

**IDENTIFIKASI KANKER PARU-PARU MELALUI ANALISIS TEKSTUR  
CITRA CT-SCAN *THORAX* DENGAN METODE *GRAY LEVEL RUN  
LENGTH MATRIX* (GLRLM) DAN *SUPPORT VECTOR MACHINE* (SVM)**

**SKRIPSI**

**Oleh:**

**KHOIRUL ANAM  
NIM. 200604110072**



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

**HALAMAN PENGAJUAN**

**IDENTIFIKASI KANKER PARU-PARU MELALUI ANALISIS TEKSTUR  
CITRA CT-SCAN *THORAX* DENGAN METODE *GRAY LEVEL RUN  
LENGTH MATRIX (GLRLM)* DAN *SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)***

**SKRIPSI**

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

**Oleh:  
KHOIRUL ANAM  
NIM. 200604110072**

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

**HALAMAN PERSETUJUAN**

**IDENTIFIKASI KANKER PARU-PARU MELALUI ANALISIS TEKSTUR  
CITRA CT-SCAN THORAX DENGAN METODE GRAY LEVEL RUN LENGTH  
MATRIX (GLRLM) DAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)**

**SKRIPSI**

Oleh:  
KHOIRUL ANAM  
NIM. 200604110072

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji  
Pada tanggal, 12 Desember 2023

Pembimbing I



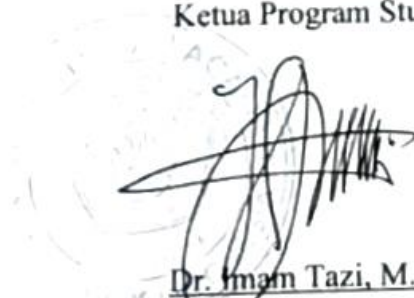
Dr. Drs. H. Mokhammad Tirono, M.Si  
NIP. 19740513 200312 1 001

Pembimbing II



Dr. Umayyatus Syarifah, M.A  
NIP.19820925 200901 2 005

Mengetahui,  
Ketua Program Studi



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

## HALAMAN PENGESAHAN





IDENTIFIKASI KANKER PARU-PARU MELALUI ANALISIS TEKSTUR  
CITRA CT-SCAN THORAX DENGAN METODE GRAY LEVEL RUN LENGTH  
MATRIX (GLRLM) DAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

### SKRIPSI


Oleh:

KHOIRUL ANAM  
NIM. 200604110072

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi dan  
Diterima sebagai Salah Satu Persyaratan  
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Sains (S.Si)  
Tanggal, 12 Desember 2023

Penguji Utama	<u>Dr. H. Agus Mulyono, M.Kes</u> NIP. 19740513 200312 1 001	
Ketua Penguji	<u>Dr. Erna Hastuti, M.Si</u> NIP. 19811119 200801 2 009	
Sekretaris Penguji	<u>Dr. Drs. H. Mokhammad Tirono, M.Si</u> NIP. 19740513 200312 1 001	
Anggota Penguji	<u>Dr. Umairatus Syarifah, M.A</u> NIP. 19820925 200901 2 005	

Mengesahkan,  
Ketua Program Studi,

  
Dr. Innam Tazi, M.Si

NIP. 19740730 200312 1 002

## PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : KHOIRUL ANAM  
NIM : 200604110072  
Program Studi : FISIKA  
Fakultas : SAINS DAN TEKNOLOGI  
Judul Penelitian : Identifikasi Kanker Paru-Paru Melalui Analisis  
Tekstur Citra Ct-Scan *Thorax* Dengan Metode  
*Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) Dan  
*Support Vector Machine* (SVM)

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

Malang, 12 Desember 2023  
Yang Membuat Pernyataan,



Khoirul Anam  
NIM. 200604110072

## MOTTO

حَيْثَمَا تَسْتَقِمُ يُقَدِّرْ لَكَ اللَّهُ نَجَاحًا فِي غَابِرِ الْأَزْمَانِ

“Sekira engkau beristiqamah, maka Allah akan mentakdirkan bagimu  
keberhasilan dimasa mendatang.”

## HALAMAN PERSEMBAHAN

Dengan mengucap rasa syukur dan Alhamdulillah

Skripsi ini saya persembahkan untuk:

1. Kedua orang tua Bapak Nurhamim dan Ibu Marhamah tersayang serta seluruh keluarga yang selalu memberikan dukungan, semangat dan motivasi serta limpahan do'a yang membuat saya optimis dan semangat hingga saat ini.
2. Segenap dosen, pembimbing dan laboran untuk segala ilmu yang membantu membuka cakrawala dunia melalui keluasan ilmu dan dedikasinya semoga dapat bermanfaat di dunia dan akhirat.
3. Teman-teman kisanak dan angkatan Program Studi Fisika 2020 yang telah membantu dan memberikan semangat dalam penyelesaian penulisan skripsi.
4. My sweet heart yang telah membantu dan memberikan semangat dalam penyelesaian penulisan skripsi.

## KATA PENGANTAR

*Bismillahirrohmanirrohim*

*Assalamu'alaikum Wr. Wb.*

Puji syukur penulis panjatkan kehadiran Allah SWT atas rahmat, taufiq, serta hidayah-Nya penulis dapat menyelesaikan penyusunan skripsi ini dengan judul "Identifikasi Kanker Paru-Paru Melalui Analisis Tekstur Citra Ct-Scan Thorax Dengan Metode *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) Dan *Support Vector Machine* (SVM)" dalam rangka sebagai tugas akhir untuk memenuhi persyaratan memperoleh gelar Sarjana Sains (S.Si).

Sholawat serta salam semoga senantiasa tercurahkan kepada Nabi kita, Nabi Muhammad SAW. Penulis menyadari bahwa banyak pihak yang telah berpartisipasi dan membantu dalam menyelesaikan penulisan skripsi ini. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih sebanyak-banyaknya kepada semua pihak yang telah membantu terselesaikannya penelitian ini. Ucapan terima kasih ini penulis sampaikan kepada:

1. Ibuk, Bapak, Kakak-kakak, dan keluarga yang selalu mendoakan serta memberi dukungan yang berharga.
2. Prof. Dr. M. Zainuddin, MA. selaku Rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. Sri Harini, M.Si selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Dr. Imam Tazi, M.Si selaku Ketua Progam Studi Fisika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.



5. Dr. Drs. Mokhammad Tirono, M.Si dan Dr. Umaiyyatus Syarifah, M.A selaku dosen pembimbing.
6. Para pengajar, staf laboratorium, dan administrasi di program studi fisika Fisika UIN Maulana Malik Ibrahim Malang yang senantiasa membantu dan berkontribusi dalam peningkatan pengetahuan.
7. Teman-teman angkatan 2020, yang memberi semangat dan dukungan kepada penulis. Dan semua pihak yang telah ikut andil.

Demikian yang dapat penulis sampaikan, kurang lebihnya penulis mohon maaf yang sebesar-besarnya. Semoga proposal skripsi ini dapat bermanfaat. Aamiin.

*Wassalamu'alaikum Wr. Wb.*

Malang, 1 September 2023

Penulis

## DAFTAR ISI

<b>COVER</b> .....	<b>ii</b>
<b>HALAMAN PENGAJUAN</b> .....	<b>ii</b>
<b>HALAMAN PERSETUJUAN</b> .....	<b>iii</b>
<b>HALAMAN PENGESAHAN</b> .....	<b>iv</b>
<b>PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN</b> .....	<b>v</b>
<b>MOTTO</b> .....	<b>vi</b>
<b>HALAMAN PERSEMBAHAN</b> .....	<b>vii</b>
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	<b>viii</b>
<b>DAFTAR ISI</b> .....	<b>x</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	<b>xii</b>
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	<b>xiii</b>
<b>ABSTRAK</b> .....	<b>xiv</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>xv</b>
مستخلص البحث .....	<b>xvi</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN</b> .....	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	5
1.3 Tujuan.....	6
1.4 Manfaat.....	6
1.5 Batasan Penelitian .....	6
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b> .....	<b>8</b>
2.1 Kanker Paru-Paru .....	8
2.1.1 Jenis kanker Paru-Paru .....	8
2.1.2 Pemeriksaan dan Diagnosis.....	10
2.2 CT-Scan <i>Thorax</i> .....	12
2.3 Pengolahan Citra Digital .....	13
2.3.1 Citra RGB .....	14
2.3.2 Citra Grayscale.....	15
2.3.3 <i>Pre-processing</i> .....	16
2.4 <i>Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)</i> .....	17
2.4.1 Fitur – Fitur <i>Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)</i> .....	19
2.5 <i>Support Vector Machine (SVM)</i> .....	22
2.6 <i>Convusion Matrix</i> .....	24
2.6.1 Parameter Metrik.....	25
<b>BAB III METODE PENELITIAN</b> .....	<b>28</b>
3.1 Jenis Penelitian .....	28
3.2 Sumber Data Penelitian .....	28
3.3 Rancangan Penelitian .....	28
3.4 Prosedur Penelitian.....	29
3.4.1 Pengambilan dan Pengelompokan Data.....	29
3.4.2 Preprosesing Data.....	29
3.4.3 Ekstraksi Fitur GLRLM .....	30
3.4.4 Pengklasifikasian dengan SVM .....	31

3.4.5 Perhitungan Validitas Data .....	32
<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN .....</b>	<b>33</b>
4.1 Data Hasil Penelitian .....	33
4.1.1 <i>Pre-processing</i> Citra .....	33
4.1.2 Ekstraksi Fitur Tekstur .....	35
4.1.2.1 Matriks <i>Run Length</i> .....	36
4.1.2.2 Hasil Ekstraksi Fitur GLRLM .....	37
4.1.3 Analisis Klasifikasi SVM.....	39
4.1.3.1 Sebaran Validitas Data .....	39
4.2 Pembahasan .....	46
4.3 Kajian Keislaman .....	50
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN .....</b>	<b>52</b>
5.1 Kesimpulan.....	52
5.2 Saran.....	52
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>53</b>
<b>LAMPIRAN.....</b>	<b>58</b>

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	CT-Scan <i>Thorax</i> .....	13
Gambar 2.2	CT-Scan <i>thorax</i> dengan nodul kanker .....	13
Gambar 2.3	Pengolahan Citra .....	14
Gambar 2.4	Representasi kanal warna RGB .....	14
Gambar 2.5	Citra RGB pada masing-masing kanal .....	15
Gambar 2.6	<i>Grayscale Level</i> .....	16
Gambar 2.7	Direksi arah run .....	17
Gambar 2.8	Matrik ukuran $4 \times 4$ dengan empat skala keabuan (0 sampai 3).....	18
Gambar 2.9	Hasil GLRL pada masing-masing orientasi sudut.....	19
Gambar 2.10	<i>Support Vector</i> .....	22
Gambar 2.11	Model SVM.....	23
Gambar 4. 1	Citra CT-Scan <i>Thorax</i> .....	35
Gambar 4. 2	Area pemotongan citra .....	35
Gambar 4. 3	Hasil pemotongan citra dengan ukuran 36 x 36 .....	35
Gambar 4. 4	Matriks <i>Run Length</i> .....	35

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	<i>Confussion Matrix</i> .....	24
Tabel 3.4.1	Data Fitur GLRLM .....	30
Tabel 3.4.2	Data Input SVM .....	31
Tabel 4. 1	Range Nilai Fitur GLRLM pada Data <i>Training</i> .....	38
Tabel 4. 2	Range Nilai Fitur GLRLM pada Data <i>Testing</i> .....	39
Tabel 4. 3	<i>Convusion Matrix</i> .....	41
Tabel 4. 4	<i>Range</i> Nilai Fitur.....	44
Tabel 4. 5	Karakteristik Tekstur pada masing-masing Kelas.....	45

## ABSTRAK

Anam, Khoirul. 2023. **Identifikasi Kanker Paru-Paru Melalui Analisis Tekstur Citra Ct-Scan Thorax Dengan Metode Gray Level Run Length Matrix (GLRLM) Dan Support Vector Machine (SVM)**. Skripsi. Program Studi Fisika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.  
Pembimbing: (I) Dr. Drs. H. Mokhamad Tirono, M.Si (II) Dr. Umaiatus Syarifah, M.A

---

Kata Kunci: Kanker paru-paru, Citra-CT-scan, GLRLM-SVM, Validitas, Karakteristik tekstur.

Identifikasi kanker paru-paru melalui analisis citra CT-Scan *thorax* masih menghadapi kendala signifikan, terutama terkait dengan ketidakpastian interpretasi visual oleh tenaga medis sehingga perlunya pemrosesan citra. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, dilakukan identifikasi citra ct-scan *thorax* menggunakan metode *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) dan *Support Vector Machine* (SVM). Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui sebaran validitas data (akurasi; presisi; sensitivitas; spesifisitas dan *F1-Score*) yang dihasilkan sistem metode GLRLM-SVM dalam mendeteksi kanker paru-paru. Serta untuk mengetahui karakteristik tekstur pada masing-masing citra (paru-paru normal, *adenocarcinoma*, *squamous cell carcinoma*, dan *large cell carcinoma*) berdasarkan ekstraksi fitur GLRLM. Metode yang digunakan meliputi ekstraksi fitur tekstur citra CT-Scan *thorax* dengan GLRLM diikuti oleh klasifikasi menggunakan SVM untuk membedakan citra kanker dan normal. Hasil pada penelitian menunjukkan sebaran validitas 100% pada seluruh parameter (akurasi; presisi; sensitivitas; spesifisitas dan *F1-Score*). Perbedaan karakteristik tekstur terdapat pada citra paru-paru normal memiliki permukaan kasar dengan distribusi *gray level* heterogen, *adenocarcinoma* memiliki permukaan kasar dengan distribusi *gray level* homogen, *squamous cell carcinoma* memiliki permukaan halus dengan distribusi *gray level* homogen, dan *large cell carcinoma* memiliki permukaan halus dengan distribusi *gray level* heterogen.

## ABSTRACT

Anam, Khoirul. 2023. **Identification of Lung Cancer through Texture Analysis of Thorax Ct-Scan Image with Gray Level Run Length Matrix (GLRLM) and Support Vector Machine (SVM) Methods**. Thesis. Physics Study Program, Faculty of Science and Technology, Maulana Malik Ibrahim State Islamic University Malang.  
Advisors: (I) Dr. Drs. H. Mokhammad Tirono, M.Si (II) Dr. Umaiyatus Syarifah, M.A

---

Keywords: Lung cancer, CT-scan image, GLRLM-SVM, Validity, Texture characteristics.

The identification of lung cancer through the analysis of thorax CT-Scan images still faces significant obstacles, especially related to the uncertainty of visual interpretation by medical personnel and the need for image processing. To overcome these problems, the identification of thorax ct-scan images using Gray Level Run Length Matrix (GLRLM) and Support Vector Machine (SVM) methods was conducted. This study aims to determine the distribution of data validity (accuracy; precision; sensitivity; specificity and F1-Score) produced by the GLRLM-SVM method system in detecting lung cancer. As well as to determine the texture characteristics of each image (normal lung, adenocarcinoma, squamous cell carcinoma, and large cell carcinoma) based on GLRLM feature extraction. The method used includes extraction of texture features of thorax CT-Scan images with GLRLM followed by classification using SVM to distinguish cancer and normal images. The results showed a validity distribution of 100% on all parameters (accuracy; precision; sensitivity; specificity and F1-Score). Differences in texture characteristics are found in lung images normal has a rough surface with heterogeneous gray level distribution, adenocarcinoma has a rough surface with homogeneous gray level distribution, squamous cell carcinoma has a smooth surface with homogeneous gray level distribution, and large cell carcinoma has a smooth surface with heterogeneous gray level distribution.

## مستخلص البحث

أنام، خير. ٢٠٢٣. تحديد سرطان الرئة من خلال تحليل نسيج صور الأشعة المقطعية للصدر باستخدام طريقة مصفوفة مستوى الرماد (GLRLM) وآلة الدعم النوعي (SVM). رسالة بكالوريوس. شعبة الفيزياء، كلية العلوم والتكنولوجيا، الجامعة الإسلامية الحكومية مولانا مالك إبراهيم مالانج. المشرف: (I) الدكتور. محمد تيرونو، الماجستير. (II) الدكتور. أمية الشريفة، الماجستير.

الكلمات الرئيسية: سرطان الرئة، صور الأشعة المقطعية، GLRLM-SVM، صحة، خصائص النسيج.

تحديد سرطان الرئة من خلال تحليل صور الأشعة المقطعية للصدر (CT-Scan) يواجه تحديات كبيرة، خاصة فيما يتعلق بعدم اليقين في تفسير البصريات من قبل الفريق الطبي، ولذا يتطلب معالجة الصور. للتغلب على هذه المشكلة، تم تنفيذ تحديد صور CT-Scan للصدر باستخدام طريقة مصفوفة مستوى الرماد (GLRLM) وآلة الدعم النوعي (SVM). هدفت هذه الدراسة إلى معرفة توزيع صحة البيانات (الدقة، الدقة الإيجابية، الحساسية، الخصوصية، ونقطة IF) التي تنتجها نظام طريقة GLRLM-SVM في كشف سرطان الرئة، ولفهم خصائص النسيج في كل صورة (الرئة الطبيعية، الورم الغددي، ورم الخلايا القشرية، وورم الخلايا الكبيرة) بناءً على استخراج ملامح GLRLM. الطريقة المستخدمة تتضمن استخراج ملامح نسيج صور الأشعة المقطعية للصدر بواسطة GLRLM، تليها عملية تصنيف باستخدام SVM للتمييز بين صور السرطان والصور الطبيعية. أظهرت النتائج في البحث توزيع صحة بنسبة 100% في جميع المعايير (الدقة، الدقة الإيجابية، الحساسية، الخصوصية، ونقطة IF). تختلف خصائص النسيج حيث يتمتع الرئة الطبيعية بسطح خشن وتوزيع غير متجانس لمستويات اللون الرمادي، بينما يتميز ورم الغدد بسطح خشن وتوزيع متجانس لمستويات اللون الرمادي، وورم الخلايا الكبيرة بسطح ناعم وتوزيع غير متجانس لمستويات اللون الرمادي.



# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Kanker merupakan penyakit yang terjadi karena perubahan sel yang menyebabkan pertumbuhan dan pembelahan sel tak terkendali. Sel kanker dapat menyebabkan tumor, merusak sistem kekebalan tubuh dan menyebabkan kelainan lain yang mencegah tubuh berfungsi dengan benar (Pandiangan et al., 2019). Kanker paru-paru adalah kanker yang terjadi pada sel-sel yang melapisi saluran udara paru-paru. Sel-sel abnormal ini membelah secara tidak terkendali, membentuk suatu massa padat atau tumor (Angriawan et al., 2022).

Menurut data *global burden and trends of lung cancer incidence* pada tahun 2022, kanker paru merupakan kanker terbanyak kedua setelah kanker payudara dengan proporsi 11,4% dari 19,3 juta kasus baru semua jenis kanker tanpa membedakan jenis kelamin, dan merupakan penyebab utama kematian 18% dari 9,9 juta kematian akibat kanker di dunia (Li et al., 2023). Pada pria, kanker paru menempati urutan pertama kanker terbanyak yang diderita (*Indonesia Cancer Care Community - ICCC*, n.d.). Sedangkan kanker paru pada perempuan merupakan kanker ketiga terbanyak setelah kanker payudara dan kanker kolorektal dengan proporsi 8,4% dari 9,2 kasus baru kanker dan merupakan penyebab kematian kedua 13,7% dari 4,4 juta kematian akibat kanker (Sung et al., 2021)

Terdapat dua tipe kanker paru, yaitu *small cell lung cancer* (SCLC) dan *non-small cell lung cancer* (NSCLC). Sekitar 10-15% kasus kanker paru merupakan tipe SCLC yang merupakan jenis kanker paru agresif yang berkembang secara

cepat dan menyebar ke bagian tubuh lain. SCLC diketahui sangat berkaitan dengan efek samping merokok (Li et al., 2023). Sedangkan sebagian besar kasus kanker paru merupakan NSCLC. NSCLC tidak seagresif SCLC, cenderung berkembang dan menyebar secara lambat. NSCLC sendiri mempunyai 3 sub tipe, yaitu *squamous cell carcinoma*, *large cell carcinoma*, dan *adenocarcinoma* (Kishor Ganti et al., 2012).

Dalam upaya untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan kanker paru-paru, salah satunya dengan anatomi citra kesehatan. Citra kesehatan sendiri ada beberapa macam, yaitu CT-scan, MRI, dan X-ray. Namun, metode-metode ini memiliki kelemahan tertentu. Dalam pencitraan diagnostik, interpretasi visual oleh dokter merupakan aspek penting dalam proses diagnosis. Interpretasi visual ini dapat dipengaruhi oleh subjektivitas dan pengalaman dokter, yang dapat mempengaruhi akurasi diagnosa. (Syifa et al., 2016).

Islam agama yang syamil, kamil dan mutakamil (menyeluruh, sempurna dan menyempurnakan). Islam tidak hanya mengatur perihal ibadah vertikal saja, namun juga horizontal yang mencakup seluruh aspek kehidupan, termasuk diantaranya mempelajari Ilmu dan teknologi. Al-Qur`an diturunkan Allah SWT kepada Rasulullah tidak hanya memerintahkan untuk sekedar dibaca, sesuai dengan Q.S. al-Alaq (96) : 1

اقْرَأْ بِاسْمِ رَبِّكَ الَّذِي خَلَقَ

“Bacalah dengan (menyebut) nama Tuhanmu yang menciptakan.”(Q.S. al-Alaq (96):1)

*Iqra'* berarti membaca, menganalisa, mendalami, merenungkan, menyampaikan, meneliti, dan lain sebagainya, mencakup obyek apa saja yang dapat dijangkau oleh kata tersebut. Salah satu diantaranya meneliti, menganalisa dan merenungkan alam semesta (Shihab, 2007). Perintah membaca dalam Q.S al-Alaq (96):1 diimplementasikan melalui upaya penelitian untuk mengidentifikasi penyakit kanker dengan pemanfaatan teknologi, yaitu kecerdasan buatan.

Kecerdasan buatan (*artificial intelligence*) dapat menjadi salah satu pilihan dalam upaya meningkatkan akurasi diagnostik kanker paru-paru. *Deep learning* (DL) sebagai bagian dari machine learning, difokuskan pada pengembangan sistem yang memiliki kemampuan untuk belajar secara mandiri tanpa perlu diatur ulang oleh manusia berulang kali. (Janiesch et al., 2021). Klasifikasi tumor membantu dokter dalam menentukan jenis tumor yang dialami oleh pasien. Teknik umum yang digunakan biopsi dan pengamatan langsung. Proses biopsi memerlukan waktu yang cukup lama, sekitar 10-15 hari, untuk pengujian di laboratorium (Kurniawan et al., 2021). Oleh sebab itu *deep learning* dengan metode GLRLM dan SVM menjadi salah satu solusi yang dapat membantu seorang dokter dalam mengklasifikasikan dan mendiagnosa tumor otak yang diderita pasien.

Tekstur merupakan ciri penting dalam sebuah citra yang menunjukkan informasi struktur permukaan suatu citra. Karakteristik tekstur meliputi evaluasi tingkat kasar, granularitas, dan pengaturan piksel (Mulyono, 2022). Metode *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) merupakan pendekatan yang digunakan untuk menggambarkan tekstur citra dengan menganalisis sejauh mana serangkaian piksel dengan intensitas yang serupa, yang disebut "*run*", terjadi dalam suatu arah tertentu pada berbagai tingkat abu-abu. GLRLM menghasilkan sebuah matriks yang

dikenal sebagai matriks run length, di mana setiap elemen dari matriks tersebut mengindikasikan jumlah run dengan panjang dan tingkat abu-abu tertentu dalam arah yang telah ditentukan. (Durgamahanthi et al., 2021). *Support Vector Machine* (SVM) Merupakan suatu algoritma pembelajaran mesin yang digunakan untuk klasifikasi. SVM bekerja dengan memisahkan data dari berbagai kelas yang kompleks melalui pencarian *hyperplane* (bidang pemisah) optimal di antara kelas-kelas tersebut. (Munawarah et al., 2022). Dalam penelitian ini, penulis mengusulkan menggunakan metode GLRLM untuk mengekstraksi fitur tekstur dari citra CT-Scan *thorax*. Selanjutnya, fitur-fitur tersebut akan digunakan sebagai input untuk algoritma SVM dalam proses klasifikasi menjadi kanker paru-paru atau bukan.

Sebagaimana Penelitian yang dilakukan oleh (Yunianto et al., 2021), Mengenai klasifikasi kanker paru-paru dengan penerapan metode *Naïve Bayes*, dilakukan eksperimen dengan variasi filter dan ekstraksi ciri menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Dalam penelitian ini, langkah-langkah yang diambil adalah untuk mengklasifikasikan citra antara kanker paru-paru dan kondisi paru-paru normal. Pada tahap pra-pemrosesan, dilakukan variasi penggunaan filter seperti low pass filter, median filter, dan high pass filter. Setelah itu, dilakukan ekstraksi tekstur dengan menggunakan GLCM dalam arah sudut  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$ . Berdasarkan klasifikasi yang dilakukan menggunakan metode naïve bayes, diperoleh nilai akurasi terbaik dari program menggunakan variasi median filter dengan segmentasi otsu thresholding serta ekstraksi fitur GLCM dengan arah sudut  $0^\circ$  dengan tingkat akurasi sebesar 88,33%. Penelitian tersebut berhasil melakukan klasifikasi apakah suatu kasus merupakan kanker paru-paru atau tidak. Namun

demikian, penelitian ini hanya melakukan deteksi keberadaan kanker paru-paru secara umum, sementara jenis kanker paru-paru yang terdeteksi tidak dijelaskan.

Pada Penelitian ini dilakukan identifikasi kanker paru-paru menggunakan metode ekstraksi ciri *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) dan *Support Vector Machine* (SVM). Dimana citra yang diklasifikasikan lebih banyak dan beragam yaitu citra normal, citra *squamous cell carcinoma*, citra *large cell carcinoma*, dan citra *adenocarcinoma*. GLRLM sendiri memiliki kelebihan dalam mengidentifikasi struktur citra yang lebih besar dan kasar dalam citra. Diharapkan dengan pendekatan gabungan metode baru yaitu GLRLM dan SVM diharapkan dapat menghasilkan akurasi yang optimal dalam identifikasi kanker paru-paru dengan menggunakan fitur ekstraksi ciri yang dihasilkan oleh metode GLRLM dan klasifikasi metode SVM, penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan teknik diagnostik yang lebih efektif dan akurat untuk kanker paru-paru.

## 1.2 Rumusan Masalah

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

1. Bagaimana sebaran validitas data (akurasi; presisi; sensitivitas; spesifisitas dan *F1-Score*) yang dihasilkan sistem metode GLRLM-SVM dalam mendeteksi kanker paru-paru?
2. Bagaimana karakteristik tekstur pada masing-masing citra (paru-paru normal, *adenocarcinoma*, *squamous cell carcinoma*, dan *large cell carcinoma*) berdasarkan ekstraksi fitur GLRLM?

### 1.3 Tujuan

Tujuan Penelitian ini adalah:

1. Untuk mengetahui sebaran validitas data (akurasi; presisi; sensitivitas; spesifisitas dan *F1-Score*) yang dihasilkan sistem metode GLRLM-SVM dalam mendeteksi kanker paru-paru.
2. Untuk mengetahui karakteristik tekstur pada masing-masing citra (paru-paru normal, *adenocarcinoma*, *squamous cell carcinoma*, dan *large cell carcinoma*) berdasarkan ekstraksi fitur GLRLM.

### 1.4 Manfaat

Manfaat pada penelitian ini antara lain:

1. Manfaat Teoritis

Penelitian ini memberikan kontribusi teoritis dalam pengembangan metode diagnostik kanker paru-paru dengan menggabungkan metode GLRLM dan SVM. Pendekatan gabungan ini memperluas pemahaman tentang analisis tekstur citra CT-Scan menggunakan GLRLM dan SVM.

2. Manfaat Praktis

Untuk mahasiswa atau pendidik diharapkan penelitian ini dapat menjadi salah satu sumber bahan pelajaran dalam dunia fisika medis ataupun rekonstruksi citra serta dapat digunakan sebagai bahan pengembangan aplikasi yang mendukung proses diagnosis citra sehingga memudahkan dalam dunia medis.

### 1.5 Batasan Penelitian

Batasan yang digunakan dalam penelitian ini diantaranya:

1. *Software* yang digunakan Matlab R2021a atau versi lebih tinggi.

2. Citra yang digunakan citra CT-Scan *thorax* pada bagian paru-paru.
3. Data yang digunakan berasal dari web arsip pencitraan biomedis nasional (NBIA).

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1 Kanker Paru-Paru**

Kanker paru-paru adalah kanker yang terjadi pada sel-sel yang melapisi saluran udara paru-paru. Sel-sel abnormal ini membelah secara tidak terkendali, membentuk suatu massa padat atau tumor. Ketika sel-sel ini terbentuk, fungsi normal paru-paru bisa terganggu. Kanker paru-paru dapat berkembang selama berbulan-bulan hingga bertahun-tahun tanpa tanda dan gejala yang jelas (Li et al., 2023).

Faktor risiko utama kanker paru pada laki-laki dan perempuan adalah merokok (O’Keeffe et al., 2018). Selain merokok secara langsung, asap rokok yang dihasilkan mengandung ribuan campuran kimia toksik bila terhirup oleh orang disekitarnya, risiko kanker paru-paru dapat meningkat (Thandra et al., 2021). Selain itu, terdapat faktor risiko lain yang juga berkontribusi, termasuk faktor genetik, variasi single-nucleotide polymorphisms, riwayat kanker paru-paru dalam keluarga, konsumsi diet tinggi daging, kadar vitamin D yang rendah, konsumsi kopi berlebihan, dan konsumsi alkohol. Penting untuk dicatat bahwa diet yang kaya akan sayuran dan buah-buahan telah terbukti dapat mengurangi risiko terjadinya kanker paru-paru (Malhotra et al., 2016).

##### **2.1.1 Jenis kanker Paru-Paru**

Secara umum kanker paru paru dibedakan menjadi dua yaitu kanker paru-paru non-kecil (NSCLC) dan kanker paru-paru kecil (SCLC).

1. Kanker paru-paru non-kecil (NSCLC)



NSCLC memiliki beberapa subjenis, yang dapat mempengaruhi bagaimana penyakit ini berkembang dan merespons pengobatan. Berikut adalah beberapa sub-jenis NSCLC yang umum:

a. *Squamo Cell Carcinoma*

Karsinoma Sel Skuamosa (KSS) adalah salah satu jenis kanker paru-paru non-kecil yang berkembang dari sel skuamosa, yaitu sel yang biasanya membentuk lapisan epitel pada jaringan paru-paru. Di bawah mikroskop, KSS ditandai dengan adanya sel-sel skuamosa yang berlapis-lapis dan keratinisasi, yaitu proses di mana sel-sel skuamosa memproduksi protein keratin yang membuat sel-sel tampak lebih keras (Thandra et al., 2021).

b. *Large Cell Carcinoma*

Large cell carcinoma ditandai oleh sel-sel yang besar, berukuran lebih besar dari sel-sel normal paru-paru, dan kurang memiliki ciri-ciri histologis yang khas seperti kelenjar atau pola skuamosa. Ini adalah alasan mengapa jenis ini disebut sel besar. Ada variasi dalam *large cell carcinoma*, dan subjenis-subjenis berikut dapat terjadi: (Kishor Ganti et al., 2012).

- *Large Cell Carcinoma* dengan Pertumbuhan Kelenjar: Beberapa kasus large cell carcinoma dapat memiliki area-area yang menyerupai kelenjar, meskipun keseluruhan pola sel besar tetap dominan.

- *Large Cell Carcinoma* dengan Sel-Sel Giant: Dalam beberapa kasus, sel-sel besar yang lebih besar dari sel kanker biasanya dapat ditemukan, yang dikenal sebagai "sel raksasa."

c. *Adenocarcinoma*

Adenokarsinoma adalah salah satu jenis kanker paru-paru non-kecil (NSCLC) yang berasal dari sel-sel epitel yang melapisi saluran pernapasan dan kelenjar di dalam paru-paru. Adenokarsinoma ditandai dengan formasi kelenjar dan pola sel epitel yang membentuk struktur seperti kelenjar. Sel-sel ini cenderung berkerumun dan bisa menghasilkan lendir (Kishor Ganti et al., 2012).

2. Kanker paru-paru kecil (SCLC)

Secara histologis, Kanker paru-paru kecil (Small Cell Lung Cancer atau SCLC) ditandai oleh sel-sel kecil yang memiliki nukleus yang besar dan jumlah sitoplasma yang relatif kecil (Anggraini & Feriyawati, 2018). Karakteristik unik SCLC adalah kemampuannya untuk dengan cepat menyebar melalui peredaran darah dan sistem limfatik, sehingga seringkali saat diagnosis, kanker ini telah menyebar ke area lain dalam tubuh (Anggraini & Feriyawati, 2018).

**2.1.2 Pemeriksaan dan Diagnosis**

Ada beberapa macam cara yang dapat dilakukan untuk melakukan pemeriksaan dan diagnose terhadap kanker paru-paru diantaranya:

### 1. Pemeriksaan Fisik

Pemeriksaan fisik oleh dokter merupakan langkah awal dalam evaluasi pasien yang diduga memiliki kanker paru-paru. Dokter akan melakukan pemeriksaan fisik secara menyeluruh, termasuk mendengarkan napas dengan stetoskop, memeriksa tanda-tanda pembengkakan kelenjar getah bening, dan memeriksa tanda-tanda lain yang dapat mengarahkan pada keberadaan penyakit ini (Jawas & Sentana, 2018). Dokter akan mengumpulkan riwayat medis pasien, termasuk riwayat merokok, paparan asap rokok pasif, riwayat keluarga dengan riwayat kanker, dan faktor-faktor risiko lainnya (Joseph & Rotty, 2020b).

### 2. Computed Tomography (CT) Scan

CT-Scan adalah salah satu metode pemindaian yang digunakan untuk mendeteksi adanya nodul atau sel yang tidak normal. Pada pemindaian CT-Scan pada paru-paru, proses dilakukan dalam tiga dimensi dan hasilnya dipotong menjadi irisan (slicing) dengan ketebalan tertentu. Setiap pemindaian menghasilkan serangkaian gambar yang direpresentasikan dalam dua dimensi (Makaju et al., 2018).

### 3. Biopsi

Biopsi adalah langkah penting dalam mendiagnosis kanker paru-paru dengan pasti. Ini melibatkan pengambilan sampel jaringan dari tumor untuk dianalisis di bawah mikroskop. Biopsi dapat dilakukan dengan berbagai cara, termasuk bronkoskopi (masuk melalui saluran

pernapasan), biopsi jarum halus (FNA) yang diarahkan oleh gambaran CT, atau bahkan pembedahan terbuka (Yosephine et al., 2020).

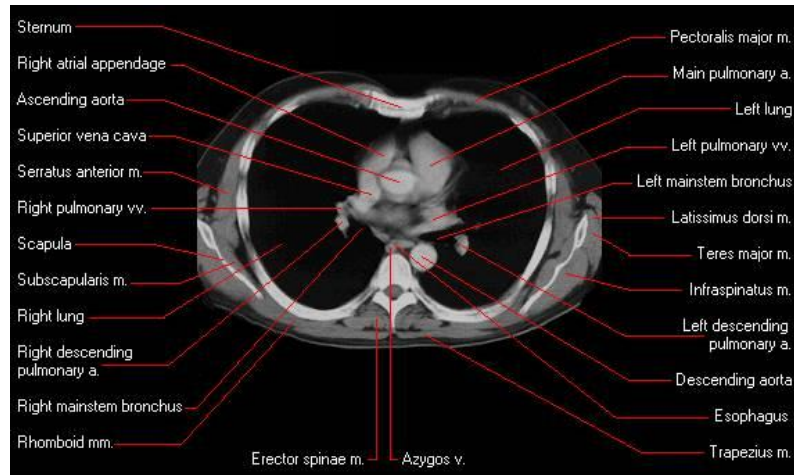
#### 4. Diagnosis Stadium

Stadium kanker paru-paru adalah cara untuk menggambarkan sejauh mana kanker paru-paru telah menyebar dalam tubuh. Setelah serangkaian tes medis terkumpul, dokter akan menentukan tahap kanker paru-paru. Tahap menggambarkan sejauh mana kanker telah menyebar. Pemeriksaan dan hasil lainnya membantu menentukan tahap ini. (Joseph & Rotty, 2020a).

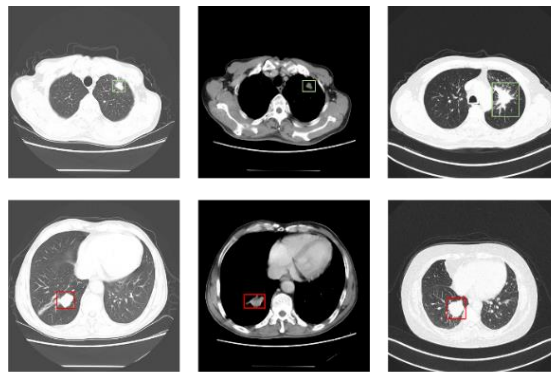
### 2.2 CT-Scan *Thorax*

Rangka dada atau *thorax* tersusun dari tulang dan tulang rawan. *Thorax* berupa sebuah rongga berbentuk kerucut, di bawah lebih besar dari pada di atas dan di belakang lebih panjang dari pada bagian depan. Dibagian belakang, *thorax* dibentuk oleh kedua belas *vertebrae thoracalis*, di depan dibentuk oleh *sternum*, dibagian atas oleh *clavicula*, dibagian bawah oleh diafragma, dan di samping kiri dan kanan dibentuk oleh kedua belas pasang iga yang melingkari badan mulai dari belakang dari tulang belakang sampai ke sternum di depan (Pearce, 2016).

CT scan *thorax* adalah sebuah prosedur diagnostik medis yang menggunakan sinar-X dan teknologi komputer untuk menghasilkan gambar detil dari bagian dada atau *thorax* seseorang. Ini adalah alat yang sangat berguna dalam diagnosis berbagai masalah medis dalam dada, termasuk penyakit paru-paru, jantung, pembuluh darah, tulang, dan organ-organ lainnya (Makaju et al., 2018). Dibawah ini disajikan gambar dari ct-scan *thorax* dan ct-scan *thorax* dengan nodul kanker



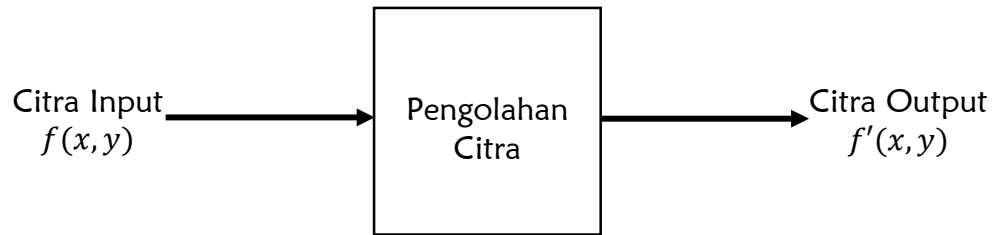
Gambar 2. 1 *CT-Scan Thorax* (Clark et al., 2013)



Gambar 2. 2 *CT-Scan thorax* dengan nodul kanker (Clark et al., 2013)

### 2.3 Pengolahan Citra Digital

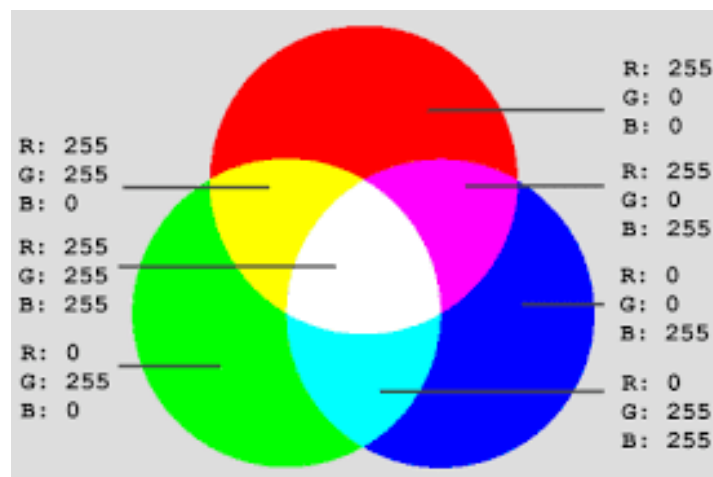
Pengolahan Citra Digital atau (*Digital Image Processing*) merupakan bidang ilmu yang mempelajari tentang bagaimana suatu citra itu dibentuk, diolah, dan dianalisis sehingga menghasilkan informasi yang dapat dipahami oleh manusia. Berdasarkan bentuk sinyal penyusunnya, citra dapat digolongkan menjadi dua jenis yaitu citra analog dan citra digital. Citra analog adalah citra yang dibentuk dari sinyal analog yang bersifat kontinu, sedangkan citra digital adalah citra yang dibentuk dari sinyal digital yang bersifat diskrit (Yuhandri et al., 2022)



Gambar 2.3 Pengolahan Citra (Solomon & Breckon, 2011)

### 2.3.1 Citra RGB

Citra RGB merupakan susunan warna dasar 3D yang menetapkan tiga nilai numerik intensitas sesuai dengan kombinasi kanal merah, hijau, dan biru pada setiap piksel yang dapat diterima oleh indra mata manusia karena peka terhadap panjang gelombang 630nm (merah), 530nm (hijau), dan 450nm (biru) yang berada pada spektrum gelombang elektromagnetik rentang cahaya tampak (Winata et al., 2022).



Gambar 2.4 Representasi kanal warna RGB (Winata et al., 2022)



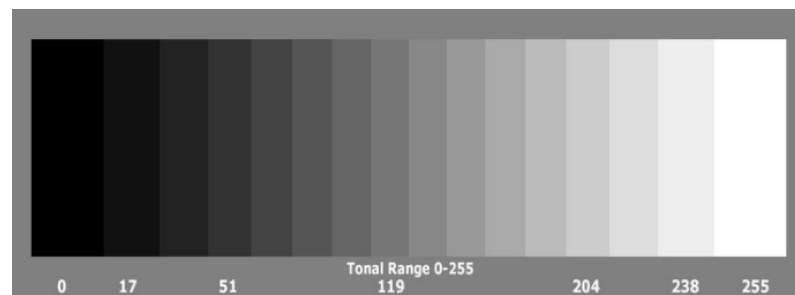
Gambar 2.5 Citra RGB pada masing-masing kanal (Mestha & Dianat, 2020)

Secara konseptual, citra RGB dapat dianggap sebagai tiga bidang 2D yang berbeda sehingga berdimensi  $M \times N \times 3$ , dimana  $M$  mewakili jumlah baris,  $N$  menampilkan jumlah kolom citra, dan angka 3 merupakan jumlah kanal (R-G-B). Masing-masing kanal mengandung nilai intensitas dengan rentang 0 – 255 (8 bit), sehingga kombinasi dari ketiga kanal a. Citra RGB b. Kanal Merah c. Kanal Hijau d. Kanal Biru Yellow Magenta Cyan White 17 dengan rentang intensitas yang sama menjadi 24 bit dengan (16.777.216) kombinasi warna. Umumnya, citra RGB tersebut disimpan sebagai bilangan bulat yang berurutan (misalnya:  $R0G0B0$ ,  $R1G1B1$ , ...) yang kemudian diakses dengan koordinat  $I(m, n, \text{kanal})$  dalam larik 3D (Mestha & Dianat, 2020).

### 2.3.2 Citra *Grayscale*

Citra *grayscale* adalah suatu citra yang hanya memiliki warna tingkat keabuan. Penggunaan citra grayscale dikarenakan membutuhkan sedikit informasi

yang diberikan pada tiap piksel dibandingkan dengan citra berwarna. Warna abu-abu pada citra grayscale adalah warna R (Red), G (Green), B (Blue) yang memiliki intensitas yang sama (Kumaseh et al., 2013). Sehingga dalam grayscale image hanya membutuhkan nilai intensitas tunggal dibandingkan dengan citra berwarna membutuhkan tiga intensitas untuk tiap pikselnya. Intensitas dari citra *grayscale* disimpan dalam 8 bit integer yang memberikan 256 kemungkinan yang mana dimulai dari level 0 sampai dengan 255 (0 untuk hitam dan 255 untuk putih dan nilai diantaranya adalah derajat keabuan) (Ricky & Al Rivan, 2022). Tingkat keabuan atau Grayscale level dapat dilihat pada gambar 2.6



Gambar 2.6 *Grayscale Level* (Kumaseh et al., 2013)

### 2.3.3 *Pre-processing*

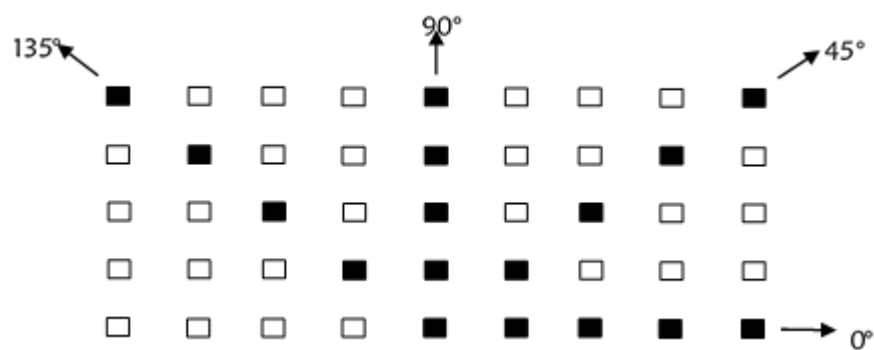
*Preprocessing* adalah langkah awal dalam memperbaiki citra dengan tujuan menghilangkan *noise*. Seperti yang dijelaskan oleh Bahri dan Maliki, *pre-processing* merujuk pada serangkaian langkah untuk menghilangkan komponen yang tidak relevan dalam citra masukan, sehingga citra tersebut siap untuk proses selanjutnya. Beberapa proses yang dapat dilakukan dalam tahap *pre-processing* meliputi normalisasi dan konversi menjadi citra dengan tingkat abu-abu (*grayscale*) (Mestha & Dianat, 2020). Tahapan *pre-processing* yang diterapkan selama penelitian untuk mengidentifikasi kanker paru-paru meliputi dua proses utama, yaitu pemangkasan (*cropping*) dan perubahan menjadi skala keabuan (*grayscale*).



Pemangkasan digunakan untuk memotong dan memisahkan area citra yang tidak relevan, menghasilkan citra dengan dimensi baru yang mencakup semua elemen yang perlu diproses. Sementara itu, perubahan menjadi skala keabuan (*grayscale*) digunakan untuk mengubah citra berwarna RGB menjadi citra dengan tingkat keabuan (*grayscale*).

#### 2.4 *Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)*

Tekstur merupakan ciri penting dalam sebuah citra yang menunjukkan informasi struktur permukaan suatu citra. Karakteristik tekstur meliputi evaluasi tingkat kasar, granularitas, dan pengaturan piksel (Mulyono, 2022). Pengolahan data citra panoramik memungkinkan analisis statistik pada tekstur. Konsep tekstur mencakup pola piksel abu-abu dalam arah tertentu, dimulai dari piksel referensi (PoI). Penelitian tekstur berfokus pada kompleksitas spasial dan variasi pola abu-abu melalui statistik tingkat tinggi yang dapat dihitung dengan menggunakan bahasa pemrograman (Syifa et al., 2016).



Gambar 2.7 Direksi arah run (Sari et al., 2021)

*Gray Level Run-Length Matrix (GLRLM)* merupakan sebuah matriks di mana fitur-fitur tekstur dapat diekstraksi untuk keperluan analisis tekstur. Dalam konteks ini, tekstur merujuk pada pola piksel intensitas abu-abu yang muncul dalam arah

tertentu dari piksel referensi. Panjang *run* mengacu pada jumlah piksel yang berdekatan dan memiliki intensitas abu-abu yang sama dalam arah yang ditentukan (Radhakrishnan & Kuttiannan, 2012). Pada metode *run-length* orientasi dibentuk dalam empat arah sudut dengan interval sudut, yaitu  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$ . Tekstur diartikan sebagai pola piksel dengan intensitas abu-abu dalam arah tertentu dari piksel referensi. *Gray Level Run-Length Matrix* (GLRLM) adalah suatu matriks dari mana fitur-fitur tekstur dapat diekstraksi untuk keperluan analisis tekstur. Ini melibatkan pelacakan gambar, dengan mengikuti arah tertentu, guna menemukan piksel-piksel yang memiliki nilai tingkat abu-abu yang serupa. Panjang run merujuk pada jumlah piksel bersebelahan yang memiliki intensitas abu-abu yang identik dalam arah yang ditentukan (Alita et al., 2020). GLRLM merupakan matriks dua dimensi dimana masing-masing elemen  $(i, j|\theta)$  mengandung jumlah *run-length*  $j$ , dengan intensitas tingkat keabuan  $i$ , pada arah orientasi  $\theta$ .

GLRLM memiliki empat arah sudut orientasi berbeda yang umum digunakan yaitu  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  dan  $135^\circ$  (Gherghout et al., 2021). Terkait contoh citra berupa matriks berukuran  $4 \times 4$  dengan empat tingkat skala keabuan (0; 1; 2; dan 3) ditampilkan pada Gambar 2.8, sedangkan hasil proses GLRL sesuai dengan masing-masing sudut pencarian ditunjukkan pada Gambar 2.9.

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

Gambar 2.8 Matrik ukuran  $4 \times 4$  dengan empat skala keabuan (0 sampai 3)

(Radiomic., 2017)

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

a.  $0^\circ$

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

b.  $45^\circ$

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

c.  $90^\circ$

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

d.  $135^\circ$

Gambar 2.9 Hasil GLRL pada masing-masing orientasi sudut (Radiomic., 2017)

#### 2.4.1 Fitur – Fitur *Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)*

Galloway (1975) mengemukakan 5 fitur tekstur berdasarkan matriks GLRL ini, yaitu: *Short Run Emphasis (SRE)*, *Long Run Emphasis (LRE)*, *Gray Level Non-Uniformity (GLN)*, *Run Length Non-Uniformity (RLN)*; dan *Run Percentage (RP)*. Sedangkan Chu et al pada (1990) menambahkan dua fitur yang disebut *Low Gray-Level Run Emphasis (LGRE)* dan *High Gray-Level Run Emphasis (HGRE)* (Corino et al., 2018).

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

SRE menyatakan banyaknya tekstur dengan lintasan pendek dalam sebuah citra pada arah tertentu. Tekstur yang halus cenderung lebih banyak memiliki *short run* dengan intensitas keabuan yang mirip. Semakin halus sebuah citra maka akan semakin besar nilai SRE nya (Durgamahanthi et al., 2021). SRE disajikan pada persamaan berikut:

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

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

LRE diukur berdasarkan dan tergantung pada distribusi long run dalam citra. Dalam perbandingan dengan SRE, LRE memiliki nilai yang tinggi dalam kasus tekstur kasar, sementara memiliki nilai yang rendah dalam tekstur halus. Semakin kasar citra tersebut, maka nilai LRE-nya juga akan semakin tinggi (Rini Novitasari et al., 2019). LRE ditunjukkan oleh persamaan 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)

GLN mengukur kesamaan nilai derajat keabuan (*gray level*) di seluruh citra dan bernilai kecil jika nilai derajat keabuan sama di seluruh citra. GLN yang lebih rendah, menunjukkan kesamaan nilai intensitas yang lebih tinggi pada citra pada setiap pikselnya (Sari et al., 2021). Nilai GLN dapat diketahui melalui persamaan 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)

RLN mengukur kesamaan panjangnya *run* di seluruh citra dan bernilai kecil jika panjangnya *run* dengan jangkauan lintasan tertentu (*run length*) terdistribusi merata di seluruh citra (Rini Novitasari et al., 2019). Nilai RLN dapat dihitung menggunakan 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)

LGRE mengukur distribusi dari derajat keabuan yang rendah (*low gray level values*) yang akan bernilai besar untuk citra dengan derajat keabuan yang rendah (Durgamahanthi et al., 2021). Nilai LGRE ditunjukkan dalam persamaan berikut:

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

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

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

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

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

RP mengukur homogenitas dan distribusi run dari sebuah citra pada arah tertentu. RP akan bernilai paling besar jika panjangnya *run* adalah 1 untuk semua derajat keabuan pada arah tertentu (Nurtanio et al., 2013). Berikut persamaan yang digunakan untuk mengetahui nilai RP:

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

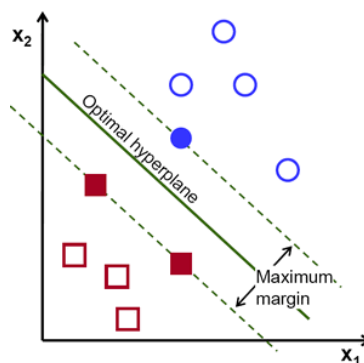
Dimana:

- $S$  = Jumlah total seluruh nilai *run* pada sebuah citra
- $M$  = Jumlah urutan derajat keabuan (*gray level*) (0, 1, 2, ..., 255)
- $N$  = Jumlah urutan *run-length* (1, 2, 3, ...)
- $i$  = Nilai derajat keabuan (*gray level*) (0; 1; 2; ...;  $M - 1$ )
- $j$  = Nilai *run-length* (1; 2; 3; ...;  $N$ )

- $r(j)$  = Jumlah *run-length* berdasarkan urutan  $j$   
 $g(i)$  = Jumlah *run-length* berdasarkan urutan  $i$  (*gray level*)  
 $n$  = Jumlah baris  $\times$  jumlah kolom  
 $p(i, j)$  = Himpunan matriks  $i$  dan  $j$

## 2.5 Support Vector Machine (SVM)

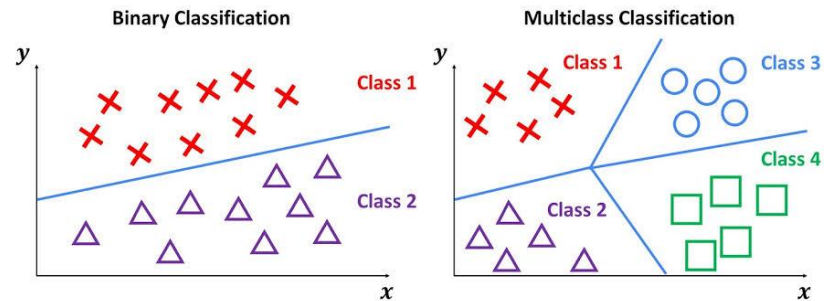
*Support Vector Machine* (SVM) merupakan sistem pembelajaran yang mengadopsi prinsip pembelajaran statistik dengan mengintegrasikan learning bias dan dijalankan melalui algoritma pembelajaran. Dalam prosesnya, SVM mencari hyperplane berdasarkan vektor-vektor pendukung (*support vectors*) dan margin. *Support vectors* merujuk pada data vektor yang berada paling dekat dengan hyperplane, sementara margin menggambarkan lebar dari *hyperplane* pemisah. (Munawarah et al., 2022).



Gambar 2. 10 Support Vector (Munawarah et al., 2022)

*Support Vector Machine* (SVM) pada awalnya dikembangkan untuk masalah klasifikasi biner (klasifikasi dua kelas). Namun SVM diperluas untuk menangani klasifikasi multikelas (*Multiclass SVM* atau *One-vs-All SVM*), di mana untuk setiap kelas yang ada, model SVM biner dibangun untuk memisahkan kelas tersebut dari kelas lain. Jika terdapat  $N$  kelas, maka akan ada  $N$  model SVM biner

yang dibangun (Jumeilah, 2017). Misalnya, garis biru mencoba memaksimalkan pemisahan antara titik biru dan semua titik lainnya sekaligus:



Gambar 2. 11 Model SVM (Alita et al., 2020)

Misalnya terdapat kelas A, B, C, dan D, kita akan membangun empat model SVM biner:

1. Model SVM A-vs-BCD: Memisahkan kelas A dari kelas B, C, dan D.
2. Model SVM B-vs-ACD: Memisahkan kelas B dari kelas A, C, dan D.
3. Model SVM C-vs-ABD: Memisahkan kelas C dari kelas A, B, dan D.
4. Model SVM D-vs-ABC: Memisahkan kelas D dari kelas A, B, dan C.

Setiap model SVM biner akan memiliki vektor penyeimbang ( $w$ ) dan bias ( $b$ ) yang spesifik untuk mengklasifikasikan satu kelas tertentu terhadap kelas-kelas lainnya. Ketika mengklasifikasikan data baru, kita akan menghitung fungsi keputusan dari keempat model SVM biner dan memilih kelas dengan nilai tertinggi sebagai kelas prediksi. (Munawarah et al., 2022)

Penghitungan nilai fungsi keputusan dan pemilihan kelas prediksi:

$$1. f_{A-vs-BCD}(x) = w_{A-vs-BCD} \cdot x + b_{A-vs-BCD} \quad (2.8)$$

$$2. f_{B-vs-ACD}(x) = w_{B-vs-ACD} \cdot x + b_{B-vs-ACD} \quad (2.9)$$

$$3. f_{C-vs-ABD}(x) = w_{C-vs-ABD} \cdot x + b_{C-vs-ABD} \quad (2.10)$$

$$4. f_{D-vs-ABC}(x) = w_{A-vs-ABC} \cdot x + b_{D-vs-ABC} \quad (2.11)$$

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

$$\text{Prediksi} = \text{argmax}(f_{A-vs-BCD}(x), f_{B-vs-ACD}(x), f_{C-vs-ABD}(x), f_{D-vs-ABC}(x)) \quad (2.12)$$

## 2.6 Confusion Matrix

*Confusion matrix* merupakan salah satu teknik untuk mengetahui sebaran validitas yang populer digunakan untuk memecahkan masalah klasifikasi biner (Kulkarni et al., 2020). Alat ini dapat diterapkan dengan tujuan untuk menggambarkan kinerja algoritma pembelajaran mesin dalam menganalisis prediksi pembelajaran mesin tersebut (Kumar et al., 2022). Dapat dikatakan pula bahwa *confusion matrix* merupakan ringkasan dari jumlah prediksi benar dan jumlah prediksi salah yang dihasilkan oleh *classifier* pada satu set data uji (*testing data*) dan dipecah oleh masing-masing kelas, yang mana nilai sebenarnya (*actual data*) telah diketahui (Visa Sofia, 2011). Data pada tabel *confusion matrix* mewakili nilai aktual dan nilai yang diprediksi. Tampilan dari matriks tersebut yaitu:

Tabel 2.1 *Confusion Matrix* (Visa Sofia, 2011)

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



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

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

### 2.6.1 Parameter Metrik

Melalui keempat istilah tersebut (TP, FN, FP, TN), dapat diketahui perhitungan parameter-parameter metrik yang digunakan untuk meninjau sebaran validitas dari (GLRLM-SVM). Parameter metrik perhitungan tersebut yaitu:

#### 1. Akurasi

Akurasi menunjukkan proporsi dari jumlah total prediksi yang benar oleh sistem pengklasifikasi (SVM) pada keseluruhan dataset *testing*. Akurasi diberikan melalui persamaan (Visa Sofia, 2011):

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2.13)$$

Akurasi merupakan metrik dasar yang baik digunakan untuk mengukur kinerja model (Visa Sofia, 2011).

## 2. Presisi

Presisi atau nilai prediksi positif, adalah fraksi rasio nilai positif dari total kejadian positif yang diprediksi. Dengan kata lain, presisi adalah proporsi nilai positif yang diidentifikasi dengan benar oleh *classifier* dari seluruh jumlah kasus positif yang diprediksi (Visa Sofia, 2011). Presisi didapatkan melalui:

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

Presisi merupakan metrik yang berguna jika *False Positive* (FP) menjadi perhatian yang lebih tinggi dari pada *False Negative* (FN). Adanya nilai presisi yang besar menunjukkan bahwa jumlah *False Positive* (FP) yang kecil, begitu juga sebaliknya. Hal ini akan menentukan apakah model pengklasifikasi yang dirancang (*classifier*) dapat diandalkan atau tidak (Ting, 2017).

## 3. Recall/Sensitivitas

Sensitivitas, recall, atau *True Positive Rate* (TPR) dapat diartikan sebagai rasio nilai positif yang diidentifikasi dan diklasifikasikan melalui sistem prediksi dengan benar (TP) dibagi dengan seluruh jumlah total kasus positif aktual (TP+FN) (Ting, 2017).

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

Recall merupakan metrik yang digunakan ketika *False Negative* (FN) lebih besar dari *False Positif* (FP). Recall tinggi, presisi rendah berarti bahwa sebagian besar kasus kelas positif dikenali dengan benar oleh sistem prediksi (FN rendah) tetap ada banyak kesalahan prediksi kelas positif (FP tinggi). Recall rendah, presisi tinggi menunjukkan bahwa banyak kasus kelas positif yang dikenali sebagai kasus negatif (FN tinggi) tetapi jumlah prediksi benar kasus positif cukup tinggi (FP rendah) (Ting, 2017).

#### 4. Spesifisitas

Spesifisitas/*True Negative Rate* (TNR) memberikan fraksi (rasio) nilai negatif yang diidentifikasi dengan benar oleh sistem prediksi (TN) dari jumlah total kasus negatif aktual (TN+FP). Dengan kata lain, spesifisitas merupakan proporsi kasus negatif aktual yang diidentifikasi dengan benar (Ting, 2017). Nilai spesifisitas dihitung melalui persamaan berikut:

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

#### 5. *F1-Score*

*F1-Score* dapat dikatakan sebagai ukuran keseimbangan antara recall dan presisi yang mana akan bernilai maksimal jika nilai presisi sama dengan nilai recall (Ting, 2017).

$$F1_{score} = 2 \times \frac{(Recall \times Presisi)}{(Recall + Presisi)} = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (2.17)$$

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

## BAB III

### METODE PENELITIAN

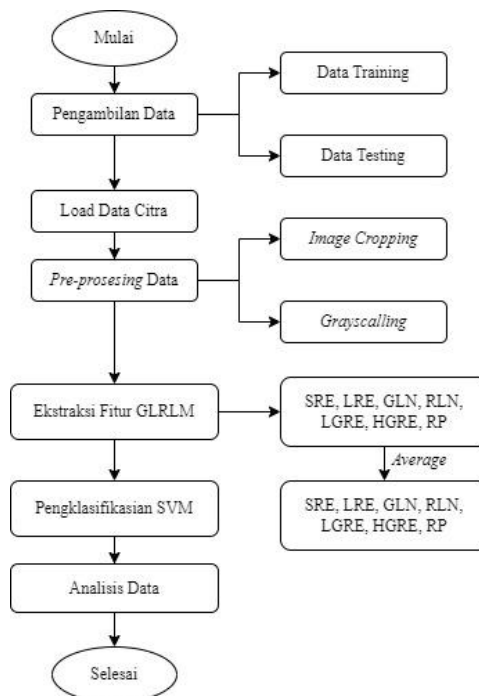
#### 3.1 Jenis Penelitian

Jenis penelitian yang digunakan pada penelitian ini adalah deskriptif kuantitatif karena pada penelitian ini mengandung unsur perhitungan dan membutuhkan analisis berdasarkan nilai yang diperoleh. Hasil analisis kemudian dievaluasi agar dicapai tujuan dari penelitian.

#### 3.2 Sumber Data Penelitian

Sumber data yang digunakan dalam penelitian merupakan data sekunder citra yang diambil dari website arsip pencitraan biomedis nasional (NBIA) yang merupakan website yang dikelola oleh institute kanker nasional amerika serikat (NCI). Data terdiri dari 65 citra paru-paru normal, 65 citra *squamous cell carcinoma*, 65 citra *large cell carcinoma*, dan 65 citra *adenocarcinoma*.

#### 3.3 Rancangan Penelitian



Gambar 3. 1 Diagram Alir Penelitian

### 3.4 Prosedur Penelitian

#### 3.4.1 Pengambilan dan Pengelompokan Data

Pengumpulan data dilakukan melalui akuisisi data dari situs arsip pencitraan biomedis nasional (NBIA) dikelola oleh Institute Kanker Nasional Amerika Serikat (NCI). Data yang diperoleh selanjutnya dibagi menjadi dua jenis, yaitu data latihan (data training) sebanyak 50 data citra per kelas dan data pengujian (data testing) sebanyak 15 data citra per kelas. Dalam penelitian ini terdapat 4 kelas yaitu normal, *squamous cell carcinoma*, *large cell carcinoma*, dan *adenocarcinoma*.

#### 3.4.2 Pre-processing Data

Untuk mempermudah dalam menganalisis nilai intensitas pada matriks citra, dilakukan dua tahap preprosesing citra diantaranya

##### 1. *Cropping* citra

*Cropping* citra difungsikan untuk memudahkan analisis yang dikhususkan pada area tertentu. Algoritma yang dibutuhkan dalam proses *cropping* citra sebagai berikut:

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

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

3. Menghitung  $\Delta y$  yaitu tinggi ordinat (vertikal) dari bagian yang akan dipotong, dengan menggunakan:

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

## 2. Grayscale

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

$$Gray(m, n) = \frac{0.299 * f_R(m, n) + 0.587 * f_G(m, n) + f_B(m, n)}{3} \quad (3.3)$$

### 3.4.3 Ekstraksi Fitur GLRLM

Setelah melalui preprocessing data, citra dianalisis teksturnya melalui empat arah sudut (0, 45, 90, 135) menggunakan metode ekstraksi GLRLM sesuai yang telah dijelaskan di sub bab 2.4. Sehingga diperoleh nilai-nilai fitur GLRLM seperti *Short Run Emphasis* (SRE), *Long Run Emphasis* (LRE), *Gray Level Non-Uniformity* (GLN), *Run Length Non-Uniformity* (RLN); dan *Run Percentage* (RP) pada masing-masing sudut sesuai persamaan (2.1) sampai persamaan (2.7). Hasil data yang diperoleh disimpan dalam file.xlsx kemudian dijadikan sebagai inputan pada tahap pengklasifikasian SVM.

Tabel 3.4.1 Data Fitur GLRLM

Sample	Fitur GLRLM	Direksi arah run (derajat)				
		0	45	90	135	Average
	SRE					
	LRE					
	GLN					
	RLN					
	LGRE					

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

Tabel 3.4.2 Data Input SVM

Identifikasi Citra									
Sample	Kelas Asli	Input Fitur GLRLM							Kelas Prediksi
		SRE	LRE	GLN	RLN	LGRE	HGRE	RP	

### 3.4.4 Pengklasifikasian dengan SVM

#### 1. Pelatihan Model SVM

Untuk setiap model SVM biner (A-vs-BCD, B-vs-ACD, dll.) akan dilatih model SVM dengan fitur-fitur GLRLM sebagai input dan label yang sesuai sebagai target. Proses pelatihan ini melibatkan optimasi parameter-parameter SVM untuk mencari hiperplane pemisah yang optimal.

#### 2. Pengujian dan Evaluasi

Setelah semua model SVM telah dilatih akan dilakukan pengujian performa model menggunakan data uji. Untuk setiap data uji akan dihitung

nilai fungsi keputusan dari semua model SVM biner dan memilih kelas dengan nilai tertinggi sebagai kelas prediksi. Kemudian dibandingkan prediksi tersebut dengan label sebenarnya untuk mengukur akurasi, presisi, recall, dan metrik evaluasi lainnya.

### 3.4.5 Perhitungan Validitas Data

Untuk mengetahui sebaran validitas data digunakan fitur Confusion matrix dilakukan perhitungan sebagai berikut:

1. Akurasi

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3.4)$$

2. Presisi

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3.5)$$

3. Recall/Sensitivitas

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3.6)$$

4. Spesifisitas

$$Spesifitas = \frac{TN}{TN+FP} \quad (3.7)$$

5. *F1-Score*

$$F1_{score} = 2 \times \frac{(Recall \times Presisi)}{(Recall + Presisi)} = \frac{TP}{TP + \frac{1}{2}(FP+FN)} \quad (3.8)$$



## BAB IV

### HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 4.1 Data Hasil Penelitian

##### 4.1.1 *Pre-processing* Citra

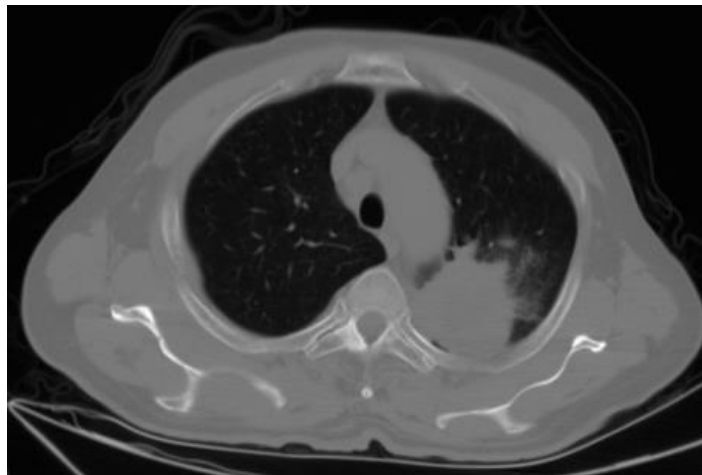
Tahap ini difungsikan unrtuk mempersiapkan data citra yang akan digunakan dalam proses analisis. Jumlah citra CT-Scan *Thorax* yang digunakan sebanyak 260 citra yang dibagi menjadi dua data yaitu data training dan data testing. Dimana untuk data training terdiri dari 4 kelas yaitu 50 citra paru-paru normal, 50 citra *squamous cell carcinoma*, 50 citra *large cell carcinoma*, dan 50 citra *adenocarcinoma*. Kemudian untuk data testing terdiri dari 4 kelas yaitu 15 citra paru-paru normal, 15 citra *squamous cell carcinoma*, 15 citra *large cell carcinoma*, dan 15 citra *adenocarcinoma*. Citra CT-Scan thorax tidak hanya merepresenrasikan bagian paru-paru seperti eshophagus, pembuluh darah, stenum dll. Oleh kareana itu diperlukan tahap pre-processing citra.

Pada tahap ini dilakukan teknikn pemotongan citra (*cropping*) yang digunakan untuk mendapatkan area khusus untuk dianalisis yaitu rongga paru-paru. Selaim itu dilakukan teknik *grayscale* untuk mengkonversi citrta menjadi citra dengan 256 skala keabuann (0 – 255).

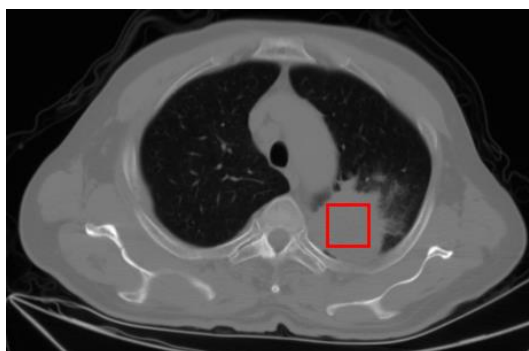
##### 1. *Cropping* citra

Untuk memfokuskan dan mempermudah proses analisis, dilakukan tekniik *cropping* dengan ukuran  $36 \times 36$  pixel pada area tertentu dalam rongga paru-paru. Perintah yang digunakan adalah *croppedImage = imcrop (inputImage, [x1, y1, width, height]);* dimana *cropped image* merupakann

hasil pemotongan area yang diinginkan, *imcrop* adalah fungsi dari matlab yang digunakan untuk memotong *Input Image* (citra masukan),  $x$  dan  $y$  adalah koordinat titik awal pemotongan pada gambar *Input Image*,  $width$  adalah panjang dalam piksel gambar yang dipotong (sumbu  $x$ ) dan  $height$  adalah tinggi gambar yang dipotong (sumbu  $y$ ). Penentuan koordinat dilakukan secara otomatis dengan menentukan titik tengah area yang akan dipotong, diimplementasikan dengan mengurangkan setengah dari ukuran ( $halfSize = 18$ ) dari koordinat pusat ( $x, y$ ). Dengan demikian, nilai  $x1$  dan  $y1$  dapat dihitung dengan fungsi  $x1 = x - halfSize$ ;  $y1 = y - halfSize$ ;



Gambar 4. 1 Citra CT-Scan *Thorax*



Gambar 4. 2 Area pemotongan citra



Gambar 4. 3 Hasil pemotongan citra dengan ukuran 36 x 36

Gambar 4.1 merepresentasikan citra ct scam thorax, gambar 4.2 merepresenrasikan daerah cropping dan citra hasil cropping ditampilkan pada Gambar 4.3. Gambar 4.3 inilah yang nantinya akan digunakan sebagai citra masukan untuk diproses ke tahap selanjutnya.

## 2. *Grayscale*

Informasi yang dibutuhkan hanya intensitas pada tiap piksel citra keabuan (*grayscale*) dengan nilai intensitas keabuan pada masing-masing piksel 0 -255. Pada dasarnya citra CT-Scan *Thorax* merupakan citra *grayscale* namun tahap ini tetap dilakukan untuk memastikan tidak adanya warna diluar derajat keabuan. Jika citra terbaca sudah *grayscale* maka citra tidak perlu melewati tahap ini namun jika belum *grayscale* maka citra akan diubah menjadi citra *grayscale* dengan fungsi *rgb2gray* pada matlab sehingga gambar menjadi citra dalam skala keabuan (*grayscale*).

### 4.1.2 Ekstraksi Fitur Tekstur

Setelah melalui tahap *pre-processing*, dilakukan tahap ekstraksi fitur dimana fitur ini berupa informasi unik dalam bentuk nilai numerik yang terkandung dalam citra. Fitur digunakan sebagai pembanding untuk mengidentifikasi jenis citra. Ciri tekstur, termasuk aspek penting dalam citra CT-Scan *thorax*, mencakup informasi tentang struktur permukaan citra. Tekstur ini menciptakan pola piksel dalam kompleksitas spasial dengan intensitas keabuan pada setiap pikselnya, dimulai dari piksel referensi hingga piksel tujuan. Pada

penelitian ini, tekstur menjadi karakteristik yang mencakup nilai kekasaran, kehalusan, keteraturan intensitas keabuan, dan heterogenitas pola grayscale.

GLRLM, sebagai metode ekstraksi statistik tekstur orde tinggi, menggunakan konsep matriks berdasarkan run-length. Run-length adalah jumlah jarak piksel dari piksel asal/*pixel of interest* (PoI) menuju piksel dengan intensitas yang sama, terhubung dengan piksel tetangganya melalui empat arah orientasi sudut:  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$ . Matriks *run-length* dihasilkan melalui perhitungan matriks awal citra dengan memperhatikan pola *grayscale* pada setiap pikselnya. Terdapat 7 fitur GLRLM yang dianalisis dalam penelitian ini, meliputi SRE, LRE, GLN, RLN, LGRE, HGRE, dan RP. Proses ekstraksi fitur GLRLM dilakukan pada setiap citra dengan menggunakan persamaan (2.1) sampai dengan persamaan (2.7).

#### 4.1.2.1 Matriks *Run Length*

Setelah melalui tahap *pre-processing*, yaitu cropping dan grayscale, selanjutnya matriks citra paru-paru yang mengandung nilai keabuan dalam tiap pikselnya akan diekstrak, seperti matriks berikut :

$$I_{36 \times 36} = \begin{bmatrix} 142 & 137 & 132 & 134 & \dots & 125 & 128 & 128 & 135 \\ 138 & 134 & 132 & 133 & \dots & 118 & 129 & 132 & 125 \\ 146 & 134 & 132 & 124 & \dots & 135 & 128 & 133 & 127 \\ 126 & 133 & 135 & 125 & \dots & 128 & 130 & 133 & 127 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 135 & 135 & 144 & 141 & \dots & 133 & 139 & 147 & 140 \\ 140 & 138 & 140 & 139 & \dots & 136 & 136 & 132 & 131 \\ 137 & 136 & 135 & 135 & \dots & 144 & 134 & 141 & 145 \\ 138 & 134 & 137 & 140 & \dots & 138 & 141 & 143 & 138 \end{bmatrix}$$

Gambar 4.4 Matriks *Run length*

Melalui matriks tersebut, dapat teramati keterkaitan spasial antara piksel asal (PoI) dan piksel tetangganya dalam keempat arah orientasi sudut ( $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$ ). Keterkaitan spasial di sini merujuk pada hubungan antara piksel

PoI dan tetangganya yang memiliki nilai grayscale yang serupa, sepanjang lintasan piksel tersebut dari arah yang dimaksud. Run-length, yang merupakan jumlah piksel yang terlibat dalam keterkaitan, mencerminkan sejauh mana keterkaitan tersebut berlangsung. Nilai pada piksel yang terlibat juga merujuk pada nilai grayscale piksel tersebut.

#### 4.1.2.2 Hasil Esktraksi Fitur GLRLM

Setelah mendapatkan statistik matriks run-length dari citra paru-paru, data GLRL tersebut diproses menggunakan persamaan (2.1) sampai dengan persamaan (2.7) untuk menghasilkan fitur GLRLM. Hasil fitur GLRLM dari setiap orientasi sudut kemudian diambil rata-ratanya dan digunakan sebagai input algoritma SVM untuk menentukan kelas citra. Proses ekstraksi dimulai dari tahap *pre-processing* hingga menghitung rata-rata nilai fitur GLRLM pada seluruh citra paru-paru yang berjumlah 260 citra. Setelah semua data terkumpul, 260 citra dibagi menjadi dua kelompok data, yaitu kelompok *training* dan *testing*.

##### a. Citra Training

Tabel 4. 1 *Range* Nilai Fitur GLRLM pada Data *Training*

Kelas	Fitur	Range
Normal	SRE	1.0820 - 1.4533
	LRE	4.9391 - 23.2778
	GLN	184.2777 - 317.4866
	RLN	293.4498 - 929.9359
	LGRE	0.2034 - 0.5565
	HGRE	31.9250 - 111.3640
	RP	0.7583 - 1.2944
<i>Adenocarcinoma</i>	SRE	0.9162 - 1.5379
	LRE	3.3581 - 185.1278
	GLN	47.4296 - 431.4909
	RLN	71.2983 - 1261.7089
	LGRE	0.0868 - 0.4844
	HGRE	126.8134 - 439.9734
	RP	0.2743 - 1.4337

<i>Squamous cell carcinoma</i>	SRE	1.9745 - 2.6197
	LRE	3.7910 - 125.2040
	GLN	82.0344 - 415.8997
	RLN	121.4292 - 1556.2568
	LGRE	1.1025 - 1.3529
	HGRE	115.1275 - 461.0112
	RP	1.4193 - 2.5526
<i>Large Cell Carcinoma</i>	SRE	2.3046 - 3.1656
	LRE	3.9582 - 144.7542
	GLN	78.2542 - 492.8208
	RLN	73.0641 - 1743.5124
	LGRE	1.5869 - 1.8381
	HGRE	115.8690 - 503.2527
	RP	1.8535 - 3.1178

## b. Citra Testing

Tabel 4. 2 Range Nilai Fitur GLRLM pada Data *Testing*

Kelas	Fitur	Range
Normal	SRE	1.0981 - 1.3226
	LRE	7.5352 - 18.4844
	GLN	188.0524 - 333.1655
	RLN	288.1353 - 602.7573
	LGRE	0.2110 - 0.4505
	HGRE	38.6626 - 105.1187
	RP	0.7880 - 1.0878
<i>Adenocarcinoma</i>	SRE	1.0146 - 1.5696
	LRE	4.7392 - 183.6304
	GLN	26.9239 - 202.1017
	RLN	87.2790 - 1017.4015
	LGRE	0.1569 - 0.6554
	HGRE	96.9588 - 445.9529
	RP	0.2384 - 1.3308
<i>Squamous cell carcinoma</i>	SRE	2.0873 - 2.5541
	LRE	4.3156 - 57.0253
	GLN	183.5751 - 484.5390
	RLN	178.5799 - 1321.1708
	LGRE	1.0805 - 1.2406
	HGRE	228.7318 - 418.6783
	RP	1.5415 - 2.4618
<i>Large Cell Carcinoma</i>	SRE	2.3697 - 3.1076
	LRE	4.4432 - 224.4474
	GLN	47.8107 - 395.0204

	RLN	85.0839 - 1412.3022
	LGRE	1.5909 - 1.9795
	HGRE	150.0765 - 465.3682
	RP	1.8802 - 3.0266

### 4.1.3 Analisis Klasifikasi SVM

Setelah semua citra melalui tahap ekstraksi fitur GLRLM pada 4 arah dan didapat data rata-rata setiap fiturnya, data tersebut digunakan sebagai input dalam pengklasifikasian SVM. Data training yang berjumlah 200 data citra, digunakan untuk mempelajari dan mengenali pola citra paru-paru. Sedangkan data testing yang berjumlah 60 data citra digunakan untuk menguji system SVM dalam mengklasifikasikan citra.

Tahap awal dalam pengklasifikasian svm yaitu dengan memasukkan variabel data training yang tersimpan dalam file excel kedalam matlab *classifier svm*. Tahap selanjutnya. pada algoritma svm data seluruh fitur GLRLM dan data score kelas (kelas normal = 0 , kelas *adenocarcinoma* =1, kelas *squamous cell carcinoma* = 2, dan kelas *large cell carcinoma* = 3), diplot dan dilakukan pembelajaran algoritma svm atau tahap *training* dengan *epoch* 30. Pada tahap ini dihasilkan akurasi training sebesar 100%. setelah diapat akurasi training maka model SVM diekspor kedalam *workspace* dan disimpan dalam format *.mat*. Model ini yang akan digunakan untuk mengidentifikasi data baru yang diniput. Kemudian setelah didapat model SVM dilakukan pengujian data testing untuk mengetahui kinerja algoritma system GLRLM-SVM.

#### 4.1.3.1 Sebaran Validitas Data

Kinerja dari sistem GLRLM-SVM dapat diketahui melalui sebaran validitas data. Sebaran validitas data dapat deketahui melalui perhitungan *convusion matrix*. *Confusion matrix* yang merepresentasikan hasil proses

klasifikasi SVM yaitu *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP) dan *False Negative* (FN). Dalam evaluasi model klasifikasi dengan empat kelas (normal, adenocarcinoma, squamous cell carcinoma, dan *large cell carcinoma*), Klasifikasi yang benar-benar termasuk ke dalam setiap kelas dan diklasifikasikan dengan benar (*True Positive*), klasifikasi yang benar-benar bukan bagian dari setiap kelas dan diklasifikasikan dengan benar (*True Negative*), klasifikasi yang sebenarnya normal atau kanker tetapi keliru diklasifikasikan sebagai kanker atau normal (*False Positive*), dan klasifikasi yang sebenarnya normal atau kanker tetapi keliru diklasifikasikan sebagai normal atau kanker (*False Negative*). Berikut merupakan tabel *convusion matrix* :

Tabel 4. 3 *Convusion Matrix*

<i>Convusion Matrix</i>				
Kelas	Normal	<i>Adeno carcinoma</i>	<i>Squamous Cell Carcinoma</i>	<i>Large Cell Carcinoma</i>
Normal	15	0	0	0
<i>Adenocarcinoma</i>	0	15	0	0
<i>Squamous Cell Carcinoma</i>	0	0	15	0
<i>Large Cell Carcinoma</i>	0	0	0	15

Dalam tabel ini, semua nilai *True Positive* (TP) dan *True Negative* (TN) untuk setiap kelas adalah 15, sedangkan semua nilai *False Positive* (FP) dan *False Negative* (FN), dan adalah 0. Selanjutnya semua komponen *convusion matrix* digunakan untuk mengetahui sebaran validitas data dari algoritma SVM.

#### 1. Akurasi

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

Nilai akurasi 100% menunjukkan bahwa sistem prediksi SVM telah mengklasifikasikan seluruh citra paru-paru pada data testing dengan



benar berdasarkan fitur teksturnya. Dapat dikatakan bahwa kinerja dan performa SVM dalam mengenali pola tekstur pada masing-masing kelompok citra paru-paru tergolong sangat baik dan akurat.

## 2. Presisi

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

Presisi adalah rasio antara jumlah data aktual pada kelas kanker paru-paru yang diidentifikasi dan diklasifikasikan dengan benar oleh sistem prediksi SVM, dibandingkan dengan total jumlah kelas kanker paru-paru yang diprediksi. Ketika nilai presisi tinggi mencapai 100%, ini menunjukkan bahwa tidak ada kesalahan prediksi seperti citra kelas normal yang keliru diklasifikasikan sebagai kanker paru-paru ( $FP = 0$ ).

## 3. Sensitivitas/Recall

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

Sensitivitas, atau dikenal juga sebagai Recall, merujuk pada proporsi data aktual kelas kanker paru-paru yang berhasil diidentifikasi dan diklasifikasikan dengan benar oleh SVM dari keseluruhan data aktual kelas kanker paru-paru. Nilai recall mencapai 100%, menandakan bahwa SVM tidak melakukan kesalahan prediksi yang dapat mengubah kelas aktual data kanker paru-paru menjadi kelas normal. Hal ini penting untuk menghindari risiko memberikan perlakuan yang tidak sesuai kepada pasien, karena kesalahan prediksi dapat berpotensi merugikan kesehatan paru-paru mereka. Dengan presisi dan recall mencapai nilai maksimal, yaitu 100%, maka pasien atau responden tidak akan

menerima perlakuan yang tidak sesuai dengan kondisi kesehatan mereka. Pasien dengan kategori paru-paru normal akan mendapatkan perlakuan sesuai dengan normal, begitu juga dengan pasien yang diklasifikasikan sebagai kanker paru-paru akan mendapatkan perlakuan dan perawatan intensif sesuai dengan standar pasien kanker paru-paru pada umumnya.

#### 4. Spesifitas

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

Spesifitas mencerminkan rasio kelas paru-paru normal pada data aktual yang berhasil diidentifikasi dengan benar oleh SVM dari keseluruhan data kelas normal aktual. Dengan nilai spesifitas mencapai 100%, dapat disimpulkan bahwa SVM, sebagai sistem prediksi, berhasil mengklasifikasikan semua kelas normal pada data aktual dengan benar dan tepat. Dengan kata lain, tidak terdapat kesalahan prediksi di mana kelas paru-paru normal pada data aktual salah diklasifikasikan sebagai kelas kanker paru-paru.

#### 5. $F_1$ 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 nilai rata-rata harmonik antara presisi dan sensitivitas (*recall*), yang digunakan sebagai metrik untuk mengukur keseimbangan antara keduanya. Jika presisi model ditingkatkan, maka

sensitivitas (*recall*) akan menurun, dan sebaliknya. Skor F1 menjadi indikator kualitas dari sistem prediksi. Ketika nilai Skor F1 mencapai 100%, hal ini menandakan bahwa presisi dan recall berada dalam keseimbangan yang optimal, yang berarti sistem prediksi SVM memiliki kualitas yang sangat baik dalam memahami pola tekstur paru-paru dan memprediksi dataset pada tahap pengujian.

#### 4.1.4 Karakteristik Tekstur Citra

Setelah data diekstraksi fitur melalui GLRLM dan diklasifikasikan dengan svm. Karakteristik citra paru-paru dapat diketahui melalui berdasarkan ciri teksturnya nilai ambang batas (*mid point*) untuk memisahkan karakteristik tekstur yang berlawanan.

Tabel 4. 4 *Range* Nilai Fitur

Fitur	Parameter	Range	Mid Point	$\geq$ Mid Point	$<$ Mid Point
SRE	<i>Short Run</i>	0.9162 - 3.1656	1.77201	Halus	Kasar
LRE	<i>Long Run</i>	3.5381 - 224.3374	11.48813	Kasar	Halus
GLN	<i>Gray Level</i>	26.92339 - 492.8209	230.2747	Heterogen	Homogen
RLN	<i>Run Length</i>	71.2983 - 1743.5124	507.0988	Heterogen	Homogen
LGRE	<i>Low Gray Level</i>	0.0868 - 1.9795	0.867944	Banyak	Sedikit
HGRE	<i>High Gray Level</i>	31.9250 - 503.2527	241.9809	Banyak	Sedikit
RP	<i>Run</i>	0.2384 - 3.1178	1.426497	Tinggi	Rendah

Setelah Diketahui *Range* berdasarkan data yang diperoleh dari nilai ekstraksi fitur GLRLM pada masing-masing citra, kemudian dapat diketahui karakteristik tekstur berdasarkan parameter yang ada. Berikut ringkasan table karakteristik tekstur pada masing-masing kelas paru-paru :

Tabel 4. 5 Karakteristik Tekstur pada masing-masing Kelas

Parameter		Kelas			
		Normal	<i>Adeno carcinoma</i>	<i>Squamous Cell Carcinoma</i>	<i>Large Cell Carcinoma</i>
<i>Short Run</i>	Halus	0	0	65	65
	Kasar	65	65	0	0
<i>Long Run</i>	Halus	20	36	42	33
	Kasar	35	29	23	32
<i>Gray Level</i>	Heterogen	43	14	31	42
	Homogen	22	46	34	23
<i>Run Length</i>	Heterogen	30	32	37	31
	Homogen	35	33	28	34
<i>Low Gray Level</i>	Banyak	0	0	65	65
	Sedikit	65	65	0	0
<i>High Gray Level</i>	Banyak	0	45	46	39
	Sedikit	65	15	19	26
<i>Run</i>	Tinggi	0	1	64	65
	Rendah	65	64	1	0

Berdasarkan table 4.5 yang menyajikan data karakteristik tekstur pada masing-masing kelas citra, dapat diketahui bahwa pada kelas normal sebagian besar data citra memiliki permukaan yang kasar dikarenakan nilai *short run* dan *long run* yang cenderung kasar, *heterogenitas* pola *gray level* pada tiap-tiap pikselnya dan jumlah *run length* yang terbentuk, memiliki sedikit intensitas *low gray level* dan *high gray level*, dan persentasi run (*run percentage*) yang rendah. Nilai RP (*run percentage*) yang rendah disebabkan banyaknya *short run* (lintasan pendek) dibandingkan dengan *long run* (lintasan panjang) yang terbentuk sehingga permukaan citra menjadi kasar, sedangkan heterogenitas pola *gray level* pada tiap pikselnya disebabkan distribusi *gray level* yang tidak merata antara *low gray level* (nilai keabuan rendah) dan *high gray level* (nilai keabuan tinggi) dengan panjang *run length* yang relatif tidak sama (heterogen).

Pada kelas *adenocarcinoma* sebagian besar data citra memiliki permukaan yang kasar dikarenakan nilai *short run* dan *long run* yang cenderung kasar, homogenitas pola gray level pada tiap-tiap piksel dan jumlah run length yang terbentuk, memiliki sedikit intensitas *low gray level* dan banyak *high gray level*, dan persentasi run (*run percentage*) yang rendah. Nilai RP (*run percentage*) yang rendah disebabkan banyaknya *short run* (lintasan pendek) dibandingkan dengan *long run* (lintasan panjang) yang terbentuk sehingga permukaan citra menjadi kasar, sedangkan homogenitas pola *gray level* pada tiap pikselnya disebabkan distribusi *gray level* yang merata antara *low gray level* (nilai keabuan rendah) dan *high gray level* (nilai keabuan tinggi) dengan panjang *run length* yang relatif sama (homogen). *Adenocarcinoma* mememiliki perbedaan karakteristik dengan kelas normal yang terdapat pada homogenitas intensitas *gray level* dan *run length* yang terbentuk.

Pada kelas *squamous cell carcinoma* sebagian besar data citra memiliki permukaan yang halus dikarenakan nilai *short run* dan *long run* yang cenderung halus, homogenitas pola gray level pada tiap-tiap pikselnya, heterogenitas jumlah run length yang terbentuk, memiliki banyak intensitas *low gray level* dan *high gray level*, dan persentasi run (*run percentage*) yang tinggi. Nilai RP (*run percentage*) yang tinggi disebabkan banyaknya *short run* (lintasan pendek) dibandingkan dengan *long run* (lintasan panjang) yang terbentuk sehingga permukaan citra menjadi halus, sedangkan homogenitas pola *gray level* pada tiap pikselnya disebabkan distribusi *gray level* yang merata antara *low gray level* (nilai keabuan rendah) dan *high gray level* (nilai keabuan tinggi) dengan panjang *run length* yang relatif sama (homogen). *squamous cell carcinoma* memiliki

perbedaan dibandingkan kelas normal dan *adenocarcinoma* dimana dalam kelas ini memiliki permukaan yang lebih halus, *low gray level* dan *high gray level* yang lebih banyak serta *run percentage* yang lebih tinggi.

Pada kelas *large cell carcinoma* sebagian besar data citra memiliki permukaan yang halus dikarenakan nilai *short run* dan *long run* yang cenderung halus, heterogenitas pola *gray level* pada tiap-tiap pikselnya, homogenitas jumlah *run length* yang terbentuk, memiliki banyak intensitas *low gray level* dan *high gray level*, dan persentasi run (*run percentage*) yang tinggi. Nilai RP (*run percentage*) yang tinggi disebabkan banyaknya *short run* (lintasan pendek) dibandingkan dengan *long run* (lintasan panjang) yang terbentuk sehingga permukaan citra menjadi halus, sedangkan heterogenitas pola *gray level* pada tiap pikselnya disebabkan distribusi *gray level* yang tidak merata antara *low gray level* (nilai keabuan rendah) dan *high gray level* (nilai keabuan tinggi) dengan panjang *run length* yang relatif tidak sama (heterogen). Pada kelas ini memiliki karakteristik perbedaan karakteristik dengan kelas normal dan *adenocarcinoma* yaitu permukaan yang lebih halus, *low gray level* dan *high gray level* yang lebih banyak dan *run percentage* yang lebih tinggi. Sedangkan perbedaan dengan kelas *squamous cell carcinoma* terdapat pada heterogenitas pola *gray level* dan homogenitas *run length* yang terbentuk.

## 4.2 Pembahasan

Penelitian dilakukan untuk mengetahui kinerja sistem GLRLM-SVM dalam mengidentifikasi paru-paru dan kanker paru-paru (*adenocarcinoma*, *squamous cell carcinoma*, *large cell carcinoma*). Selain itu penelitian ini juga mempunyai tujuan untuk mengetahui bagaimana karakteristik tekstur pada masing-masing citra *thorax*

(normal, *adenocarcinoma*, *squamous cell carcinoma*, dan *large cell carcinoma*) berdasarkan nilai ekstraksi fitur GLRLM. Citra *thorax* yang dianalisis merupakan bagian rongga paru-paru. Masing-masing citra diekstraksi fiturnya yang berupa nilai numerik dengan metode GLRLM sehingga dapat digunakan sebagai inputan oleh *classifier* SVM untuk mengenali pola dan mengklasifikasikan citra sesuai kelasnya. Kemudian hasil data prediksi dibandingkan dengan data actual untuk mengetahui sebaran validitasnya.

Kanker paru-paru adalah kanker yang terjadi pada sel-sel yang melapisi saluran udara paru-paru (Li et al., 2023). Untuk mendapatkan citra pada bagian paru-paru yang nantinya digunakan sebagai citra *inputan* dilakukan tahap *pre-processing* yaitu *cropping* citra dan *grayscale*. Setelah melalui proses *pre-processing*, citra akan menghasilkan statistik pada setiap pikselnya. Statistik ini kemudian diolah menggunakan teknik ekstraksi fitur tekstur GLRLM. Secara matematis, ekstraksi fitur ini dapat dijelaskan sebagai pengkodean dari vektor dua dimensi, yang komponennya dihasilkan melalui pemrosesan citra dalam bentuk matriks run-length menggunakan teknik analisis tekstur (Syifa et al., 2016). Langkah ekstraksi ini menjadi sangat penting untuk mendapatkan nilai dari setiap fitur GLRLM (SRE, LRE, GLN, RLN, LGRE, HGRE, dan RP), yang nantinya akan menjadi input bagi sistem prediksi SVM selama tahap pembelajaran dan menentukan klasifikasi citra. Sebagai hasil dari sistem prediksi, diperoleh nilai Score kelas (kelas normal = 0, kelas *adenocarcinoma* = 1, kelas *squamous cell carcinoma* = 2, dan kelas *large cell carcinoma* = 3) sehingga kelas tiap data dapat teridentifikasi.

Hasil dari sistem prediksi dibandingkan dengan data aktual untuk mengetahui kinerja sistem melalui sebaran validitas data dengan teknik confusion matrix. *Confusion matrix* tersusun dari empat karakteristik dasar output yang digunakan untuk menentukan parameter pengukuran pengklasifikasi yaitu TP; TN; FP; FN (Kulkarni et al., 2020). Didapatkan data sebaran validasi sistem prediksi berupa nilai akurasi, presisi, recall, spesifisitas dan F1- *Score* yang bernilai 100%. Hal tersebut membuktikan bahwa sistem GLRLM-SVM memiliki kualitas yang sangat baik untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan kanker paru-paru.

Sebagaimana Penelitian terdahulu yang dilakukan oleh (Yunianto et al., 2021), Mengenai klasifikasi kanker paru-paru dengan penerapan metode Naïve Bayes, dilakukan eksperimen dengan variasi filter dan ekstraksi ciri menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dengan 120 data citra yang mempunyai tingkat akurasi terbaik sebesar 88.3%. Dilakukan Penelitian yang serupa oleh (Khultsum et al., 2022) mengenai Penerapan Metode *Mobile-Net* Untuk Klasifikasi Citra Penyakit Kanker Paru-Paru, pada citra Kanker paru-paru sebanyak 720 citra dengan proses segmentasi KMeans dan klasifikasi menggunakan metode CNN dengan model *Mobile-Net* menghasilkan akurasi sebesar 96.7%. Pada penelitian identifikasi kanker paru-paru dengan metode GLRLM dan SVM ini, didapatkan akurasi yang lebih baik yaitu 100%. Hal ini disebabkan karena beberapa hal yaitu perbedaan pendekatan metode yang digunakan, dimana pada penelitian sebelumnya oleh (Yunianto et al., 2021) digunakan metode *GLCM-Naïve Bayes* dan pada penelitian oleh (Khultsum et al., 2022) digunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Selain perbedaan metode yang digunakan, terdapat perbedaan preproesing data dimana pada dua penelitian sebelumnya citra yang



digunakan sebagai masukan merupakan seluruh region thorax. Sedangkan pada penelitian ini dilakukan pemotongan langsung pada area rongga / selaput paru-paru sehingga diperoleh hasil akurasi yang lebih optimal.

Pada kelas kanker paru-paru *adenocarcinoma* memiliki tekstur kasar dan homogen. Karakteristik tekstur tersebut berhubungan dengan tingkat kanker yang belum menyebar ke kelenjar getah bening dan memiliki karakteristik yang seragam dalam hal struktur dan sifatnya, yang dapat diartikan sebagai kecenderungan kanker untuk tetap terbatas pada area asalnya tanpa menyebar ke jaringan di sekitarnya atau organ yang lebih jauh (Tsim et al., 2010).

Pada kelas kanker paru-paru *squamous cell carcinoma* memiliki tekstur halus dan homogen. Karakteristik tekstur halus berhubungan dengan tingkat kanker yang mulai menyebar ke kelenjar getah bening. Tekstur Homogen dapat menunjukkan bahwa sel kanker *squamous cell carcinoma* memiliki karakteristik yang seragam dalam hal struktur dan sifatnya, yang dapat diartikan sebagai kecenderungan kanker belum menyebar ke organ yang lebih jauh (Tsim et al., 2010).

Pada kelas kanker paru-paru *large cell carcinoma* memiliki tekstur halus dan heterogen. Karakteristik Tekstur halus berhubungan dengan tingkat kanker yang mulai menyebar ke kelenjar getah bening. Tekstur heterogen dapat menunjukkan bahwa sel kanker *large cell carcinoma* memiliki karakteristik yang bervariasi dalam hal struktur dan sifatnya dikarenakan kecenderungan kanker yang telah menyebar ke organ lain seperti bronkus, esofagus, dan pembuluh besar (aorta) (Tsim et al., 2010).

### 4.3 Kajian Keislaman

Kanker paru-paru merupakan penyebab utama kematian 18% dari 9,9 juta kematian akibat kanker di dunia (Li et al., 2023). Penyakit ini dapat menyerang siapapun dan disebut sebagai "*silent killer*" atau penyakit yang tidak menimbulkan gejala khas pada awalnya. Pada tahap awal, kanker paru-paru tidak menimbulkan gejala yang mencolok dan tidak spesifik sehingga ketika tumor tumbuh atau menyebar ke bagian-bagian lain, gejala baru muncul.

Pada salah satu hadistnya Rasulullah SAW menyatakan bahwa kesembuhan terhadap penyakit dikaitkan oleh Rasulullah SAW dengan proses kesesuaian obat dengan penyakit yang diobati kerana setiap ciptaan Allah SWT pasti ada artinya. Maka setiap penyakit pasti ada obatnya agar penyakit itu sembuh. Hal ini dipahami dalam hadist Rasulullah SAW diriwayatkan oleh Muslim:

عَنْ رَسُولِ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ أَنَّهُ قَالَ لِكُلِّ دَاءٍ دَوَاءٌ فَإِذَا أُصِيبَ دَوَاءُ الدَّاءِ بَرَأَ بِإِذْنِ  
اللَّهِ عَزَّ وَجَلَّ

*"Rasulullah shallallahu 'alaihi wasallam bersabda: "Setiap penyakit ada obatnya. Apabila ditemukan obat yang tepat untuk suatu penyakit, akan sembuhlah penyakit itu dengan izin Allah 'azza wajalla." (HR Muslim).*

Salah satu upaya manusia dalam berobat adalah mendeteksi penyakit yang menjadi langkah awal yang penting untuk menentukan diagnosis yang tepat. Manusia melakukan berbagai jenis pemeriksaan, seperti tes darah, pemindaian gambar seperti CT-Scan atau MRI, dan pemeriksaan fisik oleh tenaga medis. Hal ini dilakukan dengan tujuan untuk mengidentifikasi penyebab gejala yang dialami oleh pasien.

Selain itu, perkembangan teknologi medis juga turut berkontribusi dalam upaya mendeteksi penyakit. Peralatan medis canggih seperti mesin pencitraan yang lebih mutakhir, alat tes laboratorium yang lebih sensitif, dan inovasi teknologi medis lainnya dapat membantu dalam diagnosis dini dan akurat. Penelitian ini, menerapkan teknologi seperti CT-Scan untuk identifikasi kanker paru-paru, dapat diartikan sebagai langkah konkrit untuk upaya manusia dalam berobat dengan cara meningkatkan deteksi dini penyakit yang serius. Sebagaimana yang telah disampaikan Rasulullah saw dalam hadits nya :

عَنْ أَبِي هُرَيْرَةَ رَضِيَ اللَّهُ عَنْهُ، قَالَ: قَالَ رَسُولُ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ: "إِنَّ اللَّهَ مُحِبُّ إِذَا عَمَلَ أَحَدُكُمْ عَمَلًا أَنْ يَتَّقَنَهُ"

*“Dari Abu Hurairah radhiyallahu 'anhu, ia berkata, Rasulullah shallallahu 'alaihi wa sallam bersabda, "Sesungguhnya Allah menyukai ketika salah satu di antara kalian melakukan sesuatu, maka ia melakukannya dengan baik” (HR. Bukhari dan Muslim).*

Hadis ini menunjukkan pentingnya melakukan tindakan dengan sebaik-baiknya, termasuk dalam hal pemanfaatan teknologi di bidang kesehatan. Dengan mengembangkan teknologi untuk identifikasi kanker paru-paru, tindakan tersebut diharapkan dapat memberikan manfaat yang maksimal bagi kesejahteraan umat manusia. Pemanfaatan teknologi untuk identifikasi penyakit, seperti kanker paru-paru, menjadi wujud dari niat baik untuk memberikan manfaat dan melindungi umat manusia.

Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya sejalan dengan kemajuan ilmiah tetapi juga mendukung nilai-nilai Islam yang mendorong penggunaan pengetahuan dan teknologi untuk kesejahteraan manusia serta menjaga amanah kesehatan yang diberikan oleh Allah.

## BAB V

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan mengenai identifikasi kanker paru-paru melalui analisis tekstur citra ct-scan *thorax* menggunakan metode GLRLM dan SVM , didapatkan bahwa:

1. Diperoleh hasil penyebaran validitas Dengan akurasi, presisi, recall, spesifisitas, dan F1-Score mencapai 100%, sistem prediksi SVM berhasil mengklasifikasikan citra paru-paru dengan tingkat keakuratan yang tinggi, menunjukkan kualitas prediksi yang sangat baik.
2. Berdasarkan analisis karakteristik tekstur pada masing-masing kelas citra, kelas normal memiliki permukaan kasar dengan distribusi *gray level* heterogen, adenocarcinoma memiliki permukaan kasar dengan distribusi *gray level* homogen, *squamous cell carcinoma* memiliki permukaan halus dengan distribusi *gray level* homogen, dan *large cell carcinoma* memiliki permukaan halus dengan distribusi *gray level* heterogen.

#### 5.2 Saran

Adapun saran dalam penelitian yang dapat penulis sampaikan yaitu penentuan titik pemotongan citra pada tahap preprosesing harus dilakukan secara tepat. Karena hal tersebut dapat mempengaruhi kinerja dari system yang dibuat sehingga diperlukan ketelitian yang tinggi.

## DAFTAR PUSTAKA

- Alita, D., Fernando, Y., & Sulistiani, H. (2020). IMPLEMENTASI ALGORITMA MULTICLASS SVM PADA OPINI PUBLIK BERBAHASA INDONESIA DI TWITTER. *Jurnal Tekno Kompak*, 14(2). <https://doi.org/10.33365/jtk.v14i2.792>
- Anggraini, D. R., & Feriyawati, L. (2018). Gambaran Sitologi Large Cell Carcinoma Paru. *Anatomica Medical Journal Fakultas Kedokteran*, 1(1).
- Angriawan, M., Angeline, R., & Angka, R. N. (2022). Literature Review: Pengaruh Rokok terhadap Gambaran Histopatologi Kanker Paru. *Jurnal Kedokteran Meditek*, 28(3). <https://doi.org/10.36452/jkdoktmeditek.v28i3.2342>
- Clark, K., Vendt, B., Smith, K., Freymann, J., Kirby, J., Koppel, P., Moore, S., Phillips, S., Maffitt, D., Pringle, M., Tarbox, L., & Prior, F. (2013). The cancer imaging archive (TCIA): Maintaining and operating a public information repository. *Journal of Digital Imaging*, 26(6), 1045–1057. <https://doi.org/10.1007/S10278-013-9622-7>
- Corino, V. D. A., Montin, E., Messina, A., Casali, P. G., Gronchi, A., Marchianò, A., & Mainardi, L. T. (2018). Radiomic analysis of soft tissues sarcomas can distinguish intermediate from high-grade lesions. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 47(3). <https://doi.org/10.1002/jmri.25791>
- Durgamahanthi, V., Anita Christaline, J., & Shirley Edward, A. (2021). GLCM and GLRLM Based Texture Analysis: Application to Brain Cancer Diagnosis Using Histopathology Images. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 1172. [https://doi.org/10.1007/978-981-15-5566-4\\_61](https://doi.org/10.1007/978-981-15-5566-4_61)
- Example calculation of radiomic texture features. Whereas the... | Download Scientific Diagram.* (n.d.). Retrieved September 30, 2023, from [https://www.researchgate.net/figure/Example-calculation-of-radiomic-texture-features-Whereas-the-gray-level-co-occurrence\\_fig2\\_350829115](https://www.researchgate.net/figure/Example-calculation-of-radiomic-texture-features-Whereas-the-gray-level-co-occurrence_fig2_350829115)
- Gherghout, Y., Tlili, Y., & Souici, L. (2021). Classification of breast mass in mammography using anisotropic diffusion filter by selecting and aggregating morphological and textural features. *Evolving Systems*, 12(2). <https://doi.org/10.1007/s12530-019-09270-z>
- Indonesia Cancer Care Community - ICCC.* (n.d.). Retrieved August 30, 2023, from <https://iccc.id/kanker-paru>
- Janiesch, C., Zschech, P., & Heinrich, K. (2021). Machine learning and deep learning. *Electronic Markets*, 31(3). <https://doi.org/10.1007/s12525-021-00475-2>
- Jawas, N., & Sentana, I. W. B. (2018). Deteksi Lung Nodule Otomatis dari Citra Medis Computed Tomography ( CT ) Scan dengan Operasi Morfology dan SVM. *Jurnal Sistem Dan Informatika*, 12(2).
- Joseph, J., & Rotty, L. W. A. (2020a). Kanker Paru: Laporan Kasus. *Medical Scope*

- Journal*, 2(1). <https://doi.org/10.35790/msj.2.1.2020.31108>
- Joseph, J., & Rotty, L. W. A. (2020b). Kanker Paru. *Medical Scope Journal*, 2(1).
- Jumeilah, F. S. (2017). Penerapan Support Vector Machine (SVM) untuk Pengkategorian Penelitian. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 1(1), 19–25. <https://doi.org/10.29207/resti.v1i1.11>
- Khultsum, U., Sarasati, F., & Taufik, G. (2022). Penerapan Metode Mobile-Net Untuk Klasifikasi Citra Penyakit Kanker Paru-Paru. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 9(5), 1366. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v9i5.4918>
- Kishor Ganti, A. P., Grannis Jr, F. W., Jahan, T. M., Jahanzeb, M., Jude, S., Kessinger, A., Lennes, I. T., Loo Jr, B. W., Martins, R., Otterson, G. A., Patel, J. D., Lurie, R. H., Pinder-Schenck, M. C., Pisters, K. M., Reckamp, K., Riely, G. J., Rohren, E., Swanson, S. J., Center Douglas Wood, C. E., ... Hughes, M. (2012). Non-Small Cell Lung Cancer NCCN Guidelines ® The primary risk factor for lung cancer is smoking to-bacco, which accounts for more than 85% to 90% of NCCN Non-Small Cell Lung Cancer Panel Members. *JNCCN- Journal of the National Comprehensive Cancer Network* |, 10(10), 1250.
- Kulkarni, A., Chong, D., & Batarseh, F. A. (2020). Foundations of data imbalance and solutions for a data democracy. In *Data Democracy: At the Nexus of Artificial Intelligence, Software Development, and Knowledge Engineering*. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-818366-3.00005-8>
- Kumar, A., Gowri, S., David, J. W., & Bevish Jinila, Y. (2022). An Efficient Association Rule Mining from Distributed Medical Database for Predicting Heart Disease. *Proceedings - 6th International Conference on Computing Methodologies and Communication, ICCMC 2022*. <https://doi.org/10.1109/ICCMC53470.2022.9753720>
- Kumaseh, M. R., Latumakulita, L., & Nainggolan, N. (2013). SEGMENTASI CITRA DIGITAL IKAN MENGGUNAKAN METODE THRESHOLDING. *JURNAL ILMIAH SAINS*, 13(1). <https://doi.org/10.35799/jis.13.1.2013.2057>
- Kurniawan, M. A., Ariprawira, G., & Sitanggang, A. S. (2021). Analisis Pengujian terhadap Model Aplikasi Sistem Pakar Diagnosis Penyakit Paru-Paru Berbasis Web. *Faletahan Health Journal*, 8(03). <https://doi.org/10.33746/fhj.v8i03.306>
- Li, C., Lei, S., Ding, L., Xu, Y., Wu, X., Wang, H., Zhang, Z., Gao, T., Zhang, Y., & Li, L. (2023). Global burden and trends of lung cancer incidence and mortality. *Chinese Medical Journal*, Publish Ah(13). <https://doi.org/10.1097/cm9.0000000000002529>
- Makaju, S., Prasad, P. W. C., Alsadoon, A., Singh, A. K., & Elchouemi, A. (2018). Lung Cancer Detection using CT Scan Images. *Procedia Computer Science*, 125. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.12.016>
- Malhotra, J., Malvezzi, M., Negri, E., La Vecchia, C., & Boffetta, P. (2016). Risk factors for lung cancer worldwide. *European Respiratory Journal*, 48(3). <https://doi.org/10.1183/13993003.00359-2016>

- Mestha, L. K., & Dianat, S. A. (2020). Fundamentals of Digital Image Processing. In *Control of Color Imaging Systems*. <https://doi.org/10.1201/9781315221236-5>
- 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. <https://doi.org/10.31764/orbita.v8i1.8334>
- Munawarah, R., Soesanto, O., & Faisal, M. R. (2022). Penerapan Metode Support Vector Machine. *Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer (KLIK)*, 04(01), 103–113.
- Munir, M. S. (2016). Klasifikasi Kekurangan Unsur Hara N,P,K Tanaman Kedelai Berdasarkan Fitur Daun Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. *Laporan Thesis-TE 142599. Fakultas Teknologi Industri Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya*.
- Nurtanio, I., Astuti, E. R., Ketut Eddy Pumama, I., Hariadi, M., & Purnomo, M. H. (2013). Classifying cyst and tumor lesion using Support Vector Machine based on dental panoramic images texture features. *IAENG International Journal of Computer Science*, 40(1).
- O’Keeffe, L. M., Taylor, G., Huxley, R. R., Mitchell, P., Woodward, M., & Peters, S. A. E. (2018). Smoking as a risk factor for lung cancer in women and men: A systematic review and meta-analysis. In *BMJ Open* (Vol. 8, Issue 10). <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2018-021611>
- Pandiangan, T., Bali, I., & Silalahi, A. R. J. (2019). Early lung cancer detection using artificial neural network. *Atom Indonesia*, 45(1). <https://doi.org/10.17146/aij.2019.860>
- Pearce, E. C. (2016). Anatomi Dan Fisiologi Untuk Paramedis - Evelyn Clare Pearce -. In *PT. Gramedia Pustaka Utama*.
- Radhakrishnan, M., & Kuttiannan, T. (2012). Comparative Analysis of Feature Extraction Methods for the Classification of Prostate Cancer from TRUS Medical Images. *International Journal of Computer Science Issues*, 9(1).
- Ricky, M., & Al Rivan, M. E. (2022). Implementasi Deep Convolutional Generative Adversarial Network untuk Pewarnaan Citra Grayscale. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 8(3). <https://doi.org/10.28932/jutisi.v8i3.5218>
- Rini Novitasari, D. C., Lubab, A., Sawiji, A., & Asyhar, A. H. (2019). Application of feature extraction for breast cancer using one order statistic, glcm, glrlm, and gldm. *Advances in Science, Technology and Engineering Systems*, 4(4). <https://doi.org/10.25046/aj040413>
- 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). <https://doi.org/10.33369/pseudocode.8.1.66-75>

- Shihab, M. Q. (2007). "Membumikan" Al-Quran: Fungsi dan Peran Wahyu dalam Kehidupan Masyarakat - M. Quraish Shihab - Google Buku. In *Mizan Pustaka*. Mizan Pustaka. [https://doi.org/9794330175, 9789794330173](https://doi.org/9794330175,9789794330173)
- Solomon, C., & Breckon, T. (2011). Fundamentals of Digital Image Processing: A Practical Approach with Examples in Matlab. In *Fundamentals of Digital Image Processing: A Practical Approach with Examples in Matlab*. <https://doi.org/10.1002/9780470689776>
- Sung, H., Ferlay, J., Siegel, R. L., Laversanne, M., Soerjomataram, I., Jemal, A., & Bray, F. (2021). Global Cancer Statistics 2020: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, 71(3), 209–249. <https://doi.org/10.3322/CAAC.21660>
- Syifa, R. A., Adi, K., & Widodo, C. E. (2016). Analisis Tekstur Citra Mikroskopis Kanker Paru Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurance Matrix (GlcM) Dan Tranformasi Wavelet Dengan Klasifikasi Naive Bayes. *Youngster Physics Journal*, 5(4), 457–462.
- Thandra, K. C., Barsouk, A., Saginala, K., Aluru, J. S., & Barsouk, A. (2021). Epidemiology of lung cancer. In *Wspolczesna Onkologia* (Vol. 25, Issue 1). <https://doi.org/10.5114/wo.2021.103829>
- Ting, K. M. (2017). Confusion Matrix. *Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining*, October, 260–260. [https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7687-1\\_50](https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7687-1_50)
- Tsim, S., O'Dowd, C. A., Milroy, R., & Davidson, S. (2010). Staging of non-small cell lung cancer (NSCLC): A review. *Respiratory Medicine*, 104(12), 1767–1774. <https://doi.org/10.1016/j.rmed.2010.08.005>
- Visa Sofia, D. (2011). Confusion Matrix-based Feature Selection Sofia Visa. *ConfusionMatrix-Based Feature Selection Sofia*, 710(January).
- Winata, H., Nasution, M. A., Lidyasari, H., Nasution, A., & Wulandari, A. (2022). TEKNOLOGI PENGOLAHAN CITRA SEBAGAI DETEKSI WARNA TBS. *WARTA Pusat Penelitian Kelapa Sawit*, 27(2). <https://doi.org/10.22302/iopri.war.warta.v27i2.70>
- Yosephine, T., Aninditha, T., Riyanto Sofyan, H., Odilo, J., & Andriani, R. (2020). KARAKTERISTIK METASTASIS SISTEM SARAF PUSAT DARI KANKER PARU. *Majalah Kedokteran Neurosains Perhimpunan Dokter Spesialis Saraf Indonesia*, 37(4). <https://doi.org/10.52386/neurona.v37i4.174>
- Yuhandri, Y., Ramadhanu, A., & Syahputra, H. (2022). PENGENALAN TEKNOLOGI PENGOLAHAN CITRA DIGITAL (DIGITAL IMAGE PROCESSING) UNTUK SANTRI DI RAHMATAN LIL'ALAMIN INTERNATIONAL ISLAMIC BOARDING SCHOOL. *Community Development Journal: Jurnal Pengabdian Masyarakat*, 3(2). <https://doi.org/10.31004/cdj.v3i2.5868>



Yunianto, M., Soeparmi, S., Cari, C., Anwar, F., Septianingsih, D. N., Ardyanto, T. D., & Pradana, R. F. (2021). Klasifikasi Kanker Paru Paru menggunakan Naïve Bayes dengan Variasi Filter dan Ekstraksi Ciri GLCM. *Indonesian Journal of Applied Physics*, *11*(2), 256. <https://doi.org/10.13057/ijap.v11i2.53213>

# LAMPIRAN

## LAMPIRAN 1

### DATA HASIL PENELITIAN

#### 1. Hasil Ekstraksi Fitur GLRLM dan Klasifikasi SVM

##### a. Data Training

NO	Average Fitur GLRLM							Kelas
	SRE	LRE	GLN	RLN	LGRE	HGRE	RP	
1	1.3697	6.1461	308.3515	735.0410	0.3401	46.6557	1.1796	0
2	1.2500	9.6712	239.7038	500.8146	0.2122	81.8146	1.0027	0
3	1.3042	7.4734	276.9099	606.6112	0.2802	63.7815	1.0932	0
4	1.3843	7.0993	208.0408	736.6148	0.2034	105.3076	1.1607	0
5	1.4227	5.0736	190.9136	864.0504	0.2542	111.3640	1.2633	0
6	1.3202	6.8384	283.6497	644.4349	0.2772	49.6195	1.1256	0
7	1.2984	7.3166	274.9620	607.6116	0.2675	62.8616	1.1013	0
8	1.2226	10.2221	226.0167	471.4423	0.2939	66.2721	0.9824	0
9	1.1801	13.6933	246.8083	377.7989	0.3601	48.9062	0.8798	0
10	1.2704	11.8396	247.6484	482.9516	0.3746	45.3366	0.9527	0
11	1.2877	9.1139	253.4177	553.2918	0.3150	67.0117	1.0365	0
12	1.1597	11.8215	313.7519	398.3064	0.4162	31.9250	0.9257	0
13	1.2676	12.3296	210.4993	486.3973	0.3805	75.3564	0.9595	0
14	1.3552	6.9620	214.2238	685.3946	0.2335	77.5355	1.1350	0
15	1.4533	4.9391	184.2777	929.9359	0.2661	90.2647	1.2944	0
16	1.3900	7.1087	195.5866	736.4975	0.2878	85.1050	1.1512	0
17	1.4133	5.6494	188.3121	822.9960	0.2247	96.0270	1.2269	0
18	1.3052	8.4667	235.3647	588.1553	0.2425	75.4793	1.0648	0
19	1.2895	9.0753	228.6733	549.6706	0.3419	59.5711	1.0297	0
20	1.3124	9.2876	230.4778	589.9113	0.3140	59.2413	1.0567	0
21	1.1705	11.5116	242.5239	402.5285	0.3007	60.4684	0.9271	0
22	1.0820	14.8464	296.8533	304.1979	0.3598	35.2561	0.8299	0
23	1.2519	10.7766	223.8392	487.2733	0.2980	70.6252	0.9797	0
24	1.1851	12.5079	229.4323	399.6657	0.3633	62.1409	0.9095	0
25	1.2000	17.0076	216.6076	380.6223	0.5565	43.7336	0.8555	0
26	1.1777	12.7107	233.3760	391.0807	0.3925	40.7496	0.9014	0
27	1.2133	13.8720	220.5370	404.1051	0.4136	49.1200	0.8906	0
28	1.1404	22.8623	190.4579	293.4498	0.4882	51.3031	0.7583	0
29	1.1152	14.8603	200.1320	328.9033	0.4646	52.2615	0.8447	0
30	1.1625	23.2778	194.6913	323.6881	0.4966	40.0574	0.7934	0
31	1.3232	7.1785	281.3259	643.0222	0.2450	51.5234	1.1188	0
32	1.2653	11.3661	218.2135	483.6786	0.2808	72.5558	0.9595	0
33	1.3321	8.2342	248.0785	619.2566	0.3350	59.3503	1.0756	0
34	1.2420	10.9919	258.2706	473.1158	0.4255	44.6659	0.9676	0

35	1.2578	10.9123	285.2109	494.9217	0.3536	40.1761	0.9838	0
36	1.2966	9.3331	223.4945	556.6969	0.2504	81.5497	1.0311	0
37	1.3662	6.5447	308.5356	725.1818	0.2181	66.0815	1.1701	0
38	1.3429	7.3592	286.5701	663.6755	0.2907	48.0221	1.1215	0
39	1.2723	8.7466	301.5774	542.1993	0.2822	50.0130	1.0378	0
40	1.2958	7.9761	280.7951	582.7467	0.2842	54.2248	1.0702	0
41	1.2419	9.2345	317.4866	500.4620	0.2842	46.8838	1.0108	0
42	1.2314	11.1568	277.0721	461.4008	0.2984	52.6738	0.9608	0
43	1.2400	12.0915	283.2492	452.0671	0.3259	46.2553	0.9379	0
44	1.3049	7.7953	290.9850	604.2304	0.2804	53.3735	1.0878	0
45	1.1037	15.7126	301.8064	317.1915	0.3258	40.5809	0.8366	0
46	1.2630	9.8411	286.8730	512.5379	0.2851	49.4546	1.0041	0
47	1.1690	13.3632	283.9731	372.9226	0.3968	38.1164	0.8812	0
48	1.2334	9.9156	302.3745	479.2918	0.4506	37.1162	0.9878	0
49	1.2306	9.5250	284.1681	482.2829	0.3531	45.0465	0.9959	0
50	1.3214	7.8333	292.7901	625.5833	0.2986	53.3430	1.0972	0
51	1.3092	6.3713	266.0463	688.1040	0.1436	167.9596	1.1397	1
52	0.9162	31.7332	257.7488	154.0509	0.2054	423.2813	0.6015	1
53	1.1534	11.0599	335.6051	411.7662	0.1307	426.5199	0.9186	1
54	1.3235	6.4792	187.1643	704.6781	0.1347	270.5678	1.1423	1
55	1.4362	4.5064	268.4240	971.8939	0.1261	195.5995	1.3020	1
56	1.3410	6.7535	406.7620	722.6857	0.1144	387.9596	1.1423	1
57	1.1189	39.4348	111.9638	232.5757	0.2533	375.5471	0.6322	1
58	1.1390	37.3844	89.5860	246.9027	0.2342	301.0957	0.6437	1
59	1.4103	7.3903	144.5340	816.3520	0.1558	252.6077	1.1589	1
60	1.4649	3.8104	239.4758	1081.6886	0.1138	227.0005	1.3724	1
61	1.0441	18.4862	281.6420	272.9455	0.1369	382.4241	0.7652	1
62	1.1809	13.8294	165.4405	391.3294	0.1652	382.3897	0.8784	1
63	1.1456	33.7988	128.2339	303.7197	0.2128	126.8134	0.7243	1
64	1.2139	8.2158	272.4629	532.6621	0.1240	294.1270	1.0310	1
65	1.4019	4.7563	360.8979	898.5060	0.1355	149.3565	1.2701	1
66	1.3633	6.9378	268.5742	747.1367	0.1897	341.2681	1.1435	1
67	1.3960	5.4280	166.9082	852.4261	0.1683	187.1929	1.2253	1
68	1.1074	32.0854	132.2433	245.2376	0.2495	330.8230	0.6667	1
69	1.2737	10.3312	160.2097	561.0989	0.1903	259.0699	1.0093	1
70	1.3415	7.5062	259.2916	710.4430	0.1401	352.5552	1.1256	1
71	1.2420	103.0915	112.5104	193.1071	0.2606	385.9449	0.4788	1
72	1.4456	4.6098	142.4826	981.8227	0.1457	189.2155	1.2982	1
73	1.3961	5.7198	162.2322	844.1715	0.1444	199.3628	1.2138	1
74	1.3923	37.9301	91.3421	474.3213	0.2111	313.4720	0.7575	1
75	1.4278	4.7260	323.5665	949.6124	0.0868	325.7562	1.2893	1
76	0.9229	73.3770	199.5658	97.5807	0.2301	439.9734	0.4571	1
77	1.0671	23.2847	176.8969	254.0149	0.1695	366.7428	0.7127	1

78	1.3628	17.5290	90.3197	592.5254	0.2361	251.9907	0.9428	1
79	1.0017	37.7820	121.7105	176.1337	0.2560	351.2500	0.5990	1
80	1.1807	13.4473	119.5144	414.5341	0.1782	283.8902	0.8930	1
81	1.1931	18.4501	95.7978	370.4555	0.1819	277.8045	0.8112	1
82	1.2812	12.6921	102.2454	519.0304	0.1909	287.3956	0.9428	1
83	1.4023	5.0523	402.4708	884.8880	0.1072	388.0717	1.2535	1
84	1.5379	3.5381	182.6200	1261.7089	0.1621	233.0134	1.4337	1
85	0.9839	37.0744	141.2534	180.2761	0.1911	390.3716	0.6118	1
86	1.2275	7.7267	189.6065	553.9522	0.1486	195.8412	1.0515	1
87	1.2233	53.5198	105.3552	287.6180	0.2497	234.2951	0.6450	1
88	1.4381	185.1278	53.9744	105.0852	0.4844	374.6449	0.2743	1
89	1.3686	70.1979	47.4296	247.8204	0.3734	238.3622	0.4852	1
90	1.1926	33.3794	90.2589	305.8386	0.1930	309.0148	0.6987	1
91	1.1124	104.3379	118.0367	138.3650	0.2578	418.0623	0.4494	1
92	1.0533	92.7473	113.0018	101.0998	0.3595	415.4634	0.3983	1
93	1.0667	59.4609	180.3753	164.6094	0.2496	426.3382	0.5312	1
94	1.3057	60.9752	87.2310	339.4504	0.3035	282.9778	0.6552	1
95	1.3979	5.2118	431.4909	873.3408	0.0902	303.5892	1.2458	1
96	1.3935	5.8968	218.4532	838.5094	0.1563	320.0237	1.2100	1
97	1.3979	8.6387	176.9508	755.7973	0.1787	277.8780	1.1026	1
98	1.1566	17.2844	129.5488	355.2401	0.1770	316.4694	0.8214	1
99	1.4511	4.3778	185.6003	1006.8579	0.1457	253.2193	1.3174	1
100	1.0060	125.2910	143.5609	71.2983	0.3607	422.7878	0.3535	1
101	2.3039	12.3848	415.9897	564.4123	1.1100	331.4642	1.9786	2
102	2.3420	43.4370	159.5292	393.9145	1.2286	295.1746	1.7047	2
103	2.3103	13.5431	381.8953	644.7617	1.1174	384.7587	2.0645	2
104	1.9996	50.0300	347.4971	199.9004	1.2113	418.3066	1.6049	2
105	2.3002	13.0986	378.3521	772.8647	1.1095	230.3319	2.1599	2
106	2.2892	8.2294	369.0513	644.0124	1.1119	318.8566	2.0999	2
107	1.9745	79.6736	215.6905	155.3697	1.2724	427.7557	1.5121	2
108	2.1777	59.3811	106.3750	276.3355	1.1866	326.7934	1.6280	2
109	2.0503	80.0841	82.0344	137.5291	1.3294	349.8706	1.4701	2
110	2.5000	15.4410	223.3402	1309.1356	1.1429	202.4444	2.3736	2
111	2.0254	44.7400	195.6477	323.1126	1.2154	343.9995	1.6706	2
112	2.1916	19.1933	178.8646	452.6950	1.1300	366.0965	1.8923	2
113	2.2434	23.6524	194.0498	392.3203	1.1979	354.0584	1.7942	2
114	2.0847	90.9175	175.9803	135.9923	1.2920	400.0139	1.4695	2
115	2.2752	21.4612	174.1344	591.6255	1.1151	259.6584	2.0316	2
116	2.2084	11.4608	259.7256	475.6187	1.1313	211.5354	1.9620	2
117	2.1830	125.2040	178.2608	161.6699	1.3093	363.2308	1.4617	2
118	2.0413	38.6530	213.7394	242.0734	1.1570	396.0441	1.6930	2
119	2.2329	27.4762	137.7979	372.6471	1.2655	205.7738	1.7644	2
120	2.4138	8.5353	230.0716	928.5150	1.1429	184.3151	2.2520	2

121	2.1142	68.8978	156.0883	260.4934	1.2387	337.6161	1.6052	2
122	2.2327	19.2737	149.2457	532.9847	1.1419	239.8410	1.9715	2
123	2.3450	7.3756	213.2132	744.9984	1.1554	295.7677	2.1602	2
124	2.1382	15.3803	283.6360	386.4573	1.2003	161.2064	1.8680	2
125	2.1055	71.2678	132.1585	165.0499	1.2858	283.0518	1.5139	2
126	2.2651	18.0667	382.3192	612.3632	1.1083	399.5873	2.0365	2
127	2.5731	4.3477	327.6339	1432.6908	1.1025	239.4966	2.4925	2
128	2.3071	27.6026	131.5171	511.4136	1.3135	140.1828	1.8272	2
129	2.0684	116.4123	132.6348	121.4292	1.3529	387.9512	1.4193	2
130	2.4815	22.0929	293.7620	1255.7153	1.1168	205.0192	2.3455	2
131	2.4350	11.8001	159.7352	808.4121	1.2066	194.3873	2.0937	2
132	2.2896	9.2690	292.8014	618.1970	1.1343	332.1091	2.0652	2
133	2.2476	22.9130	237.9898	406.1909	1.1936	358.4791	1.8112	2
134	2.2377	25.2869	198.1664	373.1601	1.2111	354.8888	1.7677	2
135	2.3421	8.0930	176.0531	674.1832	1.1160	207.9282	2.1337	2
136	2.3621	12.4494	156.0960	658.3022	1.1646	299.0803	2.0285	2
137	2.0911	90.2700	190.8574	131.9615	1.2492	461.0112	1.4481	2
138	2.0446	21.1108	237.7785	263.3024	1.1492	390.3226	1.7447	2
139	2.6197	3.7910	275.3397	1556.2568	1.1131	179.7768	2.5526	2
140	2.5938	4.0546	342.1021	1450.7969	1.1231	115.1275	2.5079	2
141	2.2542	40.3985	116.4847	324.0020	1.2736	128.6071	1.6757	2
142	2.4959	4.9342	376.2095	1132.5159	1.1244	325.6334	2.3762	2
143	2.4147	22.3438	100.4370	635.7746	1.2275	228.1007	1.9313	2
144	2.5398	4.4094	382.4161	1274.3716	1.1116	311.5463	2.4427	2
145	2.4959	4.9342	376.2095	1132.5159	1.1244	325.6334	2.3762	2
146	2.5398	4.4094	382.4161	1274.3716	1.1116	311.5463	2.4427	2
147	2.0924	57.0253	235.7987	178.5799	1.2406	331.3623	1.5415	2
148	2.2915	26.4216	183.6559	444.5933	1.2277	338.5116	1.8201	2
149	2.3405	12.5422	107.4389	601.0687	1.2405	213.0515	1.9799	2
150	2.2499	21.2269	110.8981	406.7955	1.3029	239.5816	1.8086	2
151	2.7232	9.4597	391.2107	545.1920	1.6259	166.7236	2.5413	3
152	2.3532	55.5891	242.4350	98.6412	1.7282	345.3656	1.9990	3
153	3.0801	4.5638	277.0168	1329.4280	1.5953	173.1062	3.0010	3
154	2.8860	6.6123	126.8387	831.7720	1.6711	195.7065	2.7436	3
155	2.8362	144.7542	78.2542	141.9454	1.8381	346.2542	1.8535	3
156	2.7323	9.1282	339.0285	564.7044	1.6318	230.6665	2.5592	3
157	2.7210	9.3494	278.0620	551.2832	1.6405	192.9290	2.5489	3
158	3.1054	4.4070	276.1248	1499.5462	1.6273	141.9901	3.0296	3
159	3.1040	4.3918	275.2992	1496.4240	1.6258	167.9262	3.0296	3
160	2.5150	43.9357	148.1969	179.7712	1.6819	405.6215	2.0913	3
161	2.3046	44.9112	249.7751	106.9248	1.7062	437.0705	2.0210	3
162	2.3361	68.7187	181.9582	99.8843	1.7195	356.4597	1.9775	3
163	2.7312	9.5366	361.8352	566.5732	1.6173	205.1813	2.5541	3

164	3.0027	5.1213	240.6343	1172.7161	1.6528	115.8690	2.9056	3
165	2.8726	6.2992	386.3354	857.0844	1.5915	268.8963	2.7573	3
166	2.6825	10.5943	349.1369	498.4191	1.6446	185.0242	2.5016	3
167	3.0656	4.6988	317.8037	1361.5076	1.6146	129.4566	2.9785	3
168	2.5767	50.9248	157.7376	182.7537	1.7670	299.6679	2.0632	3
169	2.8687	6.7473	282.1733	827.4613	1.6343	173.9003	2.7292	3
170	3.1656	3.9582	262.7987	1743.5124	1.6172	178.5151	3.1178	3
171	2.8088	7.8064	324.3096	705.8356	1.6309	192.9115	2.6538	3
172	2.8207	7.7039	312.6021	716.0562	1.6364	183.4717	2.6576	3
173	2.6758	17.2731	370.4145	406.5982	1.6286	324.2450	2.3789	3
174	3.1411	4.0728	264.7046	1648.4367	1.6174	183.9510	3.0897	3
175	2.6397	16.7308	300.6768	367.2908	1.6700	306.1840	2.3482	3
176	2.7135	11.8096	302.7226	488.4164	1.6421	244.1207	2.4710	3
177	2.7069	37.7235	97.6670	307.2340	1.7280	301.0950	2.1885	3
178	2.6739	22.9211	100.6922	352.1414	1.7016	286.6716	2.2907	3
179	2.8160	17.4563	150.7710	546.2471	1.6991	239.7074	2.4339	3
180	2.8409	8.0306	326.5076	728.1953	1.6021	374.0233	2.6474	3
181	2.4960	101.0265	143.8805	102.0776	1.8249	386.7747	1.9238	3
182	2.5667	98.8153	117.5593	116.7958	1.8124	368.4814	1.9504	3
183	2.7449	9.4693	492.8209	575.0937	1.6318	395.0158	2.5592	3
184	2.5767	50.9248	157.7376	182.7537	1.7670	299.6679	2.0632	3
185	2.5593	20.3467	337.8454	287.5804	1.6705	281.9267	2.2728	3
186	2.3762	84.3664	197.5054	73.0641	1.7759	503.2527	1.9261	3
187	2.6696	13.9693	288.3118	393.7909	1.6206	380.9228	2.4095	3
188	2.6659	12.7841	315.1133	408.0616	1.6276	313.1991	2.4338	3
189	3.1179	4.2971	259.5789	1457.0480	1.6121	179.5951	3.0496	3
190	2.6304	11.4647	381.0171	424.6844	1.6875	180.3010	2.4454	3
191	2.5506	37.5806	146.7310	187.3175	1.6971	331.4277	2.1219	3
192	2.6430	26.5955	236.2320	289.2695	1.6717	351.6199	2.2448	3
193	2.7541	8.6894	459.7562	560.4898	1.6119	402.9961	2.5824	3
194	2.7142	9.9500	262.2771	493.8396	1.6550	179.1132	2.5243	3
195	2.7554	7.9710	294.7856	629.3111	1.6423	193.1856	2.6167	3
196	3.1050	4.4770	282.2984	1402.4314	1.6085	175.6152	3.0226	3
197	2.4718	66.6956	129.3691	121.9235	1.7379	414.4750	2.0112	3
198	2.9537	5.7232	369.8826	966.5947	1.5869	314.4111	2.8349	3
199	2.4141	49.3229	233.8643	114.5329	1.7192	458.1557	2.0247	3
200	2.6008	46.6937	86.0139	216.7036	1.7248	320.8353	2.1341	3

b. *Data Testing*

NO	Average Fitur GLRLM							Kelas
	SRE	LRE	GLN	RLN	LGRE	HGRE	RP	
1	1.2257	8.8151	288.8172	493.6681	0.3328	47.7808	1.0162	0

2	1.2698	8.5225	333.1655	543.1022	0.3242	39.2990	1.0432	0
3	1.2707	9.7567	272.9723	517.0954	0.2850	57.1397	1.0041	0
4	1.2265	10.6409	255.7574	462.5745	0.3422	54.8518	0.9676	0
5	1.0981	18.4844	209.5367	288.1353	0.2876	58.4394	0.7880	0
6	1.2863	7.5352	298.8963	590.7507	0.2852	53.1936	1.0878	0
7	1.2694	10.6080	197.7732	502.7841	0.2940	81.1616	0.9838	0
8	1.3077	8.2111	290.7540	597.3654	0.2585	50.6220	1.0756	0
9	1.3136	8.5471	188.0524	598.9423	0.2110	105.1187	1.0702	0
10	1.1830	14.1382	261.5894	382.4776	0.3547	44.6951	0.8825	0
11	1.2623	11.1994	266.7024	486.1473	0.3802	47.9668	0.9662	0
12	1.2097	13.5056	299.7705	401.7774	0.4493	38.6626	0.8906	0
13	1.1747	10.4068	298.7812	418.1515	0.3913	45.1060	0.9500	0
14	1.2740	12.1420	253.8771	475.3630	0.4505	47.9687	0.9365	0
15	1.3226	8.3407	216.7087	602.7573	0.2842	74.6367	1.0648	0
16	1.2889	8.5566	108.4546	600.2647	0.2162	173.5390	1.0489	1
17	1.4406	26.1016	86.5724	611.1604	0.2002	258.1114	0.8700	1
18	1.4010	6.5590	155.2437	774.3459	0.1663	245.8802	1.1850	1
19	1.2977	13.8624	122.2683	493.8066	0.2021	185.6628	0.9352	1
20	1.4574	15.2261	96.3562	715.5771	0.2347	230.0463	1.0284	1
21	1.1324	35.2913	202.1077	254.4331	0.1569	445.9529	0.6603	1
22	1.4227	7.8373	149.3966	819.7658	0.2123	177.3125	1.1435	1
23	1.0146	34.0445	100.1051	178.2800	0.2032	322.8025	0.6028	1
24	1.0786	68.3025	72.9702	132.0321	0.2360	373.7915	0.4828	1
25	1.0973	25.6265	124.6978	256.0572	0.2491	96.9588	0.7245	1
26	1.5696	183.6304	26.9239	87.2790	0.6554	297.2717	0.2384	1
27	1.4921	4.7392	158.2656	1017.4015	0.1980	140.5296	1.3308	1
28	1.2719	8.0610	124.1839	595.2203	0.2155	214.3862	1.0604	1
29	1.1730	15.8940	113.8803	397.1365	0.1582	302.3685	0.8661	1
30	1.3136	8.9557	112.8285	639.9253	0.1817	176.3888	1.0668	1
31	2.5174	4.7805	394.5421	1193.8526	1.1239	285.6971	2.4018	2
32	2.5541	4.3156	403.5787	1321.1708	1.0805	322.1145	2.4618	2
33	2.0873	22.5650	252.0900	285.4118	1.1932	390.5045	1.7524	2
34	2.5240	4.7874	428.1840	1204.7145	1.1002	363.2323	2.4005	2
35	2.5356	4.5808	383.4018	1247.0400	1.1345	312.3329	2.4222	2
36	2.5438	4.3304	183.5751	1291.9654	1.2212	228.7318	2.4529	2
37	2.0924	57.0253	235.7987	178.5799	1.2406	331.3623	1.5415	2
38	2.5151	4.6806	287.7415	1194.6064	1.2127	249.1464	2.4069	2
39	2.2898	12.0735	203.0431	556.3882	1.1174	342.6737	1.9837	2
40	2.5408	4.4478	361.2679	1274.1259	1.0921	308.6245	2.4401	2
41	2.3156	7.7099	484.5390	691.3173	1.0932	418.6783	2.1320	2
42	2.2915	26.4216	183.6559	444.5933	1.2277	338.5116	1.8201	2
43	2.5174	4.7805	394.5421	1193.8526	1.1239	285.6971	2.4018	2
44	2.5424	4.6689	223.9166	1259.0878	1.2225	246.2670	2.4209	2



45	2.5408	4.4478	361.2679	1274.1259	1.0921	308.6245	2.4401	2
46	2.8673	12.8036	120.7058	645.1401	1.6703	228.1642	2.5594	3
47	2.8923	7.1528	367.7578	796.6773	1.5940	359.1696	2.7228	3
48	2.3697	42.6277	169.0255	121.5565	1.7051	416.6384	2.0544	3
49	2.9354	6.1893	364.7356	906.1559	1.5909	347.8324	2.7930	3
50	2.6921	102.6719	76.6467	163.8446	1.8890	335.0883	1.9801	3
51	2.6964	48.5165	99.9243	243.4119	1.7653	327.8487	2.1233	3
52	2.5000	33.8935	190.6470	182.6921	1.7529	363.1516	2.1354	3
53	2.6790	92.1155	78.6503	158.7706	1.8312	362.8782	1.9788	3
54	2.9262	5.9269	288.6306	907.3387	1.6282	181.4048	2.8079	3
55	3.0327	4.8722	270.5044	1190.3100	1.6302	189.8945	2.9470	3
56	2.8773	114.9906	76.2609	233.2141	1.7904	361.1984	1.9842	3
57	3.1076	4.4432	261.7157	1412.3022	1.6343	150.0765	3.0266	3
58	2.8904	224.3374	47.8107	163.2027	1.9795	301.0370	1.8802	3
59	2.8077	7.8704	395.0204	651.6846	1.6448	375.0451	2.6458	3
60	2.3910	78.9709	230.8408	85.0839	1.7475	465.3682	1.9464	3

## 2. Data Karakteristik Tekstur Masing-Masing Citra

NO	Karakteristik Tekstur Citra						
	SRE	LRE	GLN	RLN	LGRE	HGRE	RP
Normal							
1	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
2	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
3	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
4	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
5	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
6	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
7	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
8	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
9	Kasar	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
10	Kasar	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
11	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
12	Kasar	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
13	Kasar	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
14	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
15	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
16	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
17	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
18	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
19	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
20	Kasar	Kasar	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
21	Kasar	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Sedikit	Rendah



65	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
<i>Adenocarcinoma</i>							
1	Kasar	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
2	Kasar	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
3	Kasar	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
4	Kasar	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
5	Kasar	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
6	Kasar	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
7	Kasar	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
8	Kasar	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
9	Kasar	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
10	Kasar	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
11	Kasar	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
12	Kasar	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
13	Kasar	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
14	Kasar	Halus	Heterogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
15	Kasar	Halus	Homogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
16	Kasar	Halus	Homogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
17	Kasar	Halus	Homogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
18	Kasar	Halus	Homogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
19	Kasar	Halus	Homogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
20	Kasar	Halus	Homogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
21	Kasar	Halus	Homogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
22	Kasar	Halus	Homogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
23	Kasar	Halus	Homogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
24	Kasar	Halus	Homogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
25	Kasar	Halus	Homogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
26	Kasar	Halus	Homogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
27	Kasar	Halus	Homogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
28	Kasar	Halus	Homogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
29	Kasar	Halus	Homogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
30	Kasar	Halus	Homogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
31	Kasar	Halus	Homogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
32	Kasar	Halus	Homogen	Heterogen	Sedikit	Banyak	Rendah
33	Kasar	Halus	Homogen	Homogen	Sedikit	Banyak	Rendah
34	Kasar	Halus	Homogen	Homogen	Sedikit	Banyak	Rendah
35	Kasar	Halus	Homogen	Homogen	Sedikit	Banyak	Rendah
36	Kasar	Halus	Homogen	Homogen	Sedikit	Banyak	Rendah
37	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Banyak	Rendah
38	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Banyak	Rendah
39	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Banyak	Rendah
40	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Banyak	Rendah
41	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Banyak	Rendah

42	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Banyak	Rendah
43	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Banyak	Rendah
44	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Banyak	Rendah
45	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Banyak	Rendah
46	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
47	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
48	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
49	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
50	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
51	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
52	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
53	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
54	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
55	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
56	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
57	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
58	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
59	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
60	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
61	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
62	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
63	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
64	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Sedikit	Rendah
65	Kasar	Kasar	Homogen	Homogen	Sedikit	Sedikit	Tinggi
<i>Squamous Cell Carcinoma</i>							
1	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Rendah
2	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
3	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
4	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
5	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
6	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
7	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
8	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
9	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
10	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
11	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
12	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
13	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
14	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
15	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
16	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
17	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
18	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi



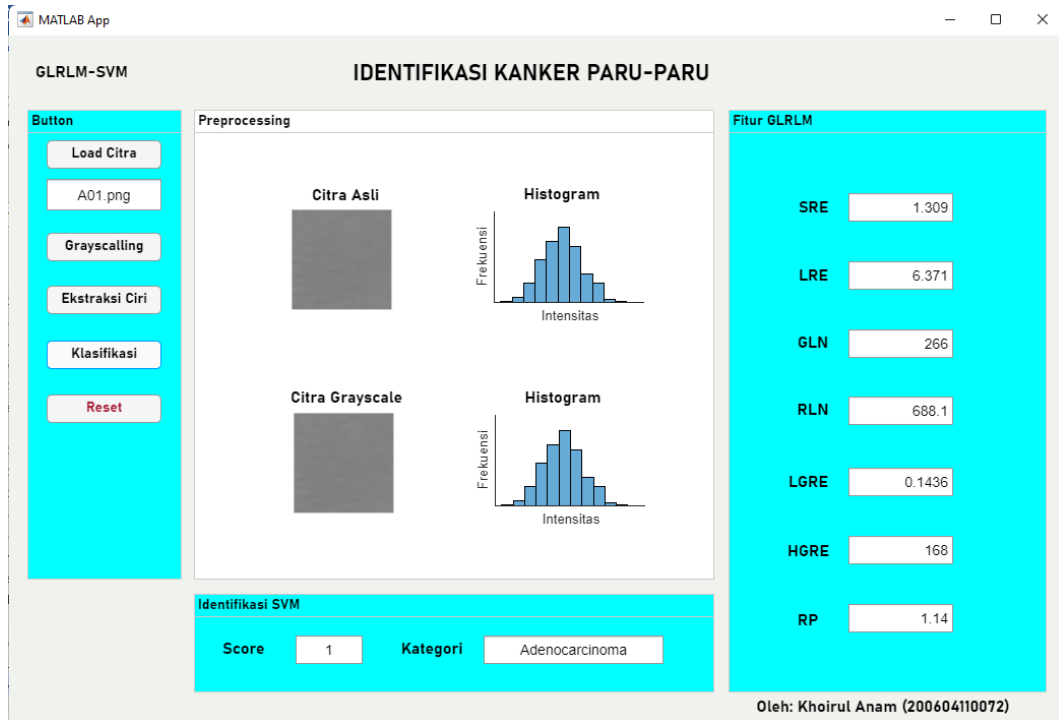
62	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
63	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
64	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
65	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
<i>Large Cell Carcinoma</i>							
1	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
2	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
3	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
4	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
5	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
6	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
7	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
8	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
9	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
10	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
11	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
12	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
13	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
14	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
15	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
16	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
17	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
18	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
19	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
20	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
21	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
22	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
23	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
24	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
25	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
26	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
27	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
28	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
29	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
30	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
31	Halus	Halus	Heterogen	Heterogen	Banyak	Banyak	Tinggi
32	Halus	Halus	Heterogen	Homogen	Banyak	Banyak	Tinggi
33	Halus	Halus	Heterogen	Homogen	Banyak	Banyak	Tinggi
34	Halus	Kasar	Heterogen	Homogen	Banyak	Banyak	Tinggi
35	Halus	Kasar	Heterogen	Homogen	Banyak	Banyak	Tinggi
36	Halus	Kasar	Heterogen	Homogen	Banyak	Banyak	Tinggi
37	Halus	Kasar	Heterogen	Homogen	Banyak	Banyak	Tinggi
38	Halus	Kasar	Heterogen	Homogen	Banyak	Banyak	Tinggi

39	Halus	Kasar	Heterogen	Homogen	Banyak	Banyak	Tinggi
40	Halus	Kasar	Heterogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
41	Halus	Kasar	Heterogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
42	Halus	Kasar	Heterogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
43	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
44	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
45	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
46	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
47	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
48	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
49	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
50	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
51	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
52	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
53	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
54	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
55	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
56	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
57	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
58	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
59	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
60	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
61	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
62	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
63	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
64	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi
65	Halus	Kasar	Homogen	Homogen	Banyak	Sedikit	Tinggi

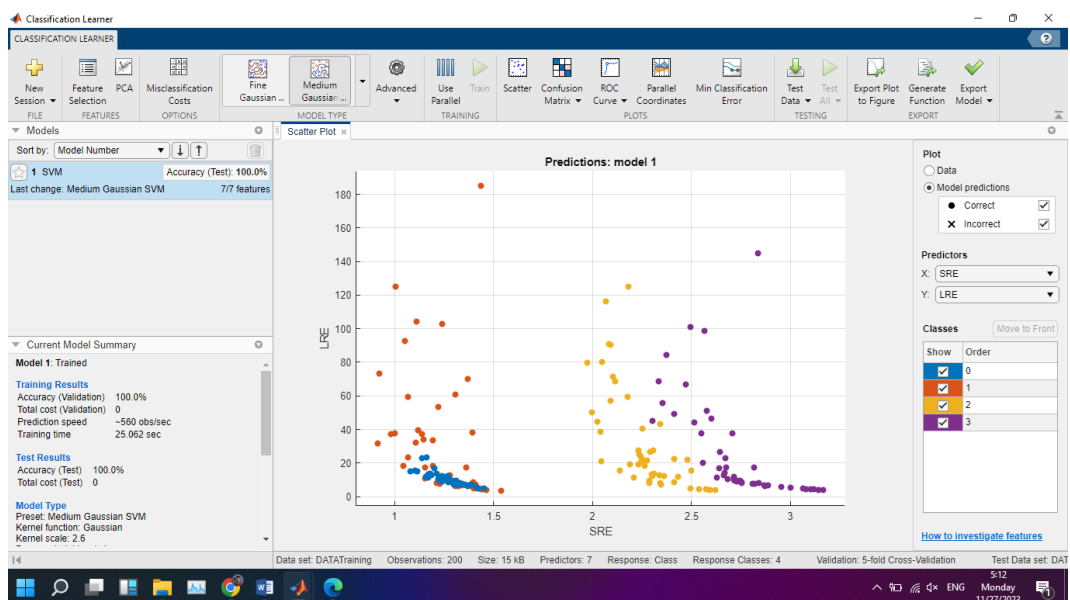
## Lampiran 2

### TAMPILAN KOMPUTASI

#### A. Gui Matlab



#### B. Simulasi SVM







JURNAL BIMBINGAN SKRIPSI/TESIS/DISERTASI

IDENTITAS MAHASISWA

NIM : 200604110072  
Nama : KHOIRUL ANAM  
Fakultas : SAINS DAN TEKNOLOGI  
Jurusan : FISIKA  
Dosen Pembimbing 1 : Dr. Drs. MOKHAMMAD TIRONO, M.Si  
Dosen Pembimbing 2 : UMAIYATUS SYARIFAH, MA  
Judul Skripsi/Tesis/Disertasi : IDENTIFIKASI KANKER PARU-PARU MELALUI ANALISIS TEKSTUR CITRA CT-SCAN THORAX DENGAN METODE GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX (GLRLM) DAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

IDENTITAS BIMBINGAN

No	Tanggal Bimbingan	Nama Pembimbing	Deskripsi Proses Bimbingan	Tahun Akademik	Status
1	21 Agustus 2023	Dr. Drs. MOKHAMMAD TIRONO, M.Si	Konsultasi Bab 1-3	Ganjil 2023/2024	Sudah Dikoreksi
2	14 September 2023	Dr. Drs. MOKHAMMAD TIRONO, M.Si	Perbaikan bab 1-3	Ganjil 2023/2024	Sudah Dikoreksi
3	18 September 2023	Dr. Drs. MOKHAMMAD TIRONO, M.Si	Konsultasi persiapan ujian proposal	Ganjil 2023/2024	Sudah Dikoreksi
4	03 Oktober 2023	Dr. Drs. MOKHAMMAD TIRONO, M.Si	Konsultasi revisi proposal dan persiapan ujian komprehensif	Ganjil 2023/2024	Sudah Dikoreksi
5	21 November 2023	Dr. Drs. MOKHAMMAD TIRONO, M.Si	Konsultasi Bab IV	Ganjil 2023/2024	Sudah Dikoreksi
6	22 November 2023	Dr. Drs. MOKHAMMAD TIRONO, M.Si	Konsultasi perbaikan Bab IV	Ganjil 2023/2024	Sudah Dikoreksi
7	23 November 2023	UMAIYATUS SYARIFAH, MA	Konsultasi terkait integrasi penelitian	Ganjil 2023/2024	Sudah Dikoreksi
8	23 November 2023	Dr. Drs. MOKHAMMAD TIRONO, M.Si	Persiapan seminar hasil	Ganjil 2023/2024	Sudah Dikoreksi
9	29 November 2023	UMAIYATUS SYARIFAH, MA	Revisi integrasi	Ganjil 2023/2024	Sudah Dikoreksi
10	04 Desember 2023	Dr. Drs. MOKHAMMAD TIRONO, M.Si	Konsultasi Revisi Bab IV dan Abstrak	Ganjil 2023/2024	Sudah Dikoreksi
11	05 Desember 2023	Dr. Drs. MOKHAMMAD TIRONO, M.Si	Revisi Abstrak dan BAB V	Ganjil 2023/2024	Sudah Dikoreksi
12	06 Desember 2023	UMAIYATUS SYARIFAH, MA	Revisi integrasi	Ganjil 2023/2024	Sudah Dikoreksi
13	06 Desember 2023	Dr. Drs. MOKHAMMAD TIRONO, M.Si	Revisi kesimpulan	Ganjil 2023/2024	Sudah Dikoreksi

Telah disetujui  
Untuk mengajukan ujian Skripsi/Tesis/Disertasi

Dosen Pembimbing 2

  
Umaiatus Syarifah, M.A.  
NIP. 19820925 200901 2 005

Malang, 11 Desember 2023

Dosen Pembimbing 1

  
Dr. Drs. H. Mokhammad Tirono, M.Si  
NIP. 19740513 200312 1 001

Kajur/Kaprodi

  
Dr. Imam Tazki, M.Si  
NIP. 19740730 200312 2 002