

**ANALISIS EKSTRAKSI METODE *GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX (GLRLM)* DAN *SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)*
UNTUK DETEKSI PENYAKIT MALARIA**

SKRIPSI

Oleh :

AMATULLAH AL AULIAA
NIM. 210604110004



**PROGRAM STUDI FISIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2025**

**ANALISIS EKSTRAKSI METODE *GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX* (GLRLM) DAN *SUPPORT VECTOR MACHINE* (SVM)
UNTUK DETEKSI PENYAKIT MALARIA**

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:
AMATULLAH ALAULIAA
NIM. 210604110004**

**PROGRAM STUDI FISIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2025**

LEMBAR PERSETUJUAN

SIDANG SKRIPSI

ANALISIS EKSTRAKSI METODE *GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX*
(GLRLM) DAN *SUPPORT VECTOR MACHINE* (SVM) UNTUK DETEKSI
PENYAKIT MALARIA

SKRIPSI

Oleh:

AMATULLAH AL AULIAA
NIM. 210604110004

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji
Pada tanggal, 13 Juni 2025

Pembimbing 1

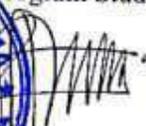


Dr. H. Agus Mulyono, M.Kes
NIP. 19750808 199903 1 003

Pembimbing 2



Ahmad Abtokhi, M.Pd
NIP. 19761003 200312 1 004

Mengetahui,
Program Studi

Tazi, M.Si
NIP. 19730 200312 1 002



HALAMAN PENGESAHAN

ANALISIS EKSTRAKSI METODE *GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX* (GLRLM) DAN *SUPPORT VECTOR MACHINE* (SVM) UNTUK DETEKSI PENYAKIT MALARIA

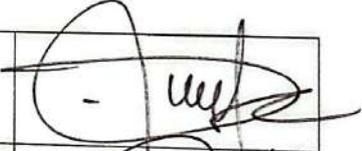
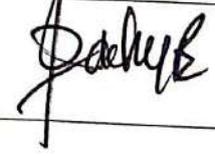
SKRIPSI

Oleh:

AMATULLAH AL AULIAA

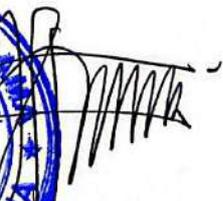
NIM. 210604110004

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi dan
Diterima Sebagai Salah Sat Persyaratan
Untuk Memoeroleh Gelar Sarjana Sains (S.Si)
Tanggal, 17 Juni 2025

Penguji Utama :	<u>Prof. Dr. Drs. M. Tirono, M.Si</u> NIP. 19641211 199111 1 001	
Ketua Penguji :	<u>Muthmainnah, M.Si</u> NIP. 19860325 201903 2 009	
Sekretaris Penguji :	<u>Dr. H. Agus Mulyono, M.Kes</u> NIP. 19750808 199903 1 003	
Anggota Penguji :	<u>Ahmad Abtokhi M.Pd</u> NIP. 19761003 200312 1 004	

Mengesahkan
Ketua Program Studi,




M. Tazi, M.Si

NIP. 19740730 200312 1 002

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : AMATULLAH AL AULIAA
NIM : 210604110004
Program Studi : FISIKA
Fakultas : SAINS DAN TEKNOLOGI
Judul Penelitian : Analisis Ekstraksi Metode Gray Level Run Length
Matrix (Grlm) Dan Support Vector Machine (Svm)
Untuk Deteksi Penyakit Malaria

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, 18 Juni 2024
Yang Membuat Pernyataan



SEPULUH RIBU RUPIAH
10000
METERAI
TEMPEL
EDB8FAMX373349185

AMATULLAH AL AULIAA
NIM. 210604110004

MOTTO

"Semua jatuh bangunmu hal yang biasa, angan dan pertanyaan waktu yang menjawabnya, berikan tenggat waktu, bersedihlah secukupnya, rayakan perasaanmu sebagai manusia"

(Baskara Putra - Hindia)

LEMBAR PERSEMBAHAN

Dengan segala rasa syukur dan kerendahan hati,

Skripsi ini saya persembahkan sebagai wujud kecil dari perjuangan panjang yang tidak pernah saya jalani sendiri. Persembahan ini untu:

1. Almarhumah Ibuku tercinta, Zumrotin, yang kasih sayang dan pengorbanannya tak pernah lekang oleh waktu. Terima kasih atas cinta yang tak terbatas, atas doa-doa yang mungkin masih terbang tinggi dari tempat peristirahatanmu, yang menjadi cahaya dalam setiap langkahku. Semoga Allah SWT memberikan tempat terbaik di sisi-Nya dan membalas segala kebaikan dengan surga-Nya.
2. Bapakku Moh. Ainur Roziqin. Bapak, terima kasih telah menjadi jangkar ketika aku terombang-ambing oleh keraguan. Terima kasih atas diam-diammu yang menyimpan begitu banyak doa. Di balik kesederhanaanmu, aku belajar arti ketulusan, arti kerja keras tanpa pamrih, dan arti mencintai tanpa harus selalu berkata. Bapak, engkau adalah rumah yang tak pernah runtuh meski diterjang badai. Terima kasih telah mengangkatku saat aku jatuh, dan tetap percaya pada kemampuanku, bahkan ketika aku sendiri sudah tak yakin lagi.
3. Saudaraku tercinta, Mbak Unun, dan adik-adikku tersayang, Neli dan Ridho. Kalian adalah penyemangat yang tak pernah surut, meski seringkali aku tenggelam dalam kesibukan dan keluh kesah. Kalian yang mengingatkanku siapa diriku, dari mana aku berasal, dan mengapa aku tidak boleh berhenti. Mbak, terima kasih telah menjadi sosok kakak yang tak hanya menyayangi, tapi juga melindungi dan mendoakan. Neli dan Ridho,

terima kasih untuk tawa kalian yang menjadi hiburan terbaik saat dunia terasa berat. Kalian semua adalah bagian dari nyawa dalam perjuanganku.

4. Untuk diriku sendiri, Terima kasih karena telah terus melangkah, walau sering terseok dalam ketidakpastian. Terima kasih karena tidak berhenti, bahkan ketika dunia terasa terlalu sunyi untuk didengar dan terlalu gelap untuk ditapaki. Aku tahu kamu lelah, aku tahu kamu pernah ingin menyerah. Tapi kamu memilih untuk tetap ada. Untuk tetap bangun esok hari, meski malam sebelumnya penuh tangis yang tak terdengar. Di balik semua keraguan, lelah, dan tantangan, kamu memilih untuk tetap berjalan, dan itu bukan hal yang mudah.

KATA PENGANTAR

Bismillahirrohmanirrohim

Assalamu'alaikum Wr. Wb

Puji syukur saya panjatkan kepada Allah SWT atas berkat rahmat dan karunia-Nya, saya dapat menyelesaikan skripsi ini dengan judul "*Analisis Ekstraksi Metode Gray Level Run Length Matrix (Grlm) Dan Support Vector Machine (Svm) Untuk Deteksi Penyakit Malaria*". Skripsi ini disusun untuk memenuhi persyaratan memperoleh gelar Sarjana Sains (S.Si).

Semoga shalawat dan salam senantiasa tercurah kepada junjungan kita, Nabi Muhammad SAW. Penulisan skripsi ini tidak terlepas dari berbagai tantangan dan hambatan, baik dari segi teknis maupun non-teknis. Namun, berkat bantuan dan kerjasama yang baik dari berbagai pihak, saya dapat menyelesaikannya dengan baik. Oleh karena itu, saya ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada semua pihak yang telah memberikan kontribusi dalam kelancaran dan penyelesaian penelitian ini. Sehingga dengan penuh kerendahan hati dan rasa hormat penulis mengucapkan terimakasih sebesar-besarnya kepada:

1. kepada Bapak, kakak, adek dan keluarga, yang telah memberi dukungan tanpa henti, baik dari segi materi, moral, maupun doa yang tiada putusnya, serta semangat yang selalu menginspirasi saya.
2. Prof. Dr. H. Zainuddin, M.A selaku Rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Prof. Dr. Hj. Sri Hariani, M. Si selaku Dekan Fakultas dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Dr. Imam Tazi, M.Si selaku Ketua Progam Studi Fisika Universitas Islam

Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang

5. Dr. H. Agus Mulyono, M.Kes dan Ahmad Abtokhi M.Pd selaku Dosen Pembimbing Skripsi yang telah meluangkan waktunya dalam memberikan bimbingan serta arahan kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik.
6. Segenap Dosen, Laboran dan Admin Program Studi Fisika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang yang senantiasa memberikan ilmu pengetahuan dan pengalaman kepada penulis.
7. Kepada teman-teman seperjuangan Fisika angkatan 2021 tercinta. Terima kasih karena telah menciptakan ruang aman untuk saling bertumbuh. Di antara catatan kuliah, revisi dosen, dan tekanan akhir semester, kalian hadir sebagai kekuatan yang tak tergantikan. Dalam kelelahan yang panjang, kalian adalah pengingat bahwa aku tidak sendiri.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu, penulis sangat mengharapkan adanya kritik dan saran yang bersifat konstruktif untuk memperbaiki segala kekurangan dan keterbatasan dalam penulisan skripsi ini. Akhir kata, semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi para pembaca dan turut berkontribusi dalam pengembangan ilmu pengetahuan.

Wassalamu'alaikum Warrahmatullahi Wabarakatuh

Malang, 18 Juni 2025

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	ii
LEMBAR PERSETUJUAN	Error! Bookmark not defined.
HALAMAN PENGESAHAN	Error! Bookmark not defined.
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	v
MOTTO	vi
LEMBAR PERSEMBAHAN	vii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR TABEL	xiv
ABSTRAK	xv
ABSTRACT	xvi
البحث مستخلص	xvii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	7
1.3 Tujuan	7
1.4 Manfaat Penelitian	8
1.5 Batasan Penelitian	8
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	9
2.1 Malaria	9
2.1.1 Jenis Spesies <i>Plasmodium</i>	10
2.1.2 Diagnosis	15
2.2 Citra Digital	16
2.3 Pengolahan Citra Digital	20
2.3.1 Pre-processing	20
2.3.2 Ekstraksi Ciri	21
2.3.3 Klasifikasi	21
2.4 <i>Gray Level Run Length Matrix</i> (GLRLM)	21
2.4.1 Fitur-fitur <i>Grey Level Run Length Matrix</i> (GLRLM)	24
2.5 <i>Support Vector Machine</i> (SVM)	27
2.6 <i>Confusion Matriks</i>	29
2.6.1 Komponen <i>Confusion Matriks</i>	29
2.6.2 Parameter <i>Confusion Matriks</i>	30
BAB III METODE PENELITIAN	33
3.1 Jenis Penelitian	33
3.2 Sumber Data Penelitian	33
3.3 Rancangan Penelitian	34
3.4 Prosedur Penelitian	34
3.4.1 Pengambilan Dataset	34

3.4.2 Preprocessing	35
3.4.3 Ekstraksi Ciri	36
3.4.4 Pengklasifikasian	36
3.4.5 Perhitungan Validitas Data	37
3.5 Pengambilan dan Pengolahan Data	37
3.5.1 Tabel Data Ciri GLRLM	37
3.5.2 Tabel Data Klasifikasi	38
3.5.3 Perhitungan Sebaran Validitas Data	38
3.6 GUI Matlab	39
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	41
4.1 Data Hasil Penelitian	41
4.1.1 <i>Pre-processing</i> Citra	41
4.1.2 Ekstraksi Fitur Tekstur	44
4.1.3 Analisis Klasifikasi SVM	51
4.1.4 Sebaran Validitas Data	52
4.1.5 Karakteristik Tekstur Citra	56
4.2 Pembahasan	60
4.3 Kajian Integrasi Islam	68
BAB V PENUTUP	71
5.1 Kesimpulan	71
5.2 Saran	72
DAFTAR PUSTAKA	73
LAMPIRAN	77

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 <i>Plasmodium Malariae</i>	11
Gambar 2.2 <i>Plasmodium Ovale</i>	12
Gambar 2.4 <i>Plasmodium Falciparum</i>	15
Gambar 2.5 Koordinat citra digital	17
Gambar 2.6 Ilustrasi warna RGB	18
Gambar 2.7 Orientasi arah	23
Gambar 2.8 Matriks ukuran 4 x 4	23
Gambar 2.9 Matrik <i>Run length</i> dengan orientasi arah 0°	24
Gambar 2.10 Matrik <i>Run length</i> dengan orientasi arah 45°	24
Gambar 2.11 Matrik <i>Run length</i> dengan orientasi arah 90°	24
Gambar 2.12 Matrik <i>Run length</i> dengan orientasi arah 135°	24
Gambar 2.13 Struktur <i>Support Vector Machine</i>	28
Gambar 3.1 Diagram alir penelitian.....	34
Gambar 3.2 Desain GUI	39
Gambar 4.1 Citra Sel Darah Hasil Uji Mikroskopis	58
Gambar 4.2 Daerah pemotongan citra	59
Gambar 4.3 Hasil pemotongan citra ukuran 120 x 120	43
Gambar 4.4 Hasil Evaluasi <i>confusi matriks</i>	53

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Vektor komponen RGB	18
Tabel 3.1 Data Fitur GLRLM	37
Tabel 3.2 Data uji.....	38
Tabel 4.1 Range Nilai fitur GLRLM pada data latih	46
Tabel 4.2 Range Nilai fitur GLRLM pada data uji	48
Tabel 4.3 Hasil <i>Convusion matrix</i>	52
Tabel 4.4 Range Nilai Fitur	56
Tabel 4.5 Distribusi nilai parameter tekstur pada masing-masing kelas.....	57
Tabel 4.6 Karakteristik tekstrur citra pada masing-masing kelas	58

ABSTRAK

Auliaa, Amatullah Al. 2025. **Analisis Ekstraksi Metode *Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)* Dan *Support Vector Machine (SVM)* Untuk Deteksi Penyakit Malaria**. Skripsi. Program Studi Fisika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
Pembimbing: (I) Dr. H. Agus Mulyono, M.Kes. (II) Ahmad Abtokhi, M.Pd

Kata Kunci: *Plasmodium malariae*, citra mikroskopis, tekstur, *Gray Level Run Length Matrix*, *Support Vector Machine*

Diagnosa malaria secara konvensional masih mengandalkan ketajaman mata analis di bawah mikroskop sebuah proses yang tidak hanya memakan waktu, tetapi juga rentan terhadap kesalahan manusia. Dalam era teknologi digital, pendekatan ini menuntut pembaruan. Penelitian ini menghadirkan solusi berbasis pengolahan citra digital melalui metode *Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)* dan *Support Vector Machine (SVM)*. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui sebaran validitas data yang dihasilkan oleh sistem GLRLM-SVM dalam mendeteksi malaria, serta mengidentifikasi karakteristik tekstur fisik pada masing-masing citra sel darah (Normal, *Plasmodium malariae*, *plasmodium oval*, *Plasmodium vivax* dan, *Plasmodium falciparum*) berdasarkan hasil ekstraksi fitur GLRLM. Penelitian ini menggunakan pendekatan deskriptif kuantitatif, yang memadukan analisis numerik terhadap citra mikroskopis darah dengan pengujian performa sistem klasifikasi. Hasil pada penelitian ini menunjukkan sistem GLRLM-SVM mencapai performa maksimal dengan nilai akurasi, presisi, sensitivitas, spesifisitas, dan F1-Score sebesar 100%. Perbedaan katakarakteristik tekstur masing-masing jenis *Plasmodium* sel darah normal menampilkan tekstur halus dan heterogen dengan run-length tinggi, *Plasmodium falciparum* memperlihatkan area kontras tinggi dengan bintik-bintik kecil yang menyebar; *Plasmodium malariae* menunjukkan distribusi kontras seimbang, *Plasmodium ovale* memiliki tekstur kasar dengan banyak area gelap, dan *Plasmodium vivax* tampil paling kompleks kasar, tidak homogen, dan penuh kontras.

ABSTRACT

Auliaa, Amatullah Al. 2025. Analysis of Gray Level Run Length Matrix (GLRLM) and Support Vector Machine (SVM) Extraction Methods for Malaria Detection. Thesis. Physics Study Program, Faculty of Science and Technology, Maulana Malik Ibrahim State Islamic University Malang.
Advisors: (I) Dr. H. Agus Mulyono, M.Kes. (II) Ahmad Abtokhi, M.Pd

Keywords: Plasmodium malaria, microscopic images, texture, Gray Level Run Length Matrix, Support Vector Machine

Conventional malaria diagnosis still relies on the analyst's visual acuity under a microscope, a process that is not only time-consuming but also prone to human error. In the digital age, this approach demands an update. This study presents a solution based on digital image processing using the Gray Level Run Length Matrix (GLRLM) and Support Vector Machine (SVM) methods. The objective of this study is to determine the validity of data generated by the GLRLM-SVM system in detecting malaria, as well as to identify the physical texture characteristics of each blood cell image (Normal, Plasmodium malariae, Plasmodium ovale, Plasmodium vivax, and Plasmodium falciparum) based on GLRLM feature extraction results. This study employs a quantitative descriptive approach, combining numerical analysis of blood microscopic images with system classification performance testing. The results of this study indicate that the GLRLM-SVM system achieves maximum performance with accuracy, precision, sensitivity, specificity, and F1-Score values of 100%. Differences in texture characteristics among Plasmodium species normal blood cells exhibit a smooth and heterogeneous texture with high run-length, Plasmodium falciparum shows high-contrast areas with small scattered spots, Plasmodium malariae exhibits balanced contrast distribution, Plasmodium ovale has a coarse texture with many dark areas, and Plasmodium vivax appears most complex, coarse, non-homogeneous, and highly contrasted.

البحث مستخلص

أولياء، أمة الله آل. 2025. تحليل استخلاص مصفوفة طول المدى الرمادي (GLRLM) وأساليب آلة دعم المتجهات (SVM) للكشف عن أمراض الملاريا. أطروحة. برنامج دراسة الفيزياء، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامعة مولانا مالك بن إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج. المشرف (I): الدكتور الحاج أغوس مولونو، ماجستير في العلوم الصحية (II). أحمد أبتوخي، ماجستير في التربية

الكلمات المفتاحية: ملاريا البلازموديوم، صورة الفحص المجهرى، النسيج، مصفوفة طول التشغيل على المستوى الرمادي، آلة دعم المتجهات . لا يزال التشخيص التقليدي للملاريا يعتمد على حدة عين المحلل تحت المجهر، وهي عملية لا تستغرق وقتاً طويلاً فحسب، بل هي أيضاً عرضة للخطأ البشري. في عصر التكنولوجيا الرقمية، يتطلب هذا النهج تحديثاً في عصر التكنولوجيا الرقمية. يقدم هـ ذا البحث حلاً قائماً على المعالجة الرقمية للصور من خلال أساليب مصفوفة طول تشغيل المستوى الرمادي (GLRLM) وآلة دعم المتجهات (SVM) الغرض من هذه الدراسة هو تحديد توزيع صحة البيانات التي تم إنشاؤها بواسطة نظام GLRLM-SVM في الكشف عن الملاريا، وكذلك تحديد خصائص النسيج الفيزيائي لكل صورة من صور خلايا الدم (العادية، والمتصورة الملاريا والبلازموديوم البيضاوي، والمتصورة النشيطة، والمتصورة المنجلية) استناداً إلى نتائج استخراج سمات GLRLM. يستخدم هذا البحث منهجاً وصفيًا كميًا يجمع بين التحليل العددي للصور المجهرية للدم واختبار أداء نظام التصنيف. تُظهر النتائج في هذه الدراسة أن نظام GLRLM-SVM يحقق أقصى أداء مع قيم دقة ودقة وحساسية وخصوصية وقيم F1-SVM بنسبة 100%. تُظهر الاختلافات في خصائص نسيج كل نوع من أنواع البلازموديوم خلايا الدم الطبيعية نسيجاً ناعماً وغير متجانس مع طول تشغيل مرتفع، وتظهر البلازموديوم المنجلية مناطق تباين عالية مع بقع صغيرة منتشرة، وتظهر البلازموديوم الملاريا توزيعاً متوازناً للتباين، وتظهر البلازموديوم البيضاوي نسيجاً خشناً مع العديد من المناطق الداكنة، وتظهر البلازموديوم النشط الأكثر تعقيداً خشناً وغير متجانس ومليناً بالتباين.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Malaria merupakan penyakit yang terjadi akibat gigitan nyamuk *Anopheles* betina yang terinfeksi oleh parasit dari genus *Plasmodium*. Dari gigitan nyamuk tersebut kemudian menginfeksi sel darah yang dapat menyebabkan penyakit yang menular yang disebut dengan malaria. Hanya dengan satu gigitan nyamuk, seseorang dapat terinfeksi malaria. Malaria tidak dapat ditularkan secara langsung antar individu. Gejala yang dialami seseorang yang terkena malaria diantaranya seperti pusing, sakit kepala, demam, mual, menggigil, serta mengalami kelelahan yang parah. Terdapat empat spesies *Plasmodium* yang dapat menginfeksi manusia *Plasmodium malariae*, *Plasmodium oval*, *Plasmodium vivax* dan, *Plasmodium falciparum* (Mukti et al., 2024).

Malaria menjadi salah satu masalah kesehatan yang diperhatikan oleh berbagai negara. Malaria termasuk salah satu faktor penyakit dan kematian di dunia. dengan sekitar 2,4 miliar orang berisiko terkena penyakit ini. Berdasarkan data saat ini terdapat 92 negara dengan malaria endemik, dengan tingkat malaria yang berbeda-beda di berbagai negara. Di sub-Sahara kasus klinis malaria mencapai 90% yang diperkirakan ada antara 300 hingga 500 juta kasus. Penyakit malaria ini menjadi masalah kesehatan termasuk juga di Indonesia yang memiliki daerah beriklim tropis dan subtropis. Setiap tahunnya, malaria dapat menyebabkan 2 juta kasus kematian yang terjadi di seluruh dunia. kelompok terbanyak dalam kasus kematian tersebut merupakan anak-anak yang usianya dibawah lima tahun (Utami et al., 2022). Kementerian Kesehatan Republik Indonesia tahun 2021 melaporkan

terdapat kasus positif malaria sebanyak 465.700 kasus pada tahun 2010, kemudian kasus positif malaria mengalami penurunan menjadi 235.700 kasus positif malaria pada tahun 2020 (Mukti et al., 2024).

Prevalensi malaria tertinggi tercatat di wilayah Indonesia bagian timur, terutama di provinsi Maluku, Papua, Papua Barat, dan Nusa Tenggara Timur (NTT), yang tergolong dalam kawasan dengan *Annual Parasite Incidence* (API) tertinggi (Nivaan, 2022). Wilayah Papua memiliki angka kejadian malaria paling tinggi di Indonesia, dengan prevalensi di beberapa daerah mencapai lebih dari 75%, mencerminkan tingginya intensitas penularan sepanjang tahun. Islam memandang kesehatan sebagai bagian penting dalam menjaga amanah kehidupan. Dalam ajaran Islam, upaya menjaga diri dari segala bentuk bahaya termasuk penyakit adalah suatu kewajiban. Al-Qur'an memberikan peringatan agar manusia tidak membiarkan dirinya jatuh dalam kondisi yang membahayakan. Hal ini sebagaimana disebutkan dalam QS. Al-Baqarah ayat 195:

وَأَنْفِقُوا فِي سَبِيلِ اللَّهِ وَلَا تُلْقُوا بِأَيْدِيكُمْ إِلَى التَّهْلُكَةِ وَأَحْسِنُوا إِنَّ اللَّهَ يُحِبُّ الْمُحْسِنِينَ ﴿١٩٥﴾

"Dan janganlah kamu menjatuhkan dirimu ke dalam kebinasaan, dan berbuat baiklah; sesungguhnya Allah menyukai orang-orang yang berbuat baik." (QS. Al-Baqarah: 195).

Ayat tersebut bermakna agar kita tidak mengabaikan penyakit atau membiarkan kondisi tubuh memburuk tanpa usaha untuk mencegahnya. Deteksi dini malaria dengan menggunakan ilmu pengetahuan, seperti analisis gambar digital dan teknologi kecerdasan buatan, merupakan salah satu bentuk upaya menjaga diri. Dalam Islam, menjaga kesehatan adalah bagian dari ibadah karena merupakan tanggung jawab atas amanah tubuh yang telah Allah berikan.

Pemeriksaan mikroskopis dianggap sebagai standar emas dalam diagnosis malaria. Parasit malaria dapat dikenali dengan memeriksa sediaan darah (SD) malaria di bawah mikroskop. Terdapat dua jenis sediaan darah malaria, yaitu sediaan darah tebal untuk mendeteksi adanya parasit malaria, dan sediaan darah tipis untuk mengidentifikasi spesies malaria (Sredaran Nair A/L J. Muralidharan Nair, 2019). Namun, pemeriksaan dengan metode tersebut memerlukan waktu dan keakuratan diagnosis didasarkan pada kondisi pasien serta pendapat dokter atau ahli patologi (Febriani, 2021). Selain itu, *Real-Time Polymerase Chain Reaction* (RT-PCR) telah banyak digunakan sebagai pengganti tes malaria dengan metode mikroskopis. Menurut Mangold dkk, *PCR real-time* memiliki sensitivitas 94,1% dan spesifisitas 100% dalam deteksi mikroskopis *P. falciparum*. Mendeteksi malaria menggunakan PCR membutuhkan waktu yang cukup lama serta membutuhkan biaya yang besar. Pemanfaatan teknologi canggih (*Artificial Intelligence*) dalam pengembangan deteksi malaria dalam darah sangat diperlukan, seiring dengan telah dikembangkannya berbagai penelitian berbasis pengolahan citra yang dapat mengidentifikasi parasit malaria secara otomatis (Nivaan, 2022).

Perkembangan teknologi informasi telah banyak membantu pekerjaan manusia, baik di bidang medis maupun bidang lainnya. Penalaran Berbasis Kasus adalah salah satu fitur kecerdasan buatan yang menggunakan data historis untuk menganalisis kasus baru. Penerapan metode ini dalam dunia medis membantu mempermudah proses pengambilan keputusan oleh dokter. Kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) berperan sebagai komponen penting dalam meningkatkan akurasi diagnosis penyakit malaria. Sebagai salah satu komponen machine learning, *deep learning* (DL) berfokus pada pengembangan sistem yang secara mandiri tanpa

memerlukan intervensi manusia secara terus-menerus (Janiesch et al., 2021). Klasifikasi malaria membantu dokter dalam menentukan tingkat keparahan penyakit malaria yang dialami oleh pasien. Teknik umum yang digunakan dalam proses diagnosis adalah biopsi dan pengamatan langsung. Kisaran waktu yang dibutuhkan untuk mendeteksi malaria melalui biopsi atau pemeriksaan mikroskopis biasanya berkisar antara 1 hingga 24 jam dan diperlukan sumber daya manusia yang terampil serta berpengalaman. Proses ini melibatkan pengambilan sampel darah pasien, kemudian pemeriksaan di bawah mikroskop untuk menemukan parasit (Setiawan et al., 2021). Oleh karena itu, deep learning dengan metode GLRLM dan SVM dapat menjadi solusi yang membantu dokter dalam mengklasifikasikan dan mendiagnosis malaria yang dialami pasien.

Salah satu komponen terpenting dari citra yang memberikan informasi tentang struktur citra tersebut adalah tekstur. Karakteristiknya meliputi granularitas, pengaturan piksel, dan evaluasi tingkat kasar (Mulyono, 2022). Metode GLRLM atau *Gray Level Run Length Matrix* mendeskripsikan tekstur gambar dengan menganalisis seberapa sering rangkaian piksel dengan intensitas sama yang dikenal sebagai "run". Ini muncul pada arah yang sesuai dan pada intensitas keabuan yang berbeda. Dinamakan GLRLM karena hasil yang dikeluarkan adalah matriks run length, dimana jumlah run ditunjukkan dengan setiap komponen matriks setiap elemen matriks dengan panjang dan suatu tingkat keabuan dalam arah tertentu (Durgamahanthi et al., 2021). Dalam metode GLRLM terdapat empat arah yang membentuk orientasi, keempat sudut tersebut yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° . GLRLM digunakan untuk menganalisis tekstur dengan membandingkan tekstur halus dan kasar. Gambar dengan tekstur halus memiliki lebih sedikit piksel tetangga dengan

intensitas serupa dari pada gambar dengan tekstur yang kasar (Telaumbanua et al., 2021).

Support Vector Machine (SVM) adalah metode yang bekerja dengan mendefinisikan batas antara dua kelas menggunakan set data terkecil yang memungkinkan. Set data terkecil ini diperoleh dengan mengidentifikasi *hyperplane* (pemisah) terbaik dalam ruang input yang dihasilkan dengan mengurangi margin *hyperplane* dengan memisahkan data ke dalam dua kelas yang berbeda (Sahu et al., 2023; Wang et al., 2023). SVM menunjukkan kemampuan yang baik dalam analisis citra medis (Wang et al., 2023). Hal tersebut dibuktikan melalui penelitian yang dilakukan oleh (Ariadi et al., 2024) dalam klasifikasi citra infeksi telinga, dalam penelitian tersebut membandingkan antara metode klasifikasi SVM dan KNN. Dari penelitian tersebut diperoleh nilai akurasi untuk SVM sebesar 78,50% sedangkan nilai akurasi yang diperoleh untuk KNN sebesar 72,50 %.

Metode GLRLM telah digunakan dalam beberapa penelitian diantaranya yaitu untuk Klasifikasi Karakteristik Echo Pattern Pada Citra Ultrasonografi Leher Rahim (Rahmawaty & Triyani, 2019), untuk deteksi dini osteoporosis (Mulyono, 2022), klasifikasi tumor payudara (JULIA et al., 2022) dan lain-lain. Pada penelitian yang dilakukan oleh (Sari et al., 2021) membandingkan metode ekstraksi fitur GLRLM dan GLCM. Berdasarkan hasil penelitian yang diperoleh, metode Gray Level Run Length Matrix (GLRLM) memiliki akurasi lebih tinggi dibandingkan dengan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dimana akurasi metode GLRLM sebesar 79,5% dan metode GLCM sebesar 75%. Suatu penelitian yang dilakukan oleh (Sendren al., 2019) mengenai klasifikasi penyakit hati menggunakan klasifikasi SVM berdasarkan metode GLRLM dan GLCM menunjukkan bahwa

performa GLRLM lebih tinggi daripada dengan GLCM, hal ditunjukkan dengan tingkat akurasi yang diperoleh dari GLRLM lebih tinggi yaitu 88.13%, sedangkan GLCM sebesar 78%.

Pada penelitian yang dilakukan oleh (Mukti et al., 2024) mengenai deteksi parasit malaria menggunakan metode Gray Level Co-Occurance Matrix (GLCM). penelitian tersebut bertujuan untuk mengklasifikasi citra sel darah normal dan sel darah yang terkena parasit malaria. Penelitian ini melalui tahapan preprocessing. Kemudian dilakukan ekstraksi ciri GLCM dengan menggunakan GLCM dengan variasi arah sudut 0° , 45° , 90° , dan 135° . Berdasarkan hasil ekstraksi ciri dan model klasifikasi menunjukkan bahwa metode GLCM dapat digunakan untuk mendeteksi parasit malaria dengan nilai sebesar akurasi 89%. Penelitian ini berhasil mengklasifikasikan apakah suatu citra sel darah merah merupakan sel darah normal atau sel darah yang terkena parasit malaria. Namun dalam penelitian ini hanya menfokuskan untuk mendeteksi keberadaan parasit malaria dalam sel darah, sementara jenis spesies parasit malaria tidak dijelaskan.

Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan, penelitian ini mengembangkan sistem deteksi otomatis untuk penyakit malaria melalui citra sel darah. Sistem ini menggunakan metode *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) untuk ekstraksi fitur dan *Support Vector Machine* (SVM) sebagai metode klasifikasi. Citra yang dianalisis mencakup lima jenis, yaitu normal, *Plasmodium falciparum*, *Plasmodium malariae*, *Plasmodium ovale*, dan *Plasmodium vivax*, sehingga cakupan klasifikasinya lebih luas dan beragam. Pendekatan gabungan antara GLRLM dan SVM diharapkan mampu mencapai akurasi yang optimal dalam mengidentifikasi spesies malaria, dengan memanfaatkan keunggulan GLRLM dalam mengekstraksi

tekstur citra dan kekuatan SVM dalam melakukan klasifikasi yang presisi. Sistem ini masih perlu terus dikembangkan agar dapat meningkatkan akurasi, efisiensi proses, serta dapat diimplementasikan secara lebih luas di lingkungan medis, khususnya untuk membantu diagnosis di daerah endemis malaria.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana sebaran validitas data (akurasi, presisi, sensitivitas, spesifisitas, dan F1-Score) yang dihasilkan oleh sistem metode GLRLM-SVM dalam mendeteksi penyakit malaria?
2. Bagaimana karakteristik fisik tekstur pada masing-masing citra sel darah (Normal, *Plasmodium malariae*, *plasmodium oval*, *Plasmodium vivax* dan, *Plasmodium falciparum*) berdasarkan nilai ekstraksi fitur GLRLM?

1.3 Tujuan

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Untuk mengetahui sebaran validitas data (akurasi, presisi, sensitivitas, spesifisitas, dan F1-Score) yang dihasilkan sistem metode GLRLM-SVM dalam mendeteksi Penyakit Malaria
2. Untuk mengetahui karakteristik fisik tekstur pada masing-masing citra sel darah (Normal, *Plasmodium malariae*, *plasmodium oval*, *Plasmodium vivax* dan, *Plasmodium falciparum*) berdasarkan nilai ekstraksi fitur GLRLM

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat pada penelitian ini diantaranya:

1. Manfaat Teoritis

Penelitian ini memberikan kontribusi teoritis dalam pengembangan metode diagnosis penyakit malaria dengan menggabungkan metode GLRLM dan SVM. Pendekatan gabungan ini memperluas pemahaman tentang analisis tekstur citra sel darah menggunakan GLRLM dan SVM.

2. Manfaat Praktis

Penelitian ini diharapkan dapat menjadi sumber pembelajaran bagi mahasiswa dan pendidik di bidang fisika kedokteran dan rekonstruksi citra, serta dapat digunakan sebagai bahan ajar untuk mengembangkan aplikasi yang mendukung proses diagnosis citra. Dalam dunia medis, hal ini lebih mudah.

1.5 Batasan Penelitian

Batasan yang digunakan dalam penelitian ini antara lain:

1. Software yang digunakan Matlab R2024a atau versi lebih tinggi
2. Citra yang digunakan citra sel darah
3. Data yang digunakan berasal dari web arsip pencitraan *Kaggle*

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Malaria

Malaria tergolong dalam penyakit menular yang mematikan diseluruh dunia. Penyakit ini disebabkan oleh parasit plasmodium yang menginfeksi sel darah akibat gigitan nyamuk Anopheles, selain itu penggunaan jarum suntik yang bergantian dan transfusi darah juga dapat menjadi penyebab penularan malaria (Yohannes et al., 2020). Gejala umum yang dialami seseorang yang terkena malaria diantaranya seperti pusing, sakit kepala, demam, mual, menggil, serta mengalami kelelahan yang parah, pada kasus malaria yang parah dapat menyebabkan gangguan kesadaran, kejang-kejang, sesak nafas hingga menyebabkan kematian (Kalua et al., 2023).

Penyakit ini banyak menyerang kelompok rentan seperti ibu hamil, balita, dan pengidap HIV/AIDS. Beberapa faktor turut memengaruhi tingginya angka kejadian malaria, antara lain faktor demografis, kondisi geografis, spesies nyamuk Anopheles, lingkungan tempat tinggal, perilaku masyarakat, serta kondisi sosial ekonomi. Malaria umumnya banyak ditemukan di wilayah terpencil yang sulit dijangkau, dan Papua tercatat sebagai daerah dengan tingkat kasus malaria tertinggi di Indonesia (Lewinsca et al., 2021). Fakta ini menunjukkan bahwa malaria merupakan penyakit yang berbahaya. Pada surat Ar-Ra'd ayat 11 dalam Al-Quran Allah berfirman:

لَهُ مُعَقِّبَاتٌ مِّنْ بَيْنِ يَدَيْهِ وَمَنْ خَلْفَهُ يَحْفَظُونَهُ مِنْ أَمْرِ اللَّهِ إِنَّ اللَّهَ لَا يُعْزِرُ مَا يُعْمَلُ مَا يُعْمَلُونَ حَتَّىٰ يُعْزِرُوا مَا
بِأَنْفُسِهِمْ وَإِذَا أَرَادَ اللَّهُ بِقَوْمٍ سُوءًا فَلَا مَرَدَّ لَهُ وَمَا لَهُمْ مِّنْ دُونِهِ مِنْ وَّالٍ ﴿١١﴾

“Baginya (manusia) ada (malaikat-malaikat) yang menyertainya secara bergiliran dari depan dan belakangnya yang menjaganya atas perintah Allah. Sesungguhnya Allah tidak mengubah keadaan suatu kaum hingga mereka mengubah apa yang ada pada diri mereka. Apabila Allah menghendaki keburukan terhadap suatu kaum, tidak ada yang dapat menolaknya, dan sekali-kali tidak ada pelindung bagi mereka selain Dia”

“Sesungguhnya Allah tidak merubah keadaan suatu kaum, kecuali kaum itu sendiri yang merubah apa yang ada pada diri mereka.” Ayat tersebut mengingatkan kita bahwa perubahan dalam keadaan, termasuk dalam kesehatan, tergantung pada usaha manusia. Pentingnya menekankan upaya manusia untuk melakukan tindakan preventif dan deteksi lebih awal terhadap penyakit. Melalui deteksi dini, orang yang terinfeksi malaria bisa segera diberikan pengobatan yang sesuai, menghindari komplikasi yang lebih serius, dan mengurangi dampak buruk bagi kesehatan masyarakat.

2.1.1 Jenis Spesies *Plasmodium*

Empat jenis *plasmodium* yang dapat menyebabkan malaria pada sel darah manusia yaitu diantaranya:

A. Plasmodium malariae

Plasmodium malariae menginfeksi sel darah merah manusia dan menyebabkan gejala malaria, dengan gejala cenderung lebih ringan dibandingkan dengan beberapa spesies lainnya. Gejala yang biasanya terjadi akibat infeksi *Plasmodium malariae* antara lain demam, menggigil, dan kelelahan. Masa inkubasi *Plasmodium malariae* biasanya berlangsung sekitar 18 hingga 40 hari setelah terinfeksi. Masa inkubasi ini merujuk pada periode waktu antara masuknya parasit ke dalam tubuh manusia melalui gigitan nyamuk *Anopheles* dan timbulnya gejala pertama (Zebua et al., 2024). Berikut bentuk *plasmodium malarie*:

1. Bentuk trophozoit

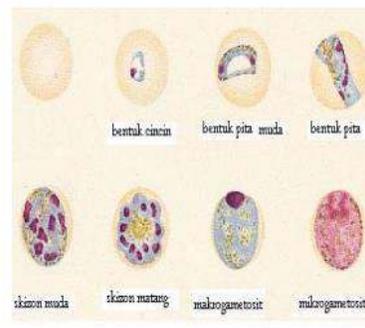
Bentuk seperti cincin dengan sitoplasma tebal dengan inti yang besar. Pada trophozoit dewasa bentuk cincin berukuran lebih besar, pigmen kasar dan sering menutupi inti. Sulit dibedakan dengan bentuk gametosit *Plasmodium falciparum*.

2. Bentuk skizon

Ukurannya lebih kecil dari *Plasmodium vivax*. Bentuk kecil seperti bunga mawar. Jumlah merozoit rata-rata 8, sering hanya inti dan pigmen yang terlihat.

3. Bentuk gametosit

Pigmen padat, gelap dan menggumpal. Bentuknya sama dengan trophozoit yang berkelompok sehingga sulit dibedakan dan jumlah dalam darah sedikit.

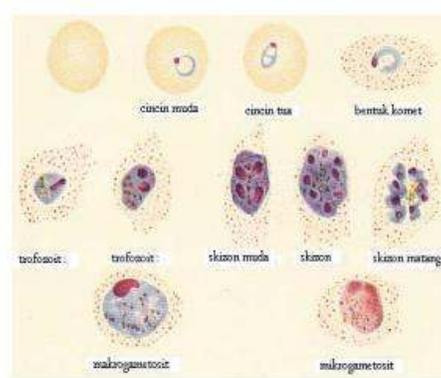


Gambar 2.1 *Plasmodium Malariae*(Milner, 2018)

B. *Plasmodium Ovale*

Spesies *plasmodium ovale* menyebabkan malaria ringan, malaria yang disebabkan oleh spesies ini jarang ditemukan, karena malaria yang disebabkan oleh *plasmodium oval* dapat sembuh dengan sendirinya. Masa inkubasi malaria yang disebabkan oleh spesies ini terjadi di dalam sel hati yang di dalamnya tumbuh protozoa, sehingga sel darah merah diserang dan dihanjurkan oleh organisme tersebut yang menyebabkan demam. Lama masa inkubasi tersebut

sekitar 12-17 hari. Gejala infeksi oleh *Plasmodium ovale* mirip dengan gejala malaria pada umumnya, termasuk demam, menggigil, dan kelelahan (Fuehrer et al., 2022). Bentuk *plasmodium Ovale* mirip dengan *Plasmodium vivax*. Sel darah merah yang dihinggapi akan sedikit membesar, bentuknya lonjong dan bergerigi pada satu ujungnya adalah khas *Plasmodium ovale*. *Plasmodium Ovale* menyerupai *Plasmodium malariae* pada bentuk skizon dan tropozoid yang sedang tumbuh (Sucipto, 2015).



Gambar 2.2 *Plasmodium Ovale* (Milner, 2018)

C. *Plasmodium Vivax*

Plasmodium vivax adalah penyebab malaria kedua yang paling umum di dunia setelah *Plasmodium falciparum*. *Plasmodium vivax* terutama ditemukan di daerah tropis dan subtropis, dan dikenal karena kemampuannya untuk bertahan dalam tubuh manusia dalam bentuk hipnozoit di hati. Hipnozoit ini dapat menyebabkan kekambuhan gejala malaria setelah beberapa minggu, bulan, atau bahkan bertahun-tahun setelah infeksi awal. Masa inkubasi *Plasmodium vivax* biasanya berlangsung sekitar 12 hingga 17 hari setelah infeksi, meskipun dalam beberapa kasus bisa lebih lama. Infeksi oleh *Plasmodium vivax* dapat menyebabkan gejala khas malaria, seperti demam,

menggigil, dan kelelahan. Gejala sering terjadi dalam siklus 48 jam (Baird, 2021). Bentuk *Plasmodium Vivax* sebagai berikut:

1. Bentuk tropozoit

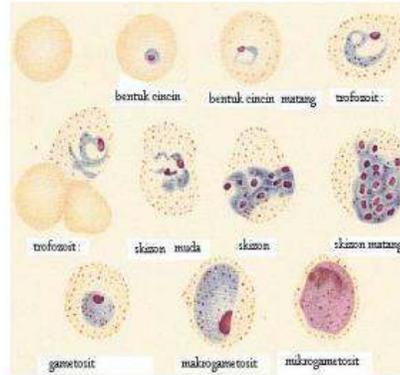
Bentuk seperti cincin ukuran lebih besar dari tropozoit *Plasmodium falciparum* dengan sitoplasma yang bentuknya tidak teratur. Sedangkan tropozoit dewasa bentuk sitoplasmanya amoboit dengan inti yang besar. Pigmen berwarna coklat kekuningan yang tersebar pada sebagian sitoplasma dan bila bentuknya bulat tanpa vakuola akan sulit di bedakan dengan bentuk gametosit.

2. Bentuk skizon

Bentuk tidak teratur, sitoplasma terpecah-pecah dalam kelompok dan pigmennya berwarna coklat. Pada skizon dewasa terdapat 16 merozoit yang ukurannya lebih besar dari plasmodium lain.

3. Bentuk gametosit

Berbentuk bulat dengan inti ditengah sitoplasma, dikelilinginya terdapat daerah yang tidak berwarna. Makrogametosit lebih besar dari Plasmodium lain yang tidak dapat dibedakan dengan bentuk tropozoit dewasa. Pigmen halus dan terbesar pada sitoplasma. Mikrogametosit mempunyai inti besar berwarna merah muda, sitoplasma pucat dengan pigmen yang terbesar.



Gambar 2.3 *Plasmodium Vivax* (Milner, 2018)

D. *Plasmodium Falciparum*

Plasmodium falciparum adalah spesies parasit penyebab malaria yang paling berbahaya dan sering kali menyebabkan malaria yang parah serta berpotensi fatal hingga kematian karena penyakit malaria pada manusia. Gejala utama infeksi *Plasmodium falciparum* termasuk demam tinggi, menggigil, keringat dingin, nyeri kepala, kelelahan, serta anemia. Demam seringkali muncul dengan pola yang tidak teratur, berbeda dengan spesies lain yang memiliki siklus 48 jam. Selain itu *Plasmodium falciparum* juga dapat menyebabkan komplikasi serius seperti malaria berat, yang meliputi anemia berat, kegagalan organ (terutama ginjal dan hati), gangguan pembekuan darah, dan gangguan neurologis (misalnya, malaria serebral). Masa inkubasi *Plasmodium falciparum* biasanya antara 9 hingga 14 hari setelah infeksi, tetapi bisa bervariasi (Zebua et al., 2024). Bentuk *Plasmodium Falciparum* ditunjukkan sebagai berikut:

1. Bentuk trophozoit

Bentuk seperti cincin dengan inti yang kecil dan sitoplasma halus, sering ditemukan bentuk cincin dengan dua inti. Trophozoit dewasa, sitoplasma

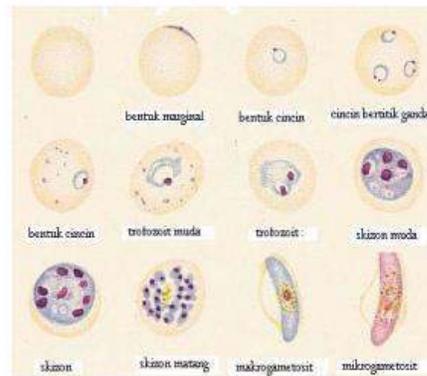
berbentuk ovale dan tidak teratur, pigmen berkumpul menjadi satu kelompok dan berwarna hitam. Trophozoit dewasa biasanya ditemukan pada infeksi berat (Sucipto, 2015).

2. Bentuk skizon

Jarang ditemukan, biasanya ditemukan dengan trophozoit dewasa yang berjumlah banyak. Bentuknya kecil sitoplasma pucat, pigmen berwarna gelap. Skizon dewasa terdapat merozoit yang berjumlah 20 (Sucipto, 2015).

3. Bentuk gametosit

Berbentuk seperti pisang, pigmen tersebar sampai ke ujung, terdapat balon merah dipinggir parasit. Bentuk gametosit dapat ditemukan bersamaan dengan bentuk trophozoit.



Gambar 2.4 Plasmodium Falciparum (Milner, 2018)

2.1.2 Diagnosis

Umumnya diagnosis malaria dilakan dengan dua tahapan diagnosis yaitu:

A. Diagnosis Klinis

Diagnosis klinis merupakan proses identifikasi penyakit atau kondisi medis berdasarkan gejala, tanda-tanda fisik, serta riwayat medis pasien yang diperoleh melalui hasil pemeriksaan. Gejala atau tanda-tanda fisik yang umum di temukan

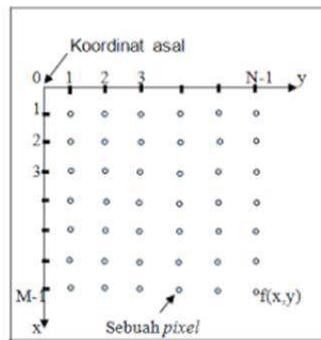
oleh penderita malaria meliputi demam, menggigil, mual, muntah, sakit kepala, kelelahan, diare dan nyeri otot. Diagnosis klinis tidak dapat digunakan sebagai acuan utama dalam pengobatan malaria karena diagnostik klinis kurang spesifik pengalaman tenaga medis juga mempengaruhi hasil diagnostik klinis (Kusuma et al., 2006).

B. Diagnostik laboratorium

Diagnosis laboratorium malaria adalah proses identifikasi infeksi malaria melalui analisis sampel biologis, biasanya sampel yang digunakan yaitu darah. Mikroskopik merupakan salah satu jenis pemeriksaan laboratorium yang sering digunakan dalam mendeteksi malaria. Tujuan dilakukannya diagnosis ini guna untuk mengetahui adanya parasit Plasmodium beserta spesiesnya dan juga untuk menghitung kepadatannya (Hakim, 2011).

2.2 Citra Digital

Citra digital adalah gambar yang dihasilkan dan disimpan dalam bentuk data digital, terdiri dari piksel-piksel yang masing-masing memiliki nilai warna dan intensitas. Setiap piksel mewakili bagian kecil dari gambar keseluruhan (Raharja & Harsadi, 2018). Citra digital dapat diartikan sebagai suatu fungsi $f(x,y)$ menunjukkan nilai intensitas atau tingkat keabuan di setiap titik koordinat tersebut. Fungsi $f(x,y)$ memiliki ukuran yang terdiri dari beberapa baris (M) dan kolom (N), yang membentuk matriks piksel. Nilai intensitas pada setiap piksel dapat menggambarkan berbagai informasi visual, seperti warna, kontras, atau gradasi dalam gambar (Kumaseh et al., 2013).



Gambar 2.5 Koordinat citra digital (Kumaseh et al., 2013)

Gambar 2.5 merupakan koordinat citra digital yang secara matematis, citra digital dapat direpresentasikan dalam bentuk matriks sebagai berikut:

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

Berdasarkan warna citra digital dapat dibedakan menjadi tiga kelompok macam warna yaitu Citra RGB, citra *grayscale* dan citra biner.

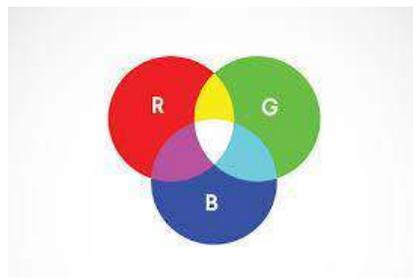
A. Citra RGB

Citra RGB merupakan suatu jenis citra digital yang menggunakan tiga bidang warna utama yaitu merah (*Red*), hijau (*Green*), dan biru (*Blue*) yang digunakan untuk mempresentasikan warna pada setiap piksel. Setiap piksel dalam citra RGB memiliki nilai rentang antara 0 hingga 255 untuk ketiga komponen warna tersebut. Vektor komponen RGB dalam citra dapat dilihat pada Tabel 2.1 dapat diilustrasikan melalui gambar pada Gambar 2.2 (Riska, 2015).

Tabel 2.1 Vektor komponen RGB

Warna	Vektor (R,G,B)
Merah	(1,0,0)
Hijau	(0,1,0)
Biru	(0,0,1)
Putih	(1,1,1)
Hitam	(0,0,0)

Tabel 2.1, yang menyatakan nilai untuk masing-masing warna. Setiap warna direpresentasikan dalam tiga komponen utama, yaitu merah (Red), hijau (Green), dan biru (Blue), yang masing-masing memiliki rentang nilai dari 0 hingga 255. Nilai-nilai ini menjadi dasar dalam pemrosesan citra digital, khususnya untuk identifikasi dan klasifikasi objek berdasarkan perbedaan warna.



Gambar 2.6 Ilustrasi warna RGB

Gambar 2.6 menunjukkan model warna RGB (Red, Green, Blue) yang merupakan sistem pewarnaan aditif. Warna terbentuk dari kombinasi tiga komponen dasar: merah, hijau, dan biru. Ketika ketiga warna bertemu dengan intensitas penuh, menghasilkan warna putih di tengah. Model ini digunakan secara luas dalam tampilan digital dan pemrosesan citra.

B. Citra *Grayscale*

Citra *grayscale* merupakan citra digital yang hanya memiliki satu tingkatan warna yaitu keabuan yang dihasilkan dari gradasi warna putih dan hitam sehingga *grayscale* juga disebut sebagai citra berskala keabuan. Pada citra *grayscale*, setiap pikselnya menggambarkan nilai intensitas tingkat kecerahan, nilai intensitas terendah yaitu nol menggambarkan warna hitam, sementara nilai intensitas tertinggi 255 pada skala 8-bit menggambarkan warna putih. Nilai di antara 0 dan 255 menunjukkan berbagai tingkat keabuan (*grayscale*) yang mencerminkan intensitas cahaya di masing-masing piksel. Citra *grayscale* tidak terbatas pada kedalaman piksel 8-bit, melainkan juga dapat menggunakan kedalaman piksel yang lebih tinggi, seperti 16-bit. Pada citra *grayscale* 16-bit, setiap piksel memiliki nilai intensitas yang berkisar antara 0 hingga 65.535, yang memungkinkan tingkat ketelitian yang lebih tinggi dibandingkan dengan citra 8-bit (Nafi'iyah, 2015).

C. Citra Biner

Citra biner adalah jenis citra digital yang hanya terdiri dari dua nilai intensitas pada setiap pikselnya yaitu 0 dan 1. Nilai 0 mewakili warna hitam, sedangkan nilai 1 mewakili warna putih. Citra biner sering digunakan dalam pemrosesan citra, yang memerlukan pemisahan objek dari latar belakang, seperti dalam proses segmentasi citra, pengenalan pola, dan pemrosesan citra lainnya, karena kesederhanaannya dalam merepresentasikan dua keadaan yang berbeda (Sudaryanto, 2018).

2.3 Pengolahan Citra Digital

Menurut Andono, Sutojo, & Muljono (2017), pengolahan citra digital adalah suatu proses untuk mengubah dan menganalisis citra digital dengan tujuan meningkatkan kualitasnya, mengambil informasi yang ada di dalam citra, atau mengubah citra untuk keperluan tertentu. Proses ini menggunakan algoritma komputer untuk melakukan berbagai operasi pada citra, seperti perbaikan citra, segmentasi, pemfilteran, dan ekstraksi fitur agar dapat menghasilkan informasi yang lebih berguna. Aplikasi pengolahan citra digital meliputi pengenalan objek, diagnosis medis, serta penggunaan di bidang keamanan dan industri.

2.3.1 *Pre-processing*

Tahapan awal yang dilakukan untuk memperbaiki suatu citra disebut dengan *Pre-processing*, pada tahapan ini dilakukan untuk menghilangkan *noise* (Rohpandi et al., 2015). Sama halnya yang telah disebutkan oleh Bahri dan Malik bahwasanya preprocessing merupakan tahapan memperbaiki suatu citra dengan menghilangkan komponen-komponen pada citra yang tidak digunakan untuk proses selanjutnya sehingga gambar yang diperoleh setelah tahap perbaikan merupakan dengan dengan tingkat kualitas yang tinggi (Aohana et al., 2024). Selama tahapan *pre-processing*, binerisasi, segmentasi, dan normalisasi merupakan beberapa proses yang dapat dilakukan. Pada penelitian ini mengenai identifikasi spesies malaria juga dilakukan *pre-processing*, yang mana dalam tahapan ini dilakukan proses *cropping* atau pemotongan dan konversi citra RGB ke citra berskala keabuan (*grayscale*). Proses *cropping* dilakukan untuk memotong dan memisahkan bagian-bagian yang akan digunakan dan tidak digunakan untuk inputan proses selanjutnya serta *cropping* dilakukan untuk menyamakan *size* citra. Kemudian proses mengkonversi citra RGB

menjasi citra berskala keabuan (*grayscale*) dilakukan dengan tujuan guna memenuhi syarat untuk melakukan penelitian dengan menggunakan metode GLRLM (Hafizd et al., 2020).

2.3.2 Ekstraksi Ciri

Tekstur adalah elemen penting dalam citra yang memberikan informasi mengenai struktur dari citra tersebut. Karakteristik tekstur mencakup penilaian terhadap tingkat kekasaran, granularitas, serta pola pengaturan piksel dalam citra (Mulyono, 2022). Pada ekstraksi ciri ini, ciri-ciri khusus pada setiap gambar akan diambil guna memudahkan proses pengerjaan pada tahap selanjutnya (Putra et al., 2023a). Penelitian ini menggunakan metode ekstraksi fitur GLRLM yang dapat menghasilkan statistik tingkat tinggi dengan menganalisis urutan piksel yang memiliki arah tertentu, sesuai dengan intensitas keabuan yang ada (Sanjaya et al., 2023).

2.3.3 Klasifikasi

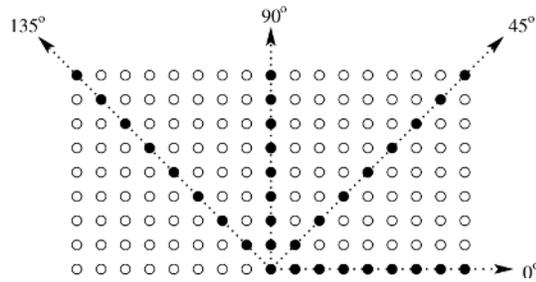
Klasifikasi merupakan proses pengelompokan objek atau data ke dalam kategori tertentu berdasarkan karakteristik atau fitur yang dimilikinya. Dalam konteks citra, klasifikasi bertujuan untuk mengenali dan mengelompokkan objek-objek dalam citra digital ke dalam kelas yang sudah ditentukan sebelumnya. Dalam penelitian ini, digunakan metode klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) untuk mengklasifikasikan data histopatologi ke dalam lima kategori.

2.4 *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM)

Metode GLRLM atau *Gray Level Run Length Matrix* termasuk dalam metode ekstraksi fitur statistik tingkat tinggi (Telaumbanua et al., 2021). Dibandingkan dengan metode GLCM (*Gray Level CoOccurrence Matrix*) metode

GLRLM (*Gray Level Run Length Matrix*) lebih baik karena terdapat perbedaan dalam penggunaan matriksnya, pada metode GLRLM (*Gray Level Run Length Matrix*) digunakan matriks *run-length* untuk menganalisis citra. "Run" merupakan istilah yang merujuk pada deretan piksel yang memiliki nilai intensitas yang sama, pada arah tertentu. Istilah ini digunakan dalam analisis tekstur citra, pada metode *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM), untuk menggambarkan kelompok piksel yang memiliki intensitas serupa dalam urutan yang terus-menerus. Sementara itu, "run-length" merujuk pada jarak atau jumlah piksel yang dilalui dari *Pixel of Interest* (PoI) menuju piksel lain yang memiliki nilai intensitas sama, dalam urutan berkelanjutan, baik secara horizontal, vertikal, maupun diagonal.

GLRLM (*Gray Level Run Length Matrix*) adalah metode analisis untuk mengambil ciri dengan cara mengidentifikasi piksel-piksel yang memiliki tingkat keabuan (*grayscale*) yang sama. GLRLM digunakan untuk menganalisis tekstur dengan membandingkan tekstur halus dan kasar. Gambar dengan tekstur halus memiliki lebih sedikit piksel tetangga dengan intensitas serupa dari pada gambar dengan tekstur yang kasar (Telaumbanua et al., 2021). GLRLM (*Gray Level Run Length Matrix*) membentuk pasangan nilai (i,j) untuk setiap baris pada matriks piksel. "Run length" sendiri adalah jumlah piksel yang berurutan dalam orientasi arah tertentu yang memiliki tingkat keabuan atau nilai intensitas yang sama. Orientasi arah dibentuk dengan empat arah pergeseran, yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° , yang ditunjukkan dalam Gambar 2.3 (Amelia et al., 2018)



Gambar 2.7 Orientasi arah (Sari et al., 2021)

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

Gambar 2.8 Matriks ukuran 4 x 4 (Radiomic., 2017)

Pada gambar 2.4 menunjukkan matriks run length dihitung dengan cara mencatat jumlah total kemunculan nilai piksel yang memiliki panjang run tertentu (j) pada tingkat keabuan i, dalam sebuah orientasi arah yang ditentukan (θ). Sebagai contoh, jumlah kemunculan nilai piksel dengan *run length* 1 pada orientasi arah 90° dan tingkat keabuan 0 adalah 4. Nilai ini kemudian dimasukkan ke dalam matriks run length pada baris dengan tingkat keabuan 0 dan kolom dengan panjang run length 1. Perhitungan ini dilakukan untuk setiap tingkat keabuan yang ada pada citra tersebut, mulai dari yang terendah hingga yang tertinggi.

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

Gambar 2.9 Matrik Run length dengan orientasi arah 0° (Radiomic., 2017)

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

Gambar 2.10 Matrik Run length dengan orientasi arah 45° (Radiomic., 2017)

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

Gambar 2.11 Matrik Run length dengan orientasi arah 90° (Radiomic., 2017)

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

Gambar 2.12 Matrik Run length dengan orientasi arah 135° (Radiomic., 2017)

2.4.1 Fitur-fitur *Grey Level Run Length Matrix (GLRLM)*.

Menurut penelitian yang dilakukan oleh Galloway (1975), terdapat beberapa jenis ciri tekstural yang dapat diekstraksi dari matriks *run-length*. Berikut adalah variabel-variabel yang digunakan dalam ekstraksi citra dengan metode statistik *Grey Level Run Length Matrix (GLRLM)*.

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

$p(i,j)$ = entri matriks I

n = jumlah baris – baris jumlah kolom

Variabel-variabel tersebut akan digunakan untuk menghitung nilai dari fitur-fitur tekstur pada *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) sebagai berikut.

1. *Short Run Emphasis* (SRE)

Banyaknya *short run* mempengaruhi nilai dari fitur SRE. Fitur ini menggambarkan jumlah tekstur dengan suatu arah tertentu pada lintasan pendek dalam sebuah citra. Nilai SRE akan bernilai besar pada tekstur yang halus dan bernilai kecil pada tekstur kasar. SRE dapat dituliskan secara matematis sebagai berikut berikut (Sari et al., 2021):

$$SRE = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{r(i,j)}{j^2} = \sum_{j=1}^N \frac{r(j)/s}{j^2} \quad (2.1)$$

2. *Long Run Emphasis* (LRE)

Pada fitur ini banyaknya *long run* mempengaruhi nilai LRE (*Long Run Emphasis*). Nilai LRE akan bernilai besar pada tekstur yang kasar dan bernilai kecil pada tekstur yang halus Adapun persamaan LRE (*Long Run Emphasis*) adalah sebagai berikut:

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

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

Gray Level Non-Uniformity (GLN) menggambarkan sejauh mana distribusi tingkat keabuan dalam citra tidak merata. GLN mengukur variasi atau ketidakteraturan intensitas keabuan dalam citra. Semakin besar nilai GLN,

semakin tidak merata distribusi intensitas keabuannya. Persamaan GLN dapat dituliskan sebagai berikut:

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

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

Run Length Non-Uniformity (RLN) menggambarkan sejauh mana distribusi panjang run (urutan piksel dengan nilai yang sama) dalam citra tidak merata. RLN mengukur ketidakteraturan atau variasi dalam panjang run yang ada. Semakin besar nilai RLN, semakin tidak merata distribusi panjang run dalam citra tersebut. Nilai RLN didapatkan dari persamaan berikut:

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

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

Low Gray-Level Run Emphasis (LGRE) mengukur distribusi derajat keabuan rendah pada citra. Derajat keabuan rendah berarti piksel dengan nilai intensitas yang mendekati 0, yang menunjukkan area gelap atau hitam dalam citra. LGRE akan bernilai tinggi jika suatu citra memiliki derajat keabuan yang rendah. Nilai LGRE didapatkan dari persamaan sebagai berikut:

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

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

Nilai dari fitur *High Gray-Level Run Emphasis (HGRE)* bergantung pada distribusi derajat keabuan tinggi pada suatu citra. Derajat keabuan tinggi mengacu pada nilai intensitas piksel yang berada di rentang atas intensitas citra misalnya, nilai mendekati 255 dalam citra *grayscale*. HGRE bernilai

tinggi ketika suatu citra memiliki tingkat keabuan yang tinggi. Nilai HGRE didapatkan melalui persamaan sebagai berikut:

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

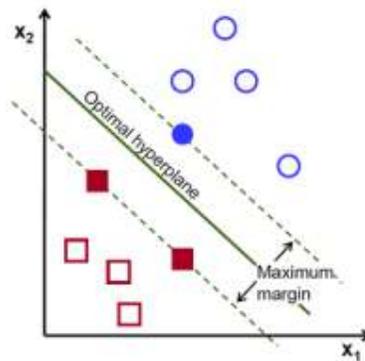
7. *Run Percentage* (RP)

Run Percentage (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. Nilai RP dapat ditrntukan melalui persamaan berikut:

$$RP = \frac{S}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N p(i, j)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N p(i, j) \quad (2.7)$$

2.5 *Support Vector Machine* (SVM)

Support vector machine (SVM) merupakan metode klasifikasi yang diperkenalkan pertama kali oleh Vapnik pada tahun 1998. *Support vector machine* (SVM) adalah metode *supervised learning* yang digunakan untuk klasifikasi dan regresi yang bekerja dengan mencari *hyperplane* terbaik dengan memisahkan data ke dalam dua kelas yang berbeda (Sahu et al., 2023; Wang et al., 2023). *Hyperplane* adalah garis atau bidang yang memisahkan data dalam ruang fitur, dengan tujuan memaksimalkan margin atau jarak antara titik data dari kedua kelas yang berbeda. Titik data yang terdekat dengan *hyperplane* disebut support vectors. Sedangkan margin adalah jarak antara *hyperplane* yang dipilih dan titik data terdekat dari masing-masing kelas dapat dilihat pada gambar 2.13.



Gambar 2.13 struktur Support Vector Machine (Ariadi et al., 2024)

Gambar 2.13 merupakan struktur *Support Vector Machine*. SVM telah dikembangkan dan dirancang dengan merenarpkan konsep kernal pada ruang kerja dimensi tinggi guna untuk menangani masalah non-linear. Dalam ruang berdimensi tinggi, *hyperlane* yang digunakan yaitu *hyperline* yang dapat memaksimalkan jarak (margin) antara kelas-kelas data (Octaviani et al., 2014). Setelah adanya modifikasi dalam perkembangan SVM, model SVM dapat mengklasifikasikan data dengan lebih dari dua kelas dan membagi data menjadi beberapa kategori atau yang disebut dengan SVM *multiclass*. Pada bentuk yang paling dasar, SVM *multiclass* digunakan untuk klasifikasi biner, yaitu memisahkan data ke dalam dua kategori, yaitu 1 atau 0 (Alita et al., 2020).

Misalnya terdapat kelas A, B dan, C kita akan membangun 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 SVM biner memiliki vektor pembobot (w) dan bias (b) yang khusus untuk mengklasifikasikan satu kelas tertentu terhadap kelas-kelas lainnya. Saat mengklasifikasikan data baru, fungsi keputusan dari ketiga model SVM biner akan dihitung, dan kelas dengan nilai tertinggi akan dipilih sebagai prediksi kelas.

Perhitungan nilai fungsi keputusan dan penentuan kelas prediksi adalah sebagai berikut:

1. $f_{A-vs-BC}(x) = W_{A-vs-BC} \cdot X + B_{A-vs-BC}$
2. $f_{B-vs-AC}(x) = W_{B-vs-AC} \cdot X + B_{B-vs-AC}$
3. $f_{C-vs-AB}(x) = W_{C-vs-AB} \cdot X + B_{C-vs-AB}$

Setelah didapatkan nilai dari fungsi keputusan pada semua mode SVM biner, kemudian kelas prediksi dipilih berdasarkan dengan nilai tertinggi.

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

2.6 Confusion Matriks

Confusion Matrix adalah sebuah metode yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dengan menggunakan tabel matriks. Matriks ini menunjukkan perbandingan antara prediksi model dengan nilai aktual (sesungguhnya) dari data yang diuji, yang memperlihatkan jumlah baris data uji yang diprediksi benar dan salah oleh model klasifikasi (Novalia et al., 2021).

2.6.1 Komponen *Confusion Matriks*

Confusion Matrix terdiri dari empat komponen utama yang akan dijadikan sebagai menentu parameter yang digunakan dalam pengukuran oleh pengklasifikasi (Ahmad & Latief, 2021):

A. *True Positive* (TP)

Menyatakan bahwa jumlah prediksi positif yang sesuai dengan kelas aktual yang positif.

B. *True Negative* (TN)

Menyatakan bahwa jumlah prediksi negatif yang sesuai dengan kelas aktual yang negatif.

C. *False Positive* (FP)

Menyatakan bahwa jumlah prediksi negatif yang sesuai dengan kelas aktual yang positif.

D. *False Negative* (FN)

Menyatakan bahwa jumlah prediksi positif yang sebenarnya termasuk dalam kelas negatif.

2.6.2 Parameter *Confusion Matrix*

Evaluasi kinerja model ini dilakukan berdasarkan beberapa parameter yaitu akurasi, presisi, sensitivitas, spesifisitas dan F1-Score yang dinyatakan menggunakan matriks konfusi.

A. Akurasi

Akurasi merupakan metrik evaluasi yang mengukur seberapa banyak prediksi yang benar (positif atau negatif) dibandingkan dengan total jumlah data yang diuji. Akurasi menunjukkan gambaran umum tentang seberapa baik model dalam mengklasifikasikan data secara keseluruhan. Nilai akurasi dapat ditentukan melalui persamaan berikut:

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN} \quad (2.8)$$

B. Presisi

Presisi merupakan metrik yang mengukur seberapa akurat model klasifikasi dalam memprediksi kelas positif. Dalam kata lain, presisi mengukur proporsi prediksi positif yang benar-benar kelas positif. Metrik ini digunakan ketika prediksi *false positive* lebih signifikan dibanding dengan *False Negative* (FN). Nilai metrik presisi ini dapat ditentukan melalui persamaan sebagai berikut (Powers, 2020):

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.9)$$

C. Recall/Sensitivitas

Recall, yang juga dikenal sebagai Sensitivitas atau True Positive Rate. Recall adalah rasio antara jumlah data yang berhasil ditemukan oleh sistem klasifikasi dengan total jumlah data yang relevan (Buda et al., 2018). Secara matematis, sensitivitas dihitung dengan rumus:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.10)$$

D. Spesifisitas

Spesifisitas adalah metrik evaluasi dalam klasifikasi biner yang mengukur kemampuan model untuk mengidentifikasi dengan benar kelas negatif. Spesifisitas sering disebut juga sebagai True Negative Rate (TNR), yang menunjukkan proporsi prediksi negatif yang benar dari semua data yang sebenarnya negatif. Secara matematis, spesifisitas dihitung dengan rumus:

$$Spesifitas = \frac{TN}{TN+FP} \quad (2.11)$$

E. F1-Score

F1-Score merupakan metrik evaluasi yang menggabungkan recall/sensitivitas dan presisi untuk menghasilkan metrik yang efektif dalam pencarian informasi pada himpunan data yang tidak seimbang.

$$F1_{score} = 2 \times \frac{(Recall \times Presisi)}{(Recall + Presisi)} = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (2.12)$$

BAB III

METODE PENELITIAN

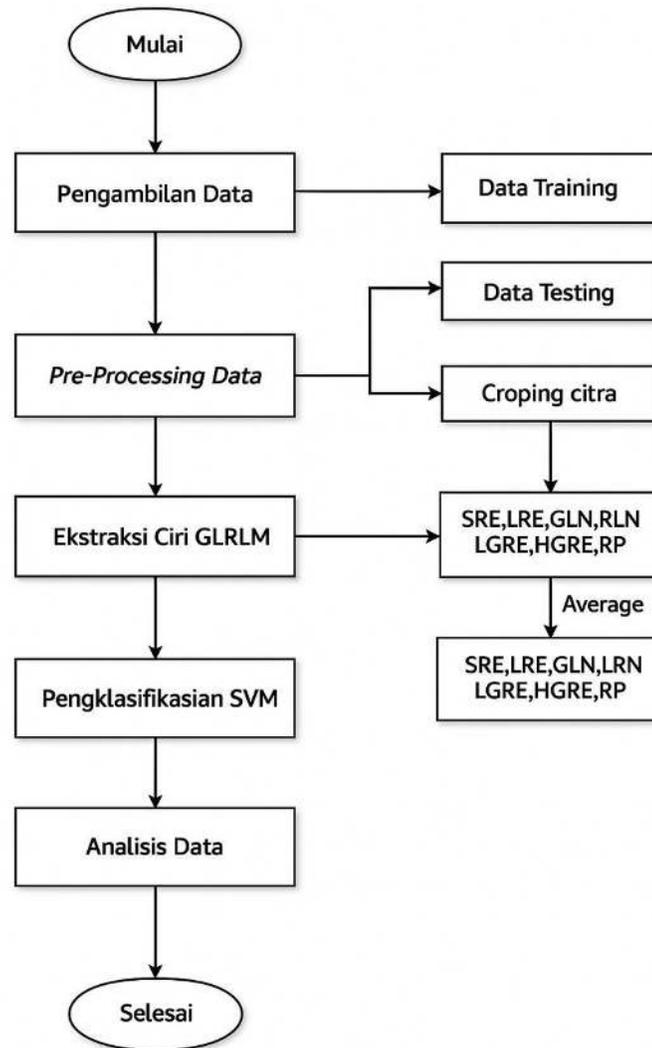
3.1 Jenis Penelitian

Jenis penelitian pada deteksi malaria melalui metode ekstraksi ciri GLRLM (*Gray Level Run Length Matrix*) dan klasifikasi SVM (*Support Vector Machine*) adalah deskriptif kuantitatif. Dikenal sebagai deskriptif kuantitatif penelitian ini mencakup unsur-unsur perhitungan dan memerlukan analisis berdasarkan informasi yang diperoleh. Hasil analisis kemudian diklasifikasikan dan dievaluasi untuk memastikan bahwa penelitian ini dapat berfungsi sebagai metode pengganti untuk mendeteksi malaria secara akurat dan cepat.

3.2 Sumber Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra sel darah dari hasil uji mikroskopis. Data yang digunakan diambil dari situs web *kaggle* yang bersifat *open source* yang dapat diakses secara gratis dengan link sebagai berikut, <https://www.kaggle.com/code/saife245/malaria-detail-analysis-on-malaria-species/input>. Kaggle adalah platform data *science* yang terkenal dan menyediakan berbagai dataset yang digunakan untuk penelitian. Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 50 citra darah normal, 50 citra sel darah terinfeksi *Plasmodium Falciparum*, 50 sel darah terinfeksi *Plasmodium Malarie*, 50 citra sel darah terinfeksi *Plasmodium Oval*, dan 50 citra sel darah terinfeksi *Plasmodium Vivax*.

3.3 Rancangan Penelitian



Gambar 3.1 Diagram alir penelitian

3.4 Prosedur Penelitian

Tahapan-tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini yaitu sebagai berikut:

3.4.1 Pengambilan Dataset

Prosedur atau tahapan pertama dalam penelitian ini yaitu pengambilan dataset. Dataset yang diambil kemudian diolah dibagi menjadi data training (latihan) sebanyak 50 dataset citra perkelas dan data testing (pengujian) 15 perkelas.

Pada penelitian ini terdiri dari kelas *Plasmodium malariae*, *plasmodium oval*, *Plasmodium vivax* dan, *Plasmodium falciparum*. Dataset yang digunakan pada penelitian ini diperoleh dari situs web kaggle. Kaggle merupakan platform atau situs online yang menyediakan berbagai dataset di bidang *Science*.

3.4.2 Pre-processing

Tahapan *Pre-processing* bertujuan untuk mendapatkan gambar dengan tingkat kualitas yang tinggi, sehingga dapat memudahkan untuk proses berikutnya, adapun tahapan dalam *pre-processing* yaitu :

A. Cropping citra

Cropping atau pemotongan citra bertujuan untuk mengambil sebagian bagian dari citra atau gambar untuk fokus pada area yang lebih relevan atau penting.

Proses cropping citra dimulai dari

1. Memilih citra yang akan dipotong
2. Menentukan daerah atau area yang akan di potong
3. Penerapan pemotongan
4. Penyimpanan citra yang telah dipotong

B. Grayscale

Grayscale merupakan suatu tahapan dalam image *pre-processing* yang sering digunakan. Dalam proses ini Citra RGB yang terdiri dari tiga layer (*Red*, *Green*, *Blue*) terlebih dahulu diubah menjadi citra *grayscale* yang hanya memiliki satu layer warna saja. Hal ini dilakukan dengan tujuan guna memenuhi syarat untuk melakukan penelitian dengan menggunakan metode GLRLM (Hafizd et al., 2020). Hasil citra dalam bentuk *grayscale* dapat ditentukan melalui persamaan matematis sebagai berikut:

$$Gray(m, n) = \frac{0.299 * f_R(m, n) + 0.587 * f_G(m, n) + 0.114 * f_B(m, n)}{3} \quad (3.1)$$

Citra RGB yang telah dikonversi menjadi citra berskala keabuan atau *Grayscale* yang nantinya akan digunakan sebagai citra masukan dalam tahap ekstraksi ciri pada metode GLRLM.

3.4.3 Ekstraksi Ciri

Setelah dilakukan tahapan *pre-processing* tahapan selanjutnya yaitu ekstraksi ciri. Pada ekstraksi ciri ini, ciri-ciri khusus pada setiap gambar akan diambil dengan variasi empat arah sudut yang berbeda yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° guna memudahkan proses pengerjaan pada tahap selanjutnya (Putra et al., 2023b). Terdapat tujuh ciri yang diambil pada penelitian ini yang menggunakan metode ekstraksi ciri GLRLM yang mana telah dipaparkan pada subbab 2.4 ciri-ciri tersebut 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 Length Non-Uniformity* (RP). Hasil keluaran dari ekstraksi ciri tersebut berupa nilai kuantitatif yang kemudian dimasukkan dalam ke dalam excel yang selanjutnya data tersebut akan dijadikan sebagai bahan klasifikasi.

3.4.4 Pengklasifikasian

Tahapan setelah melakukan ekstraksi ciri selanjutnya yaitu pengklasifikasian. Dalam penelitian ini tahapan pengklasifikasi menggunakan model klasifikasi SVM (*Support Vector Machine*). Dalam proses pengklasifikasian dilakukan dengan dua tahapan, tahapan yang pertama yaitu pelatihan yang berfungsi untuk menemukan model yang optimal yang dapat memisahkan kelas-

kelas data dengan margin terbesar, sambil meminimalkan kesalahan klasifikasi pada data pelatihan. Kemudian tahapan pengujian bertujuan untuk menilai kinerja model yang telah dilatih dan memastikan bahwa model dapat mengklasifikasikan data yang belum pernah dilihat sebelumnya (data uji) dengan baik, sehingga nilai akurasi dapat diketahui.

3.4.5 Perhitungan Validitas Data

Pada tahapan ini dilakukan guna untuk memastikan bahwa data yang dikumpulkan dan digunakan dalam analisis atau penelitian telah sesuai. Matriks konfusi merupakan teknik analisis yang digunakan mengetahui sebaran validitas data dalam penelitian ini. Matriks konfusi ini terdiri dari akurasi, *presisi*, *recall*/sensitivitas, spesifisitas, dan F1-Score.

3.5 Pengambilan dan Pengolahan Data

3.5.1 Tabel Data Ciri GLRLM

Tabel 3.1 Data Fitur GLRLM

Citra ke-	Ciri GLRLM	Deteksi arah run				
		0°	45°	90°	135°	Average
	SRE					
	LRE					
	GLN					
	RLN					
	LGRE					
	HGRE					
	RP					
Citra ke-	Ciri GLRLM	Deteksi arah run				
		0°	45°	90°	135°	Average
	SRE					
	LRE					

	GLN						
	RLN						
	LGRE						
	HGRE						
	RP						
Citra ke-	Ciri GLRLM	Deteksi arah run					
		0°	45°	90°	135°	Average	
	SRE						
	LRE						
	GLN						
	RLN						
	LGRE						
	HGRE						
	RP						

3.5.2 Tabel Data Klasifikasi

Tabel 3.2 Data uji

Identifikasi Citra									
Sampel	Kelas Asli	Inputan Ciri GLRLM							Kelas Prediksi
		SRE	LRE	GLN	RLN	LGRE	HGRE	RP	

3.5.3 Perhitungan Sebaran Validitas Data

1. Akurasi

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN} \quad (3.2)$$

2. Presisi

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3.3)$$

3. Recall/Sensitivitas

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3.4)$$

4. Spesifisitas

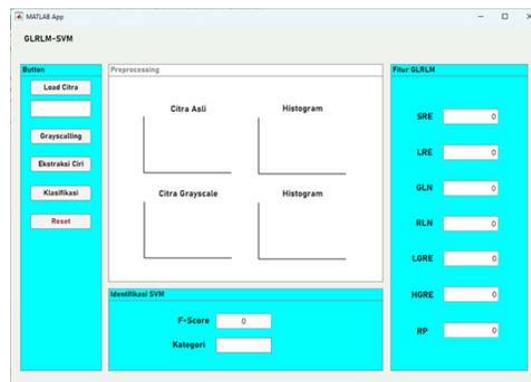
$$Spesifitas = \frac{TN}{TN+FP} \quad (3.5)$$

5. F1-Score

$$F1_{score} = 2 \times \frac{(Recall \times Presisi)}{(Recall \times Presisi)} = \frac{TP}{TP + \frac{1}{2}(FP+FN)} \quad (3.6)$$

3.6 GUI Matlab

Hasil penelitian ini akan ditampilkan menggunakan GUI matlab, yang dirancang dengan desain sebagai berikut:



Gambar 3.2 Desain GUI

Rincian menu-menu yang akan disajikan dalam GUI Matlab adalah sebagai berikut:

1. Menu tombol load citra digunakan untuk memilih citra pada file yang terdapat pada komputer. Gambar tersebut akan proses yang kemudian ditampilkan pada tampilan GUI yaitu citra asli display.
2. Menu *Grayscale* digunakan untuk merubah gambar berwarna yang dimuat menjadi gambar *grayscale*. Gambar grayscale nantinya akan di tampil pada citra *grayscale* display.
3. Histogram display digunakan untuk menampilkan nilai piksel untuk gambar asli dan grayscale.
4. Menu ekstraksi ciri digunakan untuk mengekstrak fitur GLRLM (*Gray Level Run Length Matrix*) dengan mengambil nilai-nilai ciri dari gambar *grayscale*. Nilai yang didapatkan dari ekstraksi ciri selanjutnya akan ditampilkan pada tabel Fitur GLRLM.
5. Klasifikasi digunakan untuk mengklasifikasin citra yang telah melalui tahapan analisis tekstur. Pengklasifikasian menggunakan model SVM, kemudian hasil dari pengklasifikasian di tampilkan pada panel

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Data Hasil Penelitian

4.1.1 *Pre-processing* Citra

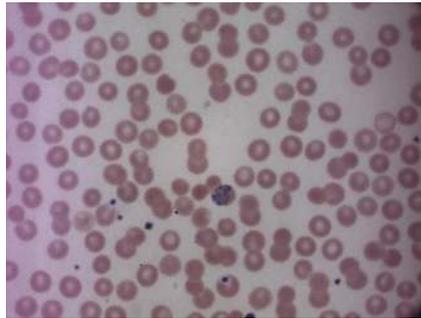
Tahapan *pre-processing* merupakan langkah awal yang digunakan untuk mendapatkan kualitas terbaik pada suatu citra sehingga citra tersebut dapat diolah dengan optimal. Pada penelitian ini data yang digunakan adalah 325 citra sel darah hasil uji mikroskopis yang digunakan dan dibagi menjadi dua kelas data yaitu data latih dan juga data uji. Pada data latih terdiri 5 jenis kelas yaitu 50 citra sel darah normal, 50 citra sel darah terinfeksi *Plasmodium Falciparum*, 50 sel darah terinfeksi *Plasmodium Malarie*, 50 citra sel darah terinfeksi *Plasmodium Oval*, dan 50 citra sel darah terinfeksi *Plasmodium Vivax*. Selanjutnya untuk data uji juga terdapat 5 kelas yaitu 15 citra sel darah normal, 15 citra sel darah terinfeksi *plasmodium falciparum*, 15 sel darah terinfeksi *plasmodium malarie*, 15 citra sel darah terinfeksi *plasmodium oval*, dan 15 citra sel darah terinfeksi *plasmodium vivax*. Citra sel darah hasil uji mikroskopis memiliki ukuran pixel yang cukup besar, sehingga perlu dilakukan tahapan *pre-processing*.

Tahapan *pre-processing* terdiri dari pemotongan citra yang berfungsi untuk memfokuskan daerah yang lebih relevan untuk di analisis, kemudian dilakukan juga grayscale yang digunakan untuk mengkonversi citra RGB menjadi citra berskala keabuan.

A. *Cropping* Citra

Citra sel darah hasil uji mikroskopis dengan ukuran 2592 x 1944 pixel di lakukan teknik *cropping* dengan ukuran 120 x 120 pixel pada area tertentu yang

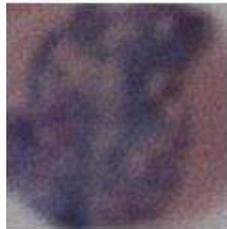
bertujuan untuk lebih memfokuskan pada daerah yang lebih relevan sehingga dapat memudahkan proses ekstraksi ciri. Teknik pemotongan gambar dilakukan menggunakan fungsi ROI pada MATLAB dengan perintah sebagai berikut: $croppedImage = imcrop(inputImage, [x1, y1, width, height])$. Dalam perintah ini, $croppedImage$ merupakan hasil dari pemotongan area yang diinginkan, sedangkan $imcrop$ adalah fungsi MATLAB yang digunakan untuk memotong citra masukan ($inputImage$). Koordinat x dan y menunjukkan titik awal pemotongan pada gambar $inputImage$, di mana $width$ adalah lebar area yang dipotong dalam piksel (sumbu x) dan $height$ adalah tinggi area yang dipotong (sumbu y). Penentuan koordinat dilakukan secara otomatis dengan menentukan titik tengah area yang akan dipotong, yang diimplementasikan dengan cara mengurangi setengah dari ukuran ($halfSize = 60$) dari koordinat pusat (x, y). Dengan demikian, nilai $x1$ dan $y1$ dapat dihitung menggunakan rumus $x1 = x - halfSize$ dan $y1 = y - halfSize$.



Gambar 4.1 Citra Sel Darah Hasil Uji Mikroskopis



Gambar 4.2 Daerah pemotongan citra



Gambar 4.3 Hasil pemotongan citra ukuran 120 x 120

Pada gambar 4.1 merupakan gambar sel darah hasil uji mikroskopis, sementara gambar 4.2 memperlihatkan area yang dilakukan pemotongan pada citra. Citra yang ditampilkan dalam Gambar 4.3 merupakan hasil dari proses pemotongan tersebut, dimana citra hasil pemotongan tersebut yang akan digunakan sebagai citra input untuk melanjutkan ke tahap pemrosesan berikutnya.

B. Grayscale

Salah satu syarat yang harus dilakukan ketika menggunakan metode ekstraksi ciri GLRLM yaitu mengkonversi citra RGB menjadi citra *grayscale* dengan menunjukkan bahwa perubahan warna menjadi tingkat keabuan dengan intensitas nilai antara 0 hingga 255 memungkinkan pemrosesan citra menjadi lebih efisien. Proses ini bertujuan untuk mengurangi kompleksitas citra dengan menghilangkan informasi warna yang tidak diperlukan, serta mengurangi

gangguan *noise* yang mungkin ada pada citra berwarna. Dengan mengonversi citra menjadi *grayscale*, citra menjadi lebih sederhana dan fokus pada perbedaan intensitas cahaya, sehingga memudahkan algoritma dalam melakukan ekstraksi ciri menggunakan metode GLRLM (*Gray Level Run Length Matrix*).

4.1.2 Ekstraksi Fitur Tekstur

Setelah melewati tahap *pre-processing* citra sudah siap untuk dilakukan proses selanjutnya, langkah selanjutnya adalah ekstraksi fitur, yang bertujuan untuk mengambil informasi penting dalam citra yang dinyatakan dalam angka dan berguna untuk mengidentifikasi jenis citra tersebut. Salah satu ciri yang sangat penting dalam citra adalah tekstur, yang mencerminkan struktur permukaan citra. Tekstur ini membentuk pola piksel dengan tingkat kompleksitas spasial yang ditandai oleh variasi intensitas keabuan pada setiap piksel, mulai dari piksel referensi hingga piksel yang diinginkan. Dalam penelitian ini, tekstur digunakan sebagai karakteristik yang mencakup kekasaran, kehalusan, keteraturan intensitas keabuan, dan heterogenitas pola *grayscale*.

Penelitian ini metode yang digunakan untuk ekstraksi tekstur adalah GLRLM (*Gray Level Run Length Matrix*), yang merupakan teknik ekstraksi statistik tekstur orde tinggi dengan menggunakan matriks yang dibangun berdasarkan konsep *run-length*. *Run-length* merujuk pada jumlah piksel yang memiliki intensitas yang sama dan terhubung dengan piksel lainnya dalam empat arah sudut: 0° , 45° , 90° , dan 135° . Matriks *run-length* dibuat dengan menghitung pola *grayscale* pada setiap piksel citra. Dalam penelitian ini, tujuh fitur GLRLM dianalisis, yakni SRE, LRE,

GLN, RLN, LGRE, HGRE, dan RP, yang dihitung menggunakan persamaan (2.1) sampai (2.7)

A. *Matriks Run Length*

Setelah melalui proses *cropping* dan juga konversi ke citra *grayscale* area sel darah merah, tahap selanjutnya adalah pembentukan *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) untuk menganalisis tekstur sel. GLRLM merupakan metode statistik orde dua yang digunakan untuk menghitung frekuensi kemunculan sekelompok piksel (*run*) yang memiliki nilai keabuan (*gray level*) yang sama dan tersusun secara berurutan dalam arah tertentu. Teknik ini berguna dalam menganalisis perubahan tekstur mikroskopis yang terjadi pada sel darah merah yang terinfeksi parasit *Plasmodium* (penyebab malaria), karena infeksi tersebut sering memengaruhi struktur internal sel sehingga pola distribusi keabuan di dalam citra pun ikut berubah. dihitung untuk empat orientasi arah, yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° , guna menangkap informasi tekstur dari berbagai sudut pandang.

Matriks *run-length* menunjukkan bahwa terdapat pola keteraturan atau ketidakteraturan dalam distribusi nilai intensitas piksel (*gray level*) pada citra, yang merepresentasikan tingkat homogenitas tekstur dalam area tertentu. Dengan menghitung jumlah run, yaitu deretan piksel dengan nilai keabuan yang sama dalam arah tertentu, matriks ini mampu menggambarkan seberapa seragam suatu area dalam citra tersebut. Semakin banyak run pendek yang terdeteksi, maka tekstur cenderung kasar atau bervariasi, sedangkan dominasi run panjang menandakan adanya area yang lebih homogen dan seragam.

B. Hasil Esktraksi Fitur GLRLM

Setelah tahapan pre-perocessing selesai, citra sel darah hasil uji mikroskopis kemudian dibagai mejadi dua kelompok data yaitu data citra untuk pelatihan (*training*) dan juga data citra untuk pengujian (*testing*) yang akan digunakan untuk objek yang akan diekstraksi fitur teksturnya. Perhitungan fitur GLRLM dilakukan dengan menggunakan rumus 2.1 hingga 2.7, yang berdasarkan pada statistik matriks run-length yang diperoleh dari setiap sudut orientasi. Selanjutnya, nilai-nilai tersebut akan dirata-ratakan dan digunakan sebagai input dalam proses klasifikasi SVM dalam penentuan kelas-kelas citra. Berikut hasil data latih dan data uji.

1. Citra Latih (*Training*)

Tabel 4.1 Range Nilai fitur GLRLM pada data latih

Kelas	Fitur	Range
Normal	SRE	0,4588 - 1,2931
	LRE	5,4430 - 99,6663
	GLN	2.493,6719 - 18.409,5586
	RLN	3.620,8505 - 53.515,1091
	LGRE	0,0201 - 0,0885
	HGRE	130,3451 - 313,7274
	RP	0,3260 - 1,1649
Falciparum	SRE	0,8335 - 1,0208

	LRE	13,5447 - 29,1814
	GLN	5.244,6434 - 13.304,3174
	RLN	12.681,0756 - 23.617,5713
	LGRE	0,0182 - 0,0647
	HGRE	172,4246 - 332,4652
	RP	0,6021 - 0,8134
Malarie	SRE	0,7913 - 1,1009
	LRE	9,6072 - 31,6628
	GLN	2641,7022 - 14182,4252
	RLN	5099,7842 - 30395,6959
	LGRE	0,0185 - 0,0605
	HGRE	188,8714 - 371,6813
	RP	0,5822 - 0,9225
Oval	SRE	0,3561 - 0,7821
	LRE	79,6359 - 148,7981
	GLN	1.069,5849 - 4.544,4937
	RLN	852,8749 - 5.645,9283
	LGRE	0,0220 - 0,0596

	HGRE	188,7802 - 367,1593
	RP	0,1523 - 0,3653
Vivax	SRE	0,3574 - 0,6812
	LRE	73,6690 - 141,1132
	GLN	1.829,1136 - 4.801,2668
	RLN	2.004,5001 - 5.634,1549
	LGRE	0,0234 - 0,0636
	HGRE	224,0375 - 344,9424
	RP	0,1981 - 0,3802

Tabel 4.1 menunjukkan rentang nilai dari masing-masing fitur GLRLM yang diperoleh dari data latih. Fitur-fitur SRE, LRE, GLN, RLN, LGRE, HGRE. Rentang nilai ini menjadi dasar dalam proses pelatihan model klasifikasi, sekaligus memberikan gambaran awal mengenai perbedaan tekstur antara citra normal dan terinfeksi.

2. Citra Uji (*Testing*)

Tabel 4.2 Range Nilai fitur GLRLM pada data uji

Kelas	Fitur	Range
Normal	SRE	0,7503 - 1,2598
	LRE	6,5748 - 68,4945
	GLN	3.296,2459 - 14.051,8339

	RLN	7.384,6849 - 47.143,8678
	LGRE	0,0264 - 0,0980
	HGRE	163,0525 - 278,0883
	RP	0,4181 - 1,0852
Falciparum	SRE	0,8456 - 1,0049
	LRE	13,2013 - 29,4321
	GLN	5.838,0371 - 14.756,6455
	RLN	13.248,4138 - 24.016,8681
	LGRE	0,0201 - 0,0644
	HGRE	177,0761 - 350,1776
	RP	0,6088 - 0,8213
Malarie	SRE	0,7913 - 1,0726
	LRE	9,6072 - 31,6628
	GLN	6.990,1726 - 13.208,7731
	RLN	11.842,0346 - 30.395,6959
	LGRE	0,0185 - 0,0298
	HGRE	219,4174 - 364,1039
	RP	0,5822 - 0,9225

Oval	SRE	0,4316 - 0,7821
	LRE	84,3260 - 133,9210
	GLN	1.627,1252 - 3.975,0733
	RLN	1.607,2371 - 5.645,9283
	LGRE	0,0246 - 0,0462
	HGRE	202,6848 - 350,9643
	RP	0,1523 - 0,3459
Vivax	SRE	0,3574 - 0,6605
	LRE	78,8966 - 129,9343
	GLN	1.275,1922 - 3.000,4333
	RLN	1.924,2031 - 4.371,5474
	LGRE	0,0257 - 0,0719
	HGRE	232,2059 - 337,5923
	RP	0,1767 - 0,3446

Tabel 4.2 menyajikan rentang nilai masing-masing fitur GLRLM pada data uji, yang mencakup parameter-parameter seperti SRE, LRE, GLN, RLN, LGRE, HGRE. Rentang nilai ini mencerminkan variasi tekstur pada citra uji yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi.

Keseragaman atau perbedaan nilai dibandingkan data latih dapat mengindikasikan tingkat generalisasi sistem terhadap data baru.

4.1.3 Analisis Klasifikasi SVM

Setelah tahapan ekstraksi ciri selesai, tahapan selanjutnya yaitu pengklasifikasian menggunakan algoritma model SVM. Langkah awal pada proses pengklasifikasian menggunakan SVM yaitu melakukan pelatihan pada data latih yang berisikan 250 data. Tahap ini, dataset yang berisi fitur-fitur GLRLM (SRE, LRE, GLN, RLN, LGRE, HGRE, dan RP) dan label (jenis *Plasmodium*) digunakan untuk melatih model SVM. Proses ini melibatkan penentuan *hyperplane* yang optimal yang memisahkan berbagai kelas dari data. Model SVM akan belajar dari data latih untuk memahami pola dan hubungan antara fitur dan label, sehingga dapat mengklasifikasikan data baru berdasarkan karakteristik yang telah dipelajari. Setelah model dilatih, tahap selanjutnya yaitu tahapan pengujian (testing) dengan 75 data yang digunakan untuk mengukur seberapa baik model yang telah dibuat dapat mengklasifikasikan data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Hal ini penting untuk menilai kinerja model dalam konteks dunia nyata. Dengan menggunakan data yang berbeda dari data latih untuk memastikan bahwa model tidak hanya dihafal (*overfit*) terhadap data latih, tetapi juga mampu generalisasi dengan baik ke data baru. Hasil dari tahap testing dapat digunakan untuk menghitung metrik evaluasi, seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score, yang memberikan gambaran tentang efektivitas model dalam mengklasifikasikan jenis *Plasmodium*.

Dalam pengklasifikasian SVM data pelatihan di masukkan dalam format dataset. Dataset tersebut terdiri dari gambar-gambar yang sudah dikelompokkan

sesuai dengan kelasnya atau diberi score (kelas normal=0, kelas *Falciparum*=1, kelas *Malariae*=2, kelas *Ovale*=3, dan kelas *vivax*=4), yang disimpan dalam berkas Excel dan kemudian dimasukkan ke dalam pengklasifikasi SVM di MATLAB. Selanjutnya, seluruh fitur GLRLM akan dipetakan dan algoritma SVM akan dilatih. Setelah mencapai tingkat akurasi pelatihan sebesar 100 %, model SVM akan diekspor ke dalam workspace dan disimpan dalam format .mat. Model ini kemudian akan digunakan untuk mengenali data baru yang akan diinputkan.

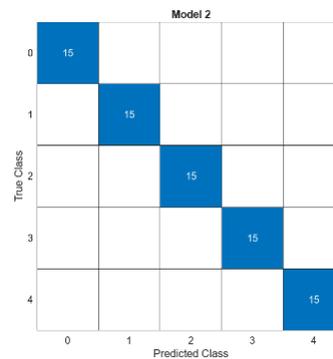
4.1.4 Sebaran Validitas Data

Sebaran validitas data digunakan untuk menilai kinerja sistem GLRLM-SVM menggunakan *confusion matrix* dengan cara mengevaluasi prediksi yang dihasilkan oleh model klasifikasi (SVM) berdasarkan fitur tekstur yang diekstraksi menggunakan GLRLM (*Gray Level Run Length Matrix*). Hasil dari proses klasifikasi menggunakan model SVM akan diprediksi oleh confusi matrik yang meliputi *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN).

Tabel 4.3 Hasil Convusion matrix

Confusi matrik					
Kelas	Normal	Falciparum	Malarie	oval	Vivax
Normal	15	0	0	0	0
Falciparum	0	15	0	0	0
Malarie	0	0	15	0	0
Oval	0	0	0	15	0
Vivax	0	0	0	0	15

Berdasarkan tabel 4.3 diatas menunjukkan hasil confusi matriks yang telah diperoleh dalam proses klasifikasi. Dimana didapatkan nilai untuk True Positif (TP) dan True Negatif adalah 15 untuk setiap kelas, sedangkan nilai False positif (FP) dan False Negatif (FN) adalah 0 untuk setiap kelas.



Gambar 4.4 Hasil Evaluasi *confusi matrik*

Gambar 4.5 menunjukkan hasil *confusi matriks* yang telah diperoleh dalam proses klasifikasi, dengan empat parameter diantaranya yaitu *True Positive* (TP) merujuk pada jumlah data yang dengan tepat teridentifikasi sebagai bagian dari suatu kelas tertentu.

Dengan confusion matrix dapat memperoleh berbagai metrik evaluasi yang penting untuk menilai sebaran validitas data dan kinerja sistem GLRLM-SVM, diantaranya :

1. Akurasi

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{TP + TN}{TP + TP + FP + FN} \times 100\% \\
 &= \frac{15 + 15}{15 + 15 + +0 + 0} \times 100\% = 100\%
 \end{aligned}$$

Nilai akurasi 100% pada sistem prediksi *Support Vector Machine* (SVM) menunjukkan bahwa model tersebut berhasil dalam mengklasifikasikan semua sampel citra sel darah pada data testing dengan benar tanpa ada kesalahan.

Artinya, model SVM mampu mengenali dan membedakan setiap jenis sel darah berdasarkan fitur tekstur yang diekstraksi dari citra tersebut tanpa adanya kesalahan klasifikasi, baik itu dalam mendeteksi sel darah normal maupun berbagai jenis plasmodium seperti *Falciparum*, *Malariae*, *Oval* dan *Vivax*.

2. Presisi

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

Nilai presisi 100% pada sistem prediksi SVM dalam klasifikasi sel darah berdasarkan ekstraksi fitur tekstur menunjukkan bahwa semua prediksi kelas malaria yang dibuat oleh model benar-benar sesuai dengan kelas yang seharusnya. Dengan kata lain, setiap citra yang diklasifikasikan sebagai kelas tertentu (sel darah normal, *falciparum*, *malariae*, *oval* dan, *vivax*) memang benar-benar termasuk dalam kelas tersebut, tanpa ada kesalahan prediksi (false positive).

3. Recall/Sensitivitas

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

Sensitivitas juga dikenal sebagai Recall atau True Positive Rate adalah ukuran yang digunakan untuk menilai seberapa baik model dalam mendeteksi kelas positif (sel darah terinfeksi malaria). Sensitivitas menghitung proporsi data aktual kelas sel darah terinfeksi malaria yang berhasil diprediksi dengan benar oleh model dibandingkan dengan jumlah total data yang seharusnya berada dalam aktual kelas sel darah terinfeksi malaria. Jika sensitivitas bernilai 100%, ini berarti bahwa model SVM berhasil mendeteksi seluruh data aktual kelas sel darah terinfeksi malaria dengan tepat tanpa ada false negative.

4. Spesifitas

$$\text{Spesifitas} = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% = \frac{15}{15 + 15} \times 100\% = 100\%$$

Spesifisitas juga dikenal sebagai *True Negative Rate* adalah metrik yang digunakan untuk mengukur seberapa baik model dalam mendeteksi kelas negatif (normal) dengan benar. Spesifisitas menghitung proporsi data yang sebenarnya termasuk dalam kelas normal dan berhasil diklasifikasikan dengan tepat sebagai kelas normal oleh model. Spesifisitas bernilai 100% menunjukkan bahwasanya semua sel darah normal telah diklasifikasikan dengan benar sebagai kelas negatif. Dengan kata lain, model tidak membuat kesalahan dalam mengidentifikasi sel darah normal, dan tidak ada false positive.

5. $F1_{score}$

$$\begin{aligned} F1_{score} &= 2 \times \frac{(\text{Recall} \times \text{Presisi})}{(\text{Recall} + \text{Presisi})} \times 100\% \\ &= \frac{TP}{TP + \frac{1}{2}(FP + FN)} \times 100\% = \frac{15}{15 + \frac{1}{2}(0 + 0)} \times 100\% \\ &= 100\% \end{aligned}$$

F1-score merupakan harmonic mean dari presisi dan recall, F1-score digunakan sebagai metrik evaluasi dengan memberikan gambaran yang lebih menyeluruh tentang kinerja model klasifikasi, terutama ketika ada ketidakseimbangan antara presisi dan recall. Dengan F1-score yang bernilai 100% berarti bahwa model sangat sempurna dalam menyeimbangkan presisi dan recall, dan tidak membuat kesalahan baik dalam mendeteksi sel darah yang terinfeksi malaria maupun dalam menghindari kesalahan dalam mendeteksi sel darah normal sebagai terinfeksi.

4.1.5 Karakteristik Tekstur Citra

Karakteristik citra sel darah dapat dianalisis berdasarkan ciri tekstur yang ada dalam citra tersebut. Tekstur ini menggambarkan pola-pola yang ada dalam citra dan memberikan informasi penting terkait dengan struktur atau kondisi jaringan dalam citra medis, seperti apakah jaringan tersebut sehat atau terinfeksi. Untuk memisahkan ciri tekstur yang berbeda, dapat menggunakan nilai ambang batas (*mid point*) yang telah diperoleh dari hasil ekstraksi ciri.

Tabel 4.4 Range Nilai Fitur

Fitur	Parameter	Range	Mid Point	> Mid Poin	< Mid Point
SRE	Short Run	0,3561 - 1,2931	0,8005	Halus	Kasar
LRE	Long Run	5,4430 - 148,7981	53,6514	Kasar	Halus
GLN	Gray Level	1.069,5849 - 18.409,5586	6.561,4635	Heterogen	Homogen
RLN	Run Length	852,8749 - 53.515,1091	14.445,1303	Heterogen	Homogen
LGRE	Low Gray Level	0,0182 - 0,0980	0,0350	Banyak	Sedikit
HGRE	High Gray Level	130,3451 - 371,6813	273,3453	Banyak	Sedikit
RP	Run	0,1523 - 1,1649	0,5619	Tinggi	Rendah

Tabel 4.4 menunjukkan rentang nilai dari masing-masing fitur, menetapkan nilai ambang batas. Penetapan ambang batas ini bertujuan untuk mengidentifikasi

pola tekstur yang khas pada masing-masing kelas secara objektif. Distribusi nilai parameter tekstur pada masing-masing kelas disajikan pada tabel berikut:

Tabel 4.5 Distribusi nilai parameter tekstur pada masing-masing kelas

Parameter		Kelas				
		Normal	Falciparum	Malarie	Oval	Vivax
Short Run	Kasar	13	0	14	65	65
	Halus	52	65	51	0	0
Long Run	Kasar	12	0	2	65	65
	Halus	53	65	63	0	0
Gray Level	Homogen	22	51	44	65	0
	Heterogen	43	14	21	0	65
Run Length	Homogen	17	23	58	65	0
	Heterogen	48	47	7	0	65
Low Gray Level	Banyak	13	15	1	45	61
	Sedikit	52	60	64	15	4
High Gray Level	Banyak	22	46	54	49	6
	Sedikit	43	19	11	16	59

Run	Rendah	13	7	27	65	65
	Tinggi	52	58	38	0	0

Setelah diperoleh distribusi nilai parameter tekstur pada masing-masing kelas melalui metode GLRLM sebagaimana ditampilkan pada Tabel 4.5, maka untuk mendukung analisis yang lebih mendalam, Tabel 4.6 disajikan guna menunjukkan karakteristik visual tekstur citra yang terbentuk berdasarkan nilai-nilai tersebut pada setiap kelas sel darah. Karakteristik tekstur berdasarkan klasifikasi kelas disajikan pada tabel berikut.

Tabel 4.6 Karakteristik tekstur citra pada masing-masing kelas

Kelas	Short Run	Long Run	Gray Level	Run Length	Low Gray Level	High Gray Level	Run	Keterangan
Normal	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Sedikit	Tinggi	Permukaan sel rata tanpa bintik
Falciparum	Halus	Halus	Homogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Tinggi	berbintik kecil, warna gelap merata di beberapa area
Malarie	Halus	Halus	Homogen	Hemogen	Sedikit	Banyak	Tinggi	Tidak berbintik, warna agak pekat sebelah

Oval	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Rendah	berbintik halus
Vivax	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Rendah	berbintik kasar

Tabel 4.6 menjelaskan karakteristik tekstur citra sel darah untuk lima kelas, yaitu Normal, Falciparum, Malariae, Oval, dan Vivax, berdasarkan tujuh parameter GLRLM yaitu *Short Run*, *Long Run*, *Gray Level*, *Run Length*, *Low Gray Level*, *High Gray Level*, dan *Run*. Pada kelas normal, fitur seperti Short Run Emphasis (SRE) dan Run Percentage (RP) yang tinggi serta Long Run Emphasis (LRE) yang rendah menunjukkan bahwa permukaan sel memiliki tekstur yang halus dan seragam, ditandai dengan dominasi run pendek dan sedikitnya variasi intensitas. Hal ini mencerminkan kondisi sel tanpa bintik (Fuehrer et al., 2022).

Kelas *Plasmodium falciparum*, nilai tinggi pada *SRE*, *GLN*, dan *RLN* menandakan tekstur dengan bintik kecil yang menyebar tidak merata. Nilai LRE yang sedang menunjukkan adanya run sedang dengan distribusi tekstur yang kurang homogen, mendukung identifikasi permukaan sel yang berbintik halus dan kontras di beberapa area (Asif et al., 2024).

kelas *Malariae* memiliki LRE dan Run Length Non-Uniformity (RLN) yang lebih tinggi, menunjukkan bahwa panjang run antar area berbeda-beda dan cenderung panjang, mencerminkan struktur sel yang mengalami perubahan di satu sisi. Ini sesuai dengan fenomena optik dari penyerapan tidak merata pada sel, menghasilkan perbedaan run yang terlihat dalam tekstur citra. HGLE juga cukup tinggi, karena bagian sel yang terinfeksi menyerap cahaya lebih kuat dibanding bagian lain (Mishra et al., 2019).

kelas oval, *LRE* dan *Low Gray Level* yang tinggi serta *SRE* rendah menunjukkan dominasi run panjang berintensitas rendah, menandakan tekstur kasar dan berbintik besar, meskipun masih teratur. Hal ini dapat dilihat dalam pola distribusi spasial yang menunjukkan adanya area dengan run panjang seragam pada intensitas rendah (Delahunt et al., 2019).

Sementara pada kelas *Plasmodium vivax*, *LRE*, *GLN*, dan *Low Gray Level* yang tinggi disertai *RP* rendah mengindikasikan adanya area dengan run panjang dan intensitas rendah yang luas, menunjukkan tekstur sangat kasar dan berbintik besar yang menyebar tidak merata (Maqsood et al., 2021).

4.2 Pembahasan

Penelitian mengenai “Analisis Ekstraksi Metode *Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)* dan *Support Vector Machine (SVM)* untuk Deteksi Penyakit Malaria” dilakukan untuk mengetahui kinerja sistem *GLRLM-SVM* dalam mendeteksi sel darah normal dan sel darah yang terinfeksi malaria (*falciparum*, *malariae*, *oval*, dan *vivax*), berdasarkan sebaran validitas data (akuisisi, presisi, sensitifitas, spesivitas, $F1_{\text{-score}}$) yang dihasilkan melalui konfusi matriks. Selain itu adapun tujuan lainnya yaitu untuk mengetahui karakteristik tekstur citra sel darah hasil uji mikroskopis pada masing-masing kelas (normal, *falciparum*, *malariae*, *oval*, dan *vivax*) berdasarkan nilai ekstraksi fitur *GLRLM*.

Malaria adalah penyakit yang terjadi akibat gigitan nyamuk yang telah terinfeksi oleh parasit dari genus *plasmodium* sehingga kemudian akan menginfeksi sel darah (Mukti et al., 2024). Pada penelitian ini menggunakan citra sel darah sebagai data inputan, dimana citra sel darah tersebut akan melalui tahapan *pre-processing* yang meliputi *cropping* dan juga *grascaling* yang bertujuan untuk

meningkatkan kualitas citra, sehingga citra yang akan digunakan memiliki kualitas yang lebih baik dan akan mempermudah proses selanjutnya. Setelah melewati tahap *pre-processing* akan menghasilkan data statistik untuk setiap piksel. Data ini kemudian diolah menggunakan teknik ekstraksi fitur tekstur yang dikenal sebagai GLRLM

Dalam penelitian ini, deteksi infeksi malaria dilakukan melalui analisis citra mikroskopis sel darah menggunakan metode *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) sebagai ekstraktor fitur tekstur, dan *Support Vector Machine* (SVM) sebagai algoritma klasifikasi. Citra digital yang dianalisis berasal dari proses pencitraan mikroskopis, di mana cahaya tampak dengan panjang gelombang sekitar 400–700 nm diarahkan ke sampel darah. Interaksi cahaya dengan sel darah menghasilkan fenomena seperti pembiasan, penyebaran, refleksi, dan absorpsi. Perbedaan indeks bias antara komponen sel (membran, hemoglobin, sitoplasma) dan parasit *Plasmodium* menghasilkan distribusi intensitas cahaya dan diubah menjadi nilai piksel dengan tingkat keabuan tertentu (Hakim, 2011).

Metode GLRLM bekerja dengan merepresentasikan tekstur citra berdasarkan statistik *run*, yaitu urutan piksel yang memiliki intensitas keabuan yang sama dan bersebelahan dalam arah tertentu (misalnya 0° , 45° , 90° , atau 135°). Run ini mencerminkan tingkat homogenitas atau ketidakteraturan distribusi optik yang berasal dari struktur mikroskopis sel. Sel sehat, yang memiliki struktur hemoglobin padat dan terdistribusi merata, cenderung menghasilkan run yang panjang dan seragam. Sebaliknya, sel darah yang terinfeksi *Plasmodium* menunjukkan gangguan struktural, seperti vakuola, pigmentasi hemozoin, dan deformasi bentuk, yang menyebabkan variasi lokal dalam indeks bias dan intensitas cahaya. Hal ini

menyebabkan munculnya run yang lebih pendek dan fluktuatif, yang terdeteksi oleh algoritma GLRLM.

Beberapa fitur statistik GLRLM yang digunakan dalam penelitian ini, seperti *Short Run Emphasis (SRE)*, *Long Run Emphasis (LRE)*, *Gray-Level Non-Uniformity (GLN)*, dan *Run Length Non-Uniformity (RLN)*, *Low Gray Level Run Emphasis (LGRE)*, *High Gray Level Run Emphasis (HGRE)*, dan *Run Percentage (RP)* memiliki makna fisis yang penting. SRE menunjukkan dominasi area bertekstur halus atau kasar. LRE menunjukkan tingkat dominasi run panjang (deretan piksel dengan intensitas yang sama) dalam sebuah citra. Nilai LRE yang tinggi berarti banyak bagian citra yang homogen, atau memiliki wilayah dengan tekstur yang luas dan seragam. GLNU dan RLNU menunjukkan keberagaman gray level dan panjang run yang mencerminkan tingkat keacakan distribusi materi. LGRE dan HGRE mengindikasikan dominasi area terang atau gelap, berhubungan dengan kepadatan lokal materi dalam sel darah. RP mencerminkan tingkat keteraturan pola tekstur, semakin tinggi RP, semakin banyak struktur berulang yang seragam (Amelia et al., 2018).

Setelah fitur tekstur diekstraksi dan didapatkan nilai-nilai dari masing-masing fitur, nilai-nilai tersebut inilah yang akan digunakan sebagai input dalam sistem prediksi SVM selama fase pelatihan dan membantu mengklasifikasikan citra, proses klasifikasi dilakukan menggunakan metode *Support Vector Machine (SVM)*. Algoritma SVM bekerja dengan membentuk sebuah *hyperplane* dalam ruang fitur berdimensi tinggi yang memisahkan dua kelas data yaitu sel sehat dan sel terinfeksi. Dalam ruang vektor, fitur tekstur hasil GLRLM membentuk titik-titik dalam ruang berdimensi banyak. SVM bertugas menemukan batas pemisah

(hyperplane) yang tidak hanya memisahkan kelas data, tetapi juga memaksimalkan jarak antara data dari dua kelas tersebut (Uddin & Lu, 2024).

Evaluasi terhadap kinerja sistem klasifikasi dilakukan dengan menggunakan confusion matrix, yang terdiri atas empat parameter utama: *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN) (Kulkarni et al., 2020). Parameter-parameter ini digunakan untuk menghitung metrik performa seperti akurasi, presisi, recall (sensitivitas), spesifisitas, dan F1-score. Berdasarkan hasil validasi, sistem klasifikasi berbasis metode *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) yang dikombinasikan dengan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) menunjukkan performa yang sangat tinggi. Seluruh metrik evaluasi, yaitu akurasi, presisi, recall, spesifisitas, dan F1-score, mencapai nilai 100%. Capaian ini mengindikasikan bahwa sistem mampu membedakan dengan tepat antara citra sel darah yang terinfeksi dan tidak terinfeksi malaria tanpa menghasilkan kesalahan klasifikasi. Dengan ini dapat membuktikan bahwa metode GLRLM-SVM sangat efektif dan andal dalam proses deteksi serta klasifikasi sel darah merah yang terinfeksi parasit malaria pada citra mikroskopis.

Tekstur citra sel darah normal memperlihatkan pola yang halus dan merata, ditunjukkan oleh nilai short run dan long run yang mengindikasikan dominasi struktur bertekstur lembut tanpa gangguan tajam. Gray level yang heterogen namun tetap dalam rentang wajar mencerminkan distribusi intensitas alami pada eritrosit sehat. Nilai run length dan jumlah run yang tinggi menandakan sebaran nilai piksel yang stabil dan konsisten di seluruh citra. Sementara itu, rendahnya nilai low gray level dan high gray level menunjukkan tidak adanya area kontras ekstrem, yang memperkuat kesan keseimbangan visual. Karakteristik ini sepenuhnya sejalan

dengan kondisi morfologis eritrosit normal yang berbentuk bulat, berwarna merah muda merata, dan tidak menunjukkan bintik atau deformasi menandakan sel darah dalam kondisi fisiologis yang optimal dan bebas dari infeksi parasit (Haralick et al., 1973).

Citra sel darah yang terinfeksi *Plasmodium falciparum* memiliki tekstur halus, namun dengan *gray level* yang homogen dan didominasi nilai *high gray level*. Nilai *short* dan *long run* yang halus serta *run length* yang heterogen menunjukkan bahwa permukaan citra terlihat rata, namun terdapat variasi dalam panjang barisan piksel dengan intensitas serupa. Banyaknya *high gray level* menandakan adanya area gelap pekat yang cukup dominan, yang dalam visual terlihat sebagai bintik-bintik kecil padat di dalam eritrosit. Ciri ini mencerminkan kehadiran pigmen hemozoin dari parasit. *Plasmodium falciparum* cenderung menyerang semua tahap usia eritrosit, sehingga penyebaran parasit merata dan menyebabkan perubahan intensitas yang kuat dalam citra. Hal ini sangat konsisten dengan karakteristik biologis *Plasmodium falciparum* yang mampu menginfeksi semua umur eritrosit, menghasilkan parasitemia tinggi, dan berpotensi menyebabkan komplikasi berat seperti malaria serebral atau gagal organ (WHO, 2023).

Tekstur citra *Plasmodium malariae* juga tampak halus, dengan nilai *short run* dan *long run* yang seragam serta *gray level* dan *run length* yang homogen. Seperti *falciparum*, citra *malariae* juga menunjukkan banyak *high gray level*, namun distribusinya lebih terpusat. Hal ini menggambarkan pola pewarnaan intens di satu sisi sel, sesuai dengan bentuk khas band form yang dimiliki *Plasmodium malariae*. Ciri ini menghasilkan kontras moderat namun tetap homogen, mencerminkan pertumbuhan lambat parasit di eritrosit tua, yang biasanya

menghasilkan pola infeksi yang lebih stabil dan tidak menyebar luas (Tek et al., 2009).

Citra *Plasmodium ovale* menunjukkan tekstur kasar dengan nilai *short* dan *long run* yang juga kasar, mencerminkan permukaan sel yang tidak rata. Meskipun *gray level* dan *run length* homogen, banyaknya *low gray level* menandakan area gelap atau redup. Jumlah run yang rendah mengindikasikan sedikitnya area piksel seragam. Tekstur ini menghasilkan tampilan berbintik halus dengan bentuk sel lonjong. Tekstur kasar dan redup ini mencerminkan perubahan struktur akibat infeksi. Karakteristik visual ini sejalan dengan karakteristik biologis *Plasmodium ovale*, yang diketahui memiliki siklus pertumbuhan yang relatif lambat dan kecenderungan untuk menginfeksi eritrosit muda (*retikulosit*). Namun, invasi yang terjadi umumnya tidak berlangsung secara masif, sehingga intensitas parasitemia dalam darah tetap rendah. Penyebaran parasit yang terbatas ini berkontribusi pada gejala klinis yang ringan, dan infeksi oleh *Plasmodium ovale* umumnya tidak berkembang menjadi komplikasi berat. Dengan penanganan dan pengobatan antimalaria standar, infeksi ini dapat sembuh secara efektif (WHO, 2023).

Plasmodium vivax menunjukkan tekstur citra yang kasar menunjukkan adanya permukaan berbintik yang menyebar di berbagai area citra, mencerminkan invasi yang menyeluruh namun tidak homogen. *Gray level* rendah dan tinggi dalam jumlah besar mencerminkan kontras tajam, menandakan keragaman morfologi parasit dan perubahan pada eritrosit. Nilai run yang rendah mengindikasikan intensitas piksel yang jarang berurutan, memperkuat kesan tekstur tidak seragam. Hal ini sesuai dengan karakteristik *Plasmodium vivax* yang menginfeksi eritrosit muda (*retikulosit*) yang jumlahnya terbatas. Infeksi ini tidak tersebar luas, namun

dapat menyebabkan perubahan bentuk dan ukuran eritrosit, menghasilkan tampilan visual yang kompleks. Meskipun tingkat parasitemia sedang dan jarang fatal, *Plasmodium vivax* dapat menimbulkan gejala seperti demam berulang, anemia, dan pembesaran limpa, serta memiliki risiko relaps akibat hipnozoit dorman di hati (WHO, 2023).

Penelitian oleh Ross et al. (2012) merupakan salah satu upaya awal dalam mengembangkan sistem otomatis untuk deteksi malaria menggunakan citra mikroskopis. Mereka menerapkan metode segmentasi berbasis warna dan analisis morfologi untuk mengidentifikasi sel darah merah yang terinfeksi. Meskipun pendekatan ini cukup efektif dalam kondisi laboratorium yang terkendali, akurasi sistem menurun secara signifikan ketika digunakan pada citra dengan kualitas rendah atau pencahayaan yang tidak merata. Pendekatan berbasis deep learning diperkenalkan oleh (Tek et al., 2009) melalui penerapan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi citra darah. CNN mampu mengekstraksi fitur secara otomatis dari citra input tanpa memerlukan proses ekstraksi manual, dan menghasilkan akurasi deteksi yang tinggi, mencapai lebih dari 95%. Namun, metode ini membutuhkan dataset yang besar serta sumber daya komputasi yang tinggi, sehingga kurang ideal untuk diterapkan di daerah dengan keterbatasan teknologi.

Poostchi et al., (2018) melakukan tinjauan komprehensif terhadap metode deteksi malaria berbasis citra digital. Dalam studi tersebut, disampaikan bahwa metode machine learning seperti *Support Vector Machine* (SVM) dan K-Nearest Neighbor (K-NN) masih memiliki relevansi tinggi, khususnya ketika dikombinasikan dengan teknik ekstraksi fitur tekstur seperti Gray Level Co-

occurrence Matrix (GLCM), *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM), dan *Local Binary Pattern* (LBP). Pendekatan ini dinilai lebih ringan secara komputasi dan tetap memberikan hasil yang kompetitif, khususnya pada sistem dengan keterbatasan perangkat keras. (Rajaraman et al., 2018) menerapkan pendekatan *transfer learning* dengan memanfaatkan model CNN pra-latih seperti VGG16 dan ResNet sebagai fitur ekstraktor. Pendekatan ini memungkinkan model untuk tetap menghasilkan performa klasifikasi yang tinggi meskipun jumlah data latih terbatas. Hal ini menunjukkan bahwa model *deep learning* tetap dapat digunakan secara efisien dengan memanfaatkan jaringan yang telah dilatih pada domain yang berbeda.

Sementara itu, (Bashar, 2019) mengembangkan sistem klasifikasi malaria dengan menggunakan fitur tekstur yang diperoleh dari GLCM dan algoritma klasifikasi SVM. Hasil penelitian menunjukkan akurasi deteksi mencapai lebih dari 90%, yang menegaskan bahwa fitur tekstur memiliki kontribusi yang signifikan dalam membedakan sel darah normal dan sel darah yang terinfeksi malaria.

Penelitian ini mengambil posisi sebagai pengembangan lebih lanjut dari penelitian-penelitian sebelumnya, dengan menggabungkan metode *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) sebagai teknik ekstraksi fitur dan *Support Vector Machine* (SVM) sebagai algoritma klasifikasi dengan didapatkan nilai akurasi sebesar 100%. Berbeda dari sebagian besar penelitian terdahulu yang hanya membedakan antara dua kelas (sel darah normal dan sel darah terinfeksi), penelitian ini mengklasifikasikan citra ke dalam lima kelas, yaitu sel darah normal, *Plasmodium falciparum*, *Plasmodium malariae*, *Plasmodium ovale*, dan *Plasmodium vivax*. Hal ini menunjukkan bahwa penelitian ini tidak hanya bertujuan mendeteksi infeksi,

tetapi juga mengidentifikasi jenis parasit penyebab malaria, sehingga dapat memberikan informasi diagnostik yang lebih spesifik.

4.3 Kajian Integrasi Islam

Ilmu pengetahuan dan teknologi merupakan anugerah dari Allah SWT yang dapat digunakan untuk kemaslahatan umat manusia, termasuk dalam bidang kesehatan. Islam sebagai agama yang syamil (menyeluruh), kamil (sempurna), dan mutakamil (menyempurnakan), tidak hanya mengatur hubungan manusia dengan Allah, tetapi juga memberikan perhatian besar terhadap upaya menjaga kesehatan dan mencegah penyakit.

Metode *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) dan *Support Vector Machine* (SVM) dalam mendeteksi malaria merupakan salah satu bentuk pemanfaatan akal dan ilmu yang diberikan Allah untuk menjaga kehidupan. Teknologi ini mampu mengenali pola-pola tekstur sel darah yang terinfeksi malaria melalui citra mikroskopis untuk mendeteksi keberadaan parasit malaria di dalam eritrosit mencerminkan kemampuan manusia dalam membaca dan memahami tanda-tanda yang diciptakan oleh Allah SWT dalam bentuk fenomena biologis. Dalam Al-Qur'an, Allah SWT berfirman:

سُورِهِمْ آيَاتِنَا فِي الْأَفَاقِ وَفِي أَنْفُسِهِمْ حَتَّىٰ يَتَبَيَّنَ لَهُمْ أَنَّهُ الْحَقُّ

"Kami akan memperlihatkan kepada mereka tanda-tanda (kekuasaan) Kami di segenap penjuru dan pada diri mereka sendiri, hingga jelaslah bagi mereka bahwa Al-Qur'an itu adalah benar." (Q.S. Fuṣṣilat: 53).

Ayat tersebut menunjukkan bahwa Allah SWT menampakkan tanda-tanda kekuasaan-Nya melalui alam semesta dan juga melalui tubuh manusia itu sendiri. Keberadaan parasit malaria yang menyebabkan perubahan struktur dan tekstur sel

darah manusia, sejatinya adalah bagian dari tanda-tanda yang dapat diamati dan diteliti oleh manusia menggunakan akal dan ilmu pengetahuan.

Menjaga kesehatan adalah bagian dari ibadah, dan penggunaan teknologi untuk deteksi dini menunjukkan usaha manusia dalam menjaga anugerah kehidupan. Islam mengajarkan untuk mencari ilmu dan menggunakan teknologi demi kebaikan umat manusia. Deteksi dini malaria melalui metode ini adalah contoh nyata penerapan ilmu untuk menyelamatkan jiwa. Mendorong masyarakat untuk lebih peduli terhadap kesehatan dan berkontribusi dalam program-program pencegahan penyakit. QS. Al-Ma'idah: 32:

مِنْ أَجْلِ ذَلِكَ كَتَبْنَا عَلَىٰ بَنِي إِسْرَائِيلَ أَنَّهُ ۖ مَنْ قَتَلَ نَفْسًا بِغَيْرِ نَفْسٍ أَوْ فَسَادٍ فِي الْأَرْضِ فَكَأَنَّمَا قَتَلَ النَّاسَ جَمِيعًا ۖ وَمَنْ أَحْيَاهَا فَكَأَنَّمَا أَحْيَا النَّاسَ جَمِيعًا ۚ وَلَقَدْ جَاءَهُمْ رَسُولُنَا بِالْبَيِّنَاتِ ثُمَّ إِنَّ كَثِيرًا مِّنْهُمْ بَعْدَ ذَلِكَ فِي الْأَرْضِ لَمُسْرِفُونَ ﴿٣٢﴾

"Karena itu Kami tetapkan atas Bani Israil, bahwa barang siapa yang membunuh seorang manusia, maka seakan-akan dia telah membunuh manusia seluruhnya."

Ayat ini mengingatkan kita akan nilai setiap nyawa dan pentingnya berupaya menyelamatkannya. Menurut Rasulullah SAW, menjaga kesehatan dan mencari pengobatan merupakan bagian dari tanggung jawab seorang Muslim dalam menjaga amanah jasmani yang diberikan oleh Allah SWT. Dalam hadis riwayat Bukhari dan Muslim, beliau bersabda:

تَدَاوُوا عِبَادَ اللَّهِ، فَإِنَّ اللَّهَ لَمْ يُنْزِلْ دَاءً إِلَّا أَنْزَلَ لَهُ شِفَاءً

"Berobatlah kalian, wahai hamba-hamba Allah. Sesungguhnya Allah tidak menurunkan suatu penyakit, melainkan Dia juga menurunkan obatnya." (HR. Abu Dawud)

Hadis ini menegaskan bahwa segala bentuk penyakit, termasuk malaria, pasti memiliki penawar atau cara pengobatannya. Oleh karena itu, pengembangan metode deteksi penyakit melalui teknologi pengolahan citra dan kecerdasan buatan

bukan hanya bentuk kemajuan teknologi, tetapi juga implementasi dari tuntunan agama dalam menjaga kehidupan. Dengan memahami tanda-tanda yang ditampakkan Allah melalui fenomena biologis seperti perubahan sel darah, manusia diajak untuk meningkatkan kesadaran akan kebesaran-Nya dan memperkuat rasa tanggung jawab dalam menjaga kesehatan sebagai amanah dari Allah SWT

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan rangkaian proses pengujian dan analisis terhadap data citra sel darah penderita malaria hasil uji mikroskopis, hasil penelitian ini dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Sistem deteksi malaria berbasis metode GLRLM-SVM menunjukkan performa yang sangat optimal, dibuktikan dengan capaian nilai akurasi, presisi, sensitivitas, spesifisitas, dan F1-Score sebesar 100%. Hal ini menunjukkan bahwa sistem mampu mengenali dan mengklasifikasikan keberadaan parasit malaria dalam citra sel darah dengan tingkat ketepatan dan konsistensi yang sempurna.
2. karakteristik masing-masing kelas citra sel darah berdasarkan fitur GLRLM pada sel normal memiliki tekstur halus, heterogen, dengan run tinggi mencerminkan sel bulat dengan warna merata tanpa bintik. *Plasmodium Falciparum* tampak halus dan homogen, dengan banyak area kontras tinggi, menunjukkan bentuk tidak teratur dan bintik kecil menyebar. *Plasmodium Malariae* juga halus dan homogen, dengan distribusi kontras yang seimbang, menunjukkan sel agak pekat di satu sisi tanpa bintik. *Plasmodium Ovale bertekstur* kasar dan homogen, dengan banyak area gelap dan run rendah, mencerminkan bentuk oval dan berbintik halus. *Plasmodium Vivax* paling kasar dan
3. tidak homogen, kontras tinggi dengan run rendah, menunjukkan sel membesar dan berbintik kasar akibat infeksi tidak merata.

5.2 Saran

Penelitian ini menyarankan agar proses pemotongan citra pada tahap *pre-processing* dilakukan dengan tingkat ketelitian yang tinggi, mengingat ketepatan dalam pemilihan area citra dapat memengaruhi kualitas ekstraksi fitur dan kinerja sistem secara keseluruhan.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmad, A., & Latief, A. (2021). Perbandingan Metode KNN Dan LBPH Pada Klasifikasi Daun Herbal. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(3), 557–564.
- Alita, D., Fernando, Y., & Sulistiani, H. (2020). IMPLEMENTASI ALGORITMA MULTICLASS SVM PADA OPINI PUBLIK BERBAHASA INDONESIA DI TWITTER. *Jurnal TEKNOKOMPAK*, 14(2), 86.
- Amelia, D. H., Hidayat, B., & Malinda, Y. (2018). Identifikasi Biometrik Pola Enamel Gigi Menggunakan Metode Grey Level Run Length Matrix (GLRLM) Dan Klasifikasi K-Nearest Neighbor (K-NN) Sebagai Aplikasi Forensik Kedokteran Gigi Berbasis Matlab. *EProceedings of Engineering*, 5(1).
- Aohana, M. R., Hidhayah, R. N. L., Andara, M. J., Amara, N., & Bimantoro, F. (2024). Review Komprehensif: Ekstraksi Fitur GLCM, GLRLM, dan LBP untuk Pendeteksian Korosi. *Seminar Nasional Teknologi & Sains*, 3(1), 82–90. <https://doi.org/10.29407/stains.v3i1.4352>
- Ariadi, K., Anggraeny, F. T., & Sihananto, A. N. (2024). PERBANDINGAN PERFORMA METODE SVM DAN KNN DALAM MENGLASIFIKASIKAN CITRA INFEKSI TELINGA. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(6), 11342–11347.
- Asif, H. M., Khan, S. H., Alahmadi, T. J., Alsahfi, T., & Mahmoud, A. (2024). Malaria parasitic detection using a new Deep Boosted and Ensemble Learning framework. *Complex & Intelligent Systems*, 10(4), 4835–4851.
- Baird, J. K. (2021). Basic research of Plasmodium vivax biology enabling its management as a clinical and public health problem. *Frontiers in Cellular and Infection Microbiology*, 11, 696598.
- Bashar, M. K. (2019). Improved classification of malaria parasite stages with support vector machine using combined color and texture features. *2019 IEEE Healthcare Innovations and Point of Care Technologies, (HI-POCT)*, 135–138.
- Buda, M., Maki, A., & Mazurowski, M. A. (2018). A systematic study of the class imbalance problem in convolutional neural networks. *Neural Networks*, 106, 249–259.
- Delahunt, C. B., Jaiswal, M. S., Horning, M. P., Janko, S., Thompson, C. M., Kulhare, S., Hu, L., Ostbye, T., Yun, G., & Gebrehiwot, R. (2019). Fully-automated patient-level malaria assessment on field-prepared thin blood film microscopy images. *2019 IEEE Global Humanitarian Technology Conference (GHTC)*, 1–8.
- Durgamahanthi, V., Anita Christaline, J., & Shirly Edward, A. (2021). GLCM and GLRLM based texture analysis: application to brain cancer diagnosis using histopathology images. *Intelligent Computing and Applications: Proceedings of ICICA 2019*, 691–706.
- Febriani, I. D. (2021). *Identifikasi Stadium Plasmodium Vivax untuk Penegakan Diagnosis Penyakit Malaria dengan Sistem Berbantuan Komputer*.

- Fuehrer, H.-P., Campino, S., & Sutherland, C. J. (2022). The primate malaria parasites *Plasmodium malariae*, *Plasmodium brasilianum* and *Plasmodium ovale* spp.: genomic insights into distribution, dispersal and host transitions. *Malaria Journal*, *21*(1), 138.
- Hafizd, M., Santoni, M. M., & Muliawati, A. (2020). IMPLEMENTASI METODE LOCAL BINARY PATTERN DAN GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX UNTUK IDENTIFIKASI CITRA BAHAN KULIT HEWAN. *PROSIDING SEINASI-KESI*, *3*(1), 173–180.
- Hakim, L. (2011). Malaria: Epidemiologi dan diagnosis. *ASPIRATOR-Journal of Vector-Borne Disease Studies*, *3*(2), 107–116.
- Haralick, R. M., Shanmugam, K., & Dinstein, I. H. (1973). Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, *6*, 610–621.
- Janiesch, C., Zschech, P., & Heinrich, K. (2021). Machine learning and deep learning. *Electronic Markets*, *31*(3), 685–695.
- Kalua, A. L., Veronika, H., & Salaki, D. T. (2023). Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Malaria dengan Certainty Factor dan Forward Chaining. *Journal of Information Technology, Software Engineering and Computer Science*, *1*(1), 22–33.
- Kumaseh, M. R., Latumakulita, L., & Nainggolan, N. (2013). Segmentasi citra digital ikan menggunakan metode thresholding. *Jurnal Ilmiah Sains*, *13*(1), 74–79.
- Kusuma, W., Lestari, A. A. W., Herawati, S., & Yasa, I. (2006). Pemeriksaan Mikroskop dan Tes Diagnostik Cepat dalam Menegakkan Diagnosis Malaria. *E-Journal Med Udayana*, *3*(2), 1–16.
- Maqsood, A., Farid, M. S., Khan, M. H., & Grzegorzec, M. (2021). Deep malaria parasite detection in thin blood smear microscopic images. *Applied Sciences*, *11*(5), 2284.
- Milner, D. A. (2018). Malaria pathogenesis. *Cold Spring Harbor Perspectives in Medicine*, *8*(1), a025569.
- Mishra, S., Majhi, B., & Sa, P. K. (2019). Texture feature based classification on microscopic blood smear for acute lymphoblastic leukemia detection. *Biomedical Signal Processing and Control*, *47*, 303–311.
- Mukti, A. A. S., Octariana, G. B. F., Sukmana, K. D., & Bimantoro, F. (2024). Deteksi Parasit Malaria Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurance Matrix (GLCM). *Seminar Nasional Teknologi & Sains*, *3*(1), 91–96.
- Mulyono, A. (2022). Gabungan metode gray level co-occurrence matrix dan gray level run length matrix pada analisis citra radiografi dental panoramic untuk deteksi dini osteoporosis. *ORBITA: Jurnal Kajian, Inovasi Dan Aplikasi Pendidikan Fisika*, *8*(1), 134–138.
- Nafi'iyah, N. (2015). Algoritma Kohonen dalam Mengubah Citra Graylevel Menjadi Citra Biner. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Asia*, *9*(2), 49–55.
- Nivaan, G. V. (2022). Image Recognition of Malaria-infected Red Blood Cells among Other Normal and Cancer-Mutated Cells Using CNN. *JINAV: Journal of Information*

and Visualization, 3(1), 62–70.

- Novalia, V., Goejantoro, R., & Sifriyani, S. (2021). Perbandingan Metode Klasifikasi Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor. *EKSPONENSIAL*, 11(2), 159–166.
- Octaviani, P. A., Wilandari, Y., & Ispriyanti, D. (2014). *PENERAPAN METODE KLASIFIKASI SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) PADA DATA AKREDITASI SEKOLAH DASAR (SD) DI KABUPATEN MAGELANG*. 3(4), 811–820. <http://ejournal-s1.undip.ac.id/index.php/gaussian>
- Organization, W. H. (2023). *World malaria report 2023*. World Health Organization.
- Poostchi, M., Silamut, K., Maude, R. J., Jaeger, S., & Thoma, G. (2018). Image analysis and machine learning for detecting malaria. *Translational Research*, 194, 36–55.
- Powers, D. M. W. (2020). Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation. *ArXiv Preprint ArXiv:2010.16061*.
- Putra, G. R., Situmorang, B. H., & Hidayatullah, S. (2023a). Identifikasi Biometrika Menggunakan Ekstraksi Minutiae Pada Citra Sidik Jari. *Jurnal Teknoinfo*, 17(1), 289. <https://doi.org/10.33365/jti.v17i1.2376>
- Putra, G. R., Situmorang, B. H., & Hidayatullah, S. (2023b). Identifikasi Biometrika Menggunakan Ekstraksi Minutiae Pada Citra Sidik Jari. *Jurnal Teknoinfo*, 17(1), 289–302.
- Raharja, B. D., & Harsadi, P. (2018). Implementasi Kompresi Citra Digital Dengan Mengatur Kualitas Citra Digital. *Jurnal Ilmiah SINUS*, 16(2).
- Rajaraman, S., Antani, S. K., Poostchi, M., Silamut, K., Hossain, M. A., Maude, R. J., Jaeger, S., & Thoma, G. R. (2018). Pre-trained convolutional neural networks as feature extractors toward improved malaria parasite detection in thin blood smear images. *PeerJ*, 6, e4568.
- Riska, S. Y. (2015). Klasifikasi Level Kematangan Tomat Berdasarkan Perbedaan Perbaikan Citra Menggunakan Rata-Rata RGB Dan Index Pixel. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Asia*, 9(2), 18–26.
- Rohpandi, D., Sugiharto, A., & Winara, G. A. (2015). Aplikasi Pengolahan Citra Dalam Pengenalan Pola Huruf Ngalagena Menggunakan MATLAB. *Konferensi Nasional Sistem Dan Informatika 2015*.
- Sahu, Y., Tripathi, A., Gupta, R. K., Gautam, P., Pateriya, R. K., & Gupta, A. (2023). A CNN-SVM Based Computer Aided Diagnosis of Breast Cancer using Histogram K-means Segmentation Technique. *Multimedia Tools and Applications*, 82(9), 14055–14075. <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13807-x>
- Sanjaya, U. P., Alawi, Z., Zayn, A. R., & Dirgantoro, G. P. (2023). Optimasi Convolutional Neural Network dengan Standard Deviasi untuk Klasifikasi Pneumonia pada Citra X-rays Paru. *Generation Journal*, 7(3), 40–47. <https://doi.org/10.29407/gj.v7i3.20183>
- 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.

- Setiawan, A. W., Rahman, Y. A., Faisal, A., Siburian, M., Resfita, N., Gifari, M. W., & Setiawan, R. (2021). Deteksi malaria berbasis segmentasi warna citra dan pembelajaran mesin. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 8(4), 769–776.
- Sudaryanto, A. (2018). Inpanting Citra Biner Menggunakan Metode Modus Matrik. *J. Has. Penelit. LPPM Untag Surabaya Januari*, 3(01), 22–26.
- Tek, F. B., Dempster, A. G., & Kale, I. (2009). Computer vision for microscopy diagnosis of malaria. *Malaria Journal*, 8, 1–14.
- Telaumbanua, K., Sudarto, S., Butar-Butar, F., & Bilqis, P. S. (2021). Identifikasi sampah berdasarkan tekstur dengan metode GLCM dan GLRLM menggunakan improved KNN. *Explorer*, 1(2), 45–52.
- Utami, T. P., Hasyim, H., Kaltsum, U., Dwifitri, U., Meriwati, Y., Yuniwanti, Y., Paridah, Y., & Zulaiha, Z. (2022). Faktor Risiko Penyebab Terjadinya Malaria di Indonesia: Literature Review: Risk Factors Causing Malaria in Indonesia: Literature Review. *Jurnal Surya Medika (JSM)*, 7(2), 96–107.
- Wang, J., Khan, M. A., Wang, S., & Zhang, Y. (2023). SNSVM: SqueezeNet-Guided SVM for Breast Cancer Diagnosis. *Computers, Materials and Continua*, 76(2), 2201–2216. <https://doi.org/10.32604/cmc.2023.041191>
- Yohannes, Y., Devella, S., & Arianto, K. (2020). Deteksi Penyakit Malaria Menggunakan Convolutional Neural Network Berbasis Saliency. *JUITA: Jurnal Informatika*, 8(1), 37–44.
- Zebua, B. J., Simbolon, J., & Sipayung, S. D. (2024). Tingkat Pengetahuan Mahasiswa Prodi Manajemen Informasi Kesehatan tentang Penyakit Malaria. *SEHATMAS: Jurnal Ilmiah Kesehatan Masyarakat*, 3(1), 171–176.

LAMPIRAN

LAMPIRAN 1

Data Hasil Penelitian

1. Hasil Ekstraksi Fitur Metode GLRLM dan Klasifikasi SVM

a. Data Latih

No	Average Fitur GLRLM							Kelas
	SRE	LRE	GLN	RLN	LGRE	HGRE	RP	
1	0,4588	99,6663	2.493,6719	3.620,8505	0,0671	194,9062	0,3260	0
2	0,7000	76,2275	2.966,3120	6.053,4561	0,0633	239,1407	0,3764	0
3	0,6093	81,7527	3.598,4016	5.183,0502	0,0885	262,4243	0,3597	0
4	0,5264	67,5976	3.303,1328	5.125,4633	0,0701	228,1057	0,3970	0
5	0,6279	69,7523	3.900,4800	5.691,4701	0,0705	250,2069	0,4010	0
6	0,5889	81,5962	3.295,1788	5.011,6145	0,0741	185,4696	0,3652	0
7	0,7932	71,7761	3.529,8461	7.728,0980	0,0870	176,4470	0,4115	0
8	0,7292	77,7272	3.050,7239	6.373,8118	0,0772	236,6067	0,3786	0
9	0,6771	64,0451	3.142,4579	6.924,4673	0,0590	222,8599	0,4358	0
10	0,7338	64,5102	3.896,7126	6.840,7771	0,0776	240,7049	0,4108	0
11	1,1201	8,8959	9.998,5866	33.771,5025	0,0285	239,9766	0,9590	0
12	1,1947	6,7843	12.699,4696	42.189,1364	0,0437	225,2691	1,0616	0
13	1,2931	5,4430	14.722,9439	53.515,1091	0,0289	251,5744	1,1649	0
14	1,2161	6,7197	11.857,1005	43.806,6099	0,0344	205,4989	1,0718	0
15	1,1057	10,8276	11.936,2438	31.111,8812	0,0333	271,4293	0,9101	0
16	1,0604	10,3140	12.100,4839	28.991,8921	0,0404	266,0014	0,9006	0
17	1,0581	9,9363	8.653,5148	29.192,2187	0,0473	209,0586	0,9081	0
18	1,0707	9,7450	10.548,2188	30.009,0474	0,0407	239,0773	0,9169	0
19	1,2005	7,0690	12.211,1513	41.938,3738	0,0360	247,7060	1,0514	0
20	1,0444	10,6378	9.862,6154	27.839,6865	0,0375	260,0126	0,8864	0
21	1,0281	11,2498	15.419,6022	26.539,5997	0,0291	292,8742	0,8674	0
22	1,1661	9,0408	10.081,6747	36.515,2994	0,0398	210,3865	0,9733	0
23	1,1712	9,0519	10.324,7126	36.786,1233	0,0399	208,2972	0,9739	0
24	1,1521	9,6074	10.297,6618	34.853,3177	0,0422	159,6163	0,9512	0
25	1,1676	9,0589	15.056,0007	36.631,5944	0,0242	283,2361	0,9740	0
26	1,2431	6,8006	12.711,8222	45.772,5484	0,0322	252,6234	1,0794	0
27	1,0909	11,2712	10.570,7065	29.551,5765	0,0346	235,7946	0,8889	0
28	1,1527	9,3021	16.294,8087	35.288,9225	0,0253	300,2224	0,9602	0
29	1,1378	9,6208	11.085,9606	33.905,5484	0,0353	261,7749	0,9450	0
30	1,1809	8,4432	18.409,5586	38.348,6551	0,0201	313,7274	0,9974	0

31	1,1745	8,5918	15.309,7441	37.669,6861	0,0267	288,5321	0,9896	0
32	1,1429	8,9057	15.267,1223	35.096,8534	0,0229	288,7102	0,9668	0
33	1,2424	7,0083	11.893,7673	45.327,0494	0,0276	228,4961	1,0709	0
34	1,2150	8,0263	13.018,0803	41.500,3448	0,0313	217,7719	1,0249	0
35	1,2215	8,0026	12.157,0178	42.056,9377	0,0305	206,6316	1,0284	0
36	1,2598	6,8321	13.147,2784	47.143,8678	0,0264	214,9736	1,0852	0
37	1,0409	11,9448	6.868,1822	26.605,3243	0,0481	264,7118	0,8588	0
38	1,2163	6,5748	10.901,1816	44.228,3935	0,0445	163,0525	1,0791	0
39	1,1730	8,8539	10.810,6527	37.126,8672	0,0297	208,8092	0,9796	0
40	1,1735	8,5911	14.051,8339	37.602,8808	0,0306	278,0883	0,9894	0
41	1,1298	9,9340	11.213,5331	33.128,0845	0,0269	260,4652	0,9349	0
42	1,0473	10,6091	8.298,4054	22.255,8505	0,0453	251,0371	0,8871	0
43	1,0550	10,4114	9.518,0980	28.581,4565	0,0433	243,3982	0,8956	0
44	1,0866	10,2579	12.062,4943	30.408,7966	0,0318	270,2790	0,9121	0
45	0,7625	68,4945	3.378,7811	7.384,6849	0,0577	214,4083	0,4181	0
46	0,7503	59,0316	3.296,2459	7.669,9877	0,0980	221,2657	0,4363	0
47	0,7871	63,5563	3.677,4973	7.963,8161	0,0640	211,8213	0,4333	0
48	1,1190	9,7995	11.621,1205	32.713,1324	0,0382	234,3149	0,9355	0
49	1,1764	8,0930	12.569,9348	38.531,5345	0,0360	244,5782	1,0063	0
50	1,2457	7,0291	11.352,7209	45.553,4336	0,0318	198,5913	1,0715	0
51	0,9844	14,9285	13.259,7793	22.509,0249	0,0184	332,4652	0,7938	1
52	0,9287	15,0138	8.147,1678	19.956,2760	0,0318	243,4105	0,7659	1
53	0,9555	16,0027	10.771,5215	20.449,5210	0,0197	316,7375	0,7627	1
54	0,9011	17,3567	6.562,2523	17.851,6682	0,0424	206,7153	0,7248	1
55	0,9302	15,7377	9.405,2074	19.731,6028	0,0408	284,6933	0,7583	1
56	0,9829	14,4657	10.213,0607	22.505,1327	0,0639	261,3150	0,7969	1
57	0,8845	21,0660	6.886,8226	16.259,9470	0,0405	279,4316	0,6847	1
58	0,8502	23,6241	6.951,0788	14.497,8438	0,0444	273,9166	0,6496	1
59	0,8335	29,1814	5.866,9799	12.833,2048	0,0426	260,0762	0,6021	1
60	0,8848	24,2893	5.534,0615	15.332,0757	0,0572	268,0534	0,6551	1
61	0,9590	14,7089	8.762,6176	21.250,9088	0,0252	260,2790	0,7822	1
62	0,9198	18,6713	7.222,8641	18.217,0280	0,0324	244,3363	0,7217	1
63	0,9151	18,0941	5.244,6434	15.229,0302	0,0468	226,7973	0,7238	1
64	0,8592	28,6224	8.640,3779	13.692,9731	0,0466	327,9702	0,6155	1
65	0,8610	24,5866	6.180,5055	12.681,0756	0,0435	263,9904	0,6436	1
66	0,9406	16,0488	8.891,5344	19.880,4200	0,0228	298,5247	0,7565	1

67	0,9766	13,7058	10.731,5217	22.466,3664	0,0280	282,6925	0,8030	1
68	0,9273	19,7090	13.304,3174	18.174,1219	0,0251	330,6270	0,7138	1
69	0,9217	19,7768	10.392,2728	17.820,4480	0,0253	295,4242	0,7086	1
70	0,9208	18,2139	10.070,9752	18.182,0334	0,0223	299,8399	0,7218	1
71	0,9499	19,5440	9.001,9695	18.723,9174	0,0562	184,9546	0,7171	1
72	1,0078	16,8603	12.996,8197	22.180,1962	0,0182	291,1877	0,7698	1
73	0,9764	22,4141	7.616,8132	15.545,1968	0,0284	278,1230	0,6997	1
74	0,9291	19,9088	7.070,1426	17.724,8652	0,0307	258,7479	0,7041	1
75	0,9421	21,6329	9.469,7537	17.806,7154	0,0336	311,0384	0,6950	1
76	0,9412	20,1381	7.389,7195	18.167,3814	0,0391	262,3979	0,7071	1
77	0,9437	20,7610	8.079,3462	18.005,1764	0,0291	272,5795	0,7005	1
78	0,9610	20,5520	8.399,4608	18.787,8581	0,0355	277,4358	0,7102	1
79	0,9632	21,6801	9.624,7643	17.824,4888	0,0398	312,6035	0,7032	1
80	0,9681	19,4143	6.612,1753	16.247,1095	0,0367	265,8092	0,7243	1
81	1,0208	15,3081	9.634,5607	23.398,0973	0,0261	249,9357	0,7936	1
82	0,9757	16,9491	9.687,7637	20.787,8977	0,0227	299,0745	0,7578	1
83	0,9641	17,5265	10.795,8997	20.000,8103	0,0243	302,8042	0,7449	1
84	0,8999	21,6989	6.243,9571	16.248,6446	0,0372	258,1647	0,6782	1
85	1,0053	13,5447	13.048,6136	23.617,5713	0,0203	326,3810	0,8134	1
86	0,9059	16,5426	7.272,8810	17.735,3016	0,0317	254,3121	0,7395	1
87	0,9483	16,1719	10.349,1294	20.184,4886	0,0201	304,9411	0,7590	1
88	0,9699	15,2718	8.787,9240	21.517,2666	0,0478	260,1267	0,7794	1
89	1,0049	13,2013	6.533,2937	24.016,8681	0,0533	202,6687	0,8213	1
90	0,8523	24,4192	5.838,0371	13.904,1290	0,0388	266,6292	0,6432	1
91	0,8456	29,4321	7.269,0163	13.248,4138	0,0440	350,1776	0,6088	1
92	0,9742	15,9372	14.756,6455	21.228,4513	0,0215	325,1282	0,7700	1
93	0,9316	20,1317	9.136,0138	17.749,6161	0,0300	303,8311	0,7032	1
94	0,9184	24,4734	7.459,0132	16.383,0691	0,0397	298,4767	0,6657	1
95	0,9853	17,9858	9.033,2719	20.795,3510	0,0268	280,1891	0,7494	1
96	0,9921	16,4753	6.230,6407	17.168,7777	0,0492	193,8208	0,7669	1
97	0,9475	19,3232	6.002,0845	18.536,0322	0,0644	177,0761	0,7153	1
98	0,9138	23,7180	6.371,5734	16.261,6726	0,0474	232,2559	0,6666	1
99	0,9717	17,1522	9.092,5350	20.509,3797	0,0253	285,8957	0,7536	1
100	0,9143	21,7879	6.393,8539	16.680,7798	0,0484	223,9624	0,6818	1
101	0,9755	17,7356	2.641,7022	5.099,7842	0,0434	202,0956	0,7495	2
102	0,8940	21,2232	7.686,7732	16.394,3916	0,0258	278,2655	0,6833	2

103	0,9025	23,2451	8.521,1315	16.106,4435	0,0267	285,0727	0,6692	2
104	1,1009	16,3731	14.182,4252	27.042,6343	0,0190	322,7663	0,8108	2
105	1,0593	10,0981	10.884,2170	29.193,1341	0,0251	276,4106	0,9062	2
106	1,0563	10,5968	11.277,3698	28.504,1427	0,0266	262,3153	0,8926	2
107	0,8800	24,4846	9.799,2434	15.138,5024	0,0218	334,1112	0,6522	2
108	0,8756	22,9412	11.172,8626	15.486,3606	0,0246	330,7168	0,6656	2
109	0,9209	27,7739	8.385,5025	15.766,4507	0,0233	316,9804	0,6417	2
110	0,9069	23,8722	10.420,8749	16.316,0989	0,0215	330,0162	0,6697	2
111	0,9148	20,8045	9.653,6247	17.368,6094	0,0201	321,7200	0,6981	2
112	0,9031	25,1241	10.247,9524	15.723,9895	0,0185	342,2798	0,6551	2
113	1,0134	12,3010	9.221,2076	25.040,1586	0,0243	242,6218	0,8415	2
114	0,7913	29,6869	7.780,6286	11.973,4179	0,0258	320,2680	0,5929	2
115	0,8003	24,2242	12.033,8844	13.356,1268	0,0238	371,6813	0,6337	2
116	0,8209	23,0782	11.063,8778	13.985,2832	0,0222	364,1039	0,6471	2
117	0,8923	18,5587	9.437,2125	17.297,6304	0,0256	319,3885	0,7102	2
118	0,8845	19,1340	7.774,8428	16.807,4466	0,0252	249,3692	0,7010	2
119	0,8028	31,6628	7.416,6542	11.842,0346	0,0224	294,8475	0,5822	2
120	0,8497	21,8777	7.592,4968	14.960,7112	0,0251	277,7466	0,6644	2
121	0,8741	19,2232	8.371,8027	16.557,0170	0,0233	265,1956	0,6983	2
122	0,8038	26,8048	9.027,9640	12.767,8002	0,0218	341,3076	0,6136	2
123	0,8720	20,4156	6.990,1726	15.943,6779	0,0298	276,5666	0,6833	2
124	0,8728	22,0542	8.071,2880	15.148,9654	0,0233	300,4644	0,6710	2
125	0,8390	23,4133	9.692,1052	14.401,0150	0,0220	331,9609	0,6496	2
126	0,8911	19,2543	10.749,9990	17.101,6926	0,0237	323,1855	0,7051	2
127	0,8025	25,0711	4.957,5581	12.813,9836	0,0605	188,8714	0,6210	2
128	0,8366	21,7592	6.401,8344	13.909,7299	0,0451	215,6514	0,6596	2
129	0,7925	27,7056	8.400,7376	12.507,9404	0,0253	314,1745	0,6084	2
130	0,8183	23,7637	7.744,2266	13.691,6571	0,0293	271,4902	0,6394	2
131	0,8721	20,7871	8.231,5245	15.980,0668	0,0264	285,3964	0,6817	2
132	0,8490	24,2025	5.645,8551	10.440,9363	0,0250	312,9844	0,6424	2
133	0,8816	20,5045	8.034,6195	16.339,8226	0,0295	219,4174	0,6873	2
134	0,8517	23,8855	10.358,2214	14.584,7749	0,0272	322,7307	0,6492	2
135	0,8482	21,8472	6.886,6909	14.945,3167	0,0320	231,9242	0,6648	2
136	0,8816	20,5045	8.034,6195	16.339,8226	0,0295	219,4174	0,6873	2
137	0,7925	27,7056	8.400,7376	12.507,9404	0,0253	314,1745	0,6084	2
138	0,8720	20,4156	6.990,1726	15.943,6779	0,0298	276,5666	0,6833	2

139	0,8741	19,2232	8.371,8027	16.557,0170	0,0233	265,1956	0,6983	2
140	0,8028	31,6628	7.416,6542	11.842,0346	0,0224	294,8475	0,5822	2
141	0,8028	31,6628	7.416,6542	11.842,0346	0,0224	294,8475	0,5822	2
142	0,8209	23,0782	11.063,8778	13.985,2832	0,0222	364,1039	0,6471	2
143	0,7913	29,6869	7.780,6286	11.973,4179	0,0258	320,2680	0,5929	2
144	0,7913	29,6869	7.780,6286	11.973,4179	0,0258	320,2680	0,5929	2
145	0,9031	25,1241	10.247,9524	15.723,9895	0,0185	342,2798	0,6551	2
146	0,9031	25,1241	10.247,9524	15.723,9895	0,0185	342,2798	0,6551	2
147	0,9069	23,8722	10.420,8749	16.316,0989	0,0215	330,0162	0,6697	2
148	0,9069	23,8722	10.420,8749	16.316,0989	0,0215	330,0162	0,6697	2
149	1,0726	9,6072	13.208,7731	30.395,6959	0,0217	302,1416	0,9225	2
150	1,0726	9,6072	13.208,7731	30.395,6959	0,0217	302,1416	0,9225	2
151	0,5776	106,0047	3.972,8944	3.438,3486	0,0230	351,5302	0,2658	3
152	0,4849	122,6328	2.011,6137	1.833,6845	0,0380	322,0614	0,1793	3
153	0,5027	120,3602	1.627,1252	1.769,6070	0,0351	307,3147	0,1523	3
154	0,4316	133,9210	1.972,9475	1.607,2371	0,0298	350,9643	0,1783	3
155	0,5814	105,4909	2.814,8460	3.836,2833	0,0275	283,1627	0,2953	3
156	0,6831	79,6359	3.146,2649	5.350,2895	0,0357	253,9941	0,3353	3
157	0,5593	91,4538	2.653,5991	4.257,8182	0,0493	204,8272	0,3372	3
158	0,5374	100,7472	3.026,2977	3.857,2251	0,0328	271,5041	0,3098	3
159	0,7355	93,5653	3.447,5491	5.645,9283	0,0291	280,5893	0,3397	3
160	0,5881	109,8752	2.912,4257	3.572,6212	0,0286	285,2148	0,2651	3
161	0,6546	106,2429	4.544,4937	3.897,2688	0,0220	367,1593	0,2674	3
162	0,7821	101,9114	3.015,7134	4.752,9442	0,0284	298,9487	0,2613	3
163	0,6606	113,1871	2.762,6806	3.986,3893	0,0272	297,8680	0,2706	3
164	0,6409	103,5838	2.435,9337	4.018,6834	0,0339	252,3916	0,2743	3
165	0,6672	108,6906	3.099,7632	3.641,7202	0,0274	335,3561	0,2381	3
166	0,5703	107,4413	2.971,2852	3.430,5625	0,0266	292,0480	0,2699	3
167	0,6910	105,5588	3.297,8451	4.524,2495	0,0259	295,1303	0,2996	3
168	0,5577	131,0339	3.612,9336	3.018,3804	0,0274	291,3441	0,2564	3
169	0,3986	148,7981	1.069,5849	852,8749	0,0424	318,3653	0,2096	3
170	0,5507	122,6556	2.920,0420	3.195,9258	0,0270	292,4560	0,2639	3
171	0,5310	123,3513	2.375,9271	2.954,9456	0,0462	202,6848	0,2620	3
172	0,5781	112,3936	2.377,3503	3.015,9419	0,0283	298,1303	0,2151	3
173	0,5508	121,8526	2.904,7848	3.326,5610	0,0342	218,2361	0,2450	3
174	0,6051	100,3988	3.143,9951	3.514,4798	0,0279	319,7248	0,2568	3

175	0,5651	110,9276	2.744,9916	3.372,8742	0,0357	221,5873	0,2725	3
176	0,5839	104,3864	3.112,3188	3.670,8040	0,0274	267,6322	0,2823	3
177	0,5628	98,7727	3.861,5101	3.731,5373	0,0370	295,2603	0,2881	3
178	0,6800	84,9591	3.108,8162	5.411,3818	0,0538	265,8441	0,3575	3
179	0,6570	89,6311	3.155,5965	5.418,1586	0,0354	249,0126	0,3459	3
180	0,6378	116,7150	3.975,0733	3.893,4130	0,0246	325,8931	0,2777	3
181	0,6353	85,5733	3.170,6678	4.730,5411	0,0324	258,2016	0,3162	3
182	0,5481	113,0878	3.366,0412	2.827,4858	0,0238	360,7726	0,2145	3
183	0,5481	113,0878	3.366,0412	2.827,4858	0,0238	360,7726	0,2145	3
184	0,5943	95,3756	2.762,9204	4.238,0088	0,0351	259,4456	0,2945	3
185	0,6128	86,4954	3.008,9453	4.940,4486	0,0596	188,7802	0,3612	3
186	0,5027	120,3602	1.627,1252	1.769,6070	0,0351	307,3147	0,1523	3
187	0,4849	122,6328	2.011,6137	1.833,6845	0,0380	322,0614	0,1793	3
188	0,4316	133,9210	1.972,9475	1.607,2371	0,0298	350,9643	0,1783	3
189	0,7355	93,5653	3.447,5491	5.645,9283	0,0291	280,5893	0,3397	3
190	0,5881	109,8752	2.912,4257	3.572,6212	0,0286	285,2148	0,2651	3
191	0,7821	101,9114	3.015,7134	4.752,9442	0,0284	298,9487	0,2613	3
192	0,6910	105,5588	3.297,8451	4.524,2495	0,0259	295,1303	0,2996	3
193	0,5310	123,3513	2.375,9271	2.954,9456	0,0462	202,6848	0,2620	3
194	0,5515	95,6623	2.833,2570	3.949,6541	0,0409	216,9882	0,3162	3
195	0,6570	89,6311	3.155,5965	5.418,1586	0,0354	249,0126	0,3459	3
196	0,6378	116,7150	3.975,0733	3.893,4130	0,0246	325,8931	0,2777	3
197	0,6341	84,3260	3.245,4871	4.744,8698	0,0326	253,8786	0,3177	3
198	0,6092	94,9490	3.151,8661	4.207,6090	0,0337	283,1617	0,3092	3
199	0,6394	95,5747	2.819,9710	4.125,1035	0,0283	281,7818	0,2844	3
200	0,5873	106,1339	2.167,8559	3.430,9324	0,0421	236,0423	0,2718	3
201	0,5097	95,3812	2.005,5566	2.796,9117	0,0382	276,2153	0,2135	4
202	0,3574	129,9343	2.294,7256	2.004,5001	0,0257	337,5923	0,2188	4
203	0,5913	90,2990	2.953,8302	3.886,5329	0,0303	300,6070	0,2915	4
204	0,5913	90,2990	2.953,8302	3.886,5329	0,0303	300,6070	0,2915	4
205	0,6127	84,1533	2.830,4265	4.024,8157	0,0304	285,1650	0,2822	4
206	0,4232	94,2755	2.144,3301	2.934,9096	0,0364	291,9643	0,2521	4
207	0,6221	93,6494	2.476,9823	3.433,5629	0,0302	289,3531	0,2407	4
208	0,4755	101,2549	2.198,7782	3.119,6240	0,0296	300,1536	0,2519	4
209	0,4924	88,8878	2.494,3216	2.807,2878	0,0273	325,6732	0,2465	4
210	0,6266	78,8966	2.541,8108	2.833,6192	0,0323	328,2974	0,2017	4

211	0,4210	116,5405	2.319,8748	2.787,5201	0,0305	312,5756	0,2501	4
212	0,5944	85,3506	2.876,4404	4.108,5045	0,0310	306,3939	0,2928	4
213	0,5158	89,9571	2.515,6451	4.371,5474	0,0546	232,2059	0,3446	4
214	0,4710	122,7939	2.116,6362	2.273,0935	0,0271	305,5972	0,1981	4
215	0,4167	121,9007	1.984,8960	2.044,0971	0,0636	311,8023	0,2140	4
216	0,5007	110,8283	2.651,9098	2.981,8778	0,0422	342,5768	0,2518	4
217	0,6605	101,0999	1.829,1136	3.520,7514	0,0506	269,1752	0,2399	4
218	0,6039	81,5636	2.442,4398	4.230,0242	0,0388	252,7728	0,3031	4
219	0,5937	80,0775	3.257,1371	4.647,4000	0,0309	291,5902	0,3381	4
220	0,5027	86,9870	2.361,7274	3.307,0335	0,0333	257,0100	0,2635	4
221	0,5009	104,4486	3.021,8920	3.199,8207	0,0234	344,9424	0,2705	4
222	0,4749	117,5141	2.479,5045	2.970,2218	0,0288	282,0659	0,2563	4
223	0,4950	101,0932	3.149,1212	3.499,8894	0,0294	326,8434	0,3021	4
224	0,5097	95,3812	2.005,5566	2.796,9117	0,0382	276,2153	0,2135	4
225	0,4420	113,8156	1.927,6081	2.302,4096	0,0397	242,7287	0,2345	4
226	0,4135	101,8978	2.863,7844	2.967,4437	0,0267	288,1581	0,2756	4
227	0,4950	101,0932	3.149,1212	3.499,8894	0,0294	326,8434	0,3021	4
228	0,5495	88,1750	2.366,7045	3.638,2616	0,0355	245,7754	0,2877	4
229	0,5644	109,0484	2.192,6066	3.266,4672	0,0626	232,7984	0,2982	4
230	0,4749	117,5141	2.479,5045	2.970,2218	0,0288	282,0659	0,2563	4
231	0,6628	91,3609	2.750,7792	3.955,6055	0,0280	294,3884	0,2645	4
232	0,5790	82,4287	2.526,9237	4.003,3694	0,0398	224,0375	0,3054	4
233	0,5412	102,9614	3.197,6195	3.419,9138	0,0243	336,8176	0,2649	4
234	0,5690	75,3333	2.714,6144	4.230,3311	0,0359	268,4460	0,2979	4
235	0,4299	115,3564	2.706,8370	2.595,7324	0,0245	313,2185	0,2462	4
236	0,4710	122,7939	2.116,6362	2.273,0935	0,0271	305,5972	0,1981	4
237	0,5158	89,9571	2.515,6451	4.371,5474	0,0546	232,2059	0,3446	4
238	0,5944	85,3506	2.876,4404	4.108,5045	0,0310	306,3939	0,2928	4
239	0,4210	116,5405	2.319,8748	2.787,5201	0,0305	312,5756	0,2501	4
240	0,6266	78,8966	2.541,8108	2.833,6192	0,0323	328,2974	0,2017	4
241	0,4924	88,8878	2.494,3216	2.807,2878	0,0273	325,6732	0,2465	4
242	0,4755	101,2549	2.198,7782	3.119,6240	0,0296	300,1536	0,2519	4
243	0,6221	93,6494	2.476,9823	3.433,5629	0,0302	289,3531	0,2407	4
244	0,6127	84,1533	2.830,4265	4.024,8157	0,0304	285,1650	0,2822	4
245	0,5382	92,9309	3.000,4333	3.650,4106	0,0283	294,2052	0,2897	4
246	0,4595	119,3503	2.546,9609	2.698,0380	0,0324	310,5286	0,2350	4

247	0,3574	129,9343	2.294,7256	2.004,5001	0,0257	337,5923	0,2188	4
248	0,4392	141,1132	2.276,4530	2.360,2510	0,0353	266,1190	0,2364	4
249	0,4950	104,0105	2.533,2117	2.836,2689	0,0262	328,0795	0,2383	4
250	0,5368	116,2412	2.932,3525	3.519,0682	0,0321	299,8680	0,2821	4

b. Data Uji

No	Average Fitur GLRLM							Kelas
	SRE	LRE	GLN	RLN	LGRE	HGRE	RP	
1	1,2598	6,8321	13.147,2784	47.143,8678	0,0264	214,9736	1,0852	0
2	1,0409	11,9448	6.868,1822	26.605,3243	0,0481	264,7118	0,8588	0
3	1,2163	6,5748	10.901,1816	44.228,3935	0,0445	163,0525	1,0791	0
4	1,1730	8,8539	10.810,6527	37.126,8672	0,0297	208,8092	0,9796	0
5	1,1735	8,5911	14.051,8339	37.602,8808	0,0306	278,0883	0,9894	0
6	1,1298	9,9340	11.213,5331	33.128,0845	0,0269	260,4652	0,9349	0
7	1,0473	10,6091	8.298,4054	22.255,8505	0,0453	251,0371	0,8871	0
8	1,0550	10,4114	9.518,0980	28.581,4565	0,0433	243,3982	0,8956	0
9	1,0866	10,2579	12.062,4943	30.408,7966	0,0318	270,2790	0,9121	0
10	0,7625	68,4945	3.378,7811	7.384,6849	0,0577	214,4083	0,4181	0
11	0,7503	59,0316	3.296,2459	7.669,9877	0,0980	221,2657	0,4363	0
12	0,7871	63,5563	3.677,4973	7.963,8161	0,0640	211,8213	0,4333	0
13	1,1190	9,7995	11.621,1205	32.713,1324	0,0382	234,3149	0,9355	0
14	1,1764	8,0930	12.569,9348	38.531,5345	0,0360	244,5782	1,0063	0
15	1,2457	7,0291	11.352,7209	45.553,4336	0,0318	198,5913	1,0715	0
16	0,9059	16,5426	7.272,8810	17.735,3016	0,0317	254,3121	0,7395	1
17	0,9483	16,1719	10.349,1294	20.184,4886	0,0201	304,9411	0,7590	1
18	0,9699	15,2718	8.787,9240	21.517,2666	0,0478	260,1267	0,7794	1
19	1,0049	13,2013	6.533,2937	24.016,8681	0,0533	202,6687	0,8213	1
20	0,8523	24,4192	5.838,0371	13.904,1290	0,0388	266,6292	0,6432	1
21	0,8456	29,4321	7.269,0163	13.248,4138	0,0440	350,1776	0,6088	1
22	0,9742	15,9372	14.756,6455	21.228,4513	0,0215	325,1282	0,7700	1
23	0,9316	20,1317	9.136,0138	17.749,6161	0,0300	303,8311	0,7032	1
24	0,9184	24,4734	7.459,0132	16.383,0691	0,0397	298,4767	0,6657	1
25	0,9853	17,9858	9.033,2719	20.795,3510	0,0268	280,1891	0,7494	1
26	0,9921	16,4753	6.230,6407	17.168,7777	0,0492	193,8208	0,7669	1
27	0,9475	19,3232	6.002,0845	18.536,0322	0,0644	177,0761	0,7153	1
28	0,9138	23,7180	6.371,5734	16.261,6726	0,0474	232,2559	0,6666	1

29	0,9717	17,1522	9.092,5350	20.509,3797	0,0253	285,8957	0,7536	1
30	0,9143	21,7879	6.393,8539	16.680,7798	0,0484	223,9624	0,6818	1
31	0,8816	20,5045	8.034,6195	16.339,8226	0,0295	219,4174	0,6873	2
32	0,7925	27,7056	8.400,7376	12.507,9404	0,0253	314,1745	0,6084	2
33	0,8720	20,4156	6.990,1726	15.943,6779	0,0298	276,5666	0,6833	2
34	0,8741	19,2232	8.371,8027	16.557,0170	0,0233	265,1956	0,6983	2
35	0,8028	31,6628	7.416,6542	11.842,0346	0,0224	294,8475	0,5822	2
36	0,8028	31,6628	7.416,6542	11.842,0346	0,0224	294,8475	0,5822	2
37	0,8209	23,0782	11.063,8778	13.985,2832	0,0222	364,1039	0,6471	2
38	0,7913	29,6869	7.780,6286	11.973,4179	0,0258	320,2680	0,5929	2
39	0,7913	29,6869	7.780,6286	11.973,4179	0,0258	320,2680	0,5929	2
40	0,9031	25,1241	10.247,9524	15.723,9895	0,0185	342,2798	0,6551	2
41	0,9031	25,1241	10.247,9524	15.723,9895	0,0185	342,2798	0,6551	2
42	0,9069	23,8722	10.420,8749	16.316,0989	0,0215	330,0162	0,6697	2
43	0,9069	23,8722	10.420,8749	16.316,0989	0,0215	330,0162	0,6697	2
44	1,0726	9,6072	13.208,7731	30.395,6959	0,0217	302,1416	0,9225	2
45	1,0726	9,6072	13.208,7731	30.395,6959	0,0217	302,1416	0,9225	2
46	0,5027	120,3602	1.627,1252	1.769,6070	0,0351	307,3147	0,1523	3
47	0,4849	122,6328	2.011,6137	1.833,6845	0,0380	322,0614	0,1793	3
48	0,4316	133,9210	1.972,9475	1.607,2371	0,0298	350,9643	0,1783	3
49	0,7355	93,5653	3.447,5491	5.645,9283	0,0291	280,5893	0,3397	3
50	0,5881	109,8752	2.912,4257	3.572,6212	0,0286	285,2148	0,2651	3
51	0,7821	101,9114	3.015,7134	4.752,9442	0,0284	298,9487	0,2613	3
52	0,6910	105,5588	3.297,8451	4.524,2495	0,0259	295,1303	0,2996	3
53	0,5310	123,3513	2.375,9271	2.954,9456	0,0462	202,6848	0,2620	3
54	0,5515	95,6623	2.833,2570	3.949,6541	0,0409	216,9882	0,3162	3
55	0,6570	89,6311	3.155,5965	5.418,1586	0,0354	249,0126	0,3459	3
56	0,6378	116,7150	3.975,0733	3.893,4130	0,0246	325,8931	0,2777	3
57	0,6341	84,3260	3.245,4871	4.744,8698	0,0326	253,8786	0,3177	3
58	0,6092	94,9490	3.151,8661	4.207,6090	0,0337	283,1617	0,3092	3
59	0,6394	95,5747	2.819,9710	4.125,1035	0,0283	281,7818	0,2844	3
60	0,5873	106,1339	2.167,8559	3.430,9324	0,0421	236,0423	0,2718	3
61	0,4710	122,7939	2.116,6362	2.273,0935	0,0271	305,5972	0,1981	4
62	0,5158	89,9571	2.515,6451	4.371,5474	0,0546	232,2059	0,3446	4
63	0,5944	85,3506	2.876,4404	4.108,5045	0,0310	306,3939	0,2928	4
64	0,4210	116,5405	2.319,8748	2.787,5201	0,0305	312,5756	0,2501	4

65	0,6266	78,8966	2.541,8108	2.833,6192	0,0323	328,2974	0,2017	4
66	0,4924	88,8878	2.494,3216	2.807,2878	0,0273	325,6732	0,2465	4
67	0,4755	101,2549	2.198,7782	3.119,6240	0,0296	300,1536	0,2519	4
68	0,6221	93,6494	2.476,9823	3.433,5629	0,0302	289,3531	0,2407	4
69	0,6127	84,1533	2.830,4265	4.024,8157	0,0304	285,1650	0,2822	4
70	0,5382	92,9309	3.000,4333	3.650,4106	0,0283	294,2052	0,2897	4
71	0,4595	119,3503	2.546,9609	2.698,0380	0,0324	310,5286	0,2350	4
72	0,3574	129,9343	2.294,7256	2.004,5001	0,0257	337,5923	0,2188	4
73	0,4167	121,9007	1.984,8960	2.044,0971	0,0636	311,8023	0,2140	4
74	0,4766	108,3960	1.275,1922	1.924,2031	0,0719	280,6900	0,1767	4
75	0,6605	101,0999	1.829,1136	3.520,7514	0,0506	269,1752	0,2399	4

Lampiran 2

Source Code

```

% Button pushed function: LoadCitraButton
function LoadCitraButtonPushed(app, event)
    clc;
    %memanggil menu browse file citra
    [nama_file,nama_folder] = uigetfile({'*.*'});...
'Load Citra');
    drawnow
    figure(app.UIFigure)
    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;

% Baca gambar
inputImage = Img;
% Tampilkan gambar
imshow(inputImage);
title('Pilih titik tengah untuk memotong (klik kiri)');
% Tunggu sampai pengguna memilih titik tengah
[x, y] = ginput(1);
% Hitung sudut persegi kotak
halfSize = 60; % Setengah dari ukuran
x1 = round(x - halfSize);
y1 = round(y - halfSize);
% Gambar persegi kotak pada gambar
rectangle('Position', [x1, y1, 120, 120], 'EdgeColor', 'r', 'LineWidth', 2);
% Potong gambar
width = 120;
height = 120;
croppedImage = imcrop(inputImage, [x1, y1, width, height]);
% Dapatkan nama berkas gambar input
% Specify the folder where you want to save the cropped image
outputFolder = ['D:\data skripsi\hasil 120x120\normal\hasil crop' ...
''];
% Save the cropped image to the specified folder with the same name as the loaded image
imwrite(croppedImage, outputnama_file);
% Display a message to confirm the save
disp(['Cropped image saved to: ' outputnama_file]);
% Tampilkan gambar yang sudah dipotong
figure;
imshow(croppedImage);
title('Gambar yang sudah dipotong');
RoI = imcrop(inputImage, [x1, y1, width, height]);
    %menampilkan citra RoI pada Axes
    imshow(RoI,'Parent',app.UIAxes)
    %menyimpan variabel RoI pada Property agar dapat dikenali
    %oleh button yg lain
    app.Property.RoI = RoI;
else
    %jika tidak ada file yg dipilih maka akan kembali
return
end
%membersihkan tampilan pada axes_7
cla(app.UIAxes_7);
%memanggil variabel RoI
RoI = app.Property.RoI;
%operasi histogram RoI yg ditampilkan pada axes_7 (h_RoI)
h_RoI = histogram(RoI(:),'Parent',app.UIAxes_7);
grid(app.UIAxes_7,'on')
xlabel(app.UIAxes_7,'Intensitas')
ylabel(app.UIAxes_7,'Frekuensi')
end
% Button pushed function: GrayscaleButton
function GrayscaleButtonPushed(app, event)

```

```

%memanggil variabel RoI
RoI = app.Property.RoI;
%grayscale citra RoI (RoI_gray)
% Periksa apakah gambar sudah grayscale
if size(RoI, 3) == 1
    % Jika sudah grayscale, lanjutkan dengan gambar yang ada
else
    % Jika belum grayscale, konversi ke citra grayscale
    RoI = rgb2gray(RoI);
end
RoI_gray = RoI;
%menampilkan citra RoI_gray pada axes_2
imshow(RoI_gray,'Parent',app.UIAxes_2)
%menyimpan variabel RoI_gray pada Property agar dapat dikenali
%oleh button yg lain
app.Property.RoI_gray = RoI_gray;
%membersihkan tampilan pada axes_3
cla(app.UIAxes_3);
%memanggil variabel RoI_gray
RoI_gray = app.Property.RoI_gray;
%operasi histogram RoI_gray yg ditampilkan pada axes_3 (h_RoI_gray)
h_RoI_gray = histogram(RoI_gray(:), 'Parent', app.UIAxes_3)
grid(app.UIAxes_3, 'on')
xlabel(app.UIAxes_3, 'Intensitas')
ylabel(app.UIAxes_3, 'Frekuensi')
end

% Callback function
function ContrastAdjustButtonPushed(app, event)

end

% Callback function
function FilteringButtonPushed(app, event)

end

% 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(1:128,1:128);
    rim2 = double(rim);
    [m,n] = size(rim2);
    % ----- IMAGE QUANTIZATION TO 4 BITS (16 GRAY LEVELS)-----
    Imax = max(max(rim2));
    Imin = min(min(rim2));
    newrim = rim2-Imin;
    Nmax = max(max(newrim));
    Nmin = min(min(newrim));
    Q=round(Nmax/16);
    [m,n]=size(newrim);
    Quant=0;
    for i=1:m
        for j=1:n
            I = newrim(i,j);
            for B = 1:16
                if (I>Quant)&(I<=Quant+Q)
                    newrim(i,j)=B/16;
                    Quant=Quant+Q;
                end
            end
        end
    end
    newmax=max(max(newrim));
    newrim1=newrim./newmax;
    newrim2=round(newrim1*16)+1;
    dir=0;
    dist1=1;
    if (dir == 1)

```

```

        newrim2=newrim2';
end
mx = max(max(newrim2));
mn = min(min(newrim2));
gl = (mx-mn)+1;
[p,q] = size(newrim2);
n = p*q;
count = 1;
c = 1;
col = 1;
grl(mx,p) = 0;
maxcount(p*q) = 0;
mc = 0;
%-----PERHITUNGAN GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX-----
for j = 1:p
    for k = 1:q-dist1
        mc = mc+1;
        g = newrim2(j,k);
        f = newrim2(j,k+dist1);
        if (g==f)&(g~=0)
            count = count+1;
            c = count;
            col = count;
            maxcount(mc) = count;
        else grl(g,c) = grl(g,c)+1;col=1;
            count = 1;
            c = 1;
        end
    end
    grl(f,col) = grl(f,col)+1;
    count = 1;
    c = 1;
end
I = (mx:mn);
m = grl(mn:mx,:);
m1 = m';
maxrun = max(max(maxcount));
S = 0;
G(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
[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:gl
    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;
% Hitung rata-rata seperti sebelumnya
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;
% Hitung rata-rata seperti sebelumnya
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;
% Hitung rata-rata seperti sebelumnya
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;
% Hitung rata-rata seperti sebelumnya
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;
% Hitung rata-rata seperti sebelumnya
Average_SRE = (SRE1 + SRE3 + SRE5 + SRE7) / 4;
Average_LRE = (LRE1 + LRE3 + LRE5 + LRE7) / 4;
Average_GLN = (GLN1 + GLN3 + GLN5 + GLN7) / 4;
Average_RLN = (RLN1 + RLN3 + RLN5 + RLN7) / 4;
Average_LGRE = (LGRE1 + LGRE3 + LGRE5 + LGRE7) / 4;
Average_HGRE = (HGRE1 + HGRE3 + HGRE5 + HGRE7) / 4;
Average_RP = (RP1 + RP3 + RP5 + RP7) / 4;
% Button pushed function: KlasifikasiButton
function KlasifikasiButtonPushed(app, event)

```

```

    %memanggil fis hasil pelatihan
    datatraining = readtable('D:\dataset\data_latih.xlsx');
    % Data baru yang akan diprediksi
    SRE = app.Property.Average_SRE;
    LRE = app.Property.Average_LRE;
    GLN = app.Property.Average_GLN;
    RLN= app.Property.Average_RLN;
    LGRE = app.Property.Average_LGRE;
    HGRE = app.Property.Average_HGRE;
    RP = app.Property.Average_RP;
    tbl = table(SRE, LRE, GLN, RLN,LGRE, HGRE, RP);
    load('D:\data skripsi\hasil
120x120\120SVM_resources\TrainedClassificationModel.mat');
    yfit = trainedModel.predictFcn(tbl)
    % Hasil label kelas yang sesuai
    %menampilkan output pada EditField_9
    app.EditField_9.Value = yfit;
    %mengonversi score kedalam kelas
    if yfit == 0
        app.EditField_10.Value = 'Normal';
    elseif yfit == 1
        app.EditField_10.Value = 'Falciparum';
    elseif yfit == 2
        app.EditField_10.Value = 'malaria';
    elseif yfit == 3
        app.EditField_10.Value = 'oval';
    elseif yfit == 4
        app.EditField_10.Value = 'vivax';
    % Tambahkan pesan ini jika nilai yfit tidak cocok dengan label yang
diketahui.
    end
end

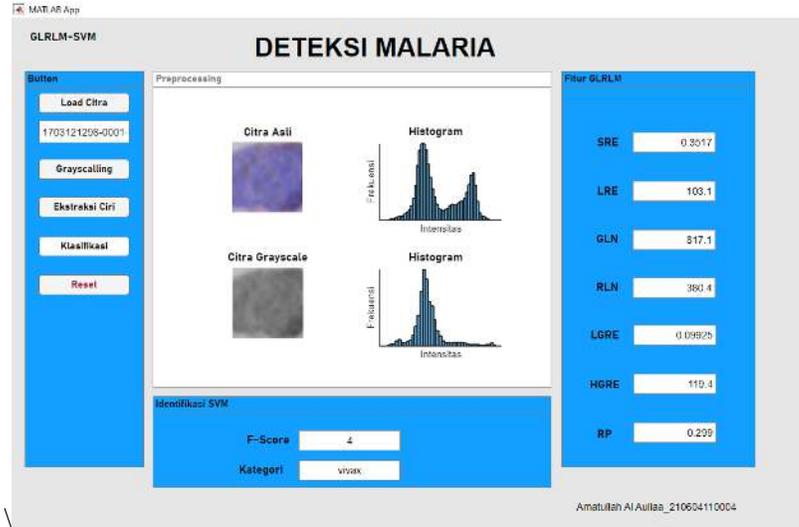
% Button pushed function: ResetButton
function ResetButtonPushed(app, event)
    cla(app.UIAxes);
    cla(app.UIAxes_2);
    cla(app.UIAxes_3);
    cla(app.UIAxes_7);
    % reset nilai EditField
    % Atur EditFile ke nilai kosong
    app.EditField_2.Value = 0;
    app.EditField_3.Value = 0;
    app.EditField_4.Value = 0;
    app.EditField_5.Value = 0;
    app.EditField_6.Value = 0;
    app.EditField_7.Value = 0;
    app.EditField_8.Value = 0;
    app.EditField_9.Value = 0;
    app.EditField_10.Value = '';
    app.EditField_11.Value = '';
end

```

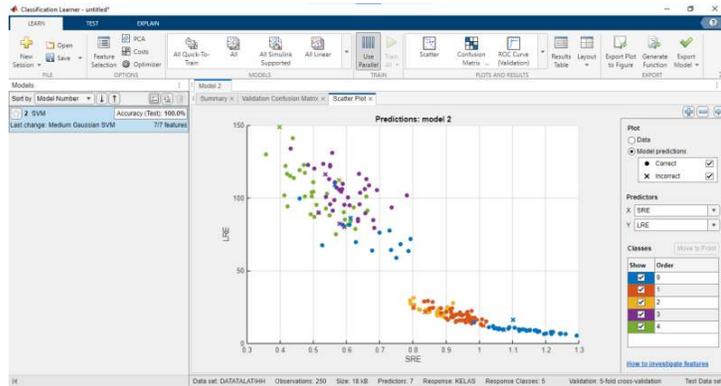
Lampiran 3

Hasil Komputasi

1. GUI MATLAB



2. SVM





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 : 210604110004
Nama : AMATULLAH AL AULIAA
Fakultas : SAINS DAN TEKNOLOGI
Jurusan : FISIKA
Dosen Pembimbing 1 : Dr. H. AGUS MUYONO, S.Pd., M.Kes
Dosen Pembimbing 2 : AHMAD ABTOKHI, M.Pd
Judul Skripsi/Tesis/Disertasi : ANALISIS EKSTRAKSI METODE GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX (GLRLM) DAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) UNTUK DETEKSI PENYAKIT MALARIA

IDENTITAS BIMBINGAN

No	Tanggal Bimbingan	Nama Pembimbing	Deskripsi Proses Bimbingan	Tahun Akademik	Status
1	25 November 2024	Dr. H. AGUS MUYONO, S.Pd., M.Kes	Konsultasi BAB 1-3	Ganjil 2024/2025	Sudah Dikoreksi
2	03 Desember 2024	Dr. H. AGUS MUYONO, S.Pd., M.Kes	Perbaikan BAB 1-3	Ganjil 2024/2025	Sudah Dikoreksi
3	13 Januari 2025	Dr. H. AGUS MUYONO, S.Pd., M.Kes	Konsultasi Persiapan Seminar Proposal	Ganjil 2024/2025	Sudah Dikoreksi
4	04 Februari 2025	Dr. H. AGUS MUYONO, S.Pd., M.Kes	konsultasi revisi hasil seminar proposal	Genap 2025/2026	Sudah Dikoreksi
5	11 Maret 2025	Dr. H. AGUS MUYONO, S.Pd., M.Kes	Konsultasi BAB 4	Genap 2025/2026	Sudah Dikoreksi
6	18 Maret 2025	AHMAD ABTOKHI, M.Pd	Konsultasi Integrasi bidang kajian pada bab 1 dan 2	Genap 2025/2026	Sudah Dikoreksi
7	22 April 2025	Dr. H. AGUS MUYONO, S.Pd., M.Kes	Konsultasi Revisi BAB 4	Genap 2025/2026	Sudah Dikoreksi
8	30 April 2025	Dr. H. AGUS MUYONO, S.Pd., M.Kes	Revisi BAB 4	Genap 2025/2026	Sudah Dikoreksi
9	30 April 2025	AHMAD ABTOKHI, M.Pd	Revisi integrasi ke Islaman sudah sampai bab 4	Genap 2025/2026	Sudah Dikoreksi

Telah disetujui
Untuk mengajukan ujian Skripsi/Tesis/Desertasi

Dosen Pembimbing 2

AHMAD ABTOKHI, M.Pd

Malang, _____

Dosen Pembimbing 1

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

