

**KLASIFIKASI NODUL PENYAKIT KANKER PARU-PARU  
PADA CITRA RONTGEN *THORAX* BERDASARKAN  
EKSTRAKSI FITUR GEOMETRIS DAN TEKSTUR  
MENGUNAKAN SCILAB**

SKRIPSI

Diajukan untuk Memenuhi Sebagian Syarat Guna Memperoleh  
Gelar Sarjana Fisika  
dalam Ilmu Fisika



Oleh : **NISRINA NUR AZIZA**  
NIM : 1608026009

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI WALISONGO  
SEMARANG  
**2021**



## PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Nisrina Nur Aziza  
NIM : 1608026009  
Jurusan/Program Studi : Fisika/ Fisika

menyatakan bahwa skripsi yang berjudul :

### **KLASIFIKASI NODUL PENYAKIT KANKER PARU-PARU PADA CITRA RONTGEN *THORAX* BERDASARKAN EKSTRAKSI FITUR GEOMETRIS DAN TEKSTUR MENGGUNAKAN SCILAB**

secara keseluruhan adalah hasil penelitian/karya saya sendiri,  
kecuali bagian tertentu yang dirujuk sumbernya.

Semarang, 1 Desember 2021  
Pembuat pernyataan,

A digital stamp and a handwritten signature. The stamp is rectangular and contains the text '1000' in large red numbers, the Garuda Pancasila emblem, and the text 'MERAH PUTIH' in red. Below the stamp is the alphanumeric string 'CEFAJX269C68741'. A handwritten signature in black ink is written over the right side of the stamp.

Nisrina Nur Aziza  
NIM : 1608026009





KEMENTERIAN AGAMA R.I.  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI WALISONGO  
**FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI**  
Jl. Prof. Dr. Hamka (Kampus II) Ngaliyan Semarang  
Telp. 024-7601295 Fax. 7615387

---

### **PENGESAHAN**

Naskah skripsi berikut ini :

Judul : **KLASIFIKASI NODUL PENYAKIT KANKER  
PARU-PARU PADA CITRA RONTGEN THORAX  
BERDASARKAN EKSTRAKSI FITUR GEOMETRIS  
DAN TEKSTUR MENGGUNAKAN SCILAB**

Penulis : Nisrina Nur Aziza

NIM : 1608026009

Jurusan : Fisika

Telah diujikan dalam sidang *tugas akhir* oleh Dewan Penguji Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo dan dapat diterima sebagai salah satu syarat memperoleh gelar sarjana dalam Ilmu Fisika.

Semarang, 29 Desember 2021

**DEWAN PENGUJI**

Penguji I,



**Alwiyah Nurhayati, M.Si.**

NIP : 198112112011012006

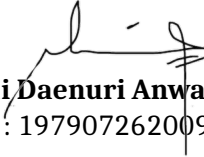
Penguji III,



**Joko Budi Poernomo, M.Pd.**

NIP : 197602142008011011

Pembimbing I,



**Edi Daenuri Anwar, M.Si.**

NIP : 197907262009121002

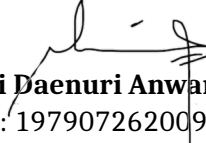
Penguji II,



**Istikomah, M.Sc.**

NIP : 199011262019032021

Penguji IV,



**Edi Daenuri Anwar, M.Si.**

NIP : 197907262009121002

Pembimbing II,



**M. Ardhi Khalif, M.Sc.**

NIP : 198210092011011010

## NOTA DINAS

Semarang, 16 Desember 2021

Yth. Ketua Program Studi Fisika  
Fakultas Sains dan Teknologi  
UIN Walisongo Semarang

*Assalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh*

Dengan ini diberitahukan bahwa saya telah melakukan bimbingan, arahan dan koreksi naskah skripsi dengan:

Judul : KLASIFIKASI NODUL PENYAKIT KANKER  
PARU-PARU PADA CITRA RONTGEN THORAX  
BERDASARKAN EKSTRAKSI FITUR GEOMETRIS  
DAN TEKSTUR MENGGUNAKAN SCILAB

Nama : Nisrina Nur Aziza

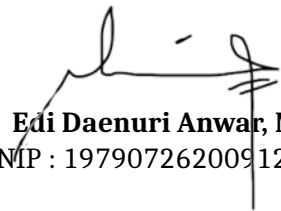
NIM : 1608026009

Jurusan : Fisika

Saya memandang bahwa naskah skripsi tersebut sudah dapat diajukan kepada Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo untuk diujikan dalam Sidang Munaqasyah.

*Wassalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh*

Pembimbing I,



**Edi Daenuri Anwar, M.Si.**  
NIP : 197907262009121002





## NOTA DINAS

Semarang, 24 November 2021

Yth. Ketua Program Studi Fisika  
Fakultas Sains dan Teknologi  
UIN Walisongo Semarang

*Assalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh*

Dengan ini diberitahukan bahwa saya telah melakukan bimbingan, arahan dan koreksi naskah skripsi dengan:

Judul : KLASIFIKASI NODUL PENYAKIT KANKER  
PARU-PARU PADA CITRA RONTGEN THORAX  
BERDASARKAN EKSTRAKSI FITUR GEOMETRIS  
DAN TEKSTUR MENGGUNAKAN SCILAB

Nama : Nisrina Nur Aziza

NIM : 1608026009

Jurusan : Fisika

Saya memandang bahwa naskah skripsi tersebut sudah dapat diajukan kepada Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo untuk diujikan dalam Sidang Munaqasyah.

*Wassalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh*

Pembimbing II,



**M. Ardh Khalif, M.Sc.**

NIP : 198210092011011010



## ABSTRAK

Rontgen *thorax* merupakan salah satu modalitas yang umum digunakan dalam pendeteksian nodul paru-paru sebagai manifestasi awal kecurigaan kanker paru-paru. Hasil dalam citra rontgen *thorax* memiliki kekurangan karena struktur jaringan pada citra yang saling tumpang tindih dapat meningkatkan kompleksitas dalam interpretasi citra. Sistem *Computer Aided Diagnosis* (CAD) merupakan suatu sistem komputer yang bekerja dengan algoritma pengolahan citra. Tujuan penelitian ini adalah melakukan klasifikasi nodul paru-paru pada citra rontgen *thorax* berbasis CAD sebagai sistem pendukung bagi dokter atau ahli radiologi dalam menentukan diagnosis kanker paru-paru. Sistem CAD pada penelitian ini menggunakan metode *cropping* dalam penentuan RoI, metode *median filter*, *negativity* dan ekualisasi histogram dalam peningkatan kualitas citra, metode *thresholding* dalam segmentasi dan gabungan metode ekstraksi fitur geometris dan tekstur dengan *software* Scilab sebagai masukan dalam tahap klasifikasi. Sebelum masuk ke tahap klasifikasi menggunakan metode *Multi Layer Perceptron* (MLP), hasil ekstraksi fitur terlebih dahulu diseleksi dengan metode *Information Gain*. Berdasarkan hasil yang diperoleh, fitur tekstur lebih berpengaruh terhadap proses klasifikasi dibanding fitur geometris dengan akurasi hasil klasifikasi maksimal sebesar 65% dalam membedakan nodul paru-paru jinak (*benigna*) dan ganas (*malignant*). Nilai akurasi tersebut menunjukkan bahwa metode gabungan ekstraksi fitur geometris dan tekstur dalam pengolahan citra rontgen *thorax* berbasis CAD yang telah dilakukan kurang efektif digunakan untuk proses diagnosis kanker paru-paru.

**Kata kunci** : kanker paru-paru, citra rontgen *thorax*, ekstraksi fitur, Scilab



## KATA PENGANTAR

Puji dan syukur kehadirat Allah SWT yang telah melimpahkan segala rahmat dan barakah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul "KLASIFIKASI NODUL PENYAKIT KANKER PARU-PARU PADA CITRA RONTGEN *THORAX* BERDASARKAN EKTRAKSI FITUR GEOMETRIS DAN TEKSTUR MENGGUNAKAN SCILAB". Penulisan skripsi ini digunakan untuk memenuhi salah satu syarat dalam memperoleh gelar Sarjana Sains (S.Si) pada Program Studi S-1 Fisika Fakultas Sains dan Teknologi di Universitas Islam Negeri Walisongo Semarang. Penulis menyadari banyak keterbatasan yang dimiliki sehingga dalam penyusunan skripsi ini tidak lepas dari bantuan berbagai pihak, pada kesempatan ini penulis menyampaikan ucapan terimakasih kepada :

1. Prof. Dr. Imam Taufiq, M.Ag selaku rektor UIN Walisongo Semarang.
2. Dr. Ismail, M.Ag selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang.
3. Agus Sudarmanto, M.Si selaku Ketua Jurusan Fisika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo.
4. Edi Daenuri Anwar, M.Si dan M. Ardhi Khalif, M.Sc selaku dosen pembimbing yang dengan sabar telah meluangkan waktu serta pikiran untuk memberikan arahan dan bimbingan terbaik sehingga penyusunan skripsi ini dapat diselesaikan.

5. Heni Sumarti, M.Si selaku dosen peminatan Fisika Medis yang telah memberikan bimbingan, arahan dan dukungan kepada penulis.
6. Segenap Bapak/Ibu dosen dan seluruh Staf Jurusan Fisika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Walisongo Semarang yang telah memberikan dan membekali banyak ilmu baik ilmu agama, pengetahuan maupun moral selama masa perkuliahan.
7. Orang tua tercinta, Budi Widayatno dan Laela Isnaeni yang telah memberikan dorongan terbaik berupa dukungan finansial, do'a, nasehat, semangat, kasih sayang serta motivasi yang tidak dapat terbayarkan oleh apapun. Tak lupa juga adik-adik tersayang yang telah memberikan dukungan dan semangat kepada penulis.
8. Sanak saudara dan keluarga besar di Magelang yang selalu memberikan dukungan, semangat dan do'a kepada penulis.
9. Eli Ermawati, S.Si, Lianita Anggraeni P., S.Si, dan Nelly J. A. Fara, S.Si selaku kakak tingkat Fisika Medis 2015 yang telah memberikan motivasi dan bantuan kepada penulis selama proses penyusunan skripsi.
10. Zulfa Maula, Uhty Maesyaroh, Luthfiyatus Saniyah, dan Nurul Inayah selaku sahabat seperjuangan yang telah memberikan bantuan, dukungan, dan semangat kepada penulis selama proses penyusunan skripsi.
11. Teman-teman Jurusan Fisika Angkatan 2016 yang telah menghiiasi hari-hari perkuliahan dengan penuh canda tawa, suka cita dan kehangatan.

12. Nia, Elok, Hani, Fatya dan Ainun selaku teman-teman kost yang setia menemani penulis selama di Semarang dan terus memberikan dukungan, semangat, dan do'a yang tulus.
13. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu yang turut serta memberikan dorongan, do'a, dan motivasi sehingga skripsi ini dapat terselesaikan.

Penulis merasa bahwa dalam skripsi ini masih terdapat banyak kekurangan baik isi maupun susunannya maka dari itu penulis mengharapkan saran dan kritik yang membangun dari semua pihak.

Semoga Allah SWT senantiasa melimpahkan karunia-Nya dan membalas segala amal budi serta kebaikan pihak-pihak yang telah membantu penulis dalam penyusunan skripsi ini dan semoga skripsi ini dapat bermanfaat tidak hanya bagi penulis tetapi juga bagi para pembaca. *Aamiin Ya Rabbal Alamin*

Semarang, 1 Desember 2021

Penulis





## DAFTAR ISI

<b>HALAMAN JUDUL</b> .....	<b>i</b>
<b>PERNYATAAN KEASLIAN</b> .....	<b>iii</b>
<b>PENGESAHAN</b> .....	<b>vi</b>
<b>NOTA PEMBIMBING I</b> .....	<b>vii</b>
<b>NOTA PEMBIMBING II</b> .....	<b>ix</b>
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	<b>xv</b>
<b>DAFTAR ISI</b> .....	<b>xvii</b>
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	<b>xix</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	<b>xxi</b>
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	<b>xxiii</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN</b> .....	<b>1</b>
A. Latar Belakang Masalah .....	1
B. Rumusan Masalah .....	7
C. Tujuan Penelitian .....	8
D. Manfaat Penelitian .....	8
E. Batasan Masalah .....	9
<b>BAB II LANDASAN PUSTAKA</b> .....	<b>11</b>
A. Kajian Teori .....	11
1. Paru-Paru .....	14
2. Kanker Paru-paru .....	16
3. Sinar-X .....	18
4. Rontgen <i>Thorax</i> .....	24
5. Dasar Pengolahan Citra .....	27
6. <i>Computer Aided Diagnosis (CAD)</i> .....	31
7. Indeks Pengukuran .....	57
8. Scilab .....	59
B. Kajian Pustaka .....	60
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN</b> .....	<b>65</b>
A. Waktu dan Tempat Penelitian .....	65
B. Alat Penelitian .....	65
C. Bahan Penelitian .....	66

D. Pengolahan Data ..... 66

E. Analisis Data ..... 75

**BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN ..... 77**

A. Hasil ..... 77

B. Pembahasan ..... 88

**BAB V PENUTUP ..... 97**

A. Kesimpulan ..... 97

B. Saran ..... 98

**DAFTAR PUSTAKA ..... 99**

**Lampiran-lampiran .....105**

## DAFTAR TABEL

<b>Tabel</b>	<b>Judul</b>	<b>Halaman</b>
Tabel 4.1	Hasil ekstraksi fitur geometris	83
Tabel 4.2	Hasil ekstraksi fitur tekstur	83
Tabel 4.3	Hasil seleksi fitur	84
Tabel 4.4	Perbandingan hasil klasifikasi berdasarkan fitur geometris dan fitur tekstur	86
Tabel 4.5	Perbandingan hasil klasifikasi berdasarkan gabungan fitur geometris dan tekstur sebelum dan sesudah seleksi fitur	87



## DAFTAR GAMBAR

Gambar	Judul	Halaman
Gambar 2.1	Anatomi paru-paru	16
Gambar 2.2	Skema tabung Sinar-X	20
Gambar 2.3	Absorpsi pada efek fotolistrik	23
Gambar 2.4	Energi absorpsi melalui efek Compton	24
Gambar 2.5	Posisi pemeriksaan PA	26
Gambar 2.6	Posisi pemeriksaan AP	27
Gambar 2.7	Jenis-jenis format citra (a) citra warna (RGB) (b) citra grayscale (c) citra biner	30
Gambar 2.8	Sistem CAD	31
Gambar 2.9	Contoh citra dengan metode <i>thresholding</i> (a) citra asli (b) citra hasil segmentasi <i>thresholding</i>	35
Gambar 2.10	Prinsip analisis tekstur	38
Gambar 2.11	Arah untuk GLCM	43
Gambar 2.12	Jumlah pasangan piksel	43
Gambar 2.13	Contoh pembentukan matriks GLCM yang simetris	44
Gambar 2.14	Matriks GLCM ternormalisasi	44
Gambar 2.15	Pembentukan matriks GLRLM	50
Gambar 2.16	Ilustrasi arsitektur MLP	55
Gambar 2.17	<i>Confusion Matrix</i>	58
Gambar 3.1	Tahapan pengolahan data	66
Gambar 3.2	Proses untuk mendapatkan citra RoI	68
Gambar 3.3	Proses <i>negativity</i> dan ekualisasi histogram	69

Gambar 3.4	Proses ekstraksi fitur geometris	71
Gambar 3.5	Proses ekstraksi fitur histogram	72
Gambar 3.6	Proses ekstraksi fitur GLCM	72
Gambar 3.7	Proses ekstraksi fitur GLRLM	73
Gambar 3.8	Proses seleksi fitur	74
Gambar 4.1	Perbandingan citra asli rontgen <i>thorax</i> antara nodul paru <i>benigna</i> dan <i>malignant</i>	78
Gambar 4.2	Perbandingan citra asli, citra hasil RoI dan citra hasil <i>pre-processing</i>	80
Gambar 4.3	Tampilan awal <i>software</i> GIMP	81
Gambar 4.4	Perbandingan citra hasil <i>pre-processing</i> dan citra hasil segmentasi pada citra <i>benigna</i>	81
Gambar 4.5	Perbandingan citra hasil <i>pre-processing</i> dan citra hasil segmentasi pada citra <i>malignant</i>	82
Gambar 4.6	Tampilan awal <i>machine learning</i> Weka	85
Gambar 4.7	Tampilan <i>Confusion Matrix</i> pada <i>machine learning</i> Weka	85

## DAFTAR LAMPIRAN

	<b>Halaman</b>
Lampiran 1 Perbandingan citra asli rontgen <i>thorax</i> dan citra hasil RoI	105
Lampiran 2 Perbandingan citra hasil <i>pre-processing</i> dan hasil segmentasi	113
Lampiran 3 Data informasi klinis citra	121
Lampiran 4 Hasil ekstraksi fitur geometris	123
Lampiran 5 Hasil ekstraksi fitur tekstur histogram	125
Lampiran 6 Hasil ekstraksi fitur tekstur GLCM dari empat arah sudut ( $0^\circ$ , $45^\circ$ , $90^\circ$ dan $135^\circ$ )	127
Lampiran 7 Hasil ekstraksi fitur tekstur GLRLM dari empat arah sudut ( $0^\circ$ , $45^\circ$ , $90^\circ$ dan $135^\circ$ )	131
Lampiran 8 <i>Source code</i> pada <i>software</i> Scilab	135
Lampiran 9 Hasil seleksi fitur	145
Lampiran 10 Hasil klasifikasi pada <i>machine learning</i> Weka	147
Lampiran 11 SK pembimbing	151
Lampiran 12 Riwayat Hidup	153

# BAB I

## PENDAHULUAN

### A. Latar Belakang Masalah

Neoplasma dalam istilah kedokteran atau yang biasa disebut tumor merupakan massa jaringan yang terbentuk akibat keabnormalan pertumbuhan sel. Pertumbuhan sel ini terjadi secara berlebihan, tidak terkoordinasi dan otonom karena timbul proliferasi sel tanpa tujuan. Apabila pertumbuhan tumor terjadi secara lambat dan terlokalisasi tanpa menyebabkan bahaya maka yang terbentuk adalah tumor jinak (*benigna*), namun sebaliknya apabila tumor tumbuh sangat aktif serta berkembang biak dengan cepat menyebar ke seluruh tubuh kemudian berisiko terhadap kematian maka tumor ini disebut tumor ganas (*malignant*). Istilah tumor ganas inilah yang kemudian dikenal sebagai kanker dan kanker paru-paru identik dengan istilah nodul paru-paru (Lingayat & Tarambale, 2013).

Beyzadeoglu dkk (2013) menjelaskan istilah kanker paru-paru merujuk pada tumor yang berkembang dari parenkim trakea, bronkus, bronkiolus atau paru-paru parenkim. Kanker paru termasuk kanker paling mematikan di dunia. Kanker paru menempati 12,4% dari semua kasus kanker terbaru dan 17,6% dari semua kematian akibat kanker. Setiap tahun terdapat sekitar satu juta orang meninggal karena kanker paru-paru. Kanker paru paling sering terjadi pada laki-laki, dan kini mulai meningkat pesat pula pada perempuan (Beyzadeoglu dkk, 2013).

Kemenkes RI menyebutkan bahwa sebanyak 1/3 kematian pada laki-laki disebabkan oleh kanker paru. Berdasarkan laporan



WHO, kanker paru merupakan penyumbang insiden kanker tertinggi di Indonesia pada laki-laki diikuti oleh kanker kolorektal, prostat, hati, dan nasofaring. Sementara pada perempuan menjadi penyumbang kasus ke-5 terbanyak setelah kanker payudara, serviks-uteri, kolorektal, dan ovarium. Banyaknya insiden yang terjadi menjadikan kanker paru sebagai penyebab pertama kematian akibat kanker pada laki-laki (21,8%) dan penyebab kematian kedua akibat kanker pada perempuan (9,1%) setelah kanker payudara (21,4%) (Komite Penanggulangan Kanker Nasional, 2017).

Kanker merupakan penyakit yang dapat terjadi karena berbagai faktor penyebab baik internal maupun eksternal. Faktor internal diantaranya seperti mutasi bawaan, hormon, kondisi kekebalan, dan mutasi yang terjadi akibat metabolisme. Sementara untuk faktor eksternal seperti merokok, infeksi dari organisme, bahan kimia dan sinar radiasi. Kedua faktor penyebab ini dapat bertindak secara bersamaan maupun berurutan untuk mengawali atau mendorong perkembangan kanker. Pada umumnya kanker terdeteksi setelah sepuluh tahun atau lebih saat seseorang terkena paparan faktor eksternal. Kanker masih dapat diobati dengan beberapa *treatment* seperti pembedahan, radiasi, kemoterapi, terapi hormon, terapi kekebalan, dan terapi yang ditargetkan tergantung jenis dan tingkat keparahan pada kanker (American Cancer Society, 2014).

Angka kematian yang tinggi pada kasus kanker paru-paru sering kali dikaitkan dengan keterlambatan dalam hal diagnosis. Sebagian besar pasien yang terdeteksi kanker paru-paru sudah berada pada tingkat stadium lanjut. Perlu adanya suatu keterampilan dan sarana yang optimal dalam upaya penemuan

dini nodul paru-paru. Penemuan dini juga dilakukan untuk mendeteksi keganasan nodul sebelum nodul berkembang menjadi massa yang lebih besar dan terdeteksi sebagai kanker paru-paru. Hal ini bertujuan agar pengobatan yang tepat dapat segera dilakukan. Pada akhirnya memungkinkan penderita memperoleh peningkatan kualitas hidup yang lebih baik dalam perjalanan penyakitnya meskipun penyakitnya tidak dapat disembuhkan.

Tidak adanya gejala yang khas pada stadium awal dinilai sebagai salah satu penyebab keterlambatan diagnosis kanker paru-paru. Maka dari itu, penegakan diagnosis akan sangat bergantung pada pemeriksaan penunjang yang dilakukan, salah satu modalitas utamanya yaitu pemeriksaan radiografi. Pemeriksaan radiografi standar yang dilakukan pada pasien dengan keluhan gangguan saluran pernapasan terutama pada paru-paru adalah pemeriksaan rontgen *thorax* (del Ciello dkk, 2017).

Rontgen *thorax* atau *chest X-ray* (CXR) adalah teknik pencitraan yang paling umum digunakan dalam pemeriksaan radiografi. Pemeriksaan ini memiliki peranan yang signifikan dalam proses diagnosis penyakit paru termasuk pendeteksian awal nodul paru-paru. Meskipun citra *CT Scan* memiliki keakuratan hasil yang lebih menjanjikan pemeriksaan rontgen *thorax* masih tetap digunakan karena biaya yang lebih murah dan pengoperasiannya yang mudah. Keunggulan yang lain adalah jangkauan pemeriksaan rontgen *thorax* lebih luas karena mudah ditemukan bahkan di daerah yang tertinggal. Rontgen *thorax* juga dinilai memiliki dampak negatif yang lebih minim dibanding *CT Scan* karena penggunaan dosis radiasi yang lebih sedikit (Qin dkk, 2018).

Teknik pemeriksaan radiografi rontgen *thorax* memanfaatkan

teknologi radiasi *sinar-X* untuk memperoleh gambaran citra pada bagian *thorax*. Radiasi sendiri merupakan energi yang dipancarkan dalam bentuk gelombang elektromagnetik berupa foton dari suatu sumber radiasi. Radiasi sinar-X pada pemeriksaan rontgen *thorax* adalah radiasi yang ditimbulkan dari tindakan medis yang berasal dari sumber buatan manusia yaitu tabung sinar-X. Radiasi sinar-X sering disebut dengan istilah rontgen sebagai penghargaan yang diberikan kepada penemu pertama sinar-X yaitu Wilhelm Conrad Rontgen.

Rontgen termasuk ke dalam radiasi pengion yang digunakan sebagai sarana penunjang diagnostik yang saat ini berkembang pesat dalam dunia kedokteran. Perkembangan tersebut dapat terjadi karena manfaat yang diberikan dari pemeriksaan rontgen, salah satunya adalah dapat mendeteksi penyakit atau kelainan pada organ tubuh dengan cepat. Pemeriksaan rontgen menggunakan sumber sinar-X berupa titik dan detektor berupa selebar film negatif. Sinar-X dapat menghitamkan film negatif yang berbanding lurus dengan intensitas foton saat melewati suatu materi atau benda. Dengan begitu, benda-benda yang menyerap sinar lebih banyak (lebih rapat) akan ditampilkan dalam film negatif dengan warna yang lebih terang daripada benda-benda yang menyerap sinar lebih sedikit karena benda yang lebih rapat dapat menahan seluruh atau sebagian besar sinar sehingga sinar yang keluar hanya sedikit. Gambaran akhir film negatif yang terkena sinar-X inilah yang kemudian diolah dan menghasilkan suatu citra dari bagian tubuh (Ramdhan, 2015). Citra yang dihasilkan dari pemeriksaan rontgen kini telah mengalami perkembangan bentuk yang lebih modern yaitu citra digital dengan menggunakan sistem komputer.

Citra hasil rontgen *thorax* mengandung banyak informasi tentang kesehatan pasien. Usaha dalam menafsirkan informasi citra digital dengan benar menjadi tantangan utama bagi seorang dokter atau ahli radiologi. Struktur jaringan pada citra rontgen *thorax* yang saling tumpang tindih dapat meningkatkan kompleksitas dalam interpretasi. Pendeteksian nodul paru-paru akan sulit diketahui dalam citra *X-ray* apabila kontras antara lesi dan jaringan sekitarnya rendah atau saat lesi tumpang tindih dengan tulang rusuk atau pembuluh darah besar paru-paru. Bahkan untuk dokter yang berpengalaman, tidak mudah untuk membedakan lesi serupa atau untuk menemukan nodul yang tidak jelas karena lokasinya berada di dalam area anatomi yang rumit (seperti hilus dan tulang rusuk). Hal ini tentu dikhawatirkan dapat mengakibatkan pendeteksian yang tidak sesuai (Lingayat & Tarambale, 2013); (Qin dkk, 2018); (Sebatubun, 2016).

Penggunaan rontgen *thorax* yang semakin luas dan kerumitannya dalam interpretasi menjadikan sistem otomatisasi berbasis *Computer Aided Diagnosis* (CAD) mulai banyak dikembangkan. Sistem CAD yang diterapkan dalam pengolahan citra medis dapat digunakan sebagai *second opinion* dokter atau ahli radiologi untuk mendeteksi lesi mencurigakan yang mudah terlewat, sehingga dapat meningkatkan keakurasian hasil deteksi (Qin dkk, 2018).

Ekstraksi fitur dalam suatu sistem klasifikasi berbasis CAD merupakan umpan penting sebagai masukan informasi citra. Tujuan utama ekstraksi fitur adalah untuk menemukan ciri khas dari sebuah citra digital. Ekstraksi fitur dilakukan pada objek citra yang telah tersegmentasi. Definisi fitur sendiri dalam suatu objek adalah karakteristik yang melekat pada objek tersebut. Salah

satu fitur yang dapat dikenali dari suatu objek citra adalah fitur bentuk. Fitur bentuk merupakan suatu fitur yang diperoleh dari bentuk objek dan dapat diidentifikasi melalui kontur, area, dan transformasi. Selain fitur bentuk yang dilibatkan dalam menggali informasi karakter objek dalam citra, fitur tekstur juga banyak digunakan dalam temu kembali citra. Bagi manusia mudah untuk membedakan pola-pola tertentu yang terkandung dalam beberapa objek citra, melalui sistem berbasis CAD diharapkan komputer juga mampu mengenali karakter tekstur dalam suatu objek citra (Kadir & Susanto, 2013).

Penelitian oleh Fara (2020) tahap ekstraksi fitur bentuk dilakukan melalui pendekatan fitur geometris dan statis untuk memperoleh ciri tepi pada objek citra. Ekstraksi fitur geometris dan statis ini memberikan informasi parameter mengenai bentuk tepi objek di dalam citra (Fara, 2020). Hal berbeda dilakukan dalam penelitian Ermawati (2020) ekstraksi fitur tekstur memberikan informasi parameter berdasarkan perhitungan statistik orde satu histogram dan orde dua GLCM dari objek di dalam citra. Berdasarkan dua penelitian tersebut, tahap ekstraksi fitur dalam penelitian berbasis CAD ini akan dilakukan dengan menggabungkan dua macam metode yaitu fitur geometris dan fitur tekstur. Penggabungan ekstraksi fitur diharapkan dapat memberikan informasi karakter objek nodul paru-paru secara lebih detail sebagai masukan yang digunakan dalam tahap klasifikasi. Penggunaan informasi ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi sistem CAD dalam mengklasifikasi nodul paru-paru (Lingayat & Tarambale, 2013).

Penelitian sebelumnya oleh Patil & Udipi (2010) dan Lingayat & Tarambale (2013) telah melakukan pengolahan citra berbasis

sistem CAD yang terfokus pada proses ekstraksi fitur geometris dan tekstur untuk mendeteksi nodul paru-paru. Akan tetapi, kedua penelitian ini tidak melakukan pengolahan citra sampai ke tahap klasifikasi. Pengolahan citra juga dilakukan menggunakan *software* Matlab. Pengolahan citra nodul paru-paru pada citra rontgen *thorax* yang dilakukan menggunakan *software* Scilab belum penulis temukan. Penelitian oleh Fara (2020), Ermawati (2020) dan Putri (2020) melakukan pengolahan citra dengan *software* Scilab, tetapi objek yang ditinjau adalah nodul payudara. Oleh karena itu berdasarkan uraian di atas, penulis melaksanakan sebuah penelitian berjudul "KLASIFIKASI NODUL PENYAKIT KANKER PARU-PARU PADA CITRA RONTGEN *THORAX* BERDASARKAN EKSTRAKSI FITUR GEOMETRIS DAN TEKSTUR MENGGUNAKAN SCILAB" untuk mengetahui hasil proses pengolahan citra nodul paru-paru pada citra rontgen *thorax* berbasis CAD dengan *software* Scilab.

## **B. Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, masalah dalam penelitian ini adalah :

1. Bagaimana pengaruh ekstraksi fitur geometris dan tekstur dalam klasifikasi nodul paru-paru pada citra rontgen *thorax*?
2. Bagaimana tingkat akurasi klasifikasi nodul paru-paru pada citra rontgen *thorax* berdasarkan ekstraksi fitur geometris dan tekstur?

### C. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas, tujuan penelitian ini adalah :

1. Untuk mengetahui pengaruh ekstraksi fitur geometris dan tekstur dalam klasifikasi nodul paru-paru pada citra rontgen *thorax*.
2. Untuk mengetahui tingkat akurasi klasifikasi nodul paru-paru pada citra rontgen *thorax* berdasarkan ekstraksi fitur geometris dan tekstur.

### D. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat yang diharapkan setelah melakukan penelitian ini antara lain :

1. Bagi penulis, adanya penelitian ini membantu penulis menyelesaikan studi S-1 dan mengetahui proses diagnosis penyakit kanker paru-paru serta mengetahui tahapan pengolahan citra menggunakan perangkat komputasi.
2. Bagi dokter, penelitian ini dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan (*second opinion*) dalam memberikan diagnosis dengan memberikan informasi yang bersifat objektif dan sebagai bahan rujukan untuk pengembangan penelitian berikutnya.
3. Bagi akademisi, penelitian ini dapat digunakan sebagai bahan referensi untuk melakukan penelitian yang lebih detail dalam membuat sistem CAD yang diaplikasikan pada citra hasil rontgen *thorax*.

4. Bagi masyarakat, terwujudnya sistem CAD yang efektif dapat menjadi salah satu alternatif dalam proses diagnosis karena pemeriksaan dilakukan non-invasif sehingga meminimalisir biaya yang harus dikeluarkan dan juga mengurangi rasa sakit serta efek negatif lain yang ditimbulkan pasca pemeriksaan.

#### **E. Batasan Masalah**

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Objek penelitian hanya dibatasi pada nodul paru-paru citra rontgen *thorax* yang tersedia dalam JSRT *database*.
2. Klasifikasi nodul paru-paru citra rontgen *thorax* dibedakan menjadi dua kelas, yaitu *benigna* dan *malignant*.
3. Klasifikasi dilakukan dengan metode MLP.





## BAB II

### LANDASAN PUSTAKA

#### A. Kajian Teori

Perkembangan ilmu pengetahuan, sains, dan teknologi yang terjadi saat ini merupakan bukti kekuasaan dan kebesaran Allah SWT. Allah SWT telah menurunkan Al-Qur'an sebagai kitab induk, rujukan utama dari segala rujukan, sumber dari segala sumber, dan dasar bagi segala ilmu pengetahuan dan sains. Tidak ada satu pun perkara yang terlewatkan dalam Al-Qur'an, baik yang berhubungan dengan Allah (*hablum minallah*), sesama manusia (*hablum minannas*), alam, lingkungan, dan ilmu-ilmu yang lain (Qutub, 2011). Hal ini seperti pada firman Allah dalam QS Al An'am ayat 38 :

وَمَا مِنْ دَابَّةٍ فِي الْأَرْضِ وَلَا طَائِرٍ يَطِيرُ بِجَنَاحَيْهِ إِلَّا أُمَمٌ أَمْثَلُكُمْ مَفَازٌ طَنَافِي  
الْكِتَابِ مِنْ شَيْءٍ ثُمَّ إِلَىٰ رَبِّهِمْ يُحْشَرُونَ (٣٨)

Artinya : “Dan tidak ada seekor binatang pun yang ada di bumi dan burung-burung yang terbang dengan kedua sayapnya, melainkan semuanya merupakan umat-umat (juga) seperti kamu. Tidak ada sesuatu pun yang Kami luputkan di dalam Kitab, kemudian kepada Tuhanlah mereka dikumpulkan.” (QS. Al An'am (6): 38).

Kementerian Agama RI menjelaskan mengenai ayat di atas bahwa Allah SWT Maha Kuasa dalam segala sesuatu, ilmu-Nya melingkupi seluruh makhluk yang ada, dan Dialah yang mengatur alam semesta. Bukti kekuasaan Allah seperti yang telah dijelaskan dalam ayat di atas memberi isyarat untuk orang-orang yang

beriman agar dapat menyelidiki segala rupa yang ada di alam untuk memperkuat iman dan menambah ketaatan kepada Allah SWT.

Sains dan teknologi baik yang ditemukan oleh ilmuan muslim maupun ilmuan barat pada masa dulu, sekarang dan yang akan datang merupakan bukti kebenaran informasi yang terkandung di dalam Al-Qur'an. Jauh sebelum peristiwa penemuan-penemuan itu terjadi, Al-Qur'an telah memberikan isyarat-isyarat tentang hal tersebut yang termasuk bagian dari kemukjizatan Al-Qur'an, dimana kebenaran yang terkandung di dalamnya selalu terbuka untuk dikaji, didiskusikan, diteliti, diuji dan dibuktikan secara ilmiah oleh siapa pun (Qutub, 2011).

Salah satu firman Allah dalam QS Al-Hadid ayat 25 :

لَقَدْ أَرْسَلْنَا رُسُلَنَا بِآلِ بَيْتٍ وَأَنْزَلْنَا مَعَهُمُ الْكِتَابَ وَالْمِيزَانَ لِيَقُومَ النَّاسُ بِالْقِسْطِ وَأَنْزَلْنَا الْحَدِيدَ فِيهِ بَأْسٌ شَدِيدٌ وَمَنْ فَعَلَ لِلنَّاسِ لِيَعْلَمَ اللَّهُ مَنْ يَنْصُرُهُ وَرُسُلَهُ بِالْغَيْبِ إِنَّ اللَّهَ قَوِيٌّ عَزِيزٌ (٢٥)

Artinya : “Sesungguhnya Kami telah Mengutus Rasul-rasul Kami dengan membawa Bukti-bukti yang nyata dan telah Kami Turunkan Bersama mereka al-Kitab dan Neraca (Keadilan) supaya manusia dapat melaksanakan keadilan. Dan Kami Ciptakan besi yang padanya terdapat kekuatan yang hebat dan berbagai manfaat bagi manusia, (supaya mereka mempergunakan besi itu) dan supaya Allah Mengetahui siapa yang menolong (Agama)-Nya dan Rasu-rasul-Nya padahal Allah tidak dilihatnya. Sesungguhnya Allah Maha Kuat lagi Maha Perkasa.” (QS. Al-Hadid (57) : 25)

Ayat di atas menerangkan bahwa Allah SWT menganugerahkan sebuah logam bernama “besi” kepada manusia sebagai suatu karunia yang tidak terhingga nilai dan manfaatnya. Adanya besi sangat bermanfaat dalam membuat berbagai macam keperluan

manusia, mulai dari yang besar sampai yang kecil, seperti pembuatan berbagai macam kendaraan, keperluan rumah tangga dan lain sebagainya untuk segala bidang kehidupan. Hal ini tentu atas izin Allah SWT (Kemenag RI).

Kedua ayat di atas memberi isyarat kepada manusia untuk terus mengembangkan ilmu pengetahuan sebagai salah satu ilmu yang terkandung di dalam Al-Qur'an. Adanya perkembangan ilmu mendorong banyak inovasi mengenai pemanfaatan berbagai macam logam dalam segala bidang kehidupan. Salah satu diantaranya pada bidang kedokteran. Perkembangan ilmu Fisika turut mendorong kemajuan teknologi pada alat-alat kedokteran, seperti yang dibahas dalam penelitian ini yaitu rontgen. Rontgen dimanfaatkan dalam proses diagnosis penyakit untuk menggambarkan organ tubuh pasien pada suatu citra digital dengan menggunakan teknologi radiasi sinar-X (*X-ray*) yang dipancarkan dari hasil tumbukan elektron dengan suatu logam tertentu di dalam tabung sinar-X. Pancaran radiasi sinar-X ini mampu menembus organ tubuh dan membentuk suatu gambaran objek yang kemudian diolah menjadi citra digital.

Seiring berjalannya waktu, perkembangan tentang mesin rontgen terus mengalami kemajuan. Hal ini ditandai dengan adanya perkembangan sistem *Computer Aided Diagnosis* (CAD) yang dibangun untuk melengkapi kemajuan pada mesin rontgen. Kemajuan teknologi yang ada saat ini harus terus dikembangkan agar berbagai penemuan-penemuan baru baik dalam bidang Fisika maupun kedokteran dapat terus ditemukan. Hal ini sesuai dengan isyarat yang terkandung dalam firman Allah yang telah disebutkan di atas, bahwa Al-Qur'an mengandung kebenaran yang dapat dikaji dan dibuktikan lewat penemuan dalam ilmu-ilmu pengetahuan.

## 1. Paru-Paru

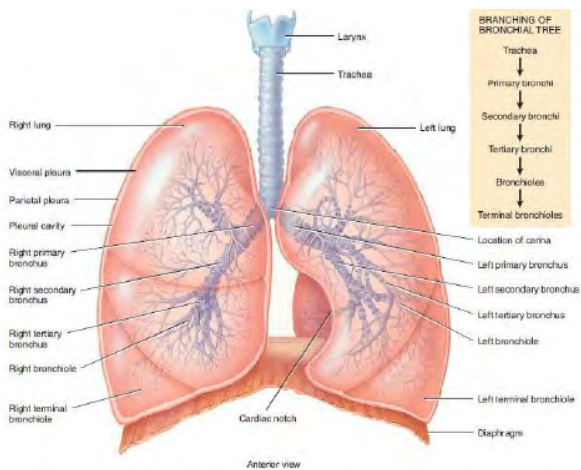
Paru-paru merupakan organ pernapasan bagian bawah yang memiliki peran penting dalam proses respirasi yaitu sebagai tempat pertukaran gas oksigen ( $O_2$ ) dan karbondioksida ( $CO_2$ ). Pertukaran gas ini tepatnya terjadi pada bagian alveolus melalui sistem kapiler. Organ paru-paru mengisi penuh bagian lateral di dalam rongga *thorax*. Paru-paru memiliki bentuk kerucut dengan ujung berada di atas tulang rusuk pertama dan dasar berada pada diafragma (Hartono, 2017). Cara kerja paru-paru pada saat repirasi adalah mengembang (ketika udara dihirup) dan mengempis (ketika udara dikeluarkan) melalui gerakan tulang rusuk dan diafragma (Perhimpunan Dokter Paru Indonesia, 2019).

Permukaan luar paru-paru menyentuh iga-iga, sementara permukaan dalam memuat tampuk paru-paru. Sisi belakang paru-paru menyentuh tulang belakang dan sisi depan menutupi sebagian sisi jantung (Pearce, 2009). Paru-paru sendiri terbagi menjadi dua bagian yaitu paru kanan (*dekstra*) dan paru kiri (*sinistra*). Terdapat perbedaan pada kedua bagian paru-paru kanan dan kiri. Ukuran paru bagian kiri lebih kecil daripada bagian kanan karena di sisi bagian kiri terdapat organ lain yaitu jantung (Nasution, 2019). Meskipun demikian, perbedaan ukuran kedua bagian paru-paru ini tidak terpaut jauh. Paru-paru orang dewasa umumnya memiliki massa sekitar 375-600 gram untuk bagian kanan dan 325-550 gram untuk bagian kiri (Perhimpunan Dokter Paru Indonesia, 2019).

Perbedaan lain dari kedua bagian paru-paru adalah jumlah lobus yang dimiliki keduanya. Paru-paru kanan mempunyai tiga lobus yang terdiri dari lobus superior, lobus medius dan lobus inferior. Sementara paru-paru kiri hanya mempunyai dua lobus

yang terdiri dari lobus superior dan lobus inferior. Lobus-lobus ini dipisahkan oleh fisura. Ketiga lobus pada paru kanan dipisahkan oleh dua fisura, yaitu *fissure horizontalis* dan *fissure obliqua* sementara di antara lobus superior dan lobus inferior paru kiri hanya terdapat *fissura obliqua* saja. Terdapat satu bagian pada paru kiri yaitu di lobus superior yang analog dengan lobus medius paru kanan yang disebut sebagai *lingula pulmonis* (Hartono, 2017).

Setiap lobus pada paru-paru terbentuk atas lobula. Setiap lobula dimasuki sebuah pipa bronkial kecil di dalamnya yang semakin bercabang, semakin tipis dan akhirnya berakhir menjadi kantong-kantong kecil (Pearce, 2009). Bronkus merupakan bagian pertama paru-paru pada percabangan setelah trakea atau tenggorokan. Bronkus terhubung langsung pada masing-masing paru-paru kanan dan kiri. Bronkus juga memiliki cabang yang disebut bronkiolus. Dinding bronkiolus lebih tipis dibandingkan dengan bronkus karena merupakan percabangan dari bronkus. Terdapat alveolus di ujung bronkiolus yang menjadi tempat pertukaran gas saat respirasi berlangsung. Jumlah jamak alveolus biasa dikenal sebagai alveoli yaitu kumpulan dari jutaan kantong-kantong kecil udara (Perhimpunan Dokter Paru Indonesia, 2019). Kantong-kantong udara menyebabkan jaringan paru-paru bersifat elastis dan berpori seperti layaknya spons. Paru-paru juga akan mengapung di dalam air karena mengandung udara (Pearce, 2009).



(Hartono, 2017)

Gambar 2.1. Anatomi paru-paru

Kedua paru-paru dilapisi oleh membran serosa rangkap dua yang disebut pleura. Pleura terbagi menjadi dua lapis yaitu bagian luar (*pleura parietalis*) dan bagian dalam (*pleura viseralis*). Pleura yang melapisi iga-iga disebut *pleura kotalis*, sementara bagian yang menutupi diafragma disebut *pleura diafragmatika*, dan bagian yang terletak di leher disebut *pleura servikasis*. Terdapat sedikit eksudat di antara kedua lapisan pleura untuk meminyaki permukaan guna menghindari gesekan antara paru-paru dan dinding dada yang bergerak ketika bernapas (Pearce, 2009).

## 2. Kanker Paru-paru

Nodul paru-paru merupakan pertumbuhan sel berupa suatu benjolan pada jaringan paru-paru dan biasanya memiliki diameter lebih kecil dari 3-4 cm (tidak lebih dari 6 cm). Nodul paru-paru dapat dideteksi sebagai kanker maupun penyakit serius yang

lain. Nodul pada kanker diidentifikasi oleh pertumbuhan yang pesat dan cepat menjadi suatu massa tumor. Dari sekian banyak kasus nodul paru-paru, sekitar 40 persen diantaranya berubah menjadi kanker paru-paru. Oleh karena itu, kebanyakan nodul paru-paru akan diperlakukan sebagai kanker sampai dapat dibuktikan kebalikannya (Rodiah & Madenda, 2013). Kanker sendiri merupakan istilah yang merujuk pada jenis tumor ganas. Dalam bahasa kedokteran tumor ganas disebut sebagai *malignant*, sementara tumor jinak disebut sebagai *benigna* (Lingayat & Tarambale, 2013).

Pengertian kanker paru menurut Kemenkes RI adalah keseluruhan penyakit ganas yang berkembang di paru-paru, mencakup keganasan yang berasal dari paru itu sendiri yang disebut juga sebagai kanker paru primer. Secara klinis kanker paru primer adalah tumor ganas yang berasal dari epitel bronkus (karsinoma bronkus atau *bronchogenic carcinoma*) (Komite Penanggulangan Kanker Nasional, 2017).

Kanker paru-paru termasuk salah satu jenis kanker paling mematikan di dunia. Di Indonesia insiden kanker paru tergolong penyakit yang banyak dijumpai. Dalam Pedoman Nasional Pelayanan Kedokteran tentang Kanker Paru dijelaskan bahwa kasus kanker paru termasuk risiko rendah pada usia di bawah 40 tahun, tetapi meningkat sampai dengan usia 70 tahun. Faktor risiko utama kanker paru adalah merokok. Secara umum, rokok mengakibatkan 80% kasus kanker paru pada laki-laki dan 50% kasus pada perempuan. Faktor lain yaitu kerentanan genetik (*genetic susceptibility*), polusi udara, pajanan radon, dan pajanan industri seperti asbestos atau silika (Komite Penanggulangan Kanker Nasional, 2017).



Beyzadeoglu dkk (2013) menyebutkan bahwa kebanyakan pasien kanker paru memiliki gejala non-spesifik bahkan banyak juga yang tidak menunjukkan tanda apapun sampai penyakitnya berkembang secara signifikan. Beberapa gejala dan tanda yang dapat muncul diantaranya seperti batuk, dispnea, nyeri dada, lengan atau punggung, pneumonia atau bronkitis berulang, suara serak, penurunan berat badan dan lain sebagainya. Pada beberapa kasus gejala yang muncul mungkin tidak terkait dengan paru-paru atau organ pernapasan. Kasus kanker paru-paru biasanya ditemukan pada stadium lanjut sehingga kanker primer yang terdeteksi telah menyebar ke bagian tubuh yang lain. Oleh karena itu, gejala lain seperti sakit kepala, patah tulang, trombosis dan kelelahan, atau yang berhubungan dengan organ yang terkena mungkin saja terlihat (Beyzadeoglu dkk, 2013).

Upaya penegakan diagnosis kanker paru-paru dilakukan melalui berbagai macam pemeriksaan. Salah satu pemeriksaan yang dilakukan adalah rontgen *thorax*. Rontgen *thorax* merupakan langkah pemeriksaan awal yang dilakukan untuk menilai kecurigaan kanker paru paru. Hasil rontgen *thorax* akan menunjukkan lokasi lesi pada paru-paru yang dicurigai sebagai kanker paru-paru. Hasil ini memiliki fungsi penting dalam diagnosis untuk menentukan prosedur yang dapat dilakukan pada penanganan kasus kanker paru-paru. (Komite Penanggulangan Kanker Nasional, 2017).

### **3. Sinar-X**

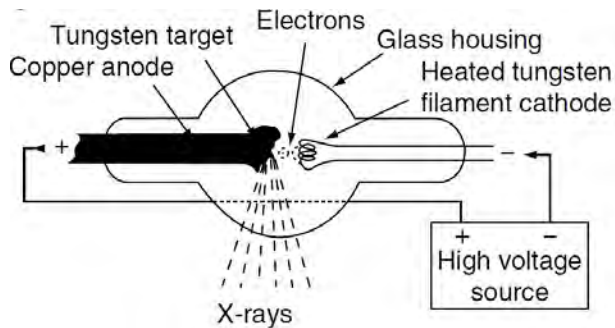
Sinar-X (*X-Ray*) merupakan salah satu jenis gelombang elektromagnetik berbentuk radiasi yang memiliki energi untuk menembus objek termasuk organ tubuh. Energi yang dimiliki

radiasi elektromagnetik sesuai dengan ketentuan Planck yaitu  $E = hv$ . Satuan internasional dari energi adalah joule (J), namun karena radiasi elektromagnetik memiliki energi yang kecil sehingga satuan yang digunakan adalah elektronvolt (eV) (Anwar, 2011). Sinar-X memiliki energi kurang lebih 100 eV hingga 100 keV dengan rentang panjang gelombang 0,01 hingga 10 nm dan kini telah banyak digunakan terutama dalam bidang kedokteran untuk tujuan radiografi diagnostik.

Wilhelm Conrad Rontgen adalah seorang fisikawan dari Universitas Wuzburg, Jerman yang pertama kali menemukan sinar-X. Tahun 1895 sinar tersebut ditemukan beliau ketika melakukan percobaan dengan sinar katoda (Hartono, 2017). Sumber listrik tabung yang dinyalakan untuk penelitian katoda tersebut dapat menghasilkan sinar pada layar yang saat itu berada didekatnya yang terbuat dari barium platina cyanida. Apabila sumber listrik dipadamkan sinarpun akan lenyap, sehingga dapat disimpulkan bahwa sinar tersebut terbentuk dari sinar katoda. Sinar tersebut kemudian disebut sebagai sinar-X karena merupakan sinar baru yang belum pernah dikenal sebelumnya (Anwar, 2011). Saat ini penyebutan sinar-X lebih dikenal dengan istilah sinar rontgen yang merujuk pada penemu pertama sinar tersebut (Hartono, 2017).

Proses terbentuknya sinar-X yang digunakan dalam radiografi dapat dihasilkan jika komponen dasar untuk memproduksi sinar-X terpenuhi yaitu tabung sinar-X yang dilengkapi 2 elektroda berupa katoda dan anoda yang diletakkan dengan jarak sekitar 1-2 cm pada tabung yang terbuat dari kaca atau logam. Selain itu kabel negatif positif tegangan tinggi dari generator sinar-X yang terhubung dengan katoda dan anoda juga diperlukan. Tabung

sinar X berfungsi untuk memberikan lingkungan dan komponen yang tepat untuk menghasilkan sinar-X, sementara generator sinar X berfungsi untuk menyediakan sumber tegangan listrik serta kontrol pengguna untuk memberi energi pada tabung sinar-X. Hal yang dikontrol pada proses radiografi menggunakan sinar-X adalah tegangan (kVp), kuat arus (mA) dan waktu pemancaran (s) (Seibert, 2004). Sinar-X dapat dihasilkan jika filamen yang berfungsi sebagai katoda dalam tabung dipanaskan kemudian awan elektron pada filamen yang dipercepat dengan beda potensial tinggi yang berasal dari generator akan bergerak dengan kecepatan tinggi menuju ke anoda. Elektron yang bergerak sangat cepat itu akhirnya akan menumbuk target logam bernomor atom tinggi dan suhu leleh tinggi (umumnya adalah Tungsten) sehingga memancarkan sinar-X.



(Beyzadeoglu dkk, 2013)

Gambar 2.2. Skema tabung Sinar-X

Secara umum berdasarkan proses terbentuknya, sinar-X dapat dibagi menjadi dua yaitu sinar-X Bremsstrahlung dan sinar-X karakteristik. Proses sinar-X seperti yang telah dijelaskan di atas merupakan sinar-X Bremsstrahlung. Bremsstrahlung adalah sinar-X

yang terbentuk ketika elektron dengan laju tinggi mengalami suatu percepatan (Widayati, 2013). Tabung vakum yang berisi logam target ditembaki elektron sebagai hasil pemanasan filamen yang dipercepat karena diberi tegangan listrik berorde  $10^{10}$  volt. Saat elektron berenergi tinggi menabrak logam target maka sinar-X dari permukaan logam akan terpancar karena terjadi perlambatan (Anwar, 2011). Peristiwa perlambatan elektron tersebut membentuk spektrum sinar-X yang bersifat kontinu (Beyzadeouglu dkk, 2013). Sinar-X yang terpancar memiliki energi maksimal sama dengan energi kinetik elektron pada saat terjadi perlambatan. Proses pembentukan sinar-X ini disebut sinar-X Bremstrahlung (pengereman). Energi kinetik elektron dari proses tersebut sebagian besar diubah menjadi panas (99%) dan sisanya tetap menjadi energi kinetik (1%).

Berbeda dengan sinar-X Bremstrahlung, sinar-X karakteristik dapat terbentuk jika terdapat elektron yang menumbuk suatu atom dan mengenai elektron pada kulit yang memiliki energi paling rendah, sehingga mengakibatkan elektron tersebut terionisasi. Kekosongan elektron tersebut kemudian akan diisi oleh elektron yang berada di atasnya. Saat proses pengisian kekosongan ini elektron harus melepaskan energinya dalam bentuk foton. Foton inilah yang merupakan pancaran sinar-X karakteristik (Anwar, 2011).

Sinar-X sebagai salah satu radiasi elektromagnetik memiliki sifat-sifat, antara lain :

1. Dapat menembus berbagai materi atau bahan.
2. Memiliki efek fotografik, yaitu dapat menghitamkan emulsi film setelah diproses secara kimia.

3. Dapat mengionisasi bahan atau zat sehingga strukturnya berubah.
4. Dapat menimbulkan fluoresensi.
5. Tidak terpengaruh medan listrik maupun medan magnet.
6. Memiliki sifat penyerapan (*absorption*), yaitu dapat diserap oleh bahan sesuai dengan nomor atom dan kepadatan bahan.
7. Mengalami pertebaran (*scattering*) apabila melalui suatu bahan, berkas sinar-X akan bertebaran ke segala arah sehingga menimbulkan radiasi sekunder pada bahan yang dilalui.

Jika sinar-X menembus suatu lapisan materi setebal  $x$  maka akan mengalami atenuasi sehingga intensitasnya akan berkurang menurut persamaan :

$$I(x) = I(0)e^{\mu(h\nu, Z)x} \quad (2.1)$$

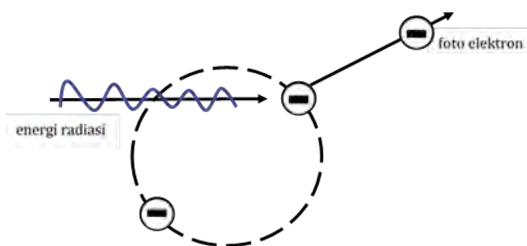
dimana  $I(0)$  adalah intensitas awal sinar-X,  $\mu(h\nu, Z)$  adalah koefisien penyerapan yang bergantung pada energi.  $h\nu$  dan nomor atom  $Z$  dari materi yang dilalui (Gabriel, 1988).

Ketika proses penyinaran sinar-X terjadi penyerapan energi radiasi ke dalam materi atau jaringan tubuh sehingga energinya akan berkurang. Berdasarkan energi yang diserap proses absorpsi radiasi sinar-X yaitu :

a. Efek Fotolistrik

Energi radiasi pada proses penyinaran akan diserap seluruhnya sehingga dapat digunakan untuk mengeluarkan elektron dari ikatan inti. Kejadian ini dialami oleh elektron pada kulit bagian dalam misalnya, kulit K (Gabriel, 1988).

Efek fotolistrik adalah suatu interaksi sebuah foton dan elektron yang terikat kuat yang memiliki energi sama atau lebih kecil dari energi foton. Efek fotolistrik ini dapat terjadi pada foton berenergi rendah antara 0,01 MeV hingga 0,5 MeV (Widayati, 2013). Elektron yang keluar akibat efek fotolistrik disebut foto elektron yang membawa energi kinetik sebesar  $E_K$  yang digambarkan dalam persamaan  $E_K = h\nu - E_B$ .  $h\nu$  adalah energi foton sementara  $E_B$  adalah energi ikatan elektron pada lintasannya.

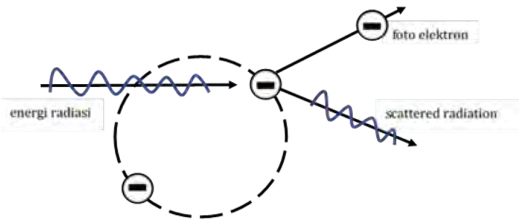


(Gabriel, 1988)

Gambar 2.3. Absorpsi pada efek fotolistrik

#### b. Efek Compton

Energi radiasi yang diserap hanya sebagian saja yang digunakan untuk mengeluarkan elektron dari atom sementara sisanya akan terpancar sebagai foton lain yang disebut *scattered radiation*. Efek Compton dapat terjadi akibat interaksi antara foton dan elektron bebas atau yang tidak terikat kuat oleh inti pada lapisan kulit terluar (Gabriel, 1988). Foton lain yang bisa disebut juga sebagai foton hamburan memiliki energi lebih rendah dari foton datang sebesar  $h\nu'$  (Widayati, 2013).



(Gabriel, 1988)

Gambar 2.4. Energi absorpsi melalui efek Compton

#### 4. Rontgen *Thorax*

Rontgen *thorax* atau sering disebut *chest X-ray* (CXR) merupakan suatu proyeksi pemeriksaan radiografi sinar-X pada bagian dada. Rontgen *thorax* digunakan untuk mendiagnosis berbagai kondisi yang melibatkan dinding *thorax*, tulang *thorax* dan struktur yang berada di dalam kavitas *thorax* termasuk paru-paru, jantung dan saluran-saluran besar didalamnya (Pearce, 2009). Fungsi lain dari pemeriksaan rontgen *thorax* yaitu sebagai *general check up* standar bertujuan untuk mengetahui kondisi tubuh secara menyeluruh, membantu penegakan diagnosis, serta membantu proses evaluasi berbagai penyakit dan kelainan di sekitar dada (Widayati, 2013).

Tabung sinar-X dapat membentuk pancaran radiasi kecil yang mampu menembus bagian tubuh dan merekam gambar pada film atau plat khusus sehingga menghasilkan citra digital. Setiap bagian tubuh menyerap sinar-X dengan dosis yang berbeda tergantung pada densitas dan ketebalannya masing-masing. Tulang yang padat menerima radiasi yang lebih besar dibanding bagian yang lebih lunak seperti otot, lemak ataupun organ tubuh. Citra yang dihasilkan sinar-X akan menghasilkan warna putih pada tulang,

abu-abu pada jaringan lunak, dan hitam yang menggambarkan udara. Tulang rusuk dan tulang belakang akan menyerap banyak radiasi dan tampak sebagai warna abu-abu terang, sementara jaringan paru-paru akan menyerap radiasi yang kecil dan terlihat lebih gelap dalam citra rontgen *thorax* (Hartono, 2017).

*Thorax* adalah daerah tubuh yang terletak di antara leher dan abdomen. Sebelah atas *thorax* berhubungan dengan leher dan sebelah bawah dibatasi oleh diafragma dari daerah abdomen (Hartono, 2017). *Thorax* atau rangka dada merupakan sebuah rongga berbentuk kerucut. Bagian bawah *thorax* lebih lebar daripada atas dan belakang lebih panjang daripada depan.

*Thorax* dalam istilah Bahasa Indonesia disebut sebagai toraks, tersusun atas tulang maupun tulang rawan. Bagian belakang dibentuk oleh 12 vertebrata torakalis, bagian depan oleh sternum dan bagian samping oleh 12 pasang iga. Seluruh iga berupa tulang rawan ini mengelilingi badan dari belakang yaitu mulai tulang belakang ke sternum yang terletak di depan (Pearce, 2009). Sebelah kanan maupun kiri di dalam *thorax* terisi penuh oleh paru-paru beserta pembungkus yang disebut pleura. Pleura membungkus paru-paru di setiap bagian dan membentuk batas lateral pada mediastinum. Mediastinum adalah ruang yang terletak di antara kedua paru-paru dalam rongga dada. Mediastinum berisi jantung dan pembuluh-pembuluh darah besar, *usofagus*, *ductus torasika*, *aorta descendens*, *vena kava superior*, saraf *vagus* dan *frenikus*, serta sejumlah besar kelenjar *limfe* (Pearce, 2009).

Teknik pemeriksaan rontgen *thorax* dapat dilakukan dengan cara yang bervariasi untuk mendapatkan hasil gambaran yang berbeda. Gambaran yang paling umum digunakan adalah :



a. *Posterior-anterior*(PA)

Posisi sumber sinar-X diposisikan sehingga sinar-X masuk melalui *posterior* dari *thorax* dan keluar dari *anterior* dimana sinar-X tersebut terdeteksi. Posisi pasien menghadap *bucky stand* (kaset vertikal), kedua punggung tangannya diletakkan di atas panggul dan siku di tekan ke depan atau merangkul *bucky* (seperti Gambar 2.5). Sumber radiasi diposisikan di belakang pasien dengan jarak fokus film sejauh 150 cm, dan pancaran sinar-X ditransmisikan ke pasien.



(Widayati, 2013)

Gambar 2.5. Posisi pemeriksaan PA

b. *Anterior-posterior*(AP)

Posisi sumber sinar-X pada AP berkebalikan dengan PA. Posisi AP lebih sulit diinterpretasikan dibanding dengan posisi PA. Umumnya posisi ini digunakan pada pasien yang tidak bisa bangun dari tempat tidur atau pada bayi. Posisi pasien setengah duduk atau *supine* di atas meja pemeriksaan (*brandcare*), kedua lengan lurus disamping tubuh, kaset di belakang tubuh dengan jarak fokus film ke objek sebesar 100 cm.



(European Commission, 1996)

Gambar 2.6. Posisi pemeriksaan AP

## 5. Dasar Pengolahan Citra

Citra merupakan suatu representasi gambaran, kemiripan, atau imitasi dari suatu objek dalam 2 dimensi. Sebuah citra digital dapat mewakili sebuah matriks yang terdiri dari  $M$  baris dan  $N$  kolom, dimana perpotongan antara baris dan kolom disebut piksel. Piksel (*pixel*) merupakan elemen terkecil dari sebuah citra yang mengandung suatu nilai sinyal digital. Sinyal-sinyal digital ini biasanya dituliskan dalam koordinat  $x$  dan  $y$  (Nasution, 2019). Sebuah citra digital berukuran  $M$  baris  $N$  kolom dapat ditulis dalam bentuk matriks seperti berikut (Gonzalez dkk, 2009).

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0, 0) & f(0, 1) & \dots & f(0, N - 1) \\ f(1, 0) & f(1, 1) & \dots & f(1, N - 1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f(M - 1, 0) & f(M - 1, 1) & \dots & f(M - 1, N - 1) \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

Suatu citra harus direpresentasikan secara numerik dengan nilai-nilai diskrit agar dapat diolah dengan komputer digital. Representasi citra digital dari fungsi kontinu menjadi nilai-nilai

diskrit disebut digitalisasi. Digitalisasi dihasilkan melalui proses *sampling* dan kuantisasi. *Sampling* merupakan pengambilan elemen diskrit piksel dalam koordinat  $(x, y)$  dengan melewati citra melalui celah (*grid*). Kuantisasi adalah proses pembagian nilai tingkat keabuan citra kontinu ke dalam beberapa level intensitas warna yg dinyatakan dengan suatu harga bilangan bulat (Nasution, 2019); (Sulisyanti dkk, 2016).

Pada dasarnya suatu piksel mengandung dua parameter yaitu koordinat dan intensitas warna. Citra digital dapat didefinisikan sebagai fungsi dua variabel  $f(x, y)$ , dimana  $x$  dan  $y$  adalah koordinat spasial dan nilai  $f(x, y)$  adalah *brightness level* dari citra pada koordinat tersebut. Nilai  $f(x, y)$  ini yang menunjukkan intensitas warna pada setiap elemen piksel (Nasution, 2019).

Sebuah citra digital dapat direpresentasikan dalam tiga jenis tampilan yaitu :

#### a. Citra Warna

Citra warna atau yang biasa disebut citra RGB merupakan metode dalam merepresentasikan suatu citra secara digital, dimana metode ini menggunakan kombinasi dari tiga warna primer yaitu *red* (merah), *green* (hijau) dan *blue* (biru) untuk membentuk suatu citra. Adapun setiap piksel pada citra mewakili kombinasi ketiga warna ini. Setiap warna memiliki intensitas tersendiri dengan rentang nilai 0 hingga 255 (8 bit).

1. Red : warna minimal putih, warna maksimal merah.
2. Green : warna minimal putih, warna maksimal hijau.
3. Blue : warna minimal putih, warna maksimal biru.

Salah satu contoh misalnya pada kombinasi warna ungu. Warna ungu merupakan kombinasi warna merah dan biru, sehingga nilai RGBnya yaitu 255 0 255. Warna ungu tidak mengandung warna hijau, sehingga nilai skala pada warna hijau adalah 0. Jika salah satu dari ketiga angka pada piksel memiliki nilai minimal, maka warna tersebut tidak terkandung pada warna yang ditampilkan (Sulisyanti dkk, 2016). Kemungkinan jumlah warna yang dapat disajikan dalam suatu citra mencapai  $255 \times 255 \times 255$  atau sekitar 16 ribu warna (Kadir & Susanto, 2013).

b. Citra *Grayscale*

Citra *grayscale* merupakan suatu cara dalam merepresentasikan citra digital dengan skala derajat keabuan. Derajat keabuan adalah hasil pemangkatan angka 2 dengan nilai bit pada suatu citra ( $2^n$ ). Contohnya citra dengan 4 bit memiliki rentang skala keabuan sebanyak  $2^4$  warna berarti 16 warna yang diwakili dengan rentang angka 0 sampai 15 dimana angka 0 adalah nilai minimal yang mewakili warna hitam, dan angka 15 adalah nilai maksimal yang mewakili warna putih. Angka diantara 0 hingga 15 ini merepresentasikan warna abu dalam skala kecerahan yang berbeda pada setiap piksel di dalam citra.

c. Citra Biner

Citra biner merupakan representasi citra digital menggunakan dua jenis warna komponen, yakni hitam dan putih. Kedua warna ini masing-masing diwakili oleh angka-angka biner (0 dan 1) (Sulisyanti dkk, 2016). Warna hitam dinyatakan dengan nilai 0 sementara warna putih

dinyatakan dengan nilai 1. Citra biner sering dimanfaatkan dalam proses pengolahan citra untuk kepentingan memperoleh tepi bentuk suatu objek (Kadir & Susanto, 2013).



(Modul Pengolahan Citra, 2016)

Gambar 2.7. Jenis-jenis format citra (a) citra warna (RGB) (b) citra grayscale (c) citra biner

Sulisyanti dkk (2016) menjelaskan pengolahan citra merupakan suatu proses dengan masukan citra dan menghasilkan keluaran berupa citra seperti yang diinginkan. Pada dasarnya proses pengolahan citra adalah manipulasi dan analisis citra dengan bantuan komputer. Secara umum pengolahan citra dibedakan menjadi dua proses yakni: (1) memperbaiki kualitas citra agar lebih mudah diinterpretasikan, (2) mengolah informasi pada citra untuk keperluan yang diinginkan biasanya untuk mengenali pola suatu objek. Proses kedua berkaitan dengan pengenalan pola (*pattern recognition*) yang bertujuan untuk mengenali suatu objek. Pengenalan pola dilakukan dengan cara mengekstrak informasi penting berupa fitur-fitur tertentu yang terdapat pada suatu citra.

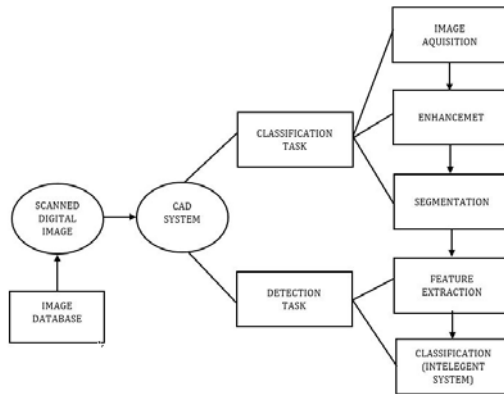
Tahapan dalam pengolahan citra digital menurut Sulisyanti dkk (2016) meliputi :

- a. Akuisisi Citra

- b. Peningkatan Kualitas Citra
- c. Segmentasi Citra
- d. Representasi dan Uraian
- e. Pengenalan dan Interpretasi

## 6. *Computer Aided Diagnosis (CAD)*

Patil & Udipi (2010) menerangkan *Computer Aided Diagnosis (CAD)* merupakan pendekatan yang sangat efektif dalam dunia kedokteran untuk meningkatkan akurasi diagnostik. Hingga saat ini penelitian berbasis CAD masih terus dilakukan dengan berbagai pengembangan algoritma untuk memperbaiki akurasi yang sebelumnya. Seiring perkembangannya, sistem CAD juga telah banyak diaplikasikan untuk mendeteksi nodul paru-paru pada citra rontgen *thorax*.



(Lingayat & Tarambale, 2013)

Gambar 2.8. Sistem CAD

Proses sistem CAD ditunjukkan seperti pada Gambar 2.8. Langkah pertama yang dilakukan adalah mengubah salinan

gambar cetak menjadi *softcopy* dengan bantuan alat pemindai *high resolution*. Gambar yang dipindai ini disimpan dalam *drive* penyimpanan untuk analisis dan pemrosesan lebih lanjut. Gambar hasil pindai ini kemudian diimpor ke dalam sistem CAD dan diubah menjadi citra digital. Lingayat & Tarambale (2013) menyebutkan dua tugas utama dalam sistem CAD yaitu deteksi dan klasifikasi.

Tugas pendeteksian sistem CAD dikelompokkan ke dalam beberapa langkah seperti akuisisi, peningkatan citra dan segmentasi. Langkah akuisisi semua citra yang telah dipindai diubah ukurannya ke dalam ukuran standar. Selanjutnya, diperlukan suatu algoritma *pre-processing* untuk proses peningkatan citra digital. Hal ini dilakukan karena selama proses pemindaian dan penyimpanan citra, banyak informasi tidak relevan (*noise*) yang ikut terserap di dalam citra (Lingayat & Tarambale, 2013). Qin dkk (2018) juga menjelaskan bahwa tujuan utama dari *pre-processing* adalah untuk membuat *Region of Interest* (RoI) objek citra menjadi lebih jelas, oleh karena itu kualitas citra hasil *pre-processing* memiliki pengaruh besar terhadap kinerja tahap selanjutnya dalam pengolahan citra.

Pengurangan *noise* pada citra rontgen *thorax* berdasarkan penelitian sebelumnya dapat dilakukan dengan proses penapisan (*filtering*) dengan metode *median filter*. Kadir & Susanto (2013) menyatakan bahwa *median filter* dapat menghilangkan *noise* berupa bintik-bintik di dalam citra. *Median filter* adalah *filter non-linear* yang proses kerjanya mengganti nilai intensitas piksel asli dengan nilai tengah yang berasal dari piksel di sekitarnya. Metode ini memiliki keunggulan dibanding metode *mean filter* karena dapat mempertahankan batas tepi objek dengan hasil citra yang tidak begitu blur (Fara, 2020). Secara matematis *median*

*filter* dapat dinotasikan seperti pada persamaan berikut (Kadir & Susanto, 2013) :

$$\begin{aligned}
 g(x, y) = & \text{median}(f(y - 1, x - 1), f(y - 1, x), f(y - 1, x + 1), \\
 & f(y, x - 1), f(y, x), f(y, x + 1), f(y + 1, x - 1), \\
 & f(y + 1, x), f(y + 1, x - 1))
 \end{aligned}
 \tag{2.3}$$

Proses *filtering* belum sepenuhnya mampu memperbaiki kualitas citra. Detail dalam kontras yang rendah dan ketidakjelasan pada area citra rontgen *thorax* mengharuskan adanya proses lain untuk meningkatkan kualitas citra. Proses peningkatan kualitas citra bertujuan untuk menyorot informasi struktural serta menekan *noise* yang masih terkandung di dalam citra. Terdapat beberapa metode yang dapat dilakukan, salah satunya yaitu *negativity*. Kadir & Susanto (2013) menjelaskan *negativity* adalah proses mengubah citra asli ke dalam film negatif (citra berkebalikan). Hubungan antara citra beraras keabuan dan negatifnya pada citra 8-bit dinyatakan dengan rumus :

$$g(x, y) = 255 - f(y, x) \tag{2.4}$$

Metode lain dalam peningkatan citra yang dapat dilakukan untuk meningkatkan kontras citra secara menyeluruh adalah ekualisasi histogram (*histogram equalization*). Ekualisasi histogram merupakan suatu metode untuk mendapatkan histogram citra dengan intensitas terdistribusi secara seragam. Meskipun pada kenyataannya hasil tersebut tidak akan benar-benar seragam. Cara yang ditempuh bertujuan agar



daerah yang memiliki banyak piksel menghasilkan aras keabuan yang lebih luas dan daerah dengan piksel sedikit mendapatkan aras keabuan yang lebih sempit (Kadir & Susanto, 2013).

Setelah tahap *pre-processing* dapat diselesaikan tahap segmentasi perlu dilakukan untuk mengekstraksi objek daerah nodul yang akan dianalisis. Tahap segmentasi citra adalah proses yang ditujukan untuk membagi objek-objek yang terkandung di dalam citra ke dalam beberapa daerah. Pembagian setiap objek dilakukan terhadap area yang memiliki kemiripan atribut (Kadir & Susanto, 2013); (Putri, 2020).

Proses segmentasi citra pada dasarnya bertujuan untuk memisahkan wilayah objek (*foreground*) dengan latar belakang (*background*). Pemisahan wilayah dilakukan agar objek dapat dianalisis dalam rangka memudahkan proses pengenalan objek yang banyak melibatkan persepsi visual. Proses segmentasi citra didasarkan pada perbedaan derajat keabuan yang terkandung di dalam citra. Citra berwarna diubah menjadi citra *grayscale*. Cara untuk mengubah citra berwarna yang mempunyai nilai matrik masing-masing *red* (R), *green* (G) dan *blue* (B) menjadi citra *grayscale*, dilakukan konversi dengan mengambil rata-rata dari nilai R, G dan B (Sindar, 2017).

Sindar (2017) juga menjelaskan segmentasi citra memiliki sifat *discontinuity* atau *similarity* dari intensitas piksel. Pendekatan *discontinuity* yaitu mempartisi citra bila terdapat perubahan intensitas secara tiba-tiba (*edge based*). Pendekatan *similarity* yaitu mempartisi citra menjadi daerah-daerah yang memiliki kesamaan sifat tertentu (*region based*). *Thresholding* merupakan contoh metode segmentasi dengan analisa pendekatan *similarity*. *Thresholding* digunakan untuk mengatur jumlah derajat keabuan

yang ada pada citra. Metode ini dilakukan dengan menentukan suatu nilai ambang batas (*threshold*) (Rahmadewi & Kurnia, 2016). Secara umum objek dan latar belakang pada suatu citra memiliki intensitas yang berbeda (Thanki & Kothari, 2019). Nilai *threshold* akan digunakan untuk menentukan intensitas yang dikonversi menjadi nilai 0 atau 1 sehingga menghasilkan sebuah citra biner (Kadir & Susanto, 2013). Persamaan (2.5) merupakan proses binerisasi citra *grayscale* untuk menghasilkan citra biner.

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x, y) \geq T \\ 0 & \text{if } f(x, y) < T \end{cases} \quad (2.5)$$

dimana  $g(x, y)$  adalah citra biner dari citra *grayscale*  $f(x, y)$  dan T menyatakan nilai ambang.



(Thanki & Kothari, 2019)

Gambar 2.9. Contoh citra dengan metode *thresholding* (a) citra asli (b) citra hasil segmentasi *thresholding*

Tugas kedua dari sistem CAD adalah tugas klasifikasi, dimana proses ekstraksi fitur dan klasifikasi diselesaikan (Lingayat & Tarambale, 2013). Berdasarkan penelitian sebelumnya oleh Patil & Udipi (2010) dan Lingayat & Terambale (2013) proses ekstraksi fitur dalam penelitian ini akan dilakukan dengan fitur geometris dan fitur tekstur. Ekstraksi fitur geometris dan tekstur

secara matematis akan dihitung berdasarkan daerah yang telah tersegmentasi.

Parameter fitur geometris yang dihitung pada penelitian ini antara lain sebagai berikut :

### 1) *Area*

*Area* (luas) tumor yang tersegmentasi dihitung berdasarkan jumlah piksel yang memiliki nilai '1' dalam *array* citra. Luas (A) dalam suatu objek adalah satu-satunya hitungan yang ada dalam *array* citra. Citra yang digunakan dalam menghitung *area* adalah citra biner (Lingayat & Tarambale, 2013). Persamaan yang menggambarkan perhitungan *area* objek adalah :

$$A = n[1] \quad (2.6)$$

dimana  $n[ ]$  merepresentasikan jumlah pola dalam tanda kurung.

### 2) *Perimeter*

*Perimeter* (keliling) menggambarkan panjang tepi suatu objek (Kadir & Susanto, 2013). Lingayat & Tarambale (2013) menerangkan *perimeter* dapat diperoleh dengan menghitung jarak antara masing-masing pasangan piksel yang berdampingan di sekitar perbatasan daerah. Jika suatu citra berisi daerah yang putus-putus, maka hasil *perimeter* yang diperoleh tidak sesuai dengan harapan. Hal ini karena *perimeter* baru dapat diperoleh dengan menghitung piksel yang hanya terdapat di dalam batas objek.

### 3) *Irregularity Index*

Sebagian kasus kanker paru-paru ditandai dengan ketidakteraturan dalam batas tumornya. Untuk menganalisis ini, ketidakteraturan pada tumor dihitung dengan rumus :

$$I = \frac{4\pi Area}{(Perimeter)^2} \quad (2.7)$$

*Metric value* atau *roundness* atau *circularity index* atau *irregularity index* (I) sama dengan 1 hanya untuk lingkaran dan <1 untuk bentuk yang lain. Pada perhitungan ini juga diasumsikan bahwa objek yang hasil sirkularitasnya lebih besar, tinggi pula kemungkinan objek tersebut adalah suatu nodul (Lingayat & Tarambale, 2013).

### 4) *Convex Hull*

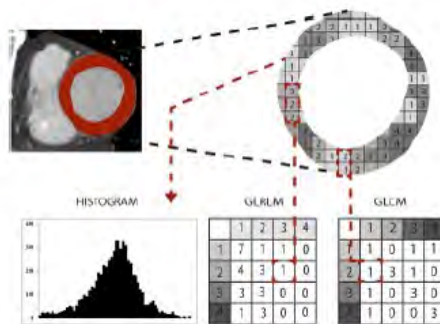
*Convex hull* merupakan bentuk poligon terkecil yang dapat melingkupi objek. Poligon ini dapat diilustrasikan sebagai gelang elastis yang melingkupi tepi objek (Kadir & Susanto, 2013); (Lingayat & Tarambale, 2013). Hal semacam itu kadang dibutuhkan untuk mengenali objek, dengan menghilangkan tepian objek yang cekung (Fara, 2020); (Kadir & Susanto, 2013).

### 5) *Solidity*

*Solidity* merupakan perbandingan luas area objek dengan luas *convex hull* yang melingkupi objek (Fara, 2020); (Kadir & Susanto, 2013); (Lingayat & Tarambale, 2013). Persamaan untuk menghitung nilai solidity adalah :

$$\text{Solidity} = \frac{\text{Objectarea}}{\text{Convexarea}} \quad (2.8)$$

Metode ekstraksi kedua dalam penelitian ini adalah ekstraksi fitur tekstur. Kadir & Susanto (2013) menjelaskan bahwa definisi struktur yang baku dari pengertian tekstur belum pernah disepakati. Aplikasi tekstur dapat dibagi menjadi dua kategori yaitu untuk kepentingan segmentasi dan klasifikasi tekstur. Tekstur merupakan ciri intrinsik suatu citra yang berhubungan dengan tingkat kekasaran, granularitas dan keteraturan susunan struktural piksel berupa bawaan dari benda yang terlihat dari muka dan berisi informasi tentang struktur permukaan (Ermawati, 2020). Terdapat tiga jenis metode yang berbeda untuk mendapatkan fitur tekstur: 1) metode statistis, 2) metode struktural, dan 3) metode spektral. Pada penelitian ini akan fokus kepada metode statistis yaitu dengan perhitungan statistika untuk menghasilkan fitur secara kuantitatif (Kadir & Susanto, 2013); (Nugroho, 2015).



(Ermawati, 2020)

Gambar 2.10. Prinsip analisis tekstur

Gambar 2.7 menunjukkan prinsip analisis tekstur histogram, GLCM dan GLRLM dari hasil RoI suatu citra. Metode statistik orde satu (histogram) akan menganalisis perbedaan frekuensi pada citra. Metode orde dua (GLCM) akan menganalisis tingkat keseragaman antar piksel dari berbagai sudut. Sementara panjang piksel di seluruh resolusi citra akan dianalisis dengan metode statistik orde tinggi (GLRLM) yang tidak mampu dikerjakan oleh GLCM (Ermawati, 2020). Penjelasan dari ketiga metode tersebut adalah sebagai berikut :

#### a. Histogram

Pendekatan dengan histogram merupakan metode sederhana untuk memperoleh fitur tekstur dalam suatu citra. Histogram citra adalah diagram yang mengilustrasikan frekuensi setiap nilai intensitas yang muncul di seluruh piksel citra. Fitur yang diturunkan dari histogram dinamakan sebagai fitur statistik orde satu dimana perhitungan didasarkan pada nilai piksel citra asli dan tidak memperhatikan hubungan ketetanggaan piksel (Ermawati, 2020); (Kadir & Susanto, 2013); (Nugroho, 2015). Adapun fitur tekstur berdasarkan histogram yang akan dihitung dalam penelitian ini yaitu :

##### 1) Rerata (*Mean*)

Fitur ini akan menyatakan rerata kecerahan objek.

$$M = \sum_{i=0}^{L-1} i \cdot p(i) \quad (2.9)$$

Dimana  $i$  adalah aras keabuan pada citra  $f$  dan

$p(i)$  menyatakan probabilitas kemunculan  $i$  dan  $L$  menyatakan nilai aras keabuan tertinggi.

## 2) Modus (*Mode*)

Aras keabuan yang paling banyak muncul dari keseluruhan piksel dinyatakan dalam nilai modus. Nilai modus ini ditunjukkan dengan aras keabuan yang mencapai puncak tertinggi dalam kurva histogram.

## 3) Varian (*Variance*)

Fitur ini akan memberikan informasi ukuran kekontrasan pada citra.

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^2 p(i) \quad (2.10)$$

Dinamakan juga sebagai momen orde dua ternormalisasi karena merupakan fungsi peluang.

## 4) *Standard Deviation*

*Standard deviation* adalah suatu ukuran yang menggambarkan tingkat penyebaran data dari nilai rata-rata.

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^2 p(i)} \quad (2.11)$$

## 5) *Skewness*

*Skewness* yaitu ukuran ketidaksimetrian pada rerata intensitas, nilainya (-) apabila kurva histogram condong ke kiri dari nilai rerata intensitas dan akan (+) apabila sebaliknya.

$$\text{Skewness} = \sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^3 p(i) \quad (2.12)$$

#### 6) Kurtosis

Kurtosis adalah nilai yang menunjukkan keruncingan kurva histogram. Nilai kurtosis akan 0 jika kurva histogram terdistribusi secara normal, akan bernilai (-) jika kurva cenderung runcing, dan akan bernilai (+) jika kurva cenderung melebar.

$$\text{Kurtosis} = \sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^4 p(i) - 3 \quad (2.13)$$

#### 7) Entropy

*Entropy* merupakan besaran yang menunjukkan kompleksitas citra. Semakin besar nilai *entropy*, maka citra semakin kompleks.

$$\text{Entropy} = - \sum_{i=0}^{L-1} \log_2(p(i)) \quad (2.14)$$

#### 8) Energi

Energi adalah ukuran yang menyatakan distribusi intensitas piksel terhadap jangkauan aras keabuan. Energi juga sering disebut sebagai keseragaman. Nilai maksimum energi sama dengan 1 akan tercapai jika citra memiliki satu nilai aras keabuan yang seragam.

$$\text{Energi} = \sum_{i=0}^{L-1} [p(i)]^2 \quad (2.15)$$



9) *Smoothness*

*Smoothness* yaitu tingkat kehalusan citra. Nilai *smoothness* yang rendah menandakan bahwa citra mempunyai intensitas yang kasar.

$$Smoothness = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2} \quad (2.16)$$

b. *Grey Level Co-occurrence Matrices (GLCM)*

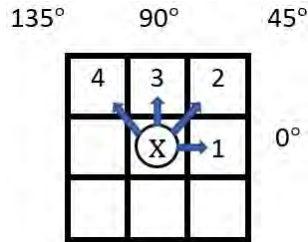
GLCM diusulkan pertama kali pada tahun 1973 oleh Haralick untuk menjelaskan pola spasial. GLCM merupakan perhitungan fitur tekstur pada orde kedua dimana hubungan antar pasangan dua piksel citra asli diperhitungkan (Ermawati, 2020); (Kadir & Susanto, 2013); (Nugroho, 2015).

Sebagai contoh  $f(x,y)$  merupakan citra dengan ukuran  $N_x$  dan  $N_y$  yang memiliki piksel dengan kemungkinan hingga  $L$  level dan  $\vec{r}$  adalah vektor arah spasial.  $GLCM_{\vec{r}}(i, j)$  didefinisikan sebagai jumlah piksel dengan  $j \in 1, \dots, L$  yang terjadi pada *offset*  $\vec{r}$  terhadap piksel dengan  $i \in 1, \dots, L$ , yang dapat dinyatakan dalam rumus berikut :

$$\begin{aligned} GLCM_{\vec{r}} &= \#\{(x_1, y_1), (x_2, y_2) \in (N_x, N_y) \times (N_x, N_y) | f(x_1, y_1) \\ &= j^{\vec{r}} = \overline{(x_2 - x_1, y_2 - y_1)}\} \end{aligned} \quad (2.17)$$

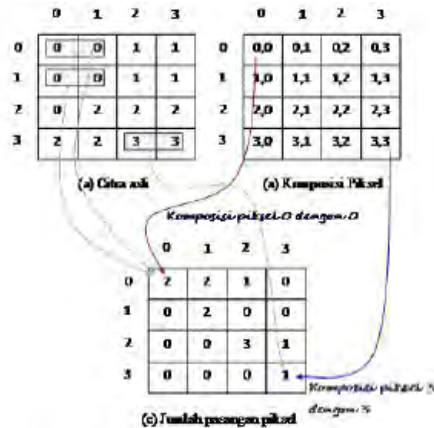
dengan *offset*  $\vec{r}$  merupakan sudut dan/atau jarak piksel (Ermawati, 2020); (Kadir & Susanto, 2013). Keterangan piksel dapat dipilih dari beberapa arah, gambaran arah dari

GLCM ditunjukkan seperti pada Gambar 2.11.



(Ermawati, 2020)

Gambar 2.11. Arah untuk GLCM



(Nugroho, 2015)

Gambar 2.12. Jumlah pasangan piksel

Matriks pada Gambar 2.12 (c) dinamakan matriks *framework*. Matriks ini perlu diolah menjadi matriks simetris dengan cara ditambahkan dengan hasil *transpos*, sebagaimana diperlihatkan pada Gambar 2.13.

$$\begin{array}{c}
 \begin{bmatrix} 2 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{bmatrix} \\
 \text{Matriks} \quad \quad \quad \text{Transpos} \quad \quad \quad \text{Matriks} \\
 \text{framework} \quad \quad \quad \quad \quad \quad \quad \text{framework} \\
 \text{lama} \quad \quad \quad \quad \quad \quad \quad \quad \quad \quad \text{baru}
 \end{array}$$

(Nugroho, 2015)

Gambar 2.13. Contoh pembentukan matriks GLCM yang simetris

Nilai-nilai elemen GLCM perlu dinormalisasi untuk menghilangkan ketergantungan pada ukuran citra sehingga jumlahnya bernilai 1. Adapun contoh matriks GLCM normalisasi ditunjukkan seperti pada Gambar 2.14 (Ermawati, 2020); (Kadir & Susanto, 2013); (Nugroho, 2015).

$$\begin{bmatrix} \frac{4}{24} & \frac{2}{24} & \frac{1}{24} & \frac{0}{24} \\ \frac{2}{24} & \frac{4}{24} & \frac{0}{24} & \frac{0}{24} \\ \frac{1}{24} & \frac{0}{24} & \frac{6}{24} & \frac{1}{24} \\ \frac{0}{24} & \frac{0}{24} & \frac{1}{24} & \frac{2}{24} \end{bmatrix}$$

(Nugroho, 2015)

Gambar 2.14. Matriks GLCM ternormalisasi

Notasi yang digunakan pada penelitian Nugroho (2015) dan Ermawati (2020) untuk menggali fitur tekstur GLCM adalah  $p(i, j)$ .  $p(i, j)$  merupakan matrik  $GLCM\vec{r}(i, j)$  yang telah ternormalisasi dengan ukuran baris  $i$  dan kolom  $j$ .  $p_x(i)$  merupakan matrik baru hasil penjumlahan seluruh elemen baris pada matrik  $p(i, j)$  sehingga dapat dituliskan :

$$p_x = \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j) \quad (2.18)$$

nilai  $N_g$  sama dengan  $L$  adalah jumlah kuantisasi aras keabuan yaitu 256.

$$p_y = \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j) \quad (2.19)$$

$$p_{x+y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1+i+j=k} p(i, j) \quad (2.20)$$

dengan  $k = i + j; k = 0, 1, 2, \dots, 2N_g$

$$p_{x-y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1+i+j=k} p(i, j) \quad (2.21)$$

dengan  $k = |i - j|; k = 0, 1, 2, \dots, 2N_g - 1$

Terdapat 21 fitur tekstur yang akan dihitung berdasarkan GLCM pada penelitian ini yaitu sebagai berikut :

1) *Angular Second Moment(ASM)/Uniformity*

$$f_1 = \sum_i \sum_j \{p(i, j)^2\} \quad (2.22)$$

2) *Contrast*

$$f_2 = \sum_{n=0}^{N_g-1} n^2 \left\{ \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1+|i-j|=n} p(i, j) \right\} \quad (2.23)$$

3) *Correlation*

$$f_3 = \frac{\sum_{i=1} \sum_{j=1} p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2.24)$$

dengan  $\mu_x, \mu_y, \sigma_x$  dan  $\sigma_y$  masing-masing adalah nilai rerata (*mean*), standar deviasi dari matrik  $p_x$  dan  $p_y$ .

4) *Sum of Squares : VAriance (SSVar)*

$$f_4 = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 p(i, j) \quad (2.25)$$

dengan  $\mu$  adalah nilai rerata (*mean*) dari matrik GLCM  $p(i, j)$  ternormalisasi.

5) *Invers Different Moment (IDM) / Homogeneity*

$$f_5 = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i, j) \quad (2.26)$$

6) *Sum Average (SAV)*

$$f_6 = \sum_{i=2}^{2N_g} i \cdot p_{x+y}(i) \quad (2.27)$$

7) *Sum Entropy (SEntro)*

$$f_7 = - \sum_{i=2}^{2N_g} p_{x+y}(i) \log_2 \{ p_{x+y}(i) \} \quad (2.28)$$

8) *Sum Variance (SVar)*

$$f_8 = \sum_{i=2}^{2N_g} (i - f_7)^2 p_{x+y}(i) \quad (2.29)$$

9) *Entropy* (Entro)

$$f_9 = - \sum_i \sum_j p(i, j) \log_2 p(i, j) \quad (2.30)$$

10) *Difference Variance* (DVar)

$$f_{10} = \text{variandarip}_{x-y} \quad (2.31)$$

11) *Difference Entropy*(DEntro)

$$f_{11} = - \sum_{i=0}^{N_g-1} p_{x-y}(i) \log_2 \{p_{x-y}(i)\} \quad (2.32)$$

12) *Information Measures of Correlation 1*(IMCorr 1)

$$f_{12} = \frac{HXY - HXY1}{\max(HX, HY)} \quad (2.33)$$

dengan

$$HXY = f_9 \quad (2.34)$$

$$HXY1 = - \sum_i \sum_j p(i, j) \log_2 \{p_x(i)p_y(j)\} \quad (2.35)$$

$$HX = \text{Entropydarip}_x \quad (2.36)$$

$$HY = \text{Entropydarip}_y \quad (2.37)$$

13) *Information Measures of Correlation 2 (IMCorr 2)*

$$f_{13} = (1 - \exp[-2(HXY2 - HXY)])^1 / 2 \quad (2.38)$$

dengan

$$HXY2 = - \sum_i \sum_j p_x(i)p_y(j) \log_2\{p_x(i)p_y(j)\} \quad (2.39)$$

14) *Autocorrelation (ACorr)*

$$f_{14} = \sum_i \sum_j (ij) \cdot p(i, j) \quad (2.40)$$

15) *Dissimilarity (Dissi)*

$$f_{15} = \sum_i \sum_j |i - j| \cdot p(i, j) \quad (2.41)$$

16) *Cluster Shade (CShade)*

$$f_{16} = \sum_i \sum_j (i + j - \mu_x - \mu_y)^3 p(i, j) \quad (2.42)$$

dengan

$$\mu_x = \sum_i \sum_j i \cdot p(i, j) \quad (2.43)$$

$$\mu_y = \sum_i \sum_j j \cdot p(i, j) \quad (2.44)$$

17) *Cluster Prominance* (CProm)

$$f_{17} = \sum_i \sum_j (i + j - \mu_x - \mu_y)^4 p(i, j) \quad (2.45)$$

18) *Maximum Probability* (MProb)

$$f_{18} = \text{MAX} p(i, j) \quad (2.46)$$

19) *Invers Difference* (IDiff)

$$f_{19} = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (2.47)$$

20) *Invers Difference Normalized* (INN)

$$f_{20} = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|/N_g} \quad (2.48)$$

21) *Invers Difference Moment Normalized* (IDN)

$$f_{21} = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|/(N_g)^2} \quad (2.49)$$

c. *Gray Level Run Length Matrices* (GLRLM)

*Gray Level Run Length Matrices* (GLRLM) merupakan metode untuk merepresentasikan tekstur yang dipublikasi pada tahun 1975 oleh Galloway. Algoritma GLRLM hampir sama dengan GLCM, akan tetapi GLRLM lebih baik dalam memetakan pola-pola tekstur yang memiliki kesamaan panjang piksel. *Gray Level* adalah sebuah nilai aras intensitas citra yang sama secara berturut-turut baik secara vertikal, diagonal ataupun horisontal, sementara *Run Length* adalah



jumlah piksel yang ditempati oleh nilai aras intensitas yang dimaksud. GLCM hanya mampu menganalisis kesamaan tekstur pada *Run Length* ( $d$ ) yang sama. Pola tekstur dengan jarak  $d$  yang berbeda-beda tidak mampu dianalisis pada algoritma GLCM (Nugroho, 2015).

Nugroho (2015) juga menjelaskan bahwa statistik orde satu histogram hanya menggunakan satu variabel aras intensitas untuk membedakan pola tekstur, statistik orde dua GLCM menggunakan dua variabel intensitas dan sudut untuk membedakan corak tekstur sedangkan GLRLM dikatakan statistik orde tinggi karena menggunakan setidaknya tiga variabel peubah untuk membedakan corak tekstur yaitu nilai aras intensitas piksel, sudut, dan jarak piksel (*Run Length*).

<i>Picture:</i>		0	1	2	3						
		0	2	3	3						
		2	1	1	1						
		3	0	3	0						
<i>Run length:</i>											
<i>g</i>		0°	1	2	3	4	45°	1	2	3	4
<i>r</i>											
<i>a</i>		0	4	0	0	0	0	4	0	0	0
<i>y</i>		1	1	0	1	0	1	4	0	0	0
<i>f</i>		2	3	0	0	0	2	0	0	1	0
<i>e</i>		3	3	1	0	0	3	3	1	0	0
<i>v</i>											
<i>e</i>											
<i>l</i>											

(Nugroho, 2015)

Gambar 2.15. Pembentukan matriks GLRLM

Sebuah nilai GLRLM dinyatakan dengan notasi  $p(i, j)$  dari matriks ukuran  $M \times N$  yang tersusun berdasarkan baris  $i$  aras intensitas keabuan (*Gray Level*) dan kolom  $j$  panjang (*Run Length*) secara berturut-turut pada arah  $0^\circ$  (horisontal),  $45^\circ/135^\circ$  (diagonal) atau  $90^\circ$  (vertikal). Gambar 2.12

merupakan contoh gambaran pembentukan matriks GLRLM dari citra berukuran 4 x 4 dengan aras keabuan 0 sampai dengan 3 (4 bit) pada sudut 0° dan 45°. Dapat dilihat pada Gambar 2.15 nilai intensitas 1 dengan panjang piksel 3 pada arah horisontal 0° adalah 1 ( $p(1, 3) = 1$ ).

Terdapat 4 definisi matriks baru dari Tang berdasarkan GLRLM yaitu sebagai berikut (Nugroho, 2015) :

1. *Gray Level Run Length Pixel Number Matrix*

$$P_p(i, j) = p(i, j) \cdot j \quad (2.50)$$

Hasil perkalian elemen matriks GLRLM dengan nilai *Run Length (j)*.

2. *Gray Level Run Number Vector*

$$p_g(i) = \sum_{j=1}^N p(i, j) \quad (2.51)$$

Hasil penjumlahan elemen-elemen matriks GLRLM yang sebaris.

3. *Run Length Run Number Vector*

$$p_r(j) = \sum_{i=1}^M p(i, j) \quad (2.52)$$

Hasil penjumlahan elemen-elemen matriks GLRLM yang sekolom.

4. *Gray Level Run Length One Vector*

$$p_o(i) = p(i, 1) \quad (2.53)$$

Nilai elemen matriks GLRLM pada kolom yang pertama.

Dari elemen-elemen matriks GLRLM dapat digali 11 parameter tekstur dengan penjabaran sebagai berikut :

1. *Short Run Emphasis (SRE)*

$$SRE = \frac{1}{n_r} \sum_{j=1}^N \frac{p_r(j)}{j^2} \quad (2.54)$$

dengan  $n_r$  merupakan jumlah total seluruh nilai elemen-elemen matriks GLRLM atau dapat dituliskan sebagai :

$$n_r = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N p(i, j) = \sum_{i=1}^M p_g(i) = \sum_{j=1}^N p_r(j) \quad (2.55)$$

Demikian seterusnya formula yang digunakan untuk menyederhanakan rumus-rumus GLRLM berikutnya.

2. *Long Run Emphasis (LRE)*

$$LRE = \frac{1}{n_r} \sum_{j=1}^N p_r(j)j^2 \quad (2.56)$$

3. *Gray Level Nonuniformity (GLN)*

$$GLN = \frac{1}{n_r} \sum_{i=1}^M p_r(j)^2 \quad (2.57)$$

#### 4. Run Length Nonuniformity (RLN)

$$RLN = \frac{1}{n_r} \sum_{j=1}^N p_r(j)^2 \quad (2.58)$$

#### 5. Run Percentage (RP)

$$RP = \frac{n_r}{n_p} \quad (2.59)$$

dengan  $n_p$  adalah nilai ukuran resolusi matriks GLRLM atau jumlah piksel yang ada pada matriks GLRLM. Nilai  $n_p$  dapat dituliskan sebagai berikut :

$$n_p = M \times N \quad (2.60)$$

#### 6. Low Gray-level Emphasis (LGRE)

$$LGRE = \frac{1}{n_r} \sum_{i=1}^M \frac{p_g(i)}{i^2} \quad (2.61)$$

#### 7. High Gray-level Run Emphasis (HGRE)

$$HGRE = \frac{1}{n_r} \sum_{i=1}^M p_g(i)(i)^2 \quad (2.62)$$

#### 8. Short Run Low Gray-level Emphasis (SRLGE)

$$SRLGE = \frac{1}{n_r} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{p(i, j)}{i^2 j^2} \quad (2.63)$$

9. *Short Run High Gray-level Emphasis (SRHGE)*

$$SRHGE = \frac{1}{n_r} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{p(i, j) \cdot i^2}{j^2} \quad (2.64)$$

10. *Low Run Low Gray-level Emphasis (LRLGE)*

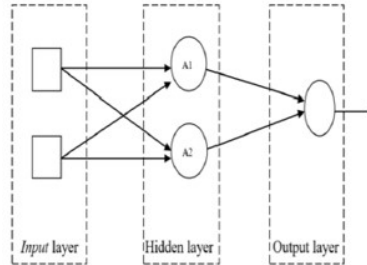
$$LRLGE = \frac{1}{n_r} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{p(i, j) \cdot j^2}{i^2} \quad (2.65)$$

11. *Low Run High Gray-level Emphasis (LRHGE)*

$$LRHGE = \frac{1}{n_r} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N p(i, j) i^2 j^2 \quad (2.66)$$

Setelah diperoleh informasi fitur geometris dan tekstur dalam setiap citra rontgen *thorax*, tahap yang terakhir dilakukan adalah klasifikasi dengan bantuan *software machine learning* Weka. *Waikato Environment for Knowledge Analysis* (Weka) merupakan suatu perangkat lunak *open source* berbasis *machine learning* yang telah melewati uji coba. Perangkat lunak ini dapat diakses melalui antarmuka pengguna grafis, aplikasi terminal standar, atau API Java. Weka sendiri banyak dimanfaatkan untuk pengajaran, penelitian, dan aplikasi industri karena mengandung berbagai *tools* bawaan untuk *machine learning* standar. Selain itu sebagai tambahan Weka juga dapat memberikan akses transparan ke *toolbox* terkenal seperti *scikit-learn*, R, dan *Deeplearning4j*. Fasilitas di dalam Weka dapat digunakan untuk menganalisis data dan membuat prediksi karena dilengkapi algoritma pelatihan untuk *data mining*, membantu evaluasi serta membandingkan

algoritma-algoritma metode dalam *machine learning*.



(Fara, 2020)

Gambar 2.16. Ilustrasi arsitektur MLP

Klasifikasi dalam penelitian ini dilakukan menggunakan arsitektur jaringan *Multi Layer Perceptron* (MLP). MLP adalah susunan atas jaringan syaraf tiruan yang memiliki satu atau lebih lapisan (*hidden layer*) yang terletak di antara lapisan *input* dan lapisan *output* (Ermawati, 2020). Prinsip kerja MLP sama dengan struktur mikro otak manusia (Ermawati, 2020); (Fara, 2020). Keunggulan jaringan MLP yaitu memiliki arsitektur sederhana dengan algoritma pembelajaran yang mudah diaplikasikan dan cenderung dapat menghasilkan akurasi yang baik (Ermawati, 2020). Arsitektur jaringan MLP menggunakan algoritma *Back Propagation*. Algoritma ini terbagi menjadi dua tahap, yaitu perhitungan maju dan perhitungan mundur untuk memperbaiki pembobotan sehingga didapatkan nilai *error* minimal. Pada tahap awal algoritma ini membutuhkan penentuan ambang batas *error*, *learning rate* dan bobot sinaptik awal yang dilakukan dengan pembangkitan nilai secara acak pada interval yang diinginkan. Selanjutnya, bobot awal akan digunakan untuk menghitung keluaran dari *hidden layer*.

Adapun langkah-langkah dalam kinerja MLP adalah sebagai berikut (Yusufiyah, 2016) :

1. Pendefinisian masalah, misal matriks masukan P dan matriks target T
2. Inisialisasi, menentukan jaringan arsitektur, *learning rate*, serta menetapkan nilai-nilai bobot sinaptik melalui pembangkitan nilai acak dengan interval nilai sembarang
3. Pelatihan jaringan Dimulai dengan melakukan perhitungan maju. Bobot-bobot yang telah ditentukan pada inisialisasi awal ( $W_1$ ), dihitung keluarannya dari *hidden layer* A1. Lalu hasil keluaran *hidden layer* A1 ini digunakan untuk menghitung keluaran *output layer* A2. Keluaran A2 ini kemudian dibandingkan dengan target yang diinginkan dan didapatkan selisih nilai yang dianggap sebagai *error* dari jaringan.
4. Setelah didapatkan nilai *error*, dilakukan perhitungan mundur dengan menggunakan nilai *error* tersebut sebagai parameter dalam pelatihan. *Error* yang diperoleh dikembalikan lagi ke lapis-lapis berikutnya sampai nilainya dapat diterima dan pelatihan selesai. Jika *error* yang diperoleh sudah dapat diterima, nilai tersebut dapat digunakan untuk memperbaiki bobot-bobot jaringan.

Langkah-langkah di atas dilakukan dalam satu kali siklus pelatihan. Pelatihan tersebut biasanya harus berulang hingga tercapai nilai *error* minimal yang diinginkan.

Suatu jaringan syaraf tiruan yang digunakan untuk mengenali suatu pola atau klasifikasi, seperti halnya MLP membutuhkan

dua jenis data masukan yaitu data latih (*training*) dan data uji (*testing*). Data *training* merupakan data yang digunakan untuk melakukan pelatihan sedangkan data *testing* merupakan data yang berfungsi sebagai data pengujian kebenaran atau keakurasian hasil pembelajaran (Ermawati, 2020).

Proses klasifikasi menggunakan *machine learning* Weka dapat dilakukan dengan metode *k-fold cross validation*. *K-fold cross validation* adalah metode validasi dengan pembagian data menjadi  $k$  bagian dan setiap bagian akan dilakukan proses klasifikasi dengan pengulangan sebanyak  $k$  (Ermawati, 2020). Penggunaan metode *K-fold cross validation* dapat digunakan untuk menguji konsistensi sistem klasifikasi pada data penelitian yang terlalu sedikit dan tidak memungkinkan dilakukan pembagian data. Keunggulan dari metode ini adalah semua data citra dapat digunakan sebagai data *training* maupun data *testing* karena proses klasifikasi yang dilakukan sebanyak  $k$  kali (Putri, 2020).

## 7. Indeks Pengukuran

Indeks pengukuran berfungsi untuk mengetahui kinerja metode yang digunakan pada proses pengolahan citra. Terdapat satu tahapan yang dihitung keberhasilan kinerjanya dalam penelitian ini, yaitu tahap klasifikasi.

Pada tahap klasifikasi, keberhasilan metode dapat ditunjukkan dengan nilai indeks pengukuran yang didapatkan dari data hasil klasifikasi berbentuk *Confusion Matrix*. Ermawati (2020) menjelaskan *Confusion Matrix* adalah suatu alat visualisasi yang sering digunakan pada *supervised learning*. Tiap kolom pada matriks merupakan contoh kelas prediksi (*predicted*), sedangkan tiap baris mewakili kejadian di kelas sebenarnya (*actual*).



		Predicted Class	
		yes	no
Actual Class	yes	true positive	false negative
	no	false positive	true negative

(Ermawati, 2020)

Gambar 2.17. *Confusion Matrix*

Hasil *Confusion Matrix* terdiri dari *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *False Negative* (FN) dan *True Negative* (TN). Pada sistem klasifikasi TP adalah data *positive* yang terklasifikasi *positive*, FP adalah data *positive* yang terklasifikasi *negative*, TN adalah data *negative* yang terklasifikasi *negative* dan FN adalah data *negative* yang terklasifikasi *positive*.

Berdasarkan nilai *Confusion Matrix* indeks pengukuran klasifikasi yang dihitung adalah akurasi (*accuracy*), sensitivitas (*sensitivity*), spesifisitas (*specificity*), ketelitian (*precision*) atau PPV dan NPV yang dirumuskan dengan persamaan sebagai berikut (Ermawati, 2020) :

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \times 100\% \quad (2.67)$$

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (2.68)$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% \quad (2.69)$$

$$Positif Predictive Value(PPV) = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (2.70)$$

$$\text{Negative Predictive Value}(NPV) = \frac{TN}{TN + FN} \times 100\% \quad (2.71)$$

## 8. Scilab

Scilab adalah perangkat lunak tidak berbayar untuk pemrosesan persamaan matematika dan interpretasi ilmiah. Scilab mampu memproses berbagai persamaan matematika dan komputasi otomatis melalui pemrograman yang mana di dalamnya tersedia semua operasi dasar matriks. Scilab juga memberikan visualisasi sinyal 2D dan 3D untuk membantu memudahkan interpretasi data yang akan digunakan. Perangkat lunak ini menyediakan *tools* yang cocok digunakan untuk pemula maupun guru dalam pembelajaran yang melibatkan operasi matriks. Selain itu, terdapat sejumlah *toolbox* yang tersedia untuk mengembangkan berbagai aplikasi.

Scilab merupakan perangkat lunak yang kompatibel dengan Matlab, karena semua file Matlab M dapat dengan mudah diubah menjadi *file* Scilab menggunakan konverter Matlab ke Scilab. Konverter ini telah tersedia di dalam Scilab. Scilab dapat dijalankan dengan berbagai sistem operasi, seperti Windows, Linux, dan MacOS X sehingga memudahkan penggunaannya dalam berbagai kepentingan penelitian dan pembelajaran.

Scilab mencakup beberapa fungsi matematika dari berbagai bahasa pemrograman serta memiliki berbagai struktur data termasuk *array*, fungsi rasional, dan lain sebagainya yang mana merupakan level tinggi bahasa pemrograman. Scilab dilengkapi sistem terbuka di mana setiap peneliti dapat menambahkan tipe data dan *toolbox* yang baru. Pengolahan citra merupakan salah

satu fasilitas *toolbox* yang tersedia di dalam Scilab (Thanki & Kothari, 2019).

## B. Kajian Pustaka

Terdapat beberapa penelitian sebelumnya mengenai pengolahan citra digital berbasis CAD yang sesuai dengan penelitian ini yaitu sebagai berikut :

1. Penelitian oleh (Ramdhan dkk, 2014) yang bertujuan untuk mengetahui hasil prediksi dan klasifikasi citra rontgen *thorax* ke dalam kelas effusi, kanker dan normal berdasarkan warna pada paru-paru dengan bantuan sistem komputer. Perancangan sistem dilakukan menggunakan pemograman MATLAB versi R2010a. Penapisan dan perbaikan citra dilakukan dengan *median filter* dan *Adaptive Histogram Equalization*. Ekstraksi fitur yang digunakan adalah fitur tekstur dengan perhitungan statistik orde satu (histogram). Pada penelitian ini proses klasifikasi citra rontgen *thorax* dilakukan dengan metode *Naïve Bayes Classifier* (NBC) dan menunjukkan akurasi sebesar 70%.
2. Penelitian oleh (Maulida dkk, 2013) memiliki tujuan untuk mengembangkan teknik komputerisasi citra dalam melakukan proses klasifikasi kanker paru-paru. Penapisan dan perbaikan citra yang digunakan adalah *filter Wiener*, median, serta transformasi intensitas dengan fungsi *imadjust*. Segmentasi yang digunakan yaitu *threshold* dengan korelasi nilai Euler yang dilanjutkan proses morfologi berupa dilasi, erosi, *closing*, *opening*, *regionprops* dan *hole filling*. Ekstraksi fitur yang digunakan adalah statistik orde dua

GLCM sedangkan proses klasifikasi menggunakan *Artificial Neural Network* (ANN) dengan algoritma *back-propagation*. Hasil penelitian menunjukkan segmentasi dari korelasi nilai Euler sebagai *threshold* berhasil mengambil bagian kanan dan kiri paru-paru serta mampu memisahkannya dengan struktur anatomi lain dari citra rontgen *thorax*. Performa klasifikasi dengan ANN juga dapat membedakan jenis kanker jinak dan ganas dengan persentase akurasi sebesar 87,50%.

3. Penelitian oleh (Listyalina dkk, 2020) yang bertujuan untuk mengembangkan teknik otomatisasi pendeteksian kanker paru. Penapisan dan perbaikan citra yang digunakan adalah *median filter* dan *Adaptive Histogram Equalization*. Ekstraksi fitur dilakukan dengan metode Transformasi Kosinus Diskrit. Proses klasifikasi dilakukan menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Tingkat akurasi sistem JST yang diperoleh pada penelitian ini sebesar 72,97% dalam mendeteksi kanker paru pada citra rontgen *thorax*.
4. Penelitian oleh (Patil & Udipi, 2010) dengan tujuan mengembangkan algoritma ekstraksi fitur yang optimal dalam sistem CAD untuk mendeteksi nodul kanker paru-paru pada citra rontgen *thorax*. Penapisan citra dilakukan menggunakan *median filter*. Segmentasi dilakukan dengan metode *Active Shape Modelling* (ASM). Ekstraksi fitur dengan geometris dan tekstur (orde satu histogram dan orde dua GLCM). Hasil yang diperoleh menyatakan dari dua kelas citra kanker paru-paru SCLC dan NSCLC selain perhitungan *area*, fitur geometris hanya cocok untuk jenis citra NSCLC. Hal ini terjadi karena pada citra SCLC sifat nodul tersebar dari

bagian yang terkena di seluruh bidang paru-paru. Sementara fitur lain yaitu histogram dan GLCM dapat dihitung untuk memperoleh informasi fitur dari kedua kelas citra.

5. Penelitian oleh (Lingayat & Tarambale, 2013) bertujuan untuk mengembangkan algoritma ekstraksi fitur berbasis sistem CAD yang maksimal dalam mendeteksi citra rontgen *thorax*. Penapisan dan peningkatan citra yang dilakukan adalah *gaussian low pass filter*, *high boost filter*, *contrast stretching*, *histogram equalization*, *negativity* dan *power law transformation*. Segmentasi menggunakan kombinasi metode *thresholding*, algoritma *labelling*, dan deteksi tepi. Ekstraksi fitur yang digunakan adalah geometris dan tekstur (orde dua GLCM). Ekstraksi fitur geometris dan tekstur pada penelitian ini mampu memberikan informasi ciri dari kedua kelas citra masukan yaitu tumor paru-paru jinak dan ganas.
6. Penelitian oleh (Fara, 2020) memiliki tujuan untuk melakukan klasifikasi dengan sistem CAD berdasarkan karakteristik tepi nodul payudara pada citra ultrasonografi (USG). Penapisan dan peningkatan citra yang digunakan adalah tapis median dan tapis median adaptif. Segmentasi yang digunakan adalah *thresholding* dengan *software* GIMP. Ekstraksi fitur yang digunakan yaitu geometris dan statistis. Klasifikasi dilakukan menggunakan metode *Multi Layer Perceptron* (MLP) dengan *software* Weka. Klasifikasi nodul payudara citra USG yang dilakukan pada dua kelas tepi nodul menghasilkan akurasi terbaik sebesar 88% dengan variasi nilai *K-fold cross validation 20-fold*.

7. Penelitian oleh (Ermawati, 2020) dengan tujuan melakukan klasifikasi menggunakan sistem CAD berdasarkan ciri tekstur nodul payudara pada citra USG. Penapisan dan peningkatan citra yang digunakan adalah tapis median dan tapis median adaptif. Tanpa adanya proses segmentasi, ekstraksi fitur yang digunakan adalah ekstraksi fitur tekstur (histogram dan GLCM). Selanjutnya hasil dari ekstraksi fitur dilakukan seleksi berdasarkan *Information Gain* untuk mengetahui ciri yang berpengaruh pada proses klasifikasi. Proses klasifikasi menggunakan metode MLP dilakukan dengan bantuan *software* Weka. Klasifikasi nodul payudara citra USG yang dilakukan pada dua kelas tepi nodul dengan nilai *K-fold cross validation 10-fold* memperoleh hasil akurasi sebesar 88,89% menggunakan 30 ciri tekstur dan 80,56% menggunakan 10 ciri tekstur.
8. Penelitian oleh (Putri, 2020) bertujuan untuk melakukan klasifikasi menggunakan sistem CAD berdasarkan ciri bentuk nodul payudara pada citra USG. Penapisan dan peningkatan citra yang digunakan yaitu tapis median dan tapis median adaptif. Segmentasi menggunakan metode thresholding dengan *software* GIMP. Ekstraksi fitur yang digunakan adalah *momen invariant*, *momen zernike*, parameter kebulatan dan kerampingan. Hasil ekstraksi fitur selanjutnya dilakukan seleksi dengan metode *Correlation based Feature Selection* (CFS) untuk mengetahui ciri yang berpengaruh terhadap proses klasifikasi. Proses klasifikasi yang juga dilakukan menggunakan metode MLP dengan *software* Weka. Klasifikasi nodul payudara citra USG yang dilakukan pada tiga kelas bentuk nodul yaitu oval, bulat

dan ireguler dengan nilai *K-fold cross validation 10-fold* memperoleh hasil akurasi sebesar 80%.

Penelitian-penelitian sebelumnya telah berhasil membangun suatu sistem pengolahan citra berbasis CAD, beberapa diantaranya mengangkat tema yang sama yaitu pengolahan citra nodul paru-paru pada citra rontgen *thorax*. Dua dari penelitian tersebut melakukan proses ekstraksi fitur dengan menggabungkan fitur geometris dan tekstur pada pengolahan citra rontgen *thorax*. Akan tetapi, kedua penelitian tersebut tidak melakukan pengolahan citra sampai pada tahap klasifikasi. Kedua penelitian tersebut juga dilakukan menggunakan *software* Matlab. Berbeda dengan penelitian ini, proses pengolahan citra dalam membangun suatu sistem klasifikasi nodul paru-paru pada citra rontgen *thorax* akan banyak dilakukan menggunakan *software* Scilab.

## **BAB III**

### **METODOLOGI PENELITIAN**

#### **A. Waktu dan Tempat Penelitian**

Penelitian dilakukan pada bulan Februari hingga November 2021 di Laboratorium Komputasi Jurusan Fisika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang.

#### **B. Alat Penelitian**

Alat yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari :

1. Laptop dengan spesifikasi *processor* Intel (R) Core (TM) i5-2450M CPU @2,50Hz 2,50GHz, RAM 6,00GB dan sistem operasi Windows 10 Pro 64-bit *Operating System*, x64-based *on processor* untuk menjalankan *software* pengolahan citra.
2. Scilab *version* 6.0.2 *for* Windows 64 bit untuk melakukan tahap *pre-processing* dan ekstraksi fitur.
3. GIMP (*GNU Image Manipulation Program*) *version* 2.10.24 untuk melakukan tahap segmentasi.
4. *Machine learning* Weka *version* 3.8.5 untuk melakukan tahap seleksi fitur dan klasifikasi.
5. *Texmaker* untuk membuat laporan penelitian.

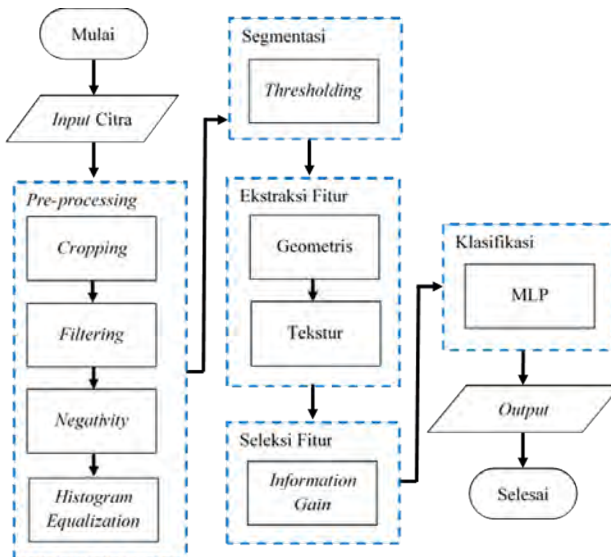


### C. Bahan Penelitian

Bahan dalam penelitian ini adalah data citra digital rontgen *thorax* yang diperoleh dari *database Japanese Society of Radiological Technology (JSRT)*. Jumlah data yang digunakan sebanyak 40 citra yang terbagi menjadi dua kelas, 20 citra nodul paru jinak (*benigna*) dan 20 citra nodul paru ganas (*malignant*). Seluruh data tergolong citra *grayscale* dengan format PNG yang memiliki ukuran 2048 x 2048 *pixel*.

### D. Pengolahan Data

Prosedur penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahapan pengolahan citra, yaitu sebagai berikut :



Gambar 3.1. Tahapan pengolahan data

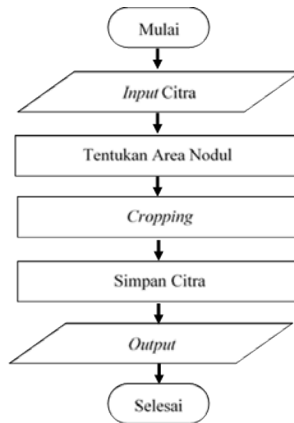
Tahapan pengolahan citra seperti pada Gambar 3.1 dimulai dari *input* data masukan berupa citra nodul paru-paru rontgen *thorax* pada tahap yang pertama yaitu *pre-processing*. *Pre-processing* bertujuan untuk memperbaiki kualitas citra agar dapat diolah pada tahap selanjutnya. Tahap kedua yakni segmentasi yang bertujuan untuk memisahkan objek nodul paru-paru dengan latar belakang pada citra.

Tahap selanjutnya adalah ekstraksi fitur citra. Ekstraksi fitur adalah tahap yang penting dalam pengolahan citra karena pada tahap ini diperoleh informasi objek yang terkandung dalam citra. Tahap ini bertujuan untuk menemukan ciri khas dari sebuah citra digital yang mana pada penelitian ini dilakukan berdasarkan fitur geometris dan tekstur. Kedua fitur tersebut menjadi umpan masukan dalam tahap klasifikasi. Sebelum masuk ke tahap klasifikasi proses seleksi fitur dilakukan untuk mengetahui pengaruh fitur terhadap proses klasifikasi. Tahap terakhir dalam pengolahan citra yaitu klasifikasi akan memperoleh *output* hasil identifikasi citra masukan nodul paru-paru *benigna* maupun *malignant* berdasarkan informasi data dari tahap ekstraksi fitur. Berikut adalah penjelasan setiap tahapan pengolahan citra secara lebih detail :

a. *Pre-processing*

Tahap pertama yaitu *pre-processing* dimulai dengan proses *cropping*. Citra rontgen *thorax* yang digunakan sebagai masukan pengolahan citra memiliki ukuran yang sangat besar, sedangkan objek penelitian ini hanya akan terfokus pada area nodul paru-paru. Oleh karena itu, metode *cropping* perlu dilakukan untuk menentukan *Region of Interest* (RoI) objek nodul dalam citra rontgen *thorax*. Hasil dari metode

*cropping* akan didapatkan citra yang lebih spesifik dan ukuran yang lebih kecil sehingga proses komputasi dalam pengolahan citra dapat berjalan lebih cepat dan efektif. Adapun proses penentuan RoI dengan metode *cropping* dapat dilakukan dengan langkah seperti pada Gambar 3.2. Metode *cropping* yang dilakukan dapat mengubah ukuran setiap citra menjadi 256 x 256 *pixel*.

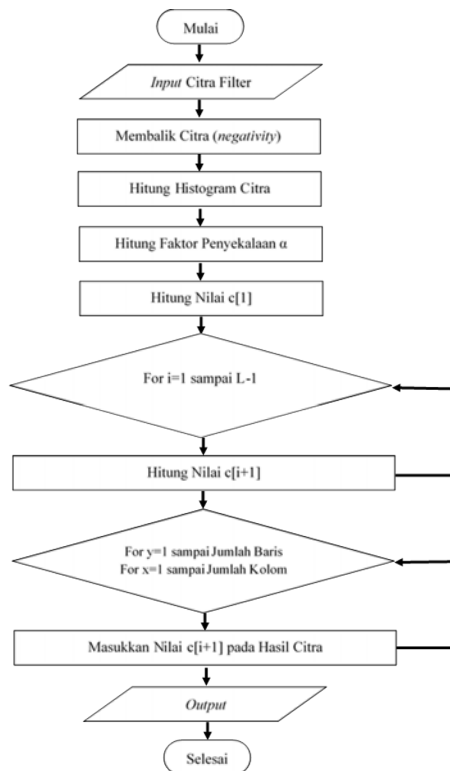


Gambar 3.2. Proses untuk mendapatkan citra RoI

Citra hasil *cropping* kemudian digunakan sebagai citra masukan pada proses selanjutnya yaitu *filtering*. Metode *median filter* digunakan untuk mengurangi derau (*noise*) yang terkandung di dalam citra. Karena citra masukan awal merupakan citra berskala keabuan (*grayscale*) maka proses konversi *grayscale* tidak perlu dilakukan.

Pada tahap *pre-processing* selain mengurangi *noise* untuk memudahkan proses pada tahap selanjutnya, citra masukan ini juga perlu melewati proses peningkatan kualitas yaitu

dengan metode *negativity* dan ekualisasi histogram (*histogram equalization*). Gambar 3.3 menunjukkan algoritma metode *negativity* dan ekualisasi histogram. Penggunaan kedua metode tersebut diharapkan dapat mempermudah proses pada tahap segmentasi karena kualitas citra akan mengalami peningkatan sehingga batas antar objek nodul dan jaringan di sekitarnya dapat terlihat lebih jelas.



Gambar 3.3. Proses *negativity* dan ekualisasi histogram

## b. Segmentasi

Tahap kedua adalah proses segmentasi menggunakan metode *thresholding* dengan *software* GIMP (*GNU Image Manipulation Program*). Tahap ini bertujuan untuk memisahkan daerah objek nodul (*foreground*) dengan daerah yang lain sebagai latar belakang (*background*). Tahap segmentasi akan menghasilkan citra biner yang digunakan sebagai masukan pada tahap ekstraksi fitur.

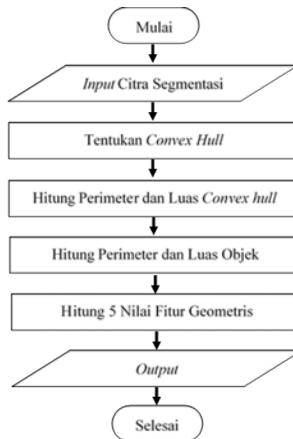
Adapun langkah-langkah tahap segmentasi yang dilakukan pada *software* GIMP yaitu sebagai berikut :

- 1) Pilih *paths tools* untuk memisahkan antara garis nodul dengan area lain (*background*)
- 2) Pilih menu *colors* kemudian pilih *thresholding tools* untuk memberi kontras warna antara nodul dengan *background*
- 3) Pilih *curve tools* untuk mempertegas warna hitam dan putih pada gambar citra agar mudah dalam membedakan antara nodul dan *background*.
- 4) Simpan hasil citra dengan format jpg menggunakan menu *export*

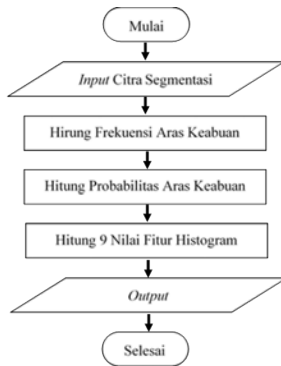
## c. Ekstraksi Fitur

Tahap ketiga yaitu ekstraksi fitur merupakan proses pencarian informasi citra hasil segmentasi. Ekstraksi fitur dilakukan dengan dua metode yaitu fitur geometris dan fitur tekstur. Fitur geometris menggunakan perhitungan 5 parameter. Sementara untuk fitur tekstur menggunakan tiga macam analisis statistik yaitu orde satu histogram sebanyak

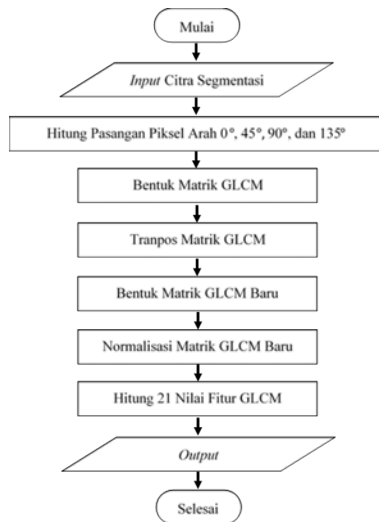
9 parameter, orde dua GLCM sebanyak 21 parameter dan yang terakhir orde tinggi GLRLM sebanyak 11 parameter. Seluruh persamaan setiap parameter yang dihitung baik fitur geometris maupun tekstur dapat dilihat seperti pada bab dua. Algoritma untuk mendapatkan setiap parameter fitur geometris, fitur tekstur histogram, fitur tekstur GLCM dan fitur tekstur GLRLM dapat dilihat seperti pada Gambar 3.4, 3.5, 3.6 dan 3.7. Tahap ekstraksi fitur ini akan menghasilkan nilai-nilai pada setiap parameter dari kedua metode ekstraksi fitur. Nilai-nilai inilah yang mengandung informasi citra sebagai masukan pada tahap seleksi dan klasifikasi.



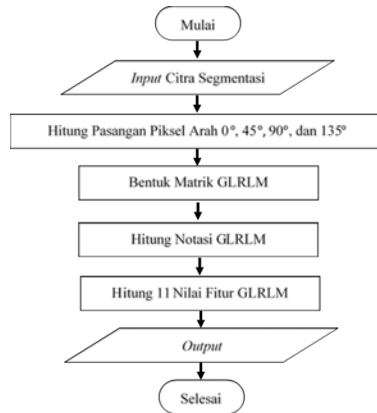
Gambar 3.4. Proses ekstraksi fitur geometris



Gambar 3.5. Proses ekstraksi fitur histogram



Gambar 3.6. Proses ekstraksi fitur GLCM

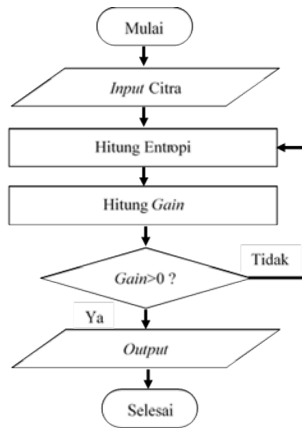


Gambar 3.7. Proses ekstraksi fitur GLRLM

#### d. Seleksi Fitur

Tahap keempat adalah proses seleksi fitur dengan metode *Information Gain* untuk mengetahui pengaruh parameter fitur pada proses klasifikasi. Algoritma metode tersebut ditentukan dengan *Gain* berdasarkan nilai entropi dimana semakin besar nilai entropi dari sebuah variabel semakin besar pula pengaruhnya terhadap proses klasifikasi. Proses seleksi dilakukan dengan bantuan *machine learning* Weka dengan algoritma seperti pada Gambar 3.8.





Gambar 3.8. Proses seleksi fitur

#### e. Klasifikasi

Tahap yang terakhir yaitu klasifikasi nodul paru-paru pada citra rontgen *thorax* yang dilakukan menggunakan arsitektur jaringan *Multi Layer Perceptron* (MLP). Seperti sebelumnya, proses klasifikasi juga dilakukan dengan bantuan *machine learning* Weka. Pada *machine learning* Weka data masukan yang digunakan adalah hasil ekstraksi fitur geometris maupun tekstur yang telah disusun dan disimpan dalam file berformat *Comma Separated Value* (CSV). Format file tersebut akan mempermudah pembacaan data pada *machine learning* Weka.

Klasifikasi dilakukan pada masing-masing data hasil ekstraksi fitur baik fitur geometris maupun tekstur serta gabungan keduanya dengan metode *k-fold cross validation*. Penggunaan metode ini dilakukan agar seluruh masukan dapat menjadi data latih pada proses klasifikasi *trainingset*

maupun data uji pada proses klasifikasi *testingset*. Proses klasifikasi akan mengidentifikasi dua kelas nodul paru-paru pada citra rontgen *thorax* yaitu *benigna* dan *malignant*. Keluaran dari hasil klasifikasi adalah nilai *Confusion Matrix* yang digunakan untuk menghitung indeks pengukuran metode klasifikasi.

## E. Analisis Data

Analisis data yang dilakukan adalah menghitung *Confusion Matrix* hasil proses klasifikasi dalam *machine learning* Weka. Perhitungan *Confusion Matrix* dilakukan untuk memperoleh indeks pengukuran yaitu akurasi, sensitivitas, spesififikasi, PPV dan NPV.

Nilai akurasi menggambarkan keakuratan metode dalam melakukan klasifikasi pada seluruh data dengan benar. Nilai sensitivitas digunakan untuk menggambarkan tingkat keberhasilan metode klasifikasi dalam menemukan informasi data kembali. Nilai spesififikasi menunjukkan kebenaran metode dalam memprediksi data negatif yang dibandingkan dengan seluruh data negatif. Nilai PPV menunjukkan ketepatan metode untuk mengklasifikasi suatu kategori sebagai kategori itu sendiri. Sementara nilai NPV adalah kebalikan PPV yang menunjukkan ketepatan metode untuk mengklasifikasi non-kategori sebagai non-kategori itu sendiri.

Hasil analisis data pada penelitian ini digunakan untuk menilai performa metode yang digunakan dalam proses klasifikasi. Proses klasifikasi dilakukan dengan memberi beberapa variasi data masukan sehingga pada proses analisis data akan diperoleh beberapa nilai indeks pengukuran dari hasil klasifikasi.



## BAB IV

### HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Hasil

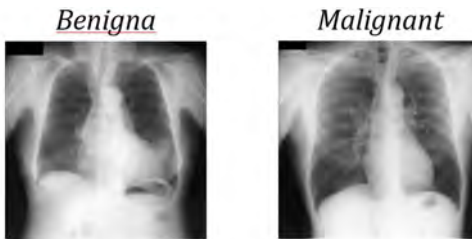
Berdasarkan metodologi pada bab tiga, penelitian berbasis *Computer Aided Diagnosis* (CAD) ini bertujuan untuk membangun sistem klasifikasi nodul paru-paru pada citra rontgen *thorax* dengan kategori tumor jinak (*benigna*) dan tumor ganas (*malignant*) menggunakan *software* Scilab. Adapun hasil proses klasifikasi tersebut dijabarkan dalam beberapa tahapan sebagai berikut :

##### 1. *Pre-processing*

Tahap ini merupakan tahapan awal yang dilalui oleh seluruh citra masukan. Citra masukan pada penelitian ini adalah hasil pemindaian citra *thorax* menggunakan mesin rontgen yang diperoleh dari *database* dalam *website Japanese Society of Radiological Technology* (JSRT). JSRT *database* merupakan basis data citra digital standar yang berisi citra rontgen *thorax* bernodul atau tanpa nodul. *Database* tersebut bersifat *open access* sehingga dapat diunduh secara gratis. JSRT *database* dibuat pada tahun 1998 oleh *Japanese Society of Radiological Technology* (JSRT) yang telah bekerja sama dengan *Japanese Radiological Society* (JRS). Sejak saat itu JSRT *database* telah digunakan oleh sejumlah peneliti di dunia untuk berbagai tujuan penelitian seperti pengolahan citra, kompresi citra, dan evaluasi tampilan citra.

Citra masukan yang dipilih dari JSRT *database* pada

penelitian ini adalah citra rontgen *thorax* bernodul paru-paru yang terdiri dari dua kelas yaitu 20 citra nodul jinak (*benigna*) dan 20 citra nodul ganas (*malignant*). Citra masukan tersebut memiliki perbedaan dari segi usia pasien, jenis kelamin, letak nodul, ukuran nodul serta hasil diagnosis. Secara keseluruhan jumlah citra bernodul paru-paru yang tersedia dalam *database* adalah 154 citra, namun dalam penelitian ini hanya digunakan 40 citra masukan. Hal ini karena dipilih citra dengan derajat kehalusan yang paling baik sesuai informasi klinis yang terdapat dalam *database*. Gambar 4.1 memperlihatkan contoh citra *benigna* dan *malignant*.



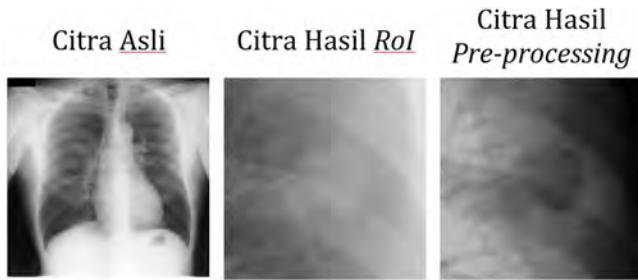
Gambar 4.1. Perbandingan citra asli rontgen *thorax* antara nodul paru *benigna* dan *malignant*

Proses awal dalam tahap *pre-processing* adalah menentukan *Region of Interest* (RoI) objek nodul paru-paru pada seluruh citra masukan rontgen *thorax*. Proses penentuan RoI bergantung pada visual yang tergambar di dalam citra seperti letak, ukuran dan bentuk objek nodul. Proses ini dilakukan dengan metode *cropping* berdasarkan acuan keterangan titik koordinat X dan Y lokasi nodul serta ukuran nodul seperti yang ada dalam informasi klinis

*database*. Citra masukan yang diperoleh dari JSRT *database* memiliki kekurangan karena tidak adanya *marker* (tanda) lokasi dimana nodul paru-paru berada. Kecermatan dalam melihat objek nodul paru menjadi tantangan tersendiri untuk memperoleh ketepatan hasil citra RoI.

Proses penentuan RoI dengan metode *cropping* dapat menghasilkan citra yang lebih spesifik hanya pada area nodul. Citra hasil *cropping* yang disebut sebagai citra RoI memiliki ukuran yang lebih kecil dari citra asli yaitu 2048 x 2048 *pixel* menjadi 256 x 256 *pixel*. Dengan begitu, proses komputasi dalam pengolahan citra dapat berjalan lebih cepat. Citra RoI dengan tipe *grayscale* sebagaimana citra masukan tersebut kemudian disimpan dalam format JPG untuk digunakan sebagai masukan pada proses *filtering*.

Proses *filtering* yang dilakukan menggunakan metode *median filter* bertujuan untuk mengurangi derau (*noise*) yang terbawa pada proses pengambilan citra. Proses pengurangan *noise* dilakukan karena *noise* dapat mengganggu hasil interpretasi pada citra sehingga mempengaruhi kualitas citra. Selain *filtering*, peningkatan kualitas citra pada tahap *pre-processing* juga dilakukan dengan metode *negativity* dan ekualisasi histogram untuk memperbaiki kontras pada citra. Baik proses *filtering*, *negativity* maupun ekualisasi histogram pada penelitian ini ketiganya diselesaikan menggunakan algoritma komputasi *software* Scilab. Hasil citra RoI dan citra tahap *pre-preprocessing* gabungan ketiga proses tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2. Perbandingan citra asli, citra hasil RoI dan citra hasil *pre-processing*

Secara visual citra hasil tahap *pre-processing* seperti pada Gambar 4.2 menunjukkan adanya peningkatan kualitas. Batas antara objek nodul paru dan jaringan di sekitarnya terlihat lebih jelas dari citra RoI sebelumnya karena adanya perubahan kontras pada citra. Nodul paru-paru pada area tengah citra ditandai dengan daerah yang memiliki intensitas lebih gelap, sementara jaringan yang lain memiliki intensitas lebih terang. Citra hasil tahap *pre-processing* ini memudahkan proses yang dilakukan pada tahap segmentasi. Hasil citra ini kemudian disimpan kembali dalam format JPG sebelum masuk pada tahap segmentasi.

## 2. Segmentasi

Tahap segmentasi pada penelitian ini dilakukan secara manual dengan metode *thresholding* menggunakan *software* GIMP untuk memisahkan objek nodul paru-paru dengan jaringan di sekitarnya sebagai *background* dalam citra. Citra yang dilakukan segmentasi adalah seluruh citra hasil tahap *pre-processing*. Penggunaan *software* GIMP seperti pada Gambar 4.3 merupakan alternatif yang dapat dilakukan

dalam tahap segmentasi karena *software* tersebut mampu menunjukkan batas tepi area objek dan *background* pada citra sehingga memudahkan proses segmentasi.



Gambar 4.3. Tampilan awal *software* GIMP

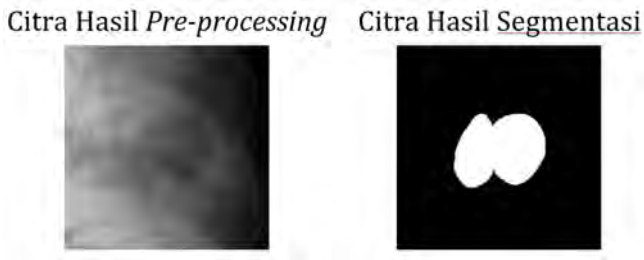
Tahap segmentasi menghasilkan keluaran berupa citra biner seperti pada Gambar 4.4 dan 4.5. Objek nodul pada citra biner ini ditunjukkan dengan warna putih, sedangkan *background* ditunjukkan dengan warna hitam. Citra hasil segmentasi kemudian disimpan kembali dalam format JPG dan menjadi masukan pada tahap ekstraksi fitur.

Citra Hasil *Pre-processing*      Citra Hasil Segmentasi



Gambar 4.4. Perbandingan citra hasil *pre-processing* dan citra hasil segmentasi pada citra *benigna*





Gambar 4.5. Perbandingan citra hasil *pre-processing* dan citra hasil segmentasi pada citra *malignant*

### 3. Ekstraksi Fitur

Tahap ekstraksi fitur yang dilakukan pada penelitian ini adalah proses penggalan ciri pada seluruh citra hasil segmentasi berdasarkan fitur geometris dan tekstur. Dari 40 citra hasil segmentasi jumlah data pada setiap citra yaitu 142 parameter yang terdiri dari 5 parameter fitur geometris dan 137 parameter fitur tekstur. Fitur tekstur sendiri terdiri dari 9 parameter histogram, 21 parameter GLCM dan 11 parameter GLRLM. Untuk GLCM dan GLRLM setiap parameter dikali 4 karena dihitung dari empat arah sudut ( $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  dan  $135^\circ$ ) sehingga totalnya ditambah parameter histogram menjadi 137. Tahap ekstraksi fitur pada penelitian ini kembali diselesaikan dengan algoritma komputasi *software* Scilab dan menghasilkan data kuantitatif berupa nilai-nilai hasil perhitungan setiap parameter fitur. Tabel 4.1 memperlihatkan data hasil ekstraksi fitur geometris.

Tabel 4.1. Hasil ekstraksi fitur geometris

No. Citra	Area	Perimeter	.....	Solidity	Class
1	8245	326	.....	0,9140798	<i>malignant</i>
2	25975	559	.....	0,960916	<i>benigna</i>
...	...	...	.....	...	...
39	3952	237	.....	0,8548562	<i>benigna</i>
40	6492	306	.....	0,8864614	<i>benigna</i>

Sementara data hasil ekstraksi fitur tekstur dapat dilihat seperti pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2. Hasil ekstraksi fitur tekstur

No. Citra	Mean	Modus	.....	LRHGE135	Class
1	32,091019	55633	.....	238430,33	<i>malignant</i>
2	100,9272	38582	.....	4630419,5	<i>benigna</i>
...	...	...	.....	...	...
39	15,35078	61230	.....	137338,53	<i>benigna</i>
40	25,240067	58448	.....	213224,82	<i>benigna</i>

Seluruh data hasil ekstraksi fitur seperti pada Tabel 4.1 dan 4.2 selanjutnya disimpan dan dikonversi ke dalam format CSV kemudian menjadi masukan yang digunakan pada tahap klasifikasi.

#### 4. Seleksi Fitur

Tahap seleksi fitur merupakan proses yang bertujuan untuk mengetahui pengaruh parameter fitur yang digunakan dalam tahap klasifikasi. Proses ini dilakukan pada seluruh

data hasil gabungan ekstraksi fitur geometris dan tekstur berdasarkan metode *Informations Gain* yang dibantu oleh *machine learning* Weka. Tabel 4.3 menunjukkan rangkuman hasil seleksi fitur dengan urutan nilai *Gain* dari yang terbesar sampai terkecil. Hasil seleksi fitur ini digunakan juga sebagai masukan pada tahap klasifikasi, kemudian menjadi perbandingan antara hasil klasifikasi gabungan ekstraksi fitur geometris dan tekstur sebelum dan setelah dilakukan seleksi.

Tabel 4.3. Hasil seleksi fitur

No.	Parameter Fitur	<i>Gain</i>
1	SRLGE0	0,238
2	Contrast0	0,236
3	DVar0	0,236
4	Contrast45	0,202
5	DVar45	0,202
6	SRLGE135	0,202
7	Dissi45	0,202
...	...	...
140	LRE0	0
141	SRE0	0
142	Mean	0

## 5. Klasifikasi

Klasifikasi menggunakan arsitektur jaringan *Multi Layer Perceptro* (MLP) merupakan tahap terakhir yang dilakukan dalam pengolahan citra. Tahap ini dibantu dengan *software machine learning* Weka seperti pada Gambar 4.6. Masukan

pada *machine learning* Weka adalah data kuantitatif hasil tahap ekstraksi fitur yang telah tersusun dan tersimpan dengan format CSV. Format tersebut akan mempermudah *machine learning* Weka dalam melakukan pembacaan data.



Gambar 4.6. Tampilan awal *machine learning* Weka

Proses pada tahap klasifikasi dilakukan dengan beberapa variasi data masukan, yaitu data hasil ekstraksi fitur geometris, hasil ekstraksi fitur tekstur, dan hasil gabungan ekstraksi fitur geometris dan tekstur. Setiap data masukan digunakan sekaligus sebagai data latih pada *trainingset* dan data uji pada *testingset* karena proses klasifikasi dilakukan dengan metode *8-fold cross validation*.

```
=== Confusion Matrix ===
  a  b  <-- classified as
 7 13 | a = malignant
 3 17 | b = benigna
```

Gambar 4.7. Tampilan *Confusion Matrix* pada *machine learning* Weka

Salah satu hasil klasifikasi pada *machine learning* Weka seperti pada Gambar 4.7 merupakan *Confusion Matrix* yang terdiri dari 7 TP (*True Positive*), 13 FN (*False Negative*), 3 FP (*False Positive*) dan 17 TN (*True Negative*). Nilai *Confusion Matrix* seperti inilah yang digunakan untuk menghitung indeks pengukuran klasifikasi seperti yang telah dipaparkan dalam bab dua dan tiga mengenai analisis data. Indeks pengukuran yang diperoleh kemudian menjadi penilaian untuk mengetahui performa hasil metode klasifikasi pada penelitian ini. Tabel 4.4 memperlihatkan hasil klasifikasi dengan data masukan hasil ekstraksi fitur geometris dan hasil ekstraksi fitur tekstur.

Tabel 4.4. Perbandingan hasil klasifikasi berdasarkan fitur geometris dan fitur tekstur

Parameter	Hasil Klasifikasi			
	Fitur Geometris		Fitur Tekstur	
	<i>Trainingset</i>	<i>Testingset</i>	<i>Trainingset</i>	<i>Testingset</i>
Jumlah Data	40	40	40	40
Jumlah Fitur	5	5	137	137
TP	7	6	20	11
FN	13	14	0	9
FP	3	8	0	8
TN	17	12	20	12
<i>Accuracy</i>	60%	45%	100%	57,5%
<i>Sensitivity</i>	35%	30%	100%	55%
<i>Specificity</i>	85%	60%	100%	60%
PPV	70%	42,86%	100%	57,89%
NPV	56,67%	46,15%	100%	57,14%

Selain dilakukan proses klasifikasi pada masing-masing data hasil metode ekstraksi fitur geometris dan tekstur, proses klasifikasi juga dilakukan pada seluruh gabungan data hasil ekstraksi fitur geometris dan tekstur baik yang belum melewati proses seleksi maupun yang telah melewati proses seleksi. Perbandingan hasil proses klasifikasi tersebut dapat dilihat seperti pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5. Perbandingan hasil klasifikasi berdasarkan gabungan fitur geometris dan tekstur sebelum dan sesudah seleksi fitur

Parameter	Hasil Klasifikasi			
	Sebelum Seleksi Fitur		Sesudah Seleksi Fitur	
	<i>Trainingset</i>	<i>Testingset</i>	<i>Trainingset</i>	<i>Testingset</i>
Jumlah Data	40	40	40	40
Jumlah Fitur	142	142	7	7
TP	20	10	20	14
FN	0	10	0	6
FP	0	9	5	8
TN	20	11	15	12
<i>Accuracy</i>	100%	52,50%	87%	65%
<i>Sensitivity</i>	100%	50%	100%	70%
<i>Spesificity</i>	100%	55%	75%	60%
PPV	100%	52,63%	80%	64,64%
NPV	100%	52,38%	100%	66,67%

## B. Pembahasan

Tahap terpenting pengolahan citra dalam penelitian ini adalah proses ekstraksi fitur hasil segmentasi dua kelas citra yaitu *benigna* dan *malignant* berdasarkan fitur geometris dan fitur tekstur. Proses ekstraksi fitur bertujuan untuk menggali karakter nodul paru-paru pada masing-masing kelas citra. Penggunaan dua metode pada tahap ekstraksi dilakukan untuk mendapatkan informasi yang lebih detail mengenai objek nodul paru-paru. Informasi inilah yang akan menentukan hasil keluaran akhir dalam proses klasifikasi.

Data kuantitatif hasil ekstraksi fitur geometris dan tekstur yang terangkum dalam Tabel 4.1 dan 4.2 adalah hasil penggalian karakter nodul paru-paru pada setiap citra masukan. Parameter fitur geometris yang dihitung seperti pada Tabel 4.1 adalah *area*, *perimeter*, *convex hull*, *irregularity index* dan *solidity*. Fitur geometris menunjukkan informasi citra yang diperoleh dari gambaran bentuk objek nodul paru-paru. Gambaran bentuk objek tersebut dipresentasikan berdasarkan perbandingan panjang dan lebar nodul pada setiap citra.

Tiga macam fitur tekstur yang dihitung seperti pada Tabel 4.2 yaitu histogram, GLCM dan GLRLM. Ketiga fitur tekstur tersebut dihitung berdasarkan metode statistik dengan menganalisis frekuensi setiap intensitas yang terdapat dalam citra, tingkat keseragaman antar piksel dalam berbagai sudut dan keseragaman panjang piksel di seluruh resolusi citra. Analisis tingkat keseragaman citra dilakukan pada empat arah sudut yaitu  $0^\circ$  (horisontal),  $90^\circ$  (vertikal),  $45^\circ$  dan  $135^\circ$  (diagonal) untuk mendapatkan informasi citra secara menyeluruh.

Tabel 4.3 menunjukkan hasil tahap seleksi fitur dengan metode *Information Gain* yang dilakukan pada seluruh gabungan data hasil ekstraksi fitur geometris dan tekstur. *Information Gain* menurut (Nugroho, 2015) adalah algoritma seleksi fitur yang digunakan untuk memilih parameter yang berpengaruh dengan melakukan perbandingan berdasarkan nilai entropi. Nilai entropi yang besar dari suatu parameter mengindikasikan bahwa parameter tersebut sangat berpengaruh terhadap suatu proses klasifikasi. Nilai *Gain* pada Tabel 4.3 merupakan hasil perhitungan akhir berdasarkan nilai entropi dari setiap parameter fitur yang digunakan dalam tahap ekstraksi fitur. Parameter fitur yang memiliki nilai *Gain* lebih dari nol adalah fitur yang memiliki pengaruh besar pada proses klasifikasi. Hasil seleksi fitur seperti pada Tabel 4.3 menunjukkan bahwa hanya terdapat 7 dari 142 parameter fitur yang paling berpengaruh dalam proses klasifikasi nodul paru-paru. Ketujuh parameter ini merupakan bagian dari fitur tekstur yaitu GLCM dan GLRLM. Berdasarkan hasil tersebut ditunjukkan bahwa metode fitur geometris tidak terlalu berpengaruh dalam proses klasifikasi nodul paru-paru karena tidak ada *Gain* yang bernilai lebih dari nol pada parameter fitur geometris.

Tahap klasifikasi nodul paru-paru pada penelitian ini dilakukan dengan arsitektur jaringan MLP berdasarkan metode *8-fold cross validation*. Cara kerja metode ini adalah membagi data masukan klasifikasi menjadi *8-fold* sehingga diperoleh 8 dataset data untuk mengevaluasi kinerja proses klasifikasi. Pemilihan metode *8-fold* pada penelitian ini dilakukan berdasarkan hasil terbaik yang diperoleh saat pengujian proses klasifikasi.

Tabel 4.4 dan 4.5 mempresentasikan data hasil akhir penelitian pada proses klasifikasi nodul paru-paru. Hasil klasifikasi



yang dilakukan pada setiap masukan terbagi menjadi dua, yaitu *trainingset* dan *testingset*. Penelitian Nugroho (2015) menjelaskan hasil *trainingset* merupakan hasil pelatihan jaringan yang digunakan untuk mengetahui kinerja jaringan MLP yang digunakan dalam proses klasifikasi. Semakin tinggi akurasi klasifikasi *trainingset* maka semakin bagus pula kinerja jaringan MLP dalam mengenali data latih. Sementara hasil *testingset* adalah hasil pengujian jaringan untuk mengetahui hasil kebenaran pelatihan. Jika hasil pelatihan jaringan tidak mampu mengenali data latih maka besar kemungkinan hasil akurasi pengujian *testingset* menghasilkan hasil yang lebih buruk pada proses klasifikasi.

Indeks pengukuran berupa nilai akurasi, sensitivitas, spesififikasi, PPV dan NPV pada Tabel 4.4 dan 4.5 merupakan hasil perhitungan berdasarkan persamaan 2.67 sampai 2.71 pada bab dua dengan membandingkan nilai TP, FP, FN dan TN dari hasil *Confusion Matrix* keluaran *machine learning* Weka. TP dan TN merupakan banyaknya data yang terklasifikasi benar, sementara FP dan FN adalah banyaknya data yang terklasifikasi salah. Dikatakan benar jika data tersebut sesuai dengan kelas data yang sebenarnya dan salah jika tidak sesuai dengan kelas data yang sebenarnya.

Klasifikasi *trainingset* pada Tabel 4.4 dan 4.5 menunjukkan hasil sempurna berdasarkan data ekstraksi fitur tekstur dan gabungan data ekstraksi fitur geometris dan tekstur sebelum dilakukan seleksi dengan nilai akurasi, sensitivitas, spesififikasi, PPV dan NPV masing-masing sebesar 100%. Nilai 100% ini diperoleh karena dari 40 data *trainingset* dapat dihasilkan 40 data yang terklasifikasi benar yaitu 20 TP dan 20 TN tanpa adanya data

yang terklasifikasi salah pada FP dan FN. Hasil ini menunjukkan bahwa proses pelatihan jaringan MLP sukses mengenali data latih berdasarkan hasil ekstraksi fitur tekstur dan gabungan hasil ekstraksi fitur geometris dan tekstur yang belum terseleksi.

Hal berbeda diperoleh pada hasil klasifikasi *trainingset* yang dilakukan berdasarkan data ekstraksi fitur geometris dan gabungan data ekstraksi fitur geometris dan tekstur sesudah dilakukan seleksi. Dapat dilihat pada Tabel 4.4 dari 40 data *trainingset* berdasarkan ekstraksi fitur geometris terdapat 16 data yang terklasifikasi salah yaitu 13 FN dan 3 FP sehingga nilai akurasi, sensitivitas, spesififikasi, PPV dan NPV yang diperoleh masing-masing adalah 60%, 35%, 85%, 70% dan 56,67%. Hasil ini menunjukkan bahwa jaringan MLP yang digunakan belum berhasil mengenali data latih pada hasil ekstraksi fitur geometris. Sementara pada Tabel 4.5 dari 40 data *trainingset* berdasarkan gabungan ekstraksi fitur geometris dan tekstur sesudah seleksi terdapat 5 data yang terklasifikasi salah yaitu 5 FP sehingga nilai akurasi, sensitivitas, spesififikasi, PPV dan NPV yang diperoleh masing-masing adalah 87%, 100%, 75%, 80% dan 100%. Meskipun nilai akurasi yang diperoleh tidak 100%, nilai 100% untuk sensitivitas dan NPV berdasarkan persamaan 2.68 dan 2.71 seperti pada bab dua dapat diperoleh karena hasil *Confusion Matrix* menghasilkan data 0 FN sehingga jaringan MLP dikatakan mampu mengenali data latih hasil gabungan ekstraksi fitur tekstur dan geometris yang sudah terseleksi.

Perbandingan hasil klasifikasi *testingset* berdasarkan data ekstraksi fitur geometris dan fitur tekstur ditunjukkan dalam Tabel 4.4. Dapat dilihat pada Tabel 4.4 dari 40 data *testingset* berdasarkan fitur tekstur terdapat 17 data yang terklasifikasi

salah yaitu 9 FN dan 8 FP dengan nilai akurasi, sensitivitas, spesififikasi, PPV dan NPV secara berturut-turut adalah 57,5%, 55%, 60%, 57,89% dan 57,11%. Hasil ini lebih baik dibanding yang dilakukan berdasarkan fitur geometris karena dari 40 data *testingset* terdapat 22 data yang terklasifikasi salah yaitu 14 FN dan 8 FP dengan nilai akurasi, sensitivitas, spesififikasi, PPV dan NPV secara berturut-turut adalah 45%, 30%, 60%, 42,86% dan 46,15%. Hasil klasifikasi yang diperoleh menunjukkan bahwa metode ekstraksi fitur tekstur lebih mampu memberikan informasi mengenai karakter nodul paru-paru pada citra rontgen *thorax* dibanding fitur geometris. Hasil ini juga diperkuat dari hasil klasifikasi *trainingset* yang telah dijabarkan sebelumnya yaitu berdasarkan ekstraksi fitur geometris nilai akurasi yang diperoleh hanya sebesar 60% artinya jaringan MLP yang digunakan untuk melakukan klasifikasi tidak berhasil mengenali data latih hasil ekstraksi fitur geometris.

Perbandingan hasil klasifikasi *testingset* berdasarkan gabungan ekstraksi fitur geometris dan tekstur sebelum dan sesudah seleksi fitur ditunjukkan dalam data Tabel 4.5. Proses klasifikasi dilakukan dengan mengklasifikasi ulang hasil dari seleksi fitur sehingga didapatkan evaluasi dari hasil klasifikasi dengan fitur yang sudah terseleksi. Pengulangan ini juga dilakukan untuk mengetahui pengaruh metode seleksi fitur dalam proses klasifikasi.

Data pada Tabel 4.5 menunjukkan dari 40 data *testingset* berdasarkan gabungan ekstraksi fitur geometris dan tekstur sebelum dilakukan seleksi terdapat 19 data yang terklasifikasi salah yaitu 10 FN dan 9 FP dengan nilai akurasi, sensitivitas, spesififikasi, PPV dan NPV masing-masing sebesar 52,5%, 50%,

55%, 52,63% dan 52,38%. Hasil tersebut mengalami peningkatan pada klasifikasi *testingset* yang dilakukan setelah melewati seleksi fitur dengan masukan 7 fitur tekstur yang telah terseleksi. Peningkatan hasil klasifikasi menunjukkan bahwa seleksi fitur dengan metode *Information Gain* cukup berpengaruh dalam proses klasifikasi karena dapat mendeteksi fitur yang paling banyak mengandung informasi untuk membedakan setiap kelas klasifikasi dan mengurangi gangguan yang disebabkan oleh fitur yang tidak relevan sebagai masukan pada tahap klasifikasi. Dari 40 data *testingset* dihasilkan 14 data yang terklasifikasi salah yaitu 6 FN dan 8 FP dengan nilai akurasi, sensitivitas, spesififikasi, PPV dan NPV secara berturut turut yaitu 65%, 70%, 60%, 64,64% dan 66,67%. Nilai-nilai tersebut merupakan hasil maksimal pengujian jaringan MLP yang diperoleh sistem dalam mengklasifikasi nodul paru-paru pada citra rontgen *thorax*.

Hasil klasifikasi yang diperoleh pada penelitian ini dibanding dengan penelitian sebelumnya menunjukkan nilai akurasi yang lebih rendah. Secara keseluruhan dengan metode klasifikasi jaringan MLP yang sama, penelitian sebelumnya oleh Ermawati (2020), Fara (2020), maupun Putri(2020) mampu menghasilkan klasifikasi dengan nilai akurasi lebih dari 80%. Perbedaan hasil klasifikasi yang diperoleh dapat disebabkan oleh beberapa faktor, salah satunya adalah metode yang dilakukan dalam pengolahan citra. Tahap demi tahap pengolahan citra digital berbasis CAD saling berkaitan satu sama lain. Hasil tahap klasifikasi dipengaruhi oleh metode tahap ekstraksi fitur. Ketiga penelitian sebelumnya hanya menggunakan satu metode ekstraksi fitur sehingga hasil klasifikasi hanya dipengaruhi oleh satu metode tersebut. Penelitian oleh Ermawati (2020) hanya menggunakan metode

ekstraksi fitur berdasarkan ciri tekstur, begitupun penelitian oleh Fara (2020) dan Putri (2020) yang hanya menggunakan metode ekstraksi fitur berdasarkan ciri tepi dan ciri bentuk dalam melakukan klasifikasi nodul.

Berbeda dengan penelitian ini, tahap ekstraksi fitur dilakukan dengan dua metode yaitu ekstraksi fitur geometris dan tekstur sehingga hasil klasifikasi dipengaruhi oleh kedua metode tersebut. Seperti yang telah dijelaskan di atas, dari hasil seleksi yang diperoleh menunjukkan bahwa proses klasifikasi gabungan ekstraksi fitur geometris dan tekstur lebih dipengaruhi oleh fitur tekstur. Selain itu tanpa pengaruh fitur geometris proses klasifikasi yang dilakukan menggunakan masukan fitur tekstur sebagai fitur yang telah terseleksi menunjukkan hasil akurasi yang paling baik di antara semua pengujian proses klasifikasi. Jika hasil klasifikasi kedua metode dibandingkan seperti pada data Tabel 4.4, proses klasifikasi menggunakan masukan fitur tekstur juga memiliki hasil pengujian dengan nilai akurasi yang lebih baik dibanding menggunakan masukan fitur geometris. Berdasarkan hasil klasifikasi yang telah diperoleh menunjukkan bahwa fitur geometris belum mampu mengenali karakter nodul paru-paru secara baik pada citra rontgen *thorax*, sehingga ketika digabungkan dengan fitur tekstur tidak dapat meningkatkan hasil akurasi pada proses klasifikasi. Artinya, metode gabungan ekstraksi fitur geometris dan tekstur dalam pengolahan citra rontgen *thorax* berbasis CAD yang telah dilakukan pada penelitian ini kurang efektif digunakan untuk proses diagnosis kanker paru-paru.

Perbedaan hasil klasifikasi yang diperoleh dengan penelitian sebelumnya dapat disebabkan oleh faktor lain yaitu objek

penelitian. Objek ketiga penelitian yang telah disebutkan di atas adalah nodul payudara pada citra USG, sementara objek pada penelitian ini adalah nodul paru-paru pada citra rontgen *thorax*. Nodul payudara pada citra USG memiliki karakter visual yang berbeda dengan nodul paru-paru pada citra rontgen *thorax* sehingga memungkinkan untuk mendapat hasil yang berbeda pada proses pengolahan citra. Selain karakter visual pada hasil citra, prosedur pemeriksaan USG yang dilakukan dalam penegakkan diagnosis kanker payudara juga tidak sama dibanding dengan prosedur pemeriksaan rontgen *thorax* dalam penegakkan diagnosis kanker paru-paru.

Pemeriksaan rontgen *thorax* pada dasarnya bukan menjadi modalitas utama dalam penegakkan diagnosis kanker paru-paru. Sebagaimana yang dijelaskan dalam Pedoman Nasional Pelayanan Kedokteran (PNPK) untuk Kanker Paru yang dikeluarkan Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, rontgen *thorax* merupakan modalitas penunjang yang bertujuan hanya sebagai pemeriksaan awal untuk menilai pasien dengan kecurigaan kanker paru-paru. Hasil citra rontgen *thorax* dapat memperlihatkan lokasi lesi sebagai nodul paru untuk menentukan tindak lanjut dalam prosedur diagnosis dan penanganan penyakit. Jika lesi yang ditemukan dicurigai sebagai suatu keganasan (kanker) pemeriksaan lanjutan yakni CT Scan wajib dilakukan. Kemudian pada pemeriksaan CT Scan lesi tersebut dievaluasi untuk mendiagnosis keganasan, menentukan stadium serta melihat penyebaran sel tumor pada paru-paru. Selanjutnya, pemeriksaan bronkoskopi yang menjadi prosedur utama dalam diagnosis kanker paru-paru perlu dilakukan untuk menganalisis sel tumor secara lebih lanjut.



## **BAB V**

### **PENUTUP**

#### **A. Kesimpulan**

Berdasarkan hasil analisis klasifikasi nodul paru-paru pada citra rontgen *thorax* dapat diambil kesimpulan bahwa :

1. Penggunaan metode ekstraksi fitur tekstur lebih berpengaruh terhadap proses klasifikasi nodul paru-paru citra rontgen *thorax* dibanding metode ekstraksi fitur geometris. Hal ini ditunjukkan dengan hasil yang diperoleh pada proses seleksi fitur. Parameter yang memiliki nilai *Gain* lebih dari nol adalah bagian dari fitur tekstur, yaitu orde dua GLCM dan orde tinggi GLRLM.
2. Proses pengujian klasifikasi nodul paru-paru pada citra rontgen *thorax* berdasarkan ekstraksi fitur geometris dan tekstur menghasilkan akurasi maksimal sebesar 65%. Hasil yang telah diperoleh menunjukkan proses klasifikasi lebih dipengaruhi oleh fitur tekstur karena fitur geometris belum mampu menggali informasi karakter objek nodul paru-paru secara baik pada citra rontgen *thorax* sehingga tidak terlalu berpengaruh pada proses klasifikasi. Artinya, metode gabungan ekstraksi fitur geometris dan tekstur dalam pengolahan citra rontgen *thorax* berbasis CAD yang telah dilakukan pada penelitian ini kurang efektif digunakan untuk proses diagnosis kanker paru-paru karena hasil akurasi yang diperoleh belum menunjukkan nilai di atas 80%.



## B. Saran

Berikut beberapa saran untuk penelitian selanjutnya agar dapat melengkapi penelitian ini :

1. Tahap *pre-processing* perlu tambahan algoritma *software* Scilab dengan metode lain agar citra yang diperoleh memiliki peningkatan kualitas yang lebih baik lagi sebagai masukan dalam tahap segmentasi.
2. Tahap segmentasi dapat dilakukan menggunakan metode lain dengan algoritma *software* Scilab untuk memperoleh gambaran bentuk nodul paru-paru yang lebih jelas pada citra rontgen *thorax* sehingga fitur geometris lebih mampu dalam mengenali objek nodul.
3. Tahap klasifikasi nodul paru-paru dapat dilakukan dengan metode lain sehingga diharapkan akan meningkatkan hasil akurasi.
4. Penelitian selanjutnya dapat menggunakan data masukan citra nodul paru-paru dari pemeriksaan CT Scan *thorax* untuk mengetahui hasil klasifikasi yang diperoleh sebagai pembanding hasil klasifikasi pada penelitian ini.

## DAFTAR PUSTAKA

- American Cancer Society. 2014. *Cancer Facts and Figures 2014*. Atlanta GA: American Cancer Society.
- Anwar, Edi Daenuri. 2011. *Sistem Proteksi Radiasi : Analisis Terhadap Bidang Radiologi Rumah Sakit*. Jurnal PHENOMENON. 1(1): 47-63.
- Beyzadeoglu, M., Ozyigit, G., & Ebruli, C. 2010. *Basic Radiation Oncology*. Turkey: Springer.
- del Ciello, dkk. 2017. *Missed lung cancer: When, where, and why? Diagnostic and Interventional Radiology*. 23(2): 118–126.
- Ermawati, E. 2020. *Klasifikasi Nodul Payudara Berdasarkan Ciri Tekstur pada Citra Ultrasonografi Menggunakan Scilab*. Skripsi. Semarang: Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Walisongo.
- European Commission. 1996. *European Guidelines on Quality Criteria for Diagnostic Radiographic Images in Paediatrics*. Diunduh di <http://europa.eu.int> tanggal 12 Oktober 2020.
- Fara, N. J. 2020. *Klasifikasi Nodul Payudara (Mammae) Berbasis Ciri Tepi pada Citra Hasil Ultrasonografi (USG) di RSUD Tugurejo Semarang Menggunakan Scilab*. Skripsi. Semarang: Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Walisongo.
- Gabriel, J. F. 1988. *Fisika Kedokteran*. Jakarta: Penerbit Buku Kedokteran EGC.

- Gonzalez, R. C., Woods, R. E., & Eddins, S. L. 2009. *Digital Image Processing Using MATLAB*. Second Edition. United States: Gatesmark.
- Hartono, W. 2017. *Segmentasi Paru-paru pada Citra X-ray Thorax Menggunakan K-Means*. Skripsi. Malang: Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim.
- Kadir, A. & Susanto, A. 2013. *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*. Yogyakarta: ANDI.
- Komite Penanggulangan Kanker Nasional. 2017. *Pedoman Nasional Pelayanan Kedokteran Kanker Paru*. Jakarta: Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
- Lingayat, N. S. & Tarambale, Manoj R. 2013. *A Computer Based Feature Extraction of Lung Nodule in Chest X-Ray Image*. International Journal of Bioscience, Biochemistry and Bioinformatics. 3(6): 624–629.
- Listyalina, L., Utari, E.L. & Puspaningtyas, D.E. 2020. *Penentuan Penyakit Paru Dengan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan*. Jurnal SIMETRIS. 11(1): 233–240.
- Maulida, N., dkk. 2013. *Klasifikasi Kanker Paru-Paru Menggunakan Pengolahan Citra*. Jurnal Teknik POMITS. 2(1): 1-4.
- Tim Dosen. 2016. *Pengolahan Citra*. Yogyakarta: Fakultas Ilmu Komputer Universitas Mercu Buana. Diunduh di <http://fasikom.mercubuana.ac.id> tanggal 20 Oktober 2020.
- Nasution, A. S. 2019. *Klasifikasi Penyakit Tuberculosis (TB) Organ Paru Manusia Berdasarkan Citra X-Ray Menggunakan*

*Metode Convolution Neural Network (CNN)*. Skripsi. Medan: Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.

Nugroho, A. 2015. *Klasifikasi Nodul Tiroid Berbasis Ciri Tekstur pada Citra Ultrasonografi*. Tesis. Yogyakarta: Program Pascasarjana Fakultas Teknik Universitas Gadjah Mada.

Patil, S. A. & Udipi, V.R. 2010. *Chest X-ray features extraction for lung cancer classification*. Journal of Scientific and Industrial Research. 69(4): 271–277.

Pearce, E. C. 2009. *Anatomi dan Fisiologi untuk Paramedis*. Jakarta: Gramedia.

Perhimpunan Dokter Paru Indonesia. 2019. *Ketahui Dimana Letak Paru-paru dan Berbagai Gangguannya*. Perhimpunan Dokter Paru Indonesia. Diunduh di <https://www.klikpdpi.com/> tanggal 14 Oktober 2020.

Putri, L. A. 2020. *Klasifikasi Pencitraan Ultrasonografi (USG) Nodul Payudara Berbasis Ciri Bentuk Menggunakan Scilab di RSUD Tugurejo Semarang*. Skripsi. Semarang: Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Walisongo.

Qin, C., dkk. 2018. *Computer-Aided Detection in Chest Radiography Based on Artificial Intelligence: A Survey*. BioMedical Engineering OnLine. 17(113): 1–23.






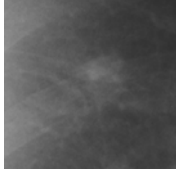

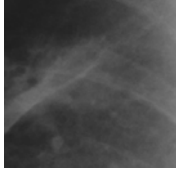


Qutub, S. 2011. *Sumber-sumber Ilmu Pengetahuan dalam Al-Qur'an dan Hadits*. Humaniora. 2(2):1339-1350.

- Rahmadewi, R. & Kurnia, R. 2016. *Klasifikasi Penyakit Paru Berdasarkan Citra Rontgen dengan Metoda Segmentasi Sobel*. Jurnal Nasional Teknik Elektro. 5(1): 7-12.
- Ramdhan, A., Bustomi, A. M. & Faridawati. 2014. *Klasifikasi Citra Rontgen Paru- Paru Dengan Ekstraksi Fitur Histogram Dan Metode Naive Bayes*. Jurnal Sains dan Seni Pomits. 3(1): 1-4.
- Rodiah & Madenda, S. 2013. *Ekstraksi dan Perhitungan Luas Nodul Citra CT Scan Kanker Paru*. Konferensi Nasional Sistem Informasi. Mataram: 14-16 Februari 2013. 510-515.
- Sebatubun, M. M. 2016. *Peningkatan Kualitas Citra X-Ray Paru-Paru Menggunakan Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization dan Gaussian Filter*. Seminar Riset Teknologi Informasi. 241-247.
- Seibert, J. Anthony. 2004. *X-Ray Imaging Physics for Nuclear Medicine Technologist. Part 1: Basic Principles of X-Ray Production*. Journal of Nuclear Medicine Technology. 32(3): 139-147.
- Sindar, A. R. M. S. 2017. *Implementasi Teknik Thresholding pada Segmentasi Citra Digital*. Jurnal Manajemen Dan Informatika Pelita Nusantara. 1(2): 48-51.
- Sulistiyanti, S. R., Setyawan, F. A., & Komarudin, M. 2016. *Pengolahan Citra (Dasar dan Contoh Penerapannya)*. Edisi Pertama. Yogyakarta: Teknosain.
- Thanki, R. M. & Kothari, A. M. 2019. *Digital Image Processing using SCILAB*. India: Springer.

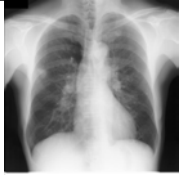
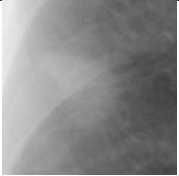

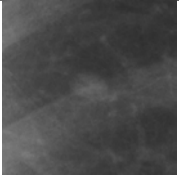

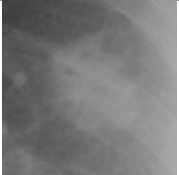


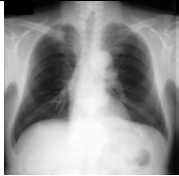

- Widayati, E. 2013. *Analisis Dosis Serap Radiasi Foto Thorax Pada Pasien Anak Di Instalasi Radiologi Rumah Sakit Paru Jember*. Skripsi. Jember: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.
- Yusufiyah, H. K. N. 2016. *Klasifikasi nodul payudara berbasis ciri bentuk pada citra ultrasonografi*. Tesis. Yogyakarta: Program Pascasarjana Fakultas Teknik Universitas Gadjah Mada.


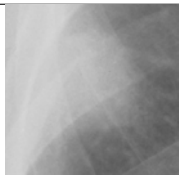



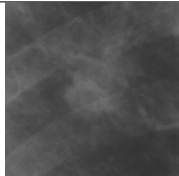

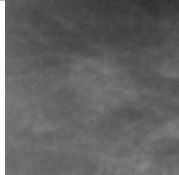
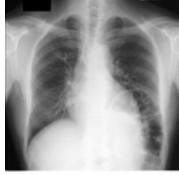
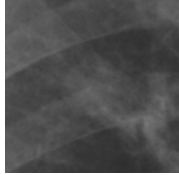



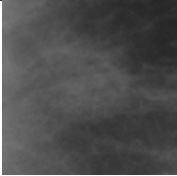

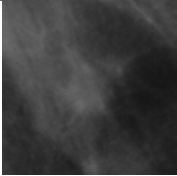
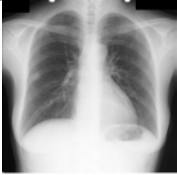
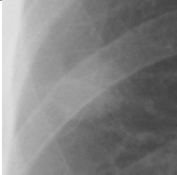

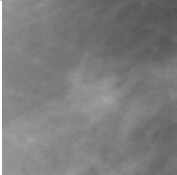
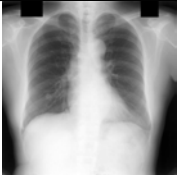
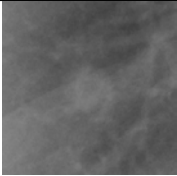
**Lampiran 1. Perbandingan citra asli rontgen *thorax* dan citra hasil RoI**

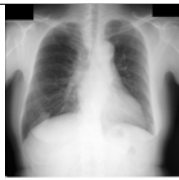
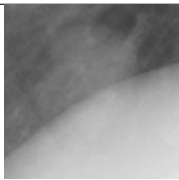

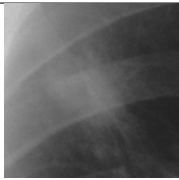
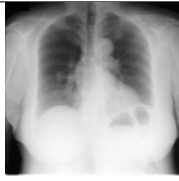
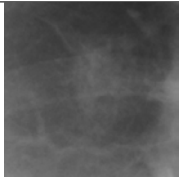



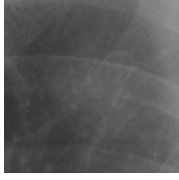
No.	Citra Asli	Citra RoI	Kategori
1			malignant
2			benigna
3			benigna
4			malignant
5			benigna


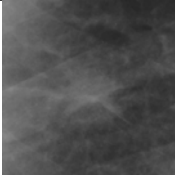

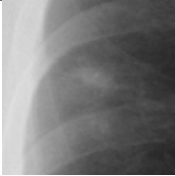

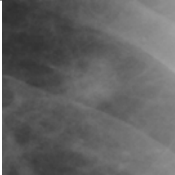



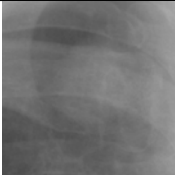


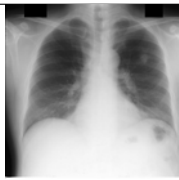
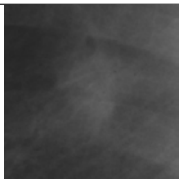
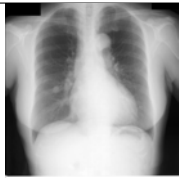
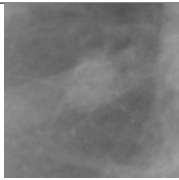
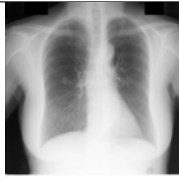
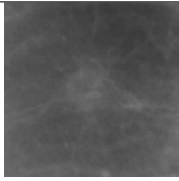

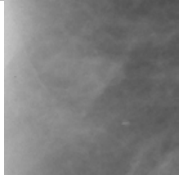

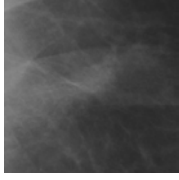
6			malignant
7			benigna
8			malignant
9			malignant
10			benigna


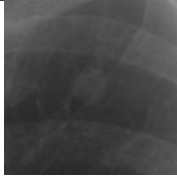

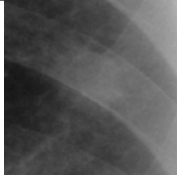



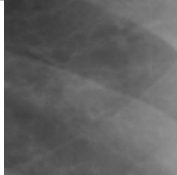

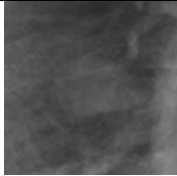
11			malignant
12			benigna
13			malignant
14			malignant
15			malignant

16			malignant
17			malignant
18			malignant
19			malignant
20			benigna

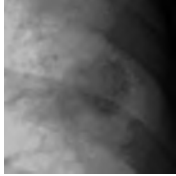

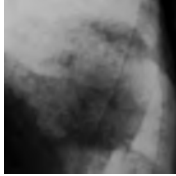

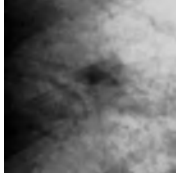

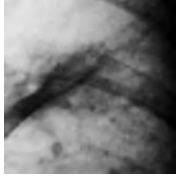

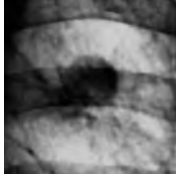

21			benigna
22			benigna
23			malignant
24			benigna
25			malignant

26			malignant
27			benigna
28			malignant
29			benigna
30			malignant

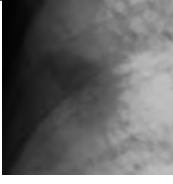

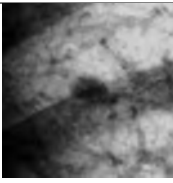

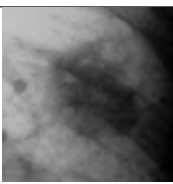



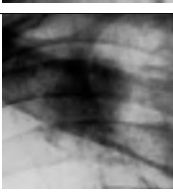

31			malignant
32			benigna
33			malignant
34			benigna
35			benigna

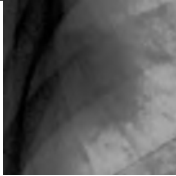
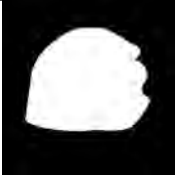
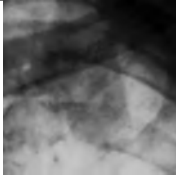

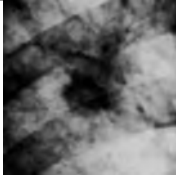

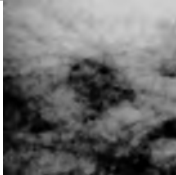

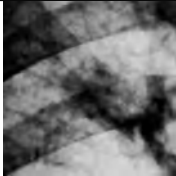

36			benigna
37			benigna
38			benigna
39			benigna
40			benigna



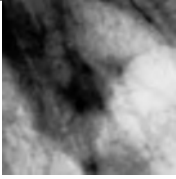

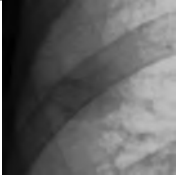

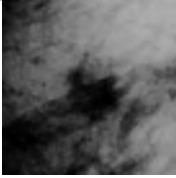

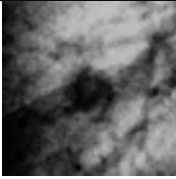

**Lampiran 2. Perbandingan citra hasil *pre-processing* dan hasil segmentasi**

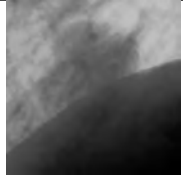

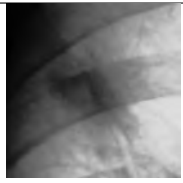

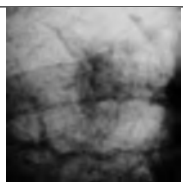



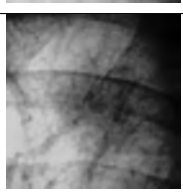

No.	Citra Hasil Pre-prosessing	Citra Hasil Segmentasi
1		
2		
3		
4		
5		

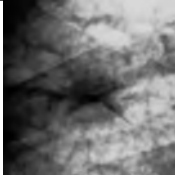

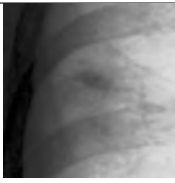

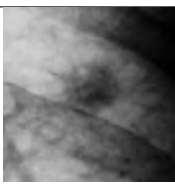







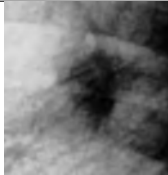

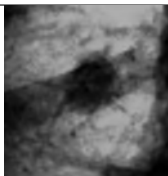

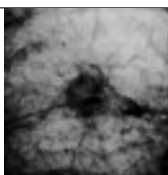



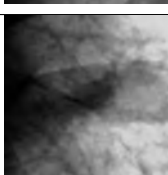

6		
7		
8		
9		
10		



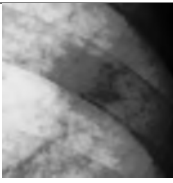


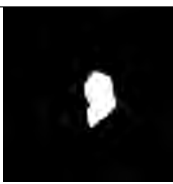
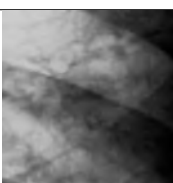

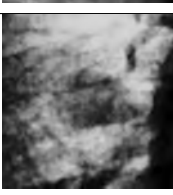

11		
12		
13		
14		
15		

16		
17		
18		
19		
20		

21		
22		
23		
24		
25		

26		
27		
28		
29		
30		

31		
32		
33		
34		
35		

36		
37		
38		
39		
40		

### Lampiran 3. Data informasi klinis citra

No.	Study_id	Subtlety	Size	Age	Gender	X	Y	State	Position	Diagnosis
1	JPCLN001.png	5	15	53	Male	1634	692	malignant	l.upper lobe	lung cancer
2	JPCLN002.png	5	30	78	Female	1614	1090	benign	l.upper lobe(S5)	pulmonary hematoma
3	JPCLN004.png	5	14	68	Female	606	836	benign	r.upper lobe	Inflammatory mass
4	JPCLN005.png	5	35	73	Female	1438	692	malignant	l.upper lobe(S3)	lung cancer
5	JPCLN006.png	5	14	64	Female	660	524	benign	r.upper lobe(S2)	tuberculoma
6	JPCLN007.png	5	18	69	Male	459	852	malignant	r.upper lobe(S3)	lung cancer
7	JPCLN008.png	5	10	44	Female	508	938	benign	r.lower lobe	granuloma
8	JPCLN009.png	5	28	61	Female	1593	930	malignant	l.lower lobe(S6)	lung cancer
9	JPCLN010.png	5	25	60	Female	647	594	malignant	r.upper lobe(S2)	lung cancer
10	JPCLN011.png	5	20	68	Male	647	401	benign	r.upper lobe(S1)	tuberculoma
11	JPCLN012.png	5	37	80	Male	268	1136	malignant	r.lower lobe(S8)	lung cancer
12	JPCLN013.png	4	25	68	Male	1380	377	benign	l.upper lobe(S1+2)	tuberculoma
13	JPCLN014.png	4	20	66	Male	569	717	malignant	r.upper lobe(S3)	lung cancer
14	JPCLN015.png	4	16	61	Female	549	995	malignant	r.middle lobe	lung cancer
15	JPCLN016.png	4	15	57	Male	619	647	malignant	r.upper lobe(S2)	lung cancer(adenocarcinoma)
16	JPCLN017.png	4	30	70	Female	533	758	malignant	r.lower lobe(S6)	lung cancer(adenocarcinoma)
17	JPCLN018.png	4	10	63	Male	1597	1471	malignant	l.lower lobe(S10)	lung cancer
18	JPCLN019.png	4	20	47	Female	393	893	malignant	r.lower lobe(S6)	lung cancer
19	JPCLN023.png	4	15	65	Female	553	1139	malignant	r.middle lobe(S4)	lung cancer
20	JPCLN024.png	4	15	59	Female	533	1118	benign	r.lower lobe	hamartoma
21	JPCLN025.png	4	28	65	Female	451	1339	benign	r.lower lobe(S9-10)	unknown
22	JPCLN026.png	4	20	70	Male	492	680	benign	r.upper lobe(S2)	lung abscess
23	JPCLN029.png	4	20	73	Female	643	868	malignant	r.lower lobe(S6)	lung cancer
24	JPCLN030.png	4	20	62	Female	1430	410	benign	l.upper lobe(S3)	Cryptococcosis
25	JPCLN031.png	4	28	58	Female	1409	500	malignant	l.upper lobe	lung cancer
26	JPCLN032.png	4	10	75	Male	590	893	malignant	r.upper lobe(S3)	lung cancer
27	JPCLN034.png	4	14	59	Female	451	602	benign	r.upper lobe(S2)	tuberculoma
28	JPCLN035.png	4	13	39	Male	1548	967	malignant	l.upper lobe(S4)	lung cancer(adenocarcinoma)
29	JPCLN036.png	4	20	47	Male	1618	430	benign	l.upper lobe(S1+2)	tuberculoma
30	JPCLN038.png	4	20	68	Female	848	303	malignant	r.upper lobe(S2)	lung cancer(adenocarcinoma)
31	JPCLN041.png	4	15	51	Male	1634	627	malignant	left lung	lung cancer
32	JPCLN043.png	4	13	63	Female	600	1012	benign	r.lower lobe(S6)	tuberculoma
33	JPCLN044.png	4	10	76	Male	700	918	malignant	r.lower lobe(S6)	lung cancer
34	JPCLN048.png	4	18	74	Female	516	1147	benign	r.middle lobe	unknown
35	JPCLN049.png	4	13	55	Male	483	692	benign	r.upper lobe(S2)	tuberculoma
36	JPCLN055.png	3	8	63	Female	1458	397	benign	l.upper lobe(S1+2)	susp. sclerosing hemangioma
37	JPCLN058.png	3	15	37	Male	1716	959	benign	l.lower lobe(S6)	pulmonary tuberculosis
38	JPCLN078.png	3	11	44	Male	1638	668	benign	l.upper lobe	granuloma
39	JPCLN079.png	3	10	28	Female	1589	864	benign	l.lower lobe	inflammatory mass
40	JPCLN087.png	3	20	44	Male	631	1176	benign	r.middle lobe(S4)	susp.tuberculoma





## Lampiran 4. Hasil ekstraksi fitur geometris

No.	Perimeter	Area	Convex Hull	Irregularity Index	Solidity	Class
1	326	8245	9020	0.974911793	0.9140798	malignant
2	559	25975	27031.5	1.044580236	0.960916	benigna
3	313	4884	6271	0.626465046	0.7788232	benigna
4	415	12522	13343.5	0.913665802	0.9384344	malignant
5	378	7791	9138	0.685203336	0.8525936	benigna
6	344	9652	10223	1.024967966	0.9441456	malignant
7	159	2014	2287.5	1.001094514	0.8804372	benigna
8	487	15969	17786.5	0.846115522	0.8978158	malignant
9	513	18122	20047.5	0.865329003	0.9039531	malignant
10	469	13912	16759	0.794792477	0.8301211	benigna
11	517	22177	22964	1.042633259	0.965729	malignant
12	537	20450	21668	0.891157784	0.9437881	benigna
13	463	9771	12566.5	0.572778747	0.7775435	malignant
14	293	6560	7344	0.960237058	0.8932462	malignant
15	267	5009	5772.5	0.882954599	0.867735	malignant
16	375	10852	11946	0.969744028	0.9084212	malignant
17	299	4893	6165	0.687769168	0.793674	malignant
18	318	6786	7865	0.843275493	0.8628099	malignant
19	308	4862	6117	0.644055637	0.7948341	malignant
20	302	4371	5513	0.602249967	0.7928533	benigna
21	634	26346	28943.5	0.823656321	0.9102562	benigna
22	352	7954	9240	0.806696409	0.8608225	benigna
23	440	6936	9246.5	0.450208402	0.7501217	malignant
24	312	7912	8582	1.021379071	0.9219296	benigna
25	520	12970	15889.5	0.602758235	0.8162623	malignant
26	418	5304	8767.5	0.381470375	0.6049615	malignant
27	169	1719	2091.5	0.756331749	0.8218982	benigna
28	306	5532	6561	0.742419179	0.8431642	malignant
29	349	10517	11291.5	1.08505283	0.9314086	benigna
30	499	11329	13695.5	0.571742333	0.827206	malignant
31	465	8274	10693	0.480860911	0.7737772	malignant
32	270	5860	6458.5	1.010136239	0.9073314	benigna
33	295	3935	4992	0.568212219	0.7882612	malignant
34	322	6490	7687	0.786579851	0.8442826	benigna
35	307	5459	6523	0.727857242	0.8368849	benigna
36	155	1958	2152.5	1.024139591	0.90964	benigna
37	361	8647	9761.5	0.833798135	0.885827	benigna
38	185	2602	2869	0.955374619	0.9069362	benigna
39	237	3952	4623	0.884158462	0.8548562	benigna
40	306	6492	7323.5	0.871255479	0.8864614	benigna



## Lampiran 5. Hasil ekstraksi fitur tekstur histogram

No.	Mean	Modus	Variance	standar Dev	Skewness	Kurtosis	Entropi	Energi	smoothnes	Class
1	32.09102	55633	7130.927	0.109664	20.90498	4768.399	0.572287	0.734478	0.098827	malignant
2	100.9272	38582	15504.99	0.238447	12.61691	4369.039	0.892915	0.487572	0.192537	benigna
3	19.02327	59637	4466.726	0.068692	14.87541	3529.465	0.415168	0.832406	0.064277	benigna
4	48.70566	52259	10032.88	0.154293	24.29299	5373.565	0.622234	0.668516	0.133669	malignant
5	30.30089	57026	6791.092	0.104438	20.27089	4644.818	0.499482	0.768599	0.094562	benigna
6	37.50598	55022	8128.058	0.124999	22.44114	5047.343	0.572915	0.723328	0.11111	malignant
7	7.823257	63184	1925.645	0.029614	7.070719	1745.819	0.198356	0.930192	0.028762	benigna
8	62.07669	48777	11950.32	0.18378	24.00421	5333.31	0.724735	0.605825	0.155249	malignant
9	70.50794	46287	12984.51	0.199685	22.73989	5183.548	0.787034	0.566523	0.166448	malignant
10	54.08868	50803	10842.73	0.166747	24.44288	5392.843	0.682527	0.639848	0.142916	benigna
11	86.13806	42494	14494	0.222899	18.37232	4751.905	0.838879	0.522785	0.182271	malignant
12	79.52805	44133	13925.85	0.214162	20.51124	4949.196	0.810053	0.540796	0.176386	benigna
13	38.05705	54790	8230.675	0.126577	22.61419	5084.241	0.584585	0.717558	0.112356	malignant
14	25.52464	58243	5843.419	0.089864	18.30713	4255.365	0.444326	0.798282	0.082455	malignant
15	19.48	60019	4572.498	0.070319	15.16004	3591.06	0.368447	0.843419	0.065699	malignant
16	42.2142	53947	8967.522	0.137909	23.49968	5241.709	0.586458	0.701249	0.121195	malignant
17	19.04167	59990	4483.013	0.068943	14.93964	3546.583	0.37431	0.842274	0.064496	malignant
18	26.38837	58127	6017.462	0.092541	18.6844	4330.368	0.444772	0.795682	0.084702	malignant
19	18.86667	60151	4435.821	0.068217	14.77757	3505.551	0.370901	0.846591	0.063861	malignant
20	16.9984	60478	4031.012	0.061992	13.67102	3265.64	0.359467	0.854948	0.058373	benigna
21	102.4809	38067	15593.85	0.239813	11.97312	4340.429	0.890781	0.484276	0.193427	benigna
22	30.92796	56915	6913.854	0.106326	20.50719	4691.504	0.50004	0.76604	0.096107	benigna
23	26.97525	57840	6136.372	0.094369	18.94605	4383.417	0.467321	0.788041	0.086232	malignant
24	30.78449	56231	6883.879	0.105865	20.45378	4681.638	0.540004	0.748789	0.095731	benigna
25	50.44853	51610	10302.41	0.158438	24.39317	5388.527	0.662384	0.653949	0.136768	malignant
26	20.63733	59463	4823.733	0.074183	15.83347	3737.658	0.409203	0.828143	0.06906	malignant
27	6.680527	63562	1652.047	0.025406	6.124595	1518.963	0.17017	0.941172	0.024777	benigna
28	21.51241	59386	5006.682	0.076996	16.29321	3834.315	0.402356	0.826841	0.071492	malignant
29	40.89117	54305	8738.128	0.134381	23.24883	5197.67	0.576233	0.708687	0.118462	benigna
30	44.01489	53329	9256.647	0.142355	23.71257	5270.18	0.63079	0.687146	0.124616	malignant
31	32.15347	56449	7143.707	0.109861	20.90732	4765.019	0.532091	0.754601	0.098986	malignant
32	22.74585	59168	5262.694	0.080933	16.9088	3960.341	0.408462	0.821507	0.074874	benigna
33	15.2943	61003	3652.559	0.056172	12.57712	3022.038	0.330183	0.869165	0.053184	malignant
34	25.19336	58478	5767.33	0.088694	18.09564	4205.319	0.443604	0.803937	0.081468	benigna
35	21.21867	59515	4945.917	0.076062	16.13955	3802.058	0.39497	0.830052	0.070685	benigna
36	7.611084	63293	1876.892	0.028864	6.908484	1708.015	0.187127	0.933393	0.028054	benigna
37	33.64706	56150	7433.612	0.114319	21.43852	4871.037	0.515312	0.749063	0.102591	benigna
38	10.12285	62616	2472.161	0.038019	8.912233	2183.627	0.22473	0.914134	0.036626	benigna
39	15.35078	61230	3665.996	0.056378	12.61467	3030.211	0.307622	0.875677	0.053369	benigna
40	25.24007	58448	5786.272	0.088985	18.17359	4227.118	0.431072	0.803592	0.081714	benigna



## Lampiran 6. Hasil ekstraksi fitur tekstur GLCM dari empat arah sudut (0°, 45°, 90° dan 135°)

No.	ASMO	Contrast	Homogeneity	SSVar0	IDM0	SAV0	SEntropy0	S'Var0	Entropyo0	D'Var0	D'Entropy0	IMContr0	IMCorr0	ACor0	Diss0	CShade0	CProm0	MProb0	IDH0	INNO	IDN0
1	0.70883	239.0769	0.000136	8289.781	0.966089	65.18275	0.488895	32.856.86	0.754141	239.0686	0.279525	-0.69601	0.743598	8170.245	1.072819	1082.7601	4.93E-09	0.833266	0.968779	3.875116	15.50066
2	0.495514	361.905	6.34E-05	26097.46	0.953537	205.0358	0.685728	103746.9	1.115606	361.8915	0.36573	-0.78846	0.862636	25916.51	1.727107	615.7940	4.48E-09	0.569223	0.959246	3.836985	15.34794
3	0.809556	198.8006	0.000216	4904.801	0.970232	0.375426	19.931.41	0.560209	198.8025	0.252471	-0.65574	0.649022	4885.399	0.912347	770.2237	3.65E-09	0.897762	0.972956	3.891285	15.5673	
4	0.646618	207.9422	9.75E-05	12601.25	0.972733	98.94339	0.488556	50098.45	0.766682	207.9351	0.232048	-0.78006	0.790467	12497.28	0.9194	1256880	5.56E-09	0.847055	0.97519	3.900762	15.60305
5	0.747938	230.0108	0.000143	7831.118	0.971173	61.55286	0.43798	31040.56	0.6446	230.0108	0.243995	-0.72397	0.720269	7715.109	1.024959	1050448	4.80E-09	0.890568	0.973808	3.895232	15.58093
6	0.700775	212.1519	0.00012	9685.5	0.969493	76.18943	0.488083	38455.51	0.728093	212.1438	0.263558	-0.74239	0.7939	9579.425	1.038998	1164229	5.23E-09	0.825058	0.972182	3.888727	15.55491
7	0.920562	99.0734	0.000499	2018.26	0.969703	15.89088	0.183181	7957.949	0.92477	0.121993	0.68738	0.491264	1968.72	0.464343	3866010	8.00E-09	0.950188	0.982988	3.953125	15.82125	
8	0.581541	320.4201	8.17E-05	16053.49	0.954514	116.1991	0.588429	63746.03	0.903217	320.4089	0.289575	-0.76509	0.820663	15893.48	1.495994	1231.1831	5.48E-09	0.729912	0.968465	3.873864	15.49545
9	0.536121	337.5277	7.53E-05	18239.76	0.957268	143.235	0.63396	72440.02	0.999558	337.5161	0.334212	-0.70409	0.83152	18071	1.482175	11599008	5.32E-09	0.678643	0.961248	3.844991	15.37996
10	0.614532	311.6941	8.99E-05	13986	0.964534	109.8796	0.569715	55508.04	0.862833	311.6832	0.292061	-0.74817	0.802127	13890.15	1.399964	12579991	5.55E-09	0.760478	0.967718	3.871112	15.48445
11	0.497232	246.6324	6.79E-05	22260.22	0.961162	174.9912	0.649147	88567.23	1.033738	246.6134	0.336727	-0.77697	0.850505	22136.91	1.792176	9363241	4.88E-09	0.631983	0.964556	3.858224	15.4329
12	0.513589	370.3688	7.03E-05	20570.72	0.960547	161.5613	0.63411	81.707.76	1.011387	370.3588	0.322772	-0.76141	0.843572	20385.54	1.668089	10380146	5.07E-09	0.656003	0.964024	3.856094	15.42438
13	0.692173	274.3856	0.000118	9832.098	0.965266	77.30785	0.503173	38796.01	0.758749	274.3758	0.282675	-0.71261	0.755671	9694.847	1.257146	11689760	5.25E-09	0.820209	0.968373	3.873494	15.49397
14	0.778209	207.1324	0.000166	6597.611	0.975149	51.84905	0.387935	26143.1	0.572688	207.1253	0.214429	-0.72586	0.692286	6494.046	0.910131	9493609	4.40E-09	0.877875	0.977386	3.909594	15.63818
15	0.821856	202.0725	0.000211	5030.258	0.979308	39.57144	0.335514	19892.42	0.475668	202.0655	0.187006	-0.73431	0.646015	4929.223	0.904861	7849807	3.71E-09	0.90779	0.981166	3.92467	15.69888
16	0.679188	230.972	0.000199	10919.51	0.979198	85.75634	0.490188	43363.04	0.738095	230.9642	0.241946	-0.75671	0.789524	10804.03	1.011048	12766515	5.42E-09	0.810869	0.973718	3.894871	15.57948
17	0.824993	237.0713	0.000214	4922.207	0.975895	38.67865	0.338186	19425.6	0.49645	237.0635	0.205495	-0.68948	0.637899	4803.672	0.996714	7708816	6.65E-09	0.906023	0.978001	3.912006	15.64292
18	0.778005	176.2935	0.000162	6819.952	0.977516	53.60509	0.389705	27062.18	0.563558	176.2873	0.198668	-0.74779	0.698919	6731.806	0.788438	9070566	4.49E-09	0.877441	0.979558	3.91823	15.67292
19	0.830908	195.0266	0.000217	4867.53	0.977038	38.32456	0.33985	19249.05	0.484491	195.0195	0.204469	-0.7094	0.621497	4770.017	0.902722	7653003	3.62E-09	0.90365	0.979286	3.917144	15.66858
20	0.836411	212.3756	0.000238	4388.256	0.975406	34.5274	0.331372	17317.77	0.483736	212.3683	0.213088	-0.67058	0.62141	4282.069	0.954773	7060081	3.36E-09	0.913091	0.977619	3.910474	15.6419
21	0.455318	391.3117	0.000063	26508.46	0.955154	208.1799	0.677362	103360.6	1.113385	391.298	0.357447	-0.75516	0.800854	26312.77	1.765485	5805990	4.45E-09	0.506833	0.955159	3.836367	15.34655
22	0.746203	233.0496	0.00014	7994.823	0.979225	61.82756	0.438099	31691.22	0.643839	233.0416	0.240479	-0.72683	0.721489	7878.299	1.029853	10625007	4.85E-09	0.857942	0.973682	3.894708	15.57891
23	0.766208	276.7523	0.000157	8972.556	0.971425	54.79551	0.413515	27568.17	0.612677	276.743	0.239904	-0.70393	0.697132	6834.181	1.188543	9786229	4.52E-09	0.870854	0.974001	3.892028	15.58402
24	0.7229	232.1084	0.000141	7955.38	0.970192	62.5273	0.449829	31333.17	0.708837	232.1003	0.254775	-0.7078	0.733386	7839.326	1.030752	10597197	4.84E-09	0.843543	0.972429	3.889715	15.56861
25	0.629467	344.4722	9.43E-05	16950.58	0.96308	102.4827	0.551412	51144.88	0.849219	344.4607	0.292194	-0.7307	0.798987	12878.34	1.499279	12505045	5.54E-09	0.717902	0.966643	3.859584	15.45484
26	0.806698	263.2177	0.000199	5332.629	0.970337	41.91965	0.375156	21035.85	0.533386	263.2089	0.24208	-0.76076	0.650315	5201.021	1.118916	8161730	3.84E-09	0.896941	0.973989	3.892392	15.56957
27	0.933356	85.93168	0.000501	1723.501	0.988803	13.56952	0.160716	6803.71	0.223378	85.92867	0.100904	-0.70201	0.466324	1680.536	0.307098	3171056	1.57E-09	0.9659	0.9907	3.962801	15.8512
28	0.809529	192.552	0.000193	5555.938	0.976552	43.69911	0.361927	21999.58	0.522345	192.5453	0.206636	-0.71706	0.66504	5459.662	0.869978	8449494	3.97E-09	0.897002	0.978673	3.914964	15.65878
29	0.687452	225.3989	0.000112	10574.8	0.971076	63.08654	0.483872	41989.45	0.724179	225.391	0.241405	-0.75644	0.765272	10460.11	1.018941	12041036	5.38E-09	0.816929	0.973761	3.895047	15.58019
30	0.66183	266.9235	0.000195	11370.93	0.964309	89.4132	0.540993	45120.48	0.809099	266.9137	0.279762	-0.73807	0.787566	11237.47	1.228055	12928095	5.44E-09	0.795243	0.967543	3.871072	15.48069
31	0.73071	301.6553	0.000135	8306.839	0.966581	65.31549	0.473132	32863.92	0.699413	301.6449	0.278973	-0.70027	0.727573	8156.012	1.33393	10796618	4.91E-09	0.84841	0.969552	3.878206	15.51284
32	0.806027	164.9495	0.000185	5871.45	0.978244	46.20569	0.36374	23287.35	0.519038	164.9434	0.197829	-0.74413	0.677794	5788.976	0.789806	8792185	4.11E-09	0.894662	0.980389	3.920759	15.68303
33	0.852278	172.2674	0.000284	3947.919	0.977759	31.06662	0.308511	15600.39	0.440482	172.2815	0.193131	-0.68222	0.605174	3861.796	0.767097	6511397	3.12E-09	0.912988	0.979929	3.919701	15.67788
34	0.786795	183.9086	0.000168	6503.251	0.974725	51.177169	0.395459	25788.63	0.586885	183.9018	0.221858	-0.73388	0.694262	6411.298	0.866514	9400869	4.36E-09	0.883254	0.977079	3.908183	15.63327
35	0.813823	171.5687	0.000196	5481.462	0.976527	43.10263	0.354371	21723.74	0.512593	171.5627	0.203795	-0.71749	0.660655	5395.678	0.77823	8381613	3.94E-09	0.996668	0.978664	3.914658	15.65863
36	0.925236	109.5079	0.00051	1365.41	0.988989	15.45982	0.174518	7746.736	0.24459	109.5042	0.107013	-0.7095	0.485407	1910.657	0.477823	3861706	1.76E-09	0.961606	0.989979	3.939916	15.83967
37	0.778644	234.8892	0.000131	8701.161	0.979399	68.35074	0.436178	34510.15	0.65198	234.8813	0.220623	-0.74858	0.759396	8683.717	1.02077	11106894	5.04E-09	0.845589	0.976328	3.905314	15.62126
38	0.904508	157.4823	0.000386	2615.338	0.987626	20.56261	0.208511	10295.3	0.292078	157.4772	0.116845	-0.71846	0.52749	2536.597	0.665106	4389576	1.24E-09	0.9504	0.988672	3.954689	15.81876
39	0.864499	121.1048	0.000284	3963.327	0.983686	31.18324	0.278733	15714.82	0.390555	121.1005	0.152988	-0.74582	0.609549	3902.775	0.561535	6565952	3.15E-09	0.928514	0.985146	3.940586	15.76233
40	0.78677	156.6637	0.000188	6524.885	0.978233	51.27734	0.378099	25904.64	0.544866	156.6582	0.191814	-0.75163	0.693417	6446.554	0.703267	9655892	4.39E-09	0.882851	0.980249	3.920997	15.68399

No.	ASMA45	Contrast	Correlation	SVVar45	10N45	SAV45	S1ntro45	SVar45	Entropy45	DVar45	D1ntro45	MCorr145	MCorr245	ACorr45	Dissi45	CSHade45	CProm45	MPro45	IDiff45	1NN45	1DN45
1	0.705878	289.4157	0.000136	8289.781	0.965617	65.18118	0.483731	32.0667	0.758276	289.4058	0.2824	-0.8807	0.741333	8145.074	1.269238	10798887	4.91e+09	0.8326	0.968223	247.865	63453.45
2	0.461087	511.7839	6.31e-05	26097.46	0.956861	205.0365	0.691489	103594.7	1.119733	511.7657	0.362862	-0.75387	0.861396	2584.517	2.326704	6136987	4.47e+09	0.95889	0.960129	245.7931	62923.03
3	0.811014	358.6356	0.000212	4904.801	0.970799	38.62225	0.382549	19230.82	0.564299	358.6236	0.251361	-0.64059	0.643147	4725.434	1.538456	7598831	3.59e+09	0.898552	0.973902	249.1091	63771.93
4	0.647471	400.1336	9.65e-05	12601.25	0.972717	98.94434	0.570335	49094.58	0.773147	400.1206	0.232556	-0.76978	0.707393	12401.18	1.664331	12478811	5.52e+09	0.78232	0.97481	249.5514	63885.16
5	0.749347	383.207	0.00014	7831.118	0.972261	61.5538	0.443491	30906.69	0.646467	383.195	0.237473	-0.72028	0.719108	7649.515	1.540103	10427479	4.77e+09	0.859787	0.974805	249.4732	63865.15
6	0.701807	377.5195	0.000119	9685.5	0.970222	76.19045	0.496301	38288.89	0.732516	377.5063	0.262339	-0.73429	0.756759	9496.741	1.880467	11553709	5.19e+09	0.827454	0.97251	248.9626	63734.42
7	0.921165	179.1607	0.000488	2018.26	0.987434	15.8911	0.191775	7887.764	0.265632	179.1548	0.119599	-0.67786	0.488296	1928.68	0.757022	3603222	1.77e+09	0.959498	0.988461	253.046	64779.76
8	0.821268	444.6056	8.13e-05	16053.69	0.965413	126.1095	0.594532	63200.35	0.900886	444.5907	0.292067	-0.75856	0.818755	15831.39	1.916765	12263743	5.46e+09	0.730408	0.968089	247.8307	63444.65
9	0.537975	551.0712	7.47e-05	18239.76	0.958199	143.2363	0.641819	72224.23	1.004442	551.0532	0.330795	-0.73484	0.829947	17964.23	2.312884	11527477	5.29e+09	0.888882	0.961632	246.1777	63021.48
10	0.616217	457.1109	8.93e-05	13896	0.965758	109.8807	0.571178	55361.42	0.863793	457.0956	0.285241	-0.74866	0.801177	13757.44	1.954244	12516061	5.52e+09	0.761563	0.968498	247.9355	63047.48
11	0.498703	412.2171	6.75e-05	22260.22	0.96192	174.9934	0.637088	89398.78	1.038104	412.2018	0.326425	-0.7718	0.853464	22264.12	1.96404	9224077	4.86e+09	0.632711	0.964816	246.99	63230.21
12	0.514636	564.0273	6.98e-05	20570.72	0.961078	161.5623	0.642593	81511.37	1.016838	564.0094	0.321266	-0.75471	0.84149	20288.72	2.415104	10325954	5.05e+09	0.656473	0.964116	246.8137	63184.31
13	0.693489	477.7622	0.000117	9832.038	0.969562	77.3092	0.513426	38771.05	0.76427	477.7462	0.283836	-0.70767	0.752153	9993.158	2.051398	11580174	5.19e+09	0.822726	0.968556	247.9504	63475.31
14	0.779913	281.3108	0.000165	6597.611	0.976739	51.84951	0.388178	26068.89	0.570725	281.3005	0.203152	-0.73023	0.603758	6465.966	1.192772	9446158	4.38e+09	0.878759	0.978659	250.5366	64137.38
15	0.829564	253.8813	0.00021	5300.258	0.980536	39.57203	0.336401	19840.54	0.472856	253.8727	0.178589	-0.73185	0.64854	4903.318	1.099851	7815932	3.69e+09	0.908565	0.982114	251.4212	64834.84
16	0.680063	404.8748	0.000108	10919.51	0.971395	85.7567	0.49671	43188.02	0.741881	404.8617	0.240829	-0.74815	0.766815	10717.08	1.688287	12077867	5.88e+09	0.811334	0.973665	249.2589	63810.28
17	0.837441	366.3077	0.00011	4922.207	0.976378	38.67912	0.349554	19395.95	0.499932	366.296	0.203832	-0.80029	0.634621	4739.054	1.499442	7624929	3.60e+09	0.906163	0.978161	250.4093	64104.78
18	0.778272	278.824	0.00016	6819.952	0.977178	53.60658	0.390159	26959.17	0.567843	278.8147	0.202051	-0.73782	0.696537	6680.541	1.194463	9649512	4.46e+09	0.87872	0.978803	250.6195	64158.8
19	0.827211	364.2513	0.000216	4867.53	0.978569	38.32513	0.34223	19197.64	0.484334	364.2422	0.195648	-0.70881	0.64274	4735.404	1.164548	7609539	3.60e+09	0.91027	0.98025	250.9441	64211.88
20	0.838075	258.4347	0.000237	4388.256	0.976612	34.52789	0.331217	17271.72	0.480862	258.4261	0.204881	-0.67815	0.624117	4259.039	1.108035	7029307	3.35e+09	0.913075	0.978533	250.5044	64129.12
21	0.455938	608.4038	6.26e-05	26508.46	0.952329	208.1835	0.688224	10540.2	1.23996	608.3833	0.36069	-0.7439	0.857701	26204.33	2.617831	5775611	4.43e+09	0.650481	0.958879	245.4217	63827.95
22	0.744868	440.7638	0.000138	7994.823	0.971383	62.82817	0.440008	31482.51	0.64974	440.7494	0.239137	-0.71515	0.717534	7774.441	1.826909	10504969	4.79e+09	0.858221	0.973632	249.2497	63807.93
23	0.767546	436.8328	0.000155	6972.565	0.972045	54.79614	0.431816	27407.58	0.615618	436.8187	0.239916	-0.69771	0.694954	6754.141	1.809226	9899898	4.47e+09	0.871344	0.97412	249.3747	63839.93
24	0.712134	385.4312	0.00014	7955.38	0.969746	62.5242	0.440116	31480.58	0.709431	385.4216	0.258951	-0.69754	0.729833	7812.665	1.25353	10565921	4.83e+09	0.842365	0.971721	248.7606	63682.71
25	0.628238	468.459	9.38e-05	13050.58	0.964457	102.4836	0.555191	51620.12	0.849938	468.4438	0.283919	-0.73058	0.789799	12816.35	1.944076	12493506	5.52e+09	0.772894	0.967353	247.6422	63396.42
26	0.807698	447.6219	0.000195	5332.629	0.971221	41.92045	0.383366	20850.76	0.558509	447.6145	0.238175	-0.65134	0.645712	5108.815	1.835514	8044398	3.78e+09	0.896553	0.973436	249.1995	63795.07
27	0.933656	179.782	0.000564	1723.501	0.988632	13.57003	0.165479	6709.751	0.226572	179.7762	0.101752	-0.88557	0.458796	1633.61	0.752558	3103313	1.53e+09	0.96685	0.993888	253.5393	64806.06
28	0.810211	301.3139	0.000191	5555.388	0.976832	43.69945	0.366621	21890.4	0.52543	301.3039	0.206647	-0.7048	0.66244	5405.281	1.289541	8380707	3.93e+09	0.873112	0.978843	250.5325	64136.32
29	0.688602	304.3688	0.000111	10573.48	0.972274	33.08899	0.488536	41878.04	0.725609	304.3575	0.235212	-0.7539	0.764497	10404.62	1.449625	11983087	5.35e+09	0.817503	0.974556	249.4883	63868.5
30	0.662568	542.7522	0.000104	11370.91	0.964106	89.41436	0.554388	49491.9	0.820887	542.7339	0.301012	-0.7128	0.772582	11099.56	2.370405	12121697	5.58e+09	0.800065	0.968634	247.5094	63342.41
31	0.732155	412.3208	0.000134	8206.839	0.96742	65.31612	0.477127	32752.75	0.701233	412.2953	0.273591	-0.69889	0.726392	8100.686	1.769505	10733358	4.88e+09	0.840169	0.970299	248.3966	63589.52
32	0.807453	234.8122	0.000183	5871.45	0.979557	45.20652	0.365138	23217.26	0.517875	234.804	0.189952	-0.74695	0.67872	5754.004	1.056017	8746488	4.09e+09	0.89539	0.981162	251.1775	64801.44
33	0.853648	293.4938	0.000259	3947.919	0.978577	31.0673	0.31153	15478.83	0.442997	293.4839	0.189427	-0.67469	0.602527	3801.173	1.241181	6403535	3.08e+09	0.922717	0.980359	250.9718	64248.78
34	0.787809	274.108	0.000167	6502.251	0.975824	51.1783	0.388961	25698.08	0.569664	274.0986	0.215718	-0.7307	0.69355	6366.198	1.213528	9345889	4.33e+09	0.883765	0.977789	250.3314	64803.39
35	0.814897	253.1283	0.000194	5481.462	0.97963	43.03311	0.356255	21642.02	0.512859	253.1198	0.196728	-0.71682	0.660428	5354.886	1.09021	8328835	3.91e+09	0.900211	0.979462	250.7404	64190.05
36	0.925416	134.2037	0.000506	1965.41	0.989525	15.46004	0.176182	7211.989	0.245075	134.1993	0.102573	-0.7094	0.48484	1898.309	0.564945	3549369	1.75e+09	0.961699	0.990379	253.5371	64955.5
37	0.728802	403.1993	0.000129	8701.161	0.979557	68.35106	0.44289	34340.93	0.658174	403.1803	0.221882	-0.7367	0.732403	8499.565	1.674716	11012735	4.99e+09	0.845635	0.979502	249.8359	63957.99
38	0.905203	165.7337	0.000385	2615.338	0.98838	20.56296	0.208505	10287.04	0.289522	165.7283	0.111127	-0.72756	0.530936	2532.472	0.694711	4583973	2.24e+09	0.930665	0.988908	253.2628	64835.77
39	0.864885	235.4932	0.00026	3963.327	0.983889	31.18385	0.284604	15600.07	0.394335	235.4853	0.152793	-0.73388	0.605634	3845.581	0.101194	6489506	3.11e+09	0.928777	0.985113	252.1888	64630.34
40	0.767605	310.3749	0.000166	6524.885	0.978331	51.273	0.379972	27550.22	0.548191	310.3647	0.192425	-0.74057	0.689777	6366.698	1.301569	9361999	4.34e+09	0.8883	0.98003	250.8877	64227.25

No.	ASMR0	Contrast90	Correlation	SSVar90	IDM90	SAV90	Sntro90	SVar90	Entropy90	DVar90	DEntro90	MCorr190	MCorr290	ACorr90	Diss90	CShade90	Prom90	Mp90	IDF90	IN90	IDN90
1	0.705742	217.9325	0.001136	6289.781	0.96683	65.18237	0.483545	32878.19	0.752111	217.9249	0.273912	0.745088	8180.816	0.98729	10840303	4.939+09	0.83322	0.969509	248.1943	63537.74	
2	0.492945	308.0253	6.35e-05	26291.46	0.952329	205.0353	0.683111	103801.8	1.114023	308.0234	0.367117	-0.76022	0.862095	25944.44	1.538148	6166376	4.49+09	0.569254	0.959158	245.5446	63659.41
3	0.809095	245.366	0.000215	4904.801	0.969454	38.61252	0.78209	19344.43	0.562863	245.3574	0.258819	-0.6436	0.644289	4782.068	1.087867	7675208	3.63+09	0.897529	0.972157	248.8721	63711.27
4	0.644883	351.8937	9.68e-05	12601.25	0.970888	98.94336	0.50759	49952.71	0.778026	351.8821	0.24473	-0.76201	0.783023	12425.3	1.485833	1250148	5.79+09	0.783744	0.973342	245.1755	63788.92
5	0.748651	261.5273	0.000143	7831.118	0.97032	61.55272	0.44027	31008.77	0.648359	261.5183	0.250406	-0.71653	0.717743	7700.355	1.151218	10486435	4.53+09	0.858454	0.972965	245.0791	63764.24
6	0.699012	220.8308	0.00012	9665.5	0.968767	76.18864	0.488405	38446.78	0.731197	220.8224	0.270388	-0.73366	0.757514	9575.085	1.073703	11637486	5.23+09	0.823826	0.971508	248.7601	63668.77
7	0.9304	122.7974	0.000495	2018.26	0.986489	15.89094	0.911118	7944.168	0.265451	122.7931	0.126906	-0.67876	0.488577	1956.862	0.541447	3943817	1.79+09	0.959111	0.987752	252.8646	64733.34
8	0.580497	304.3943	8.18e-05	16053.69	0.964394	126.1088	0.589442	63761.8	0.906176	304.3836	0.296079	-0.76118	0.819527	15901.5	1.372035	12317612	5.49+09	0.729844	0.96753	247.8876	63408.02
9	0.534578	395.9192	7.51e-05	18239.76	0.953506	143.2348	0.639479	72880.05	1.007146	395.9058	0.34512	-0.73144	0.828829	18041.8	1.717873	11579413	5.31+09	0.688622	0.959627	245.6646	62893.13
10	0.614341	345.6374	8.97e-05	13896	0.963748	109.8803	0.570574	59473.03	0.865013	345.6254	0.29736	-0.745	0.801199	13813.18	1.533821	12565036	5.55+09	0.760364	0.967609	247.5696	63377.81
11	0.495695	325.9065	6.77e-05	22260.22	0.959373	174.9912	0.658322	88485.06	1.043822	325.8777	0.340398	-0.76567	0.852009	12097.43	1.638012	9245130	4.87+09	0.631068	0.962794	246.4752	63097.64
12	0.51323	289.5435	7.05e-05	20760.72	0.960473	161.5407	0.623927	81789.99	1.007707	289.524	0.321455	-0.76589	0.844818	17045.96	1.341714	10400247	5.08+09	0.655961	0.964092	246.8075	63182.72
13	0.690488	313.9169	0.000118	9823.038	0.963833	77.30772	0.506689	38935.91	0.765443	313.9058	0.296675	-0.70477	0.753836	9675.081	1.417199	11669775	5.24+09	0.821099	0.966968	247.5438	63387.01
14	0.778	216.1935	0.000166	6597.611	0.974843	51.84901	0.38846	26133.98	0.573864	216.1861	0.215976	-0.72864	0.691535	6489.515	0.946928	9488833	4.40+09	0.877767	0.977211	250.1659	64042.47
15	0.82804	175.409	0.000212	5030.738	0.979316	39.5713	0.333754	19919.18	0.473876	175.4447	0.185885	-0.72911	0.647627	4942.533	0.798964	7866570	3.72+09	0.907788	0.981243	251.1981	64306.72
16	0.67841	298.5856	0.000108	101919.51	0.9697	85.75622	0.494272	43294.73	0.742126	298.5756	0.251099	-0.74773	0.766683	10770.22	1.279516	12131942	5.40+09	0.810481	0.972458	248.9493	63730.99
17	0.823965	194.9794	0.000215	4922.207	0.976187	38.6783	0.335956	19467.87	0.495209	194.9729	0.20443	-0.69276	0.693091	4824.718	0.81367	7736192	3.66+09	0.957575	0.978227	250.4362	64109.1
18	0.765229	242.9739	0.000161	6818.952	0.975747	53.60461	0.39045	26994.99	0.570933	242.9658	0.212033	-0.73095	0.694232	6698.466	1.063943	9570777	4.47+09	0.876997	0.978718	250.3215	64082.29
19	0.830566	185.3911	0.000218	4867.53	0.977727	38.32446	0.339127	19528.74	0.484112	185.3844	0.20291	-0.71041	0.642943	4774.855	0.857741	7660719	3.63+09	0.930464	0.979317	250.7051	64180.85
20	0.835707	216.9123	0.000238	4388.256	0.974885	34.52862	0.330027	17313.32	0.484881	216.9049	0.216729	-0.66743	0.620277	4279.8	0.952477	7057039	3.36+09	0.912719	0.977104	250.1388	64035.48
21	0.453775	411.4502	0.000063	26508.46	0.933665	208.1838	0.680612	105339.6	1.120046	411.4558	0.388059	-0.74836	0.85296	26302.84	1.854517	5802020	4.45+09	0.559613	0.957761	245.1868	62767.81
22	0.745127	266.6101	0.00014	7994.823	0.970135	62.82693	0.439232	31657.51	0.647797	266.6011	0.246095	-0.719	0.718884	7861.519	1.1612	10005409	4.84+09	0.857338	0.973011	249.0908	63767.25
23	0.765551	303.4675	0.000157	6972.556	0.97074	54.79537	0.414881	7941.31	0.615249	303.4574	0.243883	-0.68984	0.695213	6820.833	1.292796	9760793	4.51+09	0.820513	0.973328	249.172	63788.03
24	0.720993	185.4947	0.000141	7955.38	0.969283	62.52542	0.443356	31580.16	0.705499	185.4881	0.259946	-0.70514	0.732616	7862.633	0.848247	10624657	4.85+09	0.842386	0.971627	248.7366	63676.58
25	0.624992	381.1635	5.42e-05	18350.58	0.961651	102.4825	0.555186	51707.42	0.854145	381.1509	0.301052	-0.72334	0.787476	12880	1.614638	12534303	5.33+09	0.771127	0.965106	247.0671	63249.17
26	0.805707	334.6379	0.000197	5332.629	0.969664	41.91951	0.380429	20963.99	0.55975	334.6269	0.250957	-0.64835	0.644589	5165.311	1.401947	8116207	3.82+09	0.89553	0.971935	248.8204	63698.02
27	0.933111	125.3921	0.000572	1723.501	0.989492	13.56974	0.365521	6754.273	0.226169	125.3886	0.102907	-0.68791	0.45499	1655.835	0.580631	3135029	1.53+09	0.965776	0.990364	253.5332	64904.49
28	0.808512	230.4922	0.000192	5555.398	0.975542	43.69914	0.369022	21961.28	0.527059	230.4842	0.214394	-0.70548	0.661055	5400.692	1.019623	8426092	3.95+09	0.89646	0.977724	250.2973	64016.12
29	0.689539	240.7814	0.000112	10574.8	0.970718	63.86848	0.482631	41977.84	0.726031	240.7731	0.244586	-0.75326	0.764267	10454.41	1.066774	12103488	5.37+09	0.816681	0.973402	249.1909	63792.88
30	0.605559	374.0809	0.000105	11370.95	0.962518	89.41315	0.547458	45011.88	0.817875	373.9558	0.309768	-0.71701	0.774043	11183.93	1.678886	12205340	5.42+09	0.798903	0.965817	247.2429	63295.8
31	0.730401	296.2811	0.000135	8306.839	0.966347	65.31543	0.473268	32869.28	0.699541	296.2709	0.280001	-0.70003	0.72749	8158.7	1.316665	10799506	4.91+09	0.848224	0.969391	248.164	63529.99
32	0.805287	185.1371	0.000184	5871.45	0.977567	46.20559	0.364878	23266.95	0.521797	185.1303	0.203356	-0.73746	0.675584	5778.882	0.87383	8780064	4.10+09	0.894259	0.979549	250.7645	64195.7
33	0.853094	209.6476	0.000262	3947.919	0.977302	31.06681	0.309179	15562.82	0.443425	209.6404	0.198154	-0.67341	0.602075	4843.096	0.919121	6868847	3.11+09	0.921911	0.979412	250.7294	64186.74
34	0.78559	249.8285	0.000167	6503.251	0.973384	51.17766	0.401463	25722.1	0.575902	249.8196	0.232891	-0.71168	0.688827	6378.338	1.142156	9361581	4.34+09	0.882618	0.975758	249.7941	63947.28
35	0.81259	249.7345	0.000194	5481.462	0.975731	43.10241	0.339043	21645.17	0.519524	249.728	0.214884	-0.70014	0.654675	5356.395	1.08618	8331388	3.91+09	0.894071	0.977445	250.2259	64057.83
36	0.925015	107.1252	0.00051	1965.41	0.988889	15.49881	0.174736	7749.112	0.244913	107.1216	0.107325	-0.70779	0.485088	1911.848	0.461864	3589859	1.76+09	0.961489	0.989909	253.4167	64874.67
37	0.72745	256.1933	0.000131	8701.161	0.973012	68.35027	0.438078	34488.59	0.656415	256.1847	0.227714	-0.70077	0.733155	8573.065	1.10571	11046573	5.03+09	0.844938	0.975396	245.1715	63923.58
38	0.904959	99.12784	0.000291	21615.338	0.978781	20.5625	0.207929	10353.76	0.289036	99.12444	0.115986	-0.74294	0.531596	1565.774	0.478764	64930754	2.26+09	0.959491	0.988951	253.7074	64893.88
39	0.863846	175.8919	0.000263	3963.327	0.982096	31.18329	0.282359	15559.76	0.395721	175.8858	0.161506	-0.72923	0.604717	3875.382	0.702845	6525944	3.13+09	0.920204	0.984168	251.947	64498.43
40	0.785083	248.066	0.000167	6524.885	0.976642	57.21789	0.378837	25812.84	0.553422	248.0577	0.204554	-0.73087	0.685641	6400.853	1.065968	9400214	4.36+09	0.881365	0.978678	250.5416	64138.65



No.	ASML35	Contrast13	relation13	SSVar135	DMC135	SAV135	Sent135	SVar135	Entropy135	DVar135	Sent135	MCorr113	MCorr213	ACorr135	Diss135	Shade135	Prom135	WProb135	Diff135	IN135	DN135	Class
1	0.70631	341.4147	0.000135	8288.781	0.965285	65.18264	0.490336	32753.81	0.780202	341.4032	0.283685	-0.68592	0.740221	81.19.074	1.470302	10768789	490649	0.832935	0.967936	247.7937	63434.68	malignant
2	0.461483	493.6817	6.31E-05	26097.46	0.957121	205.0367	0.690454	103613.2	1.117925	493.6642	0.339243	-0.75588	0.861396	25.850.62	2.24611	6138769	447649	0.570339	0.960428	245.8696	62942.62	benigna
3	0.811319	249.237	0.000215	4904.801	0.973171	38.62183	0.376293	19340.71	0.558106	249.2284	0.245637	-0.65455	0.648398	47.80.133	1.105664	7669707	363649	0.898707	0.973817	249.2971	63820.07	benigna
4	0.647092	413.4715	9.65E-05	12601.25	0.972319	98.94406	0.50791	49891.07	0.774994	413.4581	0.23534	-0.76584	0.786499	12.94.52	1.720534	12472661	55149	0.784999	0.974461	249.482	63862.78	benigna
5	0.749469	366.7443	0.000141	7831.118	0.9722	61.55379	0.443087	30903.2	0.646489	366.7322	0.238346	-0.70237	0.719003	7647.747	1.553816	1042509	476649	0.85988	0.974392	249.4444	63857.78	benigna
6	0.702285	247.2471	0.00012	9665.5	0.971521	76.19002	0.4877	38420.47	0.71424	247.238	0.252114	-0.74862	0.76139	9561.877	1.166703	11623174	522649	0.827671	0.973685	249.3075	63822.73	malignant
7	0.921807	129.6861	0.000495	2018.26	0.988213	15.89113	0.18854	7937.361	0.261268	129.6818	0.113714	-0.69938	0.490206	1953.417	0.56138	3638867	179649	0.939204	0.989208	253.2372	64826.73	benigna
8	0.582139	481.5178	8.11E-05	16053.69	0.965249	126.1098	0.597022	63382.77	0.910369	481.5017	0.292776	-0.75544	0.817833	15.812.94	2.065317	12246995	546649	0.730024	0.96794	247.7927	63434.92	malignant
9	0.538522	453.3699	0.000075	18239.76	0.959177	143.2362	0.637814	72323.08	0.999897	453.3548	0.325003	-0.74096	0.831658	18013.08	1.930994	11560133	530649	0.688992	0.962642	247.7927	63434.92	malignant
10	0.616341	438.1085	8.94E-05	13986	0.96596	109.8807	0.57036	55380.61	0.862942	438.0938	0.284227	-0.74801	0.802122	13766.94	1.883285	12524690	533649	0.761541	0.968741	247.9616	63487.38	benigna
11	0.497275	480.6506	6.73E-05	22262.22	0.960874	174.9923	0.64332	88227.89	1.046247	480.633	0.335757	-0.76217	0.851052	22019.59	2.255966	9006467	486649	0.632324	0.936669	246.6999	63155.02	malignant
12	0.515034	453.403	7.01E-05	20570.72	0.962804	161.5617	0.635352	81624.33	1.01092	453.3876	0.314334	-0.76196	0.843725	20344.02	1.978238	10356950	506649	0.65669	0.965162	247.0814	63252.85	benigna
13	0.693655	407.8799	0.000117	9832.038	0.966584	71.30837	0.507622	38841.83	0.760831	407.8661	0.279441	-0.71258	0.754486	9608.1	1.762004	11617886	521649	0.822835	0.96918	248.11	63516.15	malignant
14	0.780139	291.6518	0.000165	6397.611	0.976634	51.84963	0.389132	26058.45	0.57144	291.6422	0.205141	-0.72864	0.693223	6451.786	1.233834	9442073	433649	0.878945	0.978504	250.4969	64127.21	malignant
15	0.829675	251.9722	0.00021	5030.258	0.980721	39.57181	0.335078	19844.25	0.472238	251.9637	0.176846	-0.7335	0.649091	4904.273	1.090272	7816987	369649	0.908581	0.982277	251.463	64374.52	malignant
16	0.780139	291.6518	0.000165	6397.611	0.976634	51.84963	0.389132	26058.45	0.57144	291.6422	0.205141	-0.72864	0.693223	6451.786	1.233834	9442073	433649	0.878945	0.978504	249.4737	63865.26	malignant
17	0.825199	233.2612	0.000214	4822.207	0.977493	38.6785	0.335489	19429.62	0.492328	233.2536	0.194378	-0.6979	0.64083	4805.577	0.974673	771398	365649	0.906399	0.979359	250.7158	64383.24	malignant
18	0.778314	333.884	0.000159	6819.952	0.977112	53.60557	0.394074	26903.38	0.570113	333.8829	0.203129	-0.73278	0.694849	6633.006	1.413169	9615555	444649	0.877689	0.978819	250.5777	64147.89	malignant
19	0.820373	313.1699	0.000215	4867.53	0.978069	38.32541	0.345311	19130.49	0.486646	313.1592	0.200027	-0.70365	0.640621	4710.945	1.363321	758000	358649	0.910255	0.979715	250.807	64206.59	malignant
20	0.837628	327.1505	0.000235	4388.256	0.975893	34.52793	0.334727	17202.76	0.485238	327.1397	0.210126	-0.66645	0.619923	4274.681	1.377395	6989313	332649	0.913742	0.977191	250.3144	64080.5	benigna
21	0.456125	600.2863	6.26E-05	26508.46	0.955474	208.1867	0.688551	105148.5	1.122324	600.2661	0.339685	-0.74594	0.858703	26208.46	2.580334	5776680	443649	0.560822	0.958905	245.4796	62842.78	benigna
22	0.74794	244.8771	0.00014	7994.823	0.973197	62.82775	0.43556	31679.71	0.638918	244.8687	0.225605	-0.73856	0.724736	7872.385	1.066743	10617904	4835649	0.85881	0.975931	249.7532	63936.3	benigna
23	0.767226	428.8791	0.000155	6972.556	0.972289	54.79593	0.418121	27415.54	0.616355	428.8535	0.235623	-0.69616	0.694004	6758.118	1.777392	9694985	447649	0.871381	0.974342	249.4315	63854.47	malignant
24	0.72046	314.8706	0.00014	7955.38	0.968011	62.52485	0.447959	31450.65	0.713539	314.8601	0.264171	-0.69187	0.728215	7797.545	1.338212	10550045	482649	0.841399	0.97104	248.5863	63638.05	benigna
25	0.627339	560.5993	9.33E-05	13050.58	0.963574	102.4636	0.560011	51527	0.859581	560.5813	0.29071	-0.7206	0.786588	12770.28	2.307831	12451593	550649	0.772367	0.966375	247.392	63332.35	malignant
26	0.808165	384.6412	0.000196	5332.629	0.971245	41.92047	0.380736	20913.96	0.553522	384.6288	0.238108	-0.69299	0.646665	5140.309	1.590582	8804101	380649	0.896816	0.975395	249.2402	63805.5	malignant
27	0.933897	149.3156	0.00057	1723.501	0.99002	13.56992	0.163657	6740.247	0.224926	149.3107	0.099037	-0.69512	0.461617	1648.844	0.633176	3124875	154649	0.966179	0.990781	253.6398	64931.79	benigna
28	0.810396	290.5418	0.000191	5555.938	0.977205	48.69992	0.367521	21901.1	0.524492	290.532	0.203216	-0.71178	0.662323	5410.667	1.247955	8987795	393649	0.897146	0.979704	250.6343	64162.38	malignant
29	0.688568	335.072	0.000111	10574.81	0.972345	83.69193	0.486433	41883.35	0.725125	335.0608	0.234021	-0.75478	0.767406	11077.27	1.42684	11985740	535649	0.817456	0.974642	248.5084	63874.15	benigna
30	0.663282	394.9781	0.000105	11370.93	0.965543	68.41404	0.544696	44991.4	0.889907	394.9644	0.289963	-0.72951	0.778126	11173.45	1.750853	12195007	541649	0.800054	0.969480	247.9121	63465.49	malignant
31	0.732367	482.1283	0.000134	8306.839	0.967895	55.3105	0.479347	36822.64	0.702471	482.1125	0.272135	-0.69459	0.725586	6065.776	1.034195	10396611	486649	0.849293	0.970302	248.3973	63589.71	malignant
32	0.806947	263.688	0.000183	3871.45	0.978794	46.20603	0.366355	23188.27	0.521577	263.6789	0.195438	-0.73799	0.675761	5938.606	1.164765	8730213	408649	0.895028	0.980441	250.9929	64254.17	benigna
33	0.854063	278.5388	0.00026	3947.919	0.978658	31.06721	0.309737	15493.91	0.441658	278.5196	0.188812	-0.6787	0.60394	3808.655	1.183083	6440259	308649	0.922949	0.98041	250.9851	64252.18	malignant
34	0.78752	326.0135	0.000166	6503.251	0.975321	51.18782	0.404887	25645.57	0.574429	326.0023	0.220344	-0.72008	0.689958	6340.264	1.431707	9319009	432649	0.883626	0.977281	250.184	64047.11	benigna
35	0.813989	343.5962	0.000193	5481.462	0.976668	43.10292	0.360636	21551.17	0.519091	343.5849	0.203735	-0.70125	0.655062	5309.664	1.446699	8272212	388649	0.899973	0.979483	250.4802	64122.94	benigna
36	0.925174	171.5316	0.000501	1965.41	0.988039	15.46004	0.177978	7684.605	0.248966	171.526	0.106703	-0.69696	0.481843	1879.645	0.712187	352615	172649	0.961575	0.988877	253.4072	64872.23	benigna
37	0.729636	307.7699	0.00013	8701.161	0.974794	68.25128	0.42872	34446.95	0.652214	307.7597	0.216137	-0.74814	0.73579	6547.277	1.303512	11066502	502649	0.846116	0.97986	250.0763	64019.52	benigna
38	0.905217	199.8133	0.000383	2615.338	0.987987	20.56307	0.113925	10252.87	0.291207	199.8068	0.113925	-0.70209	0.528679	25.15.432	0.828884	4800115	272649	0.98889	0.9889	253.1584	64808.56	benigna
39	0.86512	214.3112	0.000261	3863.327	0.983976	31.18373	0.28039	15621.35	0.389357	214.304	0.152124	-0.73882	0.606646	3836.172	1.926361	650347	311649	0.92885	0.980202	252.7117	64666.19	benigna
40	0.78732	286.4748	0.000166	6524.885	0.978651	51.27271	0.37882	25774.25	0.548769	286.4654	0.190516	-0.74154	0.690088	6831.648	1.209095	9376629	435649	0.883114	0.983656	250.9711	64248.6	benigna

## Lampiran 7. Hasil ekstraksi fitur tekstur GLRLM dari empat arah sudut (0°, 45°, 90° dan 135°)

No.	SRE0	LRE0	GLN0	RLN0	RPO	LGRE0	HGRE0	SRLGE0	SRHGE0	LRLE0	LRHGE0
1	0.624494	2313.519	619.9763	1252.045	0.052765	0.385061	748.022	0.140611	524.1592	2146.582	434672.1
2	0.684395	2017.871	606.6722	1801.065	0.062927	0.300108	3912.592	0.127334	2823.578	1260.784	6269102
3	0.662381	3965.755	513.1002	1202.712	0.044785	0.384942	1410.68	0.162188	1002.982	3897.818	289440.8
4	0.650174	4225.793	471.0103	1071.448	0.041306	0.361611	600.1836	0.137079	429.9621	3745.695	733961.9
5	0.660358	4129.302	466.4378	1149.033	0.042938	0.334903	961.4392	0.129764	690.9544	3962.44	372102.4
6	0.666624	3610.265	477.3607	1216.511	0.044586	0.364028	2069.572	0.144367	1504.543	3396.943	1201628
7	0.593633	10334.58	287.7779	484.9813	0.021225	0.419726	547.977	0.125285	394.5279	10297.76	65915.78
8	0.657118	3014.94	513.4928	1318.828	0.049912	0.315977	1879.227	0.117823	1336.379	2559.74	1866367
9	0.675205	2474.789	647.7383	1715.574	0.061676	0.325109	1305.993	0.136021	927.7017	1985.792	1480793
10	0.660883	2901.673	537.6007	1361.952	0.05101	0.326931	1667.517	0.125987	1193.718	2559.713	1274329
11	0.677056	2802.516	541.9445	1562.975	0.055801	0.295435	5741.078	0.118613	4112.096	2010.298	9585200
12	0.659469	2059.558	577.5294	1495.751	0.05632	0.31993	2486.002	0.124399	1768.626	1534.183	2877408
13	0.66656	3038.146	550.3971	1382.825	0.050873	0.338303	1561.379	0.141508	1104.142	2884.061	5752033
14	0.659632	4772.867	447.7137	1011.362	0.037628	0.383943	986.5491	0.155333	711.825	4620.687	415358.9
15	0.637973	6291.94	360.518	785.3815	0.03096	0.373592	1245.712	0.131859	905.3716	6184.278	343033.3
16	0.643021	3889.702	482.364	1092.266	0.043137	0.343723	648.1779	0.129938	451.1851	3596.421	449490.7
17	0.623661	4806.092	438.7583	880.2831	0.036865	0.359086	397.4872	0.125073	273.7585	4739.608	68403.03
18	0.634698	5542.486	402.1991	852.3497	0.034256	0.375146	1171.417	0.134133	841.5425	5336.422	627864.3
19	0.646521	5692.294	378.5751	884.7218	0.034119	0.346739	2200.126	0.120421	1616.665	5607.065	433972.3
20	0.638171	5113.759	435.635	933.1616	0.037201	0.370297	1101.848	0.142925	766.9543	5049.295	185250.7
21	0.66587	1775.745	650.7024	1731.133	0.06398	0.311531	3308.279	0.127811	2318.445	1039.424	5319235
22	0.653243	4096.079	469.2879	1127.783	0.043137	0.316873	751.9105	0.108609	548.6143	3933.735	263421.4
23	0.644386	4058.872	492.8136	1079.86	0.042404	0.360806	858.552	0.140034	600.7963	3944.734	244877.4
24	0.589029	3002.825	590.2614	994.7979	0.047104	0.400402	772.6787	0.127908	565.0892	2857.315	350625.2
25	0.654123	2717.907	601.4515	1408.152	0.05394	0.335279	525.0902	0.131865	365.4769	2430.667	354195
26	0.646339	4191.557	505.3706	1131.659	0.04422	0.345319	551.293	0.131875	386.8689	4115.467	102428.4
27	0.561726	12724.46	262.1752	377.994	0.017685	0.448415	424.3322	0.121214	298.2315	12684.32	61602.43
28	0.630336	5285.786	397.4329	860.3942	0.035111	0.363201	1361.765	0.127944	955.4282	5170.197	393117.4
29	0.652145	3860.127	472.6214	1124.751	0.043121	0.332571	1019.11	0.123091	726.0318	3575.739	658452.4
30	0.675064	3189.286	528.5728	1435.964	0.051437	0.32858	2425.306	0.133761	1753.57	2944.215	1380055
31	0.662725	3331.1	520.2528	1308.802	0.048645	0.334509	1520.737	0.133709	1088.19	3204.584	442728.9
32	0.63408	5774.08	360.8529	815.8287	0.032776	0.353077	2125.829	0.118338	1519.919	5642.944	665443.5
33	0.639872	5730.241	397.6928	848.1561	0.033524	0.383071	893.2057	0.139001	640.3308	5664.861	162001.7
34	0.649668	5195.998	393.5712	970.4607	0.037293	0.332464	2367.829	0.116587	1705.891	5030.261	886976
35	0.646737	5443.591	405.1921	930.5178	0.036072	0.333888	652.464	0.114506	476.9432	5332.128	166005.2
36	0.567451	11592.92	263.4351	398.0476	0.018585	0.438004	269.3218	0.113175	191.8936	11555.51	40710.66
37	0.648346	4315.223	456.3131	1013.423	0.03923	0.364734	770.037	0.138611	556.4437	4084.925	449433.9
38	0.550148	9921.117	293.1306	397.8484	0.020325	0.437704	293.8784	0.117318	194.6519	9871.72	51239.11
39	0.615509	8135.975	301.198	620.6712	0.025894	0.361376	1132.417	0.107646	817.0336	8017.842	314748.1
40	0.635995	5937.076	387.6247	836.8813	0.033417	0.369504	727.4945	0.131635	521.8335	5739.89	369901.8

No.	SRE45	LRE45	GLN45	RLN45	RP45	LGRE45	HGRE45	SRLGE45	SRHGE45	LRIGE45	LRHGE45
1	3758	0.566419	1288.438	777.0671	1121.257	0.057343	0.436255	643.9729	0.12961	1177.82	287598.4
2	4237	0.614012	1110.725	680.1381	1497.463	0.064652	0.342168	3633.832	0.101786	518.0824	4906475
3	3088	0.584693	2048.617	616.4948	984.9754	0.047119	0.429261	1286.039	0.129854	2005.54	182572.4
4	2906	0.547802	1739.37	585.4274	817.214	0.044342	0.413547	550.1187	0.102867	1474.01	404896
5	2935	0.569073	2064.008	554.446	887.9908	0.044785	0.391345	865.9857	0.09958	1938.605	278452.9
6	3071	0.573929	1594.829	574.8418	951.8238	0.04686	0.408045	1934.766	0.105827	1461.491	749743.2
7	1594	0.463122	4895.866	437.5395	322.3275	0.024323	0.513478	456.7365	0.087293	4877.407	32592.83
8	3533	0.588615	1256.816	617.8123	1151.814	0.053909	0.356153	1783.244	0.093362	977.093	1145944
9	4149	0.595926	996.2613	718.8906	1379.314	0.063309	0.361408	1227.533	0.106227	708.3514	871025.1
10	3479	0.588612	1334.365	613.5208	1131.566	0.053085	0.366823	1562.74	0.098455	1070.738	981297.5
11	3805	0.598066	1217.365	614.5937	1277.454	0.05806	0.338382	5341.097	0.087942	701.9661	6234187
12	3844	0.590662	1071.666	668.602	1257.49	0.058655	0.366106	2287.424	0.104586	707.1539	1995603
13	3474	0.578393	1528.151	641.4554	1085.343	0.053009	0.384813	1440.579	0.10921	1405.442	456998.4
14	2558	0.540448	2377.869	553.5035	697.4214	0.039032	0.447487	859.6059	0.115526	2275.689	277818.1
15	2179	0.528011	3004.881	468.9688	573.3515	0.033249	0.442399	1079.755	0.092625	2929.372	238964.9
16	3016	0.554507	1698.737	589.3057	868.2712	0.046021	0.397424	591.6784	0.098873	1521.657	270601.5
17	2591	0.542077	2344.173	557.2084	713.6584	0.039536	0.429344	348.2659	0.106592	2294.375	49919.31
18	2532	0.536739	2433.209	536.8365	682.4123	0.038635	0.429692	1086.056	0.104252	2322.556	336313.2
19	2371	0.53491	2734.765	482.1143	634.3893	0.036179	0.417211	1931.16	0.086371	2677.934	287882.4
20	2599	0.557384	2577.522	535.1008	755.6087	0.039658	0.424284	990.8869	0.10991	2535.976	118448
21	4395	0.586977	925.3729	752.904	1414.697	0.067062	0.355656	3059.752	0.103997	428.9863	3585248
22	2995	0.561873	1676.516	565.7172	886.6367	0.0457	0.378636	677.7456	0.086145	1595.299	131209.8
23	2966	0.554248	1945.33	592.586	851.4889	0.045258	0.408395	784.2067	0.100689	1876.217	147582.1
24	3449	0.515828	1370.708	791.7028	852.4642	0.052628	0.463772	630.1925	0.113646	1265.546	252625.7
25	3663	0.573434	1319.409	679.6192	1123.173	0.055893	0.375484	490.6047	0.103258	1132.633	229752.2
26	3044	0.56197	1830.786	605.6531	896.2852	0.046448	0.401633	498.1649	0.102995	1789.544	54910.37
27	1395	0.427394	5703.688	428.4394	242.2789	0.021286	0.547766	348.2982	0.077795	5688.105	24535.02
28	2522	0.545041	2512.582	519.6019	701.7137	0.038483	0.425225	1218.635	0.096235	2430.594	277415.2
29	2954	0.557708	1821.516	567.5396	860.3622	0.045075	0.391088	923.9191	0.098211	1626.465	450567.6
30	3558	0.579617	1375.042	633.3086	1116.306	0.054291	0.372601	2283.702	0.1008	1222.486	857859.6
31	3324	0.58943	1674.605	608.1504	1079.248	0.05072	0.383205	1387.399	0.107405	1583.354	318355.5
32	2280	0.535789	2920.1	462.629	613.8211	0.03479	0.423197	1857.535	0.087232	2817.433	519100.3
33	2356	0.543688	2978.827	512.629	650.3778	0.03595	0.445074	797.4958	0.104945	2934.801	107992.8
34	2610	0.559059	2427.712	494.9134	766.7172	0.039825	0.396289	2115.616	0.090017	2339.572	470765
35	2503	0.532016	2721.625	502.1714	659.3148	0.038193	0.402748	577.2717	0.082528	2652.294	102448.4
36	1430	0.436237	5799.801	431.6154	257	0.02182	0.546344	213.8	0.085713	5773.068	26576.79
37	2795	0.54914	1990.334	585.5453	787.9946	0.042648	0.426773	684.3542	0.111614	1860.187	253393.5
38	1525	0.431049	5165.519	441.3921	265.6151	0.02327	0.528165	247.8348	0.078361	5126.922	37408.97
39	1891	0.485953	3669.291	431.7467	420.0799	0.028854	0.449285	974.5473	0.066157	3613.651	147765.3
40	2392	0.533213	2524.571	507.6171	638.5134	0.036499	0.433983	642.8733	0.098316	2418.455	198194.2

No.	SRE90	LRE90	GLN90	RLN90	RP90	LGRE90	HGRE90	SRLGE90	SRHGE90	LRLGE90	LRHGE90
1	0.622835	2968.031	615.9923	1218.899	0.051575	0.390232	753.4394	0.150138	531.0696	2824.872	373382.9
2	0.709021	2337.265	614.0583	1963.855	0.063583	0.297065	3935.362	0.131343	2978.593	1441.462	7418222
3	0.674554	3694.869	519.3578	1267.927	0.045456	0.381585	1437.904	0.165485	1046.476	3630.821	272760.4
4	0.640143	3300.708	509.1228	1075.515	0.042755	0.371404	599.0707	0.147109	413.6666	2973.291	500836
5	0.672445	3905.062	486.923	1222.246	0.044006	0.340563	956.172	0.140255	696.6205	3767.854	306397
6	0.680322	3405.423	501.4088	1300.537	0.045685	0.371367	2040.642	0.159569	1491.009	3180.504	1266789
7	0.608326	9639.724	292.7727	521.0851	0.021881	0.411441	563.6186	0.120888	422.4259	9611.928	51529.65
8	0.676452	2846.418	543.7324	1449.96	0.051712	0.31284	1923.432	0.125636	1408.913	2398.718	1835503
9	0.685708	2028.696	683.239	1821.599	0.063339	0.329264	1313.23	0.146098	950.3296	1631.596	1202397
10	0.681997	3096.87	544.0476	1474.567	0.051621	0.318402	1717.023	0.131769	1263.6	2725.592	1383430
11	0.685828	2241.663	576.6161	1665.443	0.057632	0.301825	5728.555	0.12618	4170.34	1589.784	7886696
12	0.696792	2795.336	587.3545	1696.518	0.056992	0.318477	2478.154	0.141414	1841.986	2079.125	3923213
13	0.682472	3109.173	587.4965	1507.987	0.052795	0.344083	1563.178	0.149874	1149.705	2905.405	760250.5
14	0.652888	4745.698	452.9263	989.0502	0.037659	0.386094	991.3545	0.155207	712.8579	4598.183	402723.6
15	0.645745	6143.245	362.8565	806.8084	0.031052	0.373962	1247.992	0.133281	928.3724	6030.643	358373.2
16	0.654662	3509.362	502.3166	1169.467	0.044479	0.342735	655.2185	0.132088	467.2165	3263.54	376958.1
17	0.648725	5130.997	444.8134	958.2568	0.036957	0.364575	394.4637	0.137261	288.6062	5044.776	87677.17
18	0.629626	4635.617	439.2387	891.7087	0.03656	0.37272	1209.095	0.137313	839.1796	4503.582	403178.7
19	0.648616	5601.619	384.302	887.3239	0.034103	0.351566	2181.703	0.125574	1606.297	5514.676	442481
20	0.670561	4989.241	452.3237	1059.983	0.038178	0.372454	1096.201	0.158462	805.3963	4934.671	157441.3
21	0.683154	2135.987	680.454	1879.45	0.065781	0.316057	3292.503	0.137359	2379.08	1297.418	6058710
22	0.667554	3654.979	489.5953	1204.359	0.044037	0.324897	741.8767	0.128491	538.9453	3530.205	202882.3
23	0.648414	3923.378	508.5074	1115.176	0.043243	0.362394	858.2541	0.144746	599.382	3796.349	272070.8
24	0.604501	2810.636	638.9932	1093.659	0.049194	0.412298	730.5118	0.140839	539.9788	2626.271	443984.5
25	0.670636	2660.966	636.8983	1533.3	0.055786	0.338205	527.8203	0.14758	372.2719	2392.937	330645.7
26	0.663812	3714.578	531.4829	1229.522	0.045502	0.347223	555.1409	0.142956	399.6992	3665.07	67517.54
27	0.532778	12018.97	268.9638	336.5582	0.017685	0.453849	423.7878	0.111776	284.8186	11995.29	40713.58
28	0.651132	4983.893	418.3634	946.0815	0.036148	0.367904	1355.392	0.141581	980.1789	4882.191	346162.6
29	0.66574	3820.352	486.3424	1186.465	0.043579	0.333803	1028.752	0.133646	746.6758	3549.781	626531.9
30	0.677933	2899.731	561.4247	1498.016	0.053177	0.329849	2455.613	0.134242	1803.364	2669.895	1294158
31	0.674451	3457.459	524.2153	1358.933	0.048767	0.337356	1509.435	0.14256	1094.309	3300.692	548167.6
32	0.657538	5544.744	374.8115	899.6676	0.033508	0.357751	2111.164	0.132469	1557.395	5400.319	732248.3
33	0.652873	5636.32	405.2188	898.487	0.034027	0.378503	921.6085	0.139332	688.5025	5573.302	156165
34	0.664716	4341.201	419.5804	1055.445	0.038696	0.336738	2373.535	0.129431	1733.329	4244.447	518600.6
35	0.64811	4516.91	431.3971	962.5792	0.037201	0.341456	649.2715	0.130324	462.3892	4451.322	98850.89
36	0.576479	11759.13	268.009	413.2629	0.018692	0.44094	266.9371	0.125721	187.9479	11712.29	48279.94
37	0.658538	4168.379	482.6241	1081.983	0.040588	0.36975	764.215	0.153353	544.8917	3955.213	416272.4
38	0.591451	10771.38	291.4496	463.788	0.020294	0.436523	293.5887	0.136406	210.5705	10689.31	79563.06
39	0.622625	7188.98	318.1848	654.6055	0.02684	0.360353	1150.93	0.109348	843.9209	7123.595	176631.7
40	0.638185	4760.098	422.6343	881.6617	0.035049	0.379776	716.33	0.139941	513.665	4618.6	265856.1

No.	SRE135	LRE135	GLN135	RLN135	RP135	LGRE135	HGRE135	SRLGE135	SRHGE135	LRLGE135	LRHGE135	Class
1	0.568665	1259.613	757.5397	1126.799	0.057114	0.429422	677.8512	0.123298	455.7558	1167.841	238430.3	malignant
2	0.611954	1080.409	668.8194	1481.065	0.064362	0.336588	3670.854	0.095176	2565.702	521.0985	4630420	be nigna
3	0.594184	2126.591	612.8917	1016.971	0.047073	0.42875	1273.09	0.134017	872.1636	2079.729	198668	be nigna
4	0.545921	1712.331	592.4483	817.2684	0.044693	0.415735	544.8959	0.105118	346.9184	1463.795	379302.2	malignant
5	0.570642	1891.191	554.8903	899.3549	0.045059	0.387197	878.0518	0.097729	598.3285	1977.914	207320.9	be nigna
6	0.571703	1966.759	565.7764	921.4519	0.04599	0.41104	1901.425	0.106707	1309.757	1758.468	1171664	malignant
7	0.465863	5317.028	422.4209	317.4492	0.023712	0.513987	443.6731	0.086515	300.5121	5292.503	42240.86	be nigna
8	0.581347	1390.475	616.5652	1113.48	0.053619	0.357078	1784.781	0.090033	1214.765	1055.47	1372472	malignant
9	0.603168	1159.803	707.7522	1393.772	0.062561	0.360825	1225.076	0.106239	838.2267	808.1681	1063943	malignant
10	0.582506	1332.097	611.2574	1101.865	0.052765	0.367289	1565.802	0.091948	1084.737	1096.692	876237.3	be nigna
11	0.598047	1108.949	638.9396	1303.964	0.059158	0.338279	5418.185	0.08829	3739.176	641.1313	5658392	malignant
12	0.588008	1335.053	659.926	1229.755	0.058136	0.366198	2264.677	0.101184	1531.623	837.6359	2723656	be nigna
13	0.58246	1496.011	639.7093	1101.155	0.053009	0.383468	1437.122	0.109128	958.2954	1378.225	438651.2	malignant
14	0.54628	2434.554	546.8727	718.9449	0.039307	0.439477	885.5326	0.113436	586.4561	2332.127	278547.4	malignant
15	0.519217	3067.848	469.7568	549.527	0.033066	0.444187	1078.048	0.091024	714.9276	2992.177	239511.5	malignant
16	0.559015	1867.377	578.8506	868.6925	0.045349	0.399751	585.602	0.100891	393.761	1645.722	338554.8	malignant
17	0.540262	2623.796	546.9476	696.3326	0.039047	0.429813	343.651	0.103339	230.0114	2569.188	54823.43	malignant
18	0.5332	2310.256	536.3704	670.7544	0.038391	0.430451	1084.152	0.106807	697.3015	2216.307	285631.7	malignant
19	0.544329	2750.482	482.2037	664.5031	0.036484	0.414548	1932.956	0.087066	1344.184	2691.787	297356.9	malignant
20	0.558071	2512.044	545.4424	765.7982	0.040146	0.425249	992.7298	0.110562	676.1619	2472.479	112833.8	be nigna
21	0.595807	1049.141	735.6626	1453.736	0.066742	0.351091	3076.62	0.101692	2057.113	470.4231	4180232	be nigna
22	0.559627	2300.516	542.2092	847.1638	0.044342	0.376777	674.5017	0.084701	460.0407	2158.546	229012.9	be nigna
23	0.547325	2073.57	600.9783	823.4175	0.044952	0.41621	775.1412	0.107229	504.7138	1994.559	168633	malignant
24	0.533466	1515.409	791.1229	920.8852	0.053146	0.460852	645.021	0.121654	434.5638	1410.19	252864.6	be nigna
25	0.5718	1277.564	701.2856	1132.27	0.056641	0.380147	486.8316	0.107769	314.0891	1074.697	249427.6	malignant
26	0.56991	2001.167	596.1704	926.0865	0.04657	0.395306	503.6701	0.100927	345.2068	1963.535	50409.93	malignant
27	0.411747	6193.216	425.1122	218.7699	0.02095	0.549202	352.2258	0.072105	231.0253	6171.193	32887.75	be nigna
28	0.532488	2541.592	514.9668	655.1505	0.03772	0.429321	1203.774	0.094481	807.0198	2471.56	237165.2	malignant
29	0.554851	1821.978	566.7495	848.5187	0.044952	0.392656	921.35	0.098293	611.6744	1633.322	435829.4	be nigna
30	0.584411	1443.251	607.4793	1114.681	0.053162	0.369789	2273.689	0.100704	1534.684	1263.601	1010296	malignant
31	0.569463	1627.761	604.7538	994.479	0.050201	0.383898	1389.851	0.101396	927.4434	1542.825	296279.6	malignant
32	0.539933	2747.814	475.5536	638.6113	0.035721	0.421553	1881.914	0.085054	1313.691	2659.764	445321.8	be nigna
33	0.551837	2852.788	502.7186	676.7178	0.036118	0.436783	816.1407	0.100946	575.5518	2808.659	108124.9	malignant
34	0.551199	2401.387	502.8187	744.4323	0.039887	0.397662	2136.273	0.088283	1466.17	2322.342	422193.1	be nigna
35	0.539627	2311.878	522.8848	696.5073	0.038956	0.407698	574.6573	0.095284	380.6546	2267.093	66603.5	be nigna
36	0.446492	5558.081	433.9357	277.1477	0.022308	0.541043	217.4186	0.085616	146.2868	5533.558	24613.06	be nigna
37	0.537299	2208.239	567.2091	736.9526	0.041885	0.421962	695.07	0.100579	458.3786	2031.912	342983.2	be nigna
38	0.439788	4893.76	439.2883	281.2754	0.023605	0.520656	252.4266	0.082145	160.6439	4856.64	35910.64	be nigna
39	0.490261	3692.816	428.9863	429.1219	0.029038	0.444734	982.0846	0.069616	663.2805	3641.206	137338.5	be nigna
40	0.530314	2688.477	514.4825	625.7189	0.036209	0.441789	632.2225	0.104402	419.1724	2574.308	213224.8	be nigna

## Lampiran 8. Source code pada software Scilab

### 1. Tahap Pre-processing

```

clear;
clc;
R = uigetfile('.jpg','SelecttheImage : -');
Input = imread(R);
//mulaiprosesfilter
x = immedian(Input, [55]);
xa = immedian(Input, [1111]);
[baris, kolom] = size(Input);
t = baris * kolom
m = 0;
T1 = m/t
forbar = 1 : baris
forkol = 1 : kolom
intensity = Input(bar, kol);
ifintensity <= T1
Output(bar, kol) = xa(bar, kol);
else
Output(bar, kol) = x(bar, kol);
m = m + Input(bar, kol);
end
end
end
//mulaiprosesnegativity
new = 255 - Output;
//mulaihistogramekualisasi

```

```

a = double(new);
big = max(max(a));
[rc] = size(a);
to = r * c;
h = zeros(1, 256); //untukmengetahuinilaihistogramcitra
z = zeros(1, 256);
for i = 1 : 1 : r
    for j = 1 : 1 : c
        if a(i, j) == 0
            a(i, j) = 1;
        end
    end
end
for i = 1 : 1 : r
    for j = 1 : 1 : c
        t = a(i, j);
        h(t) = h(t) + 1;
    end
end
pdf = h/tot;
cdf(1) = pdf(1);
for i = 2 : 1 : big
    cdf(i) = pdf(i) + cdf(i - 1);
end
new = round(cdf * big);
new = new + 1;
for i = 1 : 1 : r
    for j = 1 : 1 : c
        temp = a(i, j);

```

```

b(i,j) = new(temp);
t = b(i,j);
z(t) = z(t) + 1;
end
end
H = uint8(b);

```

## 2. Eksktraksi fitur geometris

```

clear;
clc;
R = uigetfile('.jpg','SelecttheImage : -');
Input = imread(R);
Im = im2bw( Input, 0.5);
figure(); imshow(Im);
C = imfindContours(Im);
[A, BB, ctr] = imblobprop(C);
[maxV, maxI] = max(A);
[row, col] = find(C == maxI);
[cartx, carty] = sub2cartesian(size(C), row, col);
SS = [(cartx)', (carty)'];
H = imconvexHull(SS);
Z = size(Input);
Hd = double(H);
plot(Hd(:, 1), Hd(:, 2), 'r');
imrects(BB, [255, 0, 0]);
function A = luassegitiga(x1, y1, x2, y2, x3, y3)
a = sqrt((x1 - x2)2 + (y1 - y2)2);
b = sqrt((x2 - x3)2 + (y2 - y3)2);
c = sqrt((x3 - x1)2 + (y3 - y1)2);

```



```

s = 0.5 * (a + b + c);
A = sqrt(s * (s - a) * (s - b) * (s - c));
endfunction
jmlsudut = size(Hd,1);
jmlsegitiga = jmlsudut - 2;
x1 = Hd(1,1);
y1 = Hd(1,2);
luaspoligon = 0;
fori = 1 : jmlsegitiga
x2 = Hd(i + 1, 1);
y2 = Hd(i + 1, 2);
x3 = Hd(i + 2, 1);
y3 = Hd(i + 2, 2);
A = luassegitiga(x1, y1, x2, y2, x3, y3);
luaspoligon = luaspoligon + A;
end

perimeterconvex = 0
fori = 1 : jmlsudut - 1
ruas = sqrt((Hd(i + 1, 1) - Hd(i, 1))^2 + (Hd(i + 1, 2) -
Hd(i, 2))^2);
perimeterconvex = perimeterconvex + ruas;
end
ruas = sqrt((Hd(1, 1) - Hd(jmlsudut, 1))^2 + (Hd(1, 2) -
Hd(jmlsudut, 2))^2);
perimeterconvex = perimeterconvex + ruas;
disp(perimeterconvex);
[tinggi, lebar] = size(Im);
luasputih = 0;

```

```

luashitam = 0;
fori = 1 : tinggi
forj = 1 : lebar
if(Im(i, j) == %t)then
luashitam = luashitam + 1;
else
luasputih = luasputih + 1;
end
end
end
disp(luasputih);
disp(luashitam);
disp(luasputih + luashitam);

```

### 3. Ekstraksi fitur tekstur histogram

```

clear;
clc;
R = uigetfile('.jpg','SelecttheImage : -');
Input = imread(R);
[m, n] = size(Input);
// --Hitungfrekuensiaraskeabuan
L = 256;
Frek = zeros(L, 1);
G = double(Input);
fori = 1 : m
forj = 1 : n
intensitas = G(i, j);
Frek(intensitas + 1) = Frek(intensitas + 1) + 1;
end

```

*end*

```
// --- Hitungprobabilitas
jum_piksel = m * n;
for i = 0 : L - 1
    Prob(i + 1) = Frek(i + 1)/jum_piksel;
end
```

#### 4. Ekstraksi fitur tekstur GLCM

```
clear;
clc;
R = uigetfile('.jpg','SelecttheImage : -');
Input = imread(R);
G = int16(Input);
[baris, kolom] = size(G);
// --- BentukGLCM ---
GLCM0 = zeros(baris, kolom);
GLCM45 = zeros(baris, kolom);
GLCM90 = zeros(baris, kolom);
GLCM135 = zeros(baris, kolom);
for y = 1 : baris
    for x = 1 : kolom
        //sudut0
        if (x < kolom) then
            a = G(y, x); a = iconvert(a, 12);
            b = G(y, x + 1); b = iconvert(b, 12);
            GLCM0(a + 1, b + 1) = GLCM0(a + 1, b + 1) + 1;
        end
        //sudut45
```

```

if(y > 1)&(x < kolom)then
a = G(y, x); a = iconvert(a, 12);
b = G(y - 1, x + 1); b = iconvert(b, 12);
GLCM45(a + 1, b + 1) = GLCM45(a + 1, b + 1) + 1;
end
//sudut90
if(y > 1)then
a = G(y, x); a = iconvert(a, 12);
b = G(y - 1, x); b = iconvert(b, 12);
GLCM90(a + 1, b + 1) = GLCM90(a + 1, b + 1) + 1;
end
//sudut135
if(y > 1)&(x > 1)then
a = G(y - 1, x - 1); a = iconvert(a, 12);
b = G(y, x); b = iconvert(b, 12);
GLCM135(a + 1, b + 1) = GLCM135(a + 1, b + 1) + 1;
end
end
end

```

```

GLCM0T = GLCM0';
G0 = GLCM0 + GLCM0T;
jumlah0 = sum(G0);
HGLCM0 = G0/jumlah0;

```

```

GLCM45T = GLCM45';
G45 = GLCM45 + GLCM45T;
jumlah45 = sum(G45);
HGLCM45 = G45/jumlah45;

```

```

GLCM90T = GLCM90';
G90 = GLCM90 + GLCM90T;
jumlah90 = sum(G90);
HGLCM90 = G90/jumlah90;

```

```

GLCM135T = GLCM135';
G135 = GLCM135 + GLCM135T;
jumlah135 = sum(G135);
HGLCM135 = G135/jumlah135;

```

## 5. Ekstraksi fitur tekstur GLRLM

```

clear;
clc;
R = uigetfile('.jpg','SelecttheImage : -');
Input = imread(R);
G = int16(Input);
//mulaiproses
[Nx, Ny] = size(G);
L1 = unique(G)';
nL1 = size(L1, " * ");
maxrunlength0 = Ny
GLRLM0 = zeros(nL1, maxrunlength0);
fori = 1 : Nx
forj = 1 : Ny
graylevel = G(i, j)
forl = 1 : nL1
if L1(l) == graylevel then

```

```

NoGrayLevel = l
end
end
if(j == 1)|| (j > 1 & graylevel <> G(i, j - 1)) then
fork = j : maxxrunlength0
if G(i, k) == graylevel then
runlength = k - j + 1
else
break
end
end
GLRLM0(NoGrayLevel, runlength)
= GLRLM0(NoGrayLevel, runlength) + 1
end
end
end

```



## Lampiran 9. Hasil seleksi fitur

No.	Parameter Fitur	Gain	No.	Parameter Fitur	Gain
1	SRLGE0	0.238	37	SVar90	0
2	Contrast0	0.236	38	SVar45	0
3	DVar0	0.236	39	IDM45	0
4	Contrast45	0.202	40	SAV45	0
5	DVar45	0.202	41	SVar0	0
6	SRLGE135	0.202	42	ASM0	0
7	Diss45	0.202	43	Correlation0	0
8	MProb45	0	44	SSVar0	0
9	Solidity	0	45	IDM0	0
10	iDiff45	0	46	SAV0	0
11	CProm45	0	47	Smoothness	0
12	IDN45	0	48	Energy	0
13	INN45	0	49	Entropy	0
14	ACorr45	0	50	Variance	0
15	CShade45	0	51	Modus	0
16	IMCorr245	0	52	Standar Dev	0
17	Entropy45	0	53	Kurtosis	0
18	DEntro45	0	54	Skewness	0
19	IMCorr145	0	55	SEntro0	0
20	ASM90	0	56	Entropy0	0
21	Contrast90	0	57	iDiff90	0
22	SEntro45	0	58	DEntro0	0
23	DEntro90	0	59	INN0	0
24	IMCorr290	0	60	IDN0	0
25	ACorr90	0	61	ASM45	0
26	Diss90	0	62	Correlation45	0
27	CShade90	0	63	SSVar45	0
28	CProm90	0	64	iDiff0	0
29	IMCorr190	0	65	MProb0	0
30	DVar90	0	66	CProm0	0
31	Correlation90	0	67	IMCorr20	0
32	Entropy90	0	68	IMCorr10	0
33	SSVar90	0	69	ACorr0	0
34	IDM90	0	70	CShade0	0
35	SAV90	0	71	Diss0	0
36	SEntro90	0	72	MProb90	0



No.	Parameter Fitur	Gain	No.	Parameter Fitur	Gain
1	SRLGE0	0.238	37	SVar90	0
2	Contrast0	0.236	38	SVar45	0
3	DVar0	0.236	39	IDM45	0
4	Contrast45	0.202	40	SAV45	0
5	DVar45	0.202	41	SVar0	0
6	SRLGE135	0.202	42	ASM0	0
7	Diss45	0.202	43	Correlation0	0
8	MProb45	0	44	SSVar0	0
9	Solidity	0	45	IDM0	0
10	iDiff45	0	46	SAV0	0
11	CProm45	0	47	Smoothness	0
12	IDN45	0	48	Energi	0
13	INN45	0	49	Entropi	0
14	ACorr45	0	50	Variance	0
15	CShade45	0	51	Modus	0
16	IMCorr245	0	52	Standar Dev	0
17	Entropy45	0	53	Kurtosis	0
18	DEntro45	0	54	Skewness	0
19	IMCorr145	0	55	SEntro0	0
20	ASM90	0	56	Entropy0	0
21	Contrast90	0	57	iDiff90	0
22	SEntro45	0	58	DEntro0	0
23	DEntro90	0	59	INN0	0
24	IMCorr290	0	60	IDN0	0
25	ACorr90	0	61	ASM45	0
26	Diss90	0	62	Correlation45	0
27	CShade90	0	63	SSVar45	0
28	CProm90	0	64	iDiff0	0
29	IMCorr190	0	65	MProb0	0
30	DVar90	0	66	CProm0	0
31	Correlation90	0	67	IMCorr20	0
32	Entropy90	0	68	IMCorr10	0
33	SSVar90	0	69	ACorr0	0
34	IDM90	0	70	CShade0	0
35	SAV90	0	71	Dissi0	0
36	SEntro90	0	72	MProb90	0

## Lampiran 10. Hasil klasifikasi pada *machine learning* Weka

Weka Explorer

Preprocess Classify Cluster Associate Select attributes Visualize

Classifier

Choose: **MultiLayerPerceptron** - L.0.3-M.0.2-N.500-V.0-S.0-E.20-H.4

Test options

Use training set  
 Supplied test set  
 Cross-validation (Folds: 10)  
 Percentage split (Split: 80%)  
 More options...

(NOM) Class

Start

Result list (right-click for options)

18.57.59 - functions: MultiLayerPerceptron

Classifier output

==== Evaluation on training set ====

Time taken to test model on training data: 0.01 seconds

==== Summary ====

Correctly Classified Instances	24	40	%
Incorrectly Classified Instances	16	40	%
Fappa statistic	0.2		
Mean absolute error	0.3020		
Root mean squared error	0.4312		
Relative absolute error	78.1630 %		
Root relative squared error	56.2396 %		
Total Number of Instances	40		

==== Detailed Accuracy By Class ====

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
Weighted Avg.	0.600	0.400	0.600	0.600	0.600	0.231	0.698	0.743	mal
	0.600	0.400	0.600	0.600	0.600	0.231	0.698	0.743	ben

==== Confusion Matrix ====

A B (← classified as)

7 13 | a = malignant

3 17 | b = benign

Weka Explorer

Preprocess Classify Cluster Associate Select attributes Visualize

Classifier

Choose: **MultiLayerPerceptron** - L.0.3-M.0.2-N.500-V.0-S.0-E.20-H.4

Test options

Use training set  
 Supplied test set  
 Cross-validation (Folds: 10)  
 Percentage split (Split: 80%)  
 More options...

(NOM) Class

Start

Result list (right-click for options)

21.42.47 - functions: MultiLayerPerceptron

Classifier output

==== Stratified cross-validation ====

Time taken to build model: 0.05 seconds

==== Summary ====

Correctly Classified Instances	18	40	%
Incorrectly Classified Instances	22	40	%
Fappa statistic	-0.1		
Mean absolute error	0.3048		
Root mean squared error	0.5594		
Relative absolute error	100.0122 %		
Root relative squared error	111.2335 %		
Total Number of Instances	40		

==== Detailed Accuracy By Class ====

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
Weighted Avg.	0.300	0.400	0.429	0.300	0.353	-0.105	0.470	0.557	mal
	0.600	0.700	0.460	0.600	0.532	-0.105	0.470	0.493	ben

==== Confusion Matrix ====

A B (← classified as)

4 14 | a = malignant

8 12 | b = benign

Weka Explorer

Preprocess Classify Cluster Associate Select attributes Visualize

Classifier

Choose: MultilayerPerceptron -L 0.3-M 0.2-N 500-V 0.0-E 20-4 s

Test options

Use training set  
 Supplied test set  
 Cross-validation Folds: 0  
 Percentage split

More options...

(Nom) Class

Start

Result list (right-click for options)

18:57:59 - functions.MultilayerPerceptron  
21:43:47 - functions.MultilayerPerceptron  
**21:43:47 - functions.MultilayerPerceptron**

Classifier output

Time taken to test model on training data: 0.01 seconds

Summary

Correctly Classified Instances	40	100 %
Incorrectly Classified Instances	0	0 %
Mappa statistic	1	
Mean absolute error	0.0251	
Root mean squared error	0.0202	
Relative absolute error	9.0516 %	
Root relative squared error	6.7423 %	
Total Number of Instances	40	

Detailed Accuracy By Class

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
mal	1.000	0.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	mal
ben	1.000	0.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	ben
Weighted Avg.	1.000	0.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	

Confusion Matrix

a b <- classified as  
20 0 | a = malignant  
0 20 | b = benign

Weka Explorer

Preprocess Classify Cluster Associate Select attributes Visualize

Classifier

Choose: MultilayerPerceptron -L 0.3-M 0.2-N 500-V 0.0-E 20-4 s

Test options

Use training set  
 Supplied test set  
 Cross-validation Folds: 0  
 Percentage split

More options...

(Nom) Class

Start

Result list (right-click for options)

18:57:59 - functions.MultilayerPerceptron  
21:43:47 - functions.MultilayerPerceptron  
21:44:40 - functions.MultilayerPerceptron  
**21:45:17 - functions.MultilayerPerceptron**

Classifier output

Time taken to build model: 2.9 seconds

Stratified cross-validation

Summary

Correctly Classified Instances	23	37.5 %
Incorrectly Classified Instances	17	42.5 %
Mappa statistic	0.15	
Mean absolute error	0.4341	
Root mean squared error	0.6572	
Relative absolute error	66.7593 %	
Root relative squared error	120.7971 %	
Total Number of Instances	40	

Detailed Accuracy By Class

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
mal	0.550	0.400	0.575	0.550	0.564	0.150	0.578	0.560	mal
ben	0.400	0.450	0.371	0.400	0.388	0.160	0.578	0.412	ben
Weighted Avg.	0.575	0.425	0.575	0.575	0.575	0.160	0.578	0.591	

Confusion Matrix

a b <- classified as  
11 9 | a = malignant  
9 12 | b = benign

Weka Explorer

Preprocess | Classify | Cluster | Associate | Select attributes | Visualize

Classifier

Choose: MultilayerPerceptron - L 0.3-M 0.2-N 500-V 0-D 0-E 20-H 4

Test options

Use training set  
 Supplied test set  
 Cross-validation  
 Percentage split

More options...

(Nom) Class

Start

Result list (right-click for options)

18.57.59 - Functions MultilayerPerceptron  
 21.43.47 - Functions MultilayerPerceptron  
 21.44.40 - Functions MultilayerPerceptron  
 21.45.17 - Functions MultilayerPerceptron  
 21.68.17 - Functions MultilayerPerceptron

Classifier output

=== Evaluation on training set ===

Time taken to test model on training data: 0.01 seconds

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	40	100	%
Incorrectly Classified Instances	0	0	%
Kappa statistic	1		
Mean absolute error	0.000		
Root mean squared error	0.000		
Relative absolute error	5.2016 %		
Root relative squared error	7.4059 %		
Total Number of Instances	40		

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	ROC Area	PRC Area	Class
mal	1.000	0.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	mal
ben	1.000	0.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	ben
Weighted Avg.	1.000	0.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	

=== Confusion Matrix ===

A B C -- classified as

20	0	0	A = malignant
0	20	0	B = benign

Weka Explorer

Preprocess | Classify | Cluster | Associate | Select attributes | Visualize

Classifier

Choose: MultilayerPerceptron - L 0.3-M 0.2-N 500-V 0-D 0-E 20-H 4

Test options

Use training set  
 Supplied test set  
 Cross-validation Folds: 0  
 Percentage split

More options...

(Nom) Class

Start

Result list (right-click for options)

18.57.59 - Functions MultilayerPerceptron  
 21.43.47 - Functions MultilayerPerceptron  
 21.44.40 - Functions MultilayerPerceptron  
 21.45.17 - Functions MultilayerPerceptron  
 21.48.12 - Functions MultilayerPerceptron  
 21.52.51 - Functions MultilayerPerceptron

Classifier output

Time taken to build model: 3.17 seconds

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	21	52.5	%
Incorrectly Classified Instances	19	47.5	%
Kappa statistic	0.05		
Mean absolute error	0.4824		
Root mean squared error	0.4208		
Relative absolute error	85.9917 %		
Root relative squared error	123.4564 %		
Total Number of Instances	40		

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	ROC Area	PRC Area	Class
mal	0.500	0.450	0.326	0.500	0.413	0.090	0.563	mal
ben	0.950	0.500	0.924	0.950	0.937	0.960	0.563	ben
Weighted Avg.	0.525	0.475	0.525	0.525	0.525	0.090	0.563	

=== Confusion Matrix ===

A B C -- classified as

10	10	0	A = malignant
9	11	0	B = benign

Weka Explorer

Preprocess Classify Cluster Associate SelectAttributes Visualize

Classifier

Choose: MultilayerPerceptron L.O3-M02-N500-V0-S0-E20-4fs

Test options

Use training set  
 Supplied test set  
 Cross-validation: Folds: 5  
 Percentage split

More options...

(Nom) Class

Start

Result list (right-click for options)

185759 - functions.MultilayerPerceptron  
 214347 - functions.MultilayerPerceptron  
 214440 - functions.MultilayerPerceptron  
 214517 - functions.MultilayerPerceptron  
 214812 - functions.MultilayerPerceptron  
 215251 - functions.MultilayerPerceptron  
 220921 - functions.MultilayerPerceptron

Classifier output

Time taken to test model on training data: 0 seconds

Summary

Correctly Classified Instances	35	87.5 %
Incorrectly Classified Instances	5	12.5 %
Kappa statistic	0.75	
Mean absolute error	0.2334	
Root mean squared error	0.3312	
Relative absolute error	46.655 %	
Root relative squared error	66.266 %	
Total Number of Instances	40	

Detailed Accuracy By Class

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
mal	1.000	0.250	0.800	1.000	0.889	0.775	0.860	0.812	mal
ben	0.750	0.000	1.000	0.750	0.857	0.775	0.640	0.808	ben
Weighted Avg.	0.875	0.125	0.900	0.875	0.873	0.773	0.860	0.841	

Confusion Matrix

```

a b <-- classified as
20 0 | a = malignant
 5 15 | b = benign
  
```

Weka Explorer

Preprocess Classify Cluster Associate SelectAttributes Visualize

Classifier

Choose: MultilayerPerceptron L.O3-M02-N500-V0-S0-E20-4fs

Test options

Use training set  
 Supplied test set  
 Cross-validation: Folds: 5  
 Percentage split

More options...

(Nom) Class

Start

Result list (right-click for options)

185759 - functions.MultilayerPerceptron  
 214347 - functions.MultilayerPerceptron  
 214440 - functions.MultilayerPerceptron  
 214517 - functions.MultilayerPerceptron  
 214812 - functions.MultilayerPerceptron  
 215251 - functions.MultilayerPerceptron  
 220921 - functions.MultilayerPerceptron

Classifier output

Time taken to build model: 0.03 seconds

Stratified cross-validation

Summary

Correctly Classified Instances	26	65 %
Incorrectly Classified Instances	14	35 %
Kappa statistic	0.3	
Mean absolute error	0.4118	
Root mean squared error	0.6455	
Relative absolute error	81.9213 %	
Root relative squared error	109.0727 %	
Total Number of Instances	40	

Detailed Accuracy By Class


	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
mal	0.700	0.400	0.686	0.700	0.697	0.302	0.403	0.581	mal
ben	0.400	0.000	0.687	0.400	0.492	0.502	0.403	0.471	ben
Weighted Avg.	0.650	0.350	0.652	0.650	0.649	0.502	0.403	0.541	

Confusion Matrix

```

a b <-- classified as
14 6 | a = malignant
 3 12 | b = benign
  
```

## Lampiran 11. SK pembimbing

 <p>PROGRAM STUDI FISIKA FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI UNIVERSITAS ISLAM NEGERI WALISONGO SEMARANG <i>Jl. Prof. Dr. Hamka Kampus II Ngaliyan, Telp. 0247601293 Fax. 0247613387 Semarang 50183</i></p>		
No	: B-3784/Un.10.S/I2/PP.00.9/12//2020	Semarang, 22 Desember 2020
Lamp	:-	
Hal	: Penunjukan Pembimbing Skripsi	
Yth,		
1. Edi Daemuri Anwar, M.Si		
2. Mubammad Ardhi Khalif, M.Sc		
<i>Assalamu'alaikum Wr. Wb</i>		
Berdasarkan hasil pembahasan usul judul penelitian pada Program Studi Fisika Fakultas Sains dan Teknologi, maka disetujui judul skripsi mahasiswa :		
Nama	: Nisrina Nur Aziza	
NIM	: 1608026009	
Judul	: <b>Klasifikasi Nodul Penyakit Kanker Paru-paru pada Citra Rontgen Thorax Berdasarkan Ekstraksi Fitur Geometris dan Tekstur Menggunakan Scilab</b>	
Dan menunjuk :		
1. Edi Daemuri Anwar, M.Si sebagai Pembimbing I		
2. Muhammad Ardhi Khalif, M.Sc sebagai Pembimbing II		
Demikian penunjukan pembimbing skripsi ini disampaikan, atas perhatian yang diberikan kami ucapkan terimakasih		
<i>Wassalamu'alaikum Wr. Wb</i>		
a.n Dekan Ketua Program Studi Fisika  <u>Agus Sudarmanto, M.Si</u> NIP 197708232009121001		



## Lampiran 12. Riwayat Hidup

### A. Identitas Diri

1. Nama : Nisrina Nur Aziza
2. Tempat, Tanggal Lahir : Magelang, 13 Februari 1998
3. Alamat : Jl Walet 1 Blok E-26/16 RT.008/RW.10  
Pondok Sejahtera Kelurahan Kutabaru,  
Kec. Pasar Kemis, Kab. Tangerang
4. No. Hp : 089630765077
5. E-mail : nisrinana13@gmail.com

### B. Riwayat Pendidikan

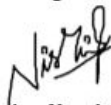
#### 1. Pendidikan Formal

- a. TK Al-Kamal 3 Tangerang (2002-2004)
- b. SD Kartika III-3 Magelang (2004-2010)
- c. SMP Negeri 4 Magelang (2010-2013)
- d. SMA Negeri 1 Pagaden Subang (2013-2016)

#### 2. Pengalaman dan Organisasi

- a. Panitia Olimpiade Fisika Islam Nasional (OFIN) UIN Walisongo Semarang (2016 dan 2017)
- b. Ikatan Mahasiswa Fisika UIN Walisongo Semarang (2017-2018)
- c. Pemateri Pelatihan software Mendeley, Ikatan Mahasiswa Fisika UIN Walisongo Semarang (2021)

Semarang, 1 Desember 2021



**Nisrina Nur Aziza**

NIM : 1608026009