

**KLASIFIKASI CITRA MAMMOGRAFI PADA KASUS TUMOR
JINAK DAN GANAS BERBASIS CIRI TEKSTUR DAN
MORFOLOGI MENGGUNAKAN METODE *MULTY LAYER
PERCEPTRON***

SKRIPSI

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



Oleh : **LAELATUL MUNAWAROH**
NIM : 170802018

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI WALISONGO
SEMARANG
2022

PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Laelatul Munawaroh
NIM : 170802018
Jurusan/Program Studi : Fisika/ Fisika

menyatakan bahwa skripsi yang berjudul :

KLASIFIKASI CITRA MAMMOGRAFI PADA KASUS TUMOR JINAK DAN GANAS BERBASIS CIRI TEKSTUR DAN MORFOLOGI MENGUNAKAN METODE MULTY-LAYER PERCEPTRON

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

Semarang, 14 Desember 2022
Pembuat pernyataan,



Laelatul Munawaroh
NIM : 170802018



KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI WALISONGO
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

Jl. Prof Dr. Hamka Ngaliyan Semarang

Telp. (024) 7601295 Fax. 7615387

PENGESAHAN

Naskah skripsi berikut ini:

Judul : **KLASIFIKASI CITRA MAMMOGRAFI PADA KASUS TUMOR JINAK DAN GANAS BERBASIS CIRI TEKSTUR DAN MORFOLOGI MENGGUNAKAN METODE *MULTY-LAYER PERCEPTRON***

Nama : **LAELATUL MUNAWAROH**

NIM : **1708026018**

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, 03 Januari 2023

DEWAN PENGUJI

Penguji I,

Heni Sumarti, M.Si.

NIP. 19871011 201903 2009

Penguji II,

Fachrizal Rian Pratama, M.Sc.

NIP. 19890626 201903 1012

Penguji III,

Irman Said Prastyo, M.Sc.

NIP. 19911228 201903 1009

Penguji IV,

Shella Rully Anggita, S.Pd., M.Si.

NIP. 199005052019032017

Pembimbing I,

Muhammad Ardhi Khalif, M.Sc.

NIP. 19821009 201101 1010

Pembimbing II,

Heni Sumarti, M.Si.

NIP. 19871011 201903 2009



NOTA DINAS

Semarang, 14 Desember 2022

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 CITRA MAMMOGRAFI PADA KASUS
TUMOR JINAK DAN GANAS BERBASIS CIRI TEKSTUR
DAN MORFOLOGI MENGGUNAKAN METODE
MULTY-LAYER PERCEPTRON

Nama : Laelatul Munawaroh

NIM : 170802018

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,



Muhammad Ardhi Khalif, M.Sc

NIP : 19821009 201101 1 010

NOTA DINAS

Semarang, 14 Desember 2022

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 CITRA MAMMOGRAFI PADA KASUS
TUMOR JINAK DAN GANAS BERBASIS CIRI TEKSTUR
DAN MORFOLOGI MENGGUNAKAN METODE
MULTY-LAYER PERCEPTRON

Nama : Laelatul Munawaroh

NIM : 170802018

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,



Heni Sumarti, M.Si

NIP : 19871011 201903 2 009

ABSTRAK

Mammografi merupakan salah satu teknik pemeriksaan radiologi dalam mendeteksi kelainan berupa tumor pada payudara. Mammografi menghasilkan citra payudara yang masih memiliki kekurangan seperti *derau* atau *noise* sehingga dapat menyebabkan perbedaan interpretasi dokter terhadap hasil citra mammografi. *Computer Aided Diagnosis* (CAD) adalah sistem komputer yang dapat dijadikan sebagai *second opinion* dalam menentukan karakteristik nodul pada citra mammografi. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan citra mammografi dengan membedakan tumor jinak dan ganas berbasis ciri tekstur dan morfologi menggunakan metode *Multy Layer Perceptron*. Sistem CAD dilakukan menggunakan metode *cropping*, *filtering* menggunakan adaptif median filter, segmentasi, serta ekstraksi ciri tekstur (histogram, GLCM, GLRLM) dan morfologi (*perimeter* dan *roundness*) sebagai masukan dalam tahap klasifikasi menggunakan scilab. Tahap klasifikasi menggunakan metode *Multy Layer Perceptron*. Berdasarkan hasil penelitian menunjukkan bahwa klasifikasi citra mammografi berdasarkan ciri tekstur adalah pada tumor jinak gambar lebih halus dibanding tumor ganas karena nilai energi tumor jinak lebih besar daripada tumor ganas, distribusi skala abu-abu lebih homogen pada tumor jinak dibanding tumor ganas karena homogenitas pada tumor jinak lebih kecil daripada tumor ganas dan untuk ciri morfologi yaitu pada tumor jinak bentuk nodul lebih teratur daripada tumor ganas yang lebih kasar serta hasil akurasi pada 5 *folds cross validation* sebesar 74%.

Kata kunci : mammografi, ekstraksi tekstur, MLP

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Wr.Wb.

Puji syukur Alhamdulillah, penulis panjatkan kehadiran Allah SWT yang telah memberikan seribu jalan, sejuta langkah berupa kesehatan serta melimpahkan segala rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini yang berjudul "Klasifikasi Citra Mammografi pada Kasus Tumor Jinak dan Ganas Berbasis Ciri Tekstur dan Morfologi menggunakan Metode Multy Layer Perceptron". Sholawat serta salam senantiasa tercurahkan kepada baginda Nabi Agung Muhammad SAW, yang telah menjadikan dari zaman gelap gulita menuju terang benderang yang telah menjadi suri tauladan bagi seluruh umat islam di dunia dalam menuntut ilmu. Semoga kita tergolong umatnya yang mendapat syafa'at dari beliau kelak di Yaumul Qiyamah Aamiin.

Proses penyusunan skripsi ini tidak lepas dari doa, bantuan, bimbingan, motivasi dan peran dari banyak pihak. Sehingga penulis mengucapkan terimakasih kepada :

1. Prof Imam Taufiq, M.Ag., selaku Rektor Universitas Islam Negeri Walisongo Semarang.
2. Dr. H. Ismail, M.Ag., selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Walisongo Semarang.
3. Agus Sudarmanto, M.Si., selaku ketua Jurusan dan Faqih Muhammad M.Pd., selaku sekretaris Jurusan Fisika.
4. Muhammad Ardhi Khalif, M.Sc., selaku Pembimbing 1 dan Heni Sumarti, M.Si., selaku Pembimbing II yang selalu

memberi bimbingan dan dorongan hingga terselesainya skripsi ini dengan baik.

5. Kedua Orang Tua tercinta Bapak Rohmudin dan Ibu Bandiyah. Terimakasih telah menjadi orang tua terbaik, selalu memberikan motivasi dan membimbing penulis, memberikan do'a terbaik sepanjang hari, menasehati, dan tak kenal lelah mencari rezeki untuk membiayai pendidikan penulis serta Mba Nur Khotimah, Adik Abdul Rohman dan Abdul Rohim yang selalu memberikan dukungan, motivasi serta semangat.
6. Babah Kyai Hj. Fadlolan Musyafa'a Lc. MA dan Ibu Fenti yang telah memberikan tempat pertama kali penulis menimba ilmu di Pondok Pesantren Ma'had Walisongo Semarang.
7. Keluarga besar Pondok Pesantren Ma'had Ulil Albab, Abah Muhayya, istri yang telah memberikan barokah doa.
8. Keluarga besar HMI Komisariat Saintek yang selalu memberikan semangat dan motivasi kepada penulis.
9. Keluarga besar IMAKE UIN Walisongo Semarang yang selalu memberikan semangat dan motivasi kepada penulis.
10. Keluarga besar Fisika 2017, Terimakasih atas kebersamaan, rasa kekeluargaan yang tiada henti, bantuan, motivasi, dan dukungannya.
11. Prof. Dr. H. Mujiyono, MA dan Keluarga terimakasih karena telah memberikan penulis tempat kost untuk mengerjakan dan menyelesaikan skripsi ini.

12. Sahabat tercinta Mowo, Jami, Sifa, Ihsan, Iqbal, Fiya, Nadia dan teman seperjuangan dan seimbang yang selalu mengingatkan untuk mengerjakan skripsi dan mengingatkan untuk istirahat. Terimakasih
13. Teman-temanku yang tak pernah bosan mengajari dan mendengarkan keluh kesah penulis selama ini.
14. Semua pihak yang telah membantu terselesaikannya penulisan skripsi ini yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Semoga kebaikan semuanya menjadi amal ibadah yang diterima dan mendapat pahala yang berlimpah dari Allah SWT. Aamiin.

Atas segala kekurangan dan kelemahan dalam skripsi ini penulis mengharapkan saran dan kritik yang membangun. Semoga karya tulis yang sederhana ini dapat menjadi bacaan yang bermanfaat dan dapat dikembangkan bagi peneliti-peneliti selanjutnya.

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
PERNYATAAN KEASLIAN	ii
PENGESAHAN	iv
NOTA PEMBIMBING I	v
NOTA PEMBIMBING II	vi
KATA PENGANTAR	x
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR LAMPIRAN	xvi
BAB I PENDAHULUAN	1
A. Latar Belakang Masalah	1
B. Rumusan Masalah	5
C. Tujuan Penelitian	5
D. Manfaat Penelitian	6
BAB II LANDASAN PUSTAKA	7
A. Kajian Teori	7
B. Kajian Pustaka	34
BAB III Hasil Penelitian dan Pembahasan	37
A. Jenis dan Desain Penelitian	37
B. Waktu dan Tempat Penelitian	37
C. Alat Penelitian	37
D. Bahan Penelitian	38
E. Prosedur Penelitian	39
F. Analisis Data	42
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	43
A. Hasil	43
B. Pembahasan	54
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	61
A. Kesimpulan	61
B. Saran	61

DAFTAR PUSTAKA	63
Lampiran-lampiran.....	69

DAFTAR TABEL

Tabel	Judul	Halaman
Tabel 4.1	Perbandingan Proses Klasifikasi	53
Tabel 4.2	Perbandingan Fitur Tekstur Jinak dan Ganas	54
Tabel 4.3	Perbandingan Fitur Morfologi Jinak dan Ganas	56

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Judul	Halaman
Gambar 2.1	Anatomi Payudara (Rochmawati, 2009)	8
Gambar 2.2	Bagian-bagian Pesawat Mammografi (Adina, 2020)	11
Gambar 2.3	Prinsip Kerja Pesawat Mammografi	12
Gambar 2.4	Citra Digital	15
Gambar 2.5	Skala Citra Grayscale	16
Gambar 2.6	Gambar Tampilan Awal Scilab (Sumber data pribadi)	31
Gambar 2.7	Gambar Tampilan Awal Weka (Sumber data pribadi)	33
Gambar 2.8	Gambar Ilustrasi Arsitektur MLP (Fara, 2020)	34
Gambar 3.1	Diagram Alir Penelitian	39
Gambar 4.1	(a) Citra Tumor Ganas dan (b) Citra Tumor Jinak	44
Gambar 4.2	(a) Citra tumor sebelum dan (b) Citra sesudah cropping	45
Gambar 4.3	(a) Citra sebelum dan (b) Citra sesudah filtering	46
Gambar 4.4	(a) Citra sebelum dan (b) Citra sesudah segmentasi	47
Gambar 4.5	Klasifikasi algoritma <i>multy layer perceptron use data training</i>	50

Gambar 4.6	Klasifikasi algoritma <i>multy layer perceptron</i> 5 <i> folds cross validation</i>	51
Gambar 4.7	Klasifikasi algoritma <i>multy layer perceptron</i> 10 <i> folds cross validation</i>	52
Gambar 4.8	Klasifikasi algoritma <i>multy layer perceptron</i> 15 <i> folds cross validation</i>	53
Gambar 4.9	Tahapan pengolahan citra	57

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman	
Lampiran 1	Daftar Istilah	69
Lampiran 2	Hasil ekstraksi ciri	70
Lampiran 3	<i>Source Code</i> Program Adaptif Median Pada Scilab	78
Lampiran 4	<i>Source Code</i> Program Histogram Pada Scilab	79
Lampiran 5	<i>Source Code</i> Program GLCM Pada Scilab	81
Lampiran 6	<i>Source Code</i> Program GLRLM pada Scilab	84
Lampiran 7	Source Code Program Morfologi pada Scilab	88
Lampiran 8	Hasil Klasifikasi Ciri Tekstur Histogram dengan Scilab	94
Lampiran 9	Hasil Klasifikasi Ciri Tekstur GLCM dengan Scilab	95
Lampiran 10	Hasil Klasifikasi Ciri Tekstur GLRLM dengan Scilab	97
Lampiran 11	Hasil Klasifikasi Ciri Tekstur Morfologi dengan Scilab	98
Lampiran 12	Hasil Perhitungan Confussion Matrix Klasifikasi <i>Trainingset</i> dan <i>Testingset</i>	99
Lampiran 13	Tabel Hasil Klasifikasi <i>Trainingset</i> dan <i>Testingset 5 folds Cross Validation</i>	103
Lampiran 14	Hasil Turnitin	105
Lampiran 15	Daftar Riwayat Hidup	106

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang Masalah

Kasus kejadian penyakit kanker di seluruh dunia selalu mengalami peningkatan yang signifikan. Penyakit kanker atau bisa disebut dengan tumor atau neoplasma ganas adalah jaringan abnormal yang tersusun oleh sekumpulan sel yang pertumbuhan dan perkembangannya tidak terkendali dibandingkan dengan sel sehat yang berada di sekitarnya. Sel-sel tersebut dapat menyerang jaringan normal yang disekitarnya (Firmana, 2017). Meskipun belum diketahui penyebab kanker secara pasti, namun terdapat dua faktor yang dapat meningkatkan risiko terkena kanker yaitu faktor internal dan faktor eksternal. Faktor internal seperti mewarisi gen tubuh, hormon dan kondisi tubuh, sedangkan faktor eksternal yang menjadi pemicu penyebab terjadinya kanker seperti merokok dan gaya hidup yang tidak sehat (Infodatin Kanker, 2019).

Pada kondisi awal, hampir semua pasien penderita kanker tidak menunjukkan gejala apapun. Oleh karena itu, perlu dilakukan pendeteksian sedini mungkin. Salah satu upaya bentuk pencegahan dan pengendalian kanker adalah melakukan pemeriksaan payudara sendiri (SADARI). Selain itu untuk mencegah kondisi fatal, yang biasa dilakukan yaitu *screening* menggunakan mammografi. *Screening* yaitu pendeteksian tanda-tanda kanker secara dini sehingga dapat meningkatkan keberlangsungan hidup penderita kanker yang tidak mengalami gejala dan efektif dalam menurunkan angka kematian pada wanita

usia 40-70 tahun. Salah satu *screening* yang direkomendasikan oleh *World Health Organization* (WHO) yaitu mammografi (Solikhah, 2019). Mammografi adalah pemeriksaan payudara dengan sinar-X menggunakan dosis yang rendah. Studi menemukan bahwa sensitivitas dari mammografi berkisar antara 60-90% (Rasjidi, 2017).

Proses analisa pada citra mammografi dilakukan oleh ahli radiologi. Terdapat studi yang menyatakan bahwa para ahli radiolog mempunyai kemampuan interpretasi tergantung dengan jenis lesi (area abnormal) yang diamati. Namun kemampuan ahli radiologi dalam menginterpretasi kalsifikasi lebih buruk dibandingkan saat menginterpretasi massa. Citra mammografi sangat cocok digunakan dalam membedakan abnormalitas pada jaringan tetapi citra mammografi kurang cocok digunakan dalam mendeteksi abnormalitas jinak dan ganas. Oleh sebab itu diperlukan pengolahan citra sehingga dapat membedakan ganas dan jinak (Tunjungsari dkk, 2016).

Penelitian sebelumnya (Ermawati, 2020) mengenai klasifikasi nodul payudara berbasis ciri tekstur histogram dan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) pada citra ultrasonografi (USG) menggunakan scilab dan klasifikasi dengan Weka. Penelitian ini membedakan nodul yang bermassa kistik dan solid menggunakan metode *Multi Layer Perceptron* (MLP) menghasilkan nilai akurasi 88,89% dengan 30 ciri tekstur dan 80,56% dengan 10 ciri tekstur. Penelitian terdahulu (Thawkar dan Ingolikar, 2017) membahas tentang deteksi otomatis dan klasifikasi massa dalam mammogram digital untuk deteksi otomatis dan klasifikasi massa jinak atau ganas. Penelitian tersebut menggunakan operasi morfologi dan pengklasifikasian menggunakan *Linear Discriminant Analysis* (LDA),

Support Vector Machine (SVM) dan *Multy Layer Perceptron* (MLP) menghasilkan akurasi masing-masing 91,4%, 90,3% dan 96,0%. Penelitian lain (Wisudawati, 2021) yang membahas tentang tumor jinak dan ganas pada citra mammogram berbasis ciri tekstur GLCM dan metode klasifikasi menggunakan SVM mendapatkan nilai akurasi sebesar 83,59%.

Citra mammografi dari segi tekstur dapat menunjukkan karakteristik nodul dari segi tekstur dan ukuran. Penelitian ini menggunakan ciri tekstur disebabkan citra memiliki pola tertentu yang memungkinkan perbedaan dalam hal diagnosis (Kadir dan Susanto, 2013). Pola yang dimaksud adalah perbedaan visual tumor jinak dan ganas. Berbasis tekstur yaitu dilakukan dengan mengesktraksi tekstur dan fitur tekstur sangat bergantung dengan kekasaran, kehalusan dan keteraturan. Dari ciri tekstur didapat histogram, GLCM dan GLRLM. Perbedaan masing-masing adalah histogram hanya menggunakan satu variabel aras intensitas untuk membedakan pola tekstur, GLCM menggunakan dua variabel intensitas dan sudut dalam membedakan corak tekstur sedangkan GLRLM dapat dikatakan statistik orde tinggi karena menggunakan tiga variabel peubah untuk membedakan corak tekstur yaitu nilai aras itensitas pixel, sudut dan jarak pixel (Nugroho 2015). Penelitian sebelumnya terkait tekstur dilakukan oleh Zhao dkk., (2014) membahas tentang peran fitur tekstur di berbagai ukuran menggunakan metode *otsu treshold* menghasilkan akurasi sebesar 86%.

Citra mammografi dari segi morfologi dapat menunjukkan karakteristik nodul dari segi bentuk. Penelitian ini menggunakan ciri morfologi dikarenakan ciri morfologi berhubungan dengan bentuk geometri yang menonjol pada suatu objek yang dapat

digunakan untuk mengklasifikasikan objek tersebut (Hutabarat, 2017). Morfologi sangat bergantung dengan ketepatan segmentasi karena terkait dengan bentuk citra. Dari morfologi didapat *perimeter* dan *roundness*. *Perimeter* dan *roundness* dipilih karena terkait dengan keliling dan kebulatan dari suatu bentuk nodul. Salah satu penelitian lain yang terkait dengan morfologi dilakukan oleh Shara dkk., (2016) tentang penggunaan morfologi pada pencitraan payudara menggunakan metode DCE MRI dan CSM. Hasil dari penelitian tersebut menyatakan bahwa bentuk dari tumor jinak cenderung lebih teratur dibandingkan yang ganas.

Oleh karena itu dilakukan penelitian ini dengan menggabungkan antara ciri tekstur dan morfologi supaya bisa didapat karakteristik nodul dari segi tekstur dan bentuk untuk melakukan pengklasifikasian serta mendapat akurasi yang baik. Selanjutnya proses klasifikasi data dilakukan dengan menggunakan software Weka. Weka merupakan salah satu aplikasi data mining yang dapat digunakan dalam mengolah data. Weka dipilih karena mempunyai banyak tools untuk pengolahan data dibanding aplikasi lain, *open source*, lebih ringan serta hampir dapat digunakan di semua platform (Faid dkk, 2019) (Pujiono dkk, 2013). Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Multy layer perceptron* (MLP). Metode ini dipilih karena mempunyai arsitektur yang lebih sederhana, algoritmanya lebih mudah diimplementasikan dan pada MLP sudah tersedia menu pelatihan dan pengujian yang fleksibel jika digunakan dalam jangka panjang jika ada perubahan data (Ermawati, 2020).

Berdasarkan metode yang sudah dikembangkan dengan *multy layer perceptron* untuk mengolah citra mammografi pada kasus tumor jinak dan ganas diperlukan metode baru dengan

menggabungkan ciri tekstur dan morfologi yang dapat diolah dengan aplikasi scilab sehingga mendapatkan klasifikasi MLP dengan tingkat keakuratan yang tinggi.

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian yang telah dipaparkan di atas, maka pokok permasalahan yang menjadi fokus penelitian dapat diuraikan sebagai berikut :

1. Bagaimana Klasifikasi tumor Jinak dan Ganas pada Citra Mammografi Berdasarkan Ciri Tekstur dan Morfologi menggunakan Metode *Multy Layer Perceptron* ?
2. Berapa Tingkat Akurasi Klasifikasi Tumor Jinak dan Ganas pada Citra Mammografi menggunakan Metode *Multy Layer Perceptron* ?

C. Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian yaitu sebagai berikut:

1. Mengetahui Klasifikasi Tumor Jinak dan Ganas pada Citra Mammografi Berdasarkan Ciri Tekstur dan Morfologi menggunakan Metode *Multy Layer Perceptron* ?
2. Mengetahui Tingkat Akurasi Klasifikasi Tumor Jinak dan Ganas pada Citra Mammografi menggunakan Metode *Multy layer Perceptron*.

D. Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian yaitu sebagai berikut:

1. Bagi Penulis dan Pembaca

Dapat menambah pengetahuan seputar pengolahan citra yang terkait dengan citra mamografi.

2. Bagi Tenaga Kesehatan

Dapat memberikan informasi yang berguna bagi tenaga kesehatan dengan memberikan diagnosis dan informasi yang akurat.

3. Bagi Instansi

Dapat dijadikan sebagai referensi dan dijadikan sebagai acuan bagi penelitian selanjutnya yang terkait dengan tema penelitian ini.

BAB II

LANDASAN PUSTAKA

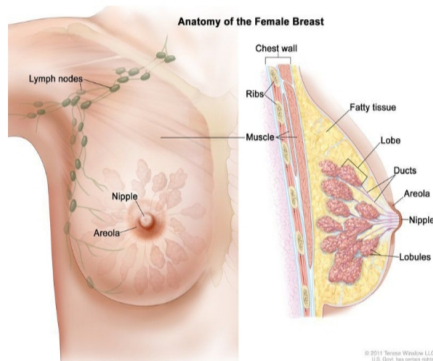
A. Kajian Teori

1. Anatomi Payudara

Payudara (*mammae*) atau buah dada adalah salah satu organ reproduksi yang terletak disebelah atas dari otot dada dan dibawah kulit. Secara anatomis terdapat tiga bagian utama pada payudara yaitu (korpus) (*mammae*), areola dan puting (*papilla*). Selain memiliki fungsi yang utama yaitu sebagai penghasil ASI (Air Susu Ibu) untuk makanan bagi bayi, payudara juga mempunyai peran penting yaitu dalam proses dan rangsangan seksual. Terdapat sepasang payudara pada dada kiri dan kanan yang memiliki berat masing-masing yaitu sekitar 200 gram dan bisa mencapai sekitar 600 gram saat hamil dan 800 gram saat menyusui (Apriyani dkk, 2021).

Bentuk *mammae* pada wanita dan laki-laki yang belum mengalami pubertas sama. Berbeda dengan wanita, seiring berjalannya waktu setelah pubertas payudara membesar dan membentuk lingkaran, pembesaran payudara ini dipengaruhi oleh hormon estrogen dan hormon progesteron (Oktaria, 2015). Payudara tersusun dari kelenjar keringat dan terus berkembang mengalami pertumbuhan dari kecil hingga pubertas. Sedangkan pada laki-laki terhenti ketika masih bayi. Payudara pada perempuan akan berkembang mulai umur 9-14 tahun (Pulungan, 2013).

Terdapat beberapa penyusun payudara diantaranya yaitu kulit, lemak subkutan, serta jaringan parenkim dan stroma. Terdapat 15-25 segmen dari jaringan parenkim pada payudara dan semuanya menyatu pada daerah *nipple* dengan bentuk radial. Sedangkan jaringan stroma serta jaringan subkutaneus pada payudara tersusun dari lemak, jaringan ikat, pembuluh darah, saraf serta limfatik. Untuk kulit payudara yang tipis berisi kumpulan ujung saraf sensoris. Selanjutnya pada payudara terdapat papilla mammae yang dikelilingi kulit dengan warna gelap yang biasa disebut dengan areola mammae yang berdiameter 15-60 mm (Oktaria, 2015). Adapun anatomi payudara ditunjukkan pada gambar 2.1



Gambar 2.1. Anatomi Payudara (Rochmawati, 2009)

2. Kelainan pada Payudara

Tumor payudara adalah benjolan yang terdapat pada payudara. Benjolan tersebut terjadi karena indikasi adanya tumor atau kanker. Tetapi dalam memastikan

hal tersebut harus dilakukan pemeriksaan (Sihombing dan Sapardi, 2014). Berikut beberapa kelainan pada payudara diantaranya adalah fibroadenoma, fibrokistik dan kista (Ermawati, 2020).

Faktor-faktor risiko yang timbul karena kanker diantaranya yaitu indeks massa tubuh (IMT) yang tinggi, faktor makanan yang salah, aktifitas fisik yang kurang, merokok dan minum alkohol secara berlebihan. Pencegahan penyakit kanker dapat dilakukan dengan cara mengurangi faktor risiko yang menjadi penyebab timbulnya kanker. Pencegahan yang dilakukan secara dini dapat ditangani lebih awal yaitu dengan mengenali gejala-gejala kanker (Infodatin kanker, 2015).

Kanker payudara dapat diklasifikasikan menjadi 3 yaitu :

(a) *Diagnosis Normal*

Payudara Normal adalah payudara yang memiliki pertumbuhan sel normal. Pertumbuhan payudara pada seorang wanita dipengaruhi oleh hormon estrogen dan progesteron.

(b) *Diagnosis Tumor (Benign)*

Benign atau tumor payudara pada wanita adalah suatu hal yang terjadi pada payudara yang disebabkan oleh pertumbuhan sel yang lebih cepat dibanding sel yang sudah mati atau rusak. Sehingga sel tersebut dapat mengganggu jaringan yang lain. Tetapi jaringan tersebut tidak merusak organ tubuh yang lainnya.

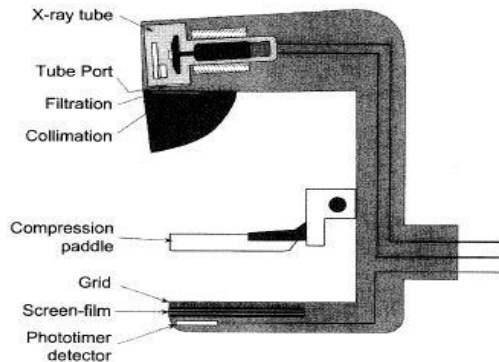
(c) *Diagnosis Kanker (Malignant)*

Kanker payudara merupakan pertumbuhan sel

payudara yang abnormal dan merusak jaringan yang lainnya atau dengan kata lain pertumbuhan sel yang merusak jaringan lainnya dan mengganas (A'yun, 2015).

3. Mammografi

Mammografi merupakan salah satu pemeriksaan radiologi yang dikhususkan dalam mendeteksi kelainan pada payudara. Mammografi menggunakan sinar-X dengan dosis yang rendah (Santoso dkk, 2008). Hasil yang terekam dari pemeriksaan mammografi adalah mammogram. Mammografi cocok digunakan dalam menganalisis perubahan jaringan yang terjadi pada payudara (Helja dkk, 2019).

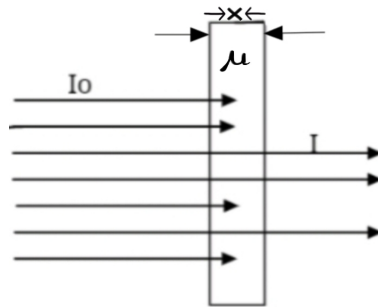


Gambar 2.2. Bagian-bagian Pesawat Mammografi (Adina, 2020)

Pemeriksaan mammografi sebagai bentuk upaya dalam meminimalisir stadium dapat dilakukan mulai umur 40 tahun. Dikarenakan jika dilakukan pemeriksaan pada usia

muda jaringan payudara masih terlihat normal maka akan sulit membedakan antara lesi patologis dengan sekitarnya (Pulungan, 2013). Bagian-bagian pesawat mammografi ditunjukkan pada gambar 2.2.

Prinsip kerja pesawat mammografi ditunjukkan gambar 2.3. Intensitas radiasi sinar-X setelah melewati bahan penyerapan akan berkurang tetapi energi dari radiasi sinar-X ini yang lolos dari bahan tersebut tidak berkurang (Akhadi, 2000).



Gambar 2.3. Prinsip Kerja Pesawat Mammografi

Prinsip kerja pesawat sinar-X pada mammografi yang melewati suatu material (payudara) mengikuti persamaan berikut (Akhadi, 2000) :

$$I = I_0 e^{-\mu x} \quad (2.1)$$

Dengan :

I=Intensitas sinar-X setelah melewati material (payudara)

I_0 =Intensitas sinar-X sebelum melewati material (payudara)

x =Lebar material (Payudara)(cm)

μ = Sifat atenuasi material (Payudara)(cm^{-1})

Sinar-X merupakan sinar yang mempunyai daya tembus yang tinggi dan dapat menembus material. Intensitas akan berkurang sebanding dengan jenis material yang dilewati. Perbedaan intensitas tersebut yang tampak sebagai citra. Prinsip kerja pesawat sinar-X mammografi mempunyai prinsip kerja yang sama dengan yang lain. Energi sinar-X dari tabung yang melewati payudara ditangkap kaset film yang di bawah payudara. Sedangkan yang diserap mempunyai tingkat yang bervariasi sesuai dengan jenis jaringan. Variasi dalam penyerapan menyebabkan perbedaan hasil exposure, yang memberikan rincian jaringan di dalam payudara. Pada mammogram lemak tampak berwarna hitam sedangkan yang lainnya seperti kelenjar, jaringan ikat, tumor, kalsifikasi muncul dalam variasi warna putih dan abu-abu. Karena objek payudara tergolong soft tissue dibandingkan dengan dada atau perut, sehingga dosis yang dipaparkan sinar-X lebih rendah dibandingkan sinar-X untuk thorax dan sejenisnya (Santoso dkk, 2013).

Sinar-X merupakan sejenis cahaya yang berpendar dan tak kasat mata (tidak bisa dilihat). Sinar-X termasuk salah satu jenis gelombang elektromagnetik. Berdasarkan hal tentang cahaya Allah berfirman dalam (QS. An-Nur ayat 35):

﴿اللَّهُ نُورُ السَّمَوَاتِ وَالْأَرْضِ مِثْلُ نُورِهِ كَمِشْكَاةٍ فِيهَا مِصْبَاحٌ..... (صُورَةُ النُّورِ : 35)

Artinya :

"Allah (pemberi) cahaya (kepada) langit dan bumi.

Perumpamaan cahaya-Nya, seperti sebuah lubang yang tidak tembus, yang di dalamnya ada pelita besar".

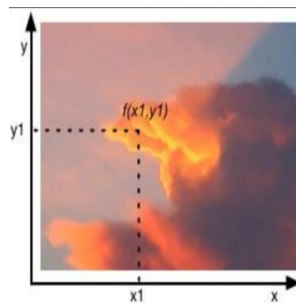
Tafsir Al-Qur'an Kementerian Agama RI menjelaskan bahwa Allah adalah pemberi cahaya, karenanya Dia menurunkan AL-Qur'an untuk menjadi cahaya bagi kehidupan manusia. Allah adalah pemberi cahaya pada langit dan bumi. Allah adalah pemberi cahaya, karenanya Dia menurunkan Al-Qur'an untuk menjadi cahaya bagi kehidupan manusia. Allah adalah pemberi cahaya pada langit dan bumi, baik cahaya material yang kasat mata maupun cahaya immaterial seperti keimanan, pengetahuan, dan lainnya. Perumpamaan kecemerlangan cahaya-Nya yang menerangi hati orang-orang mukmin seperti sebuah lubang yang tidak tembus sehingga tidak diterpa angin yang dapat memadamkan cahaya, dan membantu mengumpulkan cahaya lalu memantulkannya yang di dalamnya ada pelita besar.

4. Dasar Pengolahan Citra

Citra adalah suatu bentuk informasi yang dibutuhkan manusia. Tidak hanya dibutuhkan antar manusia tetapi juga manusia dengan mesin. Menurut kamus webster, citra merupakan representasi, kemiripan atau imitasi suatu objek. Sedangkan citra menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia yaitu gambar atau rupa yang didapatkan dengan sistem visual. Pengolahan yaitu menjadikan sesuatu supaya menjadi sesuatu lain yang lebih sempurna. Oleh karena itu, pengolahan citra yaitu proses memasukkan citra yang didapatkan secara visual dan diperoleh output citra yang sesuai dengan keinginan (Nasution, 2019). Fungsi

dari pengolahan citra diantaranya yaitu sebagai bentuk upaya meningkatkan kecerahan, kontras, serta penghilang derau pada citra (Fara, 2020). Citra diubah dan disimpan dalam bentuk digital dan dimasukkan dalam komputer menggunakan beberapa perangkat seperti : scanner, digital kamera dan lain-lain sehingga citra dapat diolah dengan berbagai macam proses sesuai dengan keinginan (Gazali dkk, 2012).

Suatu citra digital bisa didefinisikan dengan 2 variabel yaitu $f(x,y)$, dimana nilai dari $f(x,y)$ yaitu intensitas citra di koordinat tersebut sedangkan x dan y merupakan koordinat spasial. Warna pada citra digital dapat ditampilkan menggunakan teknologi dasar yang dapat menampilkan warna-warna yang terdiri dari tiga yaitu *red, green dan blue* (RGB) atau merah, hijau dan biru (Gazali dkk, 2012). Adapun citra digital ditunjukkan pada gambar 2.4.



Gambar 2.4. Citra Digital

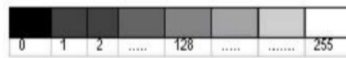
Pada pengolahan citra, jenis citra digital dibagi menjadi 3 macam yaitu :

(a) RGB (*Red, Green dan Blue*)

RGB ini terdiri dari kombinasi 3 warna yaitu *red, green dan blue*. Setiap warna mempunyai rentang warna 0-255 (Kusumanto dkk, 2011).

(b) Grayscale (*Black and White*)

Grayscale adalah cara dalam merepresentasikan dengan skala derajat keabuan. Citra ini memiliki pixel mulai dari gradiasi putih hingga hitam. Rentang dari masing-masing pixel grayscale diwakilkan dengan 8 bit. Rentang dari jenis citra ini cocok digunakan dalam merepresentasikan citra gambar (Kusumanto dkk, 2011).



Gambar 2.5. Skala Citra Grayscale

(c) Binary image

Jenis citra dengan warna hitam atau putih adalah binary image. Jenis citra ini sangat cocok dalam merepresentasikan citra gambar untuk teks (Kusumanto dkk, 2011). Kedua warna dari citra biner dari hitam ataupun putih diwakili oleh angka biner 0 dan 1 (Sulisyantya dkk, 2016).

Sebagai suatu hal yang penting yaitu pengolahan citra, salah satu dalam pengolahan citra yaitu pengenalan pola. Fungsi dari pengenalan pola pada pengolahan citra yaitu memisahkan objek dari background secara otomatis (Nuryani, 2021). Dalam persepsi lain, citra digital adalah

kumpulan dari pixel dan tersusun pada larik dua dimensi, dengan titik asal (0,0) di sebelah kiri atas citra. Kesepakatan dalam peletakan titik asal menyatakan pada penulisan matrik pada pemrograman komputer yang berbeda dengan peletakan pada koordinat grafik. Sehingga dengan demikian, citra digital bentuknya matriks sehingga dalam proses memanipulasinya juga berbentuk matrik (Nasution, 2019).

5. Ekstraksi Ciri Tekstur

Pendeskripsian dari suatu konsep intuitif terkait sifat kehalusan, kekasaran ataupun suatu keteraturan dari suatu wilayah atau daerah merupakan tekstur. Definisi lain dari tekstur adalah distribusi spasial pada suatu derajat keabuan dari suatu pixel. Berikut merupakan syarat terbentuknya tekstur:

- (a) Terdapat beberapa pola primitif pada suatu pixel atau lebih. Bentuk tersebut bisa berupa garis, garis lurus, lengkung, titik dll.
- (b) Pola tersebut bisa muncul berulang dengan arah atau interval tertentu sehingga mampu ditemukan karakteristik pengulangannya (Purnamasari, 2017).

Menurut Hinzpeter dkk, (2017) dalam ermawati (2020) Secara matematis, tekstur dapat dibedakan menjadi dua yaitu spektrum stokastik dan spektrum regular. Tekstur yang hampir sama dengan derau yaitu tekstur stokastik atau dengan kata lain tekstur statistis. Sedangkan tekstur regular yaitu tekstur yang terdiri dari pola-pola periodis. Ekstraksi ciri tekstur terdiri dari 3 orde. Pertama orde 1 histogram,

orde 2 *Gray Level Co-Occurrence* (GLCM) dan orde 3 yaitu *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM).

(a) Histogram

Histogram dari suatu citra merepresentasikan frekuensi relatif terjadinya berbagai tingkat keabuan pada citra. Hal ini menunjukkan deskripsi secara keseluruhan dari penampilan gambar. Derajat dan jenis peningkatan tergantung pada sifat histogram yang ditentukan. Dengan histogram, gambar dapat diidentifikasi. Pada citra gelap, komponen dari histogram terkonsentrasi pada sisi rendah tingkat keabuan. Sedangkan pada gambar terang komponen dari histogram terkonsentrasi pada sisi tingkat abu-abu (Kothari, 2019). Berikut merupakan jenis parameter yang digunakan berdasarkan histogram :

- i. *Mean* didefinisikan sebagai rerata kecerahan suatu objek.

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} i.p(i) \quad (2.2)$$

Dengan:

m = Rerata intensitas

i = Aras keabuan pada citra

$p(i)$ = Probabilitas kemunculan i dan L

i dan L = Nilai aras keabuan tertinggi

- ii. *Modus* didefinisikan sebagai aras keabuan yang mencapai puncak tertinggi dalam kurva histogram.

- iii. *Varian* didefinisikan memberikan kekontrasan pada citra.

$$\sigma^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - m)^2 p(i) \quad (2.3)$$

Dengan :

σ = Standar deviasi

m = Mean

- iv. *Standart Deviation* didefinisikan sebagai tingkat penyebaran data dari nilai rata-rata.

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^2 p(i)} \quad (2.4)$$

- v. *Skewness* didefinisikan sebagai ukuran ketidaksimetrian pada rerata intensitas.

$$Skewness = \sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^3 p(i) \quad (2.5)$$

- vi. *Kurtosis* didefinisikan sebagai nilai kurva yang menyatakan keruncingan kurva histogram.

$$Kurtosis = \sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^4 p(i) - 3 \quad (2.6)$$

- vii. *Entropy* didefinisikan sebagai besaran kompleksitas citra.

$$Entropy = - \sum_{i=0}^{L-1} \log_2(p(i)) \quad (2.7)$$

viii. *Energy* didefinisikan sebagai ukuran distribusi intensitas pixel terhadap jangkauan aras keabuan.

$$Energy = \sum_{i=0}^{L-1} [(p(i))]^2 \quad (2.8)$$

ix. *Smoothness* didefinisikan sebagai tingkat kehalusan citra. Semakin rendah nilai smoothness maka semakin kasar tingkat intensitas citranya.

$$Smoothness = 1 - \frac{1}{1 - \sigma^2} \quad (2.9)$$

(Kadir, 2013)

(b) GLCM

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) merupakan matrix orde kedua yang pertama kali diperkenalkan pada tahun 1973 oleh haralic. Berbeda dengan orde pertama, hubungan antar pasangan kedua pixel citra asli pada orde kedua diperhitungkan (Kadir dan Susanto, 2013). *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) adalah matrik yang menggambarkan suatu frekuensi yang pada pasangan pixel dengan jarak d serta orientasi arah dengan sudut θ . Jarak yang dipakai dalam pixel yaitu 1 dan dinyatakan dalam pixel. Menurut Anggoro (2020), berikut beberapa jenis parameter yang dapat dipakai dalam menentukan ekstraksi ciri sebagai berikut :

- i. *ASM* atau *Angular Second Moment* *ASM* yaitu ukuran homogenitas dari suatu citra.

$$ASM = \sum_i \sum_j (p(i, j))^2 \quad (2.10)$$

Dengan:

i = Nomor baris

j = Nomor kolom

$p(i, j)$ = Matrik GLCM pada baris i dan kolom j

- ii. *Kontras* yaitu ukuran keberadaan variasi aras keabuan pixel.

$$Kontras = \sum_i \sum_j (i, j)^2 p(i, j) \quad (2.11)$$

- iii. *Correlation* ukuran ketergantungan linier antar nilai keabuan dalam suatu citra.

$$IDM = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y} \sum_i \sum_j = 1 \sum_j = 1(1 - \mu_x)(1 - \mu_y) p(i, j) \quad (2.12)$$

Dengan:

μ = Rerata

σ = Standar deviasi nilai pixel

- iv. *Homogeneity* atau *IDM* yaitu kesamaan variasi derajat keabuan dalam citra.

$$Homogenitas = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1 + (i - j)} \quad (2.13)$$

- v. Entropi yaitu ukuran ketidakteraturan keabuan dalam citra.

$$Entropi = - \sum_i \sum_j \log p(i, j) \quad (2.14)$$

- vi. *Sum of Square Variance* (SSVar)

$$SSVar = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 p(i, j) \quad (2.15)$$

- vii. *Sum Average* (SAV)

$$SAV = \sum_{i=2}^{2N_g} i \cdot P_x + y(i) \quad (2.16)$$

- viii. *Sum Entropy* (SEntro)

$$SEntro = \sum_{i=2}^{2N_g} i \cdot P_x + y(i) \log p_x + y(i) \quad (2.17)$$

$N_g = L =$ Jumlah kuantisasi aras keabuan

- ix. *Sum Varian* (SVar)

$$SVar = \sum_{i=2}^{2N_g} (i - SEntro)^2 P_x + y(i) \quad (2.18)$$

- x. *Difference Varian* (DVar)

$$DVar = \text{Varian dari } p_x + y \quad (2.19)$$

xi. *Information Measures of Correlation 1* (IMCorr 1)

$$IMCorr1 = \frac{HXY - HX - HY}{\max HX, HY} \quad (2.20)$$

xii. *Difference Entropy* (DEntro)

$$DEntro = \sum_{i=0}^{N_g-1} P_x - y(i) \log p_x - y(i) \quad (2.21)$$

Dengan :

$$HXY = Entropi$$

$$HX = Entropidari P_x$$

$$HY = Entropidari P_y$$

xiii. *Autocorrelation* (ACorr)

$$ACorr = \sum_i \sum_j (ij) \cdot p(i, j) \quad (2.22)$$

xiv. *Dismilarity* (Dissi)

$$Dissi = \sum_i \sum_j |i - j| \cdot p(i, j) \quad (2.23)$$

xv. *Cluster Shade* (CShade)

$$CShade = \sum_i \sum_j (i + j - \mu_x - \mu_y)^3 p(i, j) \quad (2.24)$$

xvi. *Maximum Probability* (MProb)

$$MProb = MAX p(i, j) \quad (2.25)$$

xvii. *Inverse Difference Normalized* (INN)

$$INN = \sum_i i \sum_j j \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|/N_g} \quad (2.26)$$

xviii. *Inverse Difference Moment Normalized* (IDN)

$$IDN = \sum_i i \sum_j j \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|/(N_g)^2} \quad (2.27)$$

(c) GLRLM

Gray Level Run Length Matrix adalah metode yang digunakan dalam merepresentasikan tekstur dan diterbitkan oleh Galloway pada tahun 1975. GLRLM mempunyai algoritma yang hampir mirip dengan algoritma GLCM namun, GLRLM lebih baik dalam memetakan pola-pola tekstur yang memiliki kesamaan panjang pixel. Nilai aras dari intensitas yang sama pada citra dan berturut-turut baik secara vertikal, diagonal ataupun horizontal yaitu disebut dengan *Gray Level*. Sedangkan jumlah pixel yang ditempati oleh nilai aras intensitas yaitu dinamakan dengan *Run Length* (Nugroho, 2015). Dalam penelitian (Nugroho, 2015) disebutkan bahwa statistik orde satu hanya digunakan satu variabel aras intensitas dalam membedakan pola tekstur, statistik orde dua dengan dua variabel intensitas dan sudut untuk membedakan corak tekstur sedangkan untuk orde ketiga dijelaskan bahwa statistik dari orde ketiga tinggi karena menggunakan setidaknya tiga variabel peubah dalam membedakan corak tekstur yaitu nilai aras intensitas piksel, sudut, serta jarak pixel (*Run Length*).

Menurut Tang dalam (Nugroho, 2015) mendefinisikan 4 matrik baru dari nilai GLRLM untuk menyederhanakan konsep tekstur yang diusulkan Galloway sebagai berikut :

i. *Gray Level Run Length Pixel Number Matrik*

$$P_p(i, j) = p(i, j) \cdot j \quad (2.28)$$

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

ii. *Gray Level Number Vektor*

$$P_g(i) = \sum_{j=1}^N p(i, j) \quad (2.29)$$

Hasil perkalian elemen matrik GLRLM dengan nilai yang sebaris

iii. *Run Length Run Number Vektor*

$$P_r(j) = \sum_{i=1}^M p(i, j) \quad (2.30)$$

Hasil perkalian elemen matrik GLRLM yang sekolom

iv. *Gray Level Run Length One Vektor*

$$P_o(i) = p(i, 1) \quad (2.31)$$

Nilai elemen matrik GLRLM pada kolom yang pertama

Gray Level Run Length Matrix merupakan salah satu metode yang dapat digunakan dalam mendeskripsikan suatu tekstur pada suatu objek. Dalam melakukan ekstraksi ciri tekstur menggunakan metode GLRLM yaitu dilakukan dengan membuat rangkaian pasangan nilai (i,j) di setiap baris pixel. *Run Length* yaitu jumlah pixel berurutan dalam arah tertentu dan mempunyai derajat keabuan atau nilai intensitasnya sama (Fauzy, 2020).

- i. *Short Run Emphasis* (SRE) yaitu mengukur distribusi short run. SRE sangat bergantung pada banyaknya short run dan diharapkan bernilai kecil pada tekstur halus dan sebaliknya.

$$SRE = \frac{1}{n_r} \sum_{j=1}^N \frac{P_r(i)}{j^2} \quad (2.32)$$

Dengan:

i = Nilai derajat keabuan pada masing-masing pixel

j = Nilai Run Length (Pixel yang berurutan)

$P_r(i)$ = Hasil penjumlahan elemen-elemen matrix GLRLM yang sebaris

n_r = Jumlah total dari seluruh nilai elemen-elemen matrix GLRLM

Dengan n_r dapat dituliskan sebagai berikut :

$$N_r = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N p(i, j) = \sum_{i=1}^M P_g(i) = \sum_{j=1}^N P_r(j) \quad (2.33)$$

- ii. *Long Run Emphasis* (LRE) yaitu mengukur distribusi long run. Berbeda dengan short run, LRE diharapkan bernilai besar pada tekstur halus begitu juga sebaliknya.

$$LRE = \frac{1}{n_r} \sum_{j=1}^N P_r(j)j^2 \quad (2.34)$$

$P_r(j)$ = Hasil penjumlahan elemen-elemen matrix GLRLM yang sekolom

- iii. *Gray Level Nonuniformity* (GLN) yaitu mengukur persamaan nilai derajat keabuan diseluruh citra dan diharapkan bernilai kecil jika nilai derajat keabuan serupa.

$$GLN = \frac{1}{n_r} \sum_{i=1}^M P_r j^2 \quad (2.35)$$

Dengan :

M = Jumlah derajat keabuan pada sebuah gambar

- iv. *Run Length Nonuniformity* (RLN) yaitu mengukur persamaan panjang run diseluruh citra dan diharapkan nilai kecil untuk panjang yang serupa.

$$RLN = \frac{1}{n_r} \sum_{j=1}^N P_r(i)^2 \quad (2.36)$$

- v. *Run Percentage* (RP) yaitu mengukur keserbasamaan dan distribusi run pada sebuah citra dari arah tertentu.

$$RP = \frac{n_r}{n_p} \quad (2.37)$$

n_p = Nilai ukuran resolusi matrix GLRLM atau jumlah pixel yang ada pada matrix GLRLM

- vi. *Low Gray-level Emphasis* (LGRE)

$$LGRE = \frac{1}{n_r} \sum_{i=1}^M \frac{P_g(i)}{i^2} \quad (2.38)$$

- vii. *High Gray-level Run Emphasis* (HGRE)

$$HGRE = \frac{1}{n_r} \sum_{i=1}^M P_g(i)(i)^2 \quad (2.39)$$

- viii. *Short Run Low Gray-level Emphasis* (SRLGE)

$$SRLGE = \frac{1}{n_r} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{p(i,j)}{i^2 j^2} \quad (2.40)$$

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

$$SRHGE = \frac{1}{n_r} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{p(i,j) \cdot i^2}{j^2} \quad (2.41)$$

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

$$LRLGE = \frac{1}{n_r} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{p(i, j) \cdot j^2}{i^2} \quad (2.42)$$

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

$$LRHGE = \frac{1}{n_r} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N p(i, j) i^2 j^2 \quad (2.43)$$

6. Ekstraksi Ciri Morfologi

Kajian tentang struktur objek dari suatu citra yang berhubungan dengan wilayah atau bentuk disebut dengan morfologi. Prinsip dari morfologi yaitu membandingkan bentuk dari suatu citra yang sesuai dan terkadang kompleks dengan bentuk sederhana yang lain, contohnya seperti segiempat, belah ketupat serta lingkaran (Witeti, 2011). Menurut Hutabarat (2017) ciri morfologi yaitu bentuk geometri yang menonjol pada suatu objek yang dapat digunakan untuk mengklasifikasikan objek tersebut.

Landasan dari morfologi digital yaitu kenyataan bahwa pada sebuah citra terdapat serangkaian pixel yang pixel-pixel tersebut membentuk sekumpulan data 2 dimensi (Setiawan dkk, 2014). Terdapat beberapa operasi pada morfologi. Operasi pada morfologi yaitu operasi yang umum dipakai dalam citra biner dalam mengubah struktur bentuk objek yang tergantung pada citra. Contoh lain dari pengaplikasian morfologi yaitu digunakan untuk menentukan letak objek citra, menghaluskan kontur, serta menghilangkan lubang-lubang kecil. Adapun inti dari morfologi yaitu

menggunakan dua larik pixel, untuk larik pertama yaitu berupa citra yang akan dikenai morfologi serta untuk larik kedua dinamakan dengan elemen penstruktur atau kernel (Kosasih dan Muhammad, 2020).

Menurut Pahlawatta (2008) dan Chaki dan Parekh (2011) dalam Hutabarat (2017) terdapat beberapa atribut yang digunakan pada ekstraksi morfologi seperti perimeter dan roundness dengan formula sebagai berikut :

- (a) *Perimeter* yaitu keliling pada suatu objek yang dihitung dengan mengukur jumlah antara pixel batas berturut-turut.

$$P = (P_i j, X_{edge}[P] = i, Y_{edge}P = j) \quad (2.44)$$

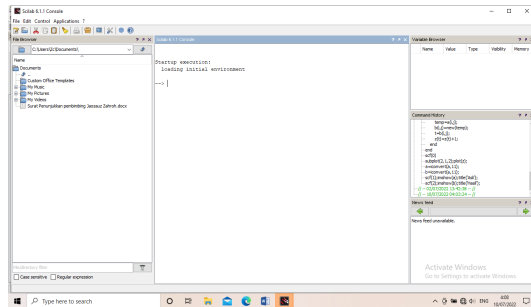
- (b) *Roundness* atau kebulatan yaitu menggambarkan tingkat kebulatan dari suatu objek.

$$Roundness = \frac{4\pi area}{perimeter^2} \quad (2.45)$$

7. Scilab

Scilab merupakan perangkat lunak gratis atau open source untuk pengolahan persamaan matematika dan interpretasi ilmiah. Scilab dapat melakukan persamaan matematika secara otomatis melalui pemrograman. Dalam scilab tersedia operasi-operasi matrik dasar dengan built-in dan visualisasi sinyal 2d dan 3d yang dapat memudahkan dalam menginterpretasikan data. Tersedia platform yang terbuka bagi para peneliti yang telah mengembangkan aplikasi. Scilab dikembangkan pada tahun 1990 an yang

diprakarsai oleh INRIA dan ENPC. Dimulai pada tahun 2003 barulah scilab dikembangkan oleh konsorsium (Kothari, 2019). Fungsi matematika dalam scilab, mencakup beberapa bahasa yang berbeda. Dalam scilab terdapat sistem yang terbuka dimana para peneliti dapat menambahkan tipe data atau kotak peralatan yang baru. Terdapat beberapa toolbox yang tersedia pada scilab seperti : analisis data, penanganan data, dokumentasi, pendidikan, grafis, dll (Kothari, 2019).



Gambar 2.6. Gambar Tampilan Awal Scilab (Sumber data pribadi)

Scilab dapat digunakan untuk menyelesaikan permasalahan yang kompleks dan nyata. Fitur dalam scilab diantaranya sebagai berikut:

- (a) Bahasa pemrograman dalam scilab tinggi
- (b) Terdapat interpreter
- (c) Terdapat data environment
- (d) Tipe data dalam scilab transparan
- (e) Terdapat banyak sekali kumpulan fungsi primitif built-in

(f) Grafik terpadu

Walaupun scilab tidak sekompleks matlab, tetapi semakin hari semakin banyak digunakan dan diterapkan dalam berbagai macam bidang. Scilab berdasarkan domain dapat dikelompokkan sebagai berikut : otomotif, ruang angkasa, energi dan meteorologi, farmasi, medis dan lain sebagainya. Jika dilihat secara aplikasi, scilab diterapkan dalam bidang analisis data, pemodelan sistem, pemrosesan citra, sistem tertanam, terkontrol dan lain sebagainya.

Selain scilab berlisensi, scilab mempunyai banyak sekali keuntungan dalam pemakainya diantaranya adalah memudahkan dalam hal berikut :

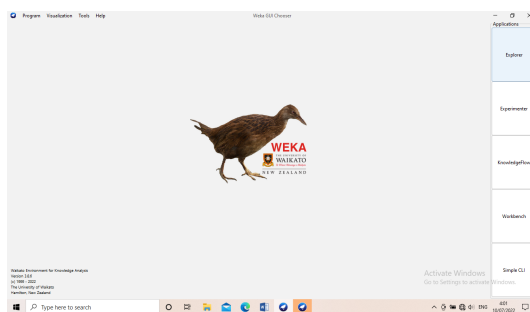
- (a) Akses data dapat digunakan dalam keperluan multimedia dan ilmiah
- (b) Analisis dan visualisasi data ketika menggunakan scilab dapat lebih cepat dan akurat
- (c) Lingkungan pemrograman scilab dilengkapi dengan banyak toolbox, fungsi matematika, debugging tool, dan berbagai pilihan deployment. (Kartika, 2017)

8. *Waikato Environment for Knowledge Analysis (WEKA)*

Weka atau biasa disebut dengan *Waikato Environment for Knowledge Analysis* merupakan sebuah paket *tools machine learning*. *Weka* dapat digunakan dalam bidang penelitian, pendidikan ataupun berbagai aplikasi. *Weka* dapat dimanfaatkan dalam menyelesaikan masalah-masalah data mining di dunia nyata. Selain hal tersebut, keunggulan *Weka* yang lainnya adalah *Weka* mudah digunakan, dan pada

Weka disediakan implementasi algoritma pembelajaran *state of the art* dan dapat diterapkan pada *command line*. Pada Weka juga disediakan *tools* untuk *pre processing* data, klasifikasi, regresi, clustering serta asosiasi dan visualisasi (Detty dkk, 2013).

Weka dapat digunakan hampir di semua platform. Weka ditulis dalam hirarki class java dengan metode berorientasi objek serta dapat berjalan hampir pada semua platform (Pujiono dkk, 2013).



Gambar 2.7. Gambar Tampilan Awal Weka (Sumber data pribadi)

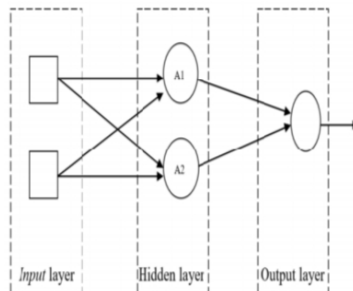
9. *Multy Layer Perceptron (MLP)*

MLP merupakan model yang sering digunakan dalam aplikasi jaringan syaraf tiruan (Romcun dkk, 2016). Algoritma dari MLP ini bekerja seperti jaringan syaraf pada struktur otak manusia (Setiadi, 2012). Menurut Ermawati (2020) dalam (Suwarno dan Abdillah 2016) MLP yaitu jaringan syaraf tiruan dan mempunyai satu atau lebih lapisan yang terletak diantara lapisan *input* dan *output*. Diantara kelebihan dari MLP yaitu arsitekturnya

sederhana dengan algoritma pembelajaran yang mudah diimplementasikan dan cenderung mempunyai akurasi yang baik (Ermawati, 2020).

MLP mempunyai beberapa layer sesuai dengan namanya yaitu *multry* sehingga mempunyai banyak layer. Secara umum, pada MLP terdapat tiga layer yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Berikut penjelasan terkait layer pada MLP :

- (a) *Input Layer* yaitu berfungsi menerima nilai masukan.
- (b) *Hidden Layer* yaitu berfungsi mengenali nilai input.
- (c) *Output Layer* yaitu berfungsi menghasilkan nilai keluaran.



Gambar 2.8. Gambar Ilustrasi Arsitektur MLP (Fara, 2020)

B. Kajian Pustaka

1. Penelitian oleh Ermawati (2020), tentang klasifikasi nodul payudara berdasarkan ciri tekstur dengan menggunakan software scilab. Penelitian tersebut menggunakan citra USG, menggunakan proses ROI serta penapisan dengan adaptif

median, ciri tekstur menggunakan metode histogram serta *Gray Level Co-Occurrence* dan klasifikasi menggunakan MLP yang menghasilkan akurasi sebesar 88,89% dan 80,56% untuk nodul bermassa kistik serta solid. Perbedaan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya adalah dalam penelitian tersebut hanya menggunakan satu metode yaitu ekstraksi ciri tekstur.

2. Penelitian oleh Nuryani (2021), tentang klasifikasi nodul paru-paru pada citra ct scan berdasarkan ciri tekstur dan ciri morfologi menggunakan jaringan syaraf tiruan propagasi balik dengan scilab dan Weka. Teknik pencitraan pada penelitian tersebut guna mengetahui apakah paru-paru dalam kondisi normal atau tidak. Penelitian tersebut menggunakan ciri tekstur GLCM serta ciri morfologi. Metode pengklasifikasian yaitu *k-cross-validation* menggunakan algoritma propagasi balik dan menghasilkan akurasi sebesar 86% dengan kategori kanker atau tumor jinak. Perbedaan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya adalah pada penelitian tersebut menggunakan citra ct scan sedangkan pada penelitian ini menggunakan citra mammografi.
3. Penelitian oleh Helja dkk (2013) tentang Analisis fraktal citra mammogram berbasis tekstur sebagai pendukung diagnosis kanker payudara. Penelitian tersebut menganalisis citra mammogram menggunakan metode analisis fraktal. Penelitian tersebut menggunakan proses thresholding serta menghitung dimensi fraktal untuk mendapat dimensi fraktal kanker dan tumor. Hasil penelitian menunjukkan bahwa dimensi fraktal dapat digunakan dalam penelitian untuk

membedakan citra normal serta abnormal. Perbedaan penelitian tersebut dengan penelitian ini yaitu pada penelitian tersebut menggunakan metode analisis fraktal sedangkan pada penelitian ini menggunakan metode ciri tekstur dan morfologi untuk membedakan tumor jinak dan ganas.

4. Penelitian oleh (Adi dkk, 2016) tentang analisis citra ct scan kanker paru-paru berdasar ciri tekstur dan ciri morfologi menggunakan jaringan syaraf tiruan propagasi balik. Penelitian tersebut menggunakan metode ekstraksi ciri dan pengujian jaringan syaraf tiruan dan didapatkan hasil akurasi 98,24%. Perbedaan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya adalah pada penelitian tersebut pengklasifikasian menggunakan jaringan syaraf propagasi balik sedangkan pada penelitian ini menggunakan MLP.
5. Penelitian oleh Tunjungsari dkk (2016) tentang Deteksi dini kanker payudara dari citra mammografi menggunakan GLCM dan *fuzzy back propagation*. Penelitian tersebut menggunakan fitur tekstur GLCM dan pengklasifikasian menggunakan *fuzzy backpropagation* menggunakan 5 fitur GLCM dan menghasilkan akurasi 81,48%. Perbedaan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya adalah pada penelitian tersebut pengklasifikasian menggunakan *fuzzy backpropagation* sedangkan pada penelitian ini menggunakan MLP.

BAB III

Hasil Penelitian dan Pembahasan

A. Jenis dan Desain Penelitian

Jenis penelitian yang digunakan adalah penelitian kuantitatif menggunakan data sekunder. Metode penelitian tersusun secara sistematis dalam bentuk penyajian dan hasilnya menggunakan angka (Siyoto dan Sodik, 2015).

B. Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada bulan Juni sampai Desember 2022. Pengambilan data dilakukan menggunakan data sekunder dengan mengambil melalui situs web internet *Digital Database for Screening Mammography* (DDSM) melalui situs <http://www.eng.usf.edu/cvprg/Mammography/Database.html>.

C. Alat Penelitian

Alat yang digunakan dalam penelitian ini sebagai berikut :

1. Laptop dengan spesifikasi Intel ®Celeron ®CPU N3350 1.19GHz (2CPUs), 1.1GHz, RAM 2GB, dan sistem operasi Windows 10 Home 64 bit (10.0, Build 19044).
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 2.10.32 untuk melakukan tahap segmentasi.

4. *Machine learning Weka* version 3.8.6 untuk melakukan seleksi fitur dan klasifikasi.
5. Latex untuk menulis laporan penelitian.

D. Bahan Penelitian

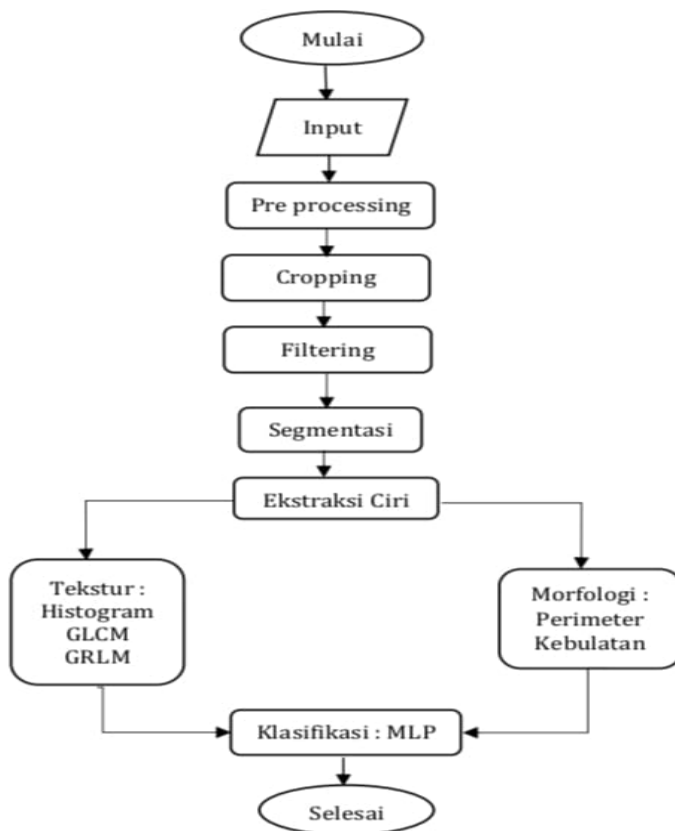
Bahan penelitian yang digunakan adalah data citra digital mammografi yang didapatkan dari database melalui situs web internet *Digital Database for Screening Mammography* (DDSM) melalui situs <http://www.eng.usf.edu/cvprg/Mammography/Database.html>.

Data citra yang diambil pada DDSM yaitu kisaran tahun 1998-1999.

Digital Database for Screening Mammography merupakan sumber yang digunakan oleh riset dalam analisa citra mammography. DDSM merupakan data yang terpercaya karena database ini memfasilitasi penelitian dan pengembangan algoritma komputer dalam melakukan diagnosis dan sebagai pelatihan. Proyek DDSM merupakan proyek kolaborasi rumah sakit-rumah sakit, universitas-universitas serta para radiolog dll. Dalam database tersebut berisi 2500 studi yang mencakup citra normal, *benign* dan *malignant*. Dilihat dari data yang diambil sudah terdapat *marker*. *Marker* yaitu bagian yang ditandai sebagai area tumor atau kanker pada citra di DDSM oleh ahli medis berupa tumor jinak dan ganas (<http://www.eng.usf.edu/cvprg/Mammography/Database.html>). Tidak sembarang orang dapat menginput data pada web tersebut. Pada penelitian ini, citra yang digunakan sudah dalam bentuk *grayscale*. Jumlah citra yang digunakan yaitu sejumlah 50 citra yang terdiri dari 25 citra tumor jinak dan 25 citra tumor ganas.

E. Prosedur Penelitian

Terdapat beberapa prosedur yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan oleh diagram alir pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1. Diagram Alir Penelitian

1. *Pre processing*

Penelitian ini diawali dengan *input* citra mammografi, dilanjutkan dengan tahapan-tahapan berikut:

(a) *Cropping*

Cropping adalah proses awal dari pengolahan citra. Proses *cropping* pada citra adalah untuk menentukan area nodul. Proses *cropping* ini dilakukan dengan proses *cropping* ROI (*Region of Interest*) guna mendapatkan penelitian yang terfokus pada area nodul sehingga lebih memudahkan menuju tahap selanjutnya.

(b) *Filtering*

Setelah citra melewati tahap *cropping*, Citra melewati tahap *filtering*. Pada tahap *filtering* ini citra difilter supaya lebih menghasilkan kualitas citra yang lebih baik supaya mempermudah proses selanjutnya dan untuk menghilangkan *marker*.

(c) Segmentasi

Tahapan segmentasi merupakan tahapan untuk memisahkan objek dengan *background* supaya dihasilkan bentuk nodul yang lebih jelas. Hasil dari tahapan segmentasi digunakan untuk ekstraksi ciri morfologi.

2. Ekstraksi Ciri Tekstur

Setelah memasuki tahap *pre processing* selanjutnya memasuki tahap ekstraksi ciri. Ekstraksi ciri yang digunakan adalah ekstraksi tekstur. Pada tahap ekstraksi tekstur, citra yang telah memasuki tahap *pre processing* langsung masuk ke ekstraksi tekstur tanpa melalui segmentasi. Orde yang digunakan pada ekstraksi tekstur adalah 3 orde yaitu Histogram, GLCM dan GLRLM dengan atribut

masing-masing yaitu untuk Histogram ada 9 (Mean, Modus, Varian, *Standart Deviation*, *Skewness*, *Kurtosis*, *Entropy*, *Energy* dan *Smoothness*, Selanjutnya untuk GLCM ada 18 yaitu *Angular Second Moment (ASM)*, *Kontras*, *Correlation*, *Homogeneity*, *Entropi*, *Sum of Square (SSVAR)*, *Sum Average (SAV)*, *Sum Entropy (SEntro)*, *Sum Varian (SVar)*, *Difference Varian (DVar)*, *Information Measures of Corelation 1 (IMCorr 1)*, *Difference Entropy (DEntro)*, *Autocorrelation (ACorr)*, *Dismilarity (Dissi)*, *Cluster Shade (CShade)*, *Maximum Probability (MProp)*, *Inverse Difference Moment Normalized (IDN)* dan untuk GLRLM ada 11 yaitu *Short Run Emphasis (SRE)*, *Long Run Emphasis (LRE)*, *Gray Level Nonuniformity (GLN)*, *Run Length Nonuniformity (RLN)*, *Run Percentage (RP)*, *Low Gray Level Emphasis (LGRE)*, *High Gray Level Run Emphasis (HGRE)*, *Short Run Low Gray Level Emphasis (SRLGE)*, *Short Run High Gray Level Emphasis (SRHGE)*, *Low Run Low Gray Level Emphasis (LRLGE)*, *Low Run High Gray Level Emphasis (LRHGE)*.

3. Ekstraksi Ciri Morfologi

Tahap ekstraksi ciri yang kedua yaitu ekstraksi ciri morfologi. Pada tahap ini citra yang telah memasuki *pre processing* masuk ke tahap segmentasi dan dilanjutkan dengan tahap ekstraksi ciri morfologi. Pada tahap ini bertujuan untuk membagi atau memisah bentuk objek pada citra asli. Ekstraksi ciri morfologi dilakukan untuk mencari fitur *perimeter* dan *roundness* (Hutabarat, 2017).

4. Klasifikasi

Pada tahap klasifikasi, untuk algoritma yang digunakan adalah algoritma MLP menggunakan software Weka untuk mengidentifikasi menjadi tumor jinak dan ganas.

F. Analisis Data

Analisis data yang digunakan dalam menghitung hasil klasifikasi menggunakan *machine learning weka*. Perhitungan ini digunakan supaya mendapatkan indeks pengukuran yang disebut dengan akurasi, sensitivitas dan spesifitas menggunakan formula :

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad (3.1)$$

$$Sensitivitas = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (3.2)$$

$$Spesivitas = \frac{TN}{FN + TN} \times 100\% \quad (3.3)$$

Dengan :

TP = *True Positive* yaitu kanker yang terdeteksi sebagai kanker

TN = *True Negative* yaitu tumor jinak yang terdeteksi sebagai tumor jinak

FN = *False Negative* yaitu tumor jinak yang terdeteksi sebagai kanker

FP = *False Positive* yaitu kanker yang terdeteksi sebagai tumor jinak

BAB IV

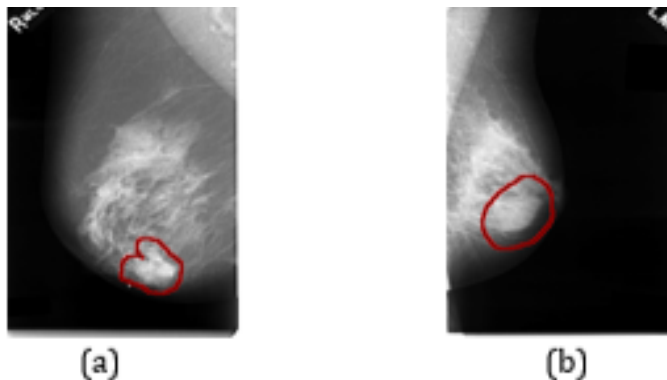
HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil

Pada penelitian didapatkan hasil dari proses klasifikasi dalam menentukan tumor jinak dan ganas dengan memanfaatkan software scilab sebagai aplikasi dalam melakukan ekstraksi ciri tekstur dan morfologi. Selanjutnya berdasarkan hal tersebut dapat dirangkum dengan penjelasan tahapan-tahapan berikut :

1. Tahap Input Data

Citra yang diinput pada penelitian ini adalah citra yang diambil dari situs web database *screening for mammography* (DDSM). Citra disini berbentuk grayscale atau yang mempunyai skala dengan derajat keabuan dengan jenis yang dipilih adalah pengambilan citra dengan keadaan *Medio Lateral Oblique* (MLO). MLO adalah pengambilan citra dengan titik pandang dari samping payudara. Data citra inputan ini berjumlah total secara keseluruhan sebanyak 50 citra dengan masing-masing adalah 25 jenis citra dengan kondisi tumor jinak dan 25 jenis citra dengan kondisi tumor ganas yang setiap masing-masing citra sudah terdapat *marker*. Citra pada DDSM sebelumnya berbentuk gif kemudian diubah terlebih dahulu menjadi png menggunakan GIMP. Adapun sampel kondisi jenis citra tumor jinak dan ganas ditunjukkan pada gambar 4.1



Gambar 4.1. (a) Citra Tumor Ganas dan (b) Citra Tumor Jinak

Dapat dilihat pada Gambar 4.1 (a) Citra dengan jenis sampel tumor ganas lebih jelas dibanding dengan gambar bagian (b) dengan jenis sampel citra tumor jinak.

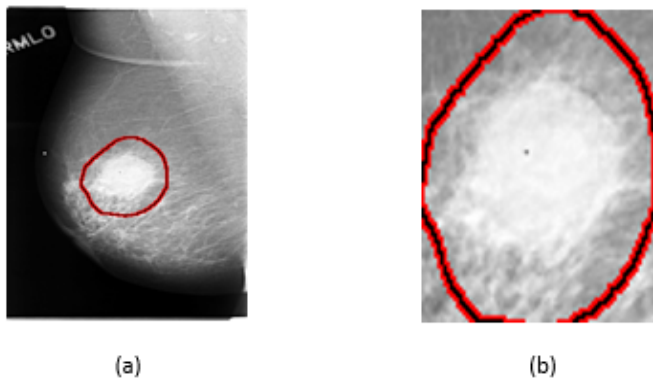
2. Tahap *Pre Processing*

Tahap *pre processing* adalah tahapan yang pertama dilewati pada semua citra masukan. Seperti yang telah dijelaskan pada input citra, citra masukan tersebut adalah hasil dari pemindaian citra payudara menggunakan alat radiologi yaitu mammografi yang didapatkan melalui situs web *Database for Screening Mammography* (DDSM). Tahapan-tahapan *pre processing* sebagai berikut :

(a) Hasil *Cropping*

Tahap yang pertama dalam *pre processing* yaitu *cropping*. Proses *cropping* ini dimulai dengan menentukan *Region of Interest* (RoI). Fungsi dilakukan *cropping* yaitu diperlukannya citra dengan ukuran yang lebih kecil supaya lebih memudahkan dan didapatkan

hanya terfokus pada area nodul yang diambil. Pada citra sesudah dilakukan *cropping* masih terdapat *marker*. *Marker* tersebut akan dihilangkan pada tahapan *filtering*. Untuk ukuran pixel menyesuaikan dengan *marker*. Adapun untuk gambar sebelum dan sesudah *cropping* ditunjukkan pada gambar 4.2.

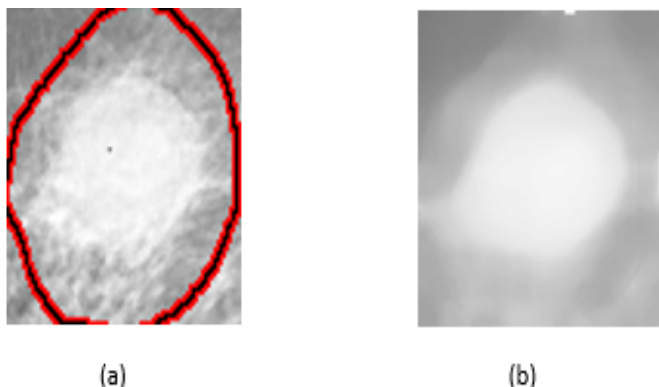


Gambar 4.2. (a) Citra tumor sebelum dan (b) Citra sesudah cropping

(b) Hasil *Filtering*

Tahap selanjutnya dari *pre processing* adalah *filtering*. Fungsi dari dilakukannya proses *filtering* adalah supaya meningkatkan kualitas citra serta menghilangkan *marker*. Proses *filtering* pada penelitian ini yaitu menggunakan *adaptif median filter*. *adaptif median filter* mempunyai fungsi yaitu menghapus impuls noise yang terdapat pada citra serta mengurangi distorsi pada citra. Selain itu, filter ini juga dapat memperhalus *noise*. Sehingga dengan demikian filter ini mampu memberikan output citra yang lebih baik (Amirah,

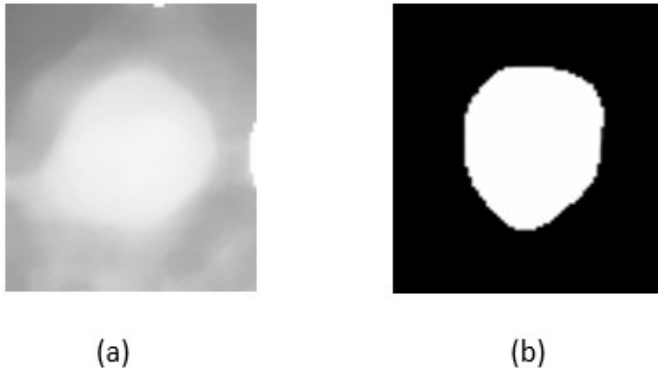
2016). Adapun untuk hasil filtering citra ditunjukkan pada Gambar 4.3.



Gambar 4.3. (a) Citra sebelum dan (b) Citra sesudah filtering

(c) Hasil Segmentasi

Tahap segmentasi digunakan untuk memisahkan objek dengan *background* supaya nodul dapat terlihat dengan jelas dan siap digali ciri dari citra tersebut untuk digunakan pada tahapan ekstraksi ciri morfologi. Terlihat garis nodul pada citra hasil segmentasi lebih jelas dibandingkan *adaptif median filter*. Pada penelitian ini segmentasi dilakukan secara manual menggunakan *thresholding* dengan bantuan aplikasi GIMP. Region citra yang gelap dibuat menjadi warna hitam sedangkan yang lebih terang dibuat dengan warna putih. Perbandingan antara citra *adaptif median filter* dan segmentasi terlihat seperti gambar 4.4.



Gambar 4.4. (a) Citra sebelum dan (b) Citra sesudah segmentasi

Adapun untuk tahapan segmentasi secara manual adalah sebagai berikut :

- i. Buka aplikasi GIMP 2.10
- ii. Pilih open dan masukkan file gambar
- iii. Pilih *free select tool* dan pangkas citra objek
- iv. Sesuaikan warna dan pilih *bucket fill tool* warna putih untuk objek
- v. Klik kanan, pilih *duplicate layer* dan klik kanan lagi pilih *merge down*
- vi. Pilih select, invert dan pilih warna *background* hitam
- vii. Pilih *colours* dan *thresholding* kemudian *export* dan *save*

3. Tahap Ekstraksi Ciri

(a) Hasil Ekstraksi Ciri Tekstur

Pada tahap ekstraksi ciri tekstur tidak diperlukan

segmentasi. Sehingga setelah *filtering* langsung memasuki ekstraksi ciri tekstur dengan bantuan scilab. Hasil dari ekstraksi ciri tekstur adalah berupa angka-angka yang selanjutnya dipindah ke notepad dan dipindah lagi di excel supaya lebih mempermudah pada tahapan selanjutnya. Setelah data dimasukkan di excel selanjutnya diformat menjadi csv secara online. Banyaknya ciri tekstur yang digunakan pada penelitian ini adalah 9 dari histogram, 18 dari GLCM dan 11 dari GLRM. Adapun untuk data hasil ekstraksi ciri tekstur dapat dilihat pada lampiran 10, 11 dan 12 sedangkan untuk kode program scilab dapat dilihat pada lampiran 4, 5 dan 6.

(b) Hasil Ekstraksi Ciri Morfologi

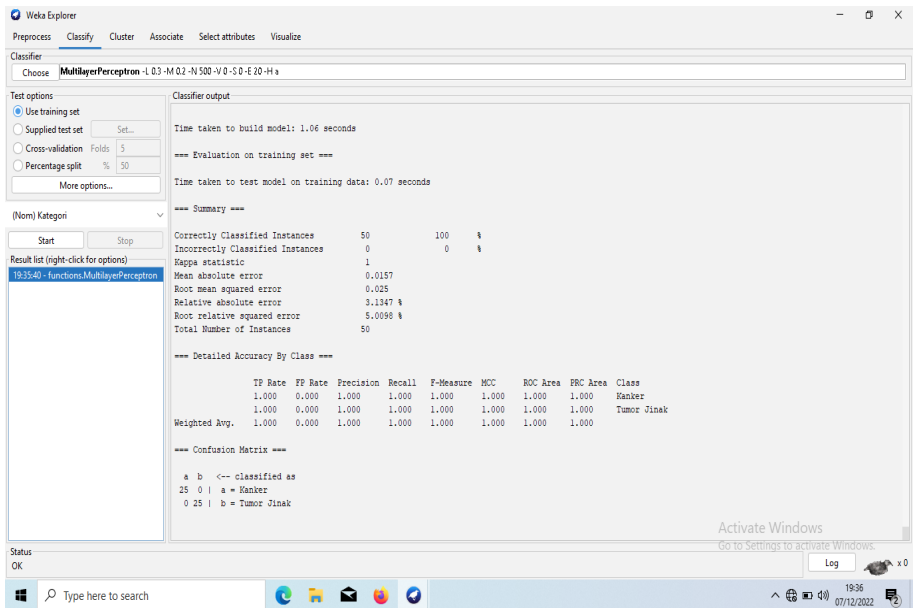
Pada tahap ekstraksi ciri morfologi dilakukan menggunakan dua fitur parameter yaitu perimeter atau keliling dan kebulatan atau *roundness*. Pada ekstraksi ciri morfologi diperlukan tahap segmentasi karena berdasarkan penelitian (Tunjungsari dkk, 2016) menyatakan bahwa morfologi sangat bergantung pada ketepatan performa baik dari algoritma segmentasi yang digunakan karena berhubungan dengan bentuk nodul. Dalam melakukan segmentasi digunakan software GIMP. Adapun untuk data hasil ekstraksi ciri morfologi dapat dilihat pada lampiran 11 sedangkan untuk kode program scilab morfologi dapat dilihat pada lampiran 7.

4. Tahap Klasifikasi

Tahap klasifikasi adalah tahapan terakhir dalam penelitian ini. Pada tahap klasifikasi citra-citra akan dikelompokkan sesuai dengan jenis cirinya. Salah satu ciri yang dapat dilihat secara kasat mata adalah jika dilihat dari perbedaan bentuk citra. Bentuk citra tumor ganas lebih tidak beraturan dibanding citra tumor jinak dan untuk penjelasan lebih detil dapat dilihat pada bagian pembahasan. Pada tahap pengklasifikasian disini memanfaatkan software Weka dengan metode menggunakan MLP. Data yang digunakan merupakan data gabungan antara tekstur dan morfologi berjumlah 40 fitur. Data yang digunakan sebagai data masukkan adalah data latih pada *trainingset* sekaligus sebagai data uji pada *testingset* dengan 5, 10 dan 15 *folds Cross validation*. Dalam melakukan proses klasifikasi akan didapatkan nilai TN, FN, FP dan TP supaya didapatkan pada tahapan ini nilai akurasi, sensitivitas dan spesivitas.

- (a) Hasil Klasifikasi Algoritma *Multy-Layer Perceptron* menggunakan tool Weka (*Use Data Training*)

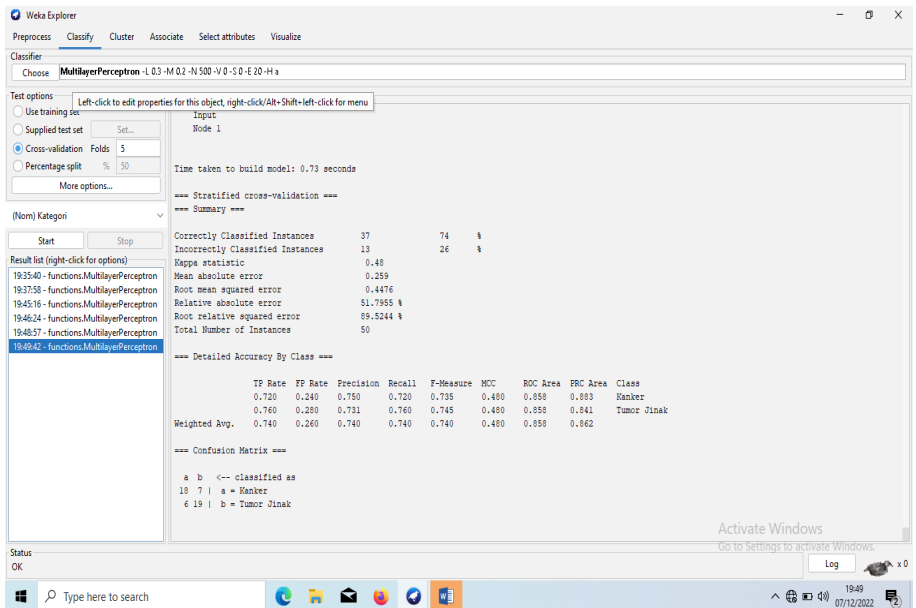
Gambar 4.5 adalah hasil klasifikasi algoritma *Multy Layer Perceptron* pada *tools* Weka dengan menggunakan *use trainingset* dan menunjukkan hasil dengan 50 prediksi benar dan menunjukkan hasil akurasi sebesar 100% dan 0 prediksi salah dengan presentasi 0% dengan waktu klasifikasi selama 0,07 *seconds*. Dalam melakukan *test use data trainingset* dilakukan pengesanan menggunakan data *training* itu sendiri.



Gambar 4.5. Klasifikasi algoritma *multy layer perceptron use data training*

- (b) Hasil Klasifikasi Algoritma *Multy-Layer Perceptron* menggunakan tool Weka (*Use Data Testingset*) (*5 folds Cross Validation*)

Gambar 4.6 adalah hasil klasifikasi algoritma *Multy Layer Perceptron* pada tools Weka dengan menggunakan *use testingset 5 folds cross validation*) dan menunjukkan hasil dengan 37 prediksi benar dan menunjukkan hasil akurasi sebesar 74% dan 13 prediksi salah dengan presentasi 26% dengan waktu klasifikasi selama 0,73 seconds. Dalam melakukan *test use data testingset* dilakukan pengetestan menggunakan data *training* itu sendiri.

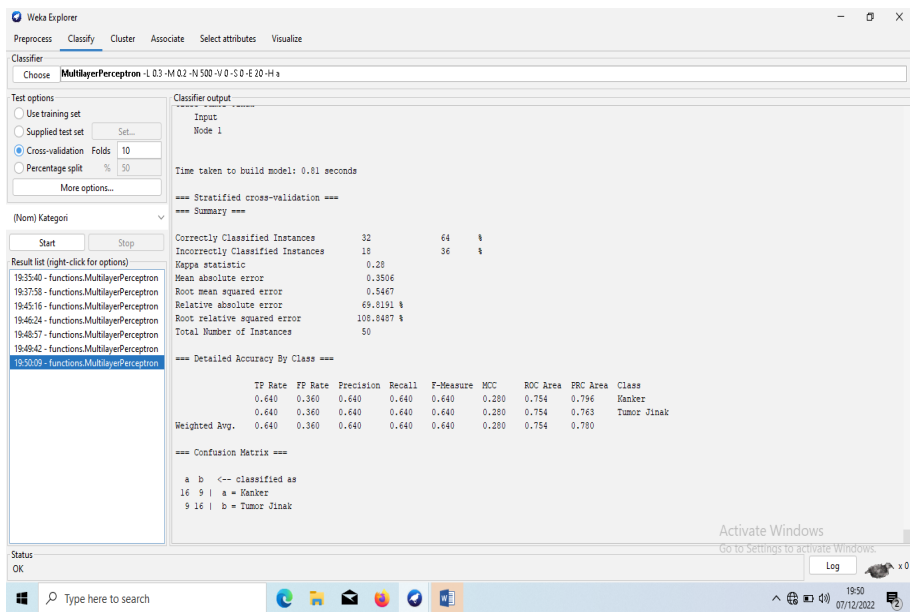


Gambar 4.6. Klasifikasi algoritma *multy layer perceptron 5 folds cross validation*

(c) Hasil Klasifikasi Algoritma *Multy-Layer Perceptron* menggunakan tool Weka (*Use Data Testingset*) (*10 folds Cross Validation*)

Gambar 4.7 adalah hasil klasifikasi algoritma *Multy Layer Perceptron* pada tools Weka dengan menggunakan *use testingset 10 folds cross validation*) dan menunjukkan hasil dengan 32 prediksi benar dan menunjukkan hasil akurasi sebesar 64% dan 18 prediksi salah dengan presentasi 36% dengan waktu klasifikasi selama 0,73 seconds. Dalam melakukan *test use data testingset* dilakukan pengtesan menggunakan

data training itu sendiri.

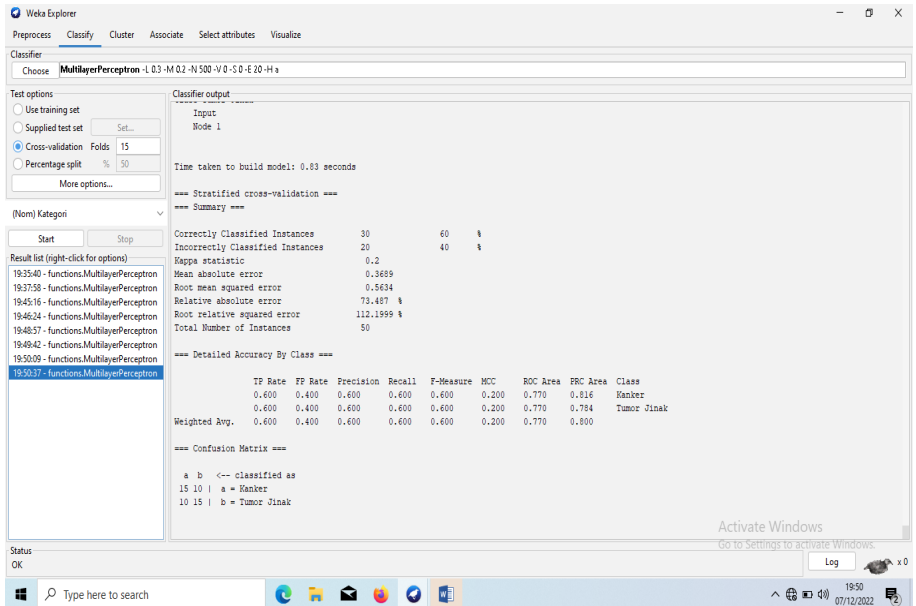


Gambar 4.7. Klasifikasi algoritma *multy layer perceptron* 10 folds cross validation

(d) Hasil Klasifikasi Algoritma *Multy-Layer Perceptron* menggunakan tool Weka (*Use Data Testingset*) (15 folds Cross Validation)

Gambar 4.8 adalah hasil klasifikasi algoritma *Multy Layer Perceptron* pada tools Weka dengan menggunakan *use testingset* 15 folds cross validation) dan menunjukkan hasil dengan 30 prediksi benar dan menunjukkan hasil akurasi sebesar 60% dan 20 prediksi salah dengan presentasi 40% dengan waktu klasifikasi selama 0,83 seconds. Dalam melakukan *test use data testingset* dilakukan pengtesan menggunakan

data *training* itu sendiri. Untuk perbandingan evaluasi hasil klasifikasi dapat dilihat pada Tabel 4.1.



Gambar 4.8. Klasifikasi algoritma *multy layer perceptron* 15 folds *cross validation*

Tabel 4.1. Perbandingan Proses Klasifikasi

Parameter	Hasil Trainingset	5 Folds	10 Folds	15 Folds
Akurasi	100%	74%	64%	60%
Sensitivitas	100%	72%	64%	43%
Spesivitas	100%	73%	64%	43%

Pada Tabel 3.1 dapat dianalisis bahwa setelah dilakukan klasifikasi algoritma menggunakan *use data trainingset*, 5 *folds cross validation*, 10 *folds cross validation*, 15 *folds cross validation*. Maka diperoleh nilai akurasi tertinggi

yaitu dengan menggunakan *use data trainingset* dengan menghasilkan nilai akurasi sebesar 100%.

B. Pembahasan

Tabel 4.2. Perbandingan Fitur Tekstur Jinak dan Ganas

Fitur Tekstur	Jinak	Ganas
Entropi	(6,917115)	(7,076084)
Kontras	(62,02816)	(32,36858)
Energi	(0,0201)	(0,017948)
Homogenitas	(0,471943)	(0,510356)
Korelasi	(25065,44)	(31280,78)

Penelitian sebelumnya Zhao dkk., (2014) membahas tentang peran fitur tekstur di berbagai ukuran. Penelitian tersebut menghasilkan nilai entropi dan kontras pada tumor ganas lebih tinggi dibandingkan pada tumor jinak. Sedangkan energi, korelasi dan homogenitas pada pada tumor ganas lebih rendah daripada tumor jinak. Nilai entropi, kontras, energi, homognitas dan korelasi pada penelitian ini merupakan nilai rata-rata secara keseluruhan untuk masing-masing tumor jinak dan ganas. Sedangkan pada penelitian ini antara tumor jinak dan ganas yang cenderung lebih tinggi yaitu pada energi dan kontras. Hal tersebut dapat dipengaruhi karena faktor pemilihan citra ataupun proses *pre processing* citra. Ada perbedaan yang signifikan secara statistik dalam fitur tekstur gambar radiologis antara tumor jinak dan ganas. Energi citra atau ASM diidentifikasi sebagai skala untuk mengukur homogenitas distribusi grayscale citra dan kekasaran tekstur. Distribusi skala abu-abu yang homogen dan partikel yang lebih kasar dikaitkan dengan energi yang lebih tinggi. Penelitian

ini sesuai dengan penelitian sebelumnya terkait energi pada tumor jinak lebih tinggi dibanding tumor ganas. Korelasi mencerminkan relevansi skala abu-abu dalam tekstur gambar dan nilai elemen matriks yang lebih tinggi serta tekstur gambar yang lebih halus dikaitkan dengan nilai korelasi yang lebih tinggi. Dalam penelitian ini kontras lebih tinggi pada tumor jinak daripada ganas. Kontras mencerminkan ketajaman gambar dan kedalaman alur tekstur. Hal tersebut berbeda dengan penelitian sebelumnya dikarenakan salah satu faktornya adalah dalam pemlihan gambar dan proses *pre processing* yang kurang akurat. Entropi mencerminkan ketidakseragaman dan kompleksitas tekstur gambar. Gambar yang lebih rumit dikaitkan dengan entropi yang lebih tinggi. Pada penelitian ini sesuai dengan penelitian sebelumnya entropi lebih tinggi pada tumor ganas daripada tumor jinak. Hasil ini konsisten dengan sifat tumor ganas yang relatif rumit. Fitur tekstur gambar penting dalam diagnosis jinak dan ganas. Fitur tekstur berguna untuk menggambarkan pola lokal tertentu yang berulang dan keteraturan pengaturan di wilayah tertentu dari gambar dan dapat digunakan untuk menggambarkan lokal karakteristik gambar serta dapat memberikan matrik karakteristik seperti kehalusan, kekasaran, dan keteraturan.

Tabel 4.3 merupakan perbandingan atau ciri-ciri dari tumor jinak dan ganas jika dilihat dari segi morfologi. Dapat dilihat pada tabel tersebut, bentuk dari tumor jinak cenderung teratur dibandingkan tumor ganas yang tidak beraturan dan margin pada tumor jinak cenderung lebih halus dibandingkan tumor ganas.

Tabel 4.3. Perbandingan Fitur Morfologi Jinak dan Ganas

Fitur Morfologi	Jinak	Ganas
Bentuk	Teratur	tidak
Margin	Halus	tidak

Tahapan proses pengklasifikasian dapat dilihat pada Gambar 4.9. Perbedaan jenis citra tumor jinak dan ganas jika dilihat secara kasat mata terdapat beberapa perbedaan. Menurut penelitian Shara dkk., (2016) jika dilihat berdasarkan ciri morfologi perbedaan dari tumor jinak dan ganas adalah bentuk citra dari tumor jinak cenderung teratur serta massa dan margin lebih halus sedangkan pada tumor ganas bentuk citra cenderung tidak beraturan, *speculated* dan margin tidak teratur serta tepi tebal dan tidak beraturan dan tidak seragam. Hal tersebut selaras dengan penelitian ini yaitu citra tumor jinak cenderung mempunyai bentuk yang teratur dibanding tumor ganas.

Pada penelitian ini, langkah selanjutnya untuk mengetahui tumor jinak dan ganas berdasarkan ciri tekstur dan morfologi yaitu menggunakan metode *Multy Layer Perceptron* dapat dilihat dari membandingkan akurasi antara *trainingset* dan *testingset*. Dalam melakukan klasifikasi dilakukan proses *trainingset* dan *testingset*. Pada penelitian ini yang digunakan adalah dataset secara keseluruhan. Tabel 4.1 menunjukkan bahwa hasil akurasi tertinggi yaitu *trainingset* dengan presentase 100%. Berdasarkan nilai akurasi yang baik, dapat dikatakan bahwa nilai dari *Multy Layer Perceptron* memiliki kinerja yang baik karena data *trainingset* merupakan data hasil untuk mengetahui kebenaran proses *Multy Layer Perceptron* sedangkan *testingset* merupakan hasil klasifikasi yang sebenarnya dengan *Multy Layer*

Perceptron. Pada Tabel 4.1 hasil akurasi, sensitivitas dan spesivitas masing-masing 100%. Nilai 100% tersebut diperoleh karena data yang terklasifikasi benar sejumlah 50 dengan jumlah TP dan TN masing-masing adalah 25 (Nugroho, 2015).

Tahapan	Jinak		Ganas	
Citra Asli				
Cropping				
Filtering				
Segmentasi				

Gambar 4.9. Tahapan pengolahan citra

Pada saat melakukan proses *cross validation* dataset yang digunakan adalah seluruh data tanpa membandingkan *trainingset* dan *testingset*. Hasil dari klasifikasi sistem dalam mengidentifikasi kanker dan tumor perlu dibandingkan menjadi beberapa *K-Fold Cross validation*. Notasi *K* pada *K-Fold Cross validation* adalah jumlah pelatihan dan pengujian dengan data diacak (Nugroho, 2015). *Cross validation* melakukan pengambilan sampel secara sedemikian rupa sehingga tidak ada dua set tes yang saling tumpang tindih. Disini *folders* menunjukkan nilai hasil setiap bagian. Berdasarkan hal tersebut, yaitu dapat dilihat pada

Tabel 4.1 didapatkan jumlah akurasi 74% untuk 5 *folds cross validation*, 64% untuk 10 *folds cross validation* dan 60% untuk 15 *folds cross validation*. Dapat dilihat pada Tabel 4.1 dengan nilai akurasi dari *testingset 5 cross validation* adalah akurasi yang paling baik. Sehingga *testingset* pada penelitian ini yang dipilih adalah 5 *folds cross validation* dikarenakan nilai batasan secara umum pada penelitian-penelitian sebelumnya adalah 5 *folds*. Karena pada penelitian ini menggunakan 5 *folds cross validation* sehingga metode ini bekerja dengan data masukkan klasifikasi dibagi menjadi 5 *folds* sehingga diperoleh 5 dataset data untuk mengevaluasi kinerja proses klasifikasi (Nugroho, 2015)(Berrar, 2018).

Pada penelitian *testingset 5 folds cross validation* dapat dilihat dalam lampiran 13 bagian 2 menunjukkan bahwa jumlah FP atau kategori kanker yang terdeteksi sebagai tumor adalah 6 sedangkan FN atau tumor yang terdeteksi sebagai kanker berjumlah 7. Hal tersebut terjadi karena terdapat beberapa nilai yang lebih kecil pada kontras dan entropi yang seharusnya menunjukkan tumor ganas. Selain itu, pemilihan citra kurang baik dan tahapan *pre processing* kurang maksimal.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Zhao dkk (2014) menjelaskan bahwa pada tumor jinak, nilai entropi dan kontras lebih kecil daripada kanker, serta energi dan homogenitas lebih besar pada tumor jinak. Sedangkan pada penelitian kasus tumor jinak dan ganas berbasis tekstur dan morfologi menunjukkan bahwa dari data *testingset 5 folds cross validation* diperoleh hasil nilai akurasi, sensitivitas dan spesivitas masing-masing 74%, 72% dan 73%. Nilai tersebut diperoleh karena data yang terklasifikasi benar sejumlah 37, dengan jumlah TP dan TN adalah

masing-masing 18 dan 19. Hasil dari akurasi menunjukkan bahwa kemampuan *Multy Layer Perceptron* dalam mengklasifikasi secara benar seluruh data yang diuji antara tumor dan kanker pada sistem diperoleh data sejumlah 74%. Sensitivitas menunjukkan kemampuan *Multy Layer Perceptron* dalam melakukan prediksi data yang dianggap benar, yaitu tumor jinak pada data dengan kategori tumor jinak sejumlah 72%. Sedangkan, spesivitas berkebalikan dengan sensitivitas, yaitu kemampuan *Multy Layer Perceptron* dalam melakukan prediksi terhadap data yang dianggap salah yaitu kanker pada data dengan kategori kanker sebesar 73%.

Nilai akurasi yang diperoleh pada penelitian cenderung lebih rendah dibandingkan dengan penelitian sebelumnya. Penelitian Nuryani (2020) mampu menghasilkan nilai akurasi lebih dari 80% dengan menggunakan klasifikasi *Correlation Based Feature Selection* (CFS). Perbedaan hasil klasifikasi disebabkan oleh beberapa faktor seperti metode dalam pengolahan citra, hasil tahap klasifikasi dipengaruhi oleh metode ekstraksi tekstur. Penelitian sebelumnya hanya menggunakan satu ekstraksi tekstur sedangkan penelitian ini menggunakan tiga ekstraksi tekstur.

Penelitian ini hampir mirip dengan penelitian Nugroho (2015), tetapi penelitian tersebut menggunakan tiga ciri tekstur tanpa menggunakan ciri morfologi dengan citra USG. Pengklasifikasian pada penelitian tersebut sama-sama menggunakan metode MLP dan menghasilkan akurasi sebesar 86,1%. Meskipun metode ekstraksi hampir sama menggunakan tekstur, perbedaan terletak dengan penggunaan morfologi dan citra USG.

Pemakaian seluruh ciri tekstur (histogram, GLCM dan GLRLM) digabung dengan ciri morfologi justru memberikan hasil yang lebih

baik ditandai dengan nilai akurasi 74% dibandingkan penelitian sebelumnya yang tanpa menggunakan ciri morfologi sebesar 62,68%. Tetapi perbedaan lain penelitian tersebut menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM).

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis yang didapatkan dari pengklasifikasian pada kelainan payudara pada citra mammografi didapatkan kesimpulan yaitu sebagai berikut :

1. Klasifikasi citra mammografi untuk tumor jinak dan ganas yaitu berdasarkan ciri teksturnya adalah gambar lebih halus sesuai dengan nilai energi pada tumor jinak (0,0201) yang lebih besar daripada tumor ganas (0,017948), distribusi skala abu-abu lebih homogen sesuai dengan nilai homogenitas jinak yang lebih kecil (0,471943) daripada tumor ganas (0,510356) dan untuk ciri morfologi yaitu bentuk nodul pada tumor jinak lebih teratur sedangkan untuk tumor ganas yaitu gambar lebih kasar.
2. Klasifikasi nodul citra mammografi dibagi menjadi 2 kelas (jinak dan ganas) didapatkan hasil akurasi sebesar 74% pada saat pengujian 5 *folds cross validation* menggunakan MLP dengan bantuan machine learning Weka.

B. Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, maka penelitian ini memiliki saran sebagai berikut :

1. Pada penelitian berikutnya diharapkan dalam melakukan pemilihan gambar dan *pre processing* lebih akurat.

2. Pada penelitian selanjutnya diharapkan untuk menambah jenis parameter lain selain yang digunakan pada penelitian ini.
3. Pada penelitian selanjutnya diharapkan dapat menggunakan metode klasifikasi lain selain MLP agar dapat mengetahui atau membandingkan dengan metode yang lain terkait tingkat akurasi.

DAFTAR PUSTAKA

- Adi, dkk. 2016. *Detection Lung Cancer Using Gray level Co-Occurrence Matrix (GLCM) and Back Propagation Neural Network Classification*. Journal of Engineering Science and Technology Review 11(2):8-12.
- Akhadi, M. 2000. *Dasar-dasar Proteksi Radiasi*. Jakarta : Rineka Cipta.
- Anggoro, W. 2020. *Implementasi Ekstraksi Fitur Tekstur Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM) untuk Pengelompokkan Citra Tenun menggunakan Algoritma K-Means*.
- Ayun, K. 2015. *Optimasi Sistem Fuzzy pada Diagnosis Kanker Payudara menggunakan Citra Mammogram yang diimplementasikan dengan Graphical User Interface (GUI)*. Skripsi. Yogyakarta: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Yogyakarta.
- Berrar, D. 2018. *Cross Validation*. Journal Encyclopedia and Computational Biology (1):543-545
- Ernawati, E. 2020. *Klasifikasi nodul payudara berdasarkan ciri tekstur pada citra ultrasonografi menggunakan scilab*. Skripsi. Semarang: Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang.
- Faid, dkk. 2017. *Perbandingan Kinerja Tool Data Mining Weka dan Rapidminer dalam Algoritma Klasifikasi*. Jurnal Teknik 8(1).
- Fara, N.J.A. 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 UIN Walisongo Semarang
- Firmana, D. 2017. *Keperawatan kemoterapi*. Jakarta: Salemba Medika.
- Gazali, dkk. 2012. *Penerapan Metode Konvolusi dalam pengolahan Citra Digital*. Binus University Research and Technology Transfer 12(2):103-113.
- Helja, dkk. 2019. *Analisis Fraktal Citra Mammogram Berbasis Tekstur sebagai Pendukung Diagnosis Kanker Payudara*. POSITRON 3(2):35-38.
- Hutabarat, T.N. 2017. *Penggabungan Fitur Morfologi, Fuzzy Local Binary Pattern, dan Fuzzy Color Histogram untuk Aplikasi Mobile Identifikasi Penyakit Daun Tanaman Jabon (Anthocephalus Cadamba (ROXB.)MIQ)*. Skripsi. Bogor: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Institut pertanian Bogor
- Kadir, A., dan Adhi S. 2017. *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*. Yogyakarta : CV Andi.
- Kania, N. 2018. *Payudara dan kelainannya*. Kalimantan : Grafik Wangi Kalimantan.
- Kartika, H. 2017. *Aljabar Matrik (Teori dan Aplikasinya dengan Scilab)*. Jakarta : Deepublish.
- Kemenkes. 2015. *Infodatin kanker*. Pusat Data dan Informasi Kementerian Kesehatan RI.

- Kemenkes. 2019. *Infodatin kanker*. Pusat Data dan Informasi Kementerian Kesehatan RI
- Kosasih dan Arfiansyah. 2020. *Pendeteksian Kendaraan dengan menggunakan Metode Running Average Background Substraction dan Morfologi Citra*. Jurnal Media Informatika Budidarma 4(4):99-985.
- Kothari, R. M. 2019. *Digital Image Processing Using Scilab*. India : Library of Congress Control.
- Kusmanto, dkk. 2015. *Klasifikasi Warna menggunakan Pengolahan Model Warna HSV*. Jurnal Ilmiah Elite Elektro 2(2):83-87.
- Nasution, A. 2019. *Penerapan Metode Transformasi pada Pembesaran Citra Ultrasonografi (USG)*. Journal of Computer System and Informatics (JoSYC) 1(1):1-8.
- Nugroho, A. 2015. *Klasifikasi nodul tiroid berbasis ciri tekstur pada citra ultrasonografi*. Tesis. Yogyakarta: Program pascasarjana Fakultas Teknik Universitas Gajah Mada.
- Nuryani, S. 2021. *Klasifikasi nodul paru pada citra ct scan berdasarkan ciri tekstur dan ciri morfologi menggunakan jaringan syaraf tiruan propagasi balik dengan scilab dan weka*. Skripsi. Semarang: Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang
- Oktaria, M. 2013. *Gambaran Klinis dan Karakteristik Penderita Fibroadenoma Mammae (FAM) yang dirawat inap di RSUD Palembang dari Periode 1 Januari 2012 sampai dengan 31*

- Desember 2013*. Skripsi. Palembang: Fakultas Kedokteran Universitas Muhammadiyah Palembang.
- Pujiono, dkk. 2013. *Analisis Kepuasan Publik menggunakan weka dalam mewujudkan Good Governance di Kota Yogyakarta*. Jurnal DASI 14(2).
- Pulungan, I.Y., 2020. *Akurasi Hasil Pemeriksaan Mammografi dan Ultrasonografi dengan Hasil Histopatologis pada Pasien-pasien Kelainan Payudara di Rumah Sakit Cipto Mangunkusumo Jakarta*. Tesis. Jakarta: Fakultas Kedokteran Program Pendidikan Dokter Spesialis Radiologi.
- Purnamasari, dkk. 2013. *Get Easy Using Weka*. Makassar : Dapur Buku.
- Purnamasari, I . 2017. *Pengenalan Ciri Garis Telapak tangan menggunakan Ekstraksi Fitur (GLCM) dan Metode K-NN*. Jurnal Voice of Informatics 6(1)
- Qur'an Hadits.com. *Qur'an Tafsir Perkata*. Diunduh di <https://quranhadits.com/quran/24-an-nur/an-nur-ayat-35/> tanggal 6 Juli 2022
- Rasjidi, I. 2017. *Deteksi Dini Pencegahan Kanker pada Wanita*. Jakarta : Sagung Seto.
- Romchun, dkk. 2016. *Multilayer Perceptron : Optimization and Training*. International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence 4(1).
- Santoso, dkk. 2008. *Identifikasi Keberadaan Tumor pada Citra Mammografi menggunakan Metode Run Length*. E-Journal Undip.

- Santoso, dkk. 2013. *Perancangan Pesawat Sinar-X Mammografi Digital*. Prosiding Pertemuan Ilmiah Perencanaan Perangkat Nuklir PRPN-BATAN
- Shara, dkk., 2016. *Can We Apply The MRI BI-RADS Lexicon Morphology Descriptors On Contrast-Enhanced Spectral Mammography*. British Institute of Radiology, 89:20160157
- Setiadi. 2012. *Penerapan Algoritma Multilayer Perceptron untuk Deteksi Dini Penyakit Diabetes*. Jurnal Paradigma XIV(1)
- Setiawan, dkk . 2014. *Segmentasi Citra Sel Darah Merah Berdasarkan Morfologi Sel untuk Mendeteksi anemia Defisiensi Besi*. Jurnal ITSMART 3(1)
- Sihombing dan Sapardin. 2014. *Faktor Risiko Tumor Payudara pada Perempuan Umur 25-65 Tahun di Lima Kelurahan Kecamatan Bogor Tengah* . Jurnal Kesehatan Reproduksi 5(3).
- Siyoto dan Sodik . 2015. *Dasar Metodologi Penelitian*. Jakarta : Literasi Media Publishing.
- Solikhah, S. 2019. *Breast Cancer Screening among Indonesian Women*. Jurnal MKMI. 15(1).
- Tawkar dan Ingolihar. 2017. *Automatic Detection and Classification of Masses in Digital Mammogram*. International Journal of Intelligent Engineering and systems 10(1):65-74.
- Tunjungsari, dkk. 2016. *Deteksi Dini Kanker Payudara dari Citra Mammografi menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrices (GLCM) dan Fuzzy Backpropagation*. Jurnal Fisika dan Terapannya 4(1):81-94.

University of South Florida digital Mammography Home Page. 2006. *Digital Database for Screening Mammography*. Diunduh di <http://www.eng.usf.edu/cvprg/Mammography/Database.html> tanggal 19 Mei 2022

Wisudawati. L.M., 2021. *Klasifikasi Tumor Jinak dan Tumor Ganas pada Citra Mammogram menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan Support Vector Machine (SVM)*. E-journal Gunadarma 26(2).

Witeti. 2011. *Identifikasi Sel Kanker Prostat menggunakan Metode Segmentasi Berdasar Ukuran Objek pada Citra*. E-Journal Undip

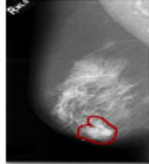



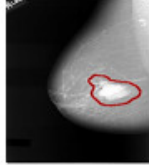



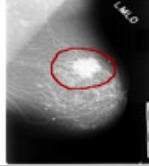
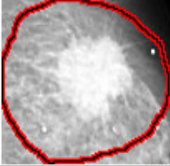
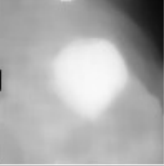


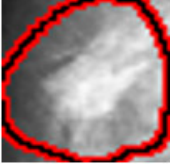



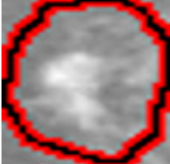


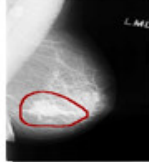



X, Tang. 1998. *Texture Information in Run Length Matrices*. 7:11


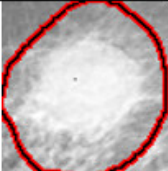


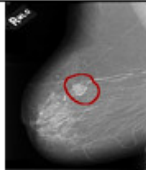



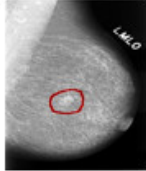






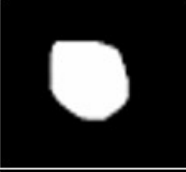
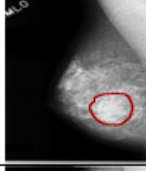



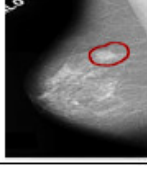
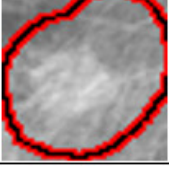


Zhao, Q dkk., 2014. *Role Of The Texture Featuures Of Images In The Diagnosis Of Solitary Pulmonary Nodules In Different Sizes*. Chinese Journal of Cancer Research, 26(4):451-458

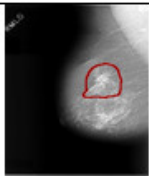
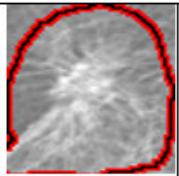
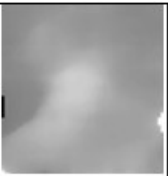

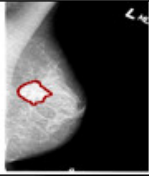



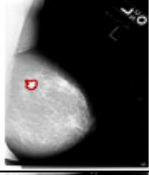



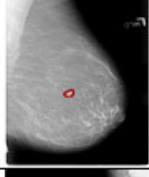
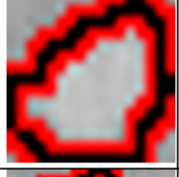


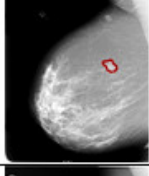
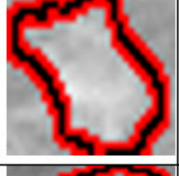


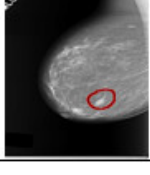
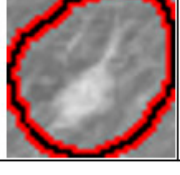
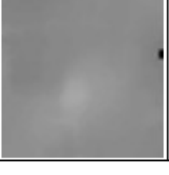

Lampiran 1. Daftar Istilah

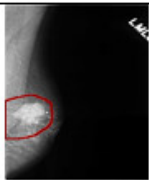
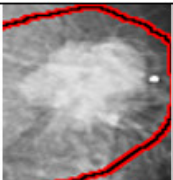
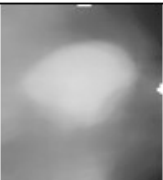

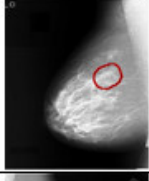



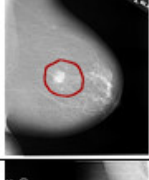
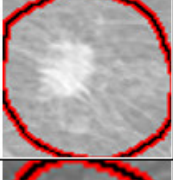


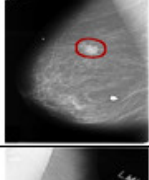
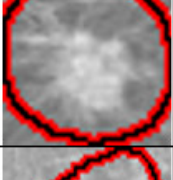
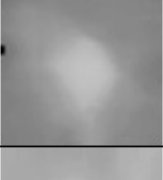

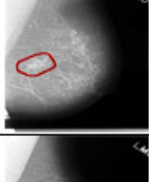



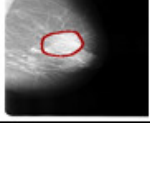



Daftar Istilah	
Neoplasma	: Pertumbuhan abnormal jaringan baru
Screening	: Pendeteksian tanda-tanda kanker secara dini
Lesi	: Area abnormal
Massa	: Benjolan yang timbul akibat payudara tidak normal
Klasifikasi	: Pengapuran pada payudara
Areola	: Area melingkar pada bagian tengah payudara yang berwarna gelap
Duktus	: Saluran ASI
Exposure	: Paparan
Soft Tissue	: Jaringan lemak tubuh yang terletak diantara kulit atau organ tubuh bagian dalam
Derau/Noise	: Sinyak gangguan
Nipple	: Puting
Interpreter	: Penerjemah
Environment	: Salah satu fasilitas pengolahan data pada visual basic
Jaringan Adiposa	: Jaringan yang menentukan perbedaan ukuran payudara pada wanita
Jaringan Ligamen	: Jaringan yang mempertahankan struktur anatomi payudara
Distribusi Spasial	: Segala teknik analisis untuk mengukur distribusi suatu kejadian berdasarkan keruangan
State of the art	: Level tertinggi dan terkini dari pengembangan sebuah alat/teknik/topik penelitian tertentu

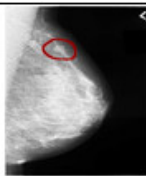
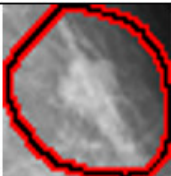


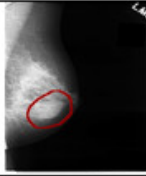
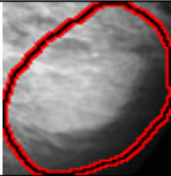
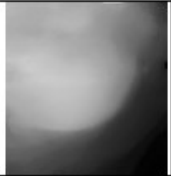

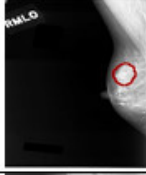
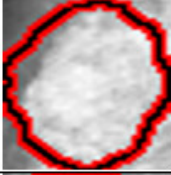


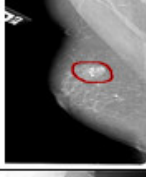







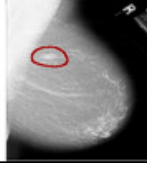
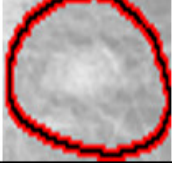


Lampiran 2. Hasil ekstraksi ciri

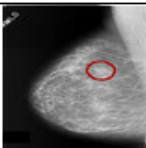







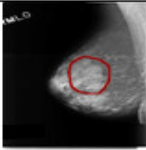
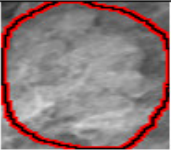


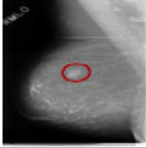
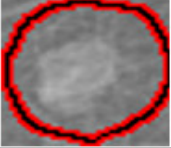


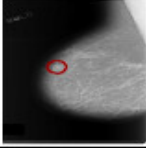



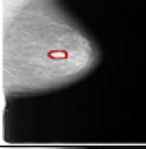



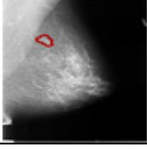
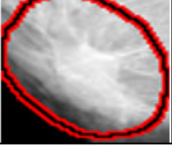


No	Jenis Citra	Citra Asli	Hasil Cropping	Hasil Filtering	Hasil Segmentasi
1	Ganas				
2	Ganas				
3	Ganas				
4	Ganas				
5	Ganas				
6	Ganas				


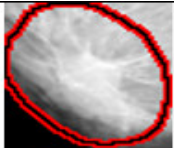


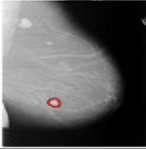



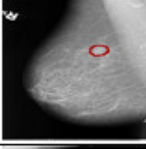



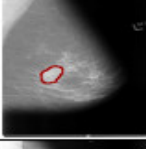



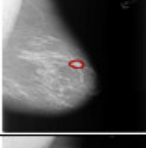



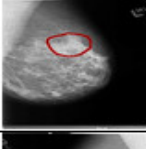
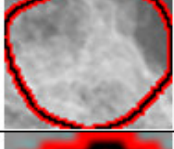


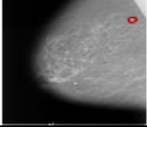



7	Ganas				
8	Ganas				
9	Ganas				
10	Ganas				
11	Ganas				
12	Ganas				


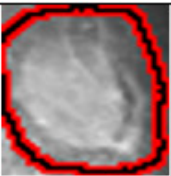


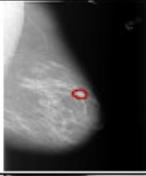
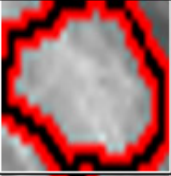


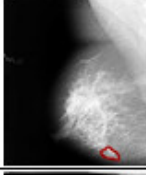

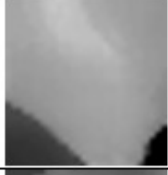

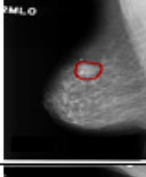
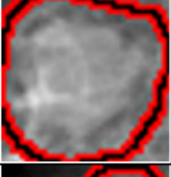


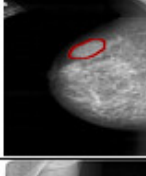







13	Ganas				
14	Ganas				
15	Ganas				
16	Ganas				
17	Ganas				
18	Ganas				

19	Ganas				
20	Ganas				
21	Ganas				
22	Ganas				
23	Ganas				
24	Ganas				

25	Ganas				
26	Jinak				
27	Jinak				
28	Jinak				
29	Jinak				
30	Jinak				

31	Jinak				
32	Jinak				
33	Jinak				
34	Jinak				
35	Jinak				
36	Jinak				
37	Jinak				

38	Jinak				
39	Jinak				
40	Jinak				
41	Jinak				
42	Jinak				
43	Jinak				
44	Jinak				

45	Jinak				
46	Jinak				
47	Jinak				
48	Jinak				
49	Jinak				
50	Jinak				

Lampiran 3. Source Code Program Adaptif Median Pada Scilab

```

tic ()
input=imread ("F:\skripsi-ella\DATA CROPPING\50.png")
amf_lima=immedian (input,[15 15]);
amf_sebelas=immedian (input, [17 17]);
[baris,kolom]=size(input);
t=baris*kolom
m=0;
T1=m/t
for bar=1:baris
    for kol=1:kolom
        intensity=input(bar,kol);
        if intensity <= T1
            image_amf1 (bar,kol)=amf_sebelas(bar,kol);
        else
            image_amf1 (bar,kol)=amf_lima(bar,kol);
            m=m+input (bar,kol);
        end
    end
end
figure(1);
imshow (image_amf1)
imwrite (image_amf1,"E:\skripsi-ella\DATA TAPIS\50.png")
clear;t = toc ()
disp ("durasi program dalam detik");
disp (t)

```

Lampiran 4. Source Code Program Histogram Pada Scilab

```

clear;//Membersihkan Data di Scilab
clc;
R=uigetfile('.png','Select the Image:');//pilih gambar scr otomatis brdasarkan format
Input=imread(R);//reading gambar yg dipilih
[m,n]=size(Input);

//--Hitung frekuensi aras keabuan
L=256;
Frek=zeros(L,1);
G=double(Input);
for i=1:m
    for j=1:n
        intensitas=G(i,j);
        Frek(intensitas+1)=Frek(intensitas+1)+1;
    end
end
//z=max(Frek);
//nilaiinten=[0:255];
//nilaifrek=Frek;
//tabel(:,1)=nilaiinten';
//tabel(:,2)=nilaifrek';
//disp('Nilai Frekuensi');
//disp('Intensitas ke Frekuensi');
//disp(tabel);
//mprintf('Frek terbesar = %f\n',z);
//if Frek==z
//    disp(F(i,j));
//end

//---Hitung probabilitas
jum_piksel=m*n;
for i=0:L-1
    Prob(i+1)=Frek(i+1)/jum_piksel;
end
//mprintf('probabilitas = %f\n',Prob(i+1));

//Fitur 1. Mean (Rerata)
mu=0;
for i=0:L-1
    mu=mu+i*Prob(i+1);
end
//mprintf('mean = %f\n',mu);
disp(mu);

//Fitur 2. Mode (Modus)
z=max(Frek);
//mprintf('modus = %f\n',z);
disp(z);

//Fitur 3. Variance (Varian)
varians=0;

```

```

for i=0:L-1
    varians=varians+((i-mu)^2)*Prob(i+1);
end
//mprintf("varian = %f\n",varians);
disp(varians);

//Fitur 4. Standard Deviation
deviasi=sqrt(varians);
varians_n=varians/(L-1)^2; //normalisasi
//mprintf("deviasi standar = %f\n",varians_n);
disp(varians_n);

//Fitur 5. Skewness
skewness=0;
for i=0:L-1
    skewness=skewness+((i-mu)^3)*Prob(i+1);
end
skewness=skewness/(L-1)^2;
//mprintf("skewness = %f\n",skewness);
disp(skewness);

//Fitur 6. Kurtosis
kurtosis=0;
for i=0:L-1
    kurtosis=kurtosis+((i-mu)^4)*Prob(i+1)-3;
end
kurtosis=kurtosis/(L-1)^2;
//mprintf("kurtosis = %f\n",kurtosis);
disp(kurtosis);

//Fitur 7. Entropy
entropi=0;
for i=0:L-1
    if Prob(i+1)~=0
        entropi=entropi+Prob(i+1)*log(Prob(i+1));
    end
end
entropi=-entropi;
//mprintf("entropi = %f\n",entropi);
disp(entropi);

//Fitur 8. Energi (Keseragaman)
energi=0;
for i=0:L-1
    energi=energi+(Prob(i+1)^2);
end
//mprintf("energi = %f\n",energi);
disp(energi);

//Fitur 9. Smoothness
smoothness=1-1/(1+varians_n);
//mprintf("smoothness = %f\n",smoothness);
disp(smoothness);

```

Lampiran 5. Source Code Program GLCM Pada Scilab

```

clear; //hapus semua variable yang tersimpan di memory
clc; //bersihkan console

dir_utama = get_absolute_file_path("skripsi-ella.sce.sce");

//load semua fungsi dalam folder berikut
getd(dir_utama+"fungsi");

daftar_file_gambar=listfiles(dir_utama+"/gambar/");
jumlah_file_gambar=size(daftar_file_gambar,1);

daftar_file_txt=listfiles(dir_utama+"/hasil_hitung/");
jumlah_file_txt=size(daftar_file_txt,1);

jalan_terus=%t;

tabel_file_gambar=emptystr(jumlah_file_gambar,4);
tabel_file_gambar(1,1)="No";
tabel_file_gambar(1,2)="File";
tabel_file_gambar(1,3)="Tipe";
tabel_file_gambar(1,4)="Hitung"

while (jalan_terus)
clc; //bersihkan console

//mprintf("\n No   Nama File      Tipe File \n");
for i=1:jumlah_file_gambar

[path_gbr,fname_gbr,extension_gbr]=fileparts(dir_utama+"/gambar/"+daftar_file_gambar(i));
if (jumlah_file_txt>0)
for j=1:jumlah_file_txt
[path_txt,fname_txt,extension_txt]=fileparts(dir_utama+"/hasil_hitung/"+daftar_file_txt(j));
if (fname_gbr==fname_txt)
tabel_file_gambar(i+1,4)="selesai";
end
end
end

matriks_pixel_file_gambar=imread(dir_utama+"/gambar/"+daftar_file_gambar(i));
ukuran_matriks=size(matriks_pixel_file_gambar);
if (size(ukuran_matriks,"*")==2)
tipe_file="grayscale/bw";
elseif (size(ukuran_matriks,"*")==3)
if (ukuran_matriks(3)==3)
tipe_file="rgb";
elseif (ukuran_matriks(3)==4)
tipe_file="cmypk";
else
tipe_file="tidak dikenal";
end
else
end
end

```

```

tipe_file="tidak dikenal";
end
tabel_file_gambar(i+1,1)=string(i);
tabel_file_gambar(i+1,2)=daftar_file_gambar(i);
tabel_file_gambar(i+1,3)=tipe_file;

//mprintf "%i. %s (%s)\n",i,daftar_file_gambar(i),tipe_file)
end
disp(tabel_file_gambar);

//mprintf "\n\nPilih file (1-%i) atau berhenti (0)",jumlah_file_gambar);
//pilihan=input("Pilihan : ");

for pilihan=1:jumlah_file_gambar
mprintf("File no = %i\n",pilihan);
if (pilihan==0)
jalan_terus=%f;
elseif ((pilihan>=1) && (pilihan<=jumlah_file_gambar))

[path,fname,extension]=fileparts(dir_utama+"gambar/"+daftar_file_gambar(pilihan));
F=imread(path+fname+extension);

mprintf("Hitung GLCM\n");//F=rgb2gray(F);
[GLCM0,GLCM45,GLCM90,GLCM135]=GLCM(F);disp("a")

[G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal]=Gframeworknormal(GLCM0,GLCM45,GLCM90,GLCM
135);disp("b")
[px0,px45,px90,px135]=matrikspx(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal);disp("c")
[py0,py45,py90,py135]=matrikspy(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal);

[pxplusy0,pxplusy45,pxplusy90,pxplusy135]=matrikspxplusy(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Norm
al);disp("d")

[pxminusy0,pxminusy45,pxminusy90,pxminusy135]=matrikspxminusy(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G
135Normal);disp("e")
ASM=nilaiASM(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal);disp("f")//Ciri ke 1

Kontras=nilaiKontras(pxminusy0,pxminusy45,pxminusy90,pxminusy135,G0Normal,G45Normal,G90Normal,
G135Normal);disp("g")//Ciri ke 2

Correlation=nilaiCorrelation(px0,px45,px90,px135,py0,py45,py90,py135,G0Normal,G45Normal,G90Normal,
G135Normal);//Ciri ke 3
SSVar=nilaiSSVar(px0,px45,px90,px135,G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal);//Ciri ke
4
IDM=nilaiDIM(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal);//Ciri ke 5
SAV=nilaiSAV(pxplusy0,pxplusy45,pxplusy90,pxplusy135);//Ciri ke 6

[SEntro,SEntro45,SEntro90,SEntro135]=nilaiSEntro(pxplusy0,pxplusy45,pxplusy90,pxplusy135);
//Ciri ke 7
SVar=nilaiSVar(pxplusy0,pxplusy45,pxplusy90,pxplusy135,SEntro0,SEntro45,SEntro90,SEntro135);
//Ciri ke 8

```



```

[Entropy,Entropy0,Entropy45,Entropy90,Entropy135]=nilaiEntropy(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal); //Ciri ke 9
DVar=nilaiDvar(pxminusy0,pxminusy45,pxminusy90,pxminusy135); //Ciri ke 10
DEntro=nilaiDentro(pxminusy0,pxminusy45,pxminusy90,pxminusy135); //Ciri ke 11

IMCorr1=nilaiIMCorr1(px0,px45,px90,px135,py0,py45,py90,py135,G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal,Entropy0,Entropy45,Entropy90,Entropy135); //Ciri ke 12
ACorr=nilaiACorr(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal); //Ciri ke 13
Dissi=nilaiDissi(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal); //Ciri ke 14
[ux0,ux45,ux90,ux135]=nilaiux(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal);
[uy0,uy45,uy90,uy135]=nilaiuy(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal);

CShade=nilaiCShade(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal,ux0,ux45,ux90,ux135,uy0,uy45,uy90,uy135); //Ciri ke 15

CProm=nilaiCProm(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal,ux0,ux45,ux90,ux135,uy0,uy45,uy90,uy135); //Ciri ke 16
MProb=nilaiMProb(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal); //Ciri ke 17
INN=nilaiINN(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal); //Ciri ke 18
IDN=nilaiIDN(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal); //Ciri ke 19

IMCorr2=nilaiIMCorr2(px0,px45,px90,px135,py0,py45,py90,py135,G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal); //Ciri ke 20
IDiff=nilaiIDiff(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal); //Ciri ke 21

strGLCM=string([ASM,Kontras,Correlation,SSVar,IDM,SAV,SEntro,SVar,Entropy,DVar,DEntro,IMCorr1,ACorr,Dissi,CShade,CProm,MProb,INN,IDN,IMCorr2,IDiff]);
dataGLCM=transposarraystring(strGLCM);
fd_r=mopen(dir_utama+"hasil_hitung/"+fname+".txt","a+");
mputl(' ',fd_r);
mputl(ASM | Kontras | Correlation | SSVar | IDM | SAV | SEntro | SVar | Entropy | DVar | DEntro | IMCorr1 | ACorr | Dissi | CShade | CProm | MProb | INN | IDN | IMCorr2 | IDiff [,fd_r];
mputl(dataGLCM,fd_r);
mclose(fd_r);

    tabel_file_gambar(pilihan+1,4)="selesai";
end //endnya if
end //endnya for

mprintf("\n Penghitungan telah selesai. Ingin mengulangi lagi (y/t)\n");
ulang=input("Pilihan : ", "string");
if (ulang=="t")
    jalan_terus=%f;
end

end

mprintf("Program telah selesai")

```

Lampiran 6. Source Code Program GLRLM pada Scilab

```

clear; //hapus semua variable yang tersimpan di memory
clc; //bersihkan console
R=uigetfile('png','Select the Image:'); //pilih gambar scr otomatis brdasarkan format
Input=imread(R); //reading gambar yg dipilih
G=int16(Input);
//mulai proses
//G=[0,0,1,1;0,0,1,1;0,2,2,2;2,2,3,3];
//disp(G);
[Nx,Ny]=size(G);
L1=unique(G);
//L1=256;
nL1=size(L1, "s");
maxrunlength0=Ny
GLRLM0=zeros(256,maxrunlength0); //nL1 bisa ganti 256 kalo eror
for i=1:Nx
    for j=1:Ny
        graylevel=G(i,j)
        for l=1:nL1
            if L1(l)==graylevel then
                NoGrayLevel=l
            end
        end
        if (j==1) || (j>1 & graylevel<>G(i,j-1)) then
            for k=j:maxrunlength0
                if G(i,k)==graylevel then
                    runlength=k-j+1
                else
                    break
                end
            end
            //printf("i=%d, j=%d\n",i,j)
            GLRLM0(NoGrayLevel,runlength)=GLRLM0(NoGrayLevel,runlength)+1
        end
    end
end
//disp(GLRLM0);

//hitung notasi GLRLM
//hitung pg
pg=zeros(1,256);
for i=1:256
    jumlah=0;
    for j=1:maxrunlength0
        jumlah=jumlah+GLRLM0(i,j);
    end
    pg(i)=jumlah;
end
//disp("pg =");
//disp(pg);
//hitung pr
pr=zeros(1,maxrunlength0);

```

```

for j=1:maxrunlength0
jumlah=0;
for i=1:256
jumlah=jumlah+GLRLM0(i,j);
end
pr(j)=jumlah;
end
//disp("pr =");
//disp(pr);
//hitung Nr
Nr=0.0;
for i=1:256
for j=1:maxrunlength0
Nr=Nr+GLRLM0(i,j);
end
end
//disp("Nr =");
//disp(Nr);

//mulai hitung
//Fitur 1. SRF
prj0=0.0;
for j=1:maxrunlength0
prj0=prj0+(pr(j)/(j^2));
end
//disp(prj0);
SRE0=((1/Nr)*prj0);
//mprintf("SRE0 = %f\n",SRE0);
disp(SRE0);

//Fitur 2. LRE
prj0=0.0;
for j=1:maxrunlength0
prj0=prj0+(pr(j)*(j^2));
end
//disp(prj0);
LRE0=((1/Nr)*prj0);
//mprintf("LRE0 = %f\n",LRE0);
disp(LRE0);

//Fitur 3. GLN
pgi0=0.0;
for i=1:256
pgi0=pgi0+(pg(i)^2);
end
//disp(pgi0);
GLN0=((1/Nr)*pgi0);
//mprintf("GLN0 = %f\n",GLN0);
disp(GLN0);

//Fitur 4. RLN
prj0=0.0;
for j=1:maxrunlength0

```

```

    prj0=prj0+(pr(j)^2);
end
//disp(prj0);
RLN0=((1/Nr)*prj0);
//mprintf("RLN0 = %f\n",RLN0);
disp(RLN0);

//Fitur 5. RP
Np=256*maxrunlength0;
//disp(Np);
RP0=Nr/Np;
//mprintf("RP0 = %f\n",RP0);
disp(RP0);

//Fitur 6. LGRE
pgi0=0.0;
for i=1:256
    pgi0=pgi0+(pg(i)/(i^2));
end
//disp(pgi0);
LGRE0=((1/Nr)*pgi0);
//mprintf("LGRE0 = %f\n",LGRE0);
disp(LGRE0);

//Fitur 7. HGRE
pgi0=0.0;
for i=1:256
    pgi0=pgi0+(pg(i)*(i^2));
end
//disp(pgi0);
HGRE0=((1/Nr)*pgi0);
//mprintf("HGRE0 = %f\n",HGRE0);
disp(HGRE0);

//Fitur 8. SRLGE
H0=0.0;
for i=1:256
    for j=1:maxrunlength0
        H0=H0+(GLRLM0(i,j)/((i^2)*(j^2)));
    end
end
//disp(H0);
SRLGE0=((1/Nr)*H0);
//mprintf("SRLGE0 = %f\n",SRLGE0);
disp(SRLGE0);

//Fitur 9. SRHGE
S0=0.0;
for i=1:256
    for j=1:maxrunlength0
        S0=S0+((GLRLM0(i,j)*(i^2))/(j^2));
    end
end

```

```

//disp(S0);
SRHGEO=((1/Nr)*S0);
//mprintf("SRHGEO = %f\n",SRHGEO);
disp(SRHGEO);

//Fitur 10. LRLGE
L0=0.0;
for i=1:256
    for j=1:maxrunlength0
        L0=L0+(GLRLM0(i,j)*(j^2))/(i^2);
    end
end
//disp(L0);
LRLGEO=((1/Nr)*L0);
//mprintf("LRLGEO = %f\n",LRLGEO);
disp(LRLGEO);

//Fitur 11. LRHGE
R0=0.0;
for i=1:256
    for j=1:maxrunlength0
        R0=R0+(GLRLM0(i,j)*(i^2)*(j^2));
    end
end
//disp(R0);
LRHGEO=((1/Nr)*R0);
//mprintf("LRHGEO = %f\n",LRHGEO);
disp(LRHGEO);

```

Lampiran 7. Source Code Program Morfologi pada Scilab

```

clear();
clc();
//load semua fungsi dalam folder berikut
function [dy, dx]=delta_piksel(id)
    if id == 0
        dx = 1; dy = 0;
    elseif id == 1
        dx = 1; dy = -1;
    elseif id == 2
        dx = 0; dy = -1;
    elseif id == 3
        dx = -1; dy = -1;
    elseif id == 4
        dx = -1; dy = 0;
    elseif id == 5
        dx = -1; dy = 1;
    elseif id == 6
        dx = 0; dy = 1;
    elseif id == 7
        dx = 1; dy = 1;
    end
endfunction
function [s]=sebelum(x)
    if x == 7
        s = 0;
    else
        s = x + 1;
    end
    if s < 2
        s = 2;
    elseif s < 4
        s = 4;
    elseif s < 6
        s = 6;
    else
        s = 0;
    end
endfunction
function [b]=berikut(x)
    if x == 0
        b = 7;
    else
        b = x - 1;
    end
endfunction
function [Kontur]=inbound_tracing(BW)
    //INBOUND_TRACING memperoleh kontur yang telah terurutkan
    //dengan menggunakan algoritma pelacakan kontur Moore
    [jum_baris, jum_kolom]=size(BW);

```

```

//Peroleh piksel awal
selesai=%f;
for p = 1 : jum_baris
    for q = 1 : jum_kolom
        if BW(p,q)==1
            b0y = p;
            b0x = q;
            selesai=%t;
            break;
        end
    end
end
if selesai
    break;
end
end
//printf("b0y = %i, b0x = %i\n", b0y,b0x)
c0 = 4; //Arah barat
//Periksa 8 tetangga dan cari piksel pertama yang bernilai 1
for p = 1 : 8
    [dy,dx] = delta_piksel(c0);
    if BW(b0y + dy, b0x + dx) == 1
        b1y = b0y + dy;
        b1x = b0x + dx;
        c1 = sebelum(c0);
        //printf("p = %i, b0y = %i, b0x = %i, dy = %i, dx = %i\n",p,b0y,b0x,dy,dx)
        break;
    else
        c0 = berikut(c0);
        b1y = b0y;
        b1x = b0x;
        c1 = 0;
    end
end
end
Kontur=[];
Kontur(1, 1) = b0y;
Kontur(1, 2) = b0x;
Kontur(2, 1) = b1y;
Kontur(2, 2) = b1x;
//Kontur
n = 2; //Jumlah piksel dalam kontur
bx = b1x;
by = b1y;
c = c1;

//Ulang sampai berakhir
while %t
    for p = 1 : 8
        [dy, dx] = delta_piksel(c);
        if BW (by + dy, bx + dx) == 1
            by = by + dy;
            bx = bx + dx;
            c = sebelum(c);
            n = n + 1;
        end
    end
end

```

```

        Kontur(n, 1) = by;
        Kontur(n, 2) = bx;
        break;
    else
        c = berikut(c);
    end
end
//printf("Kontur (n,1) = %i, Kontur (n,2) = %i\n",Kontur(n,1),Kontur(n,2));
//Kondisi pengakhir pengulangan
if (by == b0y)&&(bx == b0x)
    break;
end
end
endfunction
function [Kontur]=get_contour(BW)
//GET_CONTOUR Berfungsi untuk memperoleh kontur eksternal dari suatu citra biner BW
//Hasil berupa Kontur yang berisi pasangan X dan Y dari setiap piksel yang menyusun kontur. Kolom 1
menyatakan Y dan kolom 2 menyatakan X

//Peroleh kontur

//Proses rantai kode

//Arah sebelumnya ke sekarang
DPC = [0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7];

//Arah sekarang ke sebelumnya
DCP = [4, 5, 6, 7, 0, 1, 2, 3];

//Arah 0 1 2 3 4 5 6 7 terhadap posisi sekarang
XP = [1, 1, 0, -1, -1, -1, 0, 1];
YP = [0, -1, -1, -1, 0, 1, 1, 1];

//Peroleh titik awal
[tinggi, lebar] = size(BW);

//Cari titik awal
x1 = 1;
y1 = 1;
selesai = %f;
for baris = 1 : tinggi
    for kolom = 1 : lebar
        if BW(baris, kolom) == 1
            y1 = baris;
            x1 = kolom-1;
            selesai = %t;

            Kontur(1,1) = y1;
            Kontur(1,2) = x1;
            break;
        end
    end
end

```



```

    if selesai
        break;
    end
end

//Proses piksel kedua
for i = 4 : 7
    k = i + 1;
    if k == 8
        k = 0;
    end

    if (BW(y1+YP(i+1), x1+XP(i+1)) == 0)
        (BW(y1+YP(k+1), x1+XP(k+1)) == 0)
            dcn = i; //Arah sekarang ke sesudahnya
            break;
        end
    end
end

yberikut = y1 + YP(dcn-1);
xberikut = x1 + XP(dcn-1);

indeks = 2; //Indeks kedua

//Proses peletakan piksel kedua dan seterusnya ke array Kontur
while (yberikut ~= Kontur(1,1)) || (xberikut ~= Kontur(1,2))
    Kontur(indeks,1) = yberikut;
    Kontur(indeks,2) = xberikut;
    dpc = dcn; //Arah sebelum ke sekarang diisi dengan arah sekarang ke berikutnya

//Cari piksel berikutnya
for r = 0 : 7
    dcp = DCP(dpc+1);
    de = dcp+r-fix(dcp+r./8)*8;
    di = dcp+r+1-fix(dcp+r+1./8)*8;

    cxe = Kontur(indeks,2) + XP(de+1);
    cye = Kontur(indeks,1) + YP(de+1);
    cxi = Kontur(indeks,2) + XP(di+1);
    cyi = Kontur(indeks,1) + YP(di+1);

    if (BW(cye, cxe) == 0) && (BW(cyi, cxi) == 1)
        yberikut = cye;
        xberikut = cxe;
        break;
    end
end

//Naikkan indeks
indeks = indeks + 1;
end
endfunction
function [kode_rantai, xawal, yawal]=chain_code(U)

```

```

//CHAIN_CODE digunakan untuk mendapatkan titik awal (x, y) dan kode rantai dari kontur U yang
datanya telah terurukan misabnya melalui get_ccountour
//kode 1 2 3 4 5 6 7 8 9
kode = ['3', '2', '1', '4', '0', '0', '5', '6', '7'];
xawal = U(1,2);yawal = U(1,1);
kode_rantai = '';
for p = 2:size(U,1)-1
    deltax = U(p,1)- U(p-1,1);
    deltay = U(p,2)- U(p-1,2);
    indeks = 3*deltay + deltax + 5;
    kode_rantai = strcat ([kode_rantai, kode(indeks)]);
end
//printf("kode_rantai = %s\n",kode_rantai);
endfunction
function hasil=perim2(BW)
//PERIM2 Untuk menghitung perimeter suatu objek pada BW (citra biner) dengan menggunakan chain cod
hasil menyatakan hasil perhitungan perimeter
U = inbound_tracing(BW);
//disp(U);
kode_rantai = chain_code(U);
jum_genap = 0;
jum_ganjil = 0;
for p=1: length(kode_rantai)
    kode = part(kode_rantai,p);
    if (kode == '0') || (kode == '2') || (kode == '4') || (kode == '6') || (kode == '8')
        jum_genap = jum_genap + 1;
    else
        jum_ganjil = jum_ganjil + 1;
    end
end
hasil = jum_genap + jum_ganjil * sqrt(2);
//printf("perim2 = %f\n",hasil);
endfunction
function hasil=luas2(BW)
//LUAS2 Untuk menghitung luas citra BW (citra biner) melalui kode rantai
[tinggi, lebar] = size(BW);
U = inbound_tracing(BW);
kode_rantai = chain_code(U);
hasil = 0;
for p=1: length(kode_rantai)
    kode = part(kode_rantai,p);
    y = tinggi + 1 - U(p);switch kode
    case '0'
        hasil = hasil + y;
    case '1'
        hasil = hasil + y + 0.5;
    case '3'
        hasil = hasil - y - 0.5;
    case '4'
        hasil = hasil - y;
    case '5'
        hasil = hasil - y + 0.5;
    case {'2','6'}

```

```

    hasil = hasil ;
    case 7'
        hasil = hasil + y - 0.5;
    end
end
end
//printf("luas = %f\n",hasil);
endfunction
function rasio=perolehan_kebulatan(BW)
    //PEROLEH_KEBULATAN Untuk memperoleh rasio kebulatan milik objek yang terdapat pada citra biner
    BW
    p = perim2 (BW);
    a = luas2 (BW);
    rasio = 4 * %pi * a / (p^2);
    printf("rasio = %f\n",rasio);
endfunction
function hasil=rgb2bw(Img)
    S = rgb2gray(Img);
    Sbin = im2bw(S,0.5);
    [t,l]=size(Sbin);
    Img1=zeros(t,l);
    for i=1:t
        for j=1:l
            if Sbin(i,j)==%T
                Img1(i,j)=1;
            else
                Img1(i,j)=0;end
            end
        end
    end
    hasil = Img1;
endfunction
A=uigetfile('.png','Select the Image:-');
A = imread(A);
BW = rgb2bw(A);
B=perim2(BW);
C=perolehan_kebulatan (BW);
printf("perimeter=%f\n",B);
printf("perolehan kebulatan=%f\n",C);

```

Lampiran 8. Hasil Klasifikasi Ciri Tekstur Histogram dengan Scilab

Mean	Modus	Varian	Standart Deviation	Skewness	Kurtosis	Entropy	Energy	Smoothness
132,576270	188,000000	2890,591900	0,044454	-1,946493	399,050250	4,399887	0,015838	0,042562
186,995170	501,000000	778,271340	0,011969	0,390688	28,931746	3,539000	0,039660	0,011827
168,966670	392,000000	2705,810900	0,041612	-2,668066	530,084640	4,230057	0,021386	0,039950
146,034440	89,000000	2613,476600	0,040192	-0,921321	200,501870	4,303296	0,016296	0,038639
152,848210	132,000000	129,734100	0,001995	0,008871	0,784475	3,032021	0,059592	0,001991
199,198670	348,000000	1027,480200	0,015801	-1,025860	160,311020	3,851851	0,026686	0,015556
193,777370	246,000000	1035,711800	0,015928	-0,017815	34,927112	3,961882	0,021583	0,015678
138,581130	386,000000	216,720580	0,003333	0,113438	10,425960	3,015881	0,063275	0,003322
168,189170	247,000000	145,252550	0,002234	0,050797	3,934793	2,989052	0,062768	0,002229
187,716600	189,000000	391,763560	0,006025	0,076257	7,222276	3,555561	0,034093	0,005989
189,902660	191,000000	560,026510	0,008613	-0,197242	20,209538	3,702713	0,028582	0,008539
155,304350	129,000000	326,149110	0,005016	-0,006820	4,194591	3,481445	0,035189	0,004991
159,746720	308,000000	376,652460	0,005792	-0,047191	30,368728	3,471728	0,037342	0,005759
220,318200	219,000000	408,191960	0,006278	-0,129171	8,371267	3,343700	0,045008	0,006238
224,181820	75,000000	158,897680	0,002444	-0,019496	0,981446	2,699942	0,090010	0,002438
174,905880	36,000000	232,861730	0,003581	0,013618	3,559038	2,651947	0,084045	0,003568
180,692410	60,000000	188,955050	0,002906	-0,007270	0,978048	3,072243	0,050665	0,002898
139,708330	268,000000	74,537153	0,001146	-0,052963	8,292651	2,544110	0,103756	0,001145
145,611520	188,000000	1673,224500	0,025732	-0,217166	109,783520	4,274032	0,016430	0,025087
178,096440	160,000000	391,620050	0,006023	-0,018976	5,756891	3,559494	0,033560	0,005987
177,103570	766,000000	171,328830	0,002635	0,081703	4,029500	2,787969	0,088800	0,002628
144,443750	192,000000	339,860590	0,005227	0,047413	14,097791	3,267954	0,054061	0,005199
178,036360	333,000000	103,669080	0,001594	0,031498	2,047951	2,787518	0,074251	0,001592
210,948950	176,000000	589,897660	0,009072	-0,459838	65,437247	3,582074	0,033794	0,008990
131,095360	195,000000	1584,014100	0,024360	-0,780226	123,421550	3,909719	0,030989	0,023781
120,648380	194,000000	3814,779700	0,058666	-1,456138	388,624020	4,433262	0,014471	0,054115
195,415440	157,000000	1484,714700	0,022833	-1,410303	143,135510	3,508925	0,045623	0,023233
160,922590	195,000000	283,432210	0,004359	0,181315	17,481999	3,206663	0,047958	0,004340
134,121470	142,000000	1869,661000	0,028753	-0,775758	128,258740	4,156974	0,020879	0,027949
184,774010	251,000000	131,576850	0,002024	0,016670	0,978670	3,063810	0,056626	0,002019
160,271740	150,000000	206,176160	0,003171	0,053096	7,120994	3,142564	0,049912	0,003161
156,600000	95,000000	388,056180	0,005968	0,190160	22,115795	3,356335	0,041991	0,005932
134,845790	252,000000	649,491240	0,009988	-0,191773	35,474015	3,774548	0,026116	0,009890
130,839870	344,000000	129,102670	0,001985	0,104235	11,920706	2,641751	0,094396	0,001982
126,016730	85,000000	907,875470	0,013962	-0,576677	52,910637	3,495853	0,042084	0,013770
218,805380	74,000000	278,583240	0,004284	-0,036978	3,098154	3,036013	0,065202	0,004266
218,805380	74,000000	278,583240	0,004284	-0,036978	3,098154	3,036013	0,065202	0,004266
158,651610	348,000000	4892,510900	0,075241	-6,493377	1170,863500	3,823549	0,042030	0,069976
196,299320	108,000000	255,624690	0,003931	0,122482	10,121549	2,413136	0,135823	0,003916
172,769550	119,000000	149,573780	0,002300	0,066434	7,215966	2,664858	0,092750	0,002295
182,350650	181,000000	438,136790	0,006738	-0,060824	10,373663	3,221647	0,053358	0,006693
170,203850	87,000000	373,893060	0,005750	-0,046090	17,823839	2,863568	0,080170	0,005717
162,932670	218,000000	918,817480	0,014130	-0,471675	51,781805	3,769760	0,029784	0,013933
162,673470	29,000000	192,811750	0,002965	0,011649	9,008655	2,638522	0,084600	0,002956
147,800000	129,000000	1216,248900	0,018704	-0,438602	70,083217	3,813342	0,030856	0,018361
172,803420	109,000000	319,239130	0,004910	-0,006599	14,656366	2,653967	0,104646	0,004886
146,091130	98,000000	179,957200	0,027373	-2,160295	284,707020	3,575837	0,037868	0,026644
135,370340	80,000000	430,653930	0,006123	-0,135597	11,854053	3,493287	0,034685	0,006579
121,295770	94,000000	2043,070500	0,034620	-1,364289	278,665020	3,713988	0,031314	0,030463
83,799134	64,000000	1125,234100	0,017305	0,648169	164,173680	3,916419	0,024126	0,017010

Lampiran 9. Hasil Klasifikasi Ciri Tekstur GLCM dengan Scilab

ASM	Kontras	Correlation	SSVar	IDM	SAV	Sentro	Svar	Entropy
0,004304	77,053986	20835,162000	20873,640000	0,379205	267,721860	7,311716	79023,700000	9,064941
0,017988	10,258749	36264,653000	36269,311000	0,572737	375,756390	6,021944	139831,040000	7,074243
0,007339	53,992328	31693,345000	31720,010000	0,490168	339,954110	7,055324	121403,270000	8,320999
0,003510	82,240555	24390,655000	24431,619000	0,311391	294,820450	7,160289	92887,487000	8,914503
0,020641	8,935270	23901,106000	23905,369000	0,506049	307,399410	5,323254	91757,158000	6,515850
0,009791	72,921970	41213,346000	41249,299000	0,545558	400,437620	6,488105	158974,360000	7,599596
0,007074	17,748692	39116,641000	39124,991000	0,496575	389,379180	6,660811	150565,750000	7,927840
0,028226	28,192975	19677,084000	19691,090000	0,608440	278,186190	5,263739	75282,261000	6,156337
0,019674	22,118982	28733,707000	28744,445000	0,515316	337,301770	5,264219	110761,790000	6,440879
0,010860	17,582216	36060,027000	36068,343000	0,492701	376,816230	376,816230	138953,210000	7,352440
0,008178	15,723654	37150,116000	37157,483000	0,486750	381,717280	6,294669	143089,810000	7,573922
0,011954	6,669594	24847,136000	24850,248000	0,538059	312,214840	5,956649	95089,752000	7,040521
0,012867	48,218245	26236,783000	26260,635000	0,532810	320,964670	5,962041	100564,750000	7,113074
0,018827	14,921459	49662,873000	49669,599000	0,555526	442,965520	5,721105	192747,700000	6,813312
0,044820	23,418695	51088,923000	51099,869000	0,550224	450,474720	4,797936	199181,490000	5,650577
0,031399	62,534769	31415,273000	31446,159000	0,490695	352,448380	4,808605	121655,250000	5,758839
0,016332	15,750076	33441,339000	33448,789000	0,490425	363,773180	5,129695	129200,140000	6,686196
0,043096	26,267497	19903,258000	19916,291000	0,610397	280,792550	4,598335	76519,490000	5,434991
0,004484	46,861852	32363,324000	32386,606000	0,428429	293,220200	7,129695	88386,407000	8,652127
0,011122	8,419997	32578,235000	32582,043000	0,517206	357,902240	6,072823	125298,480000	7,207246
0,045873	4,380623	31952,046000	31953,843000	0,669732	355,550850	4,919297	123630,530000	5,532111
0,016808	30,267538	21650,838000	21665,831000	0,431829	291,128950	5,677452	82780,857000	7,032808
0,030529	13,778298	32175,765000	32182,254000	0,610710	357,252240	4,952238	124491,460000	5,715824
0,011491	53,860397	45789,438000	45815,706000	0,507932	424,567390	6,086744	177234,070000	7,350926
0,011526	47,096020	18978,376000	19001,891000	0,420027	263,493510	6,589021	72007,695000	7,963893
0,003985	30,278124	18693,243000	18708,427000	0,390102	243,447650	7,355376	70792,157000	8,840301
0,016300	62,227626	40439,643000	40470,213000	0,444778	394,273870	6,003303	156337,390000	7,235472
0,015081	56,993102	26463,515000	26491,746000	0,512255	322,957930	5,600464	101682,070000	6,786642
0,005572	23,187212	20293,217000	20304,749000	0,359724	270,790110	6,948576	76942,547000	8,552377
0,023456	3,679248	3,679248	34638,772000	0,613568	370,552500	5,335553	133889,370000	6,106556
0,016575	39,747363	26173,503000	26193,117000	0,528512	321,522390	5,467754	100607,600000	6,576002
0,014238	97,290977	25075,847000	25124,263000	0,493829	313,853030	5,777251	96182,937000	6,916695
0,007886	51,664802	19191,342000	19217,109000	0,501926	271,822280	6,406181	72834,740000	7,693141
0,045812	42,856712	17469,439000	17490,837000	0,634446	262,662730	4,711944	66945,185000	5,441428
0,014127	31,419545	17216,954000	17232,663000	0,410591	254,968290	6,016356	65360,529000	7,239664
0,023340	29,992264	48904,379000	48918,652000	0,448037	440,195750	5,301693	190130,650000	6,491323
0,027806	5,423972	25408,862000	25411,331000	0,599347	317,344320	4,851740	97953,375000	5,690285
0,022828	58,181498	30557,133000	30585,970000	0,488989	320,129150	6,404792	117589,730000	7,681324
0,060368	120,147020	39014,022000	39073,555000	0,552774	393,318630	4,340786	151996,820000	5,205137
0,039943	43,423022	30337,539000	30358,892000	0,545591	346,790630	4,685615	117475,100000	5,610384
0,021291	43,764746	34149,478000	34170,924000	0,533287	366,512090	5,576432	131855,080000	6,671034
0,026869	85,929615	29833,062000	29875,684000	0,451418	342,833430	5,002534	115330,480000	6,185804
0,010419	25,121359	27912,694000	27924,970000	0,492284	327,855670	6,366964	106888,830000	7,624878
0,022856	90,672020	27449,669000	27494,715000	0,372007	329,493240	5,001413	105962,500000	6,086879
0,009811	35,568857	23476,575000	23494,192000	0,389796	297,842280	6,452839	89546,971000	7,935961
0,039545	94,576792	30651,801000	30698,726000	0,463160	347,915800	4,689091	118768,130000	5,798257
0,009491	178,009910	23614,769000	23703,614000	0,368877	296,041440	6,103197	90471,695000	7,525277
0,009398	20,326597	19168,670000	19178,763000	0,428873	273,048680	6,008157	72906,966000	7,383702
0,009434	167,618220	16918,469000	17002,318000	0,431270	244,663100	6,380815	64308,296000	7,568849
0,006072	112,603400	8218,585800	8275,222500	0,343122	169,226840	6,617117	30455,683000	8,080497

Dvar	Dentro	IMCorr1	Acorr	Dissi	Cshade	Mprob	INN	IDN
0,000861	2,611982	-0,570071	20836,162000	3,931864	-1019998,000000	0,035790	0,985565	0,998980
0,001440	1,803362	-0,616550	36265,653173	1,728512	200923,030000	0,060409	0,993398	0,999844
0,001221	2,050904	-0,633948	31694,345000	2,493843	-1341619,300000	0,025003	0,990865	0,999313
0,000809	2,626197	-0,562021	24391,655000	4,208501	-442037,950000	0,020405	0,984493	0,998980
0,001300	1,860298	-0,511407	23902,106000	1,875222	4214,926300	0,075898	0,992808	0,999864
0,001419	1,834210	-0,627314	41214,346000	2,219403	-429481,140000	0,033856	0,992089	0,999139
0,001270	1,922757	-0,610975	39117,641000	2,078426	-14002,550000	0,029615	0,992123	0,999737
0,001592	1,597269	-0,583532	19678,084000	1,561253	39810,911000	0,075085	0,994231	0,999618
0,001358	1,783736	-0,499704	28734,707000	1,926843	15225,682000	0,052485	0,992760	0,999678
0,001285	1,930313	-0,563894	36061,027000	2,114782	34503,985000	0,045799	0,991986	0,999735
0,001312	1,874772	-0,576700	37151,116000	2,041189	-102086,540000	0,023410	0,992247	0,999764
0,001432	1,691381	-0,598079	24848,136000	1,609846	-3697,046200	0,032521	0,993811	0,999898
0,001401	1,782586	-0,576914	26237,783000	2,068231	4819,043000	0,049640	0,992472	0,999360
0,001373	1,915628	-0,578574	49663,873000	1,966753	-65412,852000	0,061280	0,992533	0,999773
0,001288	2,113611	-0,523583	51089,923000	2,453017	-10434,736000	0,129522	0,990756	0,999644
0,001091	2,417576	-0,484081	31416,273000	3,692831	-4306,662000	0,089487	0,986425	0,999067
0,001146	2,137719	-0,487509	33442,339000	2,390200	-4539,484100	0,050654	0,990895	0,999760
0,001659	1,448470	-0,520333	19904,258000	1,378382	-6615,789100	0,120066	0,994904	0,999665
0,001088	2,185109	-0,594578	23264,324000	2,759038	-116166,540000	0,019467	0,989767	0,999386
0,001367	1,785174	-0,590847	32579,235000	1,775655	-11959,182000	0,039867	0,993189	0,999872
0,001830	1,380532	-0,624838	31953,046000	1,082900	42465,908000	0,115542	0,995835	0,999933
0,001105	2,080735	-0,506169	21651,838000	2,494173	42674,188000	0,067287	0,990627	0,9995
0,001694	1,389524	-0,578176	32176,765000	1,304122	9609,653000	0,074956	0,995083	0,9997
0,001259	2,056051	-0,565529	45790,438000	2,500116	-167718,830000	0,040048	0,990843	0,9993
0,000991	2,354880	-0,581028	18979,376000	3,247446	-418398,450000	0,063311	0,987928	0,999317
0,001052	2,241457	-0,617190	18694,243000	2,903966	-775984,170000	0,018472	0,989061	0,999559
0,001013	2,480626	-0,559597	40440,643000	3,691980	-696892,960000	0,058178	0,986422	0,999071
0,001353	1,828991	-0,528874	26464,515000	2,316786	60345,154000	0,050670	0,991631	0,999204
0,000884	2,429089	-0,572906	20294,217000	3,257658	-396114,490000	0,038655	0,987615	0,999647
0,001705	1,394819	-0,612990	34638,384000	1,168609	7967,031100	0,062476	0,995490	0,999944
0,001419	1,706719	-0,543456	26174,503000	1,954706	6470,184500	0,048134	0,992836	0,999450
0,001268	1,948099	-0,561358	25076,847000	2,784397	48540,091000	0,048049	0,990226	0,998695
0,001308	1,868275	-0,582916	19192,342000	2,246126	-58537,954000	0,026827	0,991820	0,999307
0,001698	1,464056	-0,569084	17470,439000	1,484318	22072,931000	0,128530	0,994667	0,999451
0,000952	2,429775	-0,558775	17217,954000	3,272173	-272949,640000	0,063831	0,987668	0,999524
0,001002	2,455966	-0,506254	48905,379000	3,151976	-20321,978000	0,092533	0,988121	0,999544
0,001627	1,508961	-0,552414	25409,862000	1,326256	-2904,886900	0,061411	0,994900	0,999917
0,001044	2,469532	-0,608795	30558,133000	3,572172	-3344060,300000	0,093660	0,986838	0,999131
0,001375	2,016542	-0,449881	39015,022000	3,677798	31971,506000	0,152262	0,987167	0,999241
0,001405	1,789412	-0,511033	30338,539000	2,166639	10445,430000	0,112070	0,992082	0,999373
0,001323	2,017000	-0,550620	34150,478000	2,575622	-46966,196000	0,077422	0,990520	0,999352
0,001002	2,437939	-0,471512	29834,062000	3,791514	-49945,564000	0,083492	0,986281	0,998758
0,001269	1,946791	-0,592845	27913,694000	2,192373	-215497,490000	0,041431	0,991759	0,999641
0,000729	2,967056	-0,409033	27450,669000	5,800507	3240,616100	0,072274	0,978626	0,998626
0,000874	2,501089	-0,551442	23477,575000	3,469651	-235950,060000	0,045330	0,986946	0,999465
0,001036	2,424911	-0,451106	30652,801000	3,902931	-30159,086000	0,136725	0,985952	0,998634
0,000902	2,585126	-0,533150	23615,769000	4,959726	-974581,310000	0,033398	0,982717	0,997569
0,001109	2,126762	-0,527595	19169,670000	2,560050	-60505,105000	0,029076	0,990290	0,999693
0,001160	2,265508	-0,575601	16919,469000	4,329753	-767537,670000	0,029685	0,985437	0,997700
0,000956	2,294157	-0,566560	8219,585800	3,774708	177997,190000	0,031918	0,986508	0,998534

Lampiran 10. Hasil Klasifikasi Ciri Tekstur GLRLM dengan Scilab

SRE	LRE	GLN	RLN	RP	LGRE	HGRE	SRLGE	SRHGE	LRLGE	LRHGE	
0,899671	1535,977730	828,085252		1950,615200	2,377962	0,071510	147694,729800	0,027920	4246,683175	0,066908	11063,505600
0,784436	1850,267604	752,634113		1676,842815	2,413034	0,069458	123606,121500	0,027735	507,775935	0,166251	2027,139826
0,811992	2568,232590	549,105329		3254,614600	4,736798	0,036310	79267,138500	0,015124	5701,963875	0,017438	24062,599140
0,967875	1014,599042	1360,071304		7218466,218000	1,262037	534169,576200	271232,085900	0,051209	3127,636500	0,054925	4884,874707
0,932733	1018,677378	2474,741852		702,065563	0,619582	0,260776	514384,717700	0,103111	162,750430	0,199410	387,710984
0,785424	2089,256893	669,521459		2097,133100	2,979671	0,051116	106222,766900	0,021798	8276085,732000	0,022718	28835,660810
0,820069	2427,651184	647,354236		2359,882175	3,068003	0,048889	97818,458100	0,019395	1091,523585	0,036399	5459,156117
0,808646	2167,499466	1532,669721		1229,745658	1,151090	0,127645	240224,815400	0,052526	364,646868	0,163990	3667,893851
0,845508	1452,029573	1379,880124		994,606213	1,081409	0,133815	264789,841600	0,054293	82,534013	0,090604	542,152931
0,683762	1172,454518	1297,781059		971,948155	1,317733	526463,568300	247302,533600	0,048084	525,893978	0,060823	1487,363462
0,835535	2001,361088	896,355951		1628,622900	2,002284	0,077638	156949,557600	0,030583	1213,510045	0,052223	823,361189
0,848785	1409,921973	1404,860000		935,723495	0,932756	0,141570	282691,277600	0,056485	421,343145	0,117475	1528,834875
0,816983	2199,896146	963,908875		1431,462990	1,808592	0,087445	170330,534700	0,036856	441,991560	0,081649	1342,676500
0,852899	1571,864878	1461,097163		940,856665	0,960640	0,141249	289090,195500	0,055667	723,875368	0,069583	4663,812892
1,116502	511,226504	5197,487590		567,744240	0,260281	0,564872	1146546,081000	0,226045	13,816322	0,286133	897,969762
1,231400	256,647709	6858,099819		491,717173	0,264792	0,772696	1546014,786000	0,300315	96,573831	0,764732	357,754841
1,008293	587,558759	3548,042654		621,322708	0,469313	0,378261	743836,506600	0,151253	148,605008	0,294580	555,153787
0,859371	1272,913860	2402,690125		651,829353	0,469318	0,260715	525327,298400	0,104080	97,284786	0,160361	409,388510
0,864874	2274,923993	693,887470		2311,213825	2,883550	0,055421	115684,293100	0,022092	2426,191650	0,072152	6354,328508
0,862599	1426,852073	1338,727786		1007,346055	0,988748	0,130127	268070,178800	0,051123	569,413028	0,062750	2028,363139
0,706272	3003,195909	1117,251751		976,791485	1,242092	0,111234	203915,425900	0,044866	174,650993	0,224294	724,465755
0,927112	1092,739005	1753,395065		955,640210	0,991505	0,169632	345150,864600	0,067818	33,519948	0,083681	640,584775
0,794516	1396,362174	1504,515799		811,408873	0,776713	0,172419	307645,981400	0,071994	88,654483	0,325901	338,772984
0,845086	1406,294424	1175,661682		1177,319880	1,432933	0,107233	221209,812300	0,042696	1327,911625	0,048276	6571,519416
0,818003	1257,140142	1519,274739		1182,682520	1,474685	0,138603	287517,267400	0,054070	2945,081050	0,070214	7750,500580
0,886868	1847,925595	667,053408		2499,606250	2,809799	0,054168	112964,253400	0,021409	3779,727350	0,055235	9434,269262
0,931929	1263,717994	1740,039862		928,245450	0,847384	0,171493	360848,815900	0,066521	2269,180625	0,071731	7038,808986
0,864410	1414,005407	1466,714043		962,341095	0,974883	0,144927	291705,584400	0,058164	246,548965	0,085199	752,889031
0,952902	1137,317565	1261,464058		1319,519750	1,284847	0,119330	246826,026700	0,047304	2461,609300	0,056452	5440,785706
0,794598	1065,096390	1553,904182		779,041830	0,801924	0,174385	318578,107000	0,069723	134,008104	0,388963	529,713009
0,854651	1338,825275	1578,334486		892,053843	0,946572	0,159580	312156,570900	0,066606	252,469560	0,109877	1177,037801
0,924821	1004,839991	2026,924797		764,666840	0,634664	0,207953	429850,836500	0,081702	463,396908	0,092111	1442,655922
1,027057	3227,117138	924,591694		2458,853875	3,185276	0,079635	150350,588700	0,035788	1444,732453	0,054758	5812,124678
0,818356	1651,993311	2100,887245		710,581928	0,629361	0,235643	436771,556100	0,097289	74,691898	0,352595	341,277854
1,011195	702,916832	2788,129530		695,025520	0,519670	0,286319	997297,045400	0,111915	973,362040	0,115713	2717,743269
1,100994	448,026997	4451,962473		584,255833	0,371448	0,476258	948617,882500	0,187757	247,656213	0,372377	700,038240
0,944127	852,725600	3927,241611		591,785556	0,372601	0,416750	841194,404200	0,163953	81,002282	0,313802	500,340123
0,897386	1913,016602	1080,732014		1551,737575	1,920678	0,103387	199132,669300	0,037019	4131,741225	2,295440	18795,415860
1,112762	523,213682	5247,845868		571,710551	0,272065	0,557800	1151583,273000	0,219141	155,615768	0,244641	839,984405
1,015843	808,739622	3820,617692		642,265668	0,406872	0,399968	826118,696400	0,156695	159,959413	0,180416	853,870904
0,900000	1185,533917	2002,351437		742,996968	0,560016	0,215850	434614,925000	0,085071	409,782453	0,125214	2033,635035
1,069815	364,657905	4239,481019		559,470733	0,385011	0,437435	896274,502400	0,170570	469,620103	0,231888	728,562710
0,852895	1591,140491	1028,239432		1425,301885	1,864815	0,090049	185703,951600	0,036060	1646,057850	0,043285	7913,041349
1,317904	232,447539	7457,323297		501,354503	0,199870	0,835199	1673720,496000	0,332739	70,556208	0,447680	90,371254
0,943205	1060,840938	1712,749195		1011,458900	1,148745	0,162148	333706,797000	0,064256	1619,205625	0,074325	5154,627033
1,093852	296,357137	4642,043724		535,422203	0,369837	0,479627	976336,582100	0,186252	272,921948	0,305672	315,412318
1,008888	704,997281	2913,830479		738,171165	0,677241	0,289468	991870,090100	0,110838	1270,630500	0,204682	2540,445268
0,941431	944,623532	1900,431159		859,056598	0,782245	0,194605	389911,630600	0,079352	602,057803	0,113631	1579,824080
0,947066	944,608556	1900,589209		894,536763	0,784165	0,194348	390267,864500	0,079581	888,791513	0,083740	2983,621080
1,001048	673,257652	1916,506099		893,384205	0,724661	0,193159	399175,496600	0,075788	1257,595050	0,084382	2428,434674

Lampiran 11. Hasil Klasifikasi Ciri Tekstur Morfologi dengan Scilab

Perimeter	Kebulatan	Identifikasi
131,539105	0,616606	Kanker
152,468037	0,687876	Kanker
139,982756	0,813488	Kanker
74,183766	0,731847	Kanker
44,142136	0,632018	Kanker
140,325902	0,734211	Kanker
143,053824	0,847403	Kanker
59,798990	0,727432	Kanker
60,627417	0,799996	Kanker
71,455844	0,787561	Kanker
113,154329	0,826870	Kanker
59,455844	0,789176	Kanker
93,597980	0,826227	Kanker
95,497475	0,802642	Kanker
32,071068	0,788030	Kanker
17,071068	0,366528	Kanker
48,870058	0,602462	Kanker
50,384776	0,725185	Kanker
131,296465	0,837940	Kanker
93,840620	0,835516	Kanker
74,142136	0,772674	Kanker
56,798990	0,856942	Kanker
100,426407	0,720181	Kanker
145,053824	0,855253	Kanker
58,627417	0,712924	Kanker
124,811183	0,718351	Tumor Jinak
91,597980	0,780325	Tumor Jinak
68,870058	0,830590	Tumor Jinak
85,941125	0,811570	Tumor Jinak
87,698485	0,662547	Tumor Jinak
64,284271	0,824081	Tumor Jinak
64,284271	0,839285	Tumor Jinak
204,994949	0,800220	Tumor Jinak
70,870058	0,811893	Tumor Jinak
52,384776	0,826565	Tumor Jinak
40,970563	0,778573	Tumor Jinak
53,941125	0,639192	Tumor Jinak
105,254834	0,797409	Tumor Jinak
41,213203	0,765733	Tumor Jinak
60,041631	0,813939	Tumor Jinak
95,597980	0,682015	Tumor Jinak
47,213203	0,673676	Tumor Jinak
159,781746	0,855717	Tumor Jinak
18,485281	0,514856	Tumor Jinak
104,183766	0,830676	Tumor Jinak
45,213203	0,722299	Tumor Jinak
58,526912	0,541116	Tumor Jinak
84,769553	0,828912	Tumor Jinak
106,568542	0,690457	Tumor Jinak
75,597980	0,815762	Tumor Jinak

Lampiran 12. Hasil Perhitungan Confussion Matrix Klasifikasi Trainingset dan Testingset

1. Use Trainngset

$$\begin{aligned}
 \textit{Akurasi} &= \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \\
 &= \frac{25 + 25}{25 + 25 + 0 + 0} \times 100\% \\
 &= 100\%
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \textit{Sensitivitas} &= \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \\
 &= \frac{25}{25 + 0} \times 100\% \\
 &= 100\%
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \textit{Spesifitas} &= \frac{TN}{FP + TN} \times 100\% \\
 &= \frac{25}{0 + 25} \times 100\% \\
 &= 100\%
 \end{aligned}$$

2. Cross Validation

a Folds 5

$$\begin{aligned} \textit{Akurasi} &= \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \\ &= \frac{18 + 19}{18 + 19 + 6 + 7} \times 100\% \\ &= 74\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \textit{Sensitivitas} &= \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \\ &= \frac{18}{18 + 7} \times 100\% \\ &= 72\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \textit{Spesifitas} &= \frac{TN}{FP + TN} \times 100\% \\ &= \frac{19}{7 + 19} \times 100\% \\ &= 73\% \end{aligned}$$

b Folds 10

$$\begin{aligned}
 \textit{Akurasi} &= \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \\
 &= \frac{16 + 16}{16 + 16 + 9 + 9} \times 100\% \\
 &= 64\%
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \textit{Sensitivitas} &= \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \\
 &= \frac{16}{16 + 9} \times 100\% \\
 &= 64\%
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \textit{Spesifitas} &= \frac{TN}{FP + TN} \times 100\% \\
 &= \frac{16}{9 + 16} \times 100\% \\
 &= 64\%
 \end{aligned}$$

c Folds 15

$$\begin{aligned} \textit{Akurasi} &= \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \\ &= \frac{15 + 15}{15 + 15 + 10 + 10} \times 100\% \\ &= 60\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \textit{Sensitivitas} &= \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \\ &= \frac{15}{15 + 10} \times 100\% \\ &= 43\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \textit{Spesifitas} &= \frac{TN}{FP + TN} \times 100\% \\ &= \frac{15}{10 + 15} \times 100\% \\ &= 43\% \end{aligned}$$

Lampiran 13. Tabel Hasil Klasifikasi *Trainingset* dan *Testingset 5 folds Cross Validation*

1. Tabel Hasil Klasifikasi *Trainingset*

No.	Predicted	Actual	No.	Predicted	Actual
1	Tumor Jinak	Tumor Jinak	26	Tumor Jinak	Tumor Jinak
2	Kanker	Kanker	27	Kanker	Kanker
3	Kanker	Kanker	28	Tumor Jinak	Tumor Jinak
4	Tumor Jinak	Tumor Jinak	29	Kanker	Kanker
5	Kanker	Kanker	30	Kanker	Kanker
6	Kanker	Kanker	31	Tumor Jinak	Tumor Jinak
7	Tumor Jinak	Kanker	32	Tumor Jinak	Tumor Jinak
8	Tumor Jinak	Tumor Jinak	33	Kanker	Kanker
9	Kanker	Kanker	34	Tumor Jinak	Tumor Jinak
10	Kanker	Kanker	35	Tumor Jinak	Tumor Jinak
11	Kanker	Kanker	36	Tumor Jinak	Tumor Jinak
12	Tumor Jinak	Tumor Jinak	37	Tumor Jinak	Tumor Jinak
13	Tumor Jinak	Tumor Jinak	38	Kanker	Kanker
14	Kanker	Kanker	39	Kanker	Kanker
15	Tumor Jinak	Tumor Jinak	40	Kanker	Kanker
16	Kanker	Kanker	41	Tumor Jinak	Tumor Jinak
17	Kanker	Kanker	42	Tumor Jinak	Tumor Jinak
18	Kanker	Kanker	43	Kanker	Kanker
19	Kanker	Kanker	44	Kanker	Kanker
20	Tumor Jinak	Tumor Jinak	45	Kanker	Kanker
21	Tumor Jinak	Tumor Jinak	46	Tumor Jinak	Tumor Jinak
22	Kanker	Kanker	47	Tumor Jinak	Tumor Jinak
23	Kanker	Kanker	48	Tumor Jinak	Tumor Jinak
24	Kanker	Kanker	49	Tumor Jinak	Tumor Jinak
25	Tumor Jinak	Tumor Jinak	50	Tumor Jinak	Tumor Jinak

2. Tabel Hasil Klasifikasi *Testingset 5 folds Cross Validation*

No.	Predicted	Actual	No.	Predicted	Actual
1	Tumor Jinak	Tumor Jinak	26	kanker	kanker
2	Tumor Jinak	Tumor Jinak	27	Tumor Jinak	Kanker
3	Tumor Jinak	Tumor Jinak	28	Kanker	Kanker
4	Kanker	Tumor Jinak	29	Kanker	Kanker
5	Tumor Jinak	Tumor Jinak	30	Kanker	Kanker
6	Tumor Jinak	Kanker	31	Tumor Jinak	Tumor Jinak
7	Tumor Jinak	Kanker	32	Kanker	Tumor Jinak
8	Tumor Jinak	Kanker	33	Tumor Jinak	Tumor Jinak
9	Kanker	Kanker	34	Tumor Jinak	Tumor Jinak
10	Kanker	Kanker	35	Tumor Jinak	Tumor Jinak
11	Kanker	Tumor Jinak	36	Kanker	Kanker
12	Tumor Jinak	Tumor Jinak	37	Kanker	Kanker
13	Tumor Jinak	Tumor Jinak	38	Kanker	Kanker
14	Kanker	Tumor Jinak	39	Kanker	Kanker
15	Tumor Jinak	Tumor Jinak	40	Tumor Jinak	Kanker
16	Kanker	Kanker	41	Tumor Jinak	Tumor Jinak
17	Kanker	Kanker	42	Tumor Jinak	Tumor Jinak
18	Kanker	Kanker	43	Tumor Jinak	Tumor Jinak
19	Kanker	Kanker	44	Tumor Jinak	Tumor Jinak
20	Kanker	Kanker	45	Tumor Jinak	Tumor Jinak
21	Kanker	Tumor Jinak	46	Tumor Jinak	Kanker
22	Tumor Jinak	Tumor Jinak	47	Kanker	Kanker
23	Tumor Jinak	Tumor Jinak	48	Kanker	Kanker
24	Tumor Jinak	Tumor Jinak	49	Kanker	Kanker
25	Kanker	Tumor Jinak	50	Tumor Jinak	Kanker

Lampiran 14. Hasil Turnitin

Skripsi Ella 2

ORIGINALITY REPORT



PRIMARY SOURCES

1	eprints.walisongo.ac.id Internet Source	12%
2	qurano.com Internet Source	1%
3	Submitted to Universitas Gunadarma Student Paper	1%
4	nanopdf.com Internet Source	1%
5	Submitted to Thapar University, Patiala Student Paper	1%
6	fr.scribd.com Internet Source	1%
7	journal.unair.ac.id Internet Source	1%
8	adoc.pub Internet Source	1%
9	ejournal.gunadarma.ac.id Internet Source	1%
10	www.researchgate.net Internet Source	1%

Lampiran 15. Daftar Riwayat Hidup

DAFTAR RIWAYAT HIDUP

A. Identitas Diri

1. Nama Lengkap : Laelatul Munawaroh
2. Tempat/Tgl Lahir : Kebumen, 28 Agustus 1999
3. Alamat Rumah : Dk. Pandoman, Rt/Rw 02/03, Desa
Desa Karangrejo, Kec. Petanahan,
Kab Kebumen
4. No Hp : 085875523750
5. Email : laelatulmunawaroh042@gmail.com

B. Riwayat Pendidikan

1. Formal
 - a. SD N 1 Karangrejo (2011)
 - b. Mts. WI Karangduwur (2014)
 - c. MA WI Karangduwur (2017)
2. Non Formal
 - a. Ma'had Al-Jami'ah UIN Walisongo Semarang
 - b. Ma'had Ulil Albab Lil Banat Semarang

C. Pengalaman Organisasi

1. Pengurus IPMAWI Karangduwur Periode 2016/2017
2. Anggota Departemen Pendidikan dan Penalaran HMJ Fisika UIN Walisongo Semarang Periode 2018/2019
3. Anggota Departemen SAINTEK HMJ Fisika UIN Walisongo Semarang Periode 2019/2020
4. Pengurus Organisasi Daerah Ikatan Mahasiswa Kebumen Periode 2018/2020
5. Ketua Bidang KPP HMI Komisariat Saintek Periode 2019/2020

Semarang, 14 November 2022
Penulis



Laelatul Munawaroh
NIM. 1708026018