



PRA TUGAS AKHIR - EB234703
PROPOSAL TUGAS AKHIR

Karakterisasi Kanker Payudara Dengan *Shape Irregularity*
dan *Edge Sharpness* Dari Citra B-Mode USG

Leony Purba
NRP. 5023211013

DOSEN PEMBIMBING:
Norma Hermawan, S.T., M.T., Ph.D.
Prof. Dr. Tri Arief Sardjono, S.T., M.T.

PROGRAM SARJANA
DEPARTEMEN TEKNIK BIOMEDIK
FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO DAN INFORMATIKA CERDAS
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
2024



PRA TUGAS AKHIR - EB234703
PROPOSAL TUGAS AKHIR

**Karakterisasi Kanker Payudara *dengan Shape Irregularity*
dan *Edge Sharpness* dari citra B-Mode USG**

Leony Purba
NRP. 5023211013

DOSEN PEMBIMBING:
Norma Hermawan, S.T., M.T., Ph.D.
Prof. Dr. Tri Arief Sardjono, S.T., M.T.

PROGRAM SARJANA
DEPARTEMEN TEKNIK BIOMEDIK
FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO DAN INFORMATIKA CERDAS
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
2024



PRELIMINARY OF FINAL PROJECT - EB234703
FINAL PROJECT PROPOSAL

*Characterization of Breast Cancer with Shape Irregularity
and Edge Sharpness from B-Mode Ultrasound Images*

Leony Purba
NRP. 5023211013

SUPERVISOR:
Norma Hermawan, S.T., M.T., Ph.D.
Prof. Dr. Tri Arief Sardjono, S.T., M.T.

UNDERGRADUATE PROGRAM
BIOMEDICAL ENGINEERING DEPARTMENT
FACULTY OF INTELLIGENT ELECTRICAL TECHNOLOGY AND
INFORMATICS
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
2024

**Proposal Tugas Akhir disusun untuk memenuhi salah satu syarat kelulusan
mata kuliah EB234703 Pra Tugas Akhir
di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember**

**Oleh
Leony Purba
NRP. 5023211013**

**Tanggal Ujian : 20 Desember 2024
Periode Perkuliahan : Semester Gasal 2024/2025**

**Disetujui Oleh :
Dosen Penguji :**



**1. Dr. Rachmad Setiawan, S.T., M.T.
NIP. 196905291995121001**



**2. Nada Fitriyatul Hikmah, S.T., M.T.
NIP. 199001072018032001**



**3. Muhammad Yazid, B.Eng., M.Eng.
NIP. 198004202015041001**

Calon Dosen Pembimbing :



**1. Dr. Norma Hermawan, S.T., M.Sc.
NIP. 198505192015041003**



**2. Prof. Dr. Tri Arief Sardjono, S.T., M.T.
NIP. 197002121995121001**

Kepala Departemen Teknik Biomedik,



**Dr. Norma Hermawan, S.T., M.Sc.
NIP. 198505192015041003**

Karakterisasi Kanker Payudara dengan *Shape Irregularity* dan *Edge Sharpness* dari citra B-Mode USG

Nama : Leony Purba
NRP : 5023211013
Pembimbing : 1. Norma Hermawan, S.T., M.T., Ph.D.1
2. Prof. Dr. Tri Arief Sardjono, S.T., M.T.

ABSTRAK

Salah satu jenis kanker yang paling umum diderita oleh perempuan di seluruh dunia adalah kanker payudara. Prevalensi angka kematian yang kian meningkat, memicu banyaknya inovasi teknologi dalam pendeteksian kanker payudara, salah satunya adalah ultrasonografi. Ultrasonografi memiliki kelebihan diantaranya yaitu bersifat non-ionizing sehingga dinilai sebagai metode paling aman. Namun, dalam mendeteksi tingkat hasil citra ultrasonografi masih memiliki keterbatasan karena masih bersifat subjektif berdasarkan diagnosis dari radiologi. Tingkat keganasan kanker payudara umumnya masih bergantung pada interpretasi visual oleh radiologis berpengalaman, karena masih menggunakan kategorisasi BI-RADS yang dapat mengakibatkan perbedaan hasil antar radiologis. Oleh karena itu, diperlukan pengembangan metode yang lebih objektif dan terstandarisasi untuk menentukan tingkat keganasan kanker payudara dengan menganalisis bentuk pada citra ultrasonografi. Penelitian ini berkontribusi dalam pengembangan metode baru untuk mengevaluasi tingkat keganasan kanker payudara melalui analisis bentuk pada citra ultrasonografi dan memberikan dukungan yang lebih kuat bagi para radiolog dan tenaga kesehatan lainnya dalam mengambil keputusan klinis terkait penanganan kanker payudara. Penelitian dimulai dengan edge detection dengan menggunakan *Spring-Charged Particles Model*, kemudian dilanjutkan dengan analisis ketidakteraturan bentuk kanker menggunakan metode Circular Hough Transform, dan ketajaman tepi pada lesi kanker menggunakan metode *Edge Sharpness Assesment Parametric Modeling*. Dalam proses analisis ketidak-teraturan bentuk, citra dengan deteksi tepi dianalisis menggunakan Circular Hough Transform agar dapat merepresentasikan garis, termasuk garis vertikal (lingkaran). Lalu pada proses analisis ketajaman tepi atau *Edge Sharpness Assessment by Parametric Modeling* digunakan untuk mendeteksi dan menganalisis tepi nodul pada kanker payudara, mengukur perubahan intensitas piksel (gelap-terang) dan ketajaman margin sebagai indikator kualitas margin antara nodul dan jaringan sekitarnya. Kemudian, pada kedua parameter tersebut dilakukan klasifikasi menggunakan *K-Nearest Neighbors*. Metode ini diharapkan membantu profesional medis meningkatkan akurasi diagnosis kanker payudara dan mendukung keputusan klinis yang tepat menggunakan ultrasonografi yang lebih ekonomis.

Kata kunci: Kanker Payudara, B-Mode Ultrasonography, BIRADS, *Spring-Charged Particles Model*, *Edge Sharpness Assessment*.

Characterization of Breast Cancer with Shape Irregularity and Edge Sharpness from B-Mode Ultrasound Images

Name : Leony Purba
Student Number : 5023211013
Supervisor : 1. Norma Hermawan, S.T., M.T., Ph.D.
2. Prof. Dr. Tri Arief Sardjono, S.T., M.T.

ABSTRACT

One of the most common types of cancer experienced by women worldwide is breast cancer. The increasing prevalence of mortality rates has driven numerous technological innovations in breast cancer detection, one of which is ultrasonography. Ultrasonography offers advantages, including being non-ionizing, making it considered the safest method. However, the detection of breast cancer malignancy levels using ultrasonography images still faces limitations due to its subjective nature, relying on radiologists' diagnoses. The malignancy level of breast cancer generally depends on visual interpretation by experienced radiologists, as it still utilizes BI-RADS categorization, which can lead to differences in results between radiologists. Therefore, it is necessary to develop more objective and standardized methods to determine breast cancer malignancy levels by analyzing the shape of ultrasonography images. This study contributes to the development of a new method for evaluating breast cancer malignancy levels through shape analysis in ultrasonography images and provides stronger support for radiologists and other healthcare professionals in making clinical decisions regarding breast cancer management. The research begins with edge detection using the Spring-Charged Particles Model, followed by shape irregularity analysis using the Circular Hough Transform method, and edge sharpness analysis of cancer lesions using the Edge Sharpness Assessment Parametric Modeling method. In the process of shape irregularity analysis, edge-detected images are analyzed using the Circular Hough Transform to represent lines, including vertical lines (circles). Then, in the edge sharpness analysis process or Edge Sharpness Assessment by Parametric Modeling, this method is used to detect and analyze the nodule edges of breast cancer, measuring pixel intensity changes (dark-to-bright) and margin sharpness as indicators of the quality of the margin between the nodule and surrounding tissue. Finally, both parameters are classified using the K-Nearest Neighbors algorithm. This method is expected to assist medical professionals in improving the accuracy of breast cancer diagnosis and support precise clinical decision-making using a more cost-effective ultrasonography approach.

Keywords: Breast Cancer, B-Mode Ultrasonography, BI-RADS, Spring-Charged Particles Model, Edge Sharpness Assessment.

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN	1
ABSTRAK	iv
ABSTRACT	v
DAFTAR ISI	vi
DAFTAR GAMBAR.....	vi
DAFTAR TABEL	viii
1.BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	2
1.3. Batasan Masalah	3
1.4. Tujuan dan Manfaat.....	3
1.5. Kontribusi	3
2.BAB II TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1. Kanker	5
2.1.1. Kanker Payudara.....	6
2.1.2. Klasifikasi Kanker Payudara	7
2.2. BIRADS.....	8
2.3. B-Mode Ultrasound	11
2.4. <i>Image Processing</i>	12
2.4.1. <i>Pre-processing</i>	12
2.4.2. <i>Edge-Detection using SCPM</i>	14
2.5. <i>Circular Hough Transform dalam analisis ketidakteraturan bentuk....</i>	15
2.6. <i>Edge-Sharpness</i>	17
2.7. Rasional	19
3.BAB III METODE PENELITIAN	21
3.1. Desain Rancangan	21
3.2. Dataset	22
3.3. Proses <i>Pre-processing</i>	23
3.4. Proses <i>Edge-Detection</i>	24
3.5. Proses Analisis Bentuk Kanker	25
3.6. Proses <i>Edge-Sharpness</i>	27
3.7. Proses Klasifikasi Karakteristik Kanker Payudara	27
3.8. <i>Confusion Matrix</i>	28
3.7. Tes Performansi	29
4.BAB IV RENCANA KERJA DAN JADWAL KEGIATAN	30
4.1. Tempat dan Waktu Penelitian.....	30
4.2. Langkah-langkah Kegiatan.....	30
4.3. Perancangan dan Pembuatan Sistem Software.....	30
4.4. Pengujian Sistem	30
4.5. Analisa Data dan Evaluasi	30
4.6. Penyusunan Laporan	29
4.7. Jadwal Penelitian	31

4.8. Hasil yang diharapkan	33
DAFTAR PUSTAKA.....	34
LAMPIRAN	37

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Normal vs Cancer Cells	5
Gambar 2.2. Bentuk dan Margin Tumor Payudara	6
Gambar 2.3. (a) BI-RADS 1; (b) BI-RADS 2; (c) BI-RADS 3; (d) BI-RADS 4A; (e) BI-RADS 4B; (f) BI-RADS 4C; (g) BI-RADS 5	10
Gambar 2.4. B-Mode Ultrasound	11
Gambar 2.5. Pengaruh Median Filter pada citra.....	14
Gambar 2.6. Ruang Parametrik untuk CHT	15
Gambar 2.7. Circular Hough Transform pada : (a). Input Citra Lingkaran; (b). Pemberian Intensitas Cahaya Dengan Permukaan Gelap; (c). Pemberian Intensitas Cahaya dengan Permukaan Terang; (d). Deteksi Tepi Lingkaran	17
Gambar 2.8. Pemodelan parametrik dari profil tepi). (a) Fungsi sigmoid yang dijelaskan dari parameter ketajaman s . (b) Pemasangan kuadrat terkecil dari $p(\rho)$ dengan fungsi sigmoid, $f(\rho)$	18
Gambar 2.9. Diagram Fishbone dari penelitian yang dilakukan.	20
Gambar 3.1. Diagram Alir Desain Rancangan.	22

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Faktor Risiko Utama Kanker Payudara.....	7
Tabel 2.2. Kategori Risiko Kanker Payudara berdasarkan BI-RADS.....	9
Tabel 4.1. Jadwal penelitian.	32

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Kanker payudara merupakan salah satu jenis kanker yang paling umum diderita oleh perempuan di seluruh dunia. Menurut *World Health Organization* (WHO) dan Kementerian Kesehatan Republik Indonesia (Kemenkes RI), prevalensi kanker payudara sangat tinggi, dan angka kejadian terus meningkat dari tahun ke tahun. Pada tahun 2022, terdapat 2,3 juta wanita yang didiagnosis dengan kanker payudara dan 670.00 kematian secara global [1]. Seiring pertumbuhan populasi global dan harapan hidup meningkat, kanker diperkirakan akan menjadi lebih meningkat menjadi sekitar 30 juta kasus baru per tahun pada 2040 dari 19,3 juta pada 2020 [2]. Mengingat meningkatnya prevalensi angka pasien kanker payudara, perlu digencarkan lagi upaya pencegahan dan pendeteksian kanker payudara di seluruh dunia, khususnya di Indonesia. Pendeteksian kanker payudara saat ini menggunakan teknologi canggih dengan teknik-teknik untuk diagnosis kanker payudara diantaranya yaitu Mammografi, *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) dan ultrasonografi payudara [3]. Mammografi digital membuat gambar lebih mudah diolah dan dibagikan. Namun, mammografi dapat menghasilkan *false positif* seperti pada jaringan padat, jaringan fibroglandular yang normal dapat menutupi tumor kecil atau menciptakan tampilan seperti massa yang mencurigakan. Sehingga dapat menyebabkan kecemasan dan tes yang tidak perlu, atau *false negative*, yang dapat menunda pengobatan, terutama pada wanita dengan jaringan payudara padat. Kelebihan MRI yaitu sangat sensitif, terutama efektif dalam mendeteksi kanker pada jaringan payudara yang padat, dan berguna untuk mengevaluasi sejauh mana penyebaran kanker. Namun MRI mahal, memakan waktu, dan cenderung menghasilkan *false positif*, yang dapat menyebabkan biopsi yang tidak perlu [4]. Ultrasonografi payudara berguna untuk membedakan antara tumor padat dan kista karena prosedurnya tidak invasif, aman, dan tidak menggunakan radiasi ionisasi. Namun, ultrasonografi kurang andal dalam mendeteksi tumor kecil atau klasifikasi, dan akurasi bisa bergantung pada keterampilan operator yaitu ahli radiologi sehingga hasilnya bisa bervariasi [5].

Pada ultrasonografi, kanker payudara sering terlihat sebagai massa hipoeoik dengan tepi tidak teratur, orientasi vertikal, dan/atau bayangan akustik posterior. Beberapa tumor dapat tampak sebagai area non-sirkumscribed dengan penurunan ekogenisitas. Ultrasonografi juga andal dalam membedakan lesi kistik dan solid [3]. American College of Radiology (ACR) MRI Breast Imaging Reporting and Data System (BI-RADS) telah menjadi metodologi standar untuk menilai kemungkinan keganasan pada lesi yang terdeteksi melalui MRI & USG. BI-RADS menggabungkan analisis fitur morfologi, termasuk jenis lesi, bentuk, dan tepi, dengan penilaian kualitatif dari kinetika peningkatan awal dan bentuk kurva peningkatan tertunda [6]. Selain itu, BI-RADS juga mengklasifikasikan karakteristik jaringan payudara, yang memainkan peran penting dalam interpretasi citra radiologi. Payudara dengan kepadatan tinggi dapat menyulitkan deteksi lesi, sehingga klasifikasi ini membantu dalam menentukan strategi diagnosis dan tindak lanjut yang tepat [7]. Dalam konteks ini, fitur sonografi dari karsinoma payudara juga dinilai berdasarkan leksikon BI-RADS, yang mencakup orientasi lesi (paralel dan tidak paralel), bentuk (reguler dan tidak reguler), margin (sirkumscribed dan tidak sirkumscribed), margin

spikulat (ada dan tidak ada), pola akustik posterior (bayangan, peningkatan, dan tidak ada perubahan). Dengan mengintegrasikan analisis fitur-fitur ini, BI-RADS memberikan pendekatan yang efektif dalam penilaian kemungkinan keganasan pada lesi yang terdeteksi baik melalui MRI maupun sonografi, sehingga memudahkan diagnosis dan manajemen kanker payudara [8]. Menurut data, akurasi penilaian keganasan kanker menggunakan BI-RADS dengan ultrasonografi mencapai akurasi tertinggi pada 5 kategori BI-RADS yaitu pada angka 79,9%. 5 kategori BI-RADS juga mencapai angka 59,9% untuk sensitivitas tertinggi. Saat ini, mengandalkan indra penglihatan tidak cukup memahami hasil skrining citra payudara dan dapat meningkatkan kemungkinan hasil yang subjektif. Manusia memiliki keterbatasan mengidentifikasi dan probabilitas melewati kelainan-kelainan halus pada citra apabila dilakukan diagnosa secara manual dan dapat menyebabkan perbedaan persepsi antar operator. Sehingga diperlukan pengembangan metode yang lebih objektif, kuantitatif dan sudah di standarisasi.

Sebelumnya telah dilakukan penelitian tentang analisis tingkat keganasan kanker payudara berdasarkan ketidakraturan bentuk. Penelitian tersebut menggunakan metode *Spring-Charged Particles Model* untuk deteksi tepi dan digunakan ellipticity untuk menghitung korelasi ketidakraturan bentuk dengan kategori birads. Dataset yang digunakan menggunakan dataset yang sama yaitu BUS-BRA yang sudah sesuai dengan kategori BI-RADS. Perbedaannya terdapat pada metode pengukuran bentuk kanker dan fitur lain dalam pendeteksian kanker payudara. Proses pada penelitian tersebut dimulai dengan tahap *pre-processing* dimana akan dilakukan *resize* atau *resampling* untuk mengatur ukuran pada citra. Kemudian dilanjutkan pada tahap *edge-detection* menggunakan *deformable model* yang memanfaatkan gaya pegas dan gaya lorentz dalam membentuk sebuah model bernama *Spring-Charged Particle Model*. Kemudian dianalisis ketidakraturan bentuknya menggunakan perhitungan perbedaan elips pada lesi kanker yang kemudian akan digunakan dalam proses klasifikasi menggunakan *pearson correlation coefficient*. Namun, pada penelitian tersebut didapatkan hasil dengan nilai akurasi 36.25% dan nilai *Correlation coefficient* sebesar 0.424 yang mengindikasikan bahwa korelasi sedang atau moderat antara kategori BI-RADS[9]. Sehingga dibutuhkan parameter atau metode baru untuk menganalisis karakteristik kanker payudara dan meningkatkan akurasi serta nilai korelasi.

Oleh karena itu, penelitian ini akan mengembangkan metode baru untuk meningkatkan analisis terhadap karakteristik kanker payudara berdasarkan analisis bentuk menggunakan metode perhitungan perbedaan tepi kanker dengan *circularity* dan ketajaman tepi pada citra B-mode ultrasonografi. Penelitian ini juga akan digunakan untuk membandingkan metode baru dengan metode sebelumnya akan dimodifikasi beberapa proses dalam tahap klasifikasi dengan memanfaatkan parameter baru.

1.2. Rumusan Masalah

Penelitian ini berfokus pada sistem karakteristik diagnostik, yaitu BI-RADS, yang masih ditentukan secara manual melalui interpretasi visual oleh radiolog. Oleh karena itu, diperlukan pengembangan metode yang lebih objektif dan terstandarisasi untuk menentukan tingkat keganasan kanker payudara dengan menganalisis citra ultrasonografi. Penelitian sebelumnya sudah dilakukan oleh Marchelli Threecia dengan judul metode analisis keganasan kanker payudara berdasarkan ketidakraturan bentuk pada citra ultrasonografi, namun beberapa

pengembangan masih diperlukan karena akurasi yang masih rendah. Oleh sebab itu, penelitian ini diharapkan dapat meningkatkan angka akurasi dari penelitian sebelumnya dengan melakukan percobaan menggunakan parameter baru dan metode lain.

1.3. Batasan Masalah

Dalam penelitian ini, karakteristik kanker payudara ditentukan dengan menitikberatkan pada dua aspek utama, yaitu analisis ketidakteraturan bentuk (shape irregularity) dan ketajaman tepi (edge sharpness) yang terdeteksi pada citra ultrasonografi (USG) payudara. Analisis ini dilakukan untuk mengidentifikasi tingkat keganasan berdasarkan pola dan ciri khas yang terlihat dalam citra. Adapun batasan masalah yang dihadapi dalam penelitian ini mencakup keterbatasan dalam penggunaan dataset. Penelitian ini secara khusus menggunakan dataset BUS-BRA, yang merupakan kumpulan citra ultrasound payudara dengan kategori tingkat keganasan berdasarkan sistem klasifikasi BI-RADS (*Breast Imaging-Reporting and Data System*). Kategori BI-RADS yang digunakan meliputi tingkat keganasan dari kategori 2 hingga 5. Pendekatan berbasis dataset BUS-BRA ini bertujuan untuk memaksimalkan akurasi analisis, meskipun pengaplikasiannya terbatas pada data yang tersedia dalam dataset tersebut. Selanjutnya, penelitian ini difokuskan pada metode yang dapat mengotomatiskan analisis untuk meningkatkan keandalan dan efisiensi dalam penentuan karakteristik kanker payudara.

1.4. Tujuan dan Manfaat

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan metode kuantitatif yang objektif dan terstandarisasi dalam menilai karakteristik kanker payudara berdasarkan citra ultrasound. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis mendalam terhadap dua parameter utama, yaitu ketajaman tepi (edge sharpness) dan ketidakteraturan bentuk (shape irregularity) pada lesi kanker payudara. Diharapkan, pengembangan ini dapat memberikan manfaat signifikan dalam meningkatkan konsistensi dan akurasi diagnosis serta membantu dalam penilaian karakteristik kanker payudara, khususnya dalam analisis bentuk dan ketajaman tepi lesi. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi alat bantu diagnostik yang lebih objektif bagi profesional medis dan memudahkan dalam pengambilan keputusan klinis.

1.5. Kontribusi

Penelitian ini memberikan kontribusi dalam aspek ilmiah dan praktis. Secara ilmiah, penelitian ini berkontribusi dalam pengembangan metode baru untuk mengevaluasi tingkat keganasan kanker payudara melalui analisis bentuk pada citra ultrasonografi. Konsep-konsep teoritis dari analisis citra dan onkologi akan diterapkan untuk mengatasi masalah yang dihadapi dalam praktik klinis. Secara praktis, penelitian ini memberikan dukungan yang lebih kuat bagi para radiolog dan tenaga kesehatan lainnya dalam mengambil keputusan klinis yang lebih akurat dan berdasarkan informasi terkait penanganan kanker payudara. Selain itu, penelitian ini juga memperkenalkan metode yang lebih objektif, yang dapat membantu mengurangi variasi hasil antara radiolog, sehingga meningkatkan konsistensi dalam evaluasi citra medis.

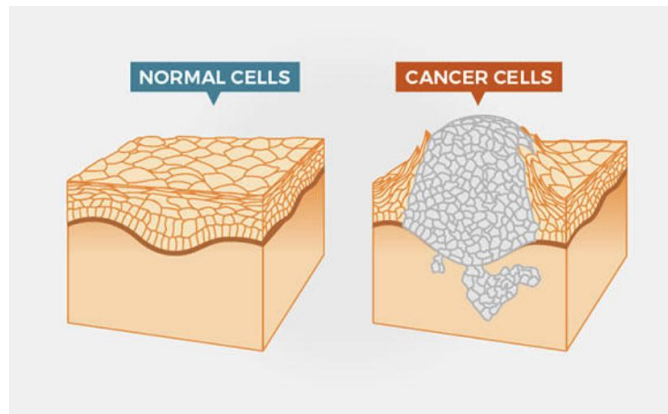
BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Kanker

Kanker adalah penyakit di mana beberapa sel dalam tubuh tumbuh tak terkendali dan menyebar ke bagian tubuh lain. Sel manusia tumbuh dan berkembang biak untuk membentuk sel-sel baru sesuai kebutuhan tubuh dan ketika rusak akan digantikan oleh sel-sel baru. Apabila proses ini mengalami kerusakan sehingga sel-sel abnormal tumbuh dan berkembang biak, maka akan terbentuk tumor yang bersifat kanker atau tidak kanker[8]. Sel-sel kanker berbeda secara signifikan dari sel normal, tumbuh tanpa sinyal pertumbuhan dan mengabaikan sinyal untuk berhenti membelah atau mati secara terprogram (apoptosis). Mereka dapat menyerang jaringan sekitarnya dan menyebar ke bagian tubuh lain, serta memicu pembentukan pembuluh darah baru yang menyediakan oksigen dan nutrisi bagi tumor. Kanker seringkali di asosiasikan dengan tumor. Beberapa tumor bersifat kanker (ganas) dan lainnya tidak bersifat kanker (jinak). Tumor jinak adalah pertumbuhan sel non-kanker yang umumnya tidak berbahaya dan tidak menyebar ke jaringan atau organ lain. Meskipun bisa menimbulkan rasa sakit dengan menekan jaringan di sekitarnya, tumor ini biasanya tumbuh lambat dan memiliki batas yang jelas. Tumor ganas adalah kanker yang dapat menyebar ke jaringan dan organ lain melalui proses yang disebut metastasis. Sel kanker dapat terlepas dari tumor utama dan menyebar melalui darah atau sistem limfatik, seringkali memerlukan pengobatan segera seperti pembedahan, kemoterapi, atau radioterapi [8].

Kanker merupakan penyakit kompleks yang dapat menyebar dari lokasi asalnya ke bagian tubuh lain atau jaringan lain. Penyebaran ini mencakup berbagai mekanisme biologis yang memungkinkan sel kanker untuk keluar dari tumor primer, melewati batas jaringan dan menyusup ke jaringan lain. Proses penyebaran kanker pada tubuh manusia melibatkan tiga aspek utama, yaitu metastasis, infiltrasi, dan proliferasi, masing-masing dengan karakteristik dan dampak yang berbeda. Metastasis merujuk pada penyebaran sel kanker ke organ atau jaringan yang jauh dari lokasi asalnya. Proses ini terjadi ketika sel kanker meninggalkan tumor primer, masuk ke pembuluh darah atau limfatik, dan membentuk tumor sekunder di organ lain, seperti paru-paru, hati, atau tulang. Metastasis merupakan indikasi stadium lanjut kanker dan seringkali menyebabkan komplikasi yang lebih berat, mengurangi prognosis pasien secara signifikan. Sementara itu, infiltrasi adalah penyebaran sel kanker yang terbatas pada jaringan sekitar tumor primer.

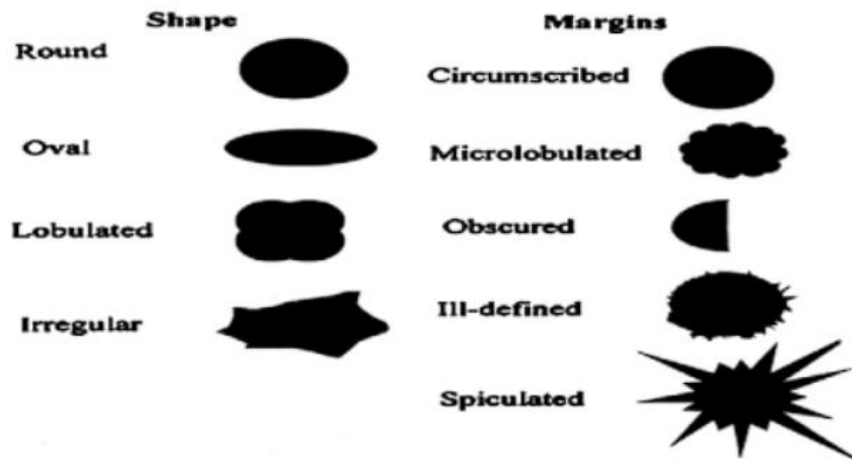


Gambar 2.1 Normal vs Cancer Cells[8]

Sel kanker yang terlibat dalam infiltrasi mengeluarkan enzim yang menghancurkan matriks ekstraseluler, memungkinkan mereka untuk menembus dan merusak jaringan sekitarnya. Proses ini menunjukkan invasi lokal dan menjadi langkah awal sebelum kanker mencapai tahap metastasis. Sebaliknya, proliferasi adalah proses pembelahan dan perbanyakan sel kanker yang menghasilkan massa tumor di lokasi asalnya. Ini merupakan penyebab utama pertumbuhan tumor primer dan biasanya terjadi pada tahap awal perkembangan kanker. Proliferasi menunjukkan dinamika pertumbuhan yang agresif dari sel kanker, yang dapat mempersulit pengendalian kanker jika tidak segera ditangani. Ketiga aspek ini saling terkait dan menggambarkan perjalanan kanker dari tahap lokal hingga tahap yang lebih kompleks dan sistemik. Pemahaman yang komprehensif tentang setiap aspek ini penting untuk pengembangan strategi diagnostik dan terapeutik yang lebih efektif dalam pengelolaan kanker.

2.1.1 Kanker Payudara

Perubahan Sel yang tidak normal pada payudara dapat ditandai dengan pembesaran ukuran payudara, perubahan bentuk, warna kulit payudara serta luka payudara yang lama sembuhnya. Ada beberapa faktor yang mempengaruhi kanker pada payudara, diantaranya usia, riwayat keluarga atau genetika, siklus menstruasi, pola makan, gaya hidup, melahirkan, penggunaan obat, dan riwayat kanker [8]. Beberapa faktor-faktor risiko yang dapat menyebabkan kanker payudara dapat diklasifikasikan ke dalam tujuh kelompok utama yang dapat dilihat pada Tabel 2.1. Kanker payudara memiliki karakteristik morfologis yang dapat diamati dari lokasi, ukuran, bentuk, dan sifat tepinya. Menurut American Cancer Society, bentuk kanker payudara dikelompokkan menjadi empat jenis, yaitu bulat, oval, berlobus, dan tidak teratur seperti yang terlihat pada Gambar 2.2 [12]. Karakteristik morfologis ini merupakan aspek penting yang harus diperhatikan oleh radiolog ketika mengevaluasi kemungkinan keberadaan kanker. Biasanya, tumor jinak memiliki bentuk yang jelas, padat, serta berbentuk bulat atau elips. Namun, tumor dengan bentuk yang tidak teratur dan tepi yang runcing cenderung memiliki potensi keganasan yang lebih tinggi. Gambar 2.2 merupakan contoh bentuk dan margin tumor payudara.



Gambar 2.2 Bentuk dan Margin Tumor Payudara[11].

Tabel 2.1. Faktor Risiko Utama Kanker Payudara[10][11]

Faktor Resiko	Deskripsi
Usia	Risiko kanker payudara meningkat seiring bertambahnya usia pada populasi perempuan.
Jenis Kelamin	Kanker payudara lebih sering terjadi pada perempuan.
Riwayat Pribadi Kanker Payudara	Memiliki riwayat kanker pada salah satu payudara meningkatkan kemungkinan munculnya kanker baru di payudara yang lain.
Faktor Risiko Histologis	Abnormalitas histologis yang ditemukan melalui biopsi payudara, seperti lobular carcinoma in situ (LCIS) dan perubahan proliferasi dengan atipia, merupakan faktor risiko penting dalam kanker payudara.
Riwayat Keluarga Kanker Payudara dan Faktor Risiko Genetik	Memiliki saudara kandung dengan kanker payudara meningkatkan risiko hingga 2-3 kali lipat. Sekitar 5-10% dari semua kasus kanker payudara disebabkan oleh faktor genetik, dengan BRCA1 dan BRCA2 sebagai gen utama yang meningkatkan kerentanan terhadap kanker, terutama pada wanita di bawah usia 30 tahun, di mana faktor genetik dapat menyumbang hingga 25% kasus.
Faktor Risiko Reproduksi	Tenggak reproduksi yang memperpanjang paparan estrogen, seperti menstruasi sebelum usia 12, melahirkan anak pertama setelah usia 30, tidak pernah melahirkan, dan menopause setelah usia 55, dapat meningkatkan risiko kanker payudara.
Penggunaan Hormon Eksogen	Penggunaan hormon eksogen, baik untuk kontrasepsi pada wanita pramenopause maupun terapi penggantian hormon pada wanita pascamenopause, juga dapat menjadi faktor risiko kanker payudara.

2.1.2. Klasifikasi Kanker Payudara

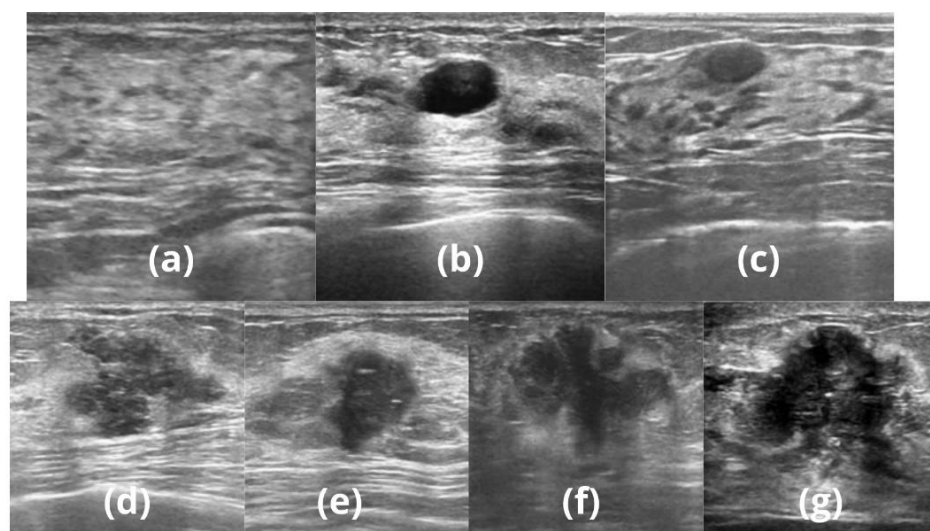
Diagnosis Kanker payudara sudah ada sejak 3500 tahun yang lalu, ketika penyakit ini diklasifikasi berdasarkan tanda dan gejala yang terlihat. Pada tahun 1960-an hingga awal tahun, ditemukan signifikansi biologis dari status reseptor hormon pada kanker payudara yang kemudian mengarah pada persetujuan obat anti-estrogen tamoxifen. Tahun 1980-an ditandai dengan diperkenalkannya program *scanning* mamografi berbasis populasi. Selain itu, kriteria yang lebih terperinci untuk penilaian histologis jenis tumor dan tingkatannya, beserta signifikansi prognostiknya, juga diterbitkan, bersamaan dengan pentingnya variabel patologis lainnya. Pada tahun 1990-an, obat-obat kemoterapi penting seperti taksan dan kapesitabin disetujui untuk pengelolaan adjuvan kanker payudara, dan mutasi genetik spesifik pada gen penekan tumor, BRCA1 dan BRCA2, berhasil diidentifikasi. Menjelang akhir tahun 1990-an, obat target anti-HER2 pertama, trastuzumab (Herceptin), disetujui untuk pengobatan kanker payudara metastasis. Pada awal 2000-an, klasifikasi molekuler kanker payudara diperkenalkan dengan sub tipe molekuler intrinsik dan tanda tangan multigen, yang memberikan pemahaman baru tentang kanker payudara. Meskipun variabel morfologis tetap penting, dua dekade terakhir penelitian kanker payudara berfokus pada pendekatan molekuler. Kemajuan ini didukung oleh teknik molekuler seperti mikroarray, pengurutan generasi berikutnya, serta berkembangnya terapi target dan pengobatan presisi. Kemajuan terus berkembang dalam pemahaman tentang biologi dan pengelolaan klinis kanker payudara bersama dengan peningkatan deteksi kanker payudara dan pengakuan terhadap heterogenitasnya yang signifikan, telah menekankan pentingnya klasifikasi patologis yang berfokus pada pasien dengan relevansi biologis dan klinis. Hal ini mencakup sistem klasifikasi yang kompleks dan terus berkembang, yang didasarkan pada diagnosis, evaluasi prognostik, dan stratifikasi prediktif, selain stratifikasi kanker payudara ke dalam kelompok lain yang relevan secara klinis untuk membantu pemantauan penyakit, konseling genetik, dan penilaian faktor risiko.

Sistem klasifikasi kanker payudara mencakup berbagai parameter yang dirancang untuk memberikan informasi diagnostik, prognostik, dan prediktif yang komprehensif. Parameter ini dibagi menjadi beberapa kategori utama: presentasi, pencitraan, morfologis, molekuler, dan terapi. Parameter presentasi meliputi aspek-aspek seperti metode deteksi (terdeteksi melalui skrining atau berdasarkan gejala) dan stadium penyakit (stadium awal, stadium lanjut lokal atau metastasis). Informasi lain seperti tanda dan gejala klinis (misalnya peradangan, ukuran, konsistensi, bentuk, fiksasi, perubahan kulit dan puting susu, serta temuan aksila) status menopause (premenopause atau pascamenopause), jenis kelamin, usia, asal etnis, serta riwayat keluarga juga memainkan peran penting dalam memahami profil pasien. Kemudian parameter pencitraan mencakup karakteristik tumor seperti bentuk massa, margin, kedalaman, lokasi, komposisi payudara, adanya kalsifikasi, serta temuan di kelenjar getah bening aksila dan lateralitas. Informasi pencitraan ini membantu memandu diagnosis dan perencanaan pengobatan. Parameter morfologis, yang lebih sering digunakan untuk diagnosis dan prognosis, melibatkan differensiasi tumor berdasarkan tipe dan grade. Saat ini, setidaknya terdapat 18 jenis tumor yang didefinisikan, dengan beberapa varian berdasarkan kombinasi fitur sitologi, arsitektur, aktivitas sekretori, dan fitur stroma. Tingkat differensiasi tumor diklasifikasikan ke dalam tiga tingkatan berdasarkan kemiripan tumor dengan struktur normal unit terminal duct lobular (TDLU). Selain itu, evaluasi luas penyakit mencakup ukuran tumor invasif, infiltrasi ke jaringan sekitarnya, status kelenjar getah bening, dan identifikasi lesi di lokasi lain. Faktor lain

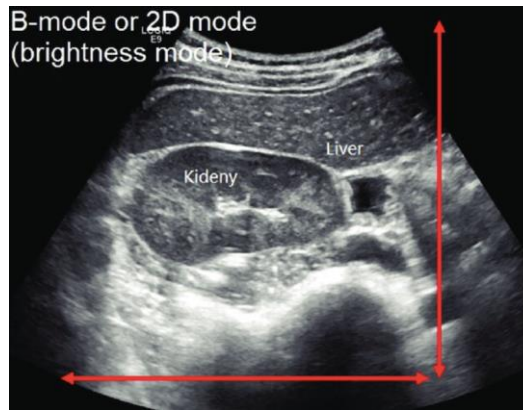
yang dipertimbangkan termasuk invasi ciri stroma seperti tumor-infiltrating lymphocytes (TIL), penyakit paget, fokalitas, bilateralitas, dan status eksisi. Parameter molekuler, lebih sering digunakan untuk tujuan prediktif tetapi juga memiliki nilai diagnostik dan prognostik multigen digunakan untuk menilai risiko pada kelompok tertentu, terutama pada subkelas luminal. Analisis untuk menilai risiko pada genomik mencakup subtype molekuler intrinsik (luminal, basal, dan HER2-enriched), tanda tangan mutasi, serta klasifikasi berdasarkan kombinasi transkriptomik dan genomik, seperti analisis jumlah salinan gen. Parameter klasifikasi untuk terapi, melibatkan jenis terapi yang diterima pasien, termasuk terapi sistemik pada pasien yang tidak diobati versus yang diobati, terapi neoadjuvant atau adjuvant, serta terapi (pertama, kedua, atau ketiga) juga menjadi faktor penting dalam pengelolaan kanker payudara [13].

2.2. BI-RADS

BI-RADS, atau Breast Imaging Reporting and Data System, adalah sistem standar yang dikembangkan oleh American College of Radiology (ACR) untuk meningkatkan kejelasan dan konsistensi pelaporan mamografi. BI-RADS mengkategorikan lesi ke dalam beberapa tingkatan, dengan masing-masing kategori menunjukkan tingkat kecurigaan untuk kanker dada. Kategori penilaian BI-RADS membantu ahli radiologi mengkomunikasikan lesi dan rekomendasi dengan jelas[6]. Adapun rincian penilaian kategorinya dapat dilihat pada Tabel 2.2 [13]. Dalam studi tersebut, kategori BI-RADS diberikan berdasarkan ada tidaknya peningkatan kontras dan karakteristik lesi payudara. Kategori BI-RADS 1 diberikan untuk lesi yang tidak menunjukkan peningkatan kontras. Kategori BI-RADS 2 diterapkan pada lesi yang mengalami peningkatan kontras tetapi dianggap jinak, dengan ciri-ciri seperti tepi yang jelas, peningkatan yang homogen, dan sinyal intensitas yang stabil. Kategori BI-RADS 3 diberikan untuk lesi yang sesuai dengan "*unidentified bright objects*" (UBO) atau peningkatan yang dipicu oleh hormon, serta lesi jinak yang tidak memiliki beberapa fitur dari kategori BI-RADS 2.



Gambar 2.3 Citra kanker payudara pada pemeriksaan USG dengan kategori BI-RADS :
(a) BI-RADS 1; (b) BI-RADS 2; (c) BI-RADS 3; (d) BI-RADS 4A; (e) BI-RADS 4B;
(f) BI-RADS 4C; (g) BI-RADS 5 [15]



Gambar 2.4 B-Mode Ultrasound [19]

Kategori BI-RADS 4 diberikan pada lesi yang menunjukkan washout time course atau morfologi mencurigakan, seperti bentuk yang tidak teratur, konfigurasi spikulasi, atau peningkatan asimetris. Kategori BI-RADS 5 diberikan pada lesi dengan fitur morfologi dan arsitektur yang sangat menunjukkan keganasan. Penelitian ini menyarankan bahwa pendekatan ini memerlukan validasi lebih lanjut untuk memperkuat metode klasifikasi ini[16].

Perbedaan utama antara mamografi dan ultrasound dalam sistem BI-RADS terletak pada cara keduanya menilai karakteristik lesi. Mamografi lebih efektif dalam mendeteksi mikrokalsifikasi dan distorsi arsitektur jaringan, sementara ultrasound lebih baik untuk mengevaluasi massa padat dan kista, terutama pada jaringan payudara yang padat. Mamografi lebih sering digunakan untuk skrining awal, sedangkan ultrasound digunakan sebagai tindak lanjut untuk lesi yang tidak jelas pada mamografi [17].

2.3. B-Mode Ultrasound

Ultrasound atau ultrasonografi adalah teknik pencitraan medis yang menggunakan gelombang suara frekuensi tinggi dan pantulannya [18]. Prosedurnya tidak invasif, aman, dan tidak menggunakan radiasi ionisasi. Namun, ultrasonografi kurang andal dalam mendeteksi tumor kecil atau klasifikasi, dan kelemahannya akurasi bisa bergantung pada keterampilan operator yaitu ahli radiologi[3]. Ultrasound bekerja dengan cara mesin ultrasound mengirimkan pulsa suara berfrekuensi tinggi (rentang 1 hingga 5 megahertz) ke dalam tubuh menggunakan sebuah probe. Gelombang suara ini merambat ke dalam tubuh dan mengenai batas antara jaringan (misalnya antara cairan dan jaringan lunak, atau jaringan lunak dan tulang). Beberapa gelombang suara dipantulkan kembali ke probe, sementara yang lainnya terus bergerak hingga mencapai batas lain dan dipantulkan kembali. Gelombang pantulan ini ditangkap oleh probe dan dikirimkan ke mesin. Mesin kemudian menghitung jarak dari probe ke jaringan atau organ (batas) dengan menggunakan kecepatan suara dalam jaringan (1.540 m/s) dan waktu kembalinya setiap gema (biasanya dalam hitungan sepersejuta detik). Mesin tersebut menampilkan jarak dan intensitas gema pada layar, membentuk gambar dua dimensi. Dalam ultrasound biasa, jutaan pulsa dan gema dikirim dan diterima setiap detik. Probe dapat digerakkan di permukaan tubuh dan diatur sudutnya untuk mendapatkan berbagai tampilan[18].

Tabel 2.2. Kategori Risiko Kanker Payudara berdasarkan BI-RADS [14].

Kategori	Deskripsi	Rekomendasi Tindakan
Kategori 0	Tidak Lengkap. Kategori ini menunjukkan bahwa studi pencitraan tambahan diperlukan untuk membuat penilaian definitif. Ini sering digunakan ketika mammogram awal tidak meyakinkan.	Pencitraan tambahan diperlukan.
Kategori 1	Negatif. Simetris dan tidak ada massa, distorsi arsitektural, atau kalsifikasi yang mencurigakan. Ini berarti bahwa tidak ada lesi yang signifikan dan mamografi tahunan rutin direkomendasikan.	Mamografi tahunan rutin.
Kategori 2	Benign. Kategori ini menunjukkan bahwa ada lesi jinak seperti kista atau fibroadenoma, dan mamografi tahunan rutin juga direkomendasikan.	Mamografi tahunan rutin.
Kategori 3	Mungkin benih kategori ini menunjukkan bahwa ada kemungkinan kanker yang rendah (sekitar 0.5% hingga 2% risiko). Biasanya merekomendasikan tindak lanjut dalam 6 bulan untuk memantau perubahan apa pun. Menurut penelitian, hanya sebagian kecil lesi yang ganas setelah penyelidikan lebih lanjut sehingga kanker jarang ditemukan dalam kategori ini.	Tindak lanjut dalam 6 bulan untuk memantau perubahan.
Kategori 4	Curiga keganasan. Kategori ini menunjukkan lesi yang mencurigakan keganasan, dengan risiko kanker sedang berkisar antara 23% hingga 34%. Ini sering termasuk massa yang tidak teratur atau kalsifikasi yang mencurigakan. Biopsi biasanya direkomendasikan untuk evaluasi lebih lanjut. BI-RADS kategori 4 terbagi menjadi 4A (risiko keganasan 2-9%), 4B (10-49%), dan 4C (50-94%). Subkategori 4C menunjukkan kecurigaan tinggi, sehingga biopsi sangat dianjurkan untuk memastikan diagnosis. Klasifikasi ini mendukung keputusan diagnostik dan terapi.	Biopsi direkomendasikan.
Kategori 5	Sangat sugestif untuk keganasan. Kategori ini digunakan untuk lesi yang telah didiagnosis ganas melalui biopsi dan segera memerlukan tindakan yang sesuai.	Tindakan perlu segera dilakukan.
Kategori 6	Keganasan yang terbukti melalui biopsi.	Penanganan perlu segera dilakukan.

Probe terdiri dari beberapa jenis tergantung kebutuhan pasien. Klasifikasi probe ini berdasarkan ketebalan jaringan (penetrasi) dan luas daerah yang akan di deteksi (frekuensi). USG (Ultrasonografi) sebagai alat diagnostik menawarkan sensitivitas tinggi dalam mendeteksi kanker payudara pada wanita dengan jaringan payudara yang padat dan berisiko tinggi. Secara

khusus, USG payudara B-mode dan USG elastografi payudara telah menjadi metode yang banyak digunakan untuk deteksi kanker payudara[20]. ACR telah menyusun draf awal leksikon ultrasound payudara dengan dukungan dari Office on Women's Health, Department of Health and Human Services. Draf ini mencakup berbagai deskripsi penting, seperti bentuk massa yang dapat berupa oval, bulat, atau tidak beraturan, serta pola gema yang diklasifikasikan sebagai anechoic, hyperechoic, kompleks, atau hypoechoic. Selain itu, fitur akustik posterior dijelaskan sebagai tidak ada, peningkatan, bayangan, atau kombinasi dari ketiganya. Orientasi massa juga menjadi perhatian, di mana massa dapat sejajar dengan garis kulit (lebih lebar daripada tinggi) atau tidak sejajar (lebih tinggi daripada lebar). Sementara itu, tepi massa dapat digambarkan sebagai sirkumsirk, baik tanpa tepi, dengan tepi tipis, maupun tepi tebal, atau tidak beraturan dengan karakteristik seperti tidak jelas, bersudut, mikrolobulasi, atau spikulasi [21]

B-mode (*Brightness mode*) adalah konversi elektronik dari informasi amplitudo A-mode menjadi sinyal yang dimodulasi *brightness* sepanjang lintasan garis A(amplitudo). *Brightness* dikodekan sebagai nilai *grayscale* yang proporsional dengan amplitudo sinyal gema. B-Mode merupakan bagian intrinsik dari M-mode pencitraan *grayscale* 2D [22] USG B-Mode adalah sebuah teknik pencitraan yang menghasilkan gambar 2 dimensi dari struktur tubuh internal dan menggunakan gelombang suara untuk membuat gambar organ dan jaringan secara *real-time*, dan menjadikannya sebagai alat diagnostik. Ultrasound bekerja dengan memancarkan pulsa dari transduser, bertemu jaringan dengan sifat akustik yang berbeda lalu dipantulkan kembali ke transduser, sementara yang lain menembus lebih dalam. Intensitas gema yang kembali ditampilkan sebagai gambar, di mana kecerahannya sesuai dengan kekuatan gema yang diterima. Deteksi tepi sangat penting dalam pencitraan ultrasound B-Mode karena membantu mengidentifikasi batas antara jaringan atau struktur yang berbeda. Deteksi tepi yang akurat meningkatkan proses segmentasi, dan penting untuk memahami anatomi karena tepi mewakili perubahan signifikan dalam sifat jaringan [23].

2.4. Image Processing

Pengolahan citra merupakan salah satu langkah krusial dalam analisis data citra medis, terutama dalam penelitian berbasis kanker payudara. Melalui tahapan ini, data citra yang diperoleh dapat ditingkatkan kualitasnya sehingga lebih mudah diinterpretasikan dan diolah lebih lanjut. Proses ini mencakup serangkaian teknik yang dirancang untuk meningkatkan akurasi analisis, baik dalam mendeteksi fitur penting maupun dalam proses klasifikasi. Setiap tahapan dalam pengolahan citra dirancang untuk mengoptimalkan informasi visual sehingga mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik. Adapun langkah-langkah yang dilakukan dalam pengolahan citra mencakup pre-processing, ekstraksi fitur, dan analisis data.

2.4.1. Pre-Processing

Pre-processing adalah langkah awal dalam pengolahan citra. Proses ini bertujuan untuk menyelaraskan dataset yang digunakan. Tahapan pra-pengolahan mencakup penyeragaman resolusi (resampling), penyaringan dengan penyesuaian kecerahan (*brightness*) dan kontras, serta penerapan filter Gaussian, filter median, dan thresholding. Penyeragaman resolusi dilakukan untuk menjaga kualitas citra. Penyesuaian kecerahan bertujuan untuk mengatur tingkat terang pada citra secara keseluruhan. Sementara itu, penyesuaian kontras digunakan untuk mempertegas perbedaan antara piksel terang dan gelap, yang dapat membantu memperjelas batas antara struktur yang berbeda, seperti antara jaringan normal dan jaringan

abnormal[24]. Sebelum deteksi tepi, dilakukan juga filtering untuk meningkatkan visibilitas tepi dan detail halus, agar dapat mendeteksi tepi dengan akurat dan memisahkan dengan jaringan-jaringan sekitarnya. Citra ultrasound seringkali mengalami gangguan *noise*, sehingga penggunaan filter Gaussian dan filter median diperlukan untuk mengurangnya. Kedua filter ini bekerja dengan mengkorelasikan kernel berukuran 3×3 , 5×5 , 7×7 , dan sebagainya. Filter Gaussian digital 2 dimensi memiliki σ yang merupakan varians filter Gaussian, dan ukuran kernel filter biasanya ditentukan dengan mengabaikan nilai-nilai yang lebih kecil dari nilai maksimum kernel. Ketika filter Gaussian digunakan untuk meredam noise, varians filter yang besar efektif untuk menghaluskan noise, tetapi pada saat yang sama dapat mendistorsi bagian gambar dengan perubahan kecerahan piksel yang tajam [25]. Gaussian filter digunakan pada tahap *pre-processing* sebelum dilakukan *edge detection*. Gaussian filter bekerja dengan cara menghaluskan citra untuk mengurangi noise. Hal ini penting karena noise dapat menyebabkan deteksi tepi yang salah (*false edges*) atau membuat algoritma deteksi tepi menjadi kurang akurat.

Pada *median filter* dilakukan beberapa tahap yaitu penambahan padding, ekstraksi *window*, penghitungan median, dan penggantian nilai piksel tengah. *Padding* merupakan proses penambahan piksel tambahan di bagian tepi citra untuk menangani masalah ketika menerapkan filter yang memerlukan informasi dari piksel-piksel di sekitarnya. *Padding* berfungsi memproses piksel di area tepi citra tanpa mengorbankan informasi [25]. Kemudian diambil sub-matriks berukuran $k \times k$ yang berpusat pada setiap piksel dari *image* yang sudah dilakukan *padding*. Jendela ini mencakup piksel pusat dan piksel-piksel disekitarnya. Untuk setiap piksel $I(i, j)$ dalam citra, mengambil jendela $k \times k$ yang berpusat pada piksel tersebut. Jika I_p adalah citra yang sudah dilakukan *padding*, maka jendela N_{ij} untuk piksel $I(i, j)$ menjelaskan cara mengambil nilai piksel dari lingkungan sekitar $k \times k$ untuk setiap piksel $I(i, j)$ [27]. Perhitungan *median* dilakukan untuk menggantikan nilai piksel pusat dalam jendela, untuk menghilangkan noise tanpa mengaburkan tepi objek dalam citra. Proses dilakukan dengan mengambil semua nilai piksel dalam jendela $k \times k$ lalu diubah menjadi vektor satu dimensi v_{ij} yang diurutkan dalam urutan menaik [26]. Median filter memiliki kemampuan menghilangkan noise lebih sedikit pengaburan dibandingkan filter lain dengan ukuran kernel yang sama. Gambar 2.3 menjelaskan bagaimana median filter berefek pada sebuah citra.

Filter median menentukan warna suatu piksel berdasarkan warna dari "mayoritas" piksel dalam wilayah filter. Hal ini membuat filter median lebih andal, karena nilai yang sangat tinggi atau sangat rendah (outlier) tidak memiliki pengaruh signifikan terhadap hasil akhir, berbeda dengan rata-rata linier yang dapat terpengaruh oleh outlier. Dalam prosesnya, filter median memberikan bobot tertentu pada setiap posisi piksel di wilayah filter. Untuk menghitung hasil, nilai piksel dalam wilayah filter dimasukkan ke dalam sebuah vektor piksel, dan diperluas sesuai dengan bobotnya. Setelah itu, vektor piksel yang diperluas ini diurutkan secara berurutan, dan nilai median dari vektor tersebut dipilih sebagai hasil akhirnya. Proses ini memastikan bahwa nilai akhir yang dihasilkan lebih tahan terhadap gangguan noise yang ekstrem.



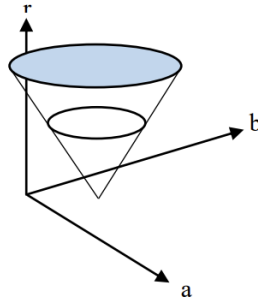
Gambar 2.5 Pengaruh median filter pada citra : a. Gambar asli dengan *salt-and-pepper noise*; b. Linear filter menghapus beberapa noise dan tidak sepenuhnya, juga memperbesar noise; c. Median filter pada salt-and-paper noise dan tetap mempertahankan struktur citra tetap utuh. Filter ini juga menciptakan area kecil dengan intensitas rata yang memengaruhi ketajaman[27].

2.4.2. *Edge-Detection using SCPM*

Satu proses metode yang dilakukan untuk mendeteksi tepi dari suatu objek citra disebut *Edge Detection*. Edge detection digunakan untuk mengekstraksi tepi dari tumor atau kanker yang ada untuk melihat perbedaan pixel yang tinggi disekitarnya [28]. *Edge detection* digunakan untuk melihat perbedaan pixel yang tinggi dengan daerah di sekitarnya. Ada banyak metode yang bisa dilakukan untuk *edge detection*, salah satunya yaitu *Spring-Charged Particles Model*.

Spring-Charged Particles Model merupakan sebuah *deformable model* yang bekerja dengan menggerakkan partikel bermuatan positif yang terhubung oleh *spring* dan bergerak ke dalam medan negatif yang dihasilkan dari gambar gradien [28]. *Spring-Charged Particles Model* dibagi menjadi dua bagian yaitu perhitungan *internal force (negative field)* serta *external coulomb* dan *spring forces*. Perhitungan gradien dalam arah horizontal dan vertikal pada citra dilakukan menggunakan operator Sobel, yang menggunakan kernel khusus untuk masing-masing arah horizontal dan vertikal [29]. Dengan mengonvolusikan kernel tersebut dengan citra, diperoleh gradien pada arah horizontal dan vertikal. Setelah itu, magnitude gradien dihitung dengan menggabungkan kedua gradien tersebut untuk mendapatkan nilai gradien total pada setiap piksel dalam citra.

Selanjutnya, untuk menghitung medan eksternal, dilakukan perhitungan komponen medan pada setiap piksel menggunakan gaya Lorentz. Proses ini diawali dengan membuat dua matriks kosong untuk menyimpan komponen medan eksternal pada arah horizontal dan vertikal, yang ukurannya sama dengan hasil magnitude gradien. Jarak relatif dihitung untuk setiap piksel dengan menggunakan koordinat relatif terhadap seluruh grid dalam citra. Jarak ini digunakan untuk memberikan bobot berdasarkan intensitas perubahan gradien pada setiap titik [26]. Proses selanjutnya adalah menghitung gaya Lorentz dengan membagi nilai bobot relatif dengan jarak yang telah diperoleh. Setelah itu, gaya internal, seperti gaya Coulomb dan gaya pegas, dihitung



Gambar 2.6 Ruang Parametrik untuk CHT [33]

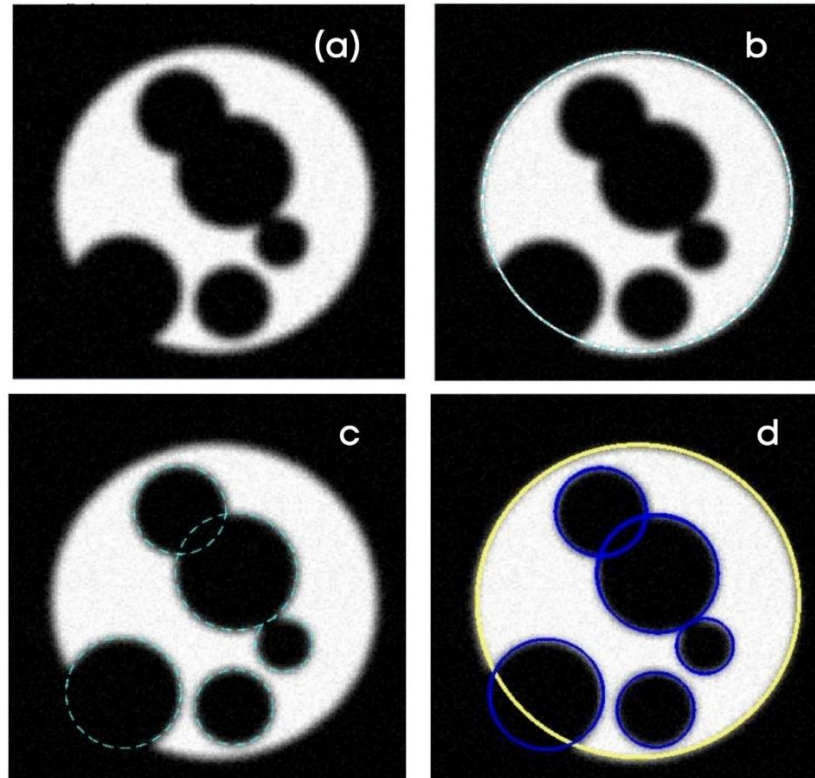
untuk mendapatkan total gaya pada setiap partikel dalam citra. Gaya Coulomb memperhitungkan interaksi antarpartikel dengan mempertimbangkan muatan masing-masing partikel[30], sedangkan gaya Lorentz diperoleh dari interaksi antara partikel dan medan eksternal. Gaya pegas dihitung berdasarkan kekakuan dan defleksi pegas antarpartikel. Setelah total gaya dihitung, posisi baru dan kecepatan partikel diperbarui secara iteratif. Proses ini menggunakan hukum gerak Newton, di mana percepatan dihitung dari total gaya yang bekerja pada partikel dan massa partikel tersebut. Dengan cara ini, posisi dan kecepatan partikel diperbarui secara bertahap sesuai dengan waktu untuk menyimulasikan pergerakan partikel dalam citra [30].

2.5. Circular Hough Transform dalam analisis ketidakaturan bentuk

Hough Transform adalah metode untuk mendeteksi garis lurus dalam sebuah gambar dengan merepresentasikan garis dalam ruang parameter. Salah satu pendekatan yang digunakan adalah persamaan $y = mx + c$, di mana parameter m (kemiringan) dan c (intersep) dikuantisasi ke dalam array akumulator. Proses deteksi dilakukan dengan mengevaluasi setiap piksel (x_i, y_i) dalam gambar biner. Untuk setiap nilai parameter m , nilai c dihitung menggunakan persamaan $c = -mx_i + y_i$ kemudian array akumulator diperbarui dengan menambahkan 1 pada posisi yang sesuai. Namun, model ini memiliki kelemahan dalam merepresentasikan garis vertikal, di mana nilai m mendekati tak hingga. Untuk mengatasi hal ini, digunakan representasi polar dengan persamaan $r = x \cos \theta + y \sin \theta$. Dalam model ini, r adalah jarak garis dari titik asal, dan θ adalah sudut garis terhadap sumbu x . Setiap titik tepi (x_i, y_i) dalam gambar memetakan ke kurva sinusoidal di ruang parameter, dengan nilai r dihitung untuk berbagai sudut θ . Proses algoritmanya dimulai dengan mengkuantisasi ruang parameter ke dalam array akumulator dan menginisialisasi seluruh elemen array ke nol. Selanjutnya, setiap piksel dalam gambar biner digunakan untuk memperbarui array akumulator berdasarkan parameter yang memenuhi persamaan garis. Puncak (maksimum) dalam array akumulator kemudian mewakili parameter (m, c) atau (r, θ) yang sesuai dengan garis dalam gambar [31]. Algoritma Hough Transform bekerja dengan cara berikut. Pertama, ruang parameter (yang merepresentasikan bentuk yang dicari) dikuantisasi ke dalam sebuah array yang disebut accumulator array. Array ini diinisialisasi dengan nilai nol di semua sel. Kemudian, setiap titik dalam gambar diproses. Untuk setiap titik, dihitung parameter yang mungkin membentuk garis atau bentuk lainnya. Nilai di sel yang sesuai dalam array akumulator ditambahkan satu. Artinya, semakin banyak titik yang mendukung suatu parameter, nilai di sel tersebut akan semakin besar. Pada akhirnya,

nilai maksimum di dalam array akumulator diidentifikasi. Nilai maksimum ini menunjukkan parameter yang paling sesuai dengan bentuk yang dicari dalam gambar [32].

Circular Hough Transform (CHT) memetakan setiap lingkaran dalam citra berdasarkan tiga parameter: pusat lingkaran (a, b) dan jari-jari (r). Dengan tiga parameter ini, ruang parameter untuk lingkaran berada pada dimensi tiga (R^3), berbeda dengan garis yang hanya berada pada dimensi dua (R^2). Karena jumlah parameter untuk lingkaran lebih banyak, transformasi Hough umumnya disederhanakan dengan membatasi atau menetapkan jari-jari lingkaran sebagai konstanta untuk mengurangi kompleksitas ruang parameter. Ruang parametrik untuk CHT dijelaskan pada Gambar 2.6. Dalam CHT, setiap titik pada gambar yang memenuhi persamaan lingkaran akan berada di keliling lingkaran yang ditentukan oleh parameter a, b , dan r . Sebaliknya, jika sekumpulan titik berada pada lingkaran yang sama, maka mereka harus memiliki parameter yang sama. Dengan metode ini, dapat ditemukan parameter lingkaran dari himpunan titik pada gambar. Algoritma CHT dimulai dengan menginisialisasi array akumulator untuk parameter a, b , dan r dengan nilai nol. Untuk setiap titik dalam gambar, parameter lingkaran dihitung dan array akumulator diperbarui dengan menambahkan nilai pada sel yang sesuai. Setelah semua titik diproses, maksimum lokal dalam array akumulator diidentifikasi. Puncak-puncak ini menunjukkan parameter lingkaran yang ditemukan dalam citra. Jika lingkaran yang ditemukan hanya berupa busur (sebagian lingkaran), maka kontribusi terhadap akumulator akan lebih kecil. Oleh karena itu, diperlukan normalisasi untuk memastikan lingkaran yang ditemukan sesuai dengan distribusi titik dalam citra. Normalisasi dilakukan dengan mengalikan array akumulator dengan faktor skala untuk menyeimbangkan kontribusi dari berbagai ukuran lingkaran. Dalam mempercepat proses, maka citra lingkaran disimpan dalam bentuk citra *grayscale* (skala abu-abu). Intensitas cahaya pada citra lingkaran sangat penting untuk mempermudah proses deteksi setiap lingkaran. Rentang intensitas cahaya dalam citra ditetapkan antara 0 hingga 1. Selain itu, polaritas objek, baik gelap maupun terang, juga diperhitungkan, sehingga lingkaran yang terdeteksi mencakup objek dengan latar depan gelap maupun terang. Hal ini dapat diamati pada ilustrasi di Gambar 2.7.



Gambar 2.7 Circular Hough Transform pada : (a). Input Citra Lingkaran; (b). Pemberian Intensitas Cahaya Dengan Permukaan Gelap; (c). Pemberian Intensitas Cahaya dengan Permukaan Terang; (d). Deteksi Tepi Lingkaran [32]

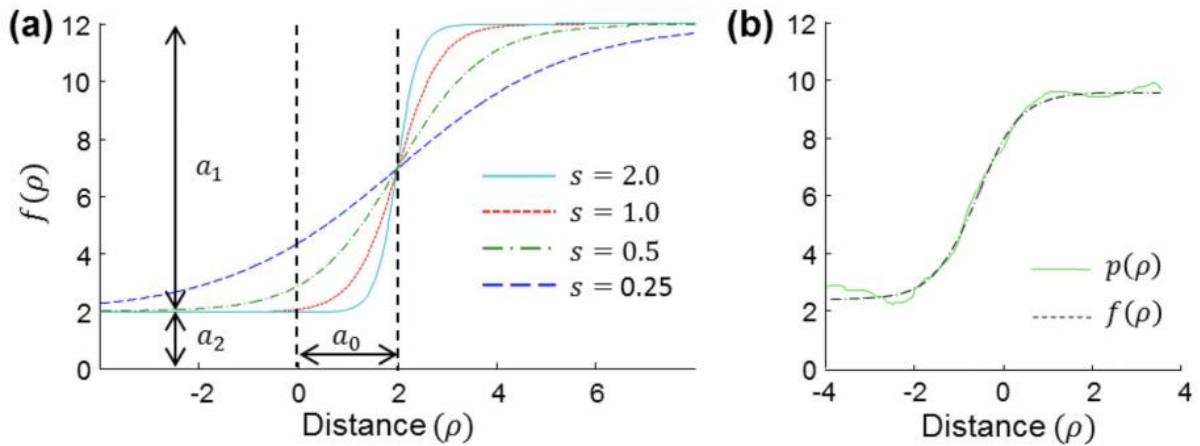
2.6. Edge Sharpness

Ketika menganalisis rangkaian citra Ultrasonografi (USG) payudara, seorang radiolog akan memeriksa secara visual tanda-tanda keganasan. Radiolog juga mencari lesi dengan bentuk spikula (atau lesi berbentuk tidak teratur), vaskularisasi jaringan yang heterogen, dan tepi tumor yang menyebar, yang semuanya merupakan indikasi kanker dan dapat memengaruhi diagnosis akhir berdasarkan leksikon pelaporan *Breast Imaging Report and Data System (BI-RADS)*. Tumor kanker dicirikan oleh pertumbuhannya ke jaringan disekitarnya. Pertumbuhan ini menciptakan tepi tumor yang tidak tajam. Tepi tersebut biasanya tampak kabur atau menyebar secara bervariasi [33]. Ketajaman tepi adalah rata-rata gradien dari tepi nodul. Tepi dalam gambar biomedis seringkali membawa informasi yang penting secara fisiologis dan memainkan peran penting dalam kuantisasi gambar. R Ahmad dkk, dalam penelitiannya mengusulkan sebuah metode yang disebut *Edge Sharpness Assesment by Parametric Modeling (ESAP)*, yang didasarkan pada pemodelan sigmoidal dari tepi, yang berusaha memberikan ukuran ketajaman yang tahan terhadap kondisi SNR rendah. Yang lebih penting, metode ESAP dilengkapi untuk menangani kompleksitas gambar, ketajaman batas spesifik jaringan, dan kabur anisotropic. Metode ESAP melibatkan pemasangan fungsi sigmoid ke profil intensitas tepi. Parameter ketajaman yang dirutunkan dari fungsi sigmoid ini mengukur ketajaman tepi.

Metode *Edge Sharpness Assesment by Parametric Modeling (ESAP)* dimulai dari tahap awal yaitu melihat setiap pixel di gambar yang merupakan bagian dari tepi, hanya untuk menemukan lokasi tepi. Untuk setiap pixel pada tepi, data intensitas dari gambar asli, bukan dari versi gambar yang sudah dihaluskan. Ini memastikan hasilnya tidak dipengaruhi oleh

proses penghalusan yang dilakukan sebelumnya. Setiap profil intensitas yang dibaca dari $I(x, y)$ diambil dari sepanjang segmen garis kecil yang secara lokal tegak lurus terhadap kontur tepi atau secara ekuivalen, searah dengan $\theta(x, y)$. Dalam tahap ini digunakan interpolasi *natural neighbor* dengan dengan oversampling menggunakan faktor r , yang berarti setiap profil intensitas mengandung $r \times L$ sampel dimana L adalah panjang segmen garis (dalam piksel) yang digunakan untuk membaca profil intensitas di sekitar tepi. r adalah faktor oversampling, yang berarti setiap piksel dalam segmen L diambil lebih detail dengan menambah jumlah sampel. Setiap profil intensitas yang sudah diambil (garis terang-gelap di sekitar tepi) dicocokkan dengan fungsi matematika yang disebut fungsi sigmoid. Fungsi sigmoid ini berbentuk kurva s dan memiliki parameter-parameter tertentu yang bisa diatur agar sesuai dengan data profil intensitas. Fungsi sigmoid untuk empat nilai berbeda dari s ditunjukkan pada Gambar 2.3.a, dan pencocokan kurva kuadrat terkecil dari profil pada Gambar 3b ditunjukkan pada Gambar 2.3.b.

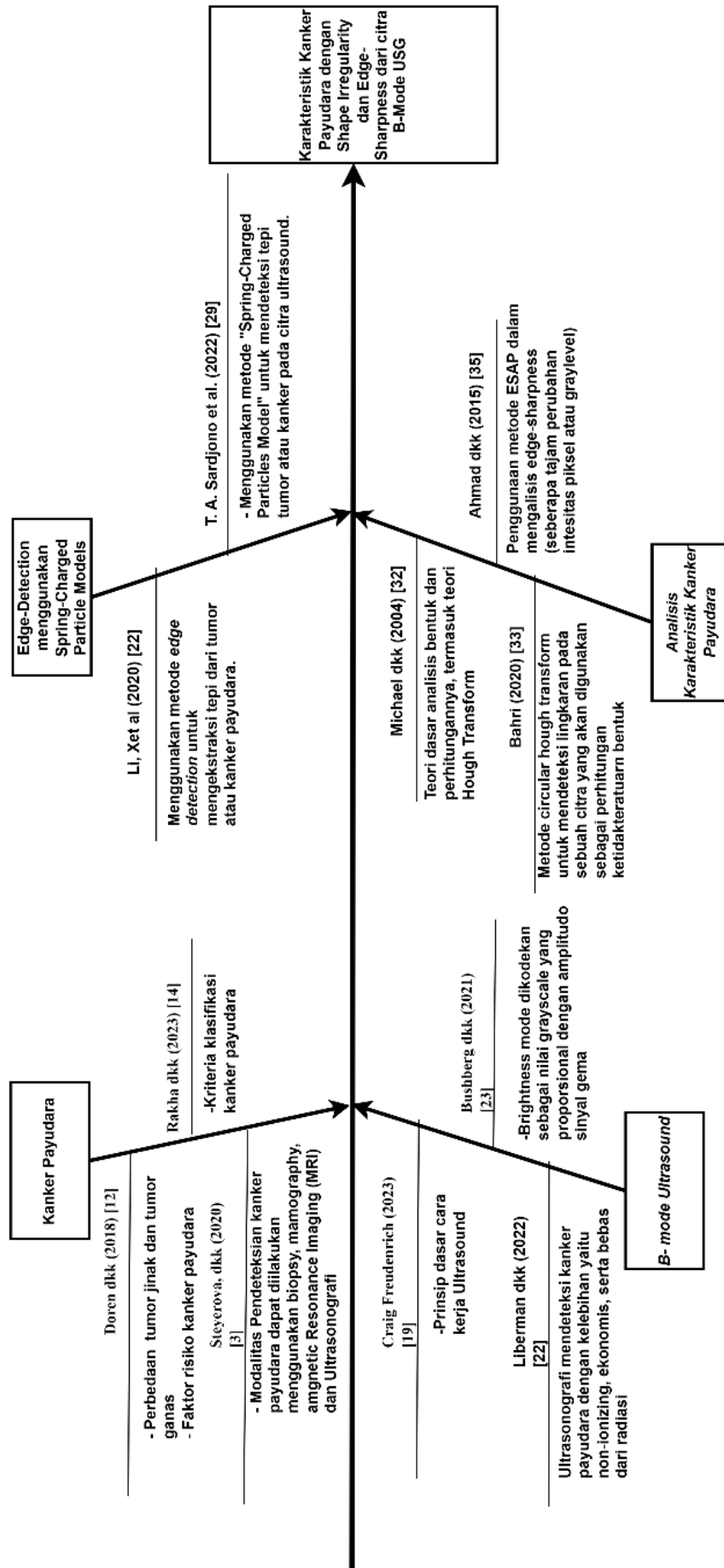
Karena terdapat banyak profil intensitas (satu untuk setiap piksel non-nol dalam $gf(x, y)$), ketajaman setiap gambar direpresentasikan oleh distribusi \tilde{s} . Oleh karena itu, membandingkan ketajaman beberapa gambar dapat diformulasikan sebagai masalah pengujian hipotesis [34]. Maka dilakukan ANOVA (*Analysis of Variance*) satu arah yang seimbang untuk mengevaluasi hipotesis bahwa semua gambar dalam dataset memiliki rata-rata ketajaman yang sama, dibandingkan dengan hipotesis alternatif bahwa rata-rata ketajaman berbeda di antara gambar-gambar tersebut. Anova digunakan untuk mengevaluasi apakah perbedaan rata-rata ketajaman antar gambar cukup signifikan secara statistik.



Gambar 2.8 Pemodelan parametrik dari profil tepi). (a) Fungsi sigmoid yang dijelaskan dari parameter ketajaman s . (b) Pemasangan kuadrat terkecil dari $p(\rho)$ dengan fungsi sigmoid, $f(\rho)$ [33].

2.7. Rasional

Penelitian yang diusulkan bertujuan untuk mengembangkan Metode Analisis Keganasan Kanker Payudara Berdasarkan Ketidakteraturan Bentuk pada Citra Ultrasonografi, yang diharapkan dapat menghasilkan penilaian tingkat keganasan kanker payudara secara objektif dan terstandarisasi. Penentuan tingkat keganasan pada penelitian ini didasarkan pada analisis bentuk dan ketajaman tepi kanker pada citra, sehingga diharapkan dapat meningkatkan akurasi dari penelitian sebelumnya. Dalam aspek yang lebih luas, penelitian ini bertujuan untuk berkontribusi secara aktif pada dunia medis seperti membantu mengurangi perbedaan hasil antar radiolog, sekaligus meningkatkan konsistensi dalam evaluasi citra medis pada kasus kanker payudara. *Paper-paper* pendukung penelitian ini dapat dilihat pada gambar 2.9.



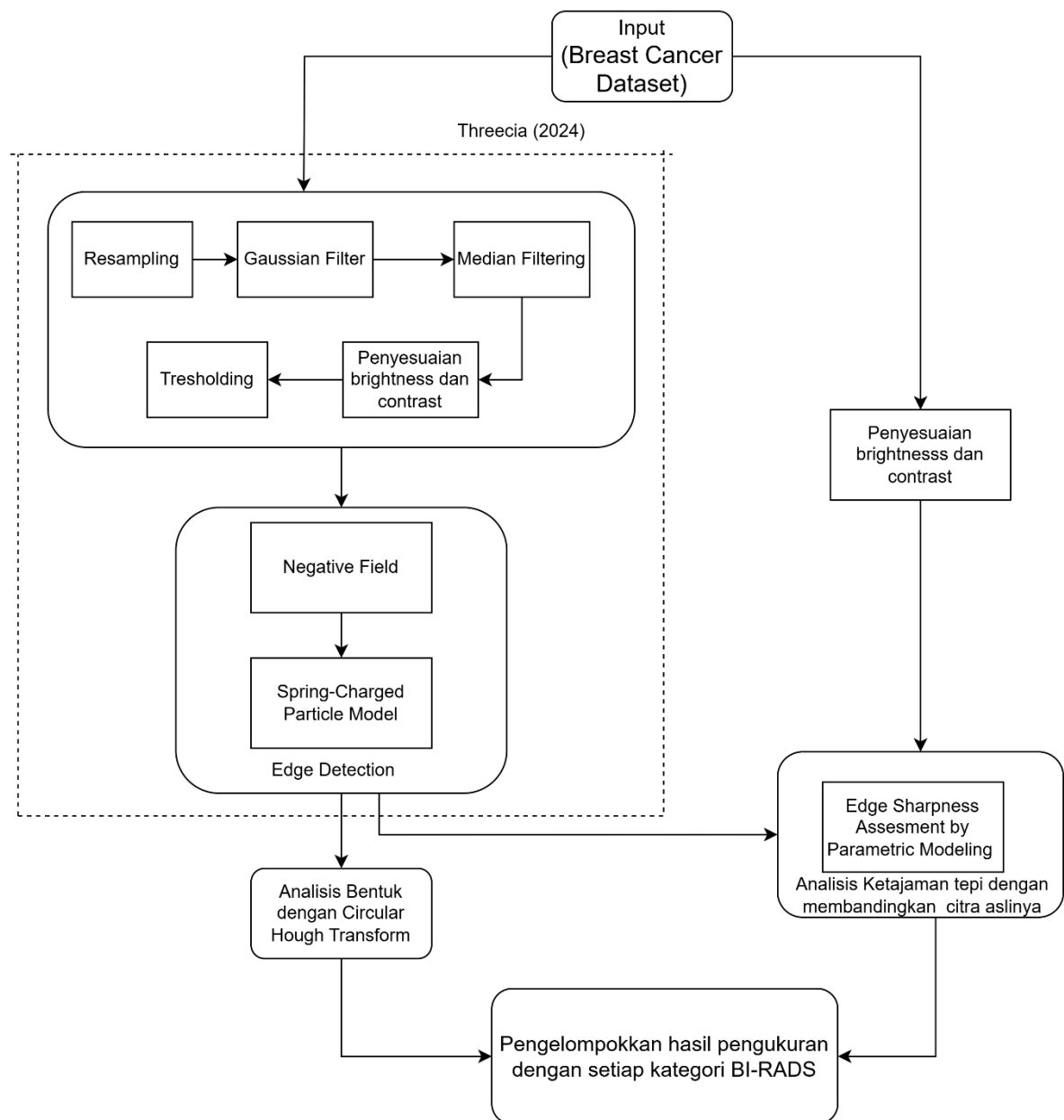
Gambar 2.9 Diagram Fishbone dari penelitian yang dilakukan.

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Desain Sistem

Secara umum, desain sistem yang akan dibuat dapat dilihat pada gambar 3.1. Tahap pertama melibatkan pre-processing, yang meliputi resampling resolusi, penyaringan gauss, penyaringan median, penyesuaian kecerahan dan kontras, serta thresholding pada data mentah. Setelah itu, dilakukan deteksi tepi menggunakan *Spring-Charged Particle Model*. Setelah tepi pada setiap data terdeteksi, analisis karakteristik kanker dilakukan dengan menggunakan 2 parameter yaitu *shape irregularity* dan *edge sharpness* yang akan dihitung untuk klasifikasi dengan sistem BIRADS. Pada *edge sharpness*, akan dihitung ketajaman tepi dari sebuah lesi kanker payudara, menggunakan metode ESAP (*Edge Sharpness Assesment by Parametric modeling*) dimana semakin tajam sebuah tepi semakin maka menunjukkan margin tumor yang terdefinisi dengan baik, yang sering dikaitkan dengan lesi jinak. Ketajaman tepi pada lesi kanker payudara merujuk pada perbandingan intensitas piksel pada tingkat keabuan (gray level), yang mencerminkan perubahan kontras di sekitar area tepi lesi. Pada ketidakteraturan bentuk (*shape irregularity*), nilai ketidakteraturan dihitung berdasarkan perbedaan antara tingkat *circularity* ideal dengan tepi aktual dari lesi kanker. *Circularity* adalah ukuran sejauh mana bentuk mendekati lingkaran sempurna, yang dihitung dari rasio antara luas dan keliling. Semakin besar selisih ini, semakin jauh bentuk lesi dari lingkaran, yang menunjukkan tingkat ketidakteraturan yang lebih tinggi. Ketidakteraturan bentuk ini dapat menjadi indikator penting dalam menentukan tingkat agresivitas atau keganasan kanker.



Gambar 3.1. Diagram Alir Rancangan Sistem

Terdapat perbedaan dari penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, yaitu pada tahap processing setelah gambar di deteksi. Perbedaan terjadi karena pada penelitian ini menambahkan satu parameter baru, yaitu ketajaman tepi.

3.1.1 Proses Pre-Processing

Proses pre-processing melalui empat tahap, yaitu penyamaan resolusi (resampling), pemfilteran, penyesuaian brightness serta contrast, dan thresholding. Pertama dilakukan penyamaan resolusi sebesar 256x256 untuk mencapai resolusi yang baik. Selanjutnya dilakukan filtering menggunakan gaussian filter serta median filter dan penyesuaian brightness serta contrast untuk meminimalisir noise pada citra yang ada. Untuk melakukan filtering menggunakan Gaussian pada citra 2D, Persamaan 3.1 berikut dapat digunakan [25].

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad 3.1$$

Koordinat x dan y diperoleh melalui penambahan padding, yang perhitungannya bisa dilihat pada Persamaan 2.2. Selain itu, pengubahan dua vektor satu dimensi yang mewakili rentang nilai untuk koordinat x dan y dilakukan, kemudian dua matriks dua dimensi dihasilkan, masing-masing untuk koordinat x dan y . Matriks ini memuat koordinat dari *grid* yang terbentuk oleh kombinasi semua nilai x dan y .

Pada *median filter* dilakukan beberapa tahap yaitu penambahan padding, ekstraksi *window*, penghitungan median, dan penggantian nilai piksel tengah. *Padding* merupakan proses penambahan piksel tambahan di bagian tepi citra untuk menangani masalah ketika menerapkan filter yang memerlukan informasi dari piksel-piksel di sekitarnya. *Padding* berfungsi memproses piksel di area tepi citra tanpa mengorbankan informasi. Jika ukuran kernel adalah $k \times k$, maka padding yang ditambahkan di setiap sisi citra dapat dihitung menggunakan Persamaan 3.2 [30].

$$I_p = \frac{k - 1}{2} \quad 3.2$$

Perhitungan *median* dilakukan untuk menggantikan nilai piksel pusat dalam jendela, untuk menghilangkan noise tanpa mengaburkan tepi objek dalam citra. Proses dilakukan dengan mengambil semua nilai piksel dalam jendela $k \times k$ lalu diubah menjadi vektor satu dimensi v_{ij} yang diurutkan dalam urutan menaik. Lalu perhitungan median dapat dilihat pada Persamaan 3.3 [28].

$$M_{ij} = \begin{cases} v_{ij} \left(\frac{k^2 + 1}{2} \right) \\ \frac{v_{ij} \left(\frac{k^2}{2} \right) + v_{ij} \left(\frac{k^2}{2} + 1 \right)}{2} \end{cases} \quad 3.3$$

Median adalah elemen tengah jika jumlah elemen dalam vektor v_{ij} ganjil, dan rata-rata dari dua elemen tengah. Dalam segmentasi citra *thresholding* digunakan untuk memisahkan objek dari latar belakang atau jaringan di sekitarnya berdasarkan intensitas piksel. Identifikasi dan isolasi fitur-fitur penting dalam citra dan dapat dibantu dengan menggunakan Teknik *thresholding*. Perubahan resolusi, penyesuaian brightness serta contrast, filtering, dan *thresholding* visibilitas tepi dapat ditingkatkan untuk mempermudah algoritma edge detection untuk mengidentifikasi tumor atau kanker dengan akurat. Lalu terakhir dilakukan proses *thresholding* untuk memisahkan objek dari latar belakang berdasarkan tingkat intensitas piksel.

3.1.2 Proses Edge-Detection

Proses deteksi tepi citra dilakukan menggunakan metode Model Partikel Berpegas atau *Spring-Charged Particle Model*. *Spring-Charged Particles Model* dibagi menjadi dua bagian yaitu perhitungan *internal force (negative field)* serta *external coulomb* dan *spring forces*. Pertama, citra diubah menjadi gaya internal (*negative field*) kemudian dilanjutkan dengan perhitungan gaya coulomb eksternal dan gaya pegas. Proses merubah citra menjadi gaya internal dengan melakukan perhitungan *internal force (negative field)* dibagi menjadi perhitungan *gradient* dan *magnitude* citra serta perhitungan *external fields*. Perhitungan

gradient dapat menggunakan operator Sobel, dimana untuk menghitung *gradient* dalam arah x dan y operator Sobel menggunakan dua kernel arah horizontal (G_x) dan vertikal (G_y) :

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} -2 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad 3.3$$

Gradient dalam arah $x(G_x)$ dan $y(G_y)$ dihitung dengan mengonvolusikan kedua kernel tersebut dengan citra (I) yang dapat dilihat pada Persamaan 3.3[30].

$$g_x = I * G_x, \quad g_y = I * G_y \quad 3.4$$

Perhitungan *magnitude* dilakukan dengan menggabungkan *gradient* horizontal dan vertikal untuk mendapatkan *magnitude* dari *gradient* yang dapat dihitung menggunakan Persamaan 3.4 [26].

$$M = \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \quad 3.5$$

Perhitungan *external fields* diawali dengan menghitung komponen medan eksternal E_x dan E_y untuk setiap piksel dalam citra *magnitude gradient*. Untuk setiap piksel (i, j) dalam citra, dilakukan perhitungan komponen medan eksternal menggunakan *Lorentz Force* dimana dilakukan pembuatan dua matriks kosong E_x dan E_y dengan ukuran yang sama dengan hasil *magnitude*. Kemudian dilakukan perhitungan jarak relatif yang dapat dilihat pada Persamaan 3.5 [30],

$$R_x = X - x, \quad R_y = Y - y \quad 3.6$$

dimana x dan y merupakan vektor satu dimensi dari ukuran hasil *magnitude* sedangkan X dan Y merupakan *grid* koordinat dua dimensi dari x dan y . Selanjutnya, dilakukan perhitungan jarak menggunakan Persamaan 3.6 [30].

$$R = (R_x^2 + R_y^2)^{1.5} \quad 3.7$$

Lalu dilakukan konversi *magnitude gradient* menjadi tipe data *double* yang dilanjutkan dengan mengalikan jarak relatif R_x dan R_y dengan M untuk memberikan bobot pada jarak relatif berdasarkan intensitas perubahan (*gradient*) di setiap titik yang perhitungannya dapat dilihat pada Persamaan 3.7 [30].

$$R_x = R_x \cdot M, \quad R_y = R_y \cdot M \quad 3.8$$

Kemudian dilakukan perhitungan *Lorentz Force* yang dapat dilihat pada Persamaan 3.8 [31] yang nantinya E_x dan E_y didapatkan dari hasil penambahan sesuai piksel pada citra.

$$H_x = \frac{R_x}{R}, \quad H_y = \frac{R_y}{R} \quad 3.9$$

Bagian selanjutnya setelah menghitung *internal force (negative field)* dilakukan perhitungan *external coulomb* dan *spring forces*. Perhitungan total pergerakan partikel dapat menggunakan Persamaan 3.9,

$$\vec{F}(\vec{r}_i) = w_1 \vec{F}_{Coulomb}(\vec{r}_i) + w_2 \vec{F}_{Lorentz}(\vec{r}_i) + w_3 \vec{F}_{Spring}(\vec{r}_i) - \beta \vec{v}_i \quad 3.10$$

dimana \vec{F} merupakan force, \vec{r}_i merupakan posisi partikel, β merupakan *viscous factor*, w_1 , w_2 , dan w_3 merupakan *weighting factors*. Untuk menentukan *force Coulomb* dan *force Lorentz* dapat menggunakan Persamaan 3.10 dan 3.11[28].

$$\vec{F}_{Coulomb}(\vec{r}_i) = q_i \sum_{j \neq i}^N \frac{q_j (\vec{r}_i - \vec{r}_j)}{4\pi\epsilon_0 \|\vec{r}_i - \vec{r}_j\|^3} \quad 3.11$$

$$\vec{F}_{Lorentz}(\vec{r}_i) = q_i \vec{E}(\vec{r}_i) \quad 3.12$$

Force disebabkan oleh *springs* tiap partikel dapat dihitung menggunakan Persamaan 3.12,

$$\vec{F}_{Spring}(\vec{r}_i) = -(k_v(d\vec{L}_v(i-1) + k_v d\vec{L}_v(i)) \quad 3.13$$

dimana k merupakan *stiffness* dan $d\vec{L}$ merupakan *deflection* dari spring. Selanjutnya posisi baru dan kecepatan tiap partikel dihitung menggunakan Persamaan 3.13 dan 3.14.

$$\vec{r}_i(t+dt) = \vec{r}_i(t) + \vec{v}_i(t)dt \quad 3.14$$

$$\vec{v}_i(t+dt) = \vec{v}_i(t) + \vec{a}_i(t)dt \quad 3.15$$

\vec{v}_i merupakan *velocity* dan \vec{a}_i merupakan *acceleration*. \vec{a}_i merupakan persamaan *Newtonian* dari *motion* yang dapat dihitung menggunakan Persamaan 3.15 [28].

$$\vec{a}_i = \frac{\vec{F}(\vec{r}_i)}{m_i} = \frac{d^2(\vec{r}_i)}{dt^2} \quad 3.16$$

dimana m_i merupakan massa dari partikel p_i .

Proses dimulai dengan pembuatan model partikel dan pegas dalam program. Pembuatan model ini mencakup penentuan bentuk partikel, yang dalam penelitian ini menggunakan bentuk lingkaran, posisi partikel, serta penentuan parameter seperti jumlah partikel (N), jumlah siklus (N_{cycle}), langkah waktu (dt), panjang spring (L), faktor redaman (β), berat untuk gaya *Coulomb* (w_1), berat untuk medan eksternal (gaya *Lorentz*) (w_2), berat untuk gaya pegas (w_3), amplitudo *cosinus* ($xCosAmp$), amplitudo *sinus* ($ySinAmp$), *offset cosinus* ($xCosOffset$), dan *offset sinus* ($ySinOffset$). Setelah parameter disesuaikan dengan tumor dalam citra, partikel akan secara otomatis tertarik pada gradien citra. Hasil akhir dari proses ini adalah tepi untuk setiap citra.

3.1.3 Proses Analisis Bentuk Kanker

Pada tahap ini, citra yang sudah dideteksi tepinya akan dianalisis dengan cara mendeteksi bentuk tepi tiap kanker dengan perhitungan hough transform. *Circular Hough Transform* memetakan setiap lingkaran melalui Persamaan 3.17 yang mempunyai tiga buah parameter yaitu a , b , dan r . Dimana a , b adalah pusat lingkaran dan r adalah jari-jari lingkaran. Persamaan 3.17 dapat diubah menjadi persamaan parametrik dengan bentuk seperti pada Persamaan 3.18[33].

$$r^2 = (a-x)^2 + (b-y)^2 \quad 3.17$$

$$x = a + r \cos(\theta) \quad 3.18$$

$$y = b + r \sin(\theta)$$

Ruang parameter lingkaran adalah R^3 , sedangkan garis hanya membutuhkan R^2 . Karena lingkaran memiliki lebih banyak parameter, Hough Transformation biasanya menggunakan bentuk sederhana dengan ruang R^2 hingga maksimal R^3 . Untuk mempermudah, jari-jari lingkaran dapat dianggap sebagai konstanta atau dibatasi. Jika parameter (a, b, r) diberikan, maka semua titik (x_j, y_j) harus berada di keliling lingkaran yang didefinisikan oleh parameter tersebut. Sebaliknya, jika semua titik (x_j, y_j) berada pada keliling lingkaran yang sama, maka mereka harus memenuhi persamaan lingkaran dengan parameter yang sama. Dengan demikian, setiap titik (x_j, y_j) dapat dihubungkan ke satu set parameter (a, b, r) untuk keseluruhan himpunan titik $\{(a, b, r)\}$ [33]. Metode ini adalah dasar dari implementasi CHT. Langkah

pertama algoritma CHT yaitu mengatur *array accumulator* (a, b, r) menjadi 0. Untuk setiap titik dalam himpunan m pasangan parameter $((x_j, y_j))$ yang mungkin dipilih, hitung himpunan parameter lainnya r_{ij} menggunakan Persamaan 3.17 sehingga didapatkan Persamaan 3.19 [31].

$$r_{ij}^2 = (a_j - x_i)^2 + (b_j - y_i)^2 \quad 3.19$$

Untuk setiap parameter $A(a_j, b_j, r_{ij})$ yang ditemukan, kemudian ditambahkan 1 pada *array accumulator* didapatkan Persamaan 3.20[31].

$$A(a_j, b_j, r_{ij}) = A(a_j, b_j, r_{ij}) + 1 \quad 3.20$$

Kemudian dicari nilai maksimum local dalam *array accumulator* $A(a, b, r)$. Setiap maksimum local menunjukkan keberadaan sebuah busur lingkaran. Parameter lingkaran yang terdeteksi (a_k, b_k, r_k) pada distribusi $A(a_k, b_k, r_k)$ memenuhi Persamaan 3.21 [31].

$$A(a_k, b_k, r_k) = \max_i A(a_j, b_j, r_j) \quad 3.21$$

Tahap terakhir yaitu normalisasi yang dilakukan dengan mengalikan *array accumulator* $A(a, b, r)$ pada persamaan 3.21 dengan faktor skala pada Persamaan 3.22 [31].

$$S(x) = \frac{1}{2\pi r} \quad 3.22$$

Normalisasi dilakukan jika sebuah kurva yang dilengkapi oleh lingkaran memberikan kontribusi pada *accumulator*, di mana busur kecil dari lingkaran besar dapat terlihat seperti busur besar dari lingkaran kecil yang ditemukan. Oleh karena itu, *accumulator* harus dinormalkan agar lingkaran yang terdeteksi sesuai. Lalu tepi pada tiap kanker akan dihitung perbedaan antara *curcularity* dengan tepi tumor atau kanker menggunakan Persamaan 3.23[11]. Dengan semakin besar perbedaan antara *circular* dengan tepi maka semakin tidak *circularity* dan semakin ganas kanker tersebut.

$$\text{Sum of absolute Difference} = \int_0^{2\pi} \frac{(r_1 - r_2)^2}{r_1^2} d\theta \quad 3.23$$

$$r_1 = \sqrt{(x - \text{centroid}_x)^2 + (y - \text{centroid}_y)^2} \quad 3.24$$

$$r_2 = \sqrt{(\text{boundary}_x - \text{centroid}_x)^2 + (\text{boundary}_y - \text{centroid}_y)^2} \quad 3.25$$

dimana r_1 merupakan jari-jari elips, r_2 merupakan jarak *center* dengan tepi objek, dan θ merupakan sudut antara r_1 dengan *horizontal axis*. Untuk menghitung r_1 dan r_2 dapat menggunakan Persamaan 3.24 dan 3.25.

3.1.4 Proses Analisis *Edge-Sharpness*

ESAP atau Edge Sharpness Assessment by Parametric Modeling digunakan untuk mendeteksi tepi nodul. Setelah itu, dilakukan deteksi tepi menggunakan algoritma *Spring-Charged Particle Model*, yang menghitung perubahan intensitas di setiap arah untuk menemukan titik-titik di mana terdapat transisi tajam antara nodul dan jaringan sekitarnya. Setelah segmen margin nodul terdeteksi, digunakan *Edge Sharpness Assessment by Parametric Modeling* (ESAP) untuk menganalisis apakah segmen-segmen tepi memiliki kontinuitas yang baik, serta memperbaiki jika ada kesalahan segmentasi. Kemudian, dilakukan penghitungan *edge sharpness*, yang menggambarkan seberapa tajam perubahan intensitas graylevel pada batas nodul. Hasilnya memberikan informasi tentang kualitas margin, apakah tepi nodul

tersebut tajam atau halus. Kombinasi dari deteksi tepi dan analisis ketajaman ini membantu mengevaluasi ketajaman tepi yang dapat digunakan secara matematis dalam klasifikasi kanker payudara. Langkah ekstraksi dimulai dari setiap piksel non-nol dalam $g_f(x, y)$, diperoleh langsung dari $I(x, y)$ tanpa melalui proses pemfilteran, sehingga ketajaman tetap terjaga. Profil ini diambil di sepanjang segmen garis kecil yang tegak lurus terhadap kontur tepi atau sesuai dengan arah lokal $\theta(x, y)$. Profil intensitas 1D untuk setiap piksel dihitung berdasarkan vektor yang mendiskretkan interval tertentu, dengan nilai positif yang menentukan jangkauan spasial dalam piksel. Jangkauan ini dibatasi untuk memastikan profil hanya mencakup informasi tepi yang relevan tanpa terpengaruh oleh tepi di sekitarnya. Apabila nilai arah lokal tertentu tidak sesuai dengan kisi Cartesian, interpolasi dilakukan untuk membangun profil intensitas 1D dari citra 2D. Metode *natural neighbor interpolation* dengan oversampling digunakan, sehingga menghasilkan profil intensitas dengan jumlah sampel tertentu. Untuk mempermudah, profil intensitas ini direpresentasikan dalam bentuk sederhana.

Kemudian citra 1D dicocokkan dengan fungsi sigmoid mencocokkan profil intensitas 1D ($p(\rho)$) dengan fungsi sigmoid $f(\rho)$, sehingga memungkinkan estimasi parameter signifikan (s) yang membantu dalam menganalisis karakteristik data gambar secara kuantitatif. Proses ini dilakukan dengan menggunakan *Least-squares curve fit*. Fungsi sigmoid dapat dilakukan dengan menggunakan Persamaan 3.24[35].

$$f(\rho; a_0, a_1, a_2, s) = \frac{a_1}{(1 + 10)^{s(a_0 - \rho)}} + a_2 \quad 3.26$$

Fungsi sigmoid memiliki beberapa parameter pengaturan, yaitu a^0 untuk menentukan posisi kurva (dimana kurva berubah dari gelap ke terang). a^1 menentukan jangkauan vertikal (seberapa tinggi atau rendah kurva). a^2 Menentukan pergeseran vertikal (seberapa jauh kurva bergeser ke atas atau ke bawah). s mengukur ketajaman kurva (seberapa cepat perubahan dari gelap ke terang terjadi). Nilai s , yang menunjukkan ketajaman, dan parameter lainnya dihitung dengan mencocokkan data profil intensitas yang diukur ($p(\rho)$) dengan fungsi sigmoid ($f(\rho)$). Proses ini menggunakan metode least-squares fitting, yaitu mencoba menemukan fungsi sigmoid terbaik yang sesuai dengan data. Nilai parameter s adalah yang paling penting, karena menunjukkan seberapa tajam atau lembut transisi antara gelap dan terang disekitar tepi.

3.1.5 Proses Klasifikasi Karakteristik Kanker Payudara

Setelah pengukuran dengan parameter *shape irregularity* dan *edge-sharpness* dari setiap kanker dilakukan, tahap berikutnya yaitu mengevaluasi nilai hasil analisis ketidakaturan bentuk dan tepi kanker tersebut. Klasifikasi kanker payudara digunakan dengan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbors*. Algoritma *K-Nearest Neighbors* adalah *supervised machine learning* yang digunakan untuk klasifikasi dan regresi. Algoritma K-NN bekerja dengan sangat baik dalam pengenalan pola dan analisis prediktif. Pertama-tama, K-NN mengumpulkan titik data yang paling dekat dengannya untuk setiap titik data. Segala atribut apapun yang dapat bervariasi dalam skala besar memiliki dampak signifikan pada jarak antar titik data. Kemudian, algoritma akan menyortir titik data terdekat berdasarkan jarak dari titik data baru[37]. Jarak ini dapat diukur dengan menggunakan *Euclidean Distance*, yaitu mengukur jarak lurus antara dua titik dalam ruang multidimensi [38].

3.2 Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah dari BUS-BRA: sebuah dataset ultrasound payudara dengan kategori BI-RADS [35]. Dataset ini terdiri dari 1.875 citra yang terbagi menjadi 4 kelas, yaitu BI-RADS 2, BI-RADS 3, BI-RADS 4, dan BI-RADS 5. Dalam penelitian ini, total digunakan 80 citra, dengan masing-masing 20 citra diambil dari setiap kelas.

3.3 Metode Pengujian

Metode pengujian digunakan untuk mengevaluasi performansi dari sistem yang dikembangkan dalam mendeteksi dan mengelompokkan tingkat keganasan lesi berdasarkan citra ultrasound. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan berbagai parameter pengukuran yang memberikan gambaran komprehensif mengenai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan presisi sistem. Untuk mendukung analisis ini, digunakan pendekatan Confusion Matrix sebagai dasar perhitungan, serta pengukuran Noise Reduction Ratio (NRR) untuk menilai efektivitas pengurangan noise pada citra yang digunakan. Subbab berikut akan menjelaskan secara rinci penerapan metode ini, termasuk definisi komponen pada Confusion Matrix dan perhitungan parameter-parameter performansi yang relevan.

3.3.1 Confusion Matrix

Confusion Matrix digunakan untuk mengevaluasi kinerja dari hasil pengelompokkan tingkat keganasan. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil pengelompokkan yang telah dibuat dengan *ground truth* label *dataset*. *Confusion matrix* memiliki empat komponen utama :

1. *True Positive* (TP): Jumlah hasil pemeriksaan yang benar-benar terdeteksi sebagai tingkat keganasan yang tinggi (*malignant*). TP mencerminkan kasus di mana sistem berhasil mengidentifikasi lesi yang sebenarnya berpotensi ganas.
2. *True Negative* (TN): Jumlah hasil pemeriksaan yang benar-benar terdeteksi sebagai tingkat keganasan yang rendah atau normal (*benign*). TN mencerminkan kasus di mana sistem dengan benar mengidentifikasi bahwa tidak ada tanda keganasan pada gambaran hasil pemeriksaan.
3. *False Positive* (FP): Jumlah hasil pemeriksaan yang keliru diidentifikasi sebagai tingkat keganasan yang tinggi (*malignant*), namun sebenarnya tidak ganas. FP mencerminkan kasus di mana sistem memberikan prediksi positif, tetapi setelah pemeriksaan lebih lanjut ternyata tidak ada tanda keganasan.
4. *False Negative* (FN): Jumlah hasil pemeriksaan yang keliru diidentifikasi sebagai tingkat keganasan yang rendah atau normal (*benign*), namun sebenarnya ganas. FN mencerminkan kasus di mana sistem tidak dapat mengidentifikasi lesi yang sebenarnya berpotensi ganas.

3.3.2 Tes Performansi

Menggunakan empat komponen *confusion matrix*, beberapa parameter dapat dihitung menggunakan persamaan berikut :

1. Akurasi (*Accuracy*):

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad 3.27$$

2. Presisi (*Precision*):

$$Pre = \frac{TP}{TP + FP} \quad 3.28$$

3. Spesifisitas (*Specificity*):

$$Spe = \frac{TN}{TN + FP} \quad 3.29$$

4. Sensitivitas (*Sensitivity*):

$$Sen = \frac{TP}{TP + FN} \quad 3.30$$

Selain itu digunakan parameter *Noise Reduction Ratio (NRR)*. Rasio ini digunakan untuk mengukur seberapa efektif sebuah filter dalam mengurangi *noise* pada citra. Perhitungan NRR dapat dilihat pada Persamaan 3.6. NRR yang lebih tinggi menunjukkan bahwa filter lebih efektif dalam mengurangi kebisingan, karena variansi kebisingan pada citra yang difilter lebih rendah dibandingkan dengan citra asli.

$$NRR = \frac{(\sigma_o^2)}{(\sigma_f^2)} \quad 3.31$$

BAB IV

RENCANA KERJA DAN JADWAL KEGIATAN

4.1 Tempat dan Waktu Penelitian

Penelitian ini akan dilakukan di Laboratorium Biocybernetics Tower 2 lantai 3 Nomor 303, Departemen Teknik Biomedik ITS, Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas. Penelitian Selama 16 minggu.

4.2 Langkah-langkah Kegiatan

Dalam penelitian ini, rencana kerja berlangsung selama 16 minggu yang mencakup 8 tahap. Tahap pertama melibatkan riset atau studi literatur terkait topik penelitian. Selanjutnya, dilakukan perancangan sistem perangkat lunak, diikuti dengan pengujian sistem. Langkah berikutnya meliputi analisis data dan evaluasi hasil dari sistem. Kemudian tahap akhir dari penelitian ini adalah penyusunan laporan akhir dari proposal.

4.3 Perancangan dan Pembuatan Sistem *Software*

Pada penelitian ini akan dibuat sebuah sistem kuantitatif dalam rangka karakterisasi kanker payudara. Sistem tersebut meliputi dataset yaitu BUS-BRA, sebuah dataset ultrasound payudara dengan kategori BI-RADS, parameter yang digunakan, metode yang akan digunakan dan validasi sistem.

4.4 Pengujian Sistem

Pengujian sistem yang akan dilakukan meliputi uji coba terhadap sistem dari *software* yang telah dikembangkan, yang bertujuan memastikan sistem mampu menghasilkan output sesuai harapan. Output dari sistem ini adalah hasil perhitungan dari dua parameter dengan metode yang telah ditetapkan. Keberhasilan pengujian sistem ditentukan oleh output yang dihasilkan selama proses pengujian, di mana sistem diharapkan dapat menghitung ketidakteraturan dan ketajaman tepi, yang selanjutnya akan diklasifikasikan dan diuji menggunakan ground truth.

4.5 Analisa Data dan Evaluasi

Analisis data dilakukan setelah data uji dari citra ultrasonografi diperoleh melalui deteksi tepi dan analisis bentuk lesi kanker dengan metode Spring-Charged Particles Model, Hough Transform, dan ESAP. Hasil analisis ini dibandingkan dengan kategori BI-RADS sebagai standar, dan K-NN digunakan untuk mengklasifikasikan sesuai dengan kategori BI-RADS. Evaluasi dilakukan untuk memastikan sistem akurat dalam mengidentifikasi tingkat keganasan, dengan tujuan mendukung keputusan klinis yang lebih objektif dan akurat bagi tenaga medis dalam mendiagnosis kanker payudara secara ekonomis melalui ultrasonografi.

4.6 Penyusunan Laporan

Penyusunan laporan akhir merupakan tahap akhir dalam rencana kerja setelah melewati berbagai tahapan yang direncanakan. Penyusunan laporan dilakukan secara bertahap, mengikuti proses perancangan, pengujian, dan analisis data hasil pengujian.

4.7 Jadwal Penelitian

Jadwal serangkaian kegiatan penelitian tugas akhir yang akan dilaksanakan dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Jadwal Kegiatan

No	Kegiatan	Bulan															
		I				II				III				IV			
		1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
1	Studi Literatur																
	Peninjauan literatur terkait Kanker Payudara, klasifikasi kanker, BI-RADS, <i>Shape irregularity</i> menggunakan algoritma CHT, analisis algoritma <i>Edge Sharpness</i> .																
2	Pengembangan algoritma <i>edge detection</i>																
	Pengembangan algoritma untuk pre-processing yang terdiri dua tahap yaitu untuk kedua fitur.																
	Pengembangan metode SCPM untuk <i>Edge-detection</i> .																
3	Pengembangan algoritma analisis bentuk																
	Pengembangan algoritma CHT untuk membuat lingkaran.																
	Implementasi lingkaran pada lesi kanker.																
	Perhitungan <i>sum of difference</i> dan <i>difference frequency</i>																
4	Pengembangan algoritma <i>edge-sharpness</i>																
	Menyesuaikan kecerahan dan kontras pada citra asli.																
	Pengembangan algoritma ketajaman tepi menggunakan fungsi sigmoid.																
	Implementasi pada citra yang sudah disesuaikan kecerahan dan kontrasnya.																
5	Pengujian algoritma pada <i>dataset</i>																
	Pengujian fungsionalitas kedua fitur pada dataset BUS-BRA sesuai kategori BI-RADS.																
6	Analisis Data dan Evaluasi																
	Klasifikasi nilai analisis menggunakan <i>K-Nearest Neighbors</i> .																
7	Pembuatan Laporan																
	Penyusunan laporan akhir penelitian dan dokumentasi sistem.																

4.8 Hasil Yang Diharapkan

Hasil dari penelitian ini diharapkan mampu meningkatkan akurasi dari penelitian sebelumnya dan menghasilkan metode baru yang objektif dan terstandarisasi untuk menganalisis tingkat keganasan kanker payudara berdasarkan citra ultrasonografi B-mode. Metode ini menggunakan kombinasi parameter Shape Irregularity dan Edge Sharpness yang diterapkan untuk meningkatkan keakuratan diagnosis dan konsistensi evaluasi klinis. Dengan pendekatan ini, sistem yang dihasilkan tidak hanya mendukung radiolog dalam pengambilan keputusan, tetapi juga memberikan analisis yang lebih andal dalam menentukan karakteristik kanker payudara. Selain itu, penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan persamaan matematis berbasis fitting linier dan korelasi parameter untuk kategori BI-RADS yang lebih akurat. Hasil penelitian ini dirancang untuk membantu profesional medis mengurangi subjektivitas dalam interpretasi citra serta mendukung pengambilan keputusan klinis yang lebih baik. Sebagai tambahan, penelitian ini juga diharapkan dapat dipublikasikan dalam jurnal internasional atau konferensi ilmiah, sekaligus memberikan kontribusi nyata terhadap pengembangan teknologi kesehatan berbasis citra medis.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Gusriani, Umami N, Noviyanti N, Rusmiati, Fitri G. Deteksi Dini Kanker Payudara dengan Pemeriksaan Payudara Klinis (SADANIS). **Jurnal Pengabdian Masyarakat Borneo**. 2023;7(1):51-55.
- [2] Health Grid. Statistik WHO: Kanker Payudara Paling Sering Terjadi Secara Global. 2023 Oct 9.
- [3] Steyerova, P., dan Burgetova, A., “Current imaging techniques and impact on diagnosis and survival —a narrative review”, **Annals Of Breast Surgery**, Vol. 6, 2021.
- [4] **National Cancer Institute**. Mammograms Fact Sheet. 2023 Sep 27.
- [5] **National Institute of Biomedical Imaging and Bioengineering**. Mammography. 2023 Aug 15.
- [6] Comparative Accuracy of Sonography, Mammography, and the BI-RADS Characterization of Breast Masses Among Adult Women at Mulago Hospital, Uganda. **Journal of Global Health Reports**.
- [7] Wu NC, Wang P, Wadia G, Kim S, Kim HR, Lan S, et al. A Proliferation Gene Signature Predicts Clinical Outcome in Triple Negative Breast Cancer. **Nature Commun**. 2018 Jun 20;9(1):1069.
- [8] ... , What is Cancer? | **National Cancer Institute**, <https://www.cancer.gov/about-cancer/understanding/what-is-cancer>, 2021.
- [9] M. Threecia, "Metode Analisis Keganasan Kanker Payudara Berdasarkan Ketidakteraturan Bentuk pada Citra Ultrasonografi," B.S. thesis, Dept. of Biomedical Engineering, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, Indonesia, 2024.
- [10] PDQ Screening and Prevention Editorial Board, “Breast Cancer Screening (PDQ®): Health Professional Version.”, PDQ Cancer Information Summaries - **National Cancer Institute (US)**, 2023.
- [11] Doren, A., Vecchiola, A., Aguirre, B., Villaseca, P., “Gynecologicalendocrinological aspects in women carriers of BRCA1/2 gene mutations.”, **Climacteric : the journal of the International Menopause Society**, Vol. 21(6), 2018.
- [12] ... , Kanker Payudara | **Smart Patient**, <https://www21.ha.org.hk/smartpatient/EM/MediaLibraries/EM/Diseases/Cancer/Breast%20Cancer/Cancer-Breast-Cancer-Indonesian.pdf?ext=.pdf>, 2017
- [13] Rakha EA, Tse GM, Quinn CM. **An update on the pathological classification of breast cancer**. *Histopathology*. 2023 Jan;82(1):5-16. doi: 10.1111/his.14786. PMID: 36482272; PMCID: PMC10108289
- [14] Mendelson EB, Böhm-Vélez M, dan Berg WA, “**ACR BI-RADS® Ultrasound. In: ACR BI-RADS® Atlas**”, Breast Imaging Reporting and Data System, Reston, VA, American College of Radiology, 2013.
- [15] Pi, Yong, Li, Qian, Qi, Xiaofeng, Deng, Dan, Yi, Zhang, “**Automated assessment of BI-RADS categories for ultrasound images using multi-scale neural networks with an order-constrained loss function**”, *Applied Intelligence*, Vol. 52, Hal. 12943-12956, 2022.

- [16] Jackson Kamaruddin, Ika Megatia, Diani Kartini., **“Triple Diagnostik Pada Kanker Payudara”**, Departemen Ilmu Bedah Divisi Onkologi RSCM, 2018.
- [17] Lawrence, B., **“Imaging the breast, cancer medicine (5th ed.)”**, London: American Cancer Society, B.C. Decker, Hal. 420–427, 2000.,
- [18] ... , **How Ultrasound Works** | Craig Freudenrich, Ph.D, HowStuffWorks, <https://science.howstuffworks.com/ultrasound.htm>, 2023
- [19] Meiburger KM, Acharya UR, Molinari F. **Automated localization and segmentation techniques for B-mode ultrasound images: A review.** *Comput Biol Med.* 2018; DOI: 10.1016/j.combiomed.2017.11.018.
- [20] Pathak, S. D., dan Bassignani, M. J., **“Ultrasound Image Enhancement: A Review of Techniques and Trends”**, Journal of Medical Imaging and Health Informatics, Vol. 1, No. 1, Hal. 1-12, 2007.
- [21] L. Liberman and J. H. Menell, **"Breast imaging reporting aionizingnd data system (BI-RADS),"** Radiol Clin N Am, vol. 40, pp. 409–430, Apr. 2002.
- [22] J. T. Bushberg, J. A. Seibert, E. M. Leidholdt Jr., and J. M. Boone, **The Essential Physics of Medical Imaging**, 4th ed. California: Lippincott Williams and Wilkins, 2021, p. 579.
- [23] Bawazeer OA, Bawazir O. **Physics behind ultrasound; what should I know as a pediatric surgeon?** Saudi Surg J. 2020;8(3):105-9. DOI: 10.4103/ssj.ssj_70_21.
- [24] Gonzalez, R. C., dan Woods, R. E., **“Digital Image Processing (4th ed.)”**, Pearson, 2018.
- [25] Deng G, Cahill LW. **An adaptive Gaussian filter for noise reduction and edge detection.** In: Proceedings of the IEEE International Conference. La Trobe University, Bundoora, Victoria, Australia: IEEE; 1994. p. 1615–9
- [26] Huang, T. S., **“Two-Dimensional Digital Signal Processing II: Transforms and Median Filters”**, Springer-Verlag, 1979.
- [27] R. Zhu and Y. Wang, **"Application of Improved Median Filter on Image Processing,"** Journal of Computers, vol. 7, no. 4, pp. 838-841, 2012, doi: 10.4304/jcp.7.4.838-841
- [28] Sardjono, Tri A. dan Van Ooijen, Peter M. A. dan Purnama, I. Ketut Eddy dan Kindhi, Berlian Al dan Wicaksono, Ardian Yusuf dan Yuniarno, Eko M. dan Verkerke, G. J. dan Purnomo, Mauridhi Hery dan Wilkinson, Michael H. F., **“Spring-Charged Particles Model to Improved Shape Recovery: An Application for X-Ray Spinal Segmentation”**, IEEE Access, Vol. 10, Hal. 110323-110334, 2022
- [29] Sobel, I., **“History and Definition of the Sobel Operator”**, Stanford University, 2014.
- [30] Jain, A. K., **“Fundamentals of Digital Image Processing”**, Prentice Hall, 1989.
- [31] M. A. Wirth, **"Shape Analysis & Measurement,"** University of Guelph, Computing and Information Science, Image Processing Group, 2004.89-95].
- [32] H. Bahri, **"Metode Pusat dan Circular Hough Transformation untuk Mendeteksi Lingkaran pada Sebuah Citra,"** Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi & Komunikasi, vol. 1, no. 2, pp. 301–310, Nov. 2020.
- [33] J. E. D. Levman and A. L. Martel, **"A Margin Sharpness Measurement for the Diagnosis of Breast Cancer from Magnetic Resonance Imaging Examinations,"**

- Academic Radiology, vol. 18, no. 12, pp. 1577–1581, Dec. 2011, doi: 10.1016/j.acra.2011.08.004.
- [34] R. Ahmad, Y. Ding, and O. P. Simonetti, "**Edge sharpness assessment by parametric modeling: Application to magnetic resonance imaging,**" *Concepts Magn. Reson. Part A Bridg. Educ. Res.*, vol. 44, no. 3, pp. 138–149, May 2015, doi: 10.1002/cmr.a.21339. PMCID: PMC4706083.
- [35] Wilfrido Gómez-Flores, Maria Julia Gregorio-Calas, dan Wagner Coelho de Albuquerque Pereira, "**BUS-BRA: A Breast Ultrasound Dataset for Assessing Computer-aided Diagnosis Systems**", Medical Physics, 2023.
- [36] Montgomery, D.C., Peck, E.A. dan Vining, G.G., "**Introduction to Linear Regression Analysis**", John Wiley & Sons, Vol. 82, 2012.
- [37] M. M. Islam, H. Iqbal, M. R. Haque, and M. K. Hasan, "**Prediction of breast cancer using support vector machine and K-nearest neighbors,**" in *2017 IEEE Region 10 Humanitarian Technology Conference (R10-HTC)*, Dhaka, Bangladesh, Dec. 2017, pp. 226–229.
- [38] H. A. A. Alfeilat, A. B. A. Hassanat, O. Lasassmeh, A. S. Tarawneh, M. B. Alhasanat, H. S. E. Salman, and V. B. S. Prasath, "**Effects of Distance Measure Choice on K-Nearest Neighbor Classifier Performance: A Review,**" *Big Data*, vol. 7, no. 4, pp. 221–248, 2019.

LAMPIRAN

1. Logbook Kegiatan

Minggu Ke-	Kegiatan
1	Berkonsultasi dengan calon pembimbing terkait topik PraTA, mencari jurnal pendukung.
2	Mempelajari metode penelitian sebelumnya
3	Menjalankan program penelitian sebelumnya dan membaca paper terkait.
4	Menghubungi dosen pembimbing kedua.
5	Konsultasi terkait parameter yang akan digunakan, mencari paper, mempelajari QUS, mencoba parameter kepadatan jaringan.
6	Fiksasi parameter: tetap menggunakan Shape Irregularity tanpa perhitungan elips dan Edge Sharpness dengan CED.
7	Mempelajari metode CHT dan CED.
8	Persiapan ETS (Fiksasi metode, membuat PPT).
9	Melaksanakan ETS.
10	Mulai mengerjakan Bab 4.
11	Menyusun abstrak.
12	Revisi abstrak dan format laporan.
13	Konsultasi tentang judul, struktur diagram, dan perhitungan parameter yang digunakan.
14	Bimbingan dengan dosen pembimbing kedua; Fiksasi metode dan parameter; Revisi Bab 1 & 2; Bimbingan dengan dosen pembimbing pertama.
15	Fiksasi metode dan mulai menyusun proposal.
16	Pengumpulan proposal.



BIOMEDICAL ENGINEERING ITS
2024