732 | 0.5037 |
| 64 | 0.66 | 7.0953 | 53.7155 | 203.145 | 0.152 | 81.3558 | 0.5205 |
| 65 | 0.6868 | 7.4633 | 62.5117 | 208.4492 | 0.1492 | 82.3398 | 0.5168 |
| 66 | 0.664 | 7.8509 | 51.7137 | 193.2448 | 0.166 | 69.256 | 0.5073 |
| 67 | 0.6686 | 7.9623 | 61.0312 | 193.9191 | 0.157 | 73.0136 | 0.5051 |
| 68 | 0.6977 | 6.8729 | 79.2459 | 225.8564 | 0.1541 | 54.0609 | 0.5351 |
| 69 | 0.6831 | 7.0271 | 59.2814 | 207.6659 | 0.136 | 82.6225 | 0.5205 |
| 70 | 0.688 | 7.194 | 57.9624 | 215.4041 | 0.1481 | 68.5314 | 0.5256 |
| 71 | 0.6676 | 7.5791 | 52.2356 | 192.0695 | 0.1549 | 82.9593 | 0.5066 |

| | | | | | | | |
|-----|--------|--------|---------|----------|--------|----------|--------|
| 72 | 0.6977 | 7.0398 | 56.2185 | 227.4077 | 0.1425 | 78.9017 | 0.5358 |
| 73 | 0.6833 | 7.7182 | 76.2143 | 205.6837 | 0.1743 | 44.69 | 0.5146 |
| 74 | 0.6791 | 6.6845 | 65.18 | 217.1047 | 0.1406 | 73.0535 | 0.5343 |
| 75 | 0.6552 | 7.1002 | 73.5272 | 197.6514 | 0.1471 | 69.125 | 0.5197 |
| 76 | 0.6563 | 7.6027 | 62.3368 | 192.6011 | 0.1501 | 87.1441 | 0.508 |
| 77 | 0.6772 | 7.9597 | 90.1195 | 201.5309 | 0.1728 | 38.1622 | 0.511 |
| 78 | 0.6674 | 6.8123 | 57.2211 | 209.9354 | 0.1405 | 74.5433 | 0.5299 |
| 79 | 0.6502 | 7.0734 | 63.568 | 201.9142 | 0.1606 | 58.9853 | 0.5219 |
| 80 | 0.6688 | 7.7496 | 64.5785 | 201.3791 | 0.1735 | 53.3383 | 0.5146 |
| 81 | 0.6789 | 6.9213 | 58.1277 | 211.458 | 0.1406 | 93.7974 | 0.527 |
| 82 | 0.6528 | 7.9323 | 57.133 | 181.1884 | 0.1619 | 65.4967 | 0.4971 |
| 83 | 0.6659 | 7.9235 | 55.4597 | 189.8688 | 0.14 | 91.31 | 0.5029 |
| 84 | 0.6804 | 6.779 | 53.9103 | 217.5483 | 0.1606 | 67.5407 | 0.5336 |
| 85 | 0.6721 | 6.8371 | 59.8477 | 215.1962 | 0.1457 | 68.1053 | 0.5314 |
| 86 | 0.6877 | 7.7186 | 60.6209 | 213.5791 | 0.1293 | 85.3822 | 0.5205 |
| 87 | 0.6719 | 7.0835 | 75.5858 | 201.6607 | 0.123 | 106.422 | 0.5175 |
| 88 | 0.6754 | 7.066 | 56.4044 | 215.1237 | 0.123 | 104.283 | 0.5307 |
| 89 | 0.688 | 7.0784 | 46.1104 | 217.742 | 0.1746 | 79.3371 | 0.5292 |
| 90 | 0.6994 | 7.2572 | 51.3998 | 225.8369 | 0.1585 | 78.7868 | 0.5307 |
| 91 | 0.6995 | 6.5883 | 54.9399 | 232.2159 | 0.1451 | 88.8865 | 0.5416 |
| 92 | 0.6787 | 8.0839 | 56.4848 | 198.4145 | 0.159 | 64.0359 | 0.5066 |
| 93 | 0.6849 | 6.9143 | 77.8156 | 217.3361 | 0.1343 | 83.0372 | 0.5307 |
| 94 | 0.6906 | 6.8181 | 59.4484 | 225.4184 | 0.1276 | 97.2448 | 0.5373 |
| 95 | 0.696 | 6.7332 | 77.8333 | 227.2773 | 0.1281 | 110.5105 | 0.538 |
| 96 | 0.6611 | 7.7591 | 57.244 | 195.5175 | 0.1527 | 84.9515 | 0.5088 |
| 97 | 0.6504 | 7.9814 | 46.9216 | 185.5646 | 0.1712 | 71.5889 | 0.5015 |
| 98 | 0.663 | 7.1223 | 56.8279 | 200.0304 | 0.1375 | 92.4042 | 0.5183 |
| 99 | 0.6801 | 7.1031 | 78.7733 | 214.126 | 0.144 | 58.1153 | 0.5278 |
| 100 | 0.6702 | 6.5794 | 63.9666 | 222.5215 | 0.1362 | 82.2381 | 0.5416 |
| 101 | 0.7621 | 5.3454 | 84.1011 | 319.3428 | 0.1227 | 94.6466 | 0.6023 |
| 102 | 0.7899 | 4.7831 | 70.4144 | 369.1919 | 0.219 | 45.8106 | 0.6337 |
| 103 | 0.7633 | 5.0573 | 71.7365 | 331.7597 | 0.1635 | 55.1965 | 0.6161 |
| 104 | 0.7744 | 4.689 | 64.9919 | 354.5738 | 0.1647 | 63.8504 | 0.6329 |
| 105 | 0.7757 | 5.2717 | 60.2211 | 338.7763 | 0.1994 | 58.5013 | 0.6125 |
| 106 | 0.7506 | 4.9197 | 67.0124 | 314.9236 | 0.1425 | 65.8453 | 0.6088 |
| 107 | 0.7427 | 5.4345 | 72.4782 | 306.4279 | 0.143 | 59.6488 | 0.6015 |
| 108 | 0.7558 | 4.8318 | 78.1272 | 328.4214 | 0.1868 | 42.5416 | 0.6205 |
| 109 | 0.7744 | 4.1464 | 78.6762 | 368.0128 | 0.1661 | 50.8208 | 0.6505 |
| 110 | 0.7892 | 4.3106 | 74.4582 | 375.4225 | 0.1393 | 62.3266 | 0.6432 |
| 111 | 0.766 | 4.4056 | 78.2794 | 346.7069 | 0.1533 | 49.9256 | 0.6337 |
| 112 | 0.7624 | 4.4081 | 84.2919 | 343.9444 | 0.129 | 66.7081 | 0.6337 |
| 113 | 0.7299 | 5.0126 | 91.4656 | 294.0007 | 0.1484 | 46.0828 | 0.6008 |
| 114 | 0.7787 | 5.2239 | 75.4665 | 343.6961 | 0.1663 | 52.2884 | 0.6154 |
| 115 | 0.7893 | 4.3299 | 81.1799 | 380.0506 | 0.1751 | 45.6689 | 0.6483 |
| 116 | 0.7883 | 4.381 | 76.6337 | 376.1233 | 0.194 | 45.2546 | 0.6446 |

| | | | | | | | |
|-----|--------|--------|---------|----------|--------|---------|--------|
| 117 | 0.7977 | 4.9018 | 61.9881 | 376.3561 | 0.1856 | 61.7528 | 0.6329 |
| 118 | 0.7368 | 5.4215 | 80.9073 | 289.297 | 0.1391 | 61.6773 | 0.5891 |
| 119 | 0.7415 | 5.2547 | 82.9291 | 293.2453 | 0.1394 | 61.7588 | 0.5898 |
| 120 | 0.7897 | 4.4724 | 75.4932 | 376.8962 | 0.1485 | 60.9846 | 0.6439 |
| 121 | 0.7513 | 5.4224 | 76.0948 | 310.0338 | 0.1295 | 69.8932 | 0.6001 |
| 122 | 0.7871 | 4.6375 | 69.4901 | 370.8755 | 0.2288 | 46.6921 | 0.6388 |
| 123 | 0.7296 | 5.1195 | 77.7951 | 290.8204 | 0.239 | 38.4025 | 0.5964 |
| 124 | 0.7919 | 4.5358 | 71.5814 | 377.3989 | 0.1564 | 63.1473 | 0.6417 |
| 125 | 0.7879 | 3.9083 | 80.6112 | 393.7379 | 0.1431 | 54.9982 | 0.6665 |
| 126 | 0.7896 | 4.0173 | 91.6526 | 392.0292 | 0.2264 | 33.848 | 0.6622 |
| 127 | 0.754 | 5.1262 | 60.9967 | 312.4524 | 0.1668 | 65.8527 | 0.6023 |
| 128 | 0.7214 | 5.1462 | 67.7433 | 281.4629 | 0.1775 | 49.0546 | 0.5913 |
| 129 | 0.7457 | 5.1916 | 71.429 | 304.7129 | 0.2425 | 40.1107 | 0.6001 |
| 130 | 0.8026 | 4.3476 | 68.7922 | 399.5512 | 0.1426 | 71.6861 | 0.6556 |
| 131 | 0.7433 | 5.0298 | 74.2401 | 303.9411 | 0.1154 | 92.8089 | 0.6015 |
| 132 | 0.7653 | 4.6487 | 68.012 | 340.1766 | 0.1674 | 56.3677 | 0.6264 |
| 133 | 0.757 | 4.9273 | 77.9183 | 326.7368 | 0.1311 | 62.2375 | 0.6169 |
| 134 | 0.757 | 4.9273 | 77.9183 | 326.7368 | 0.1311 | 62.2375 | 0.6169 |
| 135 | 0.7515 | 4.9486 | 83.1947 | 317.2051 | 0.1274 | 66.8613 | 0.6103 |
| 136 | 0.7505 | 4.75 | 78.9787 | 319.7022 | 0.1414 | 62.5782 | 0.6147 |
| 137 | 0.7906 | 4.3096 | 82.8607 | 382.4519 | 0.1428 | 55.4836 | 0.6497 |
| 138 | 0.7967 | 4.4907 | 78.6157 | 380.3212 | 0.2421 | 39.5266 | 0.6395 |
| 139 | 0.7732 | 4.4219 | 68.8358 | 357.6165 | 0.1642 | 58.07 | 0.6388 |
| 140 | 0.7833 | 4.3692 | 94.6456 | 370.5694 | 0.1319 | 57.2942 | 0.6439 |
| 141 | 0.8139 | 4.1352 | 72.3926 | 422.4941 | 0.2 | 52.3985 | 0.668 |
| 142 | 0.7499 | 5.43 | 66.2607 | 307.49 | 0.1845 | 57.178 | 0.5972 |
| 143 | 0.7413 | 4.8788 | 61.7385 | 305.998 | 0.1368 | 77.2549 | 0.6066 |
| 144 | 0.7592 | 4.7683 | 67.5924 | 329.2946 | 0.156 | 58.9044 | 0.6183 |
| 145 | 0.7749 | 4.6365 | 61.1415 | 356.5879 | 0.1415 | 90.3298 | 0.6351 |
| 146 | 0.7981 | 4.003 | 80.538 | 401.4917 | 0.2242 | 42.3288 | 0.6636 |
| 147 | 0.8093 | 4.1868 | 89.6987 | 411.7345 | 0.123 | 62.5089 | 0.6614 |
| 148 | 0.8157 | 4.0805 | 81.1874 | 427.1686 | 0.15 | 56.527 | 0.6709 |
| 149 | 0.7884 | 4.0795 | 67.8726 | 389.2721 | 0.1523 | 66.997 | 0.66 |
| 150 | 0.7989 | 3.8143 | 66.8815 | 406.3603 | 0.172 | 58.5961 | 0.6687 |

b.) Data Testing

| Citra ke- | Average Fitur GLRLM | | | | | | |
|--------------|---------------------|--------|---------|----------|--------|----------|--------|
| | SRE | LRE | GLN | RLN | LGRE | HGRE | RP |
| 1 | 0.6166 | 8.9428 | 73.0128 | 163.8387 | 0.1527 | 99.878 | 0.4774 |
| 2 | 0.627 | 9.2933 | 57.7767 | 154.775 | 0.191 | 53.7837 | 0.4664 |
| 3 | 0.6286 | 9.5988 | 53.16 | 156.0481 | 0.1712 | 66.0236 | 0.4671 |
| 4 | 0.6286 | 9.5946 | 64.8135 | 156.3056 | 0.1915 | 45.803 | 0.4664 |
| 5 | 0.6221 | 9.6989 | 48.6545 | 149.1519 | 0.1866 | 59.9494 | 0.4606 |
| 6 | 0.6499 | 9.0939 | 46.39 | 171.6997 | 0.1531 | 97.9992 | 0.481 |
| 7 | 0.6347 | 8.4175 | 74.2392 | 169.7892 | 0.1665 | 50.5858 | 0.4876 |
| 8 | 0.5994 | 9.6203 | 69.7101 | 140.1697 | 0.1783 | 50.8465 | 0.4562 |
| 9 | 0.6349 | 9.104 | 68.896 | 160.3531 | 0.1875 | 44.2517 | 0.4744 |
| 10 | 0.6333 | 8.9631 | 64.9888 | 161.439 | 0.1597 | 61.4218 | 0.4744 |
| 11 | 0.6442 | 8.6796 | 54.7972 | 176.0025 | 0.152 | 88.5538 | 0.4905 |
| 12 | 0.6371 | 8.97 | 49.3005 | 162.8313 | 0.185 | 66.7423 | 0.4759 |
| 13 | 0.648 | 9.3696 | 54.8482 | 165.9082 | 0.1701 | 70.9065 | 0.4752 |
| 14 | 0.6053 | 9.0805 | 67.9726 | 145.785 | 0.1815 | 44.9442 | 0.462 |
| 15 | 0.6332 | 8.5236 | 48.1324 | 165.5793 | 0.1643 | 77.1847 | 0.4825 |
| 16 | 0.6686 | 7.4271 | 86.5635 | 199.9553 | 0.1346 | 57.7265 | 0.5153 |
| 17 | 0.6986 | 7.0385 | 66.2783 | 225.9193 | 0.1379 | 76.1335 | 0.5336 |
| 18 | 0.6711 | 7.9278 | 59.5706 | 197.904 | 0.155 | 73.4294 | 0.5095 |
| 19 | 0.6919 | 7.8767 | 61.1109 | 215.0488 | 0.1612 | 65.9682 | 0.5205 |
| 20 | 0.6661 | 7.6786 | 53.9338 | 192.8939 | 0.1439 | 108.5686 | 0.5073 |
| 21 | 0.6514 | 7.7553 | 56.5468 | 184.0622 | 0.1445 | 91.311 | 0.5015 |
| 22 | 0.671 | 7.8532 | 67.0965 | 204.5973 | 0.1409 | 102.0055 | 0.5146 |
| 23 | 0.6825 | 7.5031 | 61.331 | 216.3449 | 0.1566 | 81.9025 | 0.5248 |
| 24 | 0.6654 | 7.1574 | 56.9496 | 203.486 | 0.1372 | 112.7806 | 0.5205 |
| 25 | 0.6506 | 7.3352 | 66.4291 | 187.1361 | 0.1455 | 77.6123 | 0.508 |
| 26 | 0.6735 | 7.4851 | 79.3263 | 200.1564 | 0.1384 | 95.4049 | 0.5139 |
| 27 | 0.6674 | 7.5016 | 57.0457 | 205.9667 | 0.141 | 87.6318 | 0.5205 |
| 28 | 0.6753 | 7.8457 | 66.8315 | 201.3315 | 0.1353 | 95.5008 | 0.511 |
| 29 | 0.6805 | 7.7675 | 64.4487 | 211.3569 | 0.169 | 57.2838 | 0.519 |
| 30 | 0.6679 | 7.3926 | 65.2531 | 199.9491 | 0.1396 | 73.0227 | 0.5153 |
| 31 | 0.7675 | 4.6115 | 68.2617 | 342.0336 | 0.132 | 80.6343 | 0.6256 |
| 32 | 0.8148 | 3.8288 | 87.2216 | 440.3236 | 0.1466 | 53.0246 | 0.687 |
| 33 | 0.7846 | 4.7497 | 89.7859 | 364.7422 | 0.168 | 41.9345 | 0.6344 |
| 34 | 0.7608 | 5.3752 | 70.2135 | 320.521 | 0.2423 | 42.9389 | 0.6052 |
| 35 | 0.8036 | 4.4466 | 73.7476 | 403.292 | 0.1997 | 49.202 | 0.6585 |
| 36 | 0.7949 | 4.3923 | 73.8537 | 383.9835 | 0.1465 | 59.3519 | 0.6461 |
| 37 | 0.7528 | 5.3137 | 81.437 | 309.7076 | 0.1848 | 40.4516 | 0.6001 |
| 38 | 0.7717 | 5.0187 | 63.3937 | 338.1849 | 0.1718 | 64.3086 | 0.6161 |
| 39 | 0.7924 | 4.537 | 80.3392 | 385.9484 | 0.202 | 42.4254 | 0.6512 |
| 40 | 0.811 | 4.4976 | 57.2937 | 408.5024 | 0.1674 | 74.3468 | 0.6549 |
| 41 | 0.7891 | 4.0673 | 90.3224 | 392.4392 | 0.1425 | 47.7884 | 0.6622 |
| 42 | 0.8244 | 4.1195 | 66.053 | 442.081 | 0.1727 | 60.7512 | 0.676 |

| | | | | | | | |
|----|--------|--------|---------|----------|--------|---------|--------|
| 43 | 0.8116 | 4.1025 | 83.3667 | 418.2198 | 0.2216 | 41.67 | 0.6658 |
| 44 | 0.7817 | 4.1167 | 79.3452 | 376.9051 | 0.1592 | 49.8204 | 0.6534 |
| 45 | 0.8102 | 3.8337 | 72.7793 | 428.23 | 0.1324 | 76.5371 | 0.6797 |

2. Data Hasil Karakteristik Tekstur Masing-Masing Kelas Citra

| Citra ke- | Karakteristik Tekstur Citra RoI Lobus | | | | | | |
|---------------|---------------------------------------|-------|-----------|---------|---------|---------|--------|
| | SRE | LRE | GLN | RLN | LGRE | HGRE | RP |
| NORMAL | | | | | | | |
| 1 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| 2 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 3 | Kasar | Kasar | Heterogen | Homogen | Sedikit | Sedikit | Rendah |
| 4 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| 5 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 6 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 7 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 8 | Kasar | Kasar | Heterogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 9 | Kasar | Kasar | Heterogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 10 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| 11 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 12 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| 13 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 14 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 15 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 16 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 17 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| 18 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 19 | Kasar | Kasar | Heterogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| 20 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| 21 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| 22 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 23 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| 24 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| 25 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| 26 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 27 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| 28 | Kasar | Kasar | Heterogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 29 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 30 | Kasar | Kasar | Heterogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| 31 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 32 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 33 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 34 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 35 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| 36 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |

| | | | | | | | |
|--------------|-------|-------|-----------|-----------|---------|---------|--------|
| 37 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 38 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| 39 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| 40 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 41 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 42 | Kasar | Kasar | Heterogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 43 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| 44 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| 45 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| 46 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| 47 | Kasar | Kasar | Heterogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 48 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 49 | Kasar | Kasar | Heterogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 50 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 51 | Kasar | Kasar | Heterogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 52 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 53 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 54 | Kasar | Kasar | Heterogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 55 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 56 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 57 | Kasar | Kasar | Heterogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 58 | Kasar | Kasar | Heterogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 59 | Kasar | Kasar | Heterogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 60 | Kasar | Kasar | Heterogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 61 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 62 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 63 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| 64 | Kasar | Kasar | Heterogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 65 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| JINAK | | | | | | | |
| 66 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 67 | Kasar | Halus | Homogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 68 | Kasar | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 69 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 70 | Halus | Kasar | Heterogen | Homogen | Sedikit | Sedikit | Rendah |
| 71 | Halus | Kasar | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 72 | Kasar | Kasar | Heterogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 73 | Halus | Halus | Homogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 74 | Halus | Kasar | Homogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 75 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 76 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 77 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 78 | Kasar | Halus | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 79 | Halus | Kasar | Homogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 80 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| 81 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |

| | | | | | | | |
|-----|-------|-------|-----------|-----------|---------|---------|--------|
| 82 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |
| 83 | Halus | Halus | Homogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 84 | Halus | Halus | Homogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 85 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 86 | Halus | Halus | Homogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 87 | Halus | Kasar | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 88 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 89 | Kasar | Halus | Heterogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 90 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 91 | Halus | Kasar | Heterogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 92 | Kasar | Halus | Homogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 93 | Kasar | Halus | Homogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 94 | Kasar | Kasar | Heterogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 95 | Halus | Halus | Homogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 96 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 97 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 98 | Halus | Halus | Homogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 99 | Kasar | Halus | Homogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 100 | Halus | Kasar | Homogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 101 | Kasar | Halus | Heterogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 102 | Halus | Halus | Homogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 103 | Halus | Halus | Homogen | Heterogen | Banyak | Banyak | Tinggi |
| 104 | Halus | Halus | Homogen | Heterogen | Banyak | Banyak | Tinggi |
| 105 | Halus | Halus | Homogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 106 | Halus | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 107 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 108 | Halus | Halus | Homogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 109 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 110 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 111 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| 112 | Kasar | Halus | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 113 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |
| 114 | Kasar | Halus | Homogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 115 | Kasar | Kasar | Heterogen | Homogen | Sedikit | Sedikit | Rendah |
| 116 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 117 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 118 | Halus | Kasar | Homogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 119 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 120 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 121 | Kasar | Kasar | Heterogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 122 | Halus | Kasar | Homogen | Heterogen | Banyak | Banyak | Tinggi |
| 123 | Kasar | Halus | Homogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 124 | Kasar | Halus | Heterogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 125 | Halus | Kasar | Heterogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 126 | Kasar | Kasar | Homogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 127 | Halus | Kasar | Heterogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |

| | | | | | | | |
|--------------|-------|-------|-----------|-----------|---------|---------|--------|
| 128 | Halus | Kasar | Homogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Rendah |
| 129 | Kasar | Kasar | Heterogen | Homogen | Sedikit | Banyak | Rendah |
| 130 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| GANAS | | | | | | | |
| 131 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 132 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 133 | Halus | Halus | Homogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 134 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |
| 135 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |
| 136 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 137 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 138 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |
| 139 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |
| 140 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |
| 141 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |
| 142 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 143 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 144 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 145 | Halus | Halus | Homogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 146 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |
| 147 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |
| 148 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |
| 149 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 150 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 151 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 152 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 153 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |
| 154 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 155 | Halus | Halus | Homogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 156 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 157 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 158 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 159 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 160 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 161 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |
| 162 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |
| 163 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |
| 164 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |
| 165 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |
| 166 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 167 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 168 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |
| 169 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 170 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 171 | Halus | Halus | Homogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 172 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |

| | | | | | | | |
|-----|-------|-------|-----------|-----------|---------|---------|--------|
| 173 | Halus | Halus | Homogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 174 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 175 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |
| 176 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |
| 177 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |
| 178 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 179 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 180 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |
| 181 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 182 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 183 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 184 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |
| 185 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 186 | Halus | Halus | Homogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 187 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 188 | Halus | Halus | Homogen | Heterogen | Banyak | Banyak | Tinggi |
| 189 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Sedikit | Tinggi |
| 190 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 191 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 192 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Banyak | Sedikit | Tinggi |
| 193 | Halus | Halus | Heterogen | Heterogen | Sedikit | Banyak | Tinggi |
| 194 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Banyak | Rendah |
| 195 | Kasar | Kasar | Homogen | Homogen | Banyak | Sedikit | Rendah |

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({'*.PNG'; '*.jpg'; '*.bmp'; '*.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
        % Dapatkan ukuran gambar

        RoI = Img;
        %menampilkan citra RoI pada Axes
        imshow(RoI,'Parent',app.UIAxes_2)
        %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_8)
    %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 = rim;
    % rim2 = rim1(1:512,1:512);
    rim2 = double(rim);
    [m,n] = size(rim2);
    % ----- IMAGE QUANTIZATION TO 4 BITS (16 GRAY LEVELS)-----
    I_max = max(max(rim2));
    I_min = min(min(rim2));
    newrim = rim2 - I_min;
    N_max = max(max(newrim));
    N_min = min(min(newrim));
    Q = round(N_max/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
end

```

```

newmax=max(max(newrim));
newrim1=newrim/newmax;
newrim2=round(newrim1*16)+1;
dir=0;
dist1=1;
if (dir == 1)
    newrim2=newrim2';
end
mx = max(max(newrim2));
mn = min(min(newrim2));
gl = (mx-mn)+1;
[p,q] = size(newrim2);
n = p*q;
count = 1;
c = 1;
col = 1;
grl(mx,p) = 0;
maxcount(p*q) = 0;
mc = 0;
%-----PERHITUNGAN GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX-----
for j = 1:p
    for k = 1:q-dist1
        mc = mc+1;
        g = newrim2(j,k);
        f = newrim2(j,k+dist1);
        if (g==f)&(g~=0)
            count = count+1;

            c = count;
            col = count;
            maxcount(mc) = count;
        else grl(g,c) = grl(g,c)+1;col=1;
            count = 1;
            c = 1;
        end
    end
    end
    grl(f,col) = grl(f,col)+1;
    count = 1;
    c = 1;
end
I = (mx:mn);
m = grl(mn:mx,:);
m1 = m';
maxrun = max(max(maxcount));
S = 0;
G(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 u1 = 1:35
    for v1 = 1:17
        R(u1) = R(u1)+m1(u1,v1);
    end
end

```

```

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')

```

```

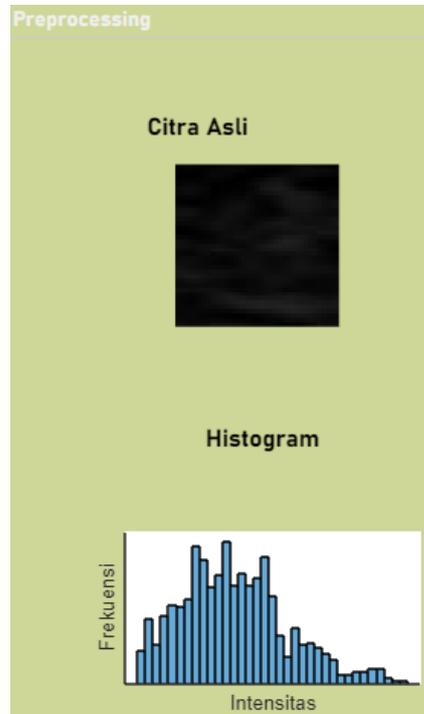
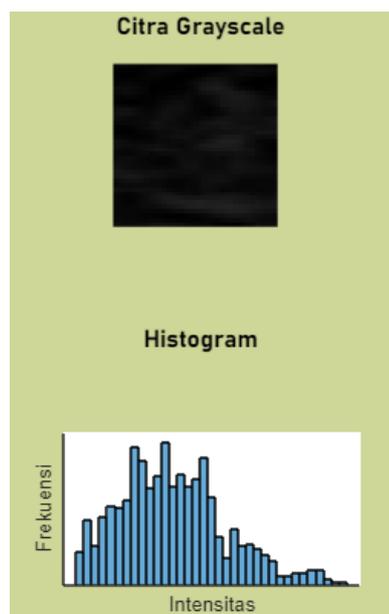
fprintf('\n\t %13.4f\n')
fprintf('\n\tSRE 0 :%13.4f\n',SRE1)
fprintf(' \tLRE 0 :%13.4f\n',LRE1)
fprintf(' \tGLN 0 :%13.4f\n',GLN1)
fprintf(' \tRLN 0 :%13.4f\n',RLN1)
fprintf(' \tLGRE 0 :%13.4f\n',LGRE1)
fprintf(' \tHGRE 0 :%13.4f\n',HGRE1)
fprintf(' \tRP 0 :%13.4f\n',RP1)
fprintf('\n\t %13.4f\n')
fprintf('\n\tSRE 45 :%13.4f\n',SRE3)
fprintf(' \tLRE 45 :%13.4f\n',LRE3)
fprintf(' \tGLN 45 :%13.4f\n',GLN3)
fprintf(' \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

```

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

B. Nilai rata-rata Fitur GLRLM

| Fitur GLRLM | | | |
|-------------|--------|------|--------|
| SRE | 0.7401 | LGRE | 0.1689 |
| LRE | 5.145 | HGRE | 55.58 |
| GLN | 68.31 | RP | 0.5972 |
| RLN | 297.8 | | |

C. Klasifikasi SVM

| Identifikasi SVM | |
|------------------------------------|--|
| Kelas | <input type="text" value="3"/> |
| Kategori | <input type="text" value="malignant"/> |
| Oleh: Amanda Rosyta (200604110077) | |



KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG

Jalan Gajayana Nomor 50, Telepon (0341)551354, Fax. (0341) 572533
Website: <http://www.uin-malang.ac.id> Email: info@uin-malang.ac.id

JURNAL BIMBINGAN SKRIPSI/TESIS/DISERTASI

IDENTITAS MAHASISWA

NIM : 200604110077
Nama : AMANDA ROSYTA DYAH AYU KATARINA
Fakultas : SAINS DAN TEKNOLOGI
Jurusan : FISIKA
Dosen Pembimbing 1 : Dr. H. AGUS Mulyono, S.Pd., M.Kes
Dosen Pembimbing 2 : Dr. ERNA HASTUTI, M.Si
Judul Skripsi/Tesis/Disertasi : ANALISIS TEKSTUR CITRA ULTRASOUND PAYUDARA METODE GLRLM (GRAY LEVEL RUN-LENGTH MATRIX) DAN SVM (SUPPORT VECTOR MACHINE)

IDENTITAS BIMBINGAN

| No | Tanggal Bimbingan | Nama Pembimbing | Deskripsi Proses Bimbingan | Tahun Akademik | Status |
|----|-------------------|-----------------------------------|---|------------------|-----------------|
| 1 | 21 Agustus 2023 | Dr. H. AGUS Mulyono, S.Pd., M.Kes | Konsultasi Judul dan Bab I | Ganjil 2023/2024 | Sudah Dikoreksi |
| 2 | 05 September 2023 | Dr. H. AGUS Mulyono, S.Pd., M.Kes | Konsultasi Bab I, II, dan III | Ganjil 2023/2024 | Sudah Dikoreksi |
| 3 | 08 September 2023 | Dr. H. AGUS Mulyono, S.Pd., M.Kes | Konsultasi Bab I, II, dan III | Ganjil 2023/2024 | Sudah Dikoreksi |
| 4 | 12 September 2023 | Dr. H. AGUS Mulyono, S.Pd., M.Kes | Konsultasi Bab I, II, dan III | Ganjil 2023/2024 | Sudah Dikoreksi |
| 5 | 05 Oktober 2023 | Dr. H. AGUS Mulyono, S.Pd., M.Kes | ACC Seminar Proposal | Ganjil 2023/2024 | Sudah Dikoreksi |
| 6 | 26 Oktober 2023 | Dr. H. AGUS Mulyono, S.Pd., M.Kes | Revisi Seminar Proposal | Ganjil 2023/2024 | Sudah Dikoreksi |
| 7 | 07 Desember 2023 | Dr. H. AGUS Mulyono, S.Pd., M.Kes | Konsultasi Bab IV dan V | Ganjil 2023/2024 | Sudah Dikoreksi |
| 8 | 12 Desember 2023 | Dr. ERNA HASTUTI, M.Si | Konsultasi Integrasi Bab I, II, dan IV | Ganjil 2023/2024 | Sudah Dikoreksi |
| 9 | 12 Januari 2024 | Dr. ERNA HASTUTI, M.Si | Konsultasi Integrasi Bab I, II, dan IV | Genap 2024/2025 | Sudah Dikoreksi |
| 10 | 08 Februari 2024 | Dr. H. AGUS Mulyono, S.Pd., M.Kes | ACC Seminar Hasil | Genap 2024/2025 | Sudah Dikoreksi |
| 11 | 19 Februari 2024 | Dr. ERNA HASTUTI, M.Si | Konsultasi Integrasi Bab I, II, dan IV | Genap 2024/2025 | Sudah Dikoreksi |
| 12 | 20 Februari 2024 | Dr. H. AGUS Mulyono, S.Pd., M.Kes | Revisi Seminar Hasil | Genap 2024/2025 | Sudah Dikoreksi |
| 13 | 26 Maret 2024 | Dr. ERNA HASTUTI, M.Si | Konsultasi Revisi Integrasi BAB I, II, dan IV | Ganjil 2024/2025 | Sudah Dikoreksi |
| 14 | 24 April 2024 | Dr. H. AGUS Mulyono, S.Pd., M.Kes | ACC Draft Akhir Skripsi | Ganjil 2024/2025 | Sudah Dikoreksi |

Telah disetujui
Untuk mengajukan ujian Skripsi/Tesis/Desertasi

Dosen Pembimbing 2

Dr. ERNA HASTUTI, M.Si

Malang, _____
Dosen Pembimbing 1

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

