

**KLASIFIKASI NODUL PAYUDARA
BERDASARKAN CIRI TEKSTUR PADA CITRA
ULTRASONOGRAFI MENGGUNAKAN SCILAB**

SKRIPSI

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



Oleh :
ELI ERMAWATI
NIM. 1508026007

PROGRAM STUDI FISIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI WALISONGO
SEMARANG
2020

**KLASIFIKASI NODUL PAYUDARA
BERDASARKAN CIRI TEKSTUR PADA CITRA
ULTRASONOGRAFI MENGGUNAKAN SCILAB**

SKRIPSI

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



Oleh :
ELI ERMAWATI
NIM. 1508026007

PROGRAM STUDI FISIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI WALISONGO
SEMARANG
2020

PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertandatangan dibawah ini :

Nama : Eli Ermawati

NIM : 1508026007

Jurusan : Fisika

Menyatakan bahwa skripsi yang berjudul :

KLASIFIKASI NODUL PAYUDARA BERDASARKAN CIRI TEKSTUR PADA CITRA ULTRASONOGRAFI MENGUNAKAN SCILAB

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

Semarang, 20 Juni 2020

Pembuat Pernyataan,



Eli Ermawati

NIM.1502086007



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

PENGESAHAN

Naskah skripsi berikut ini :

Judul : Klasifikasi Nodul Payudara Berdasarkan Ciri Tekstur pada Citra Ultrasonografi menggunakan Scilab
Nama : Eli Ermawati
NIM : 1508026007
Jurusan : Fisika

telah diujikan dalam sidang *munaqasyah* pada Dewan Penguji Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo dan dapat diterima sebagai salah satu syarat memperoleh gelar sarjana dalam Ilmu Fisika.

Semarang, 1 Juli 2020

DEWAN PENGUJI

Penguji I,

M. Ardhi Khalif, M.Sc

NIP. 19821009 201101 1 010

Penguji III,

Agus Sudarwanto, M.Si

NIP. 19770823 200912 1 001

Pembimbing I,

Edi Daenuri Anwar, M.Si

NIP. 19790726 200912 1 002

Penguji II,

Joko Budi Poernomo, M.Pd

NIP. 19760214200801 1 011

Penguji IV,

Anisih, M.Sc

NIP. 19840812 201101 2011

Pembimbing II

M. Ardhi Khalif, M.Sc

NIP. 19821009 201101 1 010



NOTA DINAS

Semarang, 19 Juni 2020

Kepada
Yth. Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Walisongo
di Semarang

Assalamu'alaikum. wr. Wb

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

Judul : Klasifikasi Nodul Payudara Berdasarkan Ciri
Tekstur pada Citra Ultrasonografi
menggunakan Scilab
Nama : **Eli Ermawati**
NIM : 1508026007
Jurusan : Fisika

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

Wassalamu'alaikum. wr. wb

Pembimbing I,



Edi Daenuri Anwar, M.Si
NIP. 19790726 200912 1 002

NOTA DINAS

Semarang, 19 Juni 2020

Kepada
Yth. Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Walisongo
di Semarang

Assalamu'alaikum. wr. Wb

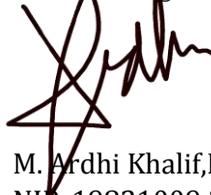
Dengan ini diberitahukan bahwa saya telah melakukan bimbingan, arahan dan koreksi naskah skripsi dengan :

Judul : Klasifikasi Nodul Payudara Berdasarkan Ciri
Tekstur pada Citra Ultrasonografi
menggunakan Scilab
Nama : **Eli Ermawati**
NIM : 1508026007
Jurusan : Fisika

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

Wassalamu'alaikum. wr. wb

Pembimbing II,



M. Ardhi Khalif, M.Sc

NIP. 19821009 201101 1 010

ABSTRAK

Judul : Klasifikasi Nodul Payudara Berdasarkan Ciri
Tekstur pada Citra Ultrasonografi
menggunakan Scilab
Nama : **Eli Ermawati**
NIM : 1508026007

Ultrasonografi (USG) merupakan salah satu modalitas pencitraan yang dapat digunakan untuk memeriksa kelainan pada payudara. Kelebihan pencitraan menggunakan USG diantaranya tidak memberikan rasa sakit dan aman dari efek radiasi. Meskipun demikian, hasil pencitraan USG memiliki kekurangan yang menyebabkan perbedaan interpretasi dokter terhadap hasil citra USG payudara. *Computer Aided Diagnosis* (CAD) merupakan sistem komputer yang mampu memberikan *second opinion* secara objektif dalam menentukan karakteristik nodul pada citra USG payudara. CAD dilakukan dengan melakukan proses pra-pengolahan citra yang terdiri dari proses pemotongan ROI dan penapisan, ekstraksi ciri tekstur dan klasifikasi. Proses penapisan dilakukan menggunakan tapis adaptif median dan tapis median. Ekstraksi ciri tekstur dilakukan menggunakan 9 ciri histogram dan 21 ciri *Grey Level Co-occurrence Matrices* (GLCM). Hasil Ekstraksi menggunakan Scilab menunjukkan bahwa dengan menggunakan 30 ciri tekstur, *Multi Layer Perceptron*(MLP) dapat mengklasifikasikan nodul bermassa kistik dan solid dengan akurasi sebesar 88,89% dan 80,56% menggunakan 10 ciri ciri tekstur.

Kata kunci : Nodul Citra USG Payudara, Ciri Tekstur, Scilab.

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah rabbil alamin. Segala puji syukur kepada Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan barakah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul **Klasifikasi Nodul Payudara Berdasarkan Ciri Tekstur pada Citra Ultrasonografi menggunakan Scilab.** Laporan skripsi ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat dalam memperoleh gelar Sarjana Fisika pada Program Studi S1 Fisika UIN Walisongo Semarang.

Pelaksanaan penelitian dan penyusunan laporan skripsi ini, penulis telah mendapatkan banyak bantuan dan dukungan dari berbagai pihak. Penulis mengucapkan terima kasih kepada :

1. Prof. Dr. Imam Taufiq, M.Ag selaku rektor UIN Walisongo Semarang.
2. Dr. H. Ismail, M.Ag selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang.
3. Agus Sudarmanto, M.Si selaku Ketua Jurusan Fisika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo.
4. Edi Daenuri Anwar, M.Si selaku dosen pembimbing I yang telah dengan sabar memberikan ilmu dan bimbingan terbaik sehingga penelitian dan penyusunan laporan skripsi ini dapat diselesaikan,

5. M. Ardhi Khalif, M.Sc selaku pembimbing II yang telah dengan penuh kesabaran dan ketulusan memberikan ilmu, bimbingan terbaik dan motivasi kepada penulis. Beliau telah banyak menginspirasi dengan materi-materi perkuliahan dan atau non-perkuliahan.
6. Hesti Khuzaimah Nurul Yusufiyah, M.Engg yang selalu memberikan bimbingan, dukungan, semangat, motivasi terbaik bagi penulis.
7. Seluruh Dosen Fisika FST UIN Walisongo yang telah memberikan bekal ilmu dan membantu penulis dalam proses belajar.
8. Staff Diklat RSUD Tugurejo Semarang yang telah memberikan izin dalam pengambilan data penelitian.
9. Staff Instalasi Radiologi RSUD Tugurejo Semarang, khususnya Ibu Ulya yang telah membimbing dan mendampingi penulis dalam pengambilan data penelitian.
10. Sriyanto dan Sapuah selaku orang tua penulis yang telah memberikan segala yang terbaik, doa, semangat, cinta, dan kasih sayang, motivasi yang tidak dapat tergantikan oleh apapun.
11. Sri Ernawati dan Fikri Anggi selaku kakak dan kakak ipar yang telah memberikan dukungan kepada penulis. Tak lupa kepada keponakan tercinta, Kakak Azka dan Adek Natya yang selalu menghibur penulis.

12. Teman-teman Fisika dan Pendidikan Fisika 2014, 2015, 2016, 2017 yang telah mendoakan, memberikan dukungan dan semangat bagi penulis.
13. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu yang telah memberikan bantuan, dorongan, serta bimbingan sehingga skripsi ini dapat terselesaikan.

Penulis menyadari bahwa laporan skripsi ini masih banyak kekurangan, untuk itu semua kritik dan saran yang bersifat membangun sangat penulis harapkan. Semoga laporan skripsi ini dapat memberikan manfaat dan wawasan tambahan bagi para pembaca dan khususnya bagi penulis sendiri. *Aamiin yaa Rabbal aalamiin.*

Semarang, 10 Juni 2020

Eli Ermawati

DAFTAR ISI

COVER.....
HALAMAN JUDUL.....
PERNYATAAN KEASLIAN	ii
HALAMAN PENGESAHAN	iii
NOTA DINAS	iv
ABSTRAK.....	vi
KATA PENGANTAR.....	vii
DAFTAR ISI	x
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR.....	xiii
BAB I PENDAHULUAN	1
A. Latar Belakang.....	1
B. Rumusan Masalah	6
C. Tujuan Penelitian.....	6
D. Manfaat Penelitian	7
E. Batasan Masalah	8
BAB II LANDASAN TEORI.....	9
A. Deskripsi Teori	9
1. Anatomi Payudara	10
2. Kelainan pada Payudara.....	12
3. Pencitraan Ultrasonografi (USG)	13
4. <i>Computer Aided Diagnosis</i> (CAD)	17
5. Dasar Pengolahan Citra Digital	19

6. Ekstraksi Ciri Tekstur	25
7. <i>Information Gain</i>	37
8. <i>Multi Layer Perceptron</i> (MLP)	38
9. Indeks Pengukuran	42
B. Kajian Pustaka.....	46
C. Rumusan Hipotesis	50
BAB III METODE PENELITIAN	51
A. Waktu dan Tempat Penelitian.....	51
B. Alat Penelitian.....	51
C. Bahan Penelitian	51
D. Pengolahan Data	52
E. Analisis Data	60
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	63
A. Hasil Peningkatan Kualitas Citra.....	63
1. Hasil Pemotongan RoI	64
2. Hasil Penapisan Citra.....	65
B. Hasil Ekstraksi dan Seleksi Ciri Tekstur	68
C. Hasil Klasifikasi	71
D. Pembahasan.....	74
BAB V PENUTUP	83
A. Kesimpulan	83
B. Saran	84
DAFTAR PUSTAKA	
LAMPIRAN-LAMPIRAN	
RIWAYAT HIDUP	

DAFTAR TABEL

Tabel	Judul	Halaman
Tabel 2. 1	Citra USG Berdasarkan BIRADS	16
Tabel 4. 1	Perbandingan Tapis Median dan Adaptif Median	66
Tabel 4. 2	Hasil Ekstraksi Ciri Tekstur	69
Tabel 4. 3	Hasil Seleksi ciri	70
Tabel 4. 4	Hasil Proses Klasifikasi	71
Tabel 4. 5	Hasil Proses Klasifikasi data Hasil Seleksi	72
Tabel 4. 6	<i>Confusion Matrix</i> Hasil Klasifikasi <i>Trainingset</i>	73
Tabel 4. 7	<i>Confusion Matrix</i> Hasil Klasifikasi <i>Testingset</i>	73
Tabel 4. 8	<i>Confusion Matrix</i> Hasil Klasifikasi Data Hasil Seleksi Ciri	73
Tabel 4. 9	Hasil Kinerja Proses Klasifikasi	74

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Judul	Halaman
Gambar 2. 1	Anatomi Payudara	11
Gambar 2. 2	(a) Massa Kistik (b) Massa Solid	13
Gambar 2. 3	Sistem Pencitraan USG	15
Gambar 2. 4	Representasi intensitas piksel citra 12x12	21
Gambar 2. 5	Operasi Ketetanggan Tapis Median	23
Gambar 2. 6	Matrik Tapis Adaptif Median	25
Gambar 2. 7	Prinsip Analisis Tekstur	26
Gambar 2. 8	Arah untuk GLCM	31
Gambar 2. 9	Jumlah Pasangan Piksel	31
Gambar 2. 10	Pembentukan Matriks GLCM yang Simetris	32
Gambar 2. 11	Matriks GLCM Normalisasi	32
Gambar 2. 12	Arsitektur MLP	39
Gambar 2. 13	<i>Confusion Matrix</i>	45
Gambar 3. 1	Proses Penelitian	52
Gambar 3. 2	Prosesan RoI	54
Gambar 3. 3	Alur Penapisan Adaptif Median	56
Gambar 3. 4	Alur Ekstraksi Histogram	57
Gambar 3. 5	Alur Ekstraksi GLCM	58

Gambar 3. 6	Alur Seleksi Ciri	59
Gambar 4. 1	Citra Asli USG	64
Gambar 4. 2	Hasil RoI citra asli	65
Gambar 4. 3	Nilai Indeks Pengukuran	67

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Data WHO (2018) menunjukkan bahwa kematian akibat kanker payudara sebanyak 627. 000 wanita. Angka kejadian kanker payudara di Indonesia relatif tinggi yaitu sebesar 42,1 per 100.000 penduduk dan untuk angka kematian kanker payudara sebesar 17 per 100.000 penduduk (Kemenkes,2019).

Kanker payudara merupakan salah satu penyebab kematian tertinggi selain kanker mulut rahim (*seviks*). Kanker terjadi karena perkembangan sel yang bersifat abnormal. Sel abnormal ini dapat dikategorikan sebagai nodul. Sebagian besar nodul bukanlah kanker, namun untuk sejumlah orang nodul merupakan kanker awal (A'yun,2015).

Kanker payudara pada tahap awal biasanya hampir tidak menunjukkan gejala apapun ketika nodul masih berukuran kecil sehingga perlu dilakukan pendeteksian dini payudara. Upaya untuk melakukan pencegahan dan pengendalian kanker payudara yaitu dengan menggunakan metode Pemeriksaan Payudara Sendiri (SADARI) atau *Breast Self-Examination* (BSE). Hal ini dikarenakan hampir 86% benjolan dipayudara ditemukan oleh penderita sendiri (Putri,2015).

Modalitas yang dapat digunakan untuk memeriksa

kelainan payudara adalah mamografi, *Magnetic Resonance Imaging* (MRI), *Clinical breast examination* (CBE), *Breast self-awareness* dan ultrasonografi (USG). Mamografi adalah pemeriksaan dengan menggunakan sinar-x dosis rendah yang memungkinkan visualisasi struktur internal payudara (*American Cancer Society*, 2017-2018). Deteksi dini mamografi dapat mengurangi jumlah kematian kanker payudara pada wanita berusia 40-74 tahun. Sampai saat ini belum terdapat penelitian yang menunjukkan manfaat deteksi dini mamografi untuk wanita usia kurang dari 40 tahun (Yusufiyah,2015). Pemeriksaan menggunakan MRI direkomendasikan oleh *American Cancer Society* pada tahun 2007. MRI menggunakan medan magnet untuk menghasilkan gambar tubuh yang sangat detail. MRI dianjurkan untuk wanita yang memasuki usia 30 tahun dan sering digunakan pada wanita yang tidak berisiko tinggi untuk kanker payudara (*American Cancer Society* , 2017-2018). Pemeriksaan dengan metode CBE sudah tidak direkomendasikan oleh *American Cancer Society*. Hal ini dikarenakan penggunaan CBE hanya memberikan sedikit informasi. Pemeriksaan dengan *Breast self-awareness* mengharuskan wanita melakukan pemeriksaan sendiri setiap bulan dan melaporkan jika terdapat perubahan pada payudara mereka (*American Cancer Society* , 2017-2018). Pemeriksaan USG adalah pemeriksaan

yang menggunakan gelombang suara dengan frekuensi tinggi (Yusufiyah,2015). USG sering digunakan untuk mengevaluasi temuan abnormal pada mamogram atau pemeriksaan fisik (*American Cancer Society* , 2017-2018).

Objek yang digunakan pada penelitian ini berupa citra USG payudara. Hal ini dikarenakan pemeriksaan menggunakan USG lebih banyak digunakan dan memiliki beberapa kelebihan diantaranya bersifat *non-invasif* yang tidak menimbulkan rasa sakit pada pasien saat pemeriksaan, relatif lebih murah, tidak memberikan efek radiasi, tersedia di hampir semua klinik kesehatan dan mampu digunakan pada pasien tanpa membedakan usia pasien (Yusufiyah,2015).

Selain memiliki kelebihan, pemeriksaan menggunakan USG juga memiliki kekurangan pada hasil pemeriksaannya. Pada citra USG, kemungkinan terjadi *false positive result* cukup tinggi karena sifatnya yang *operator dependent*, kondisi atau kelelahan dokter ahli, perbedaan pengalaman dokter satu dengan yang lain, maupun karena kualitas citra hasil yang kurang jelas (Khusna,2016; Nugroho,2015). Hasil pemeriksaan USG saat ini memiliki tingkat diagnosis akurasi rendah karena masih sering terdapat kontroversi hasil antar dokter radiologi. Permasalahan ini akan semakin meningkat karena citra USG rentan terhadap derau *speckle* yang dapat mengurangi kualitas citra USG. Derau *speckle* pada citra USG

timbul karena adanya interferensi antara gelombang pantul dan gelombang datang pada *probe transducer*. Hal tersebut membuat citra memiliki pola tekstur berbintik yang kasar (Nugroho,2015). Selain itu, citra USG juga memiliki derau *salt and papper* yaitu berupa *marker* pada citra (Yusufiyah, 2015). Citra hasil USG diinterpretasikan berdasarkan standar kategori *Breast Imaging, Reporting &Data System* (BIRADS). BIRADS merupakan skema penempatan temuan *screening* (diagnosa kanker payudara) kedalam kategori yang sudah terdefinisi dengan baik (Khusna,2016).

USG dapat menunjukkan karakteristik nodul dari segi bentuk, ukuran, batas, dan tekstur nodul (Khusna,2016). Penelitian ini menggunakan ciri tekstur untuk menganalisis citra USG. Hal ini disebabkan citra memiliki pola-pola tertentu yang memungkinkan perbedaan dalam melakukan diagnosis (Kadir dan Susanto, 2013). Pola yang dimaksud adalah perbedaan visual antara nodul bermassa solid dan kistik. Citra massa kistik menampilkan wilayah yang relatif lebih hitam dibandingkan dengan wilayah sekelilingnya sedangkan citra massa solid umumnya berupa citra kehitaman tetapi kurang atau tidak merata (Wibawanto,dkk., 2008). Tekstur merupakan ciri intrinsik dari suatu citra yang terkait dengan tingkat kekasaran (*roughness*), granularitas (*granulation*), dan keteraturan (*regularity*) susunan struktural piksel

(Alfiani,2011). Ciri tekstur pada citra USG meliputi massa solid dan massa kistik. Ciri tekstur dapat digunakan untuk kepentingan segmentasi dan klasifikasi tekstur. Segmentasi dilakukan untuk memisahkan antara satu objek dengan objek lainnya. Klasifikasi tekstur dilakukan untuk mengklasifikasi objek berdasarkan ciri-ciri tekstur. Aplikasi tekstur dapat diterapkan untuk proses analisis citra medis (Kadir dan Susanto,2013).

Ciri tekstur yang terdapat pada citra medis dapat diimplementasikan menggunakan bantuan sistem komputer atau yang disebut dengan *Computer Aided Dignosis (CAD)*. Pengembangan CAD bertujuan untuk sistem pendukung keputusan dan pertimbangan bagi dokter radiologi dalam menentukan diagnosis yang bersifat objektif (Nugroho,2015). Prinsip kerja CAD menggunakan algoritma pengolahan citra dan pengenalan pola, seperti peningkatan kualitas citra, ekstraksi dan penyeleksian ciri tekstur pada citra, serta klasifikasi hasil (Yusufiyah,2015).

CAD sudah banyak dikembangkan untuk membantu mengolah citra USG. *Software* yang sering digunakan untuk membangun CAD adalah MATLAB. Sejauh ini peneliti belum menemukan penelitian tentang pengembangan CAD untuk menganalisa ciri tekstur nodul citra USG menggunakan *software* Scilab.

Scilab merupakan salah satu bahasa pemrograman numerik dan grafik yang tersedia secara gratis dari *Institut Nationale de Recherche en Informatique et en Automatique - INRIA (National Institute for Informatics and Automation Research)*. Scilab dapat dijalankan menggunakan sistem operasi UNIX, Windows, Linux dan lain-lain (Urroz, 2001). Scilab sudah dilengkapi dengan berbagai fungsi, salah satunya fungsi untuk pengolahan citra.

Sistem CAD yang selama ini telah berkembang, mampu memberikan keputusan keganasan suatu nodul citra USG payudara berdasarkan karakteristik nodul (Yusufiyah, 2015). Belum ada penelitian secara spesifik mengenai penggunaan ciri tekstur dalam pengolahan citra USG payudara dengan sistem CAD yang dibangun menggunakan *software* Scilab. Penelitian ini akan mengembangkan CAD dengan *software* Scilab berdasarkan ciri tekstur.

B. Rumusan Masalah

1. Bagaimana meningkatkan kualitas citra USG payudara?
2. Bagaimana pengaruh ciri tekstur dalam pengolahan citra USG payudara menggunakan *software* Scilab ?
3. Bagaimana akurasi klasifikasi nodul citra USG payudara berdasarkan ciri tekstur?

C. Tujuan Penelitian

1. Untuk meningkatkan kualitas citra USG payudara.

2. Untuk mengetahui informasi nodul cita USG berdasarkan ciri tekstur menggunakan *software* Scilab dan mengetahui ciri tekstur yang relevan pada proses klasifikasi.
3. Untuk menghasilkan sistem CAD yang baik dengan akurasi proses klasifikasi yang baik pula pada citra USG payudara berdasarkan ciri tekstur dan mampu mengategorikan citra kedalam kelas yang tepat yaitu kelas massa kistik atau massa solid.

D. Manfaat Penelitian

1. Bagi Peneliti dan Pembaca
Menambah pengetahuan tentang sistem *CAD* baik dari metode pra pengolahan, ekstraksi citra dan klasifikasi dalam aplikasi pengklasifikasian nodul payudara.
2. Bagi Dokter
Dapat digunakan sebagai pertimbangan (*second opinion*) oleh dokter radiologi dalam memberikan diagnosis dengan memberikan informasi yang bersifat objektif.
3. Bagi Institusi
Menambah koleksi bahan pustaka yang bermanfaat bagi Institusi, khususnya bagi pembaca yang ingin melakukan pengembangan penelitian serupa.

E. Batasan Masalah

1. Objek penelitian dibatasi hanya pada citra USG payudara di Instalasi Radiologi Rumah Sakit Umum Daerah (RSUD) Tugurejo Semarang. Objek penelitian diperoleh pada pemeriksaan rentang tahun 2017-2019.
2. Penelitian ini akan mengklasifikasikan citra USG payudara berdasarkan ciri tekstur yaitu massa kistik dan massa solid.
3. Pada Sistem CAD tahap pra pengolahan sampai ekstraksi ciri tekstur akan dibuat menggunakan *software* Scilab.

BAB II

LANDASAN TEORI

A. Deskripsi Teori

Perkembangan teknologi memberikan manfaat dalam segala bidang. Allah telah mengisyaratkan dalam Al Qur'an yaitu pada QS. Al-Jatsiyah [45]: 13 dan QS. Al-Hadiid [57]: 25 (Hakim,2018).

وَسَخَّرَ لَكُم مَّا فِي السَّمَاوَاتِ وَمَا فِي الْأَرْضِ جَمِيعًا مِنْهُ إِنَّ فِي ذَلِكَ لَآيَاتٍ لِّقَوْمٍ يَتَفَكَّرُونَ

Artinya : “Dan Dia telah menundukkan untukmu apa yang di langit dan apa yang di bumi semuanya, (sebagai rahmat) daripada-Nya. Sesungguhnya pada yang demikian itu benar-benar terdapat tanda-tanda (kekuasaan Allah) bagi kaum yang berfikir.” (QS. Al-Jatsiyah [45]: 13)

وَأَنْزَلْنَا الْحَدِيدَ فِيهِ بَأْسٌ شَدِيدٌ وَمَنَافِعُ لِلنَّاسِ

Artinya: “Dan Kami ciptakan besi yang padanya terdapat kekuatan yang hebat dan berbagai manfaat bagi manusia.”(QS. Al-Hadiid [57]: 25)

Berdasarkan 2 ayat diatas Allah telah menciptakan besi namun tidak dijelaskan bagaimana cara memanfaatkan dan apa kegunaan dari besi. Hal ini yang menjadi isyarat agar

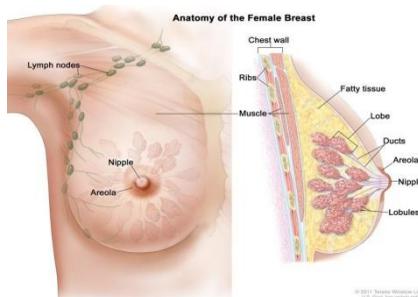
manusia menggunakan akal dan pikiran untuk berinovasi dalam mengembangkan ilmu untuk menghasilkan sesuatu yang bermanfaat bagi kehidupan.

Semua ilmu merupakan satu kesatuan yang tidak dapat dipisahkan. Artinya setiap ilmu yang ada tidak dapat berdiri sendiri. Ada keterkaitan ilmu satu dengan ilmu yang lainnya, contohnya adalah keterkaitan ilmu kesehatan dengan teknologi. Teknologi dapat digunakan dalam bidang kesehatan yaitu dengan adanya alat-alat medis yang semakin canggih seperti USG, MRI, CT-Scan dan lain-lain. Pengembangan teknologi juga dapat digunakan untuk membantu dokter dalam hal diagnosis, sehingga diperoleh hasil yang baik. Salah satu pengembangan teknologi dalam hal tersebut adalah dengan adanya sistem CAD. Perlu adanya inovasi dan pengembangan ilmu untuk menghasilkan suatu hal yang bermanfaat dan mempermudah kehidupan manusia.

1. Anatomi Payudara

Payudara terletak pada otot *pectoral major* yang terletak antara tulang dada ke dua dan ke enam, otot *serratus anterior*, otot *rectus abdominis* dan otot *external abdominal oblique*. Payudara terdiri atas dua jaringan yaitu jaringan lemak dan jaringan kelenjar penghasil susu (Khusna,2015). Jaringan lemak terdistribusi lebih banyak di

sekitar lobulus dan disekitar daerah perifer payudara. Sementara itu, struktur kelenjar yang membentuk nodul terdistribusi lebih banyak di kuadran lateral atas payudara (Khusna, 2016; Fadjari, 2012)



Gambar 2. 1 Anatomi Payudara (Rochmawati,2009)

Gambar 2.1 menunjukkan anatomi payudara normal. Struktur kelenjar dipengaruhi oleh aktivitas hormon *estrogen* yang menyebabkan bentuknya dapat berubah sesuai dengan siklus haid. Areola adalah bagian payudara yang terletak pada pusat payudara dan berada di sekitar puting susu dengan diameter antara 15-60 mm (Khusna,2016). *Nipple* atau puting susu merupakan terminal dari *ductus lactyferus* (Fadjari, 2012).

Payudara sehat terdiri atas 12-20 bagian yang disebut lobus, dimana pada setiap lobus terdiri dari lobulus yaitu kelenjar yang menghasilkan susu. Lobus dan lobulus terhubung oleh saluran susu yang berfungsi sebagai tabung pembawa susu menuju ke puting susu. Struktur payudara ini

biasanya menjadi tempat terbentuknya kanker (National Breast Cancer Foundation, diakses 12 Oktober 2019.).

2. Kelainan pada Payudara

Kelainan payudara lebih banyak dialami oleh perempuan daripada laki-laki. Contoh kelainan payudara diantaranya yaitu fibroadenoma, kista dan fibrokistik payudara. Ketiga kelainan tersebut membentuk nodul atau benjolan yang dapat ditangkap oleh USG (Fadjari, 2012; Khusna, 2016). Fibroadenoma payudara sering ditemukan pada usia 20-40 tahun. Fibroadenoma terjadi akibat proliferasi abnormal jaringan periduktus ke dalam lobulus (Fadjari, 2012). Kista terbentuk karena obstruksi dan dilatasi duktus koligentes. Kista payudara banyak terjadi pada usia 40 tahun sampai *peri-menopause*. Fibrokistik terjadi pada perempuan usia 20-30 tahun dan cenderung membentuk massa atau nodul pada payudara (Fadjari, 2012; Khusna, 2016).

Massa payudara memiliki dua kategori yaitu massa padat (*solid*) dan massa kistik (*cystic*). Massa solid adalah nodul atau daerah kental yang terdiri atas jaringan fibrokistik yaitu jenis jaringan payudara normal yang sangat padat. Payudara normal terdiri dari jaringan fibrokistik yang padat dan lemak yang digabung menjadi satu dalam pola yang tidak teratur sehingga membentuk pola nodular atau

kental. Massa solid juga dapat disebabkan oleh fibroderma yaitu gumpalan jaringan payudara padat yang tumbuh terpisah dari jaringan payudara di sekitarnya. Massa kistik payudara disebabkan oleh kista jinak (Boulder Breast Cancer At Alpine Surgical, diakses 10 Oktober 2019).



(a)



(b)

Gambar 2. 2(a) Massa Kistik (b) Massa Solid (Athnasiou,dkk., 2014)

Citra massa kistik menampilkan wilayah yang relatif lebih hitam dibandingkan dengan wilayah sekelilingnya. Wilayah kehitaman ini juga tampak lebih merata atau homogen. Ini berbeda dengan citra massa solid yang umumnya berupa citra kehitaman tetapi kurang atau tidak merata (Wibawanto.dkk., 2008).

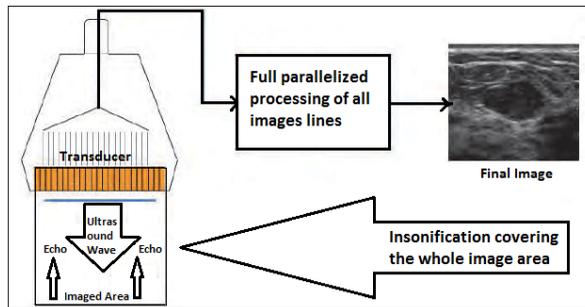
3. Pencitraan Ultrasonografi (USG)

Pencitraan USG menggunakan gelombang suara berfrekuensi tinggi untuk menghasilkan gambar atau citra suatu bagian dalam tubuh. Pencitraan USG juga disebut sonografi (Nugroho, 2015; Yusufiyah, 2015). Kualitas citra USG ditentukan oleh resolusi spasial citra yaitu kemampuan

untuk membedakan dua objek yang berdekatan sebagai struktur yang berbeda. USG dapat menghasilkan citra dari berbagai arah karena sifat perangkat yang fleksibel dan mudah digerakkan sehingga dapat memeriksa bagian tubuh yang diinginkan (Khusna, 2016).

Dua prinsip yang perlu dipahami tentang USG adalah bagaimana *ultrasound* dihasilkan dan gambar bisa terbentuk. Prinsip pertama, efek *piezoelektrik* menjelaskan bahwa *ultrasound* dihasilkan dari kristal keramik dalam transduser. Arus listrik melewati kabel menuju transduser dan menimpa kristal, menyebabkan berubah bentuk dan bergetar yang menghasilkan sinar ultrasonik. Frekuensi ditentukan oleh kristal dalam transduser (Secret, 2019)

Prinsip ke-dua adalah pembentukan gambar USG. Gelombang *ultrasound* diproduksi dalam bentuk pulsa secara terbatas karena kristal yang sama digunakan untuk menghasilkan dan menerima gelombang suara. Hal itu tidak dapat dilakukan dalam waktu bersamaan. Sinar ultrasonik memasuki pasien dan dipantulkan kembali ke transduser, sehingga menyebabkan kristal pada transduser berubah bentuk lagi dan menghasilkan sinyal listrik yang kemudian diubah menjadi gambar yang ditampilkan pada monitor (Nugroho, 2015; Secret, 2019).



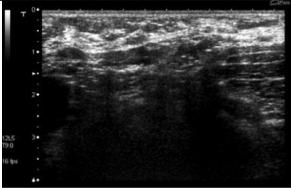
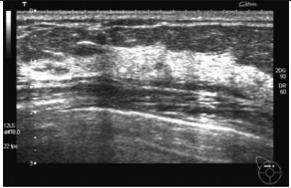
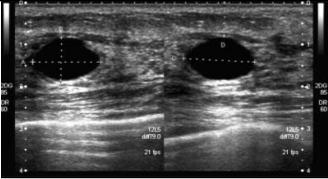
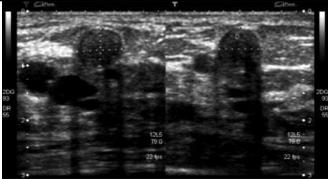
Gambar 2. 3 Sistem Pencitraan USG (Nugroho,2015)

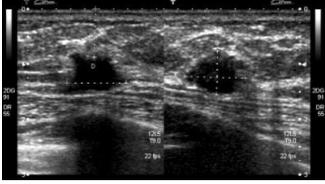
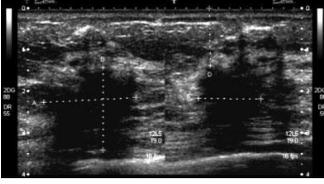
Ada tiga tipe data yang dianalisis dalam sistem USG yaitu sinyal frekuensi radio (RF), citra *mode-B* dan deteksi sinyal. Sebuah transduser USG menerima beberapa sinyal RF analog yang diubah menjadi sinyal RF digital. Sinyal RF disaring (*filtering*) dan dilakukan deteksi sinyal. Setelah mengalami pengolahan, deteksi sinyal tersebut dikompresi sehingga didapatkan tampilan hitam putih (*grayscale*) kemudian diinterpolasi untuk mendapatkan citra dengan *mode-B* yang dapat ditampilkan di layar (Nugroho, 2015; Yusufiyah, 2015).

Hasil pemeriksaan USG maupun mamografi dapat diklasifikasikan menurut panduan *The American College of Radiology* yang dikenal sebagai *Breast Imaging, Reporting & Data System* (BIRADS) (Fadjari, 2012). BIRADS merupakan skema untuk penempatan temuan *screening* (diagnosa kanker payudara) kedalam kategori yang sudah terdefinisi dengan baik. BIRADS pada awalnya digunakan untuk

pelaporan hasil interpretasi citra mamografi. Namun, pada tahun 2003 BIRADS mulai diterapkan untuk pemeriksaan dan pelaporan hasil interpretasi citra ultrasonografi dan MRI (Khusna, 2016). Berikut ini merupakan klasifikasi citra USG berdasarkan BIRADS (Fadjari, 2012; Yusufiyah, 2015).

Tabel 2. 1 Citra USG Berdasarkan BIRADS (Fadjari, 2012; Yusufiyah, 2015).

 <p>BIRADS kategori 0. Harus dilakukan mamografi untuk diagnosis. Citra USG dari jaringan payudara yang sangat padat.</p>	 <p>BIRADS kategori 1. Tidak ditemukan nodul (Negatif). Citra USG dengan jaringan normal.</p>
 <p>BIRADS kategori 2. Jinak. Citra USG dari kista sederhana (nodul kistik),</p>	 <p>BIRADS kategori 3. Kemungkinan Jinak. Citra</p>

<p>bentuk oval, tepi halus, peningkatan posterior, <i>anechoic</i>.</p>	<p>USG <i>hypoechoic</i>, bentuk bulat, tepi halus, jelas, terdapat bayangan posterior campuran kista kompleks.</p>
 <p>BIRADS kategori 4. Curiga abnormal. Citra USG payudara dengan nodul solid <i>hypoechoic</i>, bentuk ireguler, tepi tidak jelas (ireguler), orientasi tidak menentu. Termasuk curiga ganas.</p>	 <p>BIRADS kategori 5. Sangat curiga ganas. Citra USG payudara dengan nodul solid <i>hypoechoic</i>, bentuk ireguler, tepi berspikulasi (ireguler), orientasi non-parallel(meninggi).</p>

BIRADS kategori 6 termasuk kanker. Disarankan melakukan biopsi. Temuan ini dikelola sebagai kanker payudara dini (Fadjari, 2012).

4. Computer Aided Diagnosis (CAD)

Upaya awal komputerisasi citra medis dilakukan pada tahun 1960. CAD telah menjadi inovasi solutif untuk

mengurangi subjektifitas dokter radiologi dalam melakukan diagnosis. Hal ini dikarenakan dokter dapat memasukan analisis kuantitatif hasil CAD ke dalam proses diagnostik (Chen dan Hsiao, 2008; Nugroho, 2015).

Cara kerja CAD menggunakan prinsip-prinsip yang terdapat dalam pengolahan citra dan pengenalan pola, seperti peningkatan kualitas citra, penapisan citra, ekstraksi (ekstraksi) dan penyeleksian ciri citra serta klasifikasi (Yusufiyah, 2015).

Beberapa penelitian menggunakan *software* MATLAB untuk mengembangkan sistem CAD. MATLAB merupakan suatu bahasa pemrograman matematika lanjutan yang dibentuk dengan dasar pemikiran menggunakan sifat dan bentuk matriks untuk analisis dan komputasi numerik. MATLAB merupakan produk komersil dari perusahaan Mathworks, Inc. (Cahyono, 2013).

Pengembangan CAD juga dapat dilakukan dengan *software* yang lain, seperti scilab. Scilab merupakan salah satu bahasa pemrograman numerik dan grafik yang tersedia secara gratis dari *Institut Nationale de Recherche en Informatique et en Automatique - INRIA (National Institute for Informatics and Automation Research)*. Scilab dapat dijalankan menggunakan sistem operasi UNIX, Windows,

Linux dan lain-lain (Urroz, 2001). Scilab telah dilengkapi dengan berbagai ciri untuk pengolahan citra seperti teknik peningkatan citra, analisis statistik dan pemodelan. Dalam penelitian ini, *Software* ini digunakan untuk membuat sistem pada proses Pra-pengolahan sampai dengan proses ekstraksi.

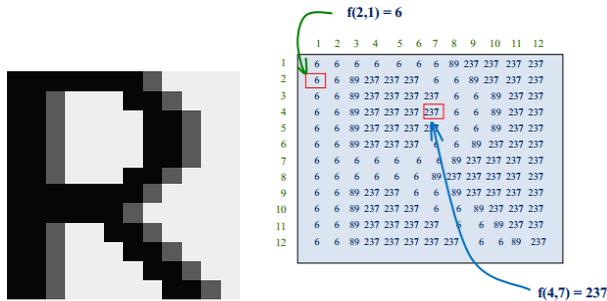
Proses Klasifikasi dilakukan dengan bantuan *Machine Learning Weka* . Weka merupakan perangkat lunak *open source* dengan menggunakan bahasa pemrograman java API. Weka dapat digunakan untuk pembelajaran dan pelatihan data dengan cara mengimpor file dengan format arff, csv, c4.5, dan binary sebagai masukan. Weka dapat langsung digunakan tanpa harus membangun code. Hal dikarenakan weka sudah memiliki fasilitas untuk analisa data, seperti perangkat *pre-processing* data, algoritma pembelajaran dan metode evaluasi, memiliki *interface* grafis dan mampu untuk membandingkan algoritma-algoritma pembelajaran (www.cs.waikato.ac.nz diakses 20 Mei 2020).

5. Dasar Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra merupakan istilah umum yang digunakan untuk berbagai teknik dalam memanipulasi dan memodifikasi citra dengan berbagai cara (Kadir dan Susanto, 2013). Citra digital merupakan kumpulan titik-titik kecil yang dinamakan piksel, dimana setiap piksel memiliki

koordinat posisi dua dimensi sumbu vertikal dan sumbu horizontal. Setiap piksel mempunyai nilai intensitas yang merepresentasikan sebuah warna, tekstur atau corak tertentu (Yusufiyah, 2015).

Jenis citra dibedakan menjadi tiga yaitu citra dengan skala keabuan, citra biner dan citra RGB. Citra skala keabuan menangani gradasi warna hitam dan putih yang menghasilkan efek warna abu-abu. Warna dinyatakan dengan intensitas berkisar antara 0 sampai dengan 255. Nilai 0 menyatakan hitam dan nilai 255 menyatakan putih (Kadir dan Susanto, 2013). Citra biner adalah citra yang seluruh intensitas pikselnya bernilai 0 untuk warna hitam dan 1 untuk warna putih. Citra RGB merupakan jenis citra yang merepresentasikan warna dalam komponen R (*Red*), G (*Green*), dan B (*Blue*). Setiap komponen warna berkisar antara 0 sampai 255 dengan kemungkinan warna yang dapat ditampilkan berkisar memiliki 16.777.216 variasi warna (Nugroho, 2015).



Gambar 2. 4 Representasi intensitas piksel citra 12x12
(Yusufiyah,2015)

Citra berukuran 12×12 pada gambar menunjukkan contoh penotasian $f(y,x)$. Pada gambar tersebut $f(4,7)$ bernilai 237 dan $f(2,1)$ bernilai 6. Pada citra skala keabuan nilai seperti 237 dan 6 dinamakan sebagai aras intensitas yang nilainya berkisar antara 0 sampai 255. Semakin kecil nilai intensitasnya, citra tersebut semakin gelap, sedangkan semakin besar nilai intensitasnya, citra tersebut semakin mendekati wana putih (Yusufiyah, 2015). Jenis citra yang banyak digunakan dalam pengolahan citra adalah citra skala keabuan, sehingga jika citra RGB perlu dikonversi menjadi citra skala keabuan dengan menggunakan persamaan berikut (Kadir dan Susanto, 2013):

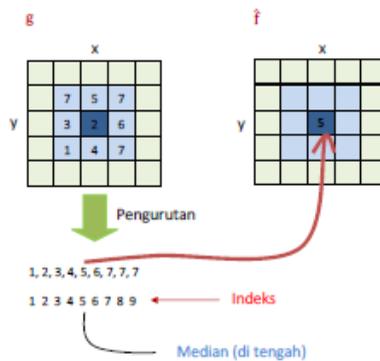
$$I = 0,2989 \times R + 0,5870 \times G + 0,1141 \times B \quad (2.1)$$

Dengan R menyatakan nilai komponen merah, G menyatakan nilai komponen hijau dan B menyatakan nilai komponen biru.

Salah satu prinsip dasar dalam pengolahan citra adalah penghilangan derau atau noise (Kadir dan Susanto, 2013). Citra digital sangat rentan terhadap derau. Derau dalam pengolahan citra digital merupakan gangguan yang disebabkan oleh menyimpangnya data digital yang diterima oleh alat penerima data gambar (Heryana dan Mayasari, 2016).

Citra USG memiliki derau *speckle* dan *marker* yang berupa diameter nodul dan keterangan yang berhubungan dengan nodul. Derau *speckle* pada citra USG timbul karena adanya interferensi antara gelombang pantul dan gelombang datang pada *probe transducer* (Yusufiyah, 2015). Derau *speckle* menjadi penyebab misinterpretasi pembacaan oleh dokter terutama untuk citra dengan kualitas kontras yang rendah karena minimnya frekuensi *probe transducer* (Nugroho, 2015). Penghilangan derau *speckle* dapat dilakukan dengan menggunakan beberapa jenis penapisan. Berdasarkan penelitian sebelumnya, metode penapisan yang baik untuk mengurangi derau *speckle* dan *marker* adalah tapis median dan tapis adaptif median.

Tapis median merupakan tapis *non-linear* yang bekerja dengan cara mengganti nilai intensitas piksel asli dengan nilai tengah dari piksel yang ada di sekitarnya. Tapis median juga disebut sebagai *order specific filter* karena tapis ini bekerja berdasarkan nilai statistik yang diturunkan dari pengurutan nilai intensitas piksel tetangga. Tapis median mampu mempertahankan ketegasan tepi dan menghasilkan citra yang tidak begitu *blur* (Yusufiyah, 2015; Khusna,2016).



Gambar 2. 5 Operasi Ketetanggaan Tapis Median (Nugroho,2015)

Operasi ketetanggaan piksel merupakan proses pengolahan citra untuk mendapatkan nilai intensitas suatu piksel yang dipengaruhi oleh nilai piksel-piksel sekitarnya. Setiap piksel tidak berdiri sendiri, melainkan terkait dengan piksel sekitarnya karena merupakan bagian suatu objek tertentu di sebuah gambar. Hal inilah yang kemudian mendasari lahirnya algoritma untuk mengolah setiap piksel citra melalui piksel-piksel tetangga dengan menggunakan

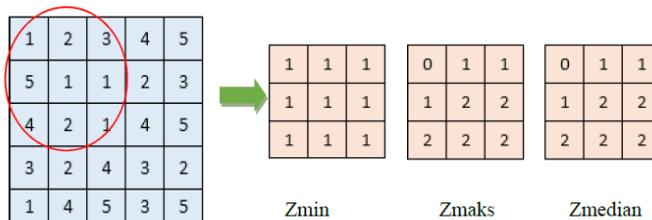
delapan piksel. Piksel $g(y,x)$ dapat diperbaiki dengan piksel tetangga terdekat yaitu dengan delapan piksel $f(y,x)$. Persamaan $g(y,x)$ dapat dituliskan sebagai berikut (Nugroho,2015):

$$g(y,x) = \text{median}(f(y-1,x-1), f(y-1,x), f(y-1,x+1), f(y,x-1), f(y,x), f(y,x+1), f(y+1,x-1), f(y+1,x), f(y+1,x+1)) \quad (2.2)$$

Penghitungan nilai median dilakukan pengurutan nilai intensitas terlebih dahulu dari nilai intensitas yang paling kecil hingga nilai intensitas yang terbesar (Yusufiyah, 2015).

Tapis yang kedua adalah tapis adaptif median yang merupakan metode pengembangan dari tapis median biasa. Tapis ini berfungsi ganda yaitu mampu menghilangkan derau speckle dan *marker suppression*. Metode tapis adaptif median juga sama-sama bekerja dengan prinsip operasi piksel ketetanggaan dengan ukuran jendela tertentu (Z_{xy}), yang membedakan adalah metode tapis ini mampu memperbesar ukuran Z_{xy} sampai pada ukuran jendela maksimal (Z_{max}). Ukuran Z_{max} adalah parameter yang ditentukan pada saat awal proses penapisan ini. Nilai S_{max} harus bilangan ganjil lebih besar dari 1, karena akan

digunakan untuk perhitungan nilai median pada setiap Z_{xy} (Yusufiyah,2015).



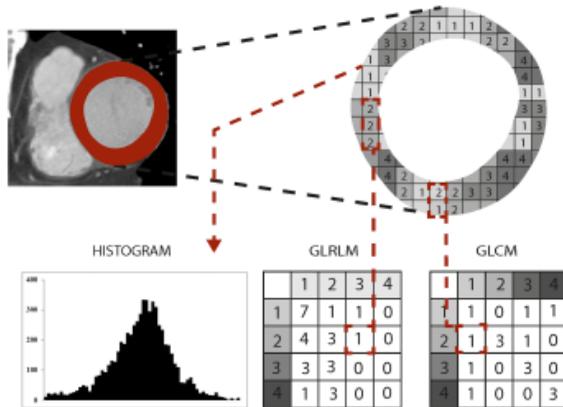
Gambar 2. 6 Matrik Tapis Adaptif Median (Yusufiyah,2015)

Metode tapis adaptif median memproses masing-masing piksel citra berderau dengan ukuran jendela yang berbeda-beda. Masing-masing jendela dihitung nilai maksimum, minimum dan nilai tengah. Selanjutnya metode tapis ini akan menetapkan sebuah nilai baru untuk piksel tertentu (Yusufiyah, 2015).

6. Ekstraksi Ciri Tekstur

Tekstur adalah ciri intrinsik suatu citra yang terkait dengan tingkat kekasaran, granularitas dan keteraturan susunan struktural piksel yang merupakan bawaan dari benda yang terlihat dari muka dan berisi informasi tentang struktur permukaan (Alfiani.dkk, 2011). Aplikasi tekstur dapat dibagi menjadi dua kategori yaitu untuk kepentingan segmentasi dan klasifikasi tekstur. Berdasarkan perspektif matematis, tekstur dapat dibedakan ke dalam spektrum

stokastik dan *spektrum regular*. Tekstur *stokastik* atau tekstur statistis adalah tekstur yang mempunyai bentuk mirip dengan derau. Tekstur *regular* adalah atau tekstur struktural adalah tekstur yang tersusun atas pola-pola periodis (Kadir dan Susanto, 2013). Metode statistik yang digunakan untuk memperoleh ciri tekstur antara lain histogram, GLCM dan GLRLM.



Gambar 2. 7 Prinsip Analisis Tekstur (Hinzpeter,dkk., 2017)

Gambar 2.7 menunjukkan prinsip analisis tekstur histogram, GLCM dan GLRLM dari hasil RoI citra. Perbedaan frekuensi yang muncul akan dianalisis dengan metode statistik orde satu histogram. Tingkat keseragaman antar piksel dari berbagai sudut akan dianalisis dengan metode orde dua GLCM. Sedangkan untuk metode statistik orde tinggi GLRLM akan menganalisis panjang piksel di serluruh

resolusi citra yang tidak mampu dikerjakan oleh GLCM. Perpaduan ciri statistik orde satu, orde dua dan orde tinggi diharapkan mampu mengenali pola tekstur nodul payudara lebih baik (Hinzpeter,dkk., 2017)

a. Histogram

Metode sederhana untuk mendapatkan ciri tekstur adalah histogram. Histogram citra merupakan diagram yang menggambarkan frekuensi setiap nilai intensitas yang muncul diseluruh piksel citra pada pengolahan citra yang berguna untuk mengamati penyebaran nilai intensitas sehingga dapat dijadikan dasar untuk peningkatan kontras dan kecerahan suatu citra. Ciri yang diturunkan dari histogram dinamakan sebagai ciri statistik orde satu dimana perhitungan didasarkan pada nilai piksel citra asli dan tidak memperhatikan hubungan ketetanggaan piksel (Kadir dan Susanto, 2013; Nugroho, 2015). Berikut ciri tekstur yang diperoleh dari histogram (Nugroho,2015 ; Zwanenburg, dkk.,2019):

1) *Mean*

Ciri ini akan menghasilkan rerata kecerahan objek.

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

Dimana i adalah aras keabuan pada citra f dan $p(i)$ menyatakan probabilitas kemunculan i dan L menyatakan nilai aras keabuan tertinggi.

2) *Modus(Mode)*

Nilai modus pada histogram ditunjukkan pada aras keabuan yang mencapai puncak tertinggi kurva.

3) *Varian(Variance)*

Ciri ini akan memberikan informasi ukuran kekontrasan pada citra.

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

Dimana σ^2 dinamakan momen orde dua ternormalisasi karena $p(i)$ merupakan fungsi peluang.

4) *Energi/Keseragaman*

$$\text{Energi} = \sum_{i=0}^{L-1} [p(i)]^2 \quad (2.5)$$

Energi merupakan ukuran distribusi intensitas piksel terhadap jangkauan aras keabuan. Citra yang seragam dengansatu nilai aras keabuan akan memiliki nilai energi yang maksimum, yaitu sebesar 1.

5) *Kurtosis*

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

Kurtosis adalah nilai yang menunjukkan keruncingan dari kurva histogram. Kurva yang terdistribusi normal akan memiliki nilai kurtosis 0.

Kurtosis bernilai (-) menandakan kurva cenderung runcing sedangkan nilai (+) kurva cenderung melebar.

6) *Skewness*

$$Skewness = \sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^3 p(i) \quad (2.7)$$

Skewness menunjukkan ukuran ketidaksimetrisan terhadap rerata intensitas. *Skewness* bernilai (-) jika kurva condong kekiri dari nilai rerata intensitas dan bernilai (+) kurva condong kekanan.

7) Entropi

$$Entropi = - \sum_{i=0}^{L-1} p(i) \log_2(p(i)) \quad (2.8)$$

Entropi merupakan besaran yang menunjukkan kompleksitas citra. Semakin besar nilai entropi, maka citra semakin komplek.

8) Deviasi Standar

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^2 p(i)} \quad (2.9)$$

Standar deviasi adalah suatu ukuran yang menggambarkan tingkat penyebaran data dari nilai rata-rata.

9) *Smoothness*

$$Smoothness = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2} \quad (2.10)$$

Smoothness adalah tingkat kehalusan citra. Nilai *smoothness* yang rendah menunjukkan citra memiliki intensitas kasar.

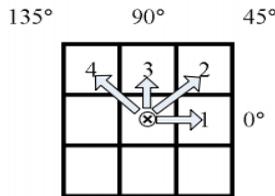
b. *Grey Level Co-occurrence Matrices* (GLCM)

GLCM pertama kali diusulkan oleh Haralick pada tahun 1973 untuk menjelaskan pola spasial. GLCM menggunakan perhitungan tekstur pada orde kedua dimana hubungan antarpasangan dua piksel citra asli diperhitungkan (Nugroho, 2015). Ekstraksi ciri adalah pemilihan informasi kuantitatif dari karakteristik yang tersedia pada sebuah citra. Ekstraksi ciri mengukur karakteristik kuantitatif pada setiap piksel (Adi,dkk., 2018).

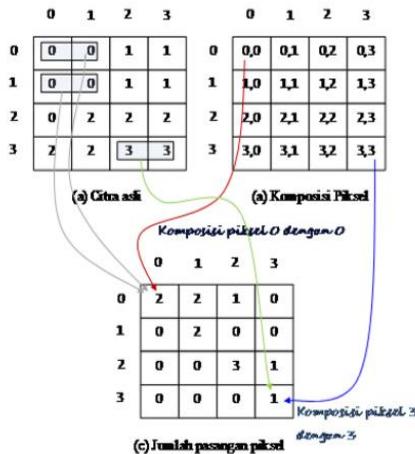
Misalnya, $f(x, y)$ adalah citra dengan ukuran N_x dan N_y yang memiliki piksel dengan kemungkinan hingga L level dan \vec{r} adalah vektor arah spasial. $GLCM_{\vec{r}}(i, j)$ didefinisikan sebagai jumlah piksel dengan $j \in 1, \dots, L$ yang terjadi pada offset \vec{r} terhadap piksel dengan nilai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

$$GLCM_{\vec{r}}(i, j) = \#\{(x_1, y_1), (x_2, y_2) \in (N_x, N_y) \times (N_x, N_y) | f(x_1, y_1) = j^{\vec{r}} = \overline{(x_2 - x_1, y_2 - y_1)}\} \quad (2.11)$$

dengan *offset* \vec{r} merupakan sudut dan/atau jarak piksel (Kadir dan Susanto, 2013). Ketetangaan piksel dapat dipilih dari beberapa arah, berikut ilustrasi arah dari GLCM :



Gambar 2. 8 Arah untuk GLCM (Wibawanto,dkk.,2008)



Gambar 2. 9 Jumlah Pasangan Piksel (Nugroho,2015)

Matriks 2.9 (c) dinamakan matriks *framework*. Matriks ini perlu diolah menjadi matriks simetris dengan cara ditambahkan dengan hasil *transpos*, sebagaimana diperlihatkan pada gambar berikut (Nugroho, 2015):

$$\begin{array}{ccc}
 \begin{bmatrix} 2 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} & + & \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{bmatrix} \\
 \text{Matrik} & \xrightarrow{\text{Transpos}} & \text{Matrik} \\
 \text{framework} & & \text{framework} \\
 \text{lama} & & \text{baru}
 \end{array}$$

Gambar 2. 10 Pembentukan Matriks GLCM yang Simetris (Nugroho,2015)

Nilai-nilai elemen GLCM perlu dinormalisasi untuk menghilangkan ketergantungan pada ukuran citra sehingga jumlahnya bernilai 1. Berikut adalah contoh matriks GLCM normalisasi (Kadir dan Susanto, 2013) :

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

Gambar 2. 11 Matriks GLCM Normalisasi (Nugroho,2015)

Penelitian (Nugroho,2015) menggunakan 21 ciri tekstur yang dapat digali dari GLCM. Notasi yang akan

digunakan adalah $p(i, j)$ merupakan matrik $GLCM_{\vec{r}}(i, j)$ yang telah ternormalisasi dengan ukuran baris i dan kolom j . $p_x(i)$ merupakan matrik baru hasil penjumlahan seluruh elemen baris pada matrik $p(i, j)$ dapat dituliskan :

$$p_x = \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j) \quad (2.12)$$

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

$$p_y(j) = \sum_{i=1}^{N_g} p(i, j) \quad (2.13)$$

$$p_{x+y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{\substack{j=1 \\ i+j=k}}^{N_g} p(i, j) \quad (2.14)$$

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

$$p_{x-y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{\substack{j=1 \\ i+j=k}}^{N_g} p(i, j) \quad (2.15)$$

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

Adapun 21 ciri tekstur terumuskan sebagai berikut :

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

$$f_1 = \sum_i \sum_j \{p(i, j)\}^2 \quad (2.16)$$

2) *Correlation*

$$f_2 = \frac{\sum_{i=1} \sum_{j=1} (ij)p(i,j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2.17)$$

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

3) *Sum of Square: Variance (SSVar)*

$$f_3 = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 p(i,j) \quad (2.18)$$

dengan μ adalah nilai rerata dari matrik GLCM $p(i,j)$ ternormalisasi.

4) *Sum Average (SAV)*

$$f_4 = \sum_{i=2}^{2N_g} i \cdot p_{x+y}(i) \quad (2.19)$$

5) *Sum Entropy (SEntro)*

$$f_5 = \sum_{i=2}^{2N_g} i \cdot p_{x+y}(i) \log\{p_{x+y}(i)\} \quad (2.20)$$

6) *Contrast*

$$f_6 = \sum_{n=0}^{N_g-1} n^2 \left\{ \sum_{i=1} \sum_{\substack{j=1 \\ |i-j|=n}} p(i,j) \right\} \quad (2.21)$$

7) *Invers DifferentMoment (IDM) / Homogeneity*

$$f_7 = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i-j)^2} p(i,j) \quad (2.22)$$

8) *Sum Variance (SVar)*

$$f_8 = \sum_{i=2}^{2N_g} (i - f_5)^2 p_{x+y}(i) \quad (2.23)$$

9) *Difference Variance (DVar)*

$$f_9 = \text{Varian dari } p_{x+y} \quad (2.24)$$

10) *Entropy*

$$f_{10} = - \sum_i \sum_j p(i, j) \log p(i, j) \quad (2.25)$$

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

$$f_{11} = \frac{HXY - HXY}{\max\{HX, HY\}} \quad (2.26)$$

dengan

$$HXY = f_{10} \quad (2.27)$$

$$HXY1 = - \sum_i \sum_j p(i, j) \log\{p_x(i)p_y(j)\} \quad (2.28)$$

$$HX = \text{Entropy dari } p_x \quad (2.29)$$

$$HY = \text{Entropy dari } p_y \quad (2.30)$$

12) *Difference Entropy (DEntro)*

$$f_{12} = \sum_{i=0}^{N_g-1} p_{x-y}(i) \log\{p_{x-y}(i)\} \quad (2.31)$$

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

$$f_{13} = (1 - \exp[-2(HXY2 - HXY)])^{1/2} \quad (2.32)$$

dengan

$$HXY2 = - \sum_i \sum_j p_x(i)p_y(j) \log\{p_x(i)p_y(j)\} \quad (2.33)$$

14) *Autocorrelation (ACorr)*

$$f_{14} = \sum_i \sum_j (ij) \cdot p(i, j) \quad (2.34)$$

15) *Dissimilarity (Dissi)*

$$f_{15} = \sum_i \sum_j |i - j| \cdot p(i, j) \quad (2.35)$$

16) *Cluster Shade (CShade)*

$$f_{16} = \sum_i \sum_j (i + j - \mu_x - \mu_y)^3 p(i, j) \quad (2.36)$$

dengan

$$\mu_x = \sum_i \sum_j i \cdot p(i, j) \quad (2.37)$$

$$\mu_y = \sum_i \sum_j j \cdot p(i, j) \quad (2.38)$$

17) *Cluster Prominance (CProm)*

$$f_{17} = \sum_i \sum_j (i + j - \mu_x - \mu_y)^4 p(i, j) \quad (2.39)$$

18) *Maximum Probability (MProb)*

$$f_{18} = \text{MAX } p(i, j) \quad (2.40)$$

f_{18} merupakan nilai elemen entri terbesar dari matrik $p(i, j)$.

19) *Inverse Difference (IDiff)*

$$f_{19} = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (2.41)$$

20) *Inverse Difference Normalized (INN)*

$$f_{20} = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|/N_g} \quad (2.42)$$

21) *Inverse Difference Moment Normalized (IDN)*

$$f_{21} = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|/(N_g)^2} \quad (2.43)$$

7. Information Gain

Information Gain merupakan salah satu metode seleksi ciri paling sederhana dengan melakukan pemeringkatan atribut dan banyak digunakan dalam aplikasi kategorisasi teks, analisis data citra. Algoritma ini memilih atribut berdasarkan nilai entropi. Nilai entropi yang besar menunjukkan bahwa sebuah variabel tersebut sangat berpengaruh terhadap klasifikasi (Witten, 2011; Chormunge dan Jena, 2016). Perhitungan *information gain* (Bimantoro dan 'Uyun, 2017) dimulai dengan perhitungan entropi sebelum pemisahan.

$$Info(D) = \sum_{i=1}^c p_i \log_2 p_i \quad (2.44)$$

Dimana c adalah jumlah kelas data dan p_i adalah jumlah sampel data untuk kelas i . Kemudian menghitung entropi setelah pemisahan atribut.

$$Info_A(D) = \sum_{j=1}^v \frac{|D_j|}{|D|} \times Info(D_j) \quad (2.45)$$

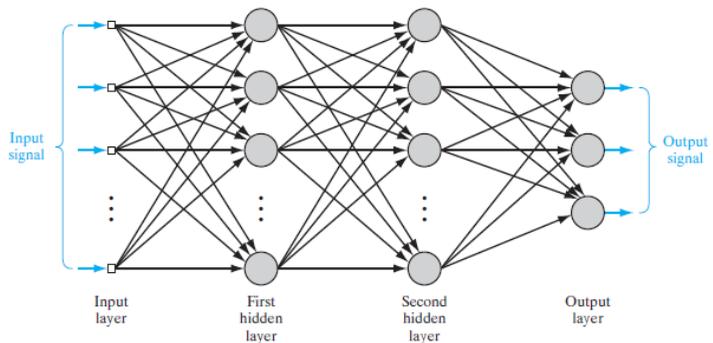
Dengan A adalah atribut, v nilai yang mungkin untuk atribut A , $|D|$ jumlah seluruh sampel data dan $|D_j|$ jumlah sampel data untuk sampel j . Nilai information gain dapat dihitung menggunakan persamaan berikut.

$$Gain(A) = |Info(D) - Info_A(D)| \quad (2.46)$$

8. Multi Layer Perceptron (MLP)

Multi layer perceptron (MLP) merupakan jaringan syaraf tiruan yang memiliki satu atau lebih lapisan (*hidden layer*) yang terletak di antara lapisan *input* dan lapisan *output* (Suwarno dan Abdillah, 2016). MLP bekerja seperti struktur mikro otak manusia. Jaringan syaraf tiruan (JST) ini banyak digunakan diberbagai ranah ilmu kecerdasan buatan yang digunakan untuk mengenali pola dan klasifikasi (Nugroho,2015). Kelebihan dari MLP adalah arsitekturnya sederhana dengan algoritma pembelajaran yang mudah diimplementasikan dan cenderung memiliki akurasi yang

baik. Pada dasarnya MLP merupakan lapisan tunggal (*node*) yang di organisasikan dalam lapisan (Inbar 2019, diakses 12 Oktober 2019). Lapisan *input* mempunyai nilai-nilai kuantitatif yang menjadi karakter dari obyek klasifikasi. Nilai kuantitatif yang dimaksud adalah nilai tekstur hasil ekstraksi. Setiap nilai yang masuk dalam *neuron* akan menghasilkan nilai keluaran melalui fungsi aktivasi. MLP menggunakan fungsi aktivasi *non-linear* yang disebut disebut fungsi *sigmoid biner* yaitu fungsi yang memiliki *range* (0,1).



Gambar 2. 12 Arsitektur MLP (Haykin,2008)

Gambar 2.12 menunjukkan grafik arsitektur MLP dengan dua lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran. Jaringan yang ditampilkan sepenuhnya terhubung. Ini berarti *neuron* di setiap lapisan jaringan terhubung ke semua *neuron* (*node*) di lapisan sebelumnya. Aliran sinyal

melalui jaringan berlangsung dalam arah maju, dari kiri ke kanan dan secara lapis demi lapis (Haykin,2008)

Back Error Propagation (BEP) merupakan algoritma belajar pertama yang digunakan dalam arsitektur MLP (Demuth,2002). BEP bekerja dengan melakukan penyesuaian harga bobot *neuron* tersembunyi dengan cara merambat-balikkan *error output*. Pada algoritma tersebut dilakukan perhitungan maju dan perhitungan mundur untuk redefinisi pembobotan sehingga diperoleh *error* yang minimal. Proses awal, algoritma ini memerlukan penentuan ambang *error*, *Learning Rate* dan bobot-bobot sinaptik awal yang dilakukan dengan pembangkitan nilai secara acak pada interval yang diinginkan. Kemudian dengan menggunakan bobot awal tersebut dihitung keluaran dari *hidden layer* (Khusna,2016). Prosesan-prosesan kinerja MLP adalah sebagai berikut :

1. Pendefinisian masalah, misal matriks masukan P dan matriks target T.
2. Inisialisasi, menentukan arsitektur jaringan, *learning rate*, serta menetapkan nilai-nilai bobot sinaptik melalui pembangkitan nilai acak dengan interval nilai sembarang.
3. Pelatihan jaringan

Pelatihan jaringan dimulai dari melakukan perhitungan maju. Bobot-bobot yang telah ditentukan pada inisialisasi awal ($W1$), dihitung keluarannya dari *hidden layer*.

$$A1 = \frac{1}{1 + e^{(W1 * P + B1)}} \quad (2.47)$$

Hasil keluaran *hidden layer* ini kemudian digunakan untuk menghitung keluaran *output layer*.

$$A2 = W2 * A1 + B2 \quad (2.48)$$

Kemudian perhitungan *error* terhadap target yang diinginkan dapat dilakukan menggunakan *output layer*.

$$E = T - A2 \quad (2.49)$$

Kemudian dilakukan perhitungan *error* total.

$$SSE = \sum \sum E^2 \quad (2.50)$$

Nilai *error* dapat digunakan untuk memperbaiki bobot-bobot secara berulang hingga diperoleh nilai ambang *error* yang diharapkan.

Setelah diperoleh *error*, dilakukan perhitungan mundur. Nilai *error* yang didapat, dipakai sebagai parameter dalam pelatihan. Jika *error* yang diperoleh sudah dapat diterima, nilai tersebut dapat digunakan untuk memperbaiki bobot-bobot secara

berulang hingga diperoleh nilai ambang *error* yang diharapkan (Yusufiyah,2015).

Proses klasifikasi menggunakan jaringan MLP dengan metode *K-fold cross validation* yang merupakan metode validasi dengan membagi data kedalam K bagian dan setiap bagian akan dilakukan proses klasifikasi dengan pengulangan sebanyak K. Setiap percobaan akan menggunakan 1 data *testing* dan K-1 akan menjadi data training. data *testing* akan ditukar dengan satu buah data training sehingga untuk tiap percobaan sehingga didapatkan data *testing* yang berbeda-beda. Data *training* adalah data yang digunakan dalam melakukan pembelajaran sedangkan data *testing* adalah berfungsi sebagai data pengujian kebenaran atau keakurasian hasil pembelajaran (Supriyadi,2017).

9. Indeks Pengukuran

Indeks pengukuran merupakan informasi nilai-nilai yang menggambarkan angka keberhasilan atau kegagalan dalam suatu proses. Terdapat dua proses yang dinilai dengan indeks ini yaitu proses penapisan dan proses klasifikasi (Nugroho,2015).

a. Indeks Pengukuran Proses Penapisan

Peningkatan kualitas citra perlu dievaluasi dengan tujuan mengetahui tingkat keberhasilan penapisan pada citra. Ada beberapa parameter untuk mengetahui hasil peningkatan kualitas citra yaitu *Mean Square Error* (MSE), *Peak Signal to Noise Ratio* (PSNR), *Average Difference* (AD), *Signal to Noise Ratio* (SNR) dan *Speckle Index* (SI) (Nugroho,2015).

MSE merupakan indeks pengukuran untuk mengetahui *error* pada hasil citra.

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X_{ij} - X'_{ij})^2 \quad (2.51)$$

dengan M dan N adalah kolom dan baris, sedangkan X dan X' adalah nilai piksel awal dan setelah pemrosesan. Semakin besar MSE menunjukkan semakin banyak *error* atau perbedaan nilai antara citra hasil dengan citra asal. Semakin kecil nilai MSE menunjukkan semakin mirip citra asli dengan citra hasil tapis, artinya derau speckle hanya sedikit yang berhasil direduksi (Yusufiyah, 2015).

AD memiliki fungsi yang sama dengan MSE yaitu menghitung *error* atau perbedaan antara citra asli dan citra hasil penapisan. Hasil AD digunakan untuk menguatkan hasil MSE (Nugroho, 2015).

$$AD = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |X_{ij} - X'_{ij}| \quad (2.52)$$

PSNR dan SNR mengukur perbandingan puncak derau sinyal. Semakin besar nilai PSNR maka kualitas citra lebih baik sehingga memperoleh informasi yang banyak dari citra hasil penapisan. Nilai MAX adalah nilai maksimum piksel (Nugroho, 2015;Khusna, 2016).

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{MAX^2}{MSE} \quad (2.53)$$

$$SNR = 10 \log_{10} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{(X_{ij})^2}{MSE} \quad (2.54)$$

Nilai SI menunjukkan nilai pengurangan derau speckle. Jika nilai SI semakin kecil, hal tersebut menunjukkan bahwa kandungan derau speckle pun juga kecil (Yusufiyah, 2015).

$$SI = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{\sigma(i,j)}{\mu(i,j)} \quad (2.55)$$

b. Indeks Pengukuran Proses Klasifikasi

Keberhasilan klasifikasi dapat ditunjukkan dengan nilai indeks pengukuran yang diperoleh dari hasil klasifikasi data menggunakan *machine learning* weka dalam bentuk *Confusion Matrix* yang merupakan suatu alat visualisasi yang sering digunakan pada *supervised learning*. Tiap kolom pada matriks adalah contoh kelas prediksi

(*predicted*), sedangkan tiap baris mewakili kejadian di kelas yang sebenarnya (*actual*) (Supriyadi,2017).

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

Gambar 2. 13 *Confusion Matrix* (Witten,dkk.,2011)

Hasil *confusion matix* yang terdiri dari *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *False Negative* (FN) dan *True Negative* (TN). TP adalah data *positive* yang terklasifikasi *positive* pada sistem. FP merupakan data *positive* yang terklasifikasi *negative*. TN adalah data *negative* yang terklasifikasi *negative* pada sistem dan FN adalah *negative* yang terklasifikasi *positive* pada sistem (Witten,dkk.,2011)

Berdasarkan hasil *Confusion Matrix* maka dapat dihitung indeks pengukuran proses klasifikasi sebagai berikut (Witten,dkk.,2011;Khusna, 2016) :

1) *Accuracy*

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \times 100\% \quad (2.56)$$

2) *Sensitivity*

Kemampuan prediksi untuk memilih kelas tertentu dari serangkaian data set dan sesuai dengan *True Positive Rate* (TPR).

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (2.57)$$

3) Specificity

Menunjukkan ukuran dalam permasalahan dua kelas. Nilai ini sesuai dengan True Negative Rate (TNR).

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% \quad (2.58)$$

4) Positive Predictive Value (PPV) atau Precision

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (2.59)$$

5) Negative Predictive Value (NPV)

$$\text{NPV} = \frac{TN}{TN + FN} \times 100\% \quad (2.60)$$

B. Kajian Pustaka

Data WHO tahun 2018 menunjukkan bahwa angka kematian akibat kanker payudara sebanyak 627.000 wanita. Sedangkan untuk Indonesia angka kejadian kanker payudara relatif tinggi yaitu sebesar 42,1 per 100.000 penduduk sedangkan untuk angka kematian sebesar 17 per 100.000 penduduk (Kemenkes,2019).

Kanker payudara jarang terjadi pada usia muda (pubertas) dan lebih banyak terjadi pada usia diatas 40 tahun. Faktor usia merupakan faktor penting yang berpengaruh

terhadap kanker payudara. Selain itu riwayat keluarga dengan penyakit yang sama juga menjadi faktor berpengaruh pada kanker payudara, dengan angka kejadian mencapai 5-10%. Resiko tinggi terjadinya kanker payudara adalah selama *post menopause*, selain itu juga dapat terjadi pada wanita yang mengalami obesitas (Yusufiyah, 2015).

American College of Radiology (ACR) merekomendasikan pemeriksaan payudara sendiri dan mamografi sebagai upaya deteksi dini kanker payudara. Pemeriksaan ultrasonografi (USG) juga mempunyai peranan sebagai deteksi dini primer serta deteksi dini sekunder setelah mamografi (Yusufiyah, 2015). Kekurangan USG adalah memiliki hasil diagnosis yang rendah. Hal ini dikarenakan adanya perbedaan intepretasi antar dokter radiologi terhadap pembacaan citra hasil USG. Perbedaan pembacaan hasil USG juga dikarenakan adanya derau *speckle* pada citra hasil sehingga dikembangkanlah *Computer Aided Diagnosis (CAD)* (Nugroho,2015).

CAD merupakan sistem komputer yang digunakan untuk mambantu proses analisis dalam berbagai bidang, salah satunya bidang medis. CAD sudah menjadi inovasi dan pendukung dalam bidang radiologi khususnya untuk pembacaan citra seperti citra USG (Khusna,2016). CAD

memberikan informasi objektif dalam mendiagnosis ketidaknormalan jaringan pada tubuh.

Penelitian-penelitian tentang klasifikasi nodul payudara dengan bantuan sistem CAD sudah sering dilakukan. Penelitian tersebut diantaranya dilakukan oleh Yusufiyah pada tahun 2015. Penelitian itu bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi sistem CAD berdasarkan bentuk nodul dengan jumlah data yang digunakan sebanyak 105 citra. Perancangan sistem dibuat dengan bahasa pemrograman *Matrix Laboratory* (MATLAB) 2014a. Peningkatan kualitas citra menggunakan tapis adaptif median. Metode tapis adaptif median dikembangkan metode tapis median. Metode ini mampu mereduksi derau *speckle* citra USG serta menghilangkan *marking* pada citra, dengan tetap mempertahankan tepi citra dan nilai informasi citra. Segmentasi yang digunakan adalah segmentasi active contour, proses ekstraksi menggunakan momen *Zernike*, momen *invariant*, *roundness* (ciri kebulatan), *slimness* (ciri kerampingan), sedangkan proses klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini adalah *Multi Layer Perceptron* (MLP) dengan bantuan *Machine Learning Weka*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode yang telah dilakukan dapat mendapatkan akurasi mencapai 94,58%, sensitivitas 83,00 %, dan spesifisitas sebesar 93,82 %.

Penelitian berikutnya oleh Nugroho (2015) yaitu membuat desain CAD untuk mengklasifikasikan nodul tiroid berdasarkan tekstur yaitu menjadi 2 kelas, kistik dan solid. Pembuatan sistem menggunakan software MATLAB versi 2011a. Proses peningkatan kualitas citra menggunakan tapis median, proses ekstraksi menggunakan 9 ciri dari Histogram, 21 ciri dari *Grey Level Co-occurrence Matrices* (GLCM) dan 11 ciri dari *Gray Level Run Length Matrices* (GLRLM), seleksi ciri menggunakan *information gain* dengan hasil seleksi ciri sebanyak 22 ciri. Proses klasifikasi menggunakan MLP menunjukkan bahwa metode yang telah dilakukan dapat mencapai akurasi klasifikasi 86,1%, sensitivitas 89,5%, spesifisitas 82,4%. Penelitian ini menyatakan bahwa dengan melakukan penambahan ciri tekstur untuk meningkatkan keakuratan sistem *recognition* dengan tetap memprioritaskan ciri-ciri tekstur yang unik dan dominan.

Penelitian sistem CAD berdasarkan tekstur juga dilakukan oleh Kusworo Adi,dkk (2017)menggunakan citra kanker paru-paru. Proses ekstraksi meggunakan 4 nilai ciri GLCM , sedangkan untuk proses klasifikasi menggunakan *back propagation neural network*. Hasil penelitian menunjukkan dari 20 data pelatihan memiliki akurasi 95% dan untuk 16 data pengujian memiliki akurasi 81,25%.

Penelitian mengenai klasifikasi nodul payudara dari citra USG sudah banyak dilakukan. Hal ini dikarenakan citra USG dapat dilihat dari berbagai ciri, diantaranya, berdasarkan bentuk, orientasi, tepi, tekstur, gambaran akustik *posterior* dan efek jaringan sekitarnya (Yusufiyah, 2015). Penelitian ini akan berfokus pada klasifikasi berdasarkan tekstur yaitu kistik dan solid menggunakan *software* Scilab.

C. Rumusan Hipotesis

Berdasarkan deskripsi teori dan kajian pustaka, penelitian ini dapat menunjukkan bahwa :

1. Peningkatan kualitas citra USG dapat dilakukan dengan proses penapisan menggunakan metode *non-linear*.
2. Ciri tekstur akan memberikan informasi nodul pada citra USG payudara.
3. Semakin banyak ciri tekstur yang digunakan maka akurasi hasil klasifikasi akan semakin tinggi.

BAB III

METODE PENELITIAN

A. Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian dilakukan pada bulan Maret 2019 sampai bulan Juni 2020. Pengambilan data dilakukan di Rumah Sakit Umum Daerah (RSUD) Tugurejo Semarang.

B. Alat Penelitian

Alat yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari :

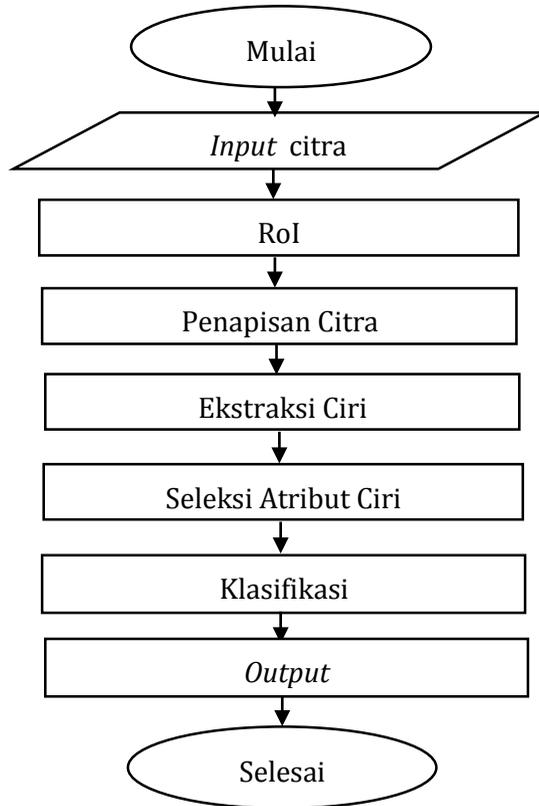
1. Laptop dengan spesifikasi *processor* Intel® Core™ i7-410MQ CPU @2.50GHz × 8 RAM 10GB, Disk: 256 GB SSD, penyimpanan 1 TB dengan sistem operasi Ubuntu 19.04 64 bit.
2. *Software Scilab* versi 6.0.2.
3. *Machine Learning Weka* versi 3.8.4.
4. Mricosoft word untuk membuat laporan penelitian.

C. Bahan Penelitian

Bahan penelitian yang digunakan adalah citra USG payudara 3 dimensi dari mesin USG GR/Logiq s7 Expert yang memiliki massa solid dan massa kistik yang diambil dari pemeriksaan periode 2017 sampai dengan 2019. Keseluruhan data tergolong citra RGB dengan format jpg. Jumlah keseluruhan bahan penelitian ada 36 citra dengan 9 kategori massa solid dan 27 massa kistik.

D. Pengolahan Data

Pengolahan data dilakukan melalui beberapa prosesan sebagai berikut :



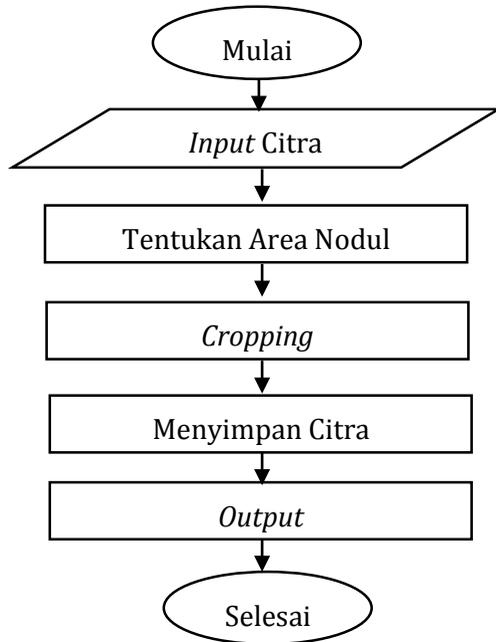
Gambar 3. 1 Proses Penelitian

1. Input Citra

Citra yang *diinput* berupa citra hasil USG payudara yang masih mengandung derau dan marker. Citra yang *diinput* merupakan citra RGB dengan format jpg.

2. Roi

Region of Interest (Roi) merupakan langkah awal dalam pengolahan citra. Roi bertujuan untuk menentukan lokasi nodul pada citra yang akan digunakan. Nodul pada citra USG sudah ditandai terlebih dahulu oleh dokter. Setelah menentukan lokasi nodul maka dilakukan proses *cropping*. Hasil dari Roi berupa citra RGB dan masih terdapat derau. Hasil *cropping* disimpan untuk proses selanjutnya.

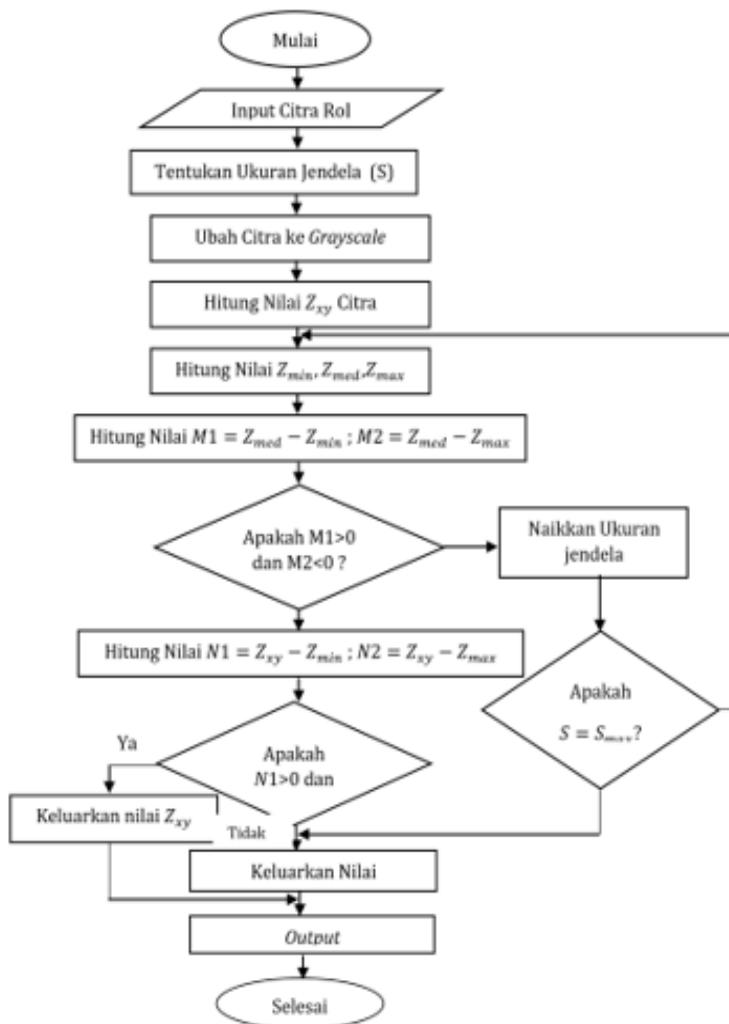


Gambar 3. 2 Prosesan Rol

3. Penapisan Citra

Proses ini dilakukan untuk meningkatkan kualitas citra yaitu dengan menghilangkan derau dan *marker* yang terdapat pada citra. Sebelum dilakukan penapisan, citra harus di konversi menjadi citra dengan skala keabuan. Metode tapis yang digunakan adalah tapis median dan tapis adaptif median. Penggunaan tapis adaptif median ini berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Yusufiyah (2015) yang menyatakan tapis ini mampu menghilangkan derau dan *marker* serta mengurangi ketidakjelasan pada

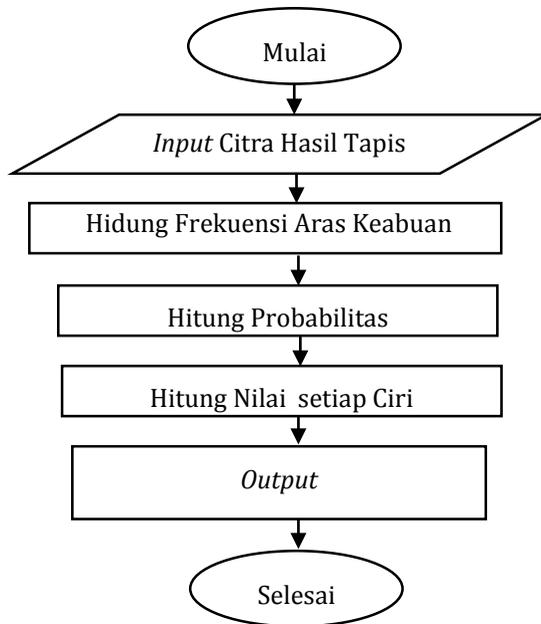
citra (*blur*). Sedangkan penelitian lain yang dilakukan oleh Nugroho (2015) menggunakan tapis median untuk menghilangkan derau dan *marker* pada citra. Penelitian ini akan memberikan perbandingan kedua tapis tersebut.



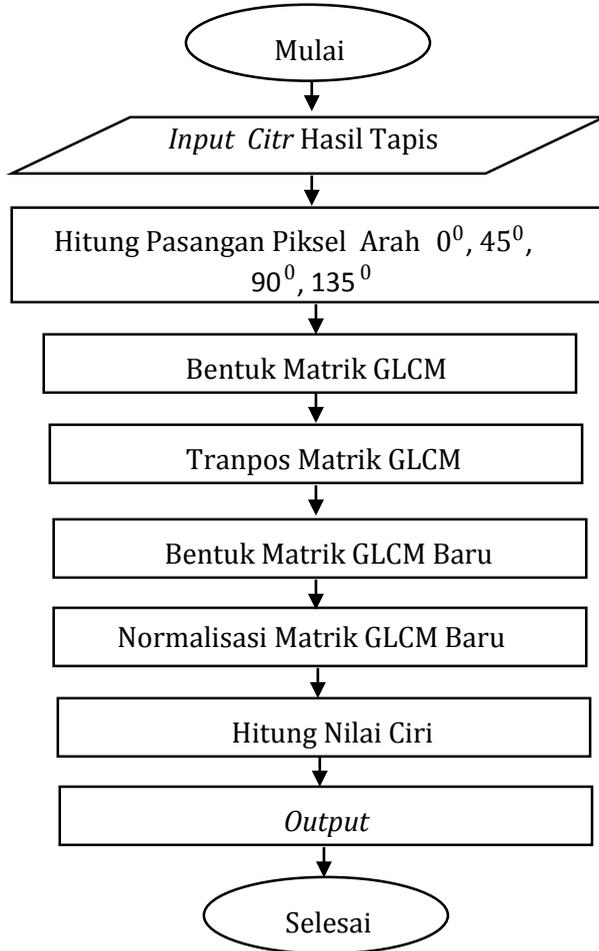
Gambar 3. 3 Alur Penapisan Adaptif Median

4. Ekstraksi Citra

Ekstraksi ciri menggunakan 9 nilai statistik orde satu histogram dan 21 nilai statistik orde dua GLCM dengan setiap nilai ciri dapat dilihat pada BAB II.



Gambar 3. 4 Alur Ekstraksi Histogram

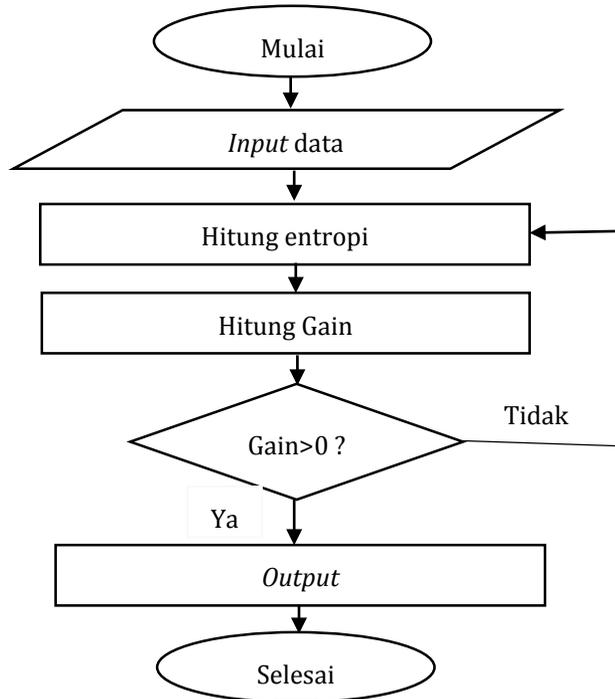


Gambar 3. 5 Alur Ekstraksi GLCM

5. Seleksi Atribut Ciri

Seleksi atribut ciri dilakukan untuk mendapatkan atribut-atribut mempengaruhi proses klasifikasi. Algoritma seleksi yang digunakan adalah *information gain* dimana

algoritma ini dipengaruhi oleh nilai entropi. Nilai entropi yang besar pada sebuah variabel mengindikasikan bahwa variabel tersebut berpengaruh terhadap kelas klasifikasi. Proses seleksi dilakukan dengan menggunakan *machine learning weka*.



Gambar 3. 6 Alur Seleksi Ciri

6. Klasifikasi Data

Proses klasifikasi pada penelitian ini menggunakan *Multi Layer Perceptron* (MLP) dengan algoritma pembelajaran *Back Error Propagation* (BEP). Algoritma

jaringan MLP terdiri dari sejumlah *layer* dan masing-masing *layer* terdiri dari *neuron* yang saling terhubung sehingga terbentuk percabangan. Pada setiap percabangan terdapat bobot yang nilainya dipengaruhi oleh algoritma BEP. Proses klasifikasi ini akan menggunakan bantuan *machine learning weka*. Proses ini akan mengelompokkan data kedalam 2 kategori kelas yaitu solid dan kistik. Klasifikasi dilakukan secara *K-Fold cross validation*. *K* pada *K-Fold* menunjukkan jumlah pelatihan dan pengujian dengan data yang diacak. *Cross validation* dipilih untuk membagi data *trainingset* (data latih) dan *testingset* (data uji). Metode ini dipilih untuk mengatasi jumlah data yang berjumlah sedikit.

7. Output

Output dari proses klasifikasi berupa *confused matrix* yang dapat digunakan untuk melakukan perhitungan indeks pengukuran pada proses klasifikasi.

E. Analisis Data

Analisis data dilakukan pada proses penapisan citra dan proses klasifikasi. Analisis proses penapisan menggunakan beberapa parameter indeks pengukuran yaitu MSE, AD, SNR, PSNR dan SI. Perhitungan dilakukan dengan membandingkan hasil nilai indeks pengukuran dari kedua tapis. Analisis proses klasifikasi data bertujuan untuk mengetahui tingkat akurasi

proses klasifikasi berdasarkan ciri tekstur yang digunakan. Analisis hasil klasifikasi dilakukan dengan melakukan perhitungan indeks pengukuran *accuracy*, *sensitivity*, *PPV*, *specificity* dan *NPV* berdasarkan hasil *Confusion Matrix* dari *machine learning weka*.

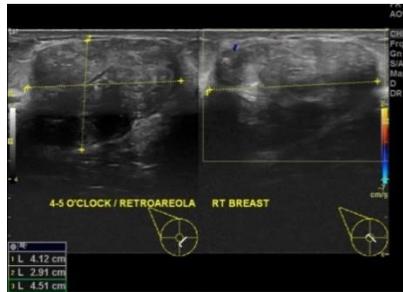
BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Peningkatan Kualitas Citra

Ciri tekstur pada citra USG payudara bermassa solid dan kistik sudah terlihat berbeda. Citra dengan massa solid akan lebih padat, sedangkan citra dengan massa kistik akan menampilkan warna lebih hitam dan kurang padat dibandingkan daerah sekitarnya. Namun, sifat USG yang *operator dependent* memungkinkan terjadinya kesalahan dalam proses pemeriksaan ataupun pembacaan hasil citra USG sehingga diperlukan *second opinion* untuk memperkuat hasil diagnosa untuk hasil yang lebih baik.

Sebelum menyajikan hasil penelitian, terlebih dahulu ditinjau kondisi awal citra masukkan sebagai gambaran yang lebih jelas. Citra yang digunakan sebanyak 36 citra dari 100 citra USG yang diperoleh dari rumah sakit. Citra awal hasil pemeriksaan ultrasonografi payudara yang tergolong citra RGB.

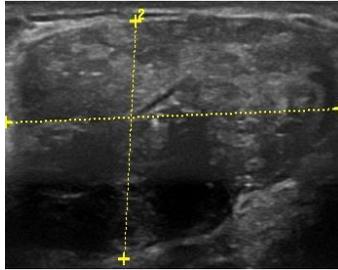


Gambar 4. 1 Citra Asli USG

Setiap citra mengandung informasi identitas pasien dan *marker* yang berupa *margin* pada nodul. Gambar 4.1 telah dilakukan proses *cropping* pada bagian identitas pasien untuk menjaga kerahasiaan pasien. *Marker* pada citra dilakukan oleh dokter radiologi sebagai tanda adanya nodul pada lokasi tersebut. Hal ini memudahkan dalam menentukan nodul.

1. Hasil Pemotongan Roi

Citra asli yang sudah diberi *marker* oleh dokter radiologi kemudian dipotong (*cropp*) secara manual. Proses pemotongan ini bertujuan untuk memfokuskan pada area nodul, sehingga memudahkan pada proses selanjutnya. Pemotongan citra disesuaikan dengan ukuran *marker* pada nodul yang sudah ditandai oleh dokter radiologi.



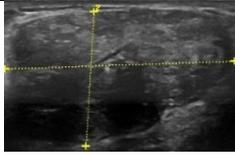
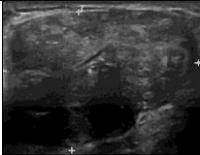
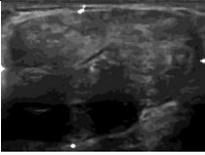
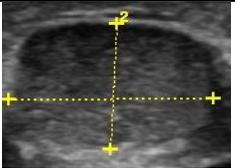
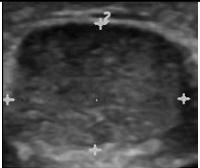
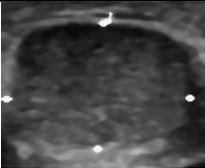
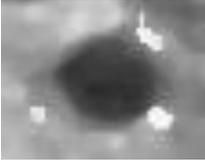
Gambar 4. 2 Hasil Roi citra asli

Hasil pemotongan Roi masih berupa citra RGB dan masih mengandung derau dan *marker*. Selain itu ukuran citra Roi bermacam-macam karena ukuran nodul pada setiap pasien berbeda.

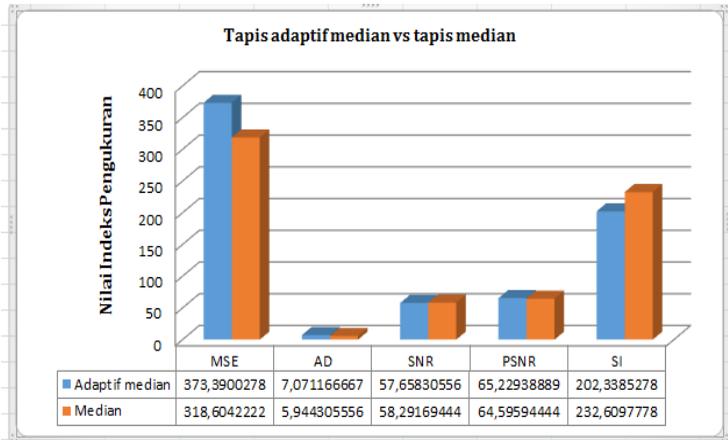
2. Hasil Penapisan Citra

Pada penelitian ini, proses penapisan dilakukan dengan menggunakan 2 metode tapis yaitu tapis median dan tapis adaptif median. Penelitian yang dilakukan oleh Nugroho (2015) menyatakan bahwa tapis median memiliki keunggulan dalam mengurangi derau dan *marker* pada citra USG tiroid. Penelitian lain yang dilakukan oleh Yusufiyah (2015) menyatakan bahwa tapis adaptif median mampu mengurangi derau dan *marker* pada citra USG payudara.

Tabel 4. 1 Perbandingan Tapis Median dan Adaptif Median

Hasil Rol	Hasil Tapis Median	Hasil Tapis Adaptif Median
		
		
		

Secara visual hasil tapis adaptif median lebih baik jika dilihat dari pengurangan *marker* yang terdapat pada citra. *Marker* pada ujung nodul masih terlihat hanya saja kondisi *marker* sudah tersamarkan. Sedangkan pada tapis median, *marker* pada setiap ujung nodul masih terlihat jelas.



Gambar 4. 3 Nilai Indeks Pengukuran

Hasil penapisan citra secara kuantitatif ditunjukkan oleh Gambar 4.3 yang merupakan nilai rata-rata MSE, AD, SNR, PSNR dan SI dari seluruh citra yang digunakan. MSE dan AD merupakan parameter yang digunakan untuk mengukur kemiripan citra asli dan citra hasil tapis. Semakin banyak derau dan *marker* yang dapat dihilangkan maka nilai MSE dan AD akan semakin besar. Tapis adaptif median memiliki nilai MSE dan AD yang lebih tinggi dibandingkan tapis median. Artinya tapis ini lebih unggul dalam mengurangi derau dan *marker* dibandingkan tapis median.

Nilai SNR dan PSNR merupakan nilai untuk mengukur kandungan informasi yang terdapat pada citra hasil tapis. Informasi ini akan mempengaruhi nilai

keakuratan dalam proses klasifikasi. Hasil penapisan mengandung informasi yang baik apabila nilai SNR dan PSNR semakin tinggi. Pada penelitian ini hanya nilai PSNR tapis adaptif median yang lebih tinggi, sehingga mampu memberikan informasi yang lebih baik. Nilai SNR tapis adaptif median lebih rendah dari tapis median. Namun jika diperhatikan perbedaan nilai PSNR antara kedua tapis tidak terlalu besar.

Nilai SI pada indeks pengukuran menunjukkan kandungan derau yang masih tersisa pada citra setelah dilakukan penapisan. Proses penapisan derau dikatakan baik apabila mampu menurunkan nilai SI. Pada penelitian ini nilai SI pada tapis adaptif median lebih rendah daripada tapis median. Hal ini menunjukkan tapis adaptif median lebih mampu untuk mengurangi derau pada citra.

Hasil visual dan hasil kuantitas penapisan menunjukkan bahwa tapis adaptif median lebih unggul daripada tapis median. Sehingga untuk proses berikutnya, citra yang digunakan adalah citra hasil penapisan adaptif median.

B. Hasil Ekstraksi dan Seleksi Ciri Tekstur

Hasil ekstraksi ciri tekstur dari 36 citra berupa file *notepad* (.txt). File kemudian di convert menjadi file excel (.xls) untuk

memudahkan pembacaan hasil. Banyaknya ciri tekstur yang digunakan pada proses ekstraksi adalah 30 ciri yang merupakan gabungan dari 9 ciri histogram dan 21 ciri GLCM. Data hasil ekstraksi ciri tekstur akan ditampilkan pada tabel dibawah. Namun data yang ditampilkan tidak utuh karena besarnya ukuran matrik.

Tabel 4. 2 Hasil Ekstraksi Ciri Tekstur

No.	Rerata	modus	IDN	Kelas
1	55,5075	1373	0,99926	SOLID
2	81,2475	757	0,99836	SOLID
.
.
.
.
36	132,454	218	0,99761	KISTIK

Kategori kelas pada setiap citra di sesuaikan dengan hasil pembacaan dokter radiologi untuk mendapatkan hasil yang baik pada proses klasifikasi. Ada 9 data citra USG bermassa kistik dan 27 data citra bermassa solid. Data hasil ekstraksi ini akan menjadi *trainingset* pada proses klasifikasi.

Proses selanjutnya adalah proses seleksi ciri untuk mengetahui ciri-ciri tekstur yang berpengaruh pada proses klasifikasi. Seleksi ini dilakukan berdasarkan *Informations Gain*. Proses seleksi melibatkan seluruh data yaitu sebanyak 36 citra hasil ekstraksi ciri tekstur. Metode ini bekerja menggunakan nilai keacakan besaran entropi.

Tabel 4. 3 Hasil Seleksi ciri

No	Atribut Ciri	<i>Gain</i>
1	Kurtosis	0.34
2	Smoothness	0.34
3	Varian	0.34
4	Std	0.34
5	Modus	0.339
6	Sentro	0.311
7	Entropi	0.311
8	Cprom	0.285
9	IDN	0.255
10	Dvar	0.237
11	Kontras	0
12	Energi	0
13	Skewness	0
14	ASM	0
15	SSVar	0
16	Correlation	0
17	SAV	0
18	IDM	0
19	Acorr	0
20	Cshade	0
21	Mprob	0
22	Idiff	0
23	Dissi	0
24	IMCorr2	0
25	INN	0
26	IMCorr1	0
27	Svar	0
28	Entropy	0
29	Dentro	0
30	Rerata	0

Penomoran pada tabel sudah disesuaikan berdasarkan urutan nilai *Gain* dari yang terbesar hingga bernilai nol. Ciri yang memiliki nilai *Gain* tidak sama dengan nol merupakan

ciri-ciri yang berpengaruh pada proses klasifikasi. Berdasarkan nilai *Gain* terdapat 10 ciri yang memiliki nilai *Gain* lebih dari nol dan 20 ciri tekstur yang bernilai nol.

C. Hasil Klasifikasi

Proses klasifikasi dilakukan dengan bantuan *machine learning weka* yang memerlukan *input* data berupa file dengan format csv. Data citra yang ada dikelompokkan menjadi *trainingset* dan *testingset*. Proses klasifikasi menggunakan arsitektur MLP dengan metode *10-fold cross validation*.

Tabel 4. 4 Hasil Proses Klasifikasi

Hasil Klasifikasi *Trainingset*

No	Actual	Predicted
1	SOLID	SOLID
2	SOLID	SOLID
3	SOLID	SOLID
4	KISTIK	KISTIK
5	KISTIK	KISTIK
6	KISTIK	KISTIK
7	KISTIK	KISTIK
8	KISTIK	KISTIK
9	KISTIK	KISTIK
10	SOLID	SOLID
11	KISTIK	KISTIK
12	KISTIK	KISTIK
13	SOLID	SOLID
14	KISTIK	KISTIK
15	KISTIK	KISTIK
16	KISTIK	KISTIK
17	KISTIK	KISTIK
18	KISTIK	KISTIK
19	KISTIK	KISTIK
20	SOLID	SOLID
21	KISTIK	KISTIK
22	SOLID	KISTIK
23	KISTIK	KISTIK
24	KISTIK	KISTIK
25	KISTIK	KISTIK
26	KISTIK	KISTIK

Hasil Klasifikasi *Testingset*

No	Actual	Predicted
1	KISTIK	KISTIK
2	KISTIK	KISTIK
3	KISTIK	KISTIK
4	SOLID	SOLID
5	KISTIK	KISTIK
6	KISTIK	KISTIK
7	KISTIK	KISTIK
8	SOLID	SOLID
9	KISTIK	KISTIK
10	KISTIK	KISTIK
11	KISTIK	KISTIK
12	SOLID	SOLID
13	KISTIK	KISTIK
14	KISTIK	KISTIK
15	KISTIK	KISTIK
16	SOLID	SOLID
17	KISTIK	KISTIK
18	KISTIK	KISTIK
19	KISTIK	KISTIK
20	SOLID	SOLID
21	KISTIK	SOLID
22	KISTIK	KISTIK
23	KISTIK	SOLID
24	SOLID	SOLID
25	KISTIK	KISTIK
26	KISTIK	KISTIK

27	KISTIK	KISTIK	27	KISTIK	KISTIK
28	KISTIK	KISTIK	28	KISTIK	KISTIK
29	SOLID	SOLID	29	KISTIK	KISTIK
30	KISTIK	KISTIK	30	SOLID	KISTIK
31	SOLID	SOLID	31	KISTIK	KISTIK
32	KISTIK	KISTIK	32	KISTIK	KISTIK
33	KISTIK	KISTIK	33	SOLID	KISTIK
34	KISTIK	KISTIK	34	KISTIK	KISTIK
35	KISTIK	KISTIK	35	KISTIK	KISTIK
36	KISTIK	KISTIK	36	SOLID	SOLID

Selain melakukan proses klasifikasi pada *trainingset* dan *testingset*, penelitian ini juga melakukan proses klasifikasi pada data hasil seleksi ciri. Hasilnya sebagai berikut :

Tabel 4. 5 Hasil Proses Klasifikasi data Hasil Seleksi

No	Actual	Predicted
1	KISTIK	KISTIK
2	KISTIK	KISTIK
3	KISTIK	KISTIK
4	SOLID	SOLID
5	KISTIK	KISTIK
6	KISTIK	KISTIK
7	KISTIK	KISTIK
8	SOLID	SOLID
9	KISTIK	KISTIK
10	KISTIK	KISTIK
11	KISTIK	KISTIK
12	SOLID	SOLID
13	KISTIK	KISTIK
14	KISTIK	KISTIK
15	KISTIK	KISTIK
16	SOLID	SOLID
17	KISTIK	KISTIK
18	KISTIK	KISTIK
19	KISTIK	KISTIK
20	SOLID	KISTIK
21	KISTIK	SOLID
22	KISTIK	KISTIK
23	KISTIK	SOLID
24	SOLID	SOLID
25	KISTIK	KISTIK
26	KISTIK	KISTIK
27	KISTIK	SOLID
28	KISTIK	KISTIK
29	KISTIK	KISTIK
30	SOLID	KISTIK
31	KISTIK	SOLID

32	KISTIK	KISTIK
33	SOLID	KISTIK
34	KISTIK	KISTIK
35	KISTIK	KISTIK
36	SOLID	SOLID

Keberhasilan proses klasifikasi dapat diketahui dengan menghitung indeks pengukuran proses klasifikasi berdasarkan hasil *confusion matrix* yang terdiri dari *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *False Negative* (FN) dan *True Negative* (TN). TP adalah citra bermassa solid yang terklasifikasi solid pada sistem. FP merupakan citra bermassa kistik yang terklasifikasi solid. TN adalah citra bermassa kistik yang terklasifikasi kistik pada sistem dan FN adalah citra bermassa solid yang terklasifikasi kistik pada sistem.

Tabel 4. 6 *Confusion Matrix* Hasil Klasifikasi *Trainingset*

	solid	kistik
Solid	8	1
Kistik	0	27

Tabel 4. 7 *Confusion Matrix* Hasil Klasifikasi *Testingset*

	solid	kistik
Solid	7	2
Kistik	2	25

Tabel 4. 8 *Confusion Matrix* Hasil Klasifikasi Data Hasil Seleksi Ciri

	solid	kistik
Solid	6	3
Kistik	4	25

Berdasarkan *Confusion Matrix* diatas dapat diketahui perbandingan indeks pengukuran proses klasifikasi sebagai berikut :

Tabel 4. 9 Hasil Kinerja Proses Klasifikasi

Parameter Hasil Klasifikasi	Hasil Klasifikasi <i>trainingset</i>	Hasil Klasifikasi <i>testingset</i>	Hasil Klasifikasi data Hasil Seleksi
Jumlah data	36	36	36
Jumlah ciri	30	30	10
TP	8	7	6
FN	1	2	3
FP	0	2	4
TN	27	25	23
Accuracy	97,22%	88,89%	80,56%
Sensitivity	88,89%	77,78%	60%
Specificity	100%	92,59%	88,46%
PPV	100%	77,78%	66,67%
NPV	96,43%	92,59%	85,19%

D. Pembahasan

Ultrasonografi (USG) merupakan salah satu modalitas medis yang dapat digunakan untuk pemeriksaan payudara. Pemeriksaan menggunakan USG dirasa lebih aman karena tidak memberikan efek radiasi dan rasa sakit pada pasien. Kualitas citra hasil USG sangat tergantung pada keahlian dan kemampuan dokter dalam melakukan akuisisi data.

Jumlah citra yang diperoleh dari rumah sakit sebanyak 100 citra, tetapi dalam penelitian ini hanya menggunakan 36 citra USG dari citra keseluruhan. Hal ini dikarenakan penggunaan citra harus disesuaikan dengan hasil pembacaan dokter radiologi yang memberikan keterangan ciri tekstur berupa nodul dengan massa solid dan massa kistik pada citra USG. Tidak semua hasil pembacaan nodul citra USG terdapat keterangan ciri tekstur sehingga perlu dilakukan penyesuaian hasil bacaan dengan citra untuk mendapatkan data cita yang valid. Selain itu terdapat data ganda yaitu citra USG dengan identitas dan hasil pembacaan yang sama dengan waktu pemeriksaan yang berbeda. Data seperti ini tidak digunakan dalam penelitian.

Hasil citra USG mengandung derau dan *marker*. *Marker* diberikan oleh dokter radiologi sebagai tanda tempat kecurigaan nodul. Derau pada citra USG timbul karena adanya interferensi antara gelombang pantul dan gelombang datang pada *probe transducer*. Hal tersebut membuat citra memiliki pola tekstur berbintik yang kasar. Hal ini yang mengharuskan adanya proses peningkatan kualitas citra USG untuk mendapatkan hasil terbaik dalam proses klasifikasi ciri tekstur citra USG payudara.

Pengolahan data citra USG di mulai dengan melakukan proses RoI yaitu proses penentuan nodul pada citra USG.

Penentuan ini disesuaikan dengan ukuran *marker* yang diberikan oleh dokter radiologi. Hasil dari proses ROI masih berupa citra RGB yang mengandung derau dan *marker*. Proses ROI dapat memberikan hasil yang berbeda pada setiap citra. Citra yang memiliki ukuran nodul kecil akan mengalami penurunan resolusi citra lebih tinggi dibandingkan citra dengan nodul berukuran besar. Hal ini menyebabkan kekaburan pada citra hasil ROI. Citra hasil ROI perlu dikonversi menjadi citra *grayscale* karena untuk proses penapisan dan ekstraksi mengharuskan citra dalam keadaan *grayscale*.

Tabel 4.1 menunjukkan hasil visual nodul citra USG payudara dengan menggunakan 2 tapis yang berbeda yaitu tapis median dan tapis adaptif median. Keadaan visual citra dipengaruhi oleh ukuran masing-masing nodul pada citra dari hasil ROI. Citra dengan keadaan kabur pada hasil penapisan disebabkan oleh ukuran nodul yang kecil. Kemampuan kedua tapis dalam melakukan reduksi derau dan *marker* memiliki performa yang hampir sama jika dilihat dari hasil visual citra hasil tapis. Kedua tapis tersebut belum mampu mengurangi *marker* pada setiap ujung *marker* dengan baik. Tapis adaptif median hanya sedikit mengurangi *marker* pada setiap ujung *marker*. *Marker* tersebut masih terlihat dalam keadaan samar. Sedangkan untuk tapis median, ujung *marker* masih terlihat

sangat jelas. Hal ini dikarenakan metode tapis adaptif median bekerja dengan cara memperbesar ukuran jendela sampai pada ukuran jendela maksimum. Ukuran maksimum dapat ditentukan pada saat awal proses penapisan. Masing-masing jendela dihitung nilai maksimum, minimum dan nilai tengah. Selanjutnya metode tapis ini akan menetapkan sebuah nilai baru untuk piksel tertentu sehingga lebih baik dalam melakukan proses penapisan.

Hasil indeks pengukuran tapis menunjukkan bahwa rata-rata nilai indeks pengukuran tapis adaptif median memiliki 4 nilai indeks yang lebih unggul dibandingkan tapis median biasa yaitu nilai MSE, AD, PSNR dan SI. Kondisi citra hasil tapis median yang masih mengandung *marker* yang lebih jelas daripada tapis adaptif median menyebabkan rata-rata nilai indeks pengukuran tapis median menjadi rendah. Hal ini ditunjukkan oleh nilai SI pada citra yang merupakan perbandingan antara nilai standar deviasi dan rerata intensitas citra. Citra yang semakin homogen memiliki nilai standar deviasi yang rendah. Sedangkan citra dengan persebaran intensitas yang tidak homogen akan menyebabkan angka deviasi menjadi besar sehingga menyebabkan nilai SI menjadi besar. Berdasarkan hasil penelitian ini, tapis adaptif median lebih mampu mengurangi derau dan *marker* pada citra USG. Hasil ini sesuai dengan

penelitian yang di lakukan oleh Yusufiyah (2015) yang menyatakan bahwa tapis adaptif mampu mereduksi derau citra USG serta menghilangkan *marking* pada citra, dengan tetap mempertahankan tepi citra dan nilai informasi citra.

Proses selanjutnya adalah ekstraksi dan seleksi ciri tekstur. Proses ekstraksi ini bertujuan untuk mendapatkan informasi nodul yang terkandung dalam citra USG. Informasi ini yang membedakan tekstur antar citra USG. Metode ekstraksi yang digunakan adalah metode statistik yaitu gabungan dari 9 ciri histogram dan 21 ciri GLCM. Kedua metode ini dipilih karena mampu menggambarkan frekuensi setiap intensitas yang muncul diseluruh piksel citra dan mengenali tingkat keseragaman dan keacakan antar piksel dari berbagai sudut. Pengenalan tingkat keseragaman pada nodul citra USG dilakukan oleh GLCM dengan menggunakan variasi 4 sudut yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° untuk setiap citra. Hal ini dilakukan untuk mendapatkan informasi nodul pada citra secara menyeluruh, sehingga memperoleh informasi citra USG yang terbaik.

Penelitian yang dilakukan Nugroho (2015) menggunakan 3 metode ekstraksi yaitu histogram, GLCM dan GLRLM. Metode GLRLM tidak digunakan pada penelitian ini dikarenakan algoritma yang dibangun menggunakan *software* Scilab memerlukan waktu komputasi yang sangat lama. Lamanya

proses komputasi pada metode GLRLM disebabkan karena metode GLRLM menganalisis panjang piksel di seluruh resolusi citra. Penggunaan metode ini dapat dilakukan dengan membangun algoritma dan proses *looping* yang memadai agar mampu mempersingkat waktu komputasi. Penelitian ini belum mampu membangun algoritma metode GLRLM menggunakan *software* Scilab dengan mempersingkat waktu komputasi.

Ciri tekstur yang diperoleh berupa data kuantitatif yang merepresentasikan informasi yang terdapat pada nodul citra USG payudara. Data kuantitatif ini digunakan untuk mengenali nodul yang memiliki massa solid atau kistik.

Seleksi ciri dilakukan untuk mengetahui ciri apa saja yang berpengaruh pada proses klasifikasi. Proses seleksi menggunakan metode *information gain*. Metode ini didasarkan pada besaran entropi. Nilai *information gain* untuk setiap ciri dipengaruhi oleh informasi yang ada didalam citra. Berdasarkan hasil seleksi, ada 10 ciri tekstur yang memberikan pengaruh besar pada proses klasifikasi. Hal ini ditunjukkan oleh nilai *Gain* pada setiap ciri tekstur. Ciri tekstur dengan nilai *Gain* lebih besar dari nol merupakan ciri yang berpengaruh besar pada proses klasifikasi. Semakin banyak variasi nilai maka semakin tinggi kemungkinan ciri memiliki nilai *information gain* yang tinggi. Penerapan seleksi

ciri memberikan hasil akurasi proses klasifikasi sebesar 80,56%.

Proses klasifikasi dilakukan menggunakan *machine learning weka* dengan metode *10-fold cross validation*. *Cross validation 10 fold* dipilih karena dapat mengurangi waktu komputasi dan memberikan estimasi akurasi yang baik. Metode ini membagi data menjadi *10 fold* sehingga diperoleh 10 dataset data untuk mengevaluasi kinerja proses klasifikasi.

Penelitian ini melakukan 3 kali proses klasifikasi yaitu pada *trainingset, testingset* dan pada data hasil seleksi ciri tekstur. Pada hasil klasifikasi *trainingset* terdapat 1 FN dengan akurasi 97,22%. Proses klasifikasi *trainingset* digunakan untuk mengetahui jaringan MLP yang digunakan untuk proses klasifikasi sudah baik atau belum. Semakin tinggi akurasi proses klasifikasi *trainingset* maka jaringan MLP semakin bagus. Hasil klasifikasi *testingset* terdapat 2 FP dan 2 FN dengan akurasi 88,89%, sedangkan pada hasil klasifikasi data hasil seleksi terdapat 3 FN dan 4 FP dengan akurasi 80,56%. Berdasarkan hasil ini menunjukkan bahwa ciri tekstur mampu mengenali nodul dengan massa kistik ataupun solid. Kesalahan pengenalan citra disebabkan oleh akuisisi citra, proses RoI yang bergantung pada ukuran nodul serta penapisan citra yang belum sempurna, dimana masih terdapat *marker* pada citra USG.

Penelitian Nugroho (2015) menyatakan bahwa dengan melakukan penambahan ciri tekstur dapat meningkatkan keakuratan sistem dengan tetap memprioritaskan ciri-ciri tekstur yang unik dan dominan. Pernyataan tersebut sesuai dengan penelitian ini, dengan menggunakan 30 ciri tekstur memberikan akurasi proses klasifikasi sebesar 88,89% pada *testingset*, sedangkan dengan menggunakan 10 ciri tekstur diperoleh akurasi sebesar 80,56% pada proses hasil klasifikasi hasil seleksi.

Penelitian ini sudah mampu mengembangkan sistem CAD menggunakan *software* Scilab dari mulai proses RoI, penapisan citra hingga ekstraksi ciri tekstur pada citra USG payudara. CAD ini mampu membuat algoritma ekstraksi histogram dan GLCM dengan waktu komputasi yang relatif cepat. Secara keseluruhan hasil ekstraksi dari CAD ini mampu mengenali karakteristik nodul bermasa solid dan kistik dengan baik. Hal ini ditunjukkan dengan hasil persentase akurasi pada proses klasifikasi. Kekurangan pada penelitian ini adalah belum mampu membangun algoritma ekstraksi GLRLM dengan waktu komputasi yang singkat, sehingga perlu dilakukan pengembangan dan perbaikan algoritma untuk hasil yang lebih baik.

BAB V

PENUTUP

A. Kesimpulan

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

1. Peningkatan kualitas citra USG dapat dilakukan dengan proses ROI dan penapisan dengan menggunakan tapis adaptif median. Tapis ini memiliki kemampuan yang baik dalam mengurangi derau dan *marker* dibandingkan tapis median. Namun masih belum mampu untuk menghilangkan *marker* pada ujung nodul dengan sempurna.
2. Ciri tekstur pada nodul citra USG berupa informasi yang dapat diekstraksi dengan metode histogram dan GLCM untuk mendapatkan nilai-nilai kuantitatif sehingga dapat digunakan untuk mengklasifikasikan nodul dalam kategori kistik atau solid secara akurat.
3. Hasil *10-fold cross validation* dengan *machine learning weka* menunjukkan hasil akurasi sebesar 88,89% dengan menggunakan 30 ciri tekstur dan 80,56% dengan menggunakan 10 ciri tekstur. Sehingga semakin banyak ciri tekstur yang digunakan maka

akan mendapatkan informasi nodul lebih banyak untuk meningkatkan akurasi pada proses klasifikasi.

B. Saran

Berikut beberapa saran untuk penelitian selanjutnya, sehingga dapat melengkapi penelitian ini:

1. Masih ada parameter untuk melakukan proses identifikasi nodul pada citra USG payudara. Parameter-parameter ini dapat dipelajari pada tulisan ilmiah kedokteran.
2. Hasil ekstraksi ciri tekstur sangat dipengaruhi kualitas citra masukan dari hasil penapisan sehingga diperlukan tapis yang handal untuk menghilangkan *marker* pada ujung nodul dengan sempurna.
3. Proses klasifikasi menggunakan banyak ciri tekstur akan meningkatkan akurasi. Oleh karenanya perlu penambahan metode ekstraksi ciri tekstur yang lain.
4. Masih sedikit algoritma untuk pengolahan citra menggunakan *software* Scilab. Oleh karenanya beragam algoritma penapisan, ekstraksi, seleksi ataupun klasifikasi dapat dibuat menggunakan *software* Scilab.

DAFTAR PUSTAKA

- A'yun, K. 2015. *Optimisasi Sistem Fuzzy Pada Diagnosis Kanker Payudara Menggunakan Citra Mammogram yang Diimplementasikan dengan Graphical User Interface (GUI)*. Skripsi. Yogyakarta: Program Studi Matematika Universitas Negeri Yogyakarta.
- Adi, K. dkk. 2017. 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.
- Alfiani, D. dkk. 2011. Klasifikasi Tekstur Parket Kayu dengan Menggunakan Metode Statistikal Grey Level Run Length Matrix. *Jurnal Teknologi Infonnasi Politeknik Telkom* 01 (01):09-15.
- American Cancer Society. 2017-2018. *Breast Cancer Facts & Figures 2017-2018*. Atlanta: American Cancer Society, Inc.
- Athanasious, A., dkk. 2014. Complex Cystic Breast Masses In Ultrasound Examination. *Diagnostic and Interventional Imaging*. 95: 169—179.
- Bimantoro, D. A. dan 'Uyun, S. 2017. Pengaruh Penggunaan Information Gain untuk Seleksi Fitur Citra Tanah dalam Rangka Menilai Kesesuaian Lahan pada Tanaman Cengkeh. *JISKA*, 2(1):42 - 52.

- Boulder Breast Cancer At Alpine Surgical. Diunduh di <https://www.boulderbreastcenter.com/boulderbreast-center/> 10 Oktober 2019.
- Cahyono, B. 2013. Penggunaan Software Matrix Laboratory (Matlab) Dalam Pembelajaran Aljabar Linier. *PHENOMENON*. 1(1):45-62.
- Chen, D.H. dan Hsiao, Y.H. 2008. Computer-aided Diagnosis in Breast *Ultrasound*. *J Med Ultrasound*. 16(1): 46-56.
- Chormunge, S. & Jena, S., 2016. Efficient Feature Subset Selection Algorithm for High Dimensional Data. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*. 6: 1880-1888.
- Demuth, H. 2002. Neural Network Toolbox. *Networks*. 24 (1):1-8.
- Fadjari H, 2012. Pendekatan Diagnosis Benjolan di Payudara. *CDK-192*. 39(4):308-310. Diakses di <https://www.yumpu.com/id/document/view/39707786/40-192praktis-pendekatan-diagnosis-benjolan-di-payudara-kalbe> tanggal 15 Januari 2020.
- Haykin, S. 2008. *Neural Networks and Learning Machines*. 3rd Edition. USA: Pearson.
- Heryana, N. Mayasari, R. 2016. Implementasi Noise Removal Menggunakan Wiener Filter untuk Perbaikan Citra Digital. *UNSIKA Syntax Jurnal Informatika*. 5 (2): 159-164.

- Hinzpeter,dkk. 2017. Texture Analysis Of Acute Myocardial Infarction With CT: First Experience Study. *PLoS ONE*. 12(11): 1-16.
- Inbar. 2019. *What is a Multilayer Perceptron?*. Diunduh di <https://futurelearning.ai/what-is-a-multilayer-perceptron/> tanggal 12 Oktober 2019.
- Kadir, A. dan Susanto, A. 2013. *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*. Yogyakarta : Andi Offset.
- Kemenkes RI. 2019. Hari Kanker Sedunia 2019. Jakarta.
- Khusna,D.A. 2016. *Klasifikasi Lesi Citra Ultrasonografi Payudara Berdasarkan Karakteristik Tepi*. Tesis. Yogyakarta : Program Pascasarjana Universitas Gadjah Mada Yogyakarta.
- National Breast Cancer Foundation. Diunduh di <https://www.nationalbreastcancer.org/breastanatomy/> tanggal 12 Oktober 2019.
- Nugroho, A. 2015. *Klasifikasi Nodul Tiroid Berbasis Ciri Tekstur pada Citra Ultrasonografi*. Tesis. Yogyakarta : Program Pascasarjana Universitas Gadjah Mada Yogyakarta.
- Putri, D. I. 2015. *Gambaran Perilaku Pemeriksaan Payudara Sendiri (SADARI) pada Mahasiswi Fakultas Kedokteran dan Ilmu Kesehatan UIN Syarif Hidayatullah Jakarta Tahun 2015*. Skripsi. Jakarta : Fakultas Kedokteran Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah.

- Rochmawati, L. 2009. Anatomi dan Fisiologi Payudara. Diunduh di <https://lusa.afkar.id/anatomi-dan-fisiologipayudara> tanggal 20 Maret 2020.
- Secret, S. 2019. *Basic Principles of Ultrasonography*. Diunduh di <https://www.vetfolio.com/learn/article/basic-princip-2018les-of-ultrasonography/> 13 Oktober 2019.
- Supriyadi, E. 2017. Metode SVM Berbasis Pso Untuk Meningkatkan Prediksi Ketepatan Waktu Kelulusan Mahasiswa. *Jurnal Sistem Informatika STMIK ANTAR BANGSA*. 6(4):113-120.
- Suwarno, Abdillah, A. A. 2016. Penerapan Algoritma Bayesian Regularization Backpropagation untuk Memprediksi Penyakit Diabetes. *Jurnal MIPA*. 39 (02): 150-158.
- Urroz, G.E. 2001. *Introduction to SCILAB*. Diunduh di <https://www.scilab.org/sites/default/files/Introduction%20to%20SCILAB%20%20Gilberto%20E.%20Urroz%20-%202001.pdf> tanggal 15 Januari 2020.
- WHO. 2018. Latest Global Cancer Data: Cancer Burden Rises to 18,1 Million New Cases And 9,6 Million Cancer Deaths in 2018, *International Agency for Research Cancer*.
- Wibawanto, H. dkk. 2008. Identifikasi Citra Massa Kistik Berdasar Fitur Gray-Level Co-Occurrence Matrix. *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi 2008 (SNATI 2008)*.

Witten, I.H., dkk. 2011. *Data Mining Practical Machine Learning Tools and Techniques*. Third Edition. USA: Morgan Kaufmann.

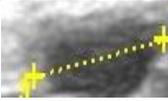
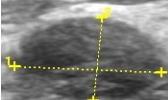
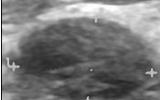
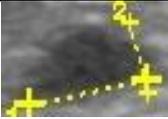
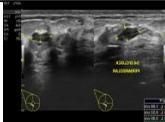
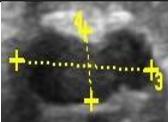
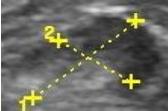
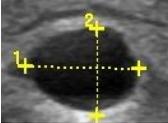
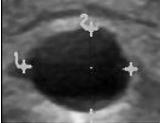
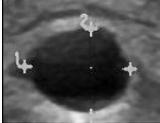
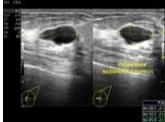
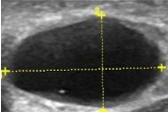
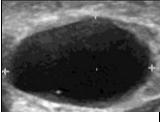
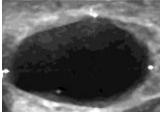
www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/ diakses 20 Mei 2020.

Yusufiyah, H.K.N. 2015. *Klasifikasi Nodul Payudara Berbasis Ciri Bentuk pada Citra Ultrasonografi*. Tesis. Yogyakarta : Program Pascasarjana Universitas Gadjah Mada Yogyakarta.

Zwanenburg, A. dkk. 2019. Image biomarker standardisation initiative. arXiv preprint arXiv:1612.07003.

LAMPIRAN-LAMPIRAN

Lampiran 1 Perbandingan Citra USG Payudara

No. Citra	Citra Asli	Hasil Crop	Tapis Median	Tapis Adaptif median
6				
9				
15				
25				
29				
13				
7				

Lampiran 2 Hasil Ekstraksi Ciri Tekstur Histogram

No	rerata	modus	varian	std	skewness	kurstosis	entropi	energi	smothness	KELAS
1	55.507	1373	1085	32.939	23310	5E+06	6.9108	0.00932	0.999079	SOLID
2	81.248	757	1268.8	35.62	35759	6E+06	7.0205	0.00884	0.999213	SOLID
3	70.26	586	1137.7	33.729	51637	9E+06	6.9167	0.00991	0.999122	SOLID
4	121.61	83	1318.4	36.309	25395	7E+06	6.8867	0.01005	0.999242	KISTIK
5	145.42	65	3300.2	57.447	53707	2E+07	7.5075	0.00601	0.999697	KISTIK
6	117.6	388	4372.5	66.125	94171	4E+07	7.7754	0.00504	0.999771	KISTIK
7	87.324	1180	3412.5	58.417	105951	2E+07	7.3648	0.00832	0.999707	KISTIK
8	124.15	322	2339.9	48.373	82615	2E+07	7.4347	0.00669	0.999573	KISTIK
9	114.26	179	1149	33.898	30664	5E+06	6.9636	0.00913	0.999131	KISTIK
10	72.594	1265	1496.9	38.69	88842	1E+07	6.7623	0.01255	0.999332	SOLID
11	98.8	221	2638.1	51.362	114045	2E+07	7.4783	0.00656	0.999621	KISTIK
12	68.625	948	823.98	28.705	53850	8E+06	6.458	0.01533	0.998788	KISTIK
13	120.39	1243	1275.9	35.72	23585	9E+06	6.9505	0.0104	0.999217	SOLID
14	116.08	77	1572	39.649	77787	1E+07	6.7698	0.01102	0.999364	KISTIK
15	140.61	38	2116.6	46.006	-28889	1E+07	7.2536	0.00778	0.999528	KISTIK
16	92.476	146	2065.2	45.444	83943	2E+07	7.2499	0.0075	0.999516	KISTIK
17	88.398	359	4314	65.681	117697	4E+07	7.4587	0.00836	0.999768	KISTIK
18	141.44	73	2574.3	50.737	51666	2E+07	7.4572	0.0064	0.999612	KISTIK
19	136.52	509	1147.9	33.88	32222	5E+06	6.993	0.00951	0.99913	KISTIK
20	99.68	1054	994.53	31.536	30987	4E+06	6.8693	0.01052	0.998996	SOLID
21	104.68	161	2938.2	54.205	82729	2E+07	7.4018	0.00712	0.99966	KISTIK
22	153.65	159	1689.4	41.103	44673	7E+06	7.1753	0.00774	0.999408	SOLID
23	94.764	205	2793.2	52.851	81126	2E+07	7.5403	0.00609	0.999642	KISTIK
24	93.902	150	2840.4	53.295	134773	3E+07	7.4758	0.00668	0.999648	KISTIK
25	103.95	132	2281.9	47.769	67263	2E+07	7.2863	0.00768	0.999562	KISTIK
26	92.664	85	2668.5	51.658	103284	2E+07	7.4026	0.0065	0.999625	KISTIK
27	148.84	85	2720.8	52.161	-24783	1E+07	7.441	0.00647	0.999633	KISTIK
28	102.97	170	1239.3	35.203	54028	1E+07	6.9228	0.00958	0.999194	KISTIK
29	72.203	527	1198.7	34.623	54984	8E+06	6.757	0.01146	0.999167	SOLID
30	86.906	195	2333.6	48.307	68251	2E+07	7.3439	0.00746	0.999572	KISTIK
31	52.933	1467	1159.1	34.045	38257	7E+06	6.8886	0.00986	0.999138	SOLID
32	102.19	230	1582.5	39.781	60641	1E+07	7.0856	0.00846	0.999369	KISTIK
33	65.788	723	2594.6	50.937	77075	2E+07	7.2258	0.00815	0.999615	KISTIK
34	45.092	960	1963	44.306	134574	2E+07	6.7658	0.01382	0.999491	KISTIK
35	115.61	475	1718.6	41.456	52730	9E+06	7.2511	0.00752	0.999419	KISTIK
36	132.45	218	1205.4	34.719	35091	5E+06	6.9014	0.01018	0.999171	KISTIK

Lampiran 3 Hasil Ekstraksi Ciri Tekstur GLCM

No	ASM	Kontras	Correlation	SSVar	IDM	SAV	SEntro	SVar	Entropy	DVar	DEntro	IMCrr1	IMCrr2	ACorr	Dissi	CShade	PFrom	MProb	IDiff	INN	IDN	KELAS
1	0.0013	34.28	4107.136	4124.7	0.4134	109.86	7.9005	14573	10.511	0.0008	3.0329	-0.4789	0.9992	4108.1	2.8275	116115	6E+07	0.0066	0.4745	0.9871	0.9993	SOLID
2	0.0007	75.705	5431.109	5469.3	0.2971	129.11	8.0059	19542	11.312	0.0006	3.6099	-0.3882	0.9972	5432.1	4.5527	225711	7E+07	0.0031	0.3728	0.9794	0.9984	SOLID
3	0.0009	64.03	4731.016	4763.4	0.3133	120.93	7.9026	16900	10.996	0.0006	3.4174	-0.4093	0.998	4732	3.8618	250472	7E+07	0.0035	0.3896	0.9822	0.9987	SOLID
4	0.0008	158.96	5437.753	5517.4	0.2515	130.41	7.8383	19669	10.781	0.0006	3.8377	-0.4333	0.9986	5438.8	5.8375	40376	6E+07	0.0042	0.3325	0.9694	0.9953	KISTIK
5	0.0005	118.59	11041.34	11101	0.2436	175.87	8.4619	41030	11.482	0.0005	3.9339	-0.4695	0.9995	11042	5.8123	436017	3E+08	0.0061	0.324	0.9733	0.9973	KISTIK
6	0.0005	128.22	16465.41	16530	0.2717	219.53	8.7547	61787	12.173	0.0004	3.9477	-0.434	0.9993	16466	5.8793	734407	6E+08	0.0108	0.3472	0.9781	0.9981	KISTIK
7	0.0014	58.856	9304.116	9333.9	0.3703	152.99	8.347	34488	11.149	0.0006	3.3387	-0.4847	0.9995	9305.1	3.6412	833168	4E+08	0.0101	0.435	0.986	0.9991	KISTIK
8	0.0005	77.778	9176.34	9215.5	0.2878	164.81	8.4219	33751	11.625	0.0005	3.5739	-0.4359	0.9991	9177.3	4.4092	653461	2E+08	0.002	0.3663	0.9808	0.9985	KISTIK
9	0.0006	135.99	5511.352	5579.6	0.2456	132.82	7.9351	19874	11.36	0.0005	3.8897	-0.3685	0.9963	5512.4	5.759	165033	6E+07	0.0026	0.3263	0.9721	0.9967	KISTIK
10	0.0019	31.924	3605.77	3622.3	0.4206	91.719	7.7457	12914	10.165	0.0009	2.7992	-0.4952	0.9993	3606.8	2.3931	675754	2E+08	0.0074	0.482	0.9894	0.9994	SOLID
11	0.0007	133.54	9265.659	9332.7	0.3112	162.54	8.4668	34193	11.502	0.0005	3.6414	-0.4619	0.9994	9266.7	4.8885	874984	3E+08	0.0038	0.3843	0.981	0.9979	SOLID
12	0.0018	68.223	4139.141	4173.7	0.3615	115.77	7.446	14728	10.265	0.0007	3.2449	-0.4094	0.997	4140.1	3.547	302250	7E+07	0.0067	0.4299	0.9849	0.9987	KISTIK
13	0.0011	182.3	14408.4	14140	0.3418	226.17	7.9264	52404	10.878	0.0006	3.3079	-0.4335	0.9986	14049	4.1555	213756	1E+08	0.0057	0.4139	0.9852	0.998	SOLID
14	0.001	114.53	5001.065	5058.5	0.2695	125.06	7.7252	17999	10.564	0.0007	3.7501	-0.4383	0.9986	5002.1	5.2562	80142	5E+07	0.0062	0.3482	0.9697	0.9958	KISTIK
15	0.0007	196.74	11404	11502	0.2197	192.78	8.1707	42347	10.993	0.0004	4.1703	-0.4856	0.9995	11405	7.1966	284502	2E+08	0.0035	0.3006	0.9682	0.9957	KISTIK
16	0.0007	131.52	6457.8	6523.9	0.317	134.28	8.2238	23556	11.154	0.0006	3.5021	-0.4603	0.9992	6458.8	4.5326	478021	2E+08	0.0039	0.3909	0.9801	0.9975	KISTIK
17	0.0011	226.29	11876.92	11990	0.3065	174.38	8.4208	44522	11.447	0.0004	3.8604	-0.4632	0.9994	11878	6.1866	908786	6E+08	0.0084	0.376	0.9784	0.9971	KISTIK
18	0.0005	227.43	10742.05	10856	0.2452	180.85	8.4174	39863	11.397	0.0005	3.9394	-0.4714	0.9995	10743	6.3998	389200	2E+08	0.0041	0.3259	0.9723	0.9955	KISTIK
19	0.0009	46.832	6620.468	6644.1	0.3134	147.57	7.9736	23947	11.013	0.0007	3.378	-0.423	0.9983	6621.5	3.7501	240578	7E+07	0.0038	0.3898	0.9817	0.9988	KISTIK
20	0.0009	47.771	6671.52	6695.7	0.3097	150.19	7.8548	24139	10.972	0.0006	3.3952	-0.4019	0.9976	6672.5	3.7336	244599	6E+07	0.0031	0.387	0.9842	0.9991	SOLID
21	0.0008	173.17	8606.342	8693.2	0.2904	150.91	8.3635	31845	11.343	0.0005	3.6728	-0.4653	0.9994	8607.3	5.1547	623885	3E+08	0.0047	0.3668	0.9793	0.9972	KISTIK
22	0.0005	131.08	6754.618	6820.3	0.246	142.17	8.1616	24614	11.548	0.0005	3.9531	-0.3908	0.9978	6755.6	5.9353	344866	1E+08	0.0043	0.3262	0.9693	0.9962	SOLID
23	0.0005	171.04	9498.28	9584.1	0.2803	163.75	8.514	35124	11.7	0.0005	3.7807	-0.4477	0.9993	9499.3	5.5231	604688	3E+08	0.0031	0.3568	0.9793	0.9975	KISTIK
24	0.0006	210.21	8957.82	9063.3	0.2742	156.52	8.4552	33156	11.589	0.0004	3.8338	-0.4497	0.9993	8958.8	5.8164	1E+06	4E+08	0.0038	0.3508	0.9782	0.9971	KISTIK
25	0.0007	179.37	7347.368	7437.4	0.2604	143.08	8.2411	26995	11.306	0.0005	3.9377	-0.4467	0.9991	7348.4	6.1448	465800	2E+08	0.006	0.3373	0.9742	0.9967	KISTIK
26	0.0005	182.89	8845.607	8937.3	0.2577	161.13	8.3756	32617	11.506	0.0005	3.9079	-0.4456	0.9993	8846.6	5.9757	364522	2E+08	0.0036	0.3362	0.9743	0.9966	KISTIK
27	0.0005	181.45	12544.51	12635	0.2426	197.96	8.3995	46712	11.499	0.0005	3.9524	-0.4546	0.9994	12546	6.1417	206717	2E+08	0.0027	0.3238	0.9731	0.9964	KISTIK
28	0.0007	138	5493.118	5562.4	0.2581	132.06	7.9137	19822	11.172	0.0005	3.7605	-0.3872	0.9974	5494.1	5.2797	244763	9E+07	0.0027	0.3397	0.9757	0.997	KISTIK
29	0.0017	59.9	3684.694	3715.1	0.3785	100.46	7.7304	13107	10.405	0.0008	3.1845	-0.4576	0.9988	3685.7	3.295	344197	9E+07	0.0081	0.4441	0.9849	0.9988	SOLID
30	0.0007	157.04	9407.264	9486.1	0.3096	168.12	8.3219	34724	11.342	0.0005	3.6316	-0.4555	0.9993	9408.3	4.9328	494399	3E+08	0.0031	0.3833	0.9821	0.9979	SOLID
31	0.0016	35.581	3885.238	3903.5	0.4439	104.58	7.8793	13784	10.243	0.0009	2.7807	-0.5128	0.9995	3886.2	2.3313	218493	7E+07	0.0074	0.5013	0.9895	0.9994	SOLID
32	0.0008	120.57	4899.194	4959.9	0.3038	116.47	8.0636	17674	11.109	0.0006	3.5907	-0.4309	0.9987	4900.2	4.7105	359298	1E+08	0.0046	0.3789	0.9781	0.9974	KISTIK
33	0.0014	99.305	6735.278	6785.4	0.3708	129.58	8.2067	24725	10.977	0.0006	3.313	-0.4799	0.9994	6736.3	3.7484	468996	2E+08	0.0131	0.4373	0.9849	0.9985	KISTIK
34	0.0028	112.49	3815.807	3872.7	0.4365	88.116	7.7386	13899	10.08	0.0008	2.9297	-0.5072	0.9994	3816.8	3.0147	910460	2E+08	0.0125	0.493	0.9882	0.9985	KISTIK
35	0.0007	60.784	7057.534	7088.2	0.3325	145.76	8.2374	25669	11.165	0.0007	3.2578	-0.4591	0.9992	7058.5	3.509	400894	1E+08	0.0027	0.4072	0.9843	0.9988	KISTIK
36	0.0009	98.372	5667.621	5717.1	0.2801	133.49	7.8638	20467	10.972	0.0006	3.6127	-0.4082	0.998	5668.6	4.6529	267339	7E+07	0.0049	0.3599	0.9772	0.9976	KISTIK

Lampiran 4 Code Scilab

1. Code tapis adaptif median

```
F=imread("F: \HASIL CROP\1.jpg");
H=rgb2gray(F)
x=immedian(H,[9 9]);
xa=immedian(H,[11 11]);
[baris,kolom]=size(H);
t=baris*kolom
m=0
Tl=m/t
for bar=1:baris
    for kol=1:kolom
        intensity=H(bar,kol);
        if intensity <=Tl
            xs(bar,kol)=xa(bar,kol);
        else
            xs(bar,kol)=x(bar,kol);
            m=m+H(bar,kol);
        end
    end
end
end
figure
imshow(xs)
```

2. Code ekstraksi ciri tekstur

```
dir_utama = get_absolute_file_path("skripsi-eli-continue.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_piksel_file_gambar=imread(dir_utama+"/gambar/"+daftar_file_gambar(i));
ukuran_matriks=size(matriks_piksel_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="cmyk";
    else
        tipe_file="tidak dikenal";
    end
else
    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 histogram\n");

[rerata,modus,varian,std,skewness,kurtosis,entropi,energi,smohtness]=histogram(F);
    fd_r=mopen(dir_utama+"hasil_hitung/"+fname+".txt","a+");
    mputl('rerata | modus | varian | std | skewness | kurtosis | entropi | energi | smohtness',fd_r);

strhistogram=string([rerata,modus,varian,std,skewness,kurtosis,entropi,energi,smohtness])
    datahistogram=transposarraystring(strhistogram);
    mputl(datahistogram,fd_r)
    mclose(fd_r);

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

[G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal]=Gframeworknormal(GLCM0,GLCM45,GLCM90,GLCM135);

[px0,px45,px90,px135]=matrikspx(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal);

[py0,py45,py90,py135]=matrikspy(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal);

[pxplusy0,pxplusy45,pxplusy90,pxplusy135]=matrikspxplusy(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal);

```

[pxminusy0,pxminusy45,pxminusy90,pxminusy135]=matrikspxminusy(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal);

ASM=nilaiASM(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal);

//Ciri ke 1

Kontras=nilaiKontras(pxminusy0,pxminusy45,pxminusy90,pxminusy135,G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal); //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,SEntro0,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

IMCorr2=nilaiIMCorr2(px0,px45,px90,px135,py0,py45,py90,py135,G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal); //Ciri ke 13

ACorr=nilaiACorr(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal);

//Ciri ke 14

Dissi=nilaiDissi(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal);

//Ciri ke 15

[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 16
```

```
CProm=nilaiCProm(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal,ux0,ux45,ux90,ux135,uy0,uy45,uy90,uy135); //Ciri ke 17
```

```
MProb=nilaiMProb(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal);  
//Ciri ke 18
```

```
IDiff=nilaiIDiff(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal);  
//Ciri ke 19
```

```
INN=nilaiINN(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal); //Ciri ke 20
```

```
IDN=nilaiIDN(G0Normal,G45Normal,G90Normal,G135Normal); //Ciri ke 21
```

```
strGLCM=string([ASM,Kontras,Correlation,SSVar,IDM,SAV,SEntro,SVar,Entropy,DVar,DEntro,IMCorr1,IMCorr2,ACorr,Disi,CShade,CProm,MProb,IDiff,INN,IDN]);
```

```
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 | IMCorr2 | ACorr | Disi | CShade | CProm | MProb | IDiff | INN | IDN',fd_r);
```

```
mputl(dataGLCM,fd_r);
```

```
fclose(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 5 Hasil Klasifikasi *Trainingset* Pada *Machine Learning Weka*

The screenshot shows the Weka Explorer interface with the 'Classifier' tab selected. The classifier used is 'MultilayerPerceptron-L1.0-M0.2-N500-V0-B0-E20-H10-R'. The 'Test options' are set to 'Use training set' with 'Folds' set to 10. The 'Classifier output' pane displays the following data:

```

Correctly Classified Instances 35      97.2222 %
Incorrectly Classified Instances 1      2.7778 %
Kappa statistic 0.9231
Total Cost 1
Average Cost 0.0278
K&B Relative Info Score 87.1953 %
K&B Information Score 25.4867 bits
29.2256 bits/instance
Class complexity | order 0 5.6317 bits
0.1564 bits/instance
Complexity improvement (SI) 23.5977 bits
Mean absolute error 0.0537
Root mean squared error 0.1613
Relative absolute error 14.0688 %
Root relative squared error 37.2255 %
Total Number of Instances 36
  
```

Below the main output, there is a 'Detailed Accuracy By Class' table:

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	ROC Area	Class
Weighted Avg.	0.972	0.083	0.973	0.972	0.972	0.926	0.988	0.990	KISTIK

A 'Confusion Matrix' is also shown:

```

a b <-- classified as
0 1 | a = SOLID
0 27 | b = KISTIK
  
```

Lampiran 6 Hasil Klasifikasi *Testingset* Pada *Machine Learning Weka*

The screenshot shows the Weka Explorer interface with the 'Classifier' tab selected. The classifier used is 'MultilayerPerceptron-L1.0-M0.2-N500-V0-B0-E20-H10-R'. The 'Test options' are set to 'Cross-validation' with 'Folds' set to 10. The 'Classifier output' pane displays the following data:

```

Correctly Classified Instances 32      88.8889 %
Incorrectly Classified Instances 4      11.1111 %
Kappa statistic 0.7037
Total Cost 2
Average Cost 0.8556
K&B Relative Info Score 57.7072 %
K&B Information Score 16.9648 bits
29.3976 bits/instance
Class complexity | order 0 31.0103 bits
0.8624 bits/instance
Complexity improvement (SI) -1.6127 bits
-0.0468 bits/instance
Mean absolute error 0.152
Root mean squared error 0.3928
Relative absolute error 39.6273 %
Root relative squared error 76.5665 %
Total Number of Instances 36
  
```

Below the main output, there is a 'Detailed Accuracy By Class' table:

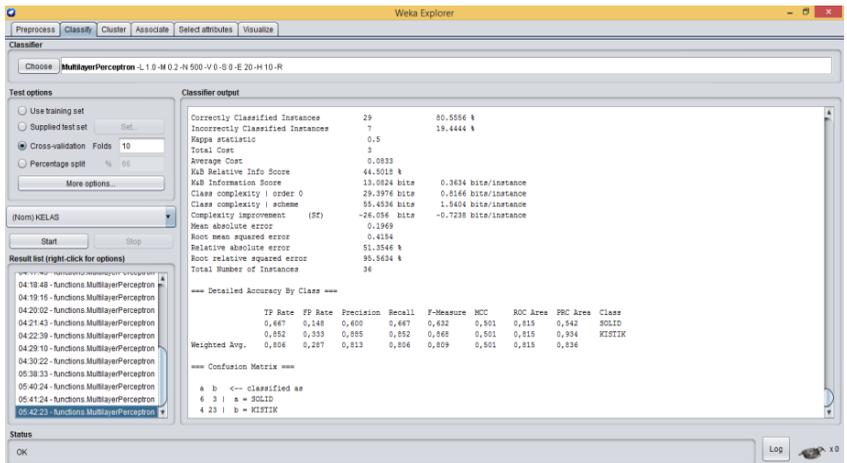
	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	ROC Area	Class
Weighted Avg.	0.889	0.185	0.889	0.889	0.889	0.704	0.848	0.823	KISTIK

A 'Confusion Matrix' is also shown:

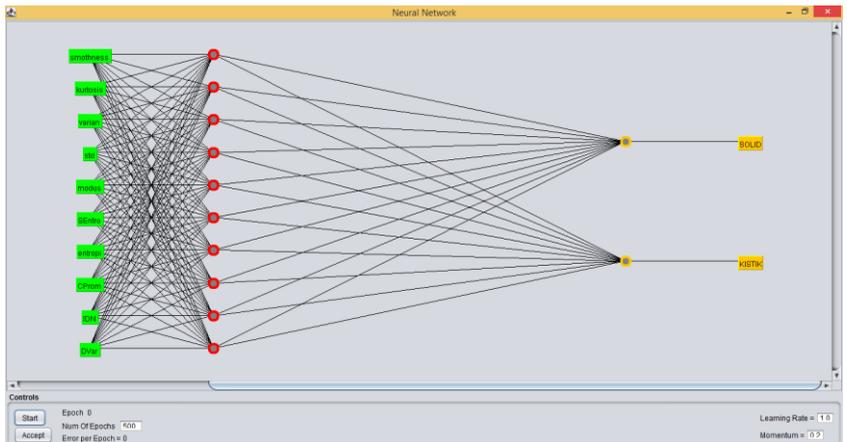
```

a b <-- classified as
7 2 | a = SOLID
2 25 | b = KISTIK
  
```

Lampiran 7 Hasil Klasifikasi Data Hasil Seleksi Pada *Machine Learning Weka*



Lampiran 8 Ilustrasi jaringan MLP pada proses klasifikasi data hasil seleksi



Lampiran 9 SK Pembimbing Skripsi



**KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI WALISONGO SEMARANG
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI**

Alamat: Jl. Prof. Dr. Hamka (Kampus II) Ngalyan, Semarang
Tlp (024) 7601295 Fax 7615387

No : B.1509/Un.10.8/J.2/PP.00.9/04/2019 Semarang, 01 April 2019
Lamp : -
Hal : Penunjukan Pembimbing Skripsi

Yth,

1. Edi Daenuri Anwar, M.Si
2. M. Ardhi Khalif, M.Sc

Assalamu'alaikum Wr. Wb

Berdasarkan hasil pembahasan usul judul penelitian pada Program Studi Fisika Fakultas Sains dan Teknologi, maka disetujui judul skripsi mahasiswa :

Nama : Eli Ermawati

NIM : 1508026007

Judul : Klasifikasi Nodul Payudara Berdasarkan Ciri Tekstur pada Citra Ultrasonografi

Dan menunjuk :

1. Edi Daenuri Anwar, M.Si sebagai pembimbing I
2. M. Ardhi Khalif, M.Sc sebagai pembimbing II

Demikian penunjukan pembimbing skripsi ini disampaikan, atas perhatian yang diberikan kami ucapkan terima kasih.

Wassalamu'alaikum Wr. Wb

a.n Dekan
Kepala Program Studi Fisika,

Ayu Sudarmanto, M.Si
NIP. 197708232009121001

Tembusan :

1. Dekan Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo (sebagai laporan)
2. Mahasiswa yang bersangkutan
3. Arsip

Lampiran 10 Surat *Ethical Clearance* Penelitian



KOMITE ETIK PENELITIAN KESEHATAN (KEPK)

RUMAH SAKIT UMUM DAERAH TUGUREJO

Jl. Walisongo KM 8.5 No. 137 Semarang, Jawa Tengah, 50185 ;
Telp. (024) 7605378, 7605297 Ext 1403, Fax. (024) 7604398
Laman: www.rstugurejo.jatengprov.go.id/ Surel: kepks.rstugurejo@gmail.com

ETHICAL CLEARANCE

No. 005/KEPK.EC/2019

Komisi etik Penelitian dan Kesehatan RSUD Tugurejo Provinsi Jawa Tengah, setelah membaca dan menelaah usulan penelitian dengan judul :

"PENENTUAN KEGANASAN KANKER PAYUDARA BERDASARKAN BENTUK, UKURAN, BATAS TEPI DAN TEKSTUR NODUL MENGGUNAKAN CITRA USG"

Peneliti : *Eli Sumanwati dkk*
Pembimbing : Hesti Khuzaimah Nurul Yusufiyah, M.Eng
Institusi : Universitas Negeri Walisongo Semarang.
Pelaksanaan : Instalasi Radiologi RSUD Tugurejo Provinsi Jawa Tengah.

Setuju untuk dilaksanakan, dengan memperhatikan prinsip-prinsip yang dinyatakan dalam Komite Etik Penelitian Nasional dan Pedoman Nasional Etik Penelitian Kesehatan (PNEPK) Departemen Kesehatan Republik Indonesia 2011.

Peneliti harus melampirkan 3 kopi lembar *Inform Consent* yang telah disetujui dan ditandatangani oleh peserta penelitian pada laporan penelitian.

Peneliti diwajibkan untuk menyerahkan :

- Laporan kemajuan penelitian (*clinical trial*).
- Laporan kejadian efek samping jika ada.
- Laporan ke KEPK jika penelitian sudah selesai & dilampiri Abstrak Penelitian.

Semarang, 7 Januari 2019

Ketua Komite Etik Penelitian Kesehatan
RSUD Tugurejo Provinsi Jawa Tengah

dr. AGUS SAPTANTO, Sp.A
NIP. 19681117 199803 1 002

RIWAYAT HIDUP

DATA PRIBADI

Nama : Eli Ermawati
Tempat, Tanggal Lahir : Rembang, 07/08/1995
Jenis Kelamin : Perempuan
Agama : Islam
Alamat : Ds. Mondoteko, Dk.
Bagel 04/01 Rembang,
Jawa Tengah
Handphone : 0857 8430 7860
Status Perkawinan : Belum Menikah
E-mail : eliermawati682@gmail.com



DATA PENDIDIKAN

PENDIDIKAN FORMAL

Taman Kanak-Kanak : TK-KB Kartikasari, Desa Mondoteko,
Rembang (2000-2002)
Sekolah Dasar : SDN Mondoteko (2002-2008)
SMP : SMP N 3 Rembang (2008-2011)
SMA : SMA N 3 Rembang (2011-2014)
Perguruan Tinggi : Universitas Islam Negeri Walisongo
Semarang (2015-Sekarang)

PENDIDIKAN NON FORMAL

1. *The Dynamic English Course Flamboyan Nine*, SMA N 3 Rembang (2012).
2. Pelatihan Karya Tulis Ilmiah, SMA N 3 Rembang (2012).
3. Pelatihan Dua Bahasa (P2BAS) dengan Tema “*Dengan Bahasa sebagai Pemersatu Bangsa*”, Semarang (2015)
4. Pelatihan software LaTeX, Himpunan Mahasiswa Jurusan (HMJ) Fisika UIN Walisongo, Semarang (2017).
5. Pelatihan *Publik Speaking*, Himpunan Mahasiswa Jurusan (HMJ) Fisika UIN Walisongo, Semarang (2017).

PENGALAMAN DAN ORGANISASI

1. Pengajaran Anak Janlanan, Semarang (2015).
2. Asisten Praktikum Fisika Dasar Laboratorium Fisika, UIN Walisongo Semarang (2016).
3. Anggota Ikatan Mahasiswa Fisika UIN Walisongo Semarang (2016-2017)
4. Koordinator Pendidikan dan Penalaran Himpunan Mahasiswa Jurusan (HMJ) Fisika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang (2016-2017).
5. Penugrus Departemen Pengembangan dan Pemberdayaan Mahasiswa Dewan Eksekutif Mahasiswa Fakultas Sains (DEMA) dan Teknologi UIN Walisongo Semarang (2017-2018).
6. Sekertaris Umum Olimpiade Fisika Islam Nasional (OFIN) UIN Walisongo Semarang (2017).