

**TUGAS AKHIR - EB234801**

# **METODE ANALISIS KEGANASAN KANKER PAYUDARA BERDASARKAN KETIDAKTERATURAN BENTUK PADA CITRA ULTRASONOGRAFI**

**MARCHELLI THREECIA**  
NRP 5023201055

Dosen Pembimbing  
**Dr. Norma Hermawan, S.T., M.Sc.**  
NIP 19850519 201504 1 003  
**Prof. Dr. Tri Arief Sardjono S.T., M.T.**  
NIP 197002121995121001

**Program Studi Sarjana Teknik Biomedik**  
Departemen Teknik Biomedik  
Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya  
2024



**TUGAS AKHIR - EB234801**

# **METODE ANALISIS KEGANASAN KANKER PAYUDARA BERDASARKAN KETIDAKTERATURAN BENTUK PADA CITRA ULTRASONOGRAFI**

**MARCHELLI THREECIA**

**NRP 5023201055**

**Dosen Pembimbing**

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

**NIP 19850519 201504 1 003**

**Prof. Dr. Tri Arief Sardjono S.T., M.T.**

**NIP 197002121995121001**

**Program Studi Sarjana Teknik Biomedik**

**Departemen Teknik Biomedik**

**Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas**

**Institut Teknologi Sepuluh Nopember**

**Surabaya**

**2024**



**FINAL PROJECT - EB234801**

# **METHOD FOR ANALYZING BREAST CANCER MALIGNANCY BASED ON IRREGULARITY OF SHAPE IN ULTRASONOGRAPHY IMAGES**

**MARCHELLI THREECIA**  
NRP 5023201055

Supervisor

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

NIP 19850519 201504 1 003

**Prof. Dr. Tri Arief Sardjono S.T., M.T.**

NIP 197002121995121001

**Study Program Bachelor Degree of Biomedical Engineering**

Department of Biomedical Engineering

Faculty of Intelligent Electrical and Informatics Technology

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Surabaya

2024

**Tugas Akhir disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar  
Sarjana Teknik (S.T.)  
di  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember**

**Oleh  
Marchelli Threecia  
NRP. 5023201055**

**Tanggal Ujian : 11 Juli 2024  
Periode Wisuda : September 2024**

**Disetujui Oleh :  
Dosen Penguji :**



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



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



**3. Rezki El Arif, S.T., M.T., Ph.D  
NIP. 2023199211060**



**4. Eko Agus Suprayitno, S.Si., M.T.  
NIP. 1987202011026**

**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. Achmad Arifin, S.T., M.Eng.  
NIP. 197103141997021001**



## HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS

Yang bertanda tangan di bawah ini:

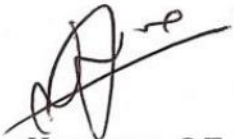
Nama Mahasiswa / NRP : Marchelli Threecia / 5023201055  
Program Studi : S1-Teknik Biomedik  
Dosen Pembimbing 1 / NIP : Dr. Norma Hermawan, S.T., M.Sc. / 19850519  
201504 1 003  
Dosen Pembimbing 2 / NIP : Prof. Dr. Tri Arief Sardjono S.T., M.T. /  
197002121995121001

dengan ini menyatakan bahwa Tugas Akhir dengan judul “Metode Analisis Keganasan Kanker Payudara Berdasarkan Ketidakteraturan Bentuk Pada Citra Ultrasonografi” adalah hasil karya sendiri, bersifat orisinal, dan ditulis dengan mengikuti kaidah penulisan ilmiah.

Bilamana di kemudian hari ditemukan ketidaksesuaian dengan pernyataan ini, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan yang berlaku di Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Surabaya, 26 Juli 2024

Mengetahui,  
Dosen Pembimbing 1

  
Dr. Norma Hermawan, S.T., M.Sc.  
NIP. 19850519 201504 1 003

Mahasiswa

  
Marchelli Threecia  
NRP. 5023201055

Dosen Pembimbing 2

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

# **METODE ANALISIS KEGANASAN KANKER PAYUDARA BERDASARKAN KETIDAKTERATURAN BENTUK PADA CITRA ULTRASONOGRAFI**

Nama : Marchelli Threecia  
NRP : 5023201055  
Pembimbing : 1. Dr. Norma Hermawan, S.T., M.Sc.  
2. Prof. Dr. Tri Arief Sardjono S.T., M.T.

## **ABSTRAK**

Kanker payudara merupakan salah satu penyebab utama kematian di seluruh dunia. Di Indonesia, angka kasus kanker payudara cukup mengkhawatirkan, menempati peringkat teratas dari semua kasus kanker baru. Deteksi dini dan penentuan tingkat keganasan yang akurat adalah kunci dalam penanganan efektif kanker payudara. Metode *screening* yang umumnya digunakan untuk mendeteksi kanker payudara mencakup mamografi, MRI, dan ultrasonografi. Meskipun ultrasonografi dianggap sebagai metode paling aman dan *non-invasive*, hasil citra ultrasonografi masih memiliki keterbatasan dalam mendeteksi tingkat keganasan kanker payudara. Saat ini, penentuan tingkat keganasan kanker payudara umumnya menggunakan kategorisasi BI-RADS yang bergantung pada interpretasi visual oleh radiologis berpengalaman, dimana hal ini dapat mengakibatkan perbedaan hasil antar radiologis. Dalam konteks ini, penelitian ini bertujuan mengembangkan metode baru yang lebih objektif dan terstandarisasi untuk menentukan kategorisasi tingkat keganasan kanker payudara berdasarkan analisis ketidakaturan bentuk dalam citra ultrasonografi. Bentuk kanker yang terlihat dalam citra ultrasonografi diyakini dapat dianalisis untuk mengetahui tingkat keganasannya. Penelitian akan diawali dengan melakukan *edge detection* pada kanker menggunakan *Spring-Charged Particles Model*, kemudian dilanjutkan dengan analisis bentuk kanker menggunakan metode perhitungan perbedaan tepi kanker dengan elips. Hal ini diharapkan akan mengurangi subjektivitas dalam penilaian dan meningkatkan konsistensi antara radiologis yang berbeda. Berdasarkan data akurasi menilai keganasan kanker sebesar 57,8%, pengembangan metodologi ini bertujuan untuk memberikan pendekatan yang lebih objektif dan terstandarisasi. Selain itu, metode ini akan memberikan dukungan lebih kuat bagi profesional medis dalam membuat keputusan klinis yang tepat. Hasil dari penelitian ini diharapkan akan memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan akurasi diagnosis kanker payudara, mengurangi perbedaan hasil, dan memungkinkan pengambilan keputusan klinis yang lebih tepat dalam perawatan pasien menggunakan alat *screening* yang lebih murah yaitu ultrasonografi.

**Kata kunci:** ultrasonografi, kanker payudara, *Spring-Charged Particles Model*, elips, tingkat keganasan, BI-RADS.

## **METHOD FOR ANALYZING BREAST CANCER MALIGNANCY BASED ON IRREGULARITY OF SHAPE IN ULTRASONOGRAPHY IMAGES**

Name : Marchelli Threecia  
NRP : 5023201055  
Supervisor : 1. Dr. Norma Hermawan, S.T., M.Sc.  
2. Prof. Dr. Tri Arief Sardjono S.T., M.T.

### **ABSTRACT**

Breast cancer is one of the leading causes of death worldwide. In Indonesia, the incidence of breast cancer is quite concerning, ranking highest among all new cancer cases. Early detection and accurate determination of malignancy are key to effective breast cancer management. Commonly used screening methods for breast cancer include mammography, MRI, and ultrasound. Although ultrasound is considered the safest and non-invasive method, ultrasound imaging results still have limitations in detecting the malignancy level of breast cancer. Currently, determining the malignancy level of breast cancer typically relies on the BI-RADS categorization based on visual interpretation by experienced radiologists, leading to potential variations in results among different radiologists. In this context, this research aims to develop a new, more objective, and standardized method for determining the categorization of breast cancer malignancy based on the analysis of shape irregularities in ultrasound images. The shapes observed in ultrasound images of cancer are believed to be analyzable to determine their malignancy level. The study will begin with edge detection on cancer using the Spring-Charged Particles Model, followed by shape analysis that calculates the difference between the ellipse and the boundary. This is expected to reduce subjectivity in assessment and improve consistency among different radiologists. Based on accuracy data assessing the malignancy of cancer at 57.8%, these advancements in methodology aim to provide a more objective and standardized approach. Additionally, this method will provide stronger support for medical professionals in making accurate clinical decisions. The results of this research are anticipated to significantly contribute to improving the accuracy of breast cancer diagnosis, reducing result discrepancies, and enabling more precise clinical decision-making in patient treatment using the more cost-effective screening tool, ultrasound.

**Keywords:** ultrasonography, breast cancer, Spring-Charged Particles Model, ellipse, malignancy level, BI-RADS.

## KATA PENGANTAR

Penulis mengucapkan puji syukur kepada Tuhan Yesus Kristus karena hanya atas kasih dan anugrah-Nya penulis mampu menyelesaikan Tugas Akhir ini dengan lancar dan dapat selesai tepat pada waktunya. Penulis juga mengucapkan terima kasih atas dukungan dari berbagai pihak, yaitu kepada:

1. Kedua orang tua penulis, Bapak Ondo dan Ibu Lince, juga kedua kakak penulis Gracella dan Jeannifer yang selalu memberi doa dan dukungan penuh dalam hal apapun.
2. Bapak Dr. Norma Hermawan, S.T., M.Sc., selaku dosen pembimbing satu yang senantiasa membimbing, mengarahkan, dan menginspirasi penulis selama pengerjaan penelitian ini.
3. Bapak Prof. Dr. Tri Arief Sardjono, S.T., M.T. selaku dosen pembimbing dua yang selalu sabar membimbing serta memberikan banyak masukan yang membangun kepada penulis dalam proses pengerjaan penelitian ini.
4. Bapak dan Ibu dosen serta karyawan Departemen Teknik Biomedik ITS yang telah membantu proses pembelajaran dan keperluan administrasi kampus.
5. Rekan-rekan Teknik Biomedik Angkatan 2020 yang selalu memberikan dukungan serta menjadi tempat diskusi dalam pengerjaan penelitian ini maupun selama perkuliahan.
6. Teman-teman terkasih semasa SMP, SMA, Kuliah yaitu Bryan, Wika, Cathleen, Abet, dan Gracella yang selalu memberikan dukungan kepada penulis hingga saat ini.
7. Serta seluruh pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah membantu penulis menyelesaikan Tugas Akhir ini dengan maksimal.

Terlepas dari semua itu, penulis menyadari bahwa masih terdapat kekurangan pada berbagai aspek dan masih banyak hal yang perlu diperbaiki dikarenakan terbatasnya pengalaman dan pengetahuan yang dimiliki penulis. Oleh karena itu, penulis dengan terbuka menerima kritik dan saran dari pembaca agar dapat memperbaiki tugas akhir ini. Semoga penelitian ini dapat memberikan manfaat untuk banyak orang dan dapat dikembangkan lebih baik lagi pada penelitian selanjutnya

Surabaya, 25 Juni 2024

Penulis



## DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN.....	iii
HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS.....	iv
ABSTRAK.....	v
ABSTRACT.....	vi
KATA PENGANTAR .....	vii
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR GAMBAR .....	x
DAFTAR TABEL.....	xiii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	2
1.3. Batasan Masalah .....	2
1.4. Tujuan dan Manfaat Penelitian .....	2
1.5. Kontribusi .....	2
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	4
2.1. Kanker.....	4
2.2. Kanker Payudara.....	5
2.3. BI-RADS.....	6
2.4. Ultrasonografi .....	8
2.5. <i>Pre-Processing</i> .....	9
2.6. <i>Edge Detection</i> Menggunakan <i>Spring-Charged Particles Model</i> .....	11
2.7. Perhitungan Perbedaan Tepi Kanker dengan Elips.....	13
2.8. Rasional.....	15
BAB III METODE PENELITIAN.....	17
3.1. Desain Sistem Secara Umum.....	17
3.2. <i>Dataset</i> .....	18
3.3. Proses <i>Pre-Processing</i> .....	18
3.4. Proses <i>Edge Detection</i> .....	18
3.5. Proses Analisis Bentuk Kanker.....	18
3.6. Proses Pengelompokkan Tingkat Keganasan .....	20
3.7. <i>Confusion Matrix</i> .....	20
3.8. Tes Performansi .....	21
BAB IV PENGUJIAN .....	22
4.1. <i>Pre-processing</i> Citra .....	22
4.1.1. <i>Resampling</i> Citra.....	22
4.1.2. <i>Gaussian Filter</i> .....	25
4.1.3. <i>Median Filter</i> .....	27
4.1.4. Penyesuaian <i>Brightness</i> dan <i>Contrast</i> .....	28
4.1.5. <i>Thresholding</i> .....	30
4.2. <i>Edge Detection</i> Citra.....	31

4.3.	Perhitungan Perbedaan Elips Pada Tumor dan Kanker .....	39
4.4.	Evaluasi Hasil Perhitungan <i>Difference</i> Kategori BI-RADS Berdasarkan <i>Linear Fitting</i> .....	42
4.5.	Evaluasi Perhitungan Metode 2 <i>Difference Value</i> menggunakan Elips dengan Metode Perhitungan <i>Compactness</i> .....	45
BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN.....		48
5.1.	<i>Pre-processing</i> Citra .....	48
5.2.	Edge Detection menggunakan <i>Spring-Charged Particles Model</i> .....	49
5.2.1.	Pengaruh <i>Pre-processing</i> Citra .....	49
5.2.2.	Pengaruh Parameter .....	50
5.3.	Perhitungan <i>Difference</i> atau Perbedaan Elips dengan Tepi Tumor dan Kanker.....	51
5.4.	Nilai <i>Difference</i> Kategori BI-RADS Berdasarkan <i>Linear Fitting</i> .....	52
BAB VI KESIMPULAN .....		56
6.1.	Kesimpulan .....	56
6.2.	Saran / Rencana Pengembangan .....	57
DAFTAR PUSTAKA .....		59
LAMPIRAN.....		63
BIODATA PENULIS .....		68

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Perbedaan sel tumor jinak dan ganas [13].....	4
Gambar 2.2. Bentuk dan Margin Tumor Payudara [18] .....	6
Gambar 2.3. (1) BI-RADS 1; (2) BI-RADS 2; (3) BI-RADS 3; (4) BI-RADS 4A; (5) BI-RADS 4B; (6) BI-RADS 4C; (7) BI-RADS 5 [21] .....	8
Gambar 2.4. Pencitraan tumor payudara menggunakan <i>ultrasound</i> [10] .....	9
Gambar 2.5. Perbedaan bentuk tumor dengan bentuk elips [36] .....	14
Gambar 2.6. Diagram <i>fishbone</i> dari penelitian yang diajukan.....	16
Gambar 3.1. Desain sistem secara umum .....	17
Gambar 4.1. Contoh citra dengan resolusi 512x512 .....	23
Gambar 4.2. Contoh citra dengan resolusi 256x256 .....	23
Gambar 4.3. Perbandingan resolusi citra BI-RADS 2, a) <i>Raw data</i> , b) Citra resolusi 512x512, c) Citra resolusi 256x256 .....	24
Gambar 4.4. Perbandingan resolusi citra BI-RADS 3, a) <i>Raw data</i> , b) Citra resolusi 512x512, c) Citra resolusi 256x256 .....	24
Gambar 4.5. Perbandingan resolusi citra BI-RADS 4, a) <i>Raw data</i> , b) Citra resolusi 512x512, c) Citra resolusi 256x256 .....	24
Gambar 4.6. Perbandingan resolusi citra BI-RADS 5, a) <i>Raw data</i> , b) Citra resolusi 512x512, c) Citra resolusi 256x256 .....	25
Gambar 4.7. Perbandingan hasil <i>gaussian filter</i> citra BI-RADS 2, a) Citra sebelum <i>filtering</i> , b) 5x5 <i>kernel</i> , $\sigma = 1.5$ , c) 5x5 <i>kernel</i> , $\sigma = 2.5$ , d) 7x7 <i>kernel</i> , $\sigma = 1.5$ , e) 7x7 <i>kernel</i> , $\sigma = 2.5$ .....	26
Gambar 4.8. Perbandingan hasil <i>median filter</i> citra BI-RADS 2 pada citra a) <i>gaussian filter kernel 7x7 sigma 2.5</i> , b) 5x5 <i>kernel</i> , c) 7x7 <i>kernel</i> .....	27
Gambar 4.9. Hasil penyesuaian <i>brightness dan contrast</i> a) Citra BI-RADS 2, b) Citra BI-RADS 3, c) Citra BI-RADS 4, d) Citra BI-RADS 5 .....	30
Gambar 4.10. Hasil <i>thresholding</i> a) Citra BI-RADS 2, b) Citra BI-RADS 3, c) Citra BI-RADS 4, d) Citra BI-RADS 5 .....	31
Gambar 4.11. Hasil <i>canny edge detector</i> a) Citra BI-RADS 2, b) Citra BI-RADS 3, c) Citra BI-RADS 4, d) Citra BI-RADS 5 .....	32
Gambar 4.12. Hasil <i>sobel edge detector</i> a) Citra BI-RADS 2, b) Citra BI-RADS 3, c) Citra BI-RADS 4, d) Citra BI-RADS 5 .....	32
Gambar 4.13. Hasil perubahan ke dalam <i>negative field</i> a) Citra BI-RADS 2, b) Citra BI-RADS 3, c) Citra BI-RADS 4, d) Citra BI-RADS 5 .....	33
Gambar 4.14. Hasil panah <i>negative field</i> .....	34
Gambar 4.15. Hasil penetapan parameter dalam <i>negative field</i> a) Citra BI-RADS 2, b) Citra BI-RADS 3, c) Citra BI-RADS 4, d) Citra BI-RADS 5 .....	35
Gambar 4.16. Hasil <i>masking</i> a) Citra BI-RADS 2, b) Citra BI-RADS 3, c) Citra BI-RADS 4, d) Citra BI-RADS 5 .....	36
Gambar 4.17. <i>Ground Truth</i> a) Citra BI-RADS 2, b) Citra BI-RADS 3, c) Citra BI-RADS 4, d) Citra BI-RADS 5 .....	36

Gambar 4.18. Perbandingan hasil pembuatan elips citra BI-RADS 5, a) Metode 1, b) Metode 2 .....	39
Gambar 4.19. Perbandingan perhitungan $r1$ dan $r2$ terhadap $\theta$ citra BI-RADS 5, a) Metode 1, b) Metode 2 .....	40
Gambar 4.20. Perbandingan hasil <i>box plot</i> pada 20 citra tiap kategori BI-RADS, a) Metode 1, b) Metode 2 .....	41
Gambar 4.21. Perbandingan hasil grafik persamaan <i>linear</i> , a) Metode 1, b) Metode 2 .....	42
Gambar 4.22. <i>Confusion matrix</i> menggunakan Metode 1 .....	43
Gambar 4.23. <i>Confusion matrix</i> menggunakan Metode 2 .....	43
Gambar 4.24. <i>Basic shape</i> a) <i>circle</i> , b) <i>square</i> , c) <i>triangle</i> , <i>Elips fit</i> a) <i>circle</i> , b) <i>square</i> , c) <i>triangle</i> .....	45
Gambar 4.25. a) Hasil grafik persamaan <i>linear normalized compactness</i> pada setiap citra BI-RADS, b) <i>Blox plot normalized compactness</i> pada setiap citra BI-RADS .....	46
Gambar 5.1. GUI untuk melakukan <i>pre-processing</i> .....	49
Gambar 5.2. GUI untuk melakukan <i>edge detection</i> menggunakan <i>spring-charged particles model</i> .....	51
Gambar 5.3. GUI untuk melihat hasil prediksi BI-RADS .....	53
Lampiran Gambar 1. Perbandingan hasil <i>gaussian filter</i> citra BI-RADS 2, a) Citra sebelum <i>filtering</i> , b) <i>5x5 kernel</i> , $\sigma = 1.5$ , c) <i>5x5 kernel</i> , $\sigma = 2.5$ , d) <i>7x7 kernel</i> , $\sigma = 1.5$ , e) <i>7x7 kernel</i> , $\sigma = 2.5$ .....	63
Lampiran Gambar 2. Perbandingan hasil <i>gaussian filter</i> citra BI-RADS 3, a) Citra sebelum <i>filtering</i> , b) <i>5x5 kernel</i> , $\sigma = 1.5$ , c) <i>5x5 kernel</i> , $\sigma = 2.5$ , d) <i>7x7 kernel</i> , $\sigma = 1.5$ , e) <i>7x7 kernel</i> , $\sigma = 2.5$ .....	64
Lampiran Gambar 3. Perbandingan hasil <i>gaussian filter</i> citra BI-RADS 4, a) Citra sebelum <i>filtering</i> , b) <i>5x5 kernel</i> , $\sigma = 1.5$ , c) <i>5x5 kernel</i> , $\sigma = 2.5$ , d) <i>7x7 kernel</i> , $\sigma = 1.5$ , e) <i>7x7 kernel</i> , $\sigma = 2.5$ .....	64
Lampiran Gambar 4. Perbandingan hasil <i>gaussian filter</i> citra BI-RADS 5, a) Citra sebelum <i>filtering</i> , b) <i>5x5 kernel</i> , $\sigma = 1.5$ , c) <i>5x5 kernel</i> , $\sigma = 2.5$ , d) <i>7x7 kernel</i> , $\sigma = 1.5$ , e) <i>7x7 kernel</i> , $\sigma = 2.5$ .....	65
Lampiran Gambar 5. Perbandingan hasil pembuatan elips citra BI-RADS 2, a) Metode 1, b) Metode 2 .....	65
Lampiran Gambar 6. Perbandingan hasil pembuatan elips citra BI-RADS 3, a) Metode 1, b) Metode 2 .....	66
Lampiran Gambar 7. Perbandingan hasil pembuatan elips citra BI-RADS 4, a) Metode 1, b) Metode 2 .....	66
Lampiran Gambar 8. Perbandingan perhitungan $r1$ dan $r2$ terhadap $\theta$ citra BI-RADS 2, a) Metode 1, b) Metode 2 .....	66
Lampiran Gambar 9. Perbandingan perhitungan $r1$ dan $r2$ terhadap $\theta$ citra BI-RADS 3, a) Metode 1, b) Metode 2 .....	67

Lampiran Gambar 10. Perbandingan perhitungan $r_1$ dan $r_2$ terhadap $\theta$ citra BI-RADS 4, a) Metode 1, b) Metode 2.....	67
--	----

## DAFTAR TABEL

Tabel 4.1. Hasil NRR <i>gaussian filter</i> pada <i>sample data</i> .....	26
Tabel 4.2. Hasil NRR <i>median filter</i> pada <i>sample data</i> dari <i>gaussian filter kernel size 7x7 sigma 2.5</i> .....	28
Tabel 4.3. Hasil penyesuaian <i>brightness</i> dari dua penguji.....	29
Tabel 4.4. Hasil penyesuaian <i>contrast</i> dari dua penguji .....	29
Tabel 4.5. Parameter yang sesuai untuk <i>coloumb force</i> .....	34
Tabel 4.6. Parameter yang sesuai untuk peletakan dan ukuran <i>particles</i> dan <i>spring</i> .....	35
Tabel 4.7. Hasil <i>accuracy</i> perbandingan <i>canny edge detector</i> dengan <i>ground truth</i> .....	37
Tabel 4.8. Hasil <i>accuracy</i> perbandingan <i>sobel edge detector</i> dengan <i>ground truth</i> .....	37
Tabel 4.9. Hasil <i>accuracy</i> perbandingan <i>spring-charged particles model</i> dengan <i>ground truth</i> .....	38
Tabel 4.10. Hasil nilai rata-rata <i>accuracy spring-charged particles model</i> dengan <i>ground truth</i> .....	38
Tabel 4.11. Hasil perhitungan <i>difference</i> pada tiap metode.....	40
Tabel 4.12. Hasil nilai rata-rata perhitungan <i>difference</i> pada 80 citra tiap metode .....	41
Tabel 4.13. Hasil evaluasi persamaan <i>linear</i> pada Metode 1.....	44
Tabel 4.14. Hasil evaluasi persamaan <i>linear</i> pada Metode 2.....	44
Tabel 4.15. Hasil perhitungan <i>Difference Value</i> dan <i>Compactness</i> pada <i>circle, square, dan triangle</i> .....	46
Tabel 4.16. Hasil perhitungan <i>correlation coefficient (r)</i> dan <i>r-squared</i> pada metode 2 dan <i>normalized compactness</i> .....	47



# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang

Kanker merupakan penyakit penyebab kematian terbanyak di dunia dengan angka kematian hampir 10 juta jiwa pada tahun 2020 [1]. Berdasarkan data *World Health Organization, Globocan* tahun 2020, jumlah kasus kanker payudara merupakan kasus kanker tertinggi di dunia dengan total 2.261.419 kasus (11.7%) dari total kasus kanker di dunia [1]. Di Indonesia, kasus kanker payudara juga sangat mengkhawatirkan, dimana kasus kanker payudara menempati peringkat satu dengan 68.858 kasus (16,6%) dari total kasus baru kanker di Indonesia [2]. Kondisi yang sangat mengkhawatirkan ini menekankan pentingnya kesadaran dan upaya pencegahan serta pendeteksian kanker payudara di seluruh dunia, khususnya di Indonesia.

Untuk mendeteksi kanker payudara, dapat dilakukan beberapa pilihan metode *screening*, antara lain, *biopsy*, mamografi, *Magnetic Resonance Imaging (MRI)*, dan ultrasonografi [3]. Metode-metode tersebut memiliki kelebihan serta kekurangan dalam mendiagnosis kanker payudara. Kelebihan metode *screening* menggunakan *biopsy* adalah memiliki akurasi yang tinggi serta memuat banyak informasi, sedangkan kelemahannya adalah dilakukan secara invasif, resiko infeksi dan pendarahan pada pasien serta menimbulkan trauma pada pasien [4]. Kelebihan pada metode mamografi adalah non-invasif dan memiliki hasil citra yang beresolusi tinggi, sedangkan kelemahannya adalah memaparkan radiasi, menimbulkan ketidaknyamanan pada pasien, kurang efektif pada payudara yang padat, serta penentuan keganasan berdasarkan interpretasi visual radiologis [5]. Kelebihan pada metode MRI adalah non-invasif serta memiliki sensitivitas tinggi dalam mendeteksi kanker yang agresif dan tumbuh secara lambat, sedangkan kelemahannya adalah biaya yang mahal serta penentuan keganasan berdasarkan interpretasi visual radiologis [6]. Kelebihan pada metode ultrasonografi adalah non-invasif, biaya yang terjangkau, tidak memaparkan radiasi, serta dapat membantu mendeteksi kelainan yang tidak terlihat dengan mamografi, sedangkan kelemahannya adalah kualitas citra yang kurang baik, memiliki banyak artefak karena posisi yang buruk, kurangnya kontak, gerakan, atau terkait lesi, serta penentuan keganasan berdasarkan interpretasi visual radiologis [7]. Saat ini, ultrasonografi merupakan metode *screening* yang paling aman, murah, serta non-invasif dalam mendeteksi kanker payudara. Namun, ultrasonografi masih memiliki kekurangan yaitu hasil gambar ultrasonografi yang tidak sebaik metode lainnya sehingga terdapat kesulitan dalam mendiagnosis kanker payudara. Saat ini, dalam penentuan skala keganasan kanker payudara digunakan kategori BI-RADS (*Breast Imaging Reporting and Data System*) yang didasarkan pada interpretasi visual dan tidak melibatkan perhitungan matematis [8]. Selain itu, kategorisasi ini bergantung pada proses interpretasi oleh radiologis yang memerlukan pengalaman dan subjektivitas [8].

Hasil pembacaan antar radiologis juga dapat bervariasi dalam mengategorikan tingkat keganasan kanker payudara. Berdasarkan data akurasi penilaian keganasan kanker menggunakan BI-RADS menggunakan ultrasonografi sebesar 57,8% [9]. Dalam dunia yang terus berkembang ini, memahami hasil *screening* citra payudara tidak cukup hanya mengandalkan mata manusia, dibutuhkan pengembangan metode yang lebih objektif dan terstandarisasi.

Bentuk kanker pada citra ultrasonografi menunjukkan potensi besar dalam karakterisasi keganasan kanker payudara. Berdasarkan perubahan morfologis yang terlihat dalam citra, tanda-tanda keganasan dapat diidentifikasi. Oleh karena itu, penelitian ini akan mengembangkan metode baru yang lebih terstruktur dan terukur untuk menentukan tingkat keganasan kanker payudara berdasarkan analisis bentuk menggunakan metode perhitungan perbedaan tepi kanker dengan elips pada citra ultrasonografi.

### **1.2. Rumusan Masalah**

Penelitian ini berdasar pada parameter tingkat keganasan saat ini yaitu BI-RADS [10] masih ditentukan secara manual berdasarkan interpretasi visual radiologis. Oleh karena itu, dibutuhkan pengembangan sebuah metode yang lebih objektif dan terstandarisasi untuk menentukan tingkat keganasan kanker payudara berdasarkan analisis bentuk pada citra ultrasonografi.

### **1.3. Batasan Masalah**

Dalam penelitian ini, penentuan skala tingkat keganasan hanya berfokus pada analisis karakteristik bentuk atau morfologi dari tumor atau kanker yang terlihat dalam citra ultrasonografi.

### **1.4. Tujuan dan Manfaat Penelitian**

Tujuan penelitian ini adalah mengembangkan metode kuantitatif yang objektif dan terstandarisasi dalam menilai tingkat keganasan kanker payudara berdasarkan analisis bentuk menggunakan metode perhitungan perbedaan tepi kanker dengan elips pada citra ultrasonografi dengan harapan memberikan manfaat signifikan dalam meningkatkan konsistensi akurasi diagnosis dan pertimbangan pengambilan keputusan klinis.

### **1.5. Kontribusi**

Kontribusi dari penelitian yang dilakukan dibagi menjadi dua aspek, yaitu aspek ilmiah dan aspek praktis. Pada aspek ilmiah, penelitian ini akan memberikan kontribusi ilmiah dalam pengembangan metode baru untuk menilai tingkat keganasan kanker payudara berdasarkan analisis bentuk pada citra ultrasonografi. Penelitian ini akan mengaplikasikan konsep-konsep teoritis dalam analisis citra dan onkologi untuk mengatasi masalah nyata dalam praktik klinis. Pada aspek praktis, penelitian ini akan memberikan dukungan yang lebih kuat bagi radiologis dan

profesional kesehatan dalam membuat keputusan klinis yang lebih tepat dan terinformasi dalam penanganan kanker payudara. Penelitian ini juga menghasilkan metode yang lebih objektif dengan membantu mengurangi potensi perbedaan hasil antar radiologis, yang akan meningkatkan konsistensi dalam penilaian citra medis.



## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

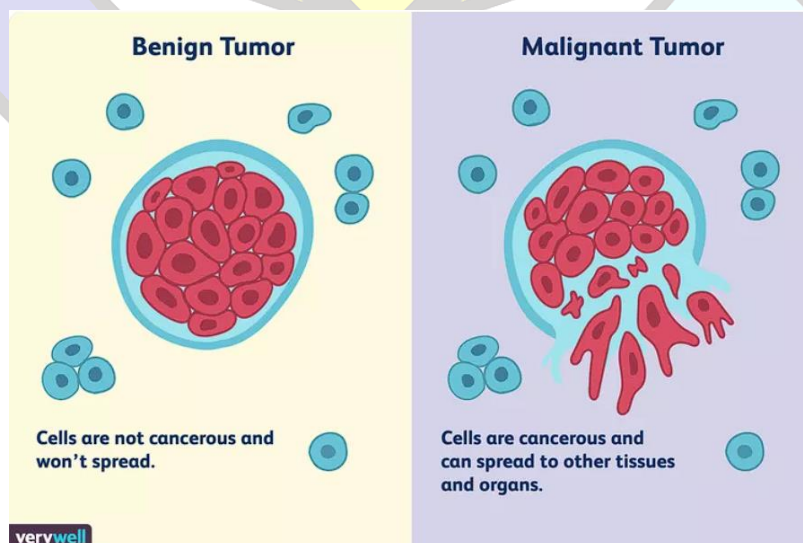
#### 2.1. Kanker

Kanker merupakan penyakit yang disebabkan oleh pertumbuhan sel-sel dalam tubuh manusia yang tidak terkendali dan menyebar ke bagian tubuh lainnya. Kanker dapat terjadi di hampir semua bagian tubuh manusia. Biasanya, sel manusia tumbuh dan berkembang biak dalam proses yang disebut pembelahan sel, untuk menghasilkan sel baru saat tubuh membutuhkannya. Ketika sel-sel menjadi tua atau rusak, sel akan mati dan sel-sel baru akan menggantikannya [11].

Terkadang proses rutin ini terganggu, sehingga sel-sel abnormal atau rusak tumbuh dan berkembang biak padahal tidak diperlukan. Sel-sel ini dapat membentuk tumor, yaitu gumpalan jaringan yang mungkin bersifat non-kanker (jinak) atau kanker (ganas). Tumor kanker dapat menyebar ke jaringan sekitarnya dan bahkan ke bagian tubuh yang lebih jauh, membentuk tumor baru dalam proses yang disebut metastasis. Tumor kanker biasa juga disebut tumor ganas [12].

Tumor jinak biasanya tidak menyebar ke jaringan sekitarnya. Ketika tumor jinak diangkat, biasanya tumor tersebut tidak tumbuh kembali, tidak seperti tumor kanker yang dapat tumbuh kembali setelah diangkat. Namun, beberapa tumor jinak bisa berukuran cukup besar dan menyebabkan gejala yang serius, bahkan mengancam jiwa, terutama jika tumor tersebut terjadi di area yang luas seperti otak [12].

Berikut perbedaan sel tumor jinak dan ganas yang dapat dilihat pada Gambar 2.1, dimana pada *benign tumor*, tidak ganas, tidak menyebar ke jaringan lainnya, sedangkan pada *malignant tumor*, sel yang ganas akan menyebar ke jaringan lainnya dan membentuk bentuk yang tidak beraturan [13].



Gambar 2.1. Perbedaan sel tumor jinak dan ganas [13]

## 2.2. Kanker Payudara

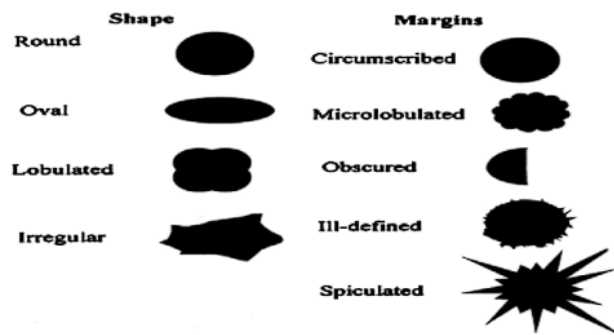
Payudara merupakan salah satu organ tubuh manusia yang terdapat pada laki-laki maupun perempuan. Payudara pada wanita terdiri dari susunan jaringan lemak, kelenjar susu, dan saluran keringat. Kanker payudara biasa terjadi pada sel kelenjar susu yang tumbuh tidak terkendali serta merusak jaringan disekitarnya. Seperti pada kanker umumnya, kanker payudara berasal dari dua jenis tumor yaitu tumor ganas dan tumor jinak. Pada tumor ganas (kanker), jaringan di sekitar sel akan berkembang biak (infiltratif) bersamaan dengan merusak jaringan lainnya (dekstrutif).

Perumbuhan sel yang tidak normal pada di payudara dapat ditandai dengan pembesaran ukuran payudara, perubahan bentuk, warna kulit payudara, serta luka payudara yang lama sembuhnya. Terdapat 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 [14].

Faktor-faktor risiko yang dapat memicu terjadinya kanker payudara dapat dibagi menjadi 7 kategori utama [15] [16]:

1. Usia: Kasus kanker payudara yang meningkat seiring dengan bertambahnya usia populasi perempuan.
2. Jenis Kelamin: Sebagian besar kanker payudara terjadi pada perempuan.
3. Riwayat Pribadi Kanker Payudara: Riwayat kanker pada satu payudara meningkatkan kemungkinan munculnya kanker primer kedua pada payudara yang berlawanan.
4. Faktor Risiko Histologis: Abnormalitas histologis yang didiagnosis melalui biopsi payudara merupakan kategori penting dalam faktor risiko kanker payudara. Abnormalitas ini mencakup *lobular carcinoma in situ* (LCIS) dan perubahan proliferasi dengan atipia.
5. Riwayat Keluarga Kanker Payudara dan Faktor Risiko Genetik: Saudara kandung pertama pasien dengan kanker payudara memiliki risiko 2 hingga 3 kali lipat lebih tinggi untuk mengembangkan penyakit ini. Lima hingga sepuluh persen dari semua kasus kanker payudara disebabkan oleh faktor genetik, tetapi mereka dapat menyumbang hingga 25% kasus pada wanita di bawah usia 30 tahun. BRCA1 dan BRCA2 adalah dua gen paling penting yang bertanggung jawab atas peningkatan kerentanan terhadap kanker payudara.
6. Faktor Risiko Reproduksi: Tonggak reproduksi yang meningkatkan paparan estrogen seumur hidup seorang wanita dianggap meningkatkan risiko kanker payudara. Ini termasuk awal menstruasi sebelum usia 12 tahun, melahirkan anak pertama setelah usia 30 tahun, nulliparitas, dan menopause setelah usia 55 tahun.
7. Penggunaan Hormon Eksogen: Penggunaan hormon eksogen, baik untuk terapi maupun sebagai suplemen, digunakan untuk berbagai kondisi,





**Gambar 2.2.** Bentuk dan Margin Tumor Payudara [18]

dengan dua skenario paling umum adalah kontrasepsi pada wanita premenopause dan terapi penggantian hormon pada wanita pascamenopause.

Kanker payudara memiliki ciri-ciri morfologis yang dapat dilihat dari lokasinya, ukurannya, bentuknya, dan karakteristik tepinya. Berdasarkan *American Cancer Society*, bentuk kanker payudara dibagi menjadi empat, yaitu *round*, *oval*, *lobulated*, dan *irregular* [17] yang dapat dilihat pada Gambar 2.2. Ciri-ciri morfologis ini merupakan faktor utama yang harus dipertimbangkan oleh radiologis ketika menilai kemungkinan keberadaan kanker. Umumnya, tumor jinak dapat dilihat dari bentuknya yang jelas, padat, dan berbentuk bulat atau elips. Namun, untuk tumor yang memiliki bentuk tidak teratur dan berujung seperti duri memiliki kemungkinan keganasan yang lebih tinggi.

### 2.3. BI-RADS

Breast Imaging Reporting and Data System (BI-RADS) merupakan salah satu sistem standarisasi kanker payudara berdasarkan laporan patologi payudara yang ditemui pada mamografi, ultrasonografi, dan *Magnetic Resonance Imaging* (MRI). BI-RADS diusulkan oleh American College of Radiology (ACR) pada tahun 1993, lalu menerbitkan edisi kedua, ketiga, keempat dan kelima pada tahun 1995, 1998, 2003, dan 2013 [19]. ACR BI-RADS dibuat sebagai alat jaminan penunjang kualitas yang dirancang untuk menstandarisasi pelaporan, mengurangi kesalahan serta kebingungan dalam menginterpretasi pencitraan payudara.

BI-RADS memiliki enam kategori pengelompokkan kanker payudara berdasarkan laporan patologi payudara dari beberapa alat modalitas yaitu sebagai berikut [10] :

#### 1. BI-RADS 0: tidak lengkap

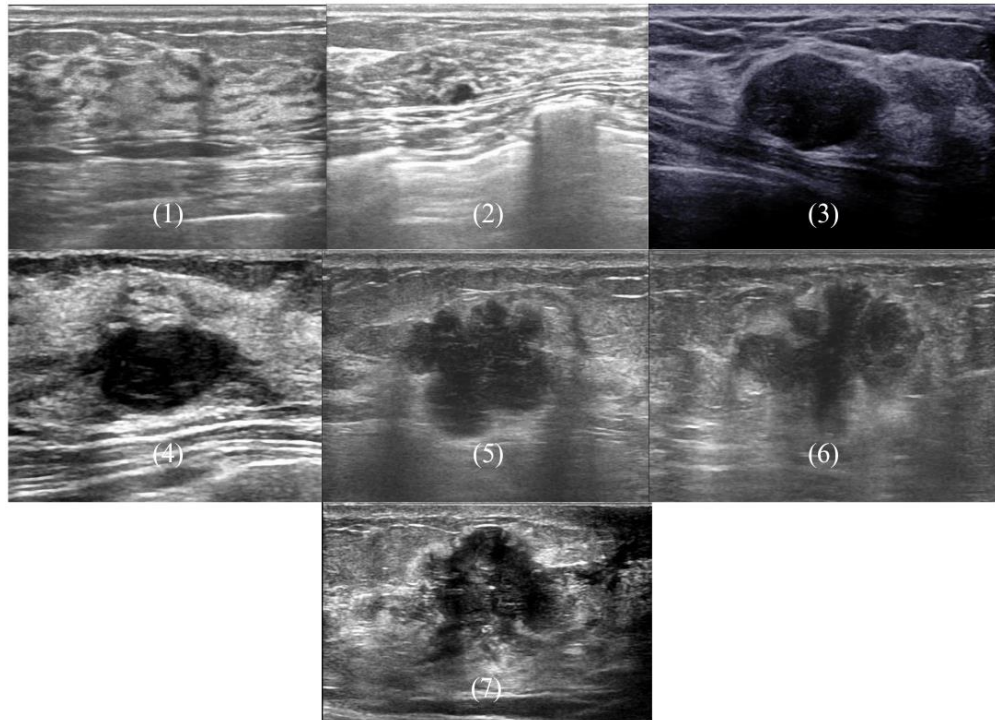
- Memerlukan evaluasi pencitraan tambahan (tampilan mamografi tambahan atau ultrasonografi)



2. BI-RADS 1: negatif
  - Simetris dan tidak ada *masses*, distorsi arsitektural, atau kalsifikasi yang mencurigakan
3. BI-RADS 2: jinak
  - 0% kemungkinan keganasan
4. BI-RADS 3: mungkin jinak
  - <2% kemungkinan keganasan
  - Disarankan melakukan lanjutan pengawasan sertatindak lanjut interval pendek selama 6 bulan
5. BI-RADS 4: curiga keganasan
  - 2-94% kemungkinan keganasan
  - Untuk mamografi dan ultrasonografi, ini dapat dibagi lebih lanjut:
    - BI-RADS 4A: kecurigaan rendah untuk keganasan (2-9%)
    - BI-RADS 4B: kecurigaan sedang untuk keganasan (10-49%)
    - BI-RADS 4C: kecurigaan tinggi terhadap keganasan (50-94%)
  - Melakukan biopsi harus dipertimbangkan
6. BI-RADS 5: sangat sugestif keganasan
  - >95% kemungkinan keganasan
  - Tindakan yang tepat harus diambil
7. BI-RADS 6: keganasan yang terbukti dengan biopsi

BI-RADS dinyatakan dalam kategori 0 apabila hasil radiologi sebelumnya tidak jelas sehingga sulit untuk diinterpretasi, dan membutuhkan pemeriksaan ultrasonografi dan mamografi ulang. BI-RADS 1 dinyatakan apabila tidak terdapat kelainan pada hasil mamografi atau ultrasonografi (kedua payudara simetris, tidak terdapat *masses*, kelainan struktur maupun kecurigaan kalsifikasi). Apabila tidak terdapat kecurigaan kanker, namun terdapat gambaran benjolan seperti hiperekogenisitas yang intens dan seragam, maka hasil mamografi atau ultrasonografi diklasifikasikan dalam kategori BI-RADS 2. Pada lesi yang terdapat sekelompok kalsifikasi puntir dengan asimetri fokal, hasil mamografi dinyatakan dalam BI-RADS 3, oleh karena hasil tersebut meragukan antara keganasan atau jinak (BI-RADS 3 dinyatakan apabila terdapat kecenderungan lebih ke arah jinak). BI-RADS 4 dinyatakan apabila terdapat satu atau lebih penemuan *suspicious* yang tidak tergolong dalam BI-RADS 5, sedangkan BI-RADS 5 dinyatakan apabila terdapat dua atau lebih penemuan *suspicious* mayor, dan BI-RADS 6 dinyatakan apabila pada pemeriksaan biopsi sebelumnya telah terdiganosa keganasan [20].

Pada Gambar 2.3. dapat dilihat perbedaan kategori BI-RADS pada percitraan ultrasonografi :



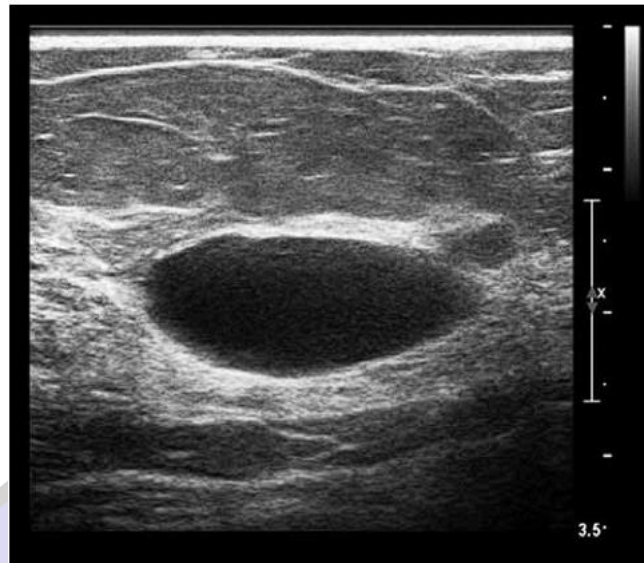
**Gambar 2.3.** (1) BI-RADS 1; (2) BI-RADS 2; (3) BI-RADS 3; (4) BI-RADS 4A; (5) BI-RADS 4B; (6) BI-RADS 4C; (7) BI-RADS 5 [21]

#### 2.4. Ultrasonografi

Ultrasonografi merupakan salah satu alat citra yang dapat mendeteksi berbagai penyakit, salah satunya adalah kanker payudara [22]. Kelebihan *screening* kanker payudara menggunakan modilitas ultrasonografi ini adalah *non-invasive*, biaya yang murah, serta bebas dari radiasi sehingga aman digunakan berbagai jenis kalangan [23]. Namun, alat citra ini masih memiliki kekurangan, yaitu gambar yang dihasilkan tidak sebaik alat citra lainnya.

Ultrasonografi bekerja dengan memancarkan gelombang suara berfrekuensi tinggi. Mesin pada ultrasonografi terdiri dari beberapa komponen, diantaranya, probe transduser yang berfungsi untuk mengirim dan menerima gelombang suara, unit pemrosesan pusat (*CPU*) sebagai komputer yang melakukan semua perhitungan dan berisi pasokan daya listrik untuk dirinya sendiri dan probe transduser, kontrol pulsa transduser untuk mengubah amplitudo, frekuensi dan durasi pulsa yang dipancarkan dari probe transduser, display untuk menampilkan gambar dari data ultrasonografi yang diproses oleh *CPU*, keyboard/kursor untuk memasukkan data dan melakukan pengukuran dari layer, perangkat penyimpanan disk (*hard, floppy, CD*) untuk menyimpan gambar yang diperoleh, dan printer sebagai alat mencetak gambar dari data yang ditampilkan [24].

Ultrasonografi pada pencitraan payudara sangat membantu pada wanita dengan jaringan payudara yang padat. Pada payudara yang padat, area abnormal cukup sulit dilihat menggunakan mammogram. Ultrasonografi dapat melihat



**Gambar 2.4.** Pencitraan tumor payudara menggunakan *ultrasound* [10]

dengan lebih baik area mencurigakan yang terlihat pada mammogram. Ultrasonografi dapat membedakan antara *masses* berisi cairan seperti kista (yang sangat kecil kemungkinannya merupakan kanker) dan *masses* padat (yang mungkin memerlukan pengujian lebih lanjut untuk memastikan apakah kanker atau tidak) [25]. Citra tumor payudara dapat dilihat pada Gambar 2.4.

## 2.5. Pre-Processing

*Pre-processing* merupakan tahap awal dalam mengolah citra yang ada. Tahap ini dilakukan untuk menyeragamkan *dataset* yang ada. *Pre-processing* mencakup penyesuaian resolusi (*resampling*), filtering menggunakan penyesuaian *brightness* serta *contrast*, *gaussian filter*, *median filter*, dan *thresholding*. Teknik penyesuaian resolusi dilakukan untuk membantu menjaga kualitas gambar. Penyesuaian *brightness* dilakukan untuk mengatur tingkat kecerahan keseluruhan gambar [26]. Penyesuaian *contrast* dilakukan untuk meningkatkan perbedaan antara piksel terang dan gelap dalam gambar, dimana dapat membantu dalam memperjelas batas-batas antara struktur yang berbeda seperti antara jaringan normal dan abnormal [26]. Dengan mengaplikasikan augmentasi pada *dataset* dapat membantu keseragaman serta meningkatkan ketahanan dan kinerja metode pengolahan citra selanjutnya.

*Filtering* dilakukan sebelum melakukan deteksi tepi untuk meningkatkan visibilitas tepi dan detail halus, agar dapat mendeteksi tepi dengan akurat. Gambar *ultrasound* seringkali memiliki *noise*, oleh karena itu dibutuhkan *gaussian filter* dan *median filter* untuk mengurangi *noise*. *Gaussian filter* dan *median filter* bekerja dengan mengkorelasikan kernel (3x3, 5x5, 7x7, dsb.). Untuk melakukan *filtering* menggunakan *gaussian* pada citra 2D, dapat menggunakan Persamaan 2.1 di bawah [27].

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.1)$$

Dimana,  $x$  dan  $y$  didapatkan dari penambahan *padding* yang perhitungannya dapat dilihat pada Persamaan 2.2 dan pengubahan dua vektor satu dimensi yang merepresentasikan rentang nilai untuk koordinat  $x$  dan  $y$ , serta mengembalikan dua matriks dua dimensi, satu untuk koordinat  $x$  dan satu lagi untuk koordinat  $y$ . Matriks ini berisi koordinat dari *grid* yang dibentuk oleh kombinasi semua nilai  $x$  dan  $y$ .

*Median filter* terdiri dari beberapa tahapan yaitu penambahan *padding*, ekstraksi jendela, menghitung median, dan menggantikan nilai piksel tengah. *Padding* adalah proses menambahkan piksel ekstra di tepi citra untuk mengatasi masalah saat menerapkan filter yang membutuhkan informasi dari piksel tetangga. *Padding* membantu dalam memproses piksel di tepi citra tanpa kehilangan informasi. Jika ukuran kernel adalah  $k \times k$  maka *padding* yang ditambahkan di setiap sisi citra dapat dihitung menggunakan Persamaan 2.2 [28].

$$I_p = \frac{k - 1}{2} \quad (2.2)$$

Ekstraksi jendela adalah proses mengambil sub-matriks berukuran  $k \times k$  yang berpusat pada setiap piksel dari citra yang sudah dilakukan *padding*. Jendela ini mencakup piksel pusat dan piksel-piksel di sekitarnya. 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  $I(i, j)$  dapat dilihat pada Persamaan 2.3 [29].

$$N_{ij} = \left\{ I_p \left( i - \left\lfloor \frac{k}{2} \right\rfloor + m, j - \left\lfloor \frac{k}{2} \right\rfloor + n \right) \mid m, n \in \{0, 1, \dots, k - 1\} \right\} \quad (2.3)$$

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 2.4 [30].

$$M_{ij} = \begin{cases} v_{ij} \left( \frac{k^2 + 1}{2} \right) \\ \frac{v_{ij} \left( \frac{k^2}{2} \right) + v_{ij} \left( \frac{k^2}{2} + 1 \right)}{2} \end{cases} \quad (2.4)$$



Dimana, jika jumlah elemen dalam vektor  $v_{ij}$  ganjil, median adalah elemen tengah dan jika jumlah elemen dalam vektor  $v_{ij}$  genap, median adalah rata-rata dari dua elemen tengah.

*Thresholding* digunakan untuk segmentasi citra dengan memisahkan objek dari latar belakang berdasarkan tingkat intensitas piksel. Teknik ini membantu dalam mengidentifikasi dan mengisolasi fitur-fitur penting dalam citra [28]. Dengan melakukan perubahan resolusi, penyesuaian *brightness* serta *contrast*, *filtering*, dan *thresholding* visibilitas tepi dapat ditingkatkan, sehingga lebih mudah bagi algoritma *edge detection* untuk mengidentifikasi tumor atau kanker dengan akurat.

## 2.6. Edge Detection Menggunakan Spring-Charged Particles Model

*Edge Detection* merupakan satu proses metode yang dilakukan untuk mendeteksi tepi dari suatu objek dalam citra. Dalam mensegmentasi tumor atau kanker payudara, *edge detection* digunakan untuk mengekstraksi tepi dari tumor atau kanker yang ada [32]. Tujuan dari *edge detection* adalah untuk melihat perbedaan *pixel* yang tinggi dengan daerah di sekitarnya. Untuk melakukan *edge detection* dapat menggunakan berbagai metode, salah satunya adalah *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 [32]. *Spring-Charged Particles Model* dibagi menjadi dua bagian yaitu perhitungan *internal force (negative field)* serta *external coulomb* dan *spring forces*. 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 ( $G_y$ ) :

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

*Gradient* dalam arah  $x(G_x)$  dan  $y(G_y)$  dihitung dengan mengonvolusikan kedua kernel tersebut dengan citra ( $I$ ) yang dapat dilihat pada Persamaan 2.5 [33].

$$g_x = I * G_x, \quad g_y = I * G_y \quad (2.5)$$

Perhitungan *magnitude* dilakukan dengan menggabungkan *gradient* horizontal dan vertikal untuk mendapatkan *magnitude* dari *gradient* yang dapat dihitung menggunakan Persamaan 2.6 [28].

$$M = \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \quad (2.6)$$

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 2.7 [34]

$$R_x = X - x, R_y = Y - y \quad (2.7)$$

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 2.8 [34]

$$R = (R_x^2 + R_y^2)^{1.5} \quad (2.8)$$

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 2.9 [34]

$$R_x = R_x \cdot M, R_y = R_y \cdot M \quad (2.9)$$

Kemudian dilakukan perhitungan *Lorentz Force* yang dapat dilihat pada Persamaan 2.10 [34] yang nantinya  $E_x$  dan  $E_y$  didapatkan dari hasil penambahan sesuai piksel pada citra.

$$H_x = \frac{R_x}{R}, H_y = \frac{R_y}{R} \quad (2.10)$$

Bagian selanjutnya setelah menghitung *internal force (negative field)* dilakukan perhitungan *external coulomb* dan *spring forces*. Perhitungan total pergerakan partikel dapat menggunakan Persamaan 2.11

$$\vec{F}(\vec{r}_i) = w_1 \vec{F}_{Coulomb}(\vec{r}_i) + w_2 \vec{F}_{Lorentz}(\vec{r}_i) + w_3 \vec{F}_{Spring}(\vec{r}_i) - \beta \vec{v}_i \quad (2.11)$$



dimana  $\vec{F}$  merupakan force,  $\vec{r}_i$  merupakan posisi partikel,  $\beta$  merupakan *viscous factor*,  $w_1$ ,  $w_2$ , dan  $w_3$  merupakan *weighting factors*. Untuk menentukan *force Coulomb* dan *force Lorentz* dapat menggunakan Persamaan 2.12 dan 2.13

$$\vec{F}_{Coulomb}(\vec{r}_i) = q_i \sum_{j \neq i}^N \frac{q_j(\vec{r}_i - \vec{r}_j)}{4\pi\epsilon_0 \|\vec{r}_i - \vec{r}_j\|^3} \quad (2.12)$$

$$\vec{F}_{Lorentz}(\vec{r}_i) = q_i \vec{E}(\vec{r}_i) \quad (2.13)$$

Force disebabkan oleh *springs* tiap partikel dapat dihitung menggunakan Persamaan 2.14

$$\vec{F}_{Spring}(\vec{r}_i) = -(k_v(d\vec{L}_v(i-1) + k_v d\vec{L}_v(i))) \quad (2.14)$$

dimana  $k$  merupakan *stiffness* dan  $d\vec{L}$  merupakan *deflection* dari spring. Selanjutnya posisi baru dan kecepatan tiap partikel dihitung menggunakan Persamaan 2.15 dan 2.16

$$\vec{r}_i(t + dt) = \vec{r}_i(t) + \vec{v}_i(t)dt \quad (2.15)$$

$$\vec{v}_i(t + dt) = \vec{v}_i(t) + \vec{a}_i(t)dt \quad (2.16)$$

$\vec{v}_i$  merupakan *velocity* dan  $\vec{a}_i$  merupakan *acceleration*.  $\vec{a}_i$  merupakan persamaan *Newtonian* dari *motion* yang dapat dihitung menggunakan Persamaan 2.17

$$\vec{a}_i = \frac{\vec{F}(\vec{r}_i)}{m_i} = \frac{d^2(\vec{r}_i)}{dt^2} \quad (2.17)$$

dimana  $m_i$  merupakan massa dari partikel  $p_i$ .

## 2.7. Perhitungan Perbedaan Tepi Kanker dengan Elips

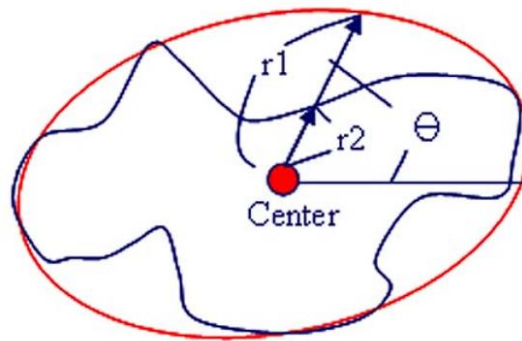
Bentuk suatu objek dapat dianalisis untuk menentukan seberapa mirip objek tersebut dengan sebuah elips. Hal ini dilakukan dengan membandingkan permukaan objek terhadap bentuk elips [35]. Pengukuran dapat dilakukan dengan menghitung perbedaan antara tepi objek dengan tepi elips. Jika daerah yang terkena kanker memiliki bentuk yang mirip dengan elips, integrasinya akan kecil. Pengukuran perbedaan tepi kanker dengan elips dapat dihitung menggunakan Persamaan 2.18 [36]

$$Difference = \int_0^{2\pi} \frac{(r_1 - r_2)^2}{r_1^2} d\theta \quad (2.18)$$

$$r_1 = \sqrt{(x - centroid_x)^2 + (y - centroid_y)^2} \quad (2.19)$$

$$r_2 = \sqrt{(boundary_x - centroid_x)^2 + (boundary_y - centroid_y)^2} \quad (2.20)$$

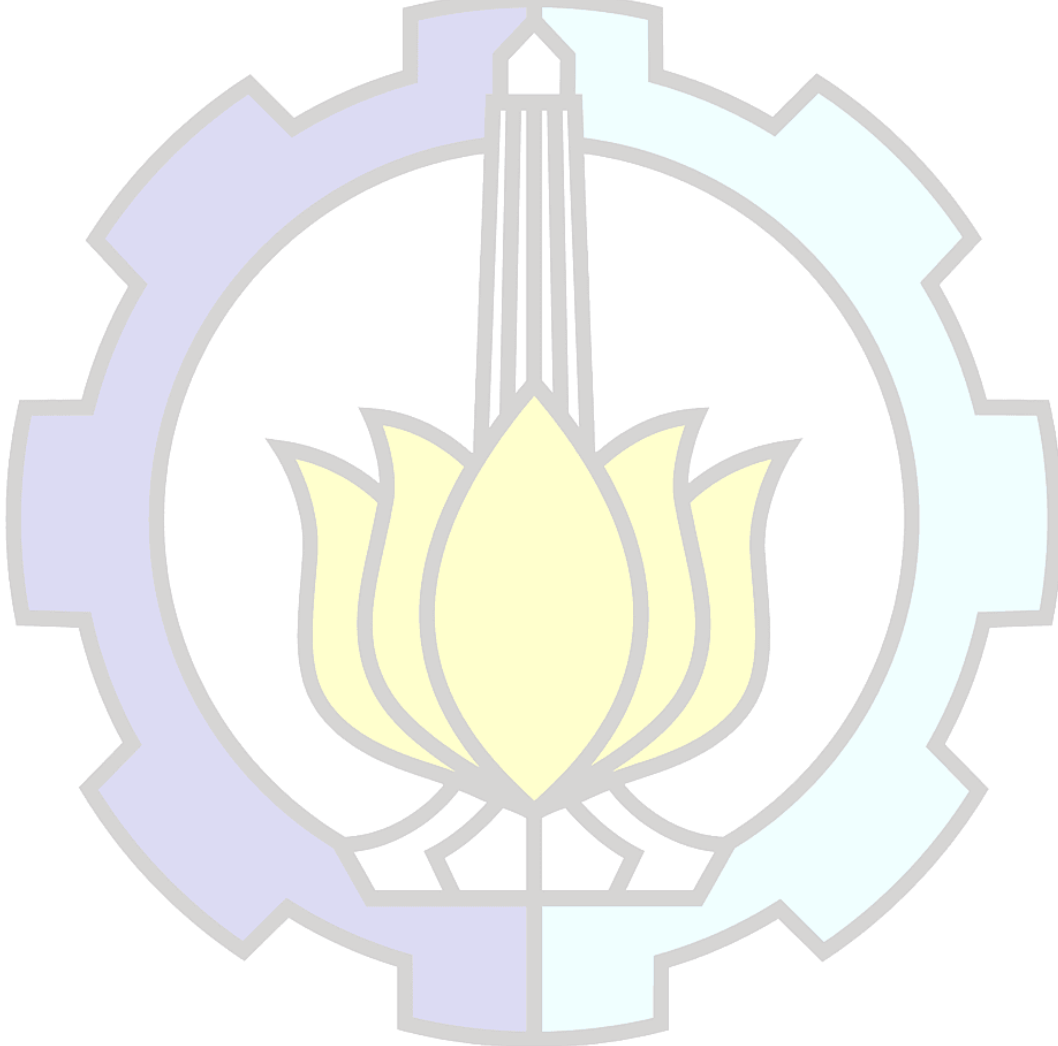
dimana  $r_1$  merupakan jari-jari elips,  $r_2$  merupakan jarak *center* dengan tepi objek, dan  $\theta$  merupakan sudut antara  $r_1$  dengan *horizontal axis*. Untuk menghitung  $r_1$  dan  $r_2$  dapat menggunakan Persamaan 2.19 dan 2.20. Pada Gambar 2.5 dapat dilihat perbedaan tumor dengan elips.

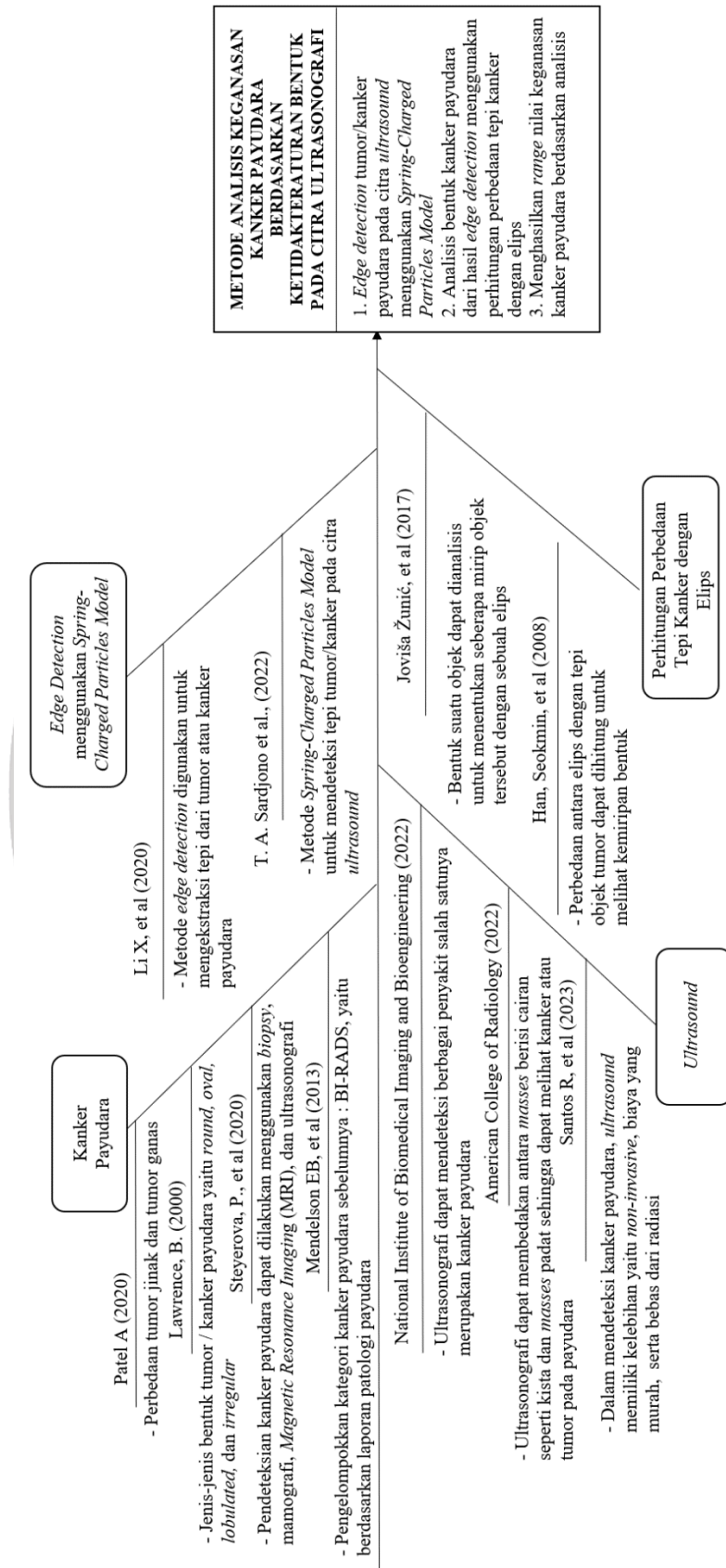


**Gambar 2.5.** Perbedaan bentuk tumor dengan bentuk elips [36]

## 2.8. Rasional

Penelitian yang diusulkan adalah membuat Metode Analisis Keganasan Kanker Payudara Berdasarkan Ketidakteraturan Bentuk Pada Citra Ultrasonografi yang mana dapat menghasilkan tingkat keganasan kanker payudara yang objektif dan terstandarisasi. Penentuan tingkat keganasan dilakukan menggunakan perhitungan perbedaan tepi kanker dengan elips berdasarkan analisis bentuk kanker pada citra sehingga membantu mengurangi potensi perbedaan hasil antar radiologis, yang akan meningkatkan konsistensi dalam penilaian citra medis pada kanker payudara. *Paper-paper* pendukung penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 2.6.





**Gambar 2.6.** Diagram *fishbone* dari penelitian yang diajukan

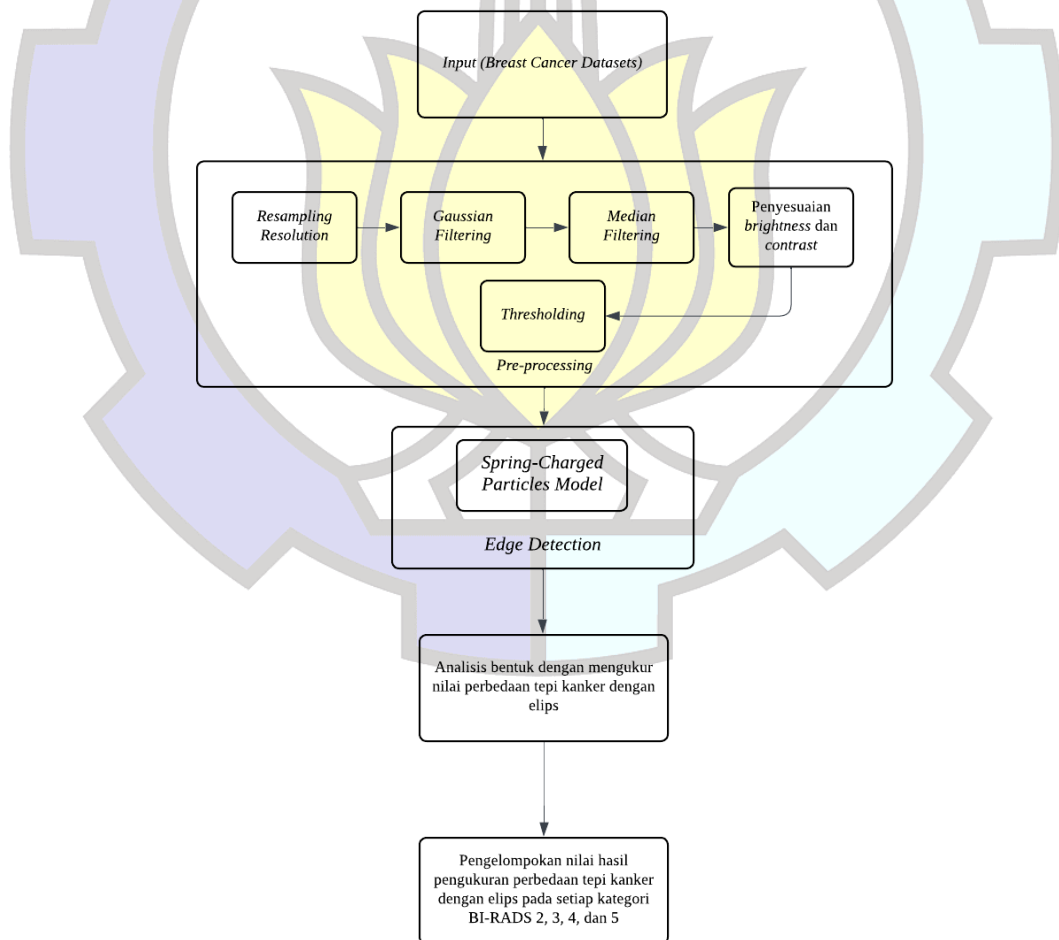
## BAB III

### METODE PENELITIAN

Pada bab ini akan dipaparkan metode-metode yang akan digunakan dalam penelitian, meliputi desain sistem secara umum, proses *pre-processing*, proses pendeteksian tepi, dan proses analisis bentuk kanker payudara.

#### 3.1. Desain Sistem Secara Umum

Secara umum, desain sistem yang akan dirancang dapat dilihat pada Gambar 3.1. Pada tahap pertama dilakukan *pre-processing* yaitu *resampling resolution*, *gaussian filtering*, *median filtering*, penyesuaian *brightness* dan *contrast* serta *thresholding* dari *raw data*. Selanjutnya dilakukan *edge detection* menggunakan *Spring-Charged Particles Model*. Setelah melakukan deteksi tepi pada setiap data, dilakukan analisis bentuk kanker dengan cara menghitung perbedaan antara tepi kanker dan bentuk elips, dengan parameter apabila semakin tidak beraturan tepi kanker, semakin ganas kanker tersebut. Setelah itu, dilakukan pengelompokan nilai hasil pengukuran pada setiap kategori BI-RADS 2, 3, 4, dan 5.



Gambar 3.1. Desain sistem secara umum

### 3.2. Dataset

*Dataset* yang digunakan pada penelitian ini adalah dataset dari BUS-BRA: *A breast ultrasound dataset with BI-RADS categories* [37]. *Dataset* ini memiliki total 1875 citra dengan 4 kelas yaitu BI-RADS 2, BI-RADS 3, BI-RADS 4, dan BI-RADS 5. Pada penelitian ini digunakan total 80 citra dengan 20 citra dari setiap kelas.

### 3.3. 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. Lalu dilakukan proses *thresholding* untuk memisahkan objek dari latar belakang berdasarkan tingkat intensitas piksel.

### 3.4. Proses Edge Detection

Proses pendeteksian tepi citra dilakukan dengan metode *Spring-Charged Particles Model*. Pertama, dilakukan pengubahan citra ke dalam *internal force* (*negative field*) kemudian dilanjutkan ke tahap perhitungan *external coulomb* dan *spring forces*. Diawali dengan pembuatan model partikel serta *spring* pada program. Pembuatan model meliputi penentuan bentuk partikel yaitu pada penelitian ini menggunakan bentuk *circle*, letak partikel, serta penentuan parameter yaitu jumlah partikel ( $N$ ), jumlah siklus ( $N_{cycle}$ ), langkah waktu ( $dT$ ), panjang spring ( $L$ ), faktor redaman ( $\beta$ ), 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 mengatur parameter yang sesuai dengan tumor pada citra, partikel akan otomatis tertarik pada gradien citra. Setelah itu, didapatkan hasil tepi tiap citra.

### 3.5. Proses Analisis Bentuk Kanker

Pada tahap ini, citra yang sudah dideteksi tepinya akan dianalisis dengan cara mendeteksi bentuk tepi tiap kanker menggunakan perhitungan perbedaan tepi kanker dengan elips. Pertama dilakukan perhitungan *center* dari tiap tumor yang dapat dilihat pada Persamaan 3.1 dan Persamaan 3.2 [28].

$$centroid_x = \frac{\sum_{i=1}^N x_i}{N} \quad (3.1)$$

$$centroid_y = \frac{\sum_{i=1}^N y_i}{N} \quad (3.2)$$



Lalu dilakukan perhitungan jarak titik terjauh dari *center* ke tepi tumor menggunakan Persamaan 3.3, 3.4, 3.5, dan 3.6.

$$Distance\ of\ Leftmost = |centroid_x - leftmost| \quad (3.3)$$

$$Distance\ of\ Rightmost = |rightmost - centroid_x| \quad (3.4)$$

$$Distance\ of\ Topmost = |centroid_y - topmost| \quad (3.5)$$

$$Distance\ of\ Bottommost = |bottommost - centroid_y| \quad (3.6)$$

Dimana *leftmost* sebagai nilai minimum dari koordinat x pada tepi tumor, *rightmost* sebagai nilai maksimum dari koordinat x pada tepi tumor, *topmost* sebagai nilai minimum dari koordinat y pada tepi tumor, dan *bottommost* sebagai nilai maksimum dari koordinat y pada tepi tumor. Selanjutnya, penentuan sumbu mayor (*major axis*) dan sumbu minor (*minor axis*) elips ditentukan dengan mengambil dua kali jarak terjauh dari pusat ke titik terjauh di tepi tumor yang dapat dilihat pada Persamaan 3.7 dan 3.8.

$$majorAxis = 2 \times \max(Distance\ of\ Leftmost, Distance\ of\ Rightmost) \quad (3.7)$$

$$minorAxis = 2 \times \max(Distance\ of\ Topmost, Distance\ of\ Bottommost) \quad (3.8)$$

Selanjutnya, *majorAxis* dan *minorAxis* digeser sejauh -150 sampai 0 dan melihat perhitungan *difference* menggunakan Persamaan 2.18 yang menghasilkan nilai terkecil sehingga nilai tersebut lah digunakan untuk menentukan *majorAxis* dan *minorAxis* yang paling berdempetan dengan tepi tumor atau kanker. Pembuatan titik-titik elips menggunakan perhitungan yang dapat dilihat pada Persamaan 3.9 dan 3.10.

$$x(\theta) = centroid_x + \frac{majorAxis}{2} \cos(\theta) \quad (3.9)$$

$$y(\theta) = centroid_y + \frac{minorAxis}{2} \sin(\theta) \quad (3.10)$$

Di mana  $\theta$  adalah sudut yang bervariasi dari 0 hingga  $2\pi$ . Lalu titik  $(x,y)$  yang ingin diputar sebesar sudut  $\theta$  sekitar asal  $(0,0)$ , akan mendapatkan koordinat baru  $(x',y')$ .

Untuk memutar titik-titik elips berdasarkan orientasi, dapat menggunakan matriks rotasi [38] pada Persamaan 3.11.

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (3.11)$$

Lalu tepi pada tiap kanker akan dihitung perbedaan antara elips dengan tepi tumor atau kanker menggunakan Persamaan 2.18. Dengan semakin besar perbedaan antara elips dengan tepi maka semakin tidak elips dan semakin ganas kanker tersebut.

### 3.6. Proses Pengelompokkan Tingkat Keganasan

Setelah mengukur perbedaan antara elips dengan tepi setiap kanker, langkah selanjutnya adalah mengevaluasi angka-angka hasil analisis bentuk kanker tersebut. Pada tahap ini, hasil nilai *mean* dari perhitungan tiap kategori BI-RADS dapat dilakukan *linear fitting* untuk melihat persamaan matematisnya menggunakan perhitungan pada Persamaan 3.12 [39].

$$y = mx + c \quad (3.12)$$

Kemudian menghitung *correlation coefficient* dari nilai *mean* tersebut menggunakan *Pearson correlation coefficient* ( $r$ ) pada Persamaan 3.13 [40].

$$r = \frac{n \sum xy - (\sum x)(\sum y)}{\sqrt{[n \sum x^2 - (\sum x)^2][n \sum y^2 - (\sum y)^2]}} \quad (3.13)$$

### 3.7. 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.

### 3.8. Tes Performansi

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

1. Akurasi (*Accuracy*):

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3.14)$$

2. Presisi (*Precision*):

$$Pre = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3.15)$$

3. Spesifisitas (*Specificity*):

$$Spe = \frac{TN}{TN + FP} \quad (3.16)$$

4. Sensitivitas (*Sensitivity*):

$$Sen = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3.17)$$

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 3.18. 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.

$$NRR = \frac{\sigma_o^2}{\sigma_f^2} \quad (3.18)$$

## BAB IV PENGUJIAN

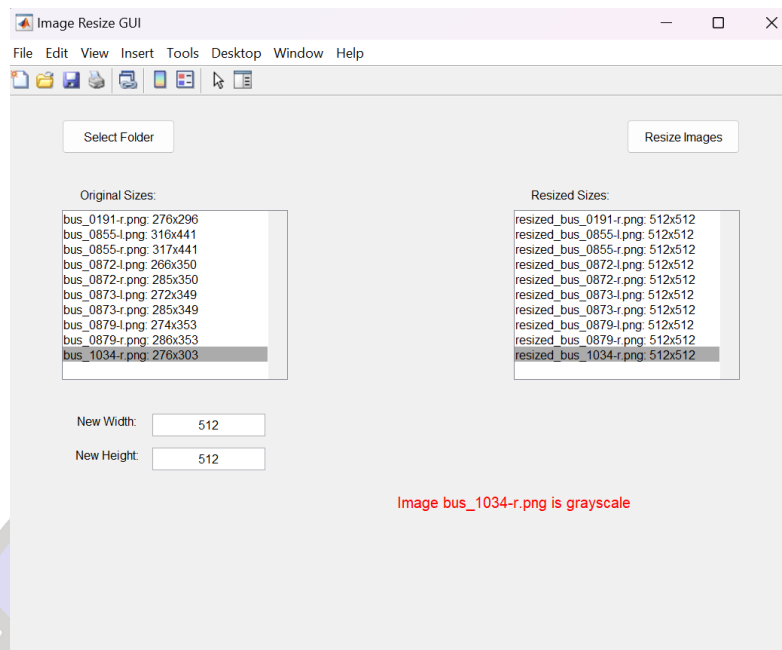
Pada bab ini akan dibahas implementasi dari desain rancangan sistem. Pengujian pada penelitian ini dilakukan untuk membuktikan bahwa sistem yang telah dirancang berjalan dan menghasilkan output yang sesuai. Penelitian dilakukan dengan bahasa pemrograman MATLAB versi R2022a Update 2.

### 4.1. *Pre-processing* Citra

Langkah awal penelitian ini adalah *pre-processing* untuk meningkatkan kualitas citra. Pada penelitian ini digunakan 80 citra dengan 20 citra dari tiap kelas BI-RADS yaitu BI-RADS 2, BI-RADS 3, BI-RADS 4, dan BI-RADS 5. Setiap citra pada dataset memiliki resolusi, *brightness*, *contrast* yang berbeda-beda sehingga perlu dilakukan beberapa tahapan penyesuaian. Pertama dilakukan *resampling* citra menjadi ukuran yang sama, selanjutnya dilakukan *filtering* menggunakan *gaussian filter* dan *median filter*, lalu penyesuaian *brightness* dan *contrast*, serta melakukan *thresholding* untuk mengambil bagian tumor atau kanker. Tahapan *pre-processing* ini sangat penting untuk memastikan bahwa fitur-fitur penting seperti tumor atau kanker dari citra dapat diekstraksi secara akurat pada langkah-langkah analisis selanjutnya.

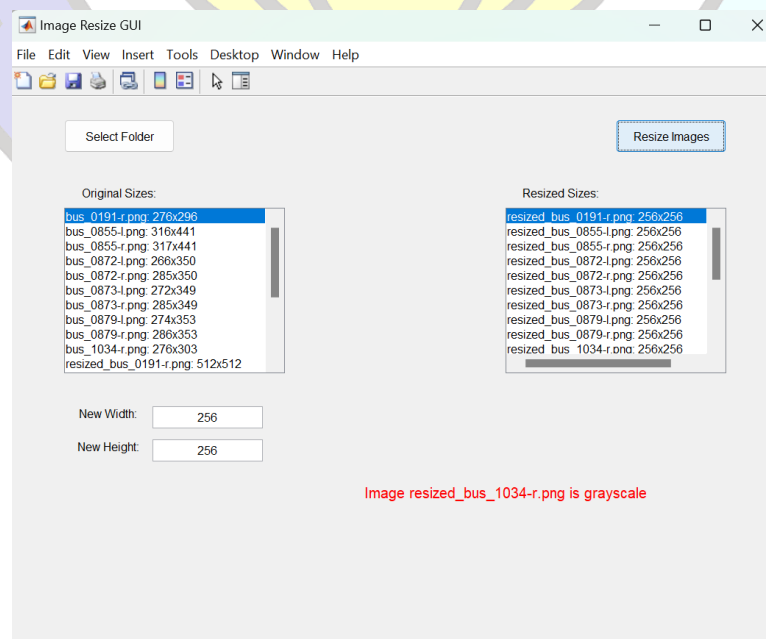
#### 4.1.1. *Resampling* Citra

*Resampling* citra dilakukan dengan mengubah resolusi citra yang berbeda-beda menjadi resolusi yang sama. Pertama, dilakukan penyamaan citra menjadi *grayscale* untuk menghilangkan informasi warna yang tidak diperlukan dan fokus pada intensitas piksel. Selanjutnya, resolusi citra diubah menggunakan *library imresize* dimana cara kerjanya adalah menyesuaikan setiap piksel pada citra asli ke dalam resolusi baru dengan metode interpolasi. Metode interpolasi bekerja dengan memperkirakan nilai piksel baru berdasarkan nilai piksel di sekitarnya dari citra asli. Percobaan pertama dilakukan dengan perubahan resolusi menjadi 512x512, yang hasilnya dapat dilihat pada Gambar 4.1. Kemudian juga dilakukan pengecekan kepada setiap citra agar sudah sesuai dalam format *grayscale*. Selanjutnya juga dilakukan opsi ukuran resolusi citra yang lebih kecil yaitu dengan ukuran 256x256 yang hasilnya dapat dilihat pada Gambar 4.2. Hal ini dilakukan untuk melihat resolusi mana yang menghasilkan komputasi yang lebih singkat namun tetap menghasilkan citra yang baik dan tidak kehilangan banyak fitur, khususnya bentuk dari tumor atau kanker yang terdapat dalam setiap citra. Tahapan ini sangat penting karena resolusi yang seragam akan memudahkan proses analisis dan pemrosesan lebih lanjut, seperti penerapan *filter* dan *edge detection*. Evaluasi hasil *resampling* ini dilakukan dengan membandingkan visualisasi citra sebelum dan sesudah perubahan resolusi, serta memastikan bahwa detail penting pada citra tetap terjaga.



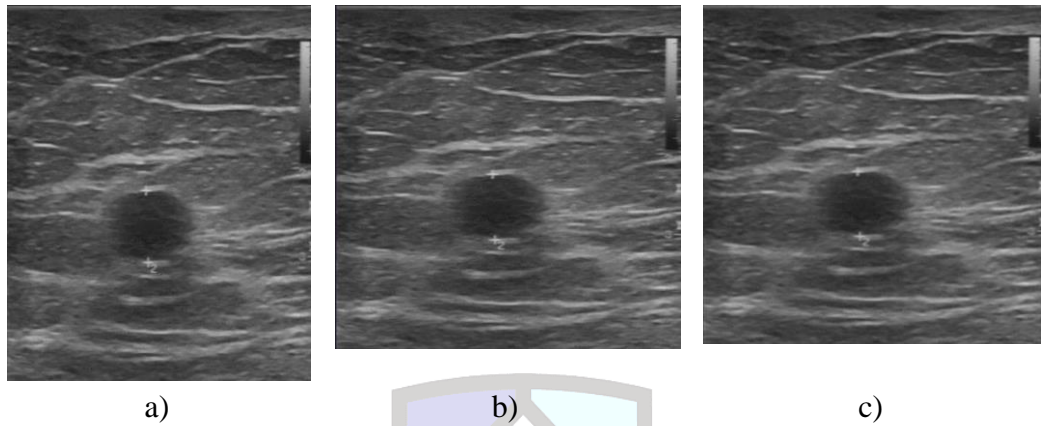
**Gambar 4.1.** Contoh citra dengan resolusi 512x512

Dengan demikian, pemilihan resolusi yang optimal dapat mendukung kualitas dan kecepatan analisis pada tahap-tahap berikutnya dalam penelitian ini. Perbandingan antara satu *sample* dari tiap kategori BI-RADS yaitu citra *raw data* sebelum dilakukan *resampling*, citra resolusi 512x512, dengan citra resolusi 256x256 dapat dilihat pada Gambar 4.3 untuk kategori BI-RADS 2, Gambar 4.4 untuk kategori BI-RADS 3, Gambar 4.5 untuk kategori BI-RADS 4, dan Gambar 4.6 untuk kategori BI-RADS 5.

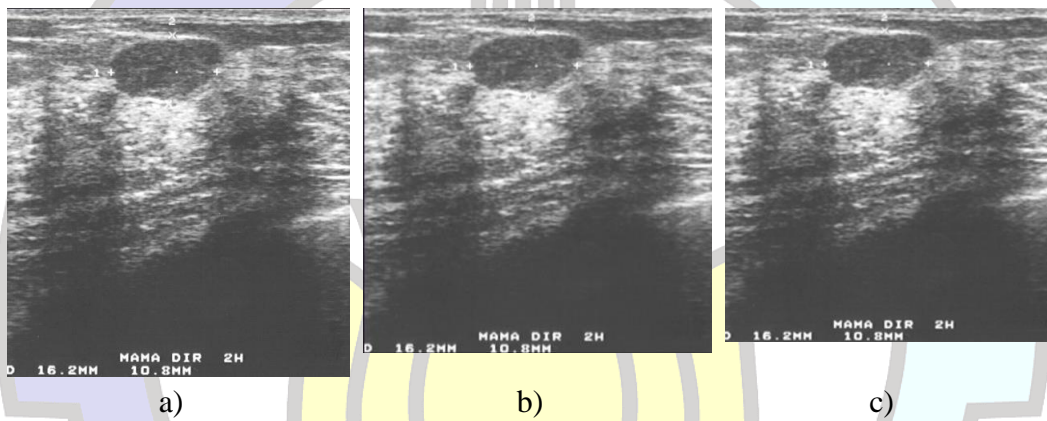


**Gambar 4.2.** Contoh citra dengan resolusi 256x256

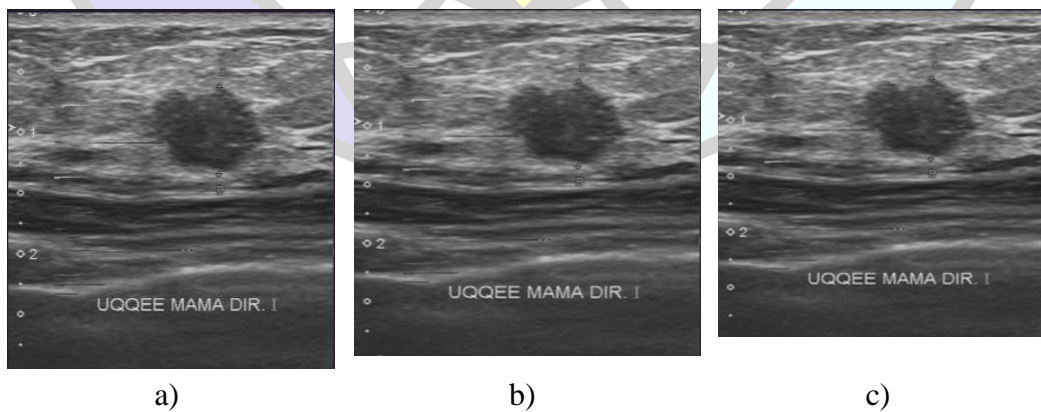




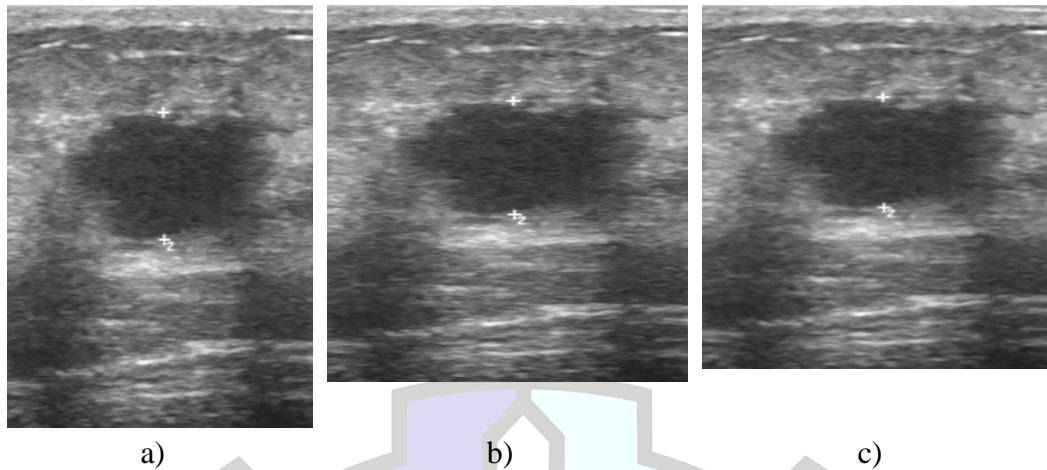
**Gambar 4.3.** Perbandingan resolusi citra BI-RADS 2, a) *Raw data*, b) Citra resolusi 512x512, c) Citra resolusi 256x256



**Gambar 4.4.** Perbandingan resolusi citra BI-RADS 3, a) *Raw data*, b) Citra resolusi 512x512, c) Citra resolusi 256x256



**Gambar 4.5.** Perbandingan resolusi citra BI-RADS 4, a) *Raw data*, b) Citra resolusi 512x512, c) Citra resolusi 256x256



**Gambar 4.6.** Perbandingan resolusi citra BI-RADS 5, a) *Raw data*, b) Citra resolusi 512x512, c) Citra resolusi 256x256

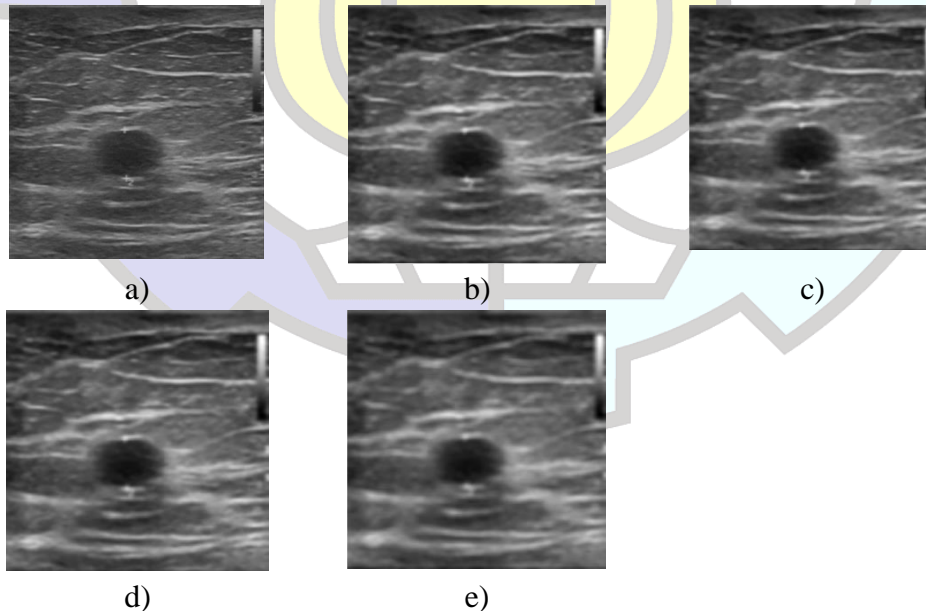
#### 4.1.2. *Gaussian Filter*

Setelah melakukan *resampling* atau penyamaan resolusi, langkah *filtering* sangat penting untuk memastikan kualitas dan kegunaan gambar dalam analisis lebih lanjut. Hal ini dilakukan karena proses *resampling* dapat memperkenalkan artefak atau *noise* tambahan ke dalam gambar. Pada citra ultrasonografi sendiri sudah memiliki *speckle noise*. Filter dapat membantu mempertahankan detail penting dalam gambar sambil mengurangi gangguan atau detail yang tidak relevan. Proses pemfilteran dengan *gaussian filter* diawali dengan melakukan *padding* kepada tiap citra, selanjutnya dilakukan pemfilteran dengan beberapa percobaan *kernel size* dan *sigma*. Pertama dilakukan percobaan menggunakan *kernel size* 5x5 dengan *sigma* 1.5, *kernel size* 5x5 dengan *sigma* 2.5, *kernel size* 7x7 dengan *sigma* 1.5, dan *kernel size* 7x7 dengan *sigma* 2.5. Perbedaan *sigma* dan *kernel* dalam *gaussian filter* dapat mempengaruhi hasil citra. *Kernel size* yang lebih besar mencakup area yang lebih luas dari citra untuk mengaplikasikan blur. Hal ini berarti bahwa lebih banyak piksel yang dipertimbangkan dalam proses smoothing. *Kernel size* yang besar juga dapat memperbesar efek tepi, di mana piksel di dekat tepi citra mungkin tidak diproses dengan cara yang sama seperti piksel di tengah. Nilai *sigma* yang lebih besar menghasilkan distribusi *gaussian* yang lebih lebar, yang pada gilirannya menghasilkan lebih banyak blur pada citra. Artinya, tepi dan detail akan menjadi lebih halus dan kurang tajam. Nilai *sigma* yang lebih kecil akan memberikan distribusi yang lebih sempit, sehingga hanya memberikan sedikit blur dan mempertahankan lebih banyak detail halus dalam citra. Oleh karena itu, dibutuhkan perhitungan evaluasi NRR. Dengan menghitung variansi *noise* sebelum

**Tabel 4.1.** Hasil NRR *gaussian filter* pada *sample data*

Kernel Size	Sigma	Citra BI-RADS 2	Citra BI-RADS 3	Citra BI-RADS 4	Citra BI-RADS 5	Rata-rata
5x5	1.5	0.9899509 59610269 8	0.990635 5860724 986	0.9892473 07280087 9	0.991145 7460458 963	0.9902
	2.5	1.0047109 70437859 2	1.004391 6847784 924	1.0050412 58168035 2	1.004174 9341405 355	1.0046
7x7	1.5	0.9983350 02448333 1	0.997421 7244054 576	0.9970915 44635828 7	0.997660 0402035 327	0.9976
	2.5	1.0286538 22579188 1	1.024286 2715504 806	1.027142 2625422 88	1.022747 2844130 787	1.0257

dan sesudah aplikasi filter, dapat ditentukan seberapa banyak *noise* yang berhasil dikurangi oleh filter tersebut. NRR yang lebih tinggi menunjukkan pengurangan *noise* yang lebih efektif. NRR dari hasil *sample data* keempat citra dari tiap kategori BI-RADS dapat dilihat pada Tabel 4.1. Setelah mendapatkan hasil NRR dapat dilihat bahwa hasil rata-rata nilai NRR terbesar pada pengujian kernel size 7x7



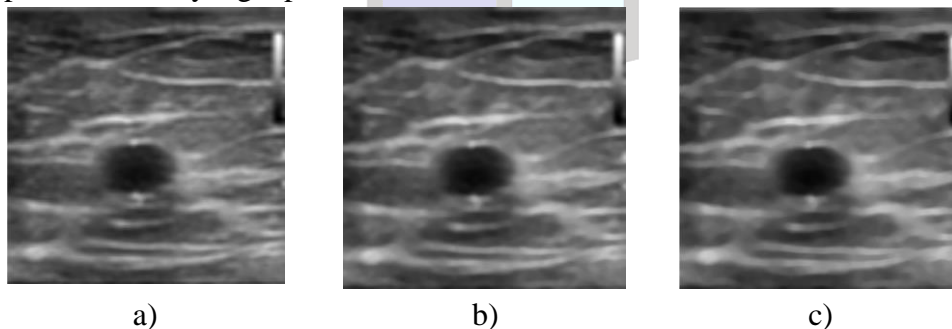
**Gambar 4.7.** Perbandingan hasil *gaussian filter* citra BI-RADS 2, a) Citra sebelum *filtering*, b) 5x5 kernel, *sigma* = 1.5, c) 5x5 kernel, *sigma* = 2.5, d) 7x7 kernel, *sigma* = 1.5, e) 7x7 kernel, *sigma* = 2.5



dengan sigma 2.5. Dengan demikian, penggunaan parameter ini dapat dioptimalkan dalam proses filtering untuk mendapatkan citra yang lebih bersih dan meningkatkan akurasi dalam tahapan selanjutnya. Dalam citra ultrasonografi menghilangkan *noise* sangat penting. Oleh karena itu, pemilihan parameter dilihat dari hasil yang relevan secara klinis.

#### 4.1.3. Median Filter

Proses pemfilteran dilanjutkan dengan *median filter* yang diawali dengan melakukan *padding* kepada tiap citra, selanjutnya dilakukan pemfilteran dengan beberapa percobaan *kernel size* yaitu 5x5, dan 7x7 kepada *gaussian filter* dengan *kernel size* 7x7 dan *sigma* 2.5. Hasil perbandingan dapat dilihat pada Gambar 4.8. Dengan menambahkan tahap *median filtering* setelah *gaussian filtering*, diharapkan *noise* yang tersisa setelah penghalusan awal dapat lebih efektif dihilangkan, sementara tetap menjaga kehalusan dan detail penting pada citra. Evaluasi NRR menunjukkan bagaimana performa filter dalam menjaga kualitas citra setelah penghilangan *noise*, dengan hasil yang memberikan gambaran jelas mengenai efektivitas kombinasi metode yang digunakan. Selain itu, penggunaan ukuran kernel yang berbeda pada median filter memungkinkan pengamatan dampak variasi ukuran kernel terhadap hasil akhir citra, memberikan wawasan tambahan tentang optimalisasi parameter filter dalam pemrosesan gambar ultrasonografi. Hal ini sangat penting dalam konteks aplikasi klinis, di mana gambar yang dihasilkan harus cukup bersih untuk diagnosis yang akurat tanpa kehilangan informasi diagnostik penting. Dalam konteks penelitian ini, informasi penting yang dibutuhkan adalah tumor atau kanker. Evaluasi dilakukan menggunakan NRR, dengan hasil yang dapat dilihat pada Tabel 4.2. Dari hasil evaluasi dengan NRR, didapatkan nilai NRR terbesar pada percobaan dengan ukuran kernel 7x7 yaitu sebesar 14.02. Terlihat bahwa semakin besar ukuran kernel, maka nilai NRR akan semakin tinggi, yang berarti pengurangan *noise* lebih efektif. Hal ini sejalan dengan penelitian yang menunjukkan bahwa dalam pemrosesan gambar medis, terutama ultrasonografi, pengurangan *noise* memainkan peran kunci dalam meningkatkan visibilitas struktur penting, yang sangat penting untuk diagnosis yang akurat dan pengambilan keputusan klinis yang tepat.



**Gambar 4.8.** Perbandingan hasil *median filter* citra BI-RADS 2 pada citra a) *gaussian filter* kernel 7x7 sigma 2.5, b) 5x5 kernel, c) 7x7 kernel

**Tabel 4.2.** Hasil NRR *median filter* pada *sample data* dari *gaussian filter kernel size 7x7 sigma 2.5*

Kernel Size	Citra BI-RADS 2	Citra BI-RADS 3	Citra BI-RADS 4	Citra BI-RADS 5	Rata-rata
5x5	22.60	5.26	9.04	8.23	11.28
7x7	28.30	6.34	11.43	9.99	14.02

#### 4.1.4. Penyesuaian *Brightness* dan *Contrast*

Penyesuaian *brightness* dan *contrast* dibutuhkan untuk menyesuaikan citra agar dapat dilakukan proses selanjutnya yaitu *thresholding*. Dikarenakan citra dari *dataset* diambil dari alat ultrasonografi yang beda dengan intensitas cahaya yang berbeda maka penyesuaian *brightness* dan *contrast* masih dilakukan secara manual. Penyesuaian *brightness* menggunakan *library immultiply* dimana *brightness* dari gambar dapat disesuaikan dengan mengalikan intensitas setiap piksel dalam gambar dengan faktor skala. *Brightness* memiliki nilai minimum 0 dan maksimum 2. Jika faktor skala lebih besar dari 1, gambar akan menjadi lebih cerah. Jika faktor skala kurang dari 1, gambar akan menjadi lebih gelap. Penyesuaian *contrast* menggunakan *library imadjust* dan *stretchlim*. *Contrast* dari gambar dapat disesuaikan dengan mengubah distribusi intensitas piksel dalam gambar. *Stretchlim* digunakan untuk menentukan batas intensitas optimal untuk perenggangan kontras. *Imadjust* kemudian digunakan untuk menyesuaikan intensitas gambar berdasarkan batas-batas tersebut. Pengaturan kontras dilakukan dengan menentukan batas intensitas input dan output serta *gamma* untuk menyesuaikan intensitas piksel. *Contrast* memiliki nilai *gamma*, dimana nilai *gamma* > 1 meningkatkan intensitas piksel yang lebih gelap, sedangkan *gamma* < 1 meningkatkan intensitas piksel yang lebih terang. Dilakukan penyesuaian *brightness* dan *contrast* kepada setiap data yang nilai *brightness* dan *contrast* nya dicatat dan diuji kepada dua penguji dan hasilnya didapatkan seperti pada Tabel 4.3 dan Tabel 4.4. Berdasarkan hasil penyesuaian yang diuji kepada dua penguji, didapatkan rentang penyesuaian *brightness* berada antara 0.66 sampai 1.22. Rentang ini memastikan bahwa gambar tidak akan terlalu cerah dan juga tidak akan terlalu gelap. Untuk rentang penyesuaian *contrast* berada antara 1.00 sampai 1.34. Rentang ini memastikan bahwa gambar tetap mempertahankan kontras asli. Dapat dilihat bahwa pada citra-citra yang ada nilai *brightness* diturunkan sedangkan nilai *contrast* dinaikan.

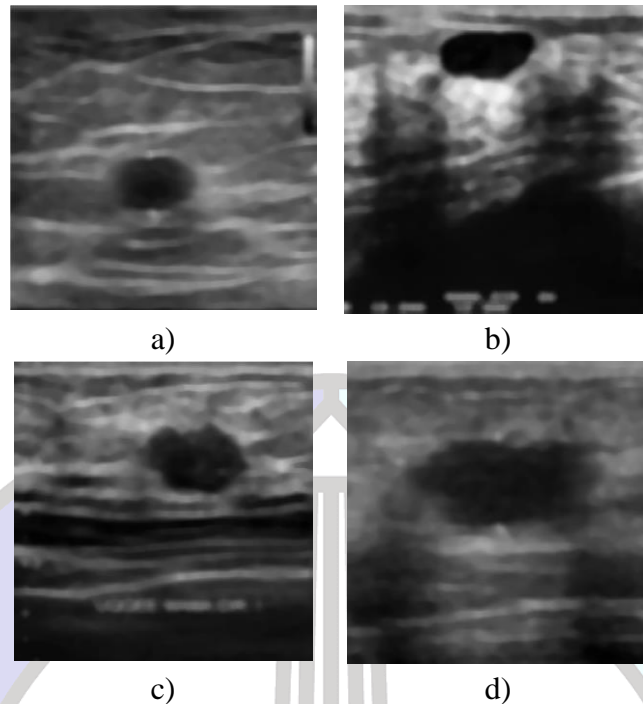
**Tabel 4.3.** Hasil penyesuaian *brightness* dari dua penguji

	BI-RADS 2		BI-RADS 3		BI-RADS 4		BI-RADS 5	
	Citra 1	Citra 2	Citra 1	Citra 2	Citra 1	Citra 2	Citra 1	Citra 2
<b>Penguji 1</b>	0.92	0.71	1.00	0.90	0.80	0.68	0.66	0.78
<b>Penguji 2</b>	0.89	1.02	1.22	1.00	0.80	0.80	0.84	0.79

Penurunan *brightness* dapat membantu dalam mengurangi intensitas area yang terlalu terang, sehingga detail yang ada di area tersebut lebih terlihat. Ini juga dapat membantu dalam menonjolkan fitur yang berada di area yang lebih gelap, membuat gambar lebih seimbang dalam hal intensitas cahaya. Menaikkan *contrast* membantu dalam menonjolkan tepi dan detail dalam gambar. Ini membuat perbedaan antara struktur penting dalam gambar menjadi lebih jelas, yang sangat bermanfaat untuk analisis lebih lanjut seperti deteksi dan segmentasi tumor atau kanker. Proses ini memfasilitasi identifikasi dan segmentasi yang lebih baik, karena fitur-fitur yang relevan menjadi lebih jelas dan terdefinisi dengan baik. Penyesuaian yang dilakukan tidak hanya membantu dalam mengurangi *noise* tetapi juga memastikan bahwa struktur yang penting dapat diamati dengan lebih detail. Hasil dari penyesuaian *brightness* dan *contrast* dapat dilihat pada Gambar 4.9, yang menunjukkan bahwa tumor atau kanker menjadi lebih tajam dan mudah diidentifikasi secara visual. Proses ini juga meningkatkan visibilitas area yang mungkin tidak terlihat jelas dalam gambar asli. Selain itu, peningkatan *contrast* dapat membantu dalam memperkuat tepi dari struktur abnormal, sehingga memudahkan pengenalan bentuk dan batas-batas dari tumor atau kanker. Dengan pendekatan ini, tidak hanya detail halus yang terjaga, tetapi juga memastikan bahwa area penting dalam citra, seperti lesi atau massa tumor, dan mendukung citra menjadi lebih stabil dan konsisten untuk proses *thresholding*.

**Tabel 4.4.** Hasil penyesuaian *contrast* dari dua penguji

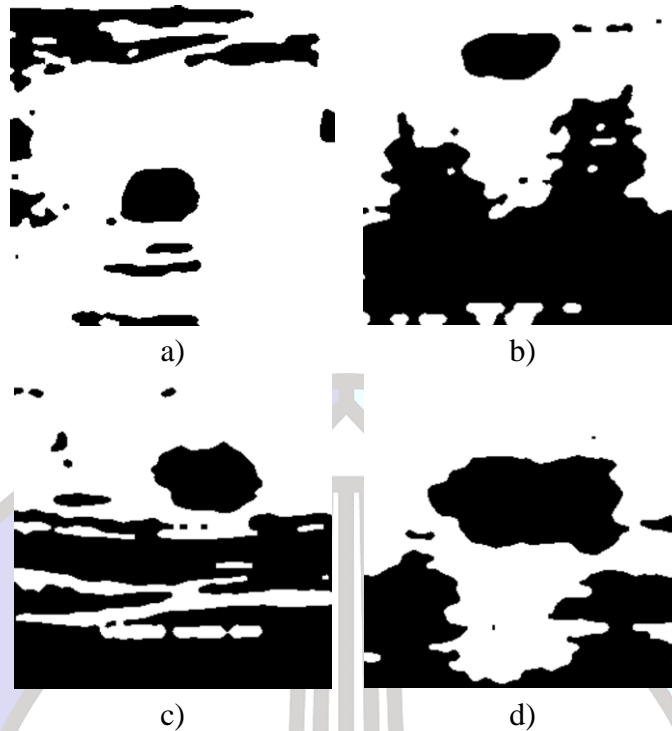
	BI-RADS 2		BI-RADS 3		BI-RADS 4		BI-RADS 5	
	Citra 1	Citra 2	Citra 1	Citra 2	Citra 1	Citra 2	Citra 1	Citra 2
<b>Penguji 1</b>	1.00	1.08	1.00	1.04	1.20	1.14	1.00	1.00
<b>Penguji 2</b>	1.00	1.34	1.06	1.00	1.32	1.14	1.18	1.00



**Gambar 4.9.** Hasil penyesuaian *brightness* dan *contrast* a) Citra BI-RADS 2, b) Citra BI-RADS 3, c) Citra BI-RADS 4, d) Citra BI-RADS 5

#### 4.1.5. *Thresholding*

Untuk dapat dengan jelas membedakan tumor atau kanker dengan jaringan di sekitar perlu dilakukan *thresholding*. *Thresholding* dilakukan untuk mengubah gambar bergradasi keabuan menjadi gambar biner (hitam dan putih) dalam rentang 0 hingga 255, dimana semakin mendekati nilai 0 maka piksel citra akan semakin hitam dan semakin mendekati nilai 255 maka piksel citra akan semakin putih. Pada program dilakukan *thresholding* menggunakan *library graythresh*, dimana fungsi ini menggunakan *Otsu's method* untuk menghitung nilai ambang optimal secara otomatis dari histogram intensitas gambar. Pada penelitian ini menetapkan nilai *threshold* tetap sebesar 60 untuk setiap gambar. Hal ini berarti setiap piksel dengan intensitas kurang dari 60 akan diatur menjadi 0 (hitam), dan setiap piksel dengan intensitas 60 atau lebih akan diatur menjadi 255 (putih). Nilai *threshold* ini dipilih berdasarkan eksperimen awal yang menunjukkan bahwa *threshold* sebesar 60 memberikan pemisahan yang jelas dan konsisten antara tumor atau kanker dan jaringan sekitarnya. Dengan menetapkan nilai *threshold* yang konsisten, proses pemrosesan gambar menjadi lebih sederhana dan efisien, serta menghasilkan kontras yang cukup untuk membedakan struktur penting dalam gambar medis. Hasil dari penyesuaian ini membantu dalam memastikan bahwa fitur-fitur penting dalam gambar dapat diidentifikasi dan dianalisis dengan lebih mudah. Hasil *thresholding* dapat dilihat pada Gambar 4.10.



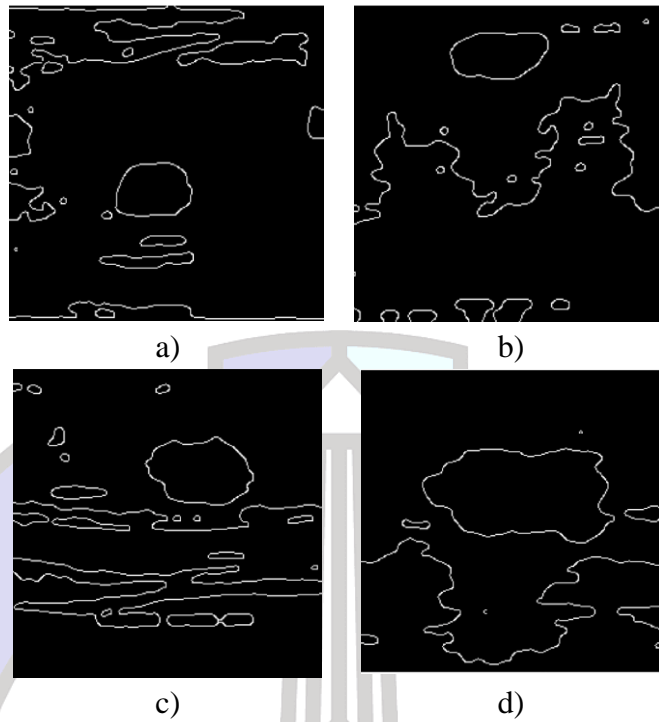
**Gambar 4.10.** Hasil *thresholding* a) Citra BI-RADS 2, b) Citra BI-RADS 3, c) Citra BI-RADS 4, d) Citra BI-RADS 5

#### 4.2. Edge Detection Citra

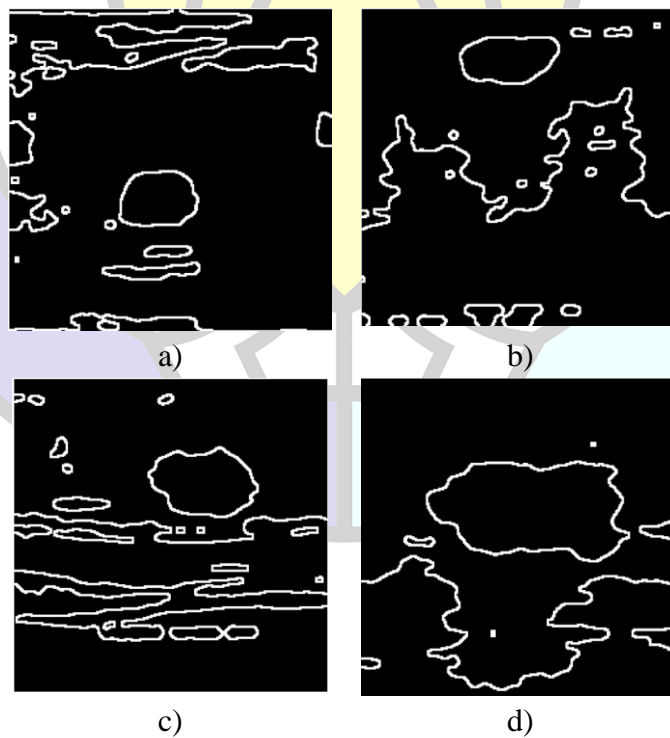
*Edge detection* dari citra dilakukan setelah melakukan *thresholding*. Pada penelitian ini, dilakukan beberapa percobaan *edge detection* menggunakan metode yang berbeda yaitu *canny edge detector*, *sobel operator edge detector*, dan *spring-charged particles model*. Tujuan dari percobaan ini adalah untuk membandingkan ketiga metode *edge detection* tersebut untuk menentukan metode mana yang paling efektif dalam mendeteksi tepi tumor atau kanker. Selain itu, hasil dari setiap metode akan dianalisis untuk memahami kelebihan dan kekurangan masing-masing. Percobaan ini juga bertujuan untuk melihat metode mana yang dapat melakukan *edge detection* pada citra hasil *thresholding* dengan paling baik.

Dalam percobaan pertama *canny edge detector*, dimulai dengan mengurangi noise dalam gambar melalui filter *Gaussian*. Selanjutnya, algoritma ini menghitung intensitas gradien dan arah pada setiap piksel menggunakan filter *Sobel*, yang menyoroti area dengan perubahan intensitas yang signifikan, yang merupakan tepi potensial. Setelah itu, dilakukan penekanan non-maksimum untuk menipiskan tepi, hanya menyisakan piksel dengan magnitudo gradien tertinggi dalam arah gradien, sehingga menghilangkan respons tepi yang tidak relevan. Algoritma ini kemudian menggunakan dua *threshold* untuk mengklasifikasikan piksel menjadi tepi kuat, tepi lemah, dan non-tepi berdasarkan dua nilai *threshold* rendah dan tinggi. Pada percobaan ini menggunakan *threshold* rendah sebesar 100 dan *threshold* tinggi sebesar 200 dalam nilai hasil gradien. Hasil *canny edge detector* dapat dilihat pada Gambar 4.11.





**Gambar 4.11.** Hasil *canny edge detector* a) Citra BI-RADS 2, b) Citra BI-RADS 3, c) Citra BI-RADS 4, d) Citra BI-RADS 5

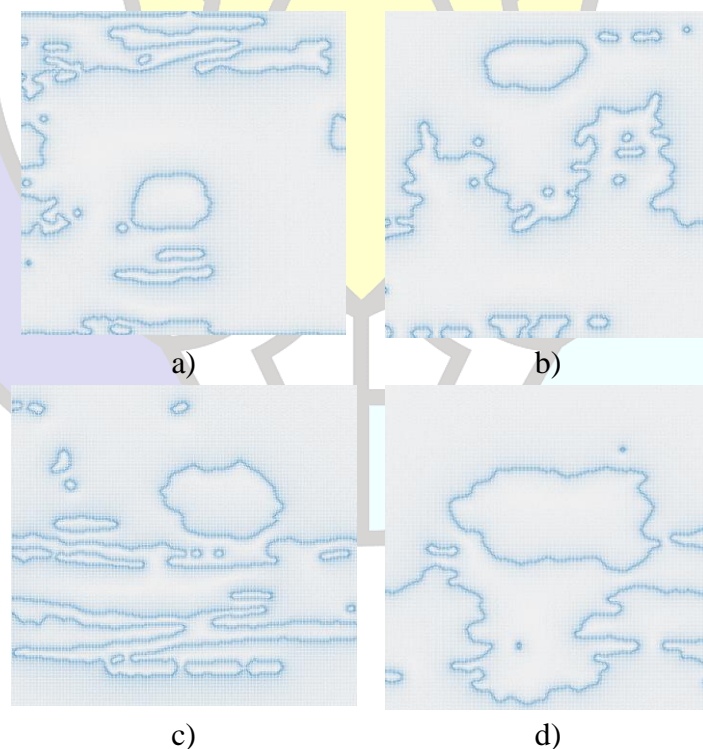


**Gambar 4.12.** Hasil *sobel edge detector* a) Citra BI-RADS 2, b) Citra BI-RADS 3, c) Citra BI-RADS 4, d) Citra BI-RADS 5

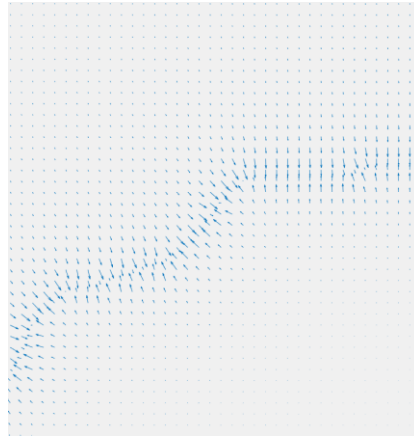


Selanjutnya dalam percobaan kedua menggunakan *sobel edge detector*. Metode deteksi tepi *Sobel* adalah algoritma yang banyak digunakan dalam pemrosesan citra untuk mendeteksi tepi dalam sebuah gambar. Algoritma ini bekerja dengan menghitung gradien intensitas gambar pada setiap piksel dalam gambar. Gradien ini mewakili tingkat perubahan intensitas piksel dalam arah tertentu, yang mengindikasikan adanya tepi. Operator *Sobel* terdiri dari dua kernel konvolusi berukuran 3x3, satu untuk mendeteksi perubahan dalam arah horizontal (arah  $x$ ) dan satu lagi untuk mendeteksi perubahan dalam arah vertikal (arah  $y$ ). Kernel-kernel ini diterapkan pada gambar menggunakan konvolusi, menghasilkan dua gambar gradien: satu untuk gradien horizontal ( $G_x$ ) dan satu lagi untuk gradien vertikal ( $G_y$ ). Hasil percobaan menggunakan operator Sobel dapat dilihat pada Gambar 4.12.

Percobaan ketiga menggunakan *spring-charged particles model*, dimana dibagi menjadi dua tahapan yaitu mengubah citra ke dalam *internal force (negative field)* lalu perhitungan *external coulomb* dan *spring forces*. Pengubahan citra hasil thresholding ke dalam *negative field* dapat mempermudah dalam tahap perhitungan selanjutnya. Dengan menggunakan *negative field*, model ini dapat lebih efisien mendeteksi tepi dan bentuk yang kompleks, karena partikel bermuatan cenderung mengikuti kontur yang ditentukan oleh medan negatif tersebut. Hasil dari perubahan citra ke dalam *negative field* dapat dilihat pada Gambar 4.13.



**Gambar 4.13.** Hasil perubahan ke dalam *negative field* a) Citra BI-RADS 2, b) Citra BI-RADS 3, c) Citra BI-RADS 4, d) Citra BI-RADS 5



**Gambar 4.14.** Hasil panah *negative field*

Pengubahan citra ke dalam *negative field* membutuhkan waktu yang cukup lama, untuk satu gambar membutuhkan waktu sekitar 10 menit. Dimana semakin besar ukuran resolusi citra maka semakin lama juga proses pengubahan citra ke dalam *negative field*. Oleh karena itu, untuk mempersingkat waktu penelitian ini menggunakan fitur *parallel pool* dalam MATLAB. Fitur ini memungkinkan menjalankan kode secara paralel, yang berarti beberapa bagian dari kode dapat dieksekusi secara bersamaan menggunakan *multiple workers* (proses yang bekerja secara bersamaan). Hasil *pre-processing* yang sebelumnya sangat mempengaruhi hasil dari *negative field*. Dapat dilihat pada Gambar 4.14 dimana panah-panah terlihat jelas yang menunjukkan arah dan magnitudo gaya atau gradien pada setiap titik dalam gambar. Selanjutnya dilakukan perhitungan *external coulomb* dan *spring forces* untuk menyesuaikan parameter *spring* dan *particles*. Pada penelitian ini menggunakan konstanta pegas ( $k$ ) *spring forces* yang sama pada setiap citra yaitu bernilai 0.9. Pada perhitungan *coulomb force* menggunakan parameter langkah waktu ( $dT$ ), panjang spring ( $L$ ), faktor redaman ( $\beta$ ), berat untuk gaya *Coulomb* ( $w_1$ ), berat untuk medan eksternal (gaya *Lorentz*) ( $w_2$ ), dan berat untuk gaya pegas ( $w_3$ ) yang sama yaitu parameternya dapat dilihat pada Tabel 4.5. Namun, setiap citra memiliki letak serta ukuran yang berbeda-beda sehingga

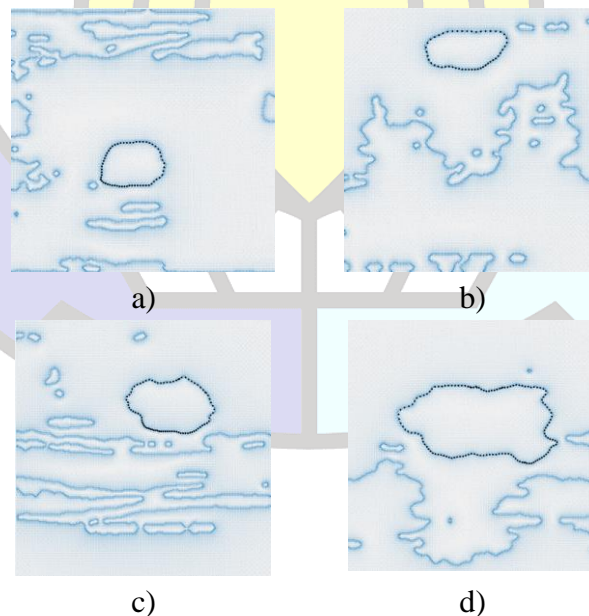
**Tabel 4.5.** Parameter yang sesuai untuk *coloumb force*

Parameter	Nilai
$dT$	0.065 s
$L$	2 pixel
$\beta$	$0.7 s^{-1}$
$w_1$	2.5 N
$w_2$	0.01
$w_3$	1.55

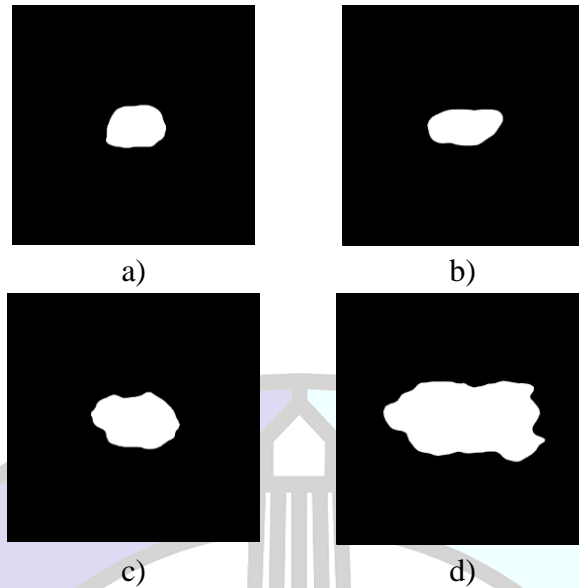
**Tabel 4.6.** Parameter yang sesuai untuk peletakan dan ukuran *particles* dan *spring*

Kategori	$N$	$N_{cycle}$	$xCosAmp$	$ySinAmp$	$xCosOffset$	$ySinOffset$
Citra BI-RADS 2	60	1000	20	20	-15	15
Citra BI-RADS 3	50	500	30	15	-10	-85
Citra BI-RADS 4	85	1000	30	30	30	-60
Citra BI-RADS 5	140	1500	50	50	15	-30

memiliki parameter jumlah partikel ( $N$ ), jumlah siklus ( $N_{cycle}$ ), amplitudo *cosinus* ( $xCosAmp$ ), amplitudo *sinus* ( $ySinAmp$ ), *offset cosinus* ( $xCosOffset$ ), dan *offset sinus* ( $ySinOffset$ ) yang berbeda-beda. Perbedaan parameter tersebut dapat dilihat pada Tabel 4.6 pada sample data pada setiap kategori BI-RADS. Dari keempat citra tersebut didapatkan bahwa semakin besar ukuran tumor atau kanker maka semakin banyak jumlah partikel ( $N$ ) yang dibutuhkan. Begitu juga dengan *amplitude* dimana semakin besar ukuran tumor atau kanker maka besar nilai amplitudo *particles*. Hasil dari penyesuaian parameter tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.15.

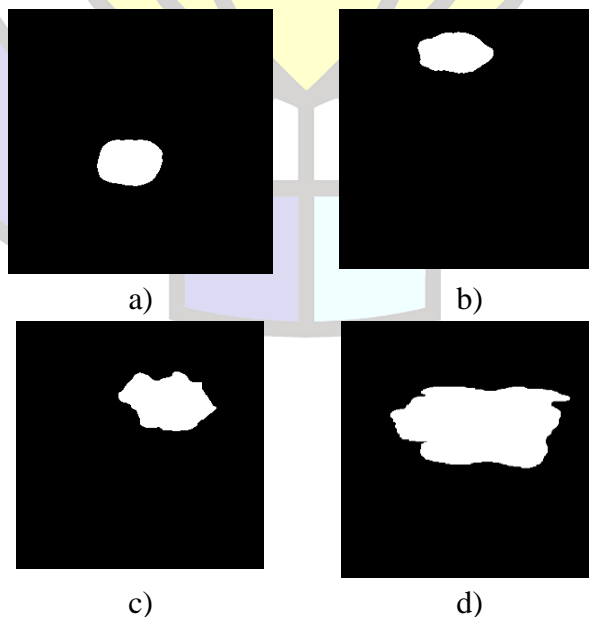


**Gambar 4.15.** Hasil penetapan parameter dalam *negative field* a) Citra BI-RADS 2, b) Citra BI-RADS 3, c) Citra BI-RADS 4, d) Citra BI-RADS 5



**Gambar 4.16.** Hasil *masking* a) Citra BI-RADS 2, b) Citra BI-RADS 3, c) Citra BI-RADS 4, d) Citra BI-RADS 5

Setelah berhasil meletakkan *particles* pada tumor atau kanker yang diinginkan dilakukan penyimpanan hasil. Dalam penyimpanan hasil diambil dari posisi akhir partikel (*finalX* dan *finalY*) yang disimpan setelah simulasi selesai. Posisi ini kemudian digunakan untuk membuat representasi visual dari *particles*. Kemudian latar belakang diatur berwarna hitam. Lalu setiap *particles* dihubungkan dengan garis putih dan diisi. Kemudian hasil diseragamkan berada di titik tengah citra. Hal ini dilakukan agar dapat menjadi *masking* dari tumor atau kanker. Hasil *masking* dapat dilihat pada Gambar 4.16. Hasil dari ketiga metode tersebut dibandingkan



**Gambar 4.17.** *Ground Truth* a) Citra BI-RADS 2, b) Citra BI-RADS 3, c) Citra BI-RADS 4, d) Citra BI-RADS 5

**Tabel 4.7.** Hasil *accuracy* perbandingan *canny edge detector* dengan *ground truth*

Kategori	Accuracy	Rata-rata
<b>Citra BI-RADS 2</b>	0.8670734364785356	0.8268940591105345
<b>Citra BI-RADS 3</b>	0.8745480838756327	
<b>Citra BI-RADS 4</b>	0.8309973302822273	
<b>Citra BI-RADS 5</b>	0.7349573858057421	

dan dievaluasi dengan *ground truth* yang gambarnya dapat dilihat pada Gambar 4.17 menggunakan *Threshold-based Segmentation Metrics* dengan parameter *confusion matrix* yaitu *True Positives (TP)*, *False Positives (FP)*, *True Negatives (TN)*, dan *False Negatives (FN)*. Dari *metrics* tersebut dapat dihitung *accuracy* nya yaitu rasio piksel yang diklasifikasikan dengan benar (baik positif benar maupun negatif benar) terhadap jumlah piksel total. Hasil *accuracy* perbandingan *canny edge detector* dengan *ground truth* dapat dilihat pada Tabel 4.7. Berdasarkan hasilnya dapat dilihat bahwa rata-rata *accuracy canny edge detector* didapatkan sebesar 0.8268940591105345. Sedangkan hasil *accuracy sobel edge detector* dapat dilihat pada Tabel 4.8 yang menunjukkan rata-rata *accuracy* sebesar 0.7861625617616118. Lalu hasil *accuracy* dari metode *spring-charged particles model* dapat dilihat pada Tabel 4.9 yang menunjukkan rata-rata *accuracy* sebesar 0.9002385623544303. Dari ketiga rata-rata metode tersebut dapat disimpulkan bahwa metode *spring-charged particles model* memiliki *accuracy* tertinggi menunjukkan bahwa metode ini lebih dapat diandalkan dalam mengklasifikasikan piksel dengan benar. Selanjutnya dilakukan perhitungan *accuracy* pada setiap citra pada kategori BI-RADS. Dihitungan nilai rata-rata dari setiap kategori BI-RADS 2, BI-RADS 3, BI-RADS 4, dan BI-RADS 5. Didapatkan hasil rata-rata *accuracy* pada Tabel 4.10.

**Tabel 4.8.** Hasil *accuracy* perbandingan *sobel edge detector* dengan *ground truth*

Kategori	Accuracy	Rata-rata
<b>Citra BI-RADS 2</b>	0.8272747082945383	0.7861625617616118
<b>Citra BI-RADS 3</b>	0.8382290913473126	
<b>Citra BI-RADS 4</b>	0.7850162090007627	
<b>Citra BI-RADS 5</b>	0.6941302384038334	

**Tabel 4.9.** Hasil *accuracy* perbandingan *spring-charged particles model* dengan *ground truth*

Kategori	Accuracy	Rata-rata
Citra BI-RADS 2	0.9007012817211117	0.9002385623544303
Citra BI-RADS 3	0.927417249136338	
Citra BI-RADS 4	0.8867157704042715	
Citra BI-RADS 5	0.88611994815600	

Didapatkan hasil rata-rata *accuracy* pada setiap kategori BI-RADS, dimana pada BI-RADS 2 sebesar 0.90768, BI-RADS 3 sebesar 0.92076, BI-RADS 4 sebesar 0.86717, dan BI-RADS 5 sebesar 0.88157. Dari kelima hasil rata-rata *accuracy* tersebut didapatkan rata-rata keseluruhan sebesar 0.8943. Oleh karena itu, metode *spring-charged particles model* dapat dianggap sebagai metode yang lebih unggul untuk segmentasi citra, memberikan hasil yang lebih akurat dan andal dibandingkan dengan metode lainnya.

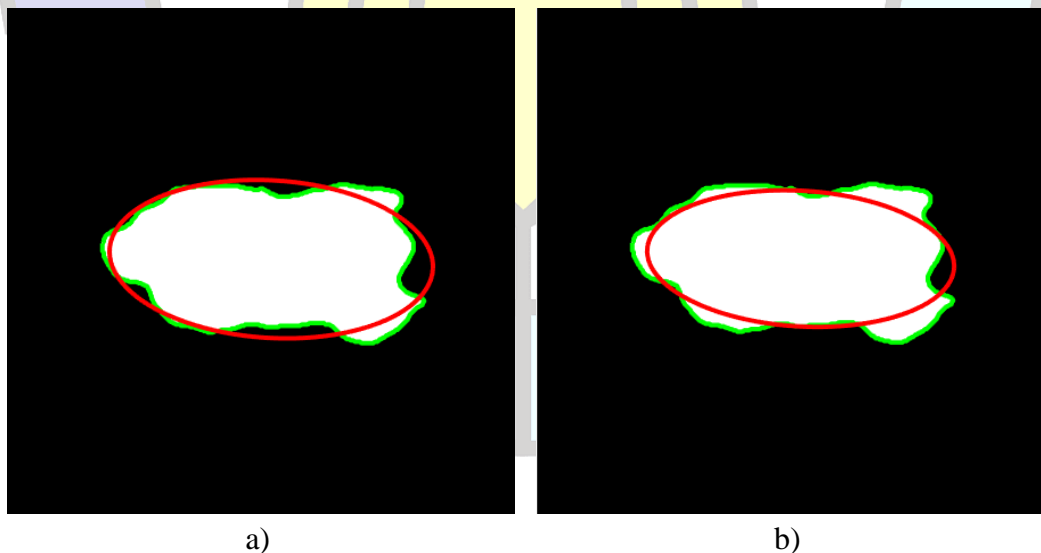
**Tabel 4.10.** Hasil nilai rata-rata *accuracy spring-charged particles model* dengan *ground truth*

Kategori	Rata-rata Accuracy	Rata-rata Keseluruhan
BI-RADS 2	0.90768	0.8943
BI-RADS 3	0.92076	
BI-RADS 4	0.86717	
BI-RADS 5	0.88157	

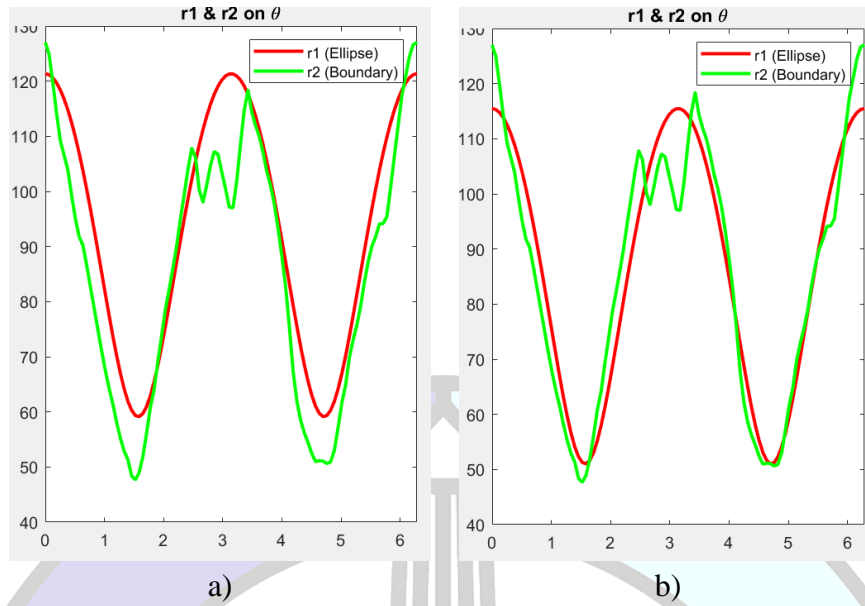


#### 4.3. Perhitungan Perbedaan Elips Pada Tumor dan Kanker

Perhitungan perbedaan elips pada tumor dan kanker dilakukan dengan beberapa metode pembuatan elips. Hal penting dalam pembuatan elips adalah sumbu mayor (*major axis*) dan sumbu minor (*minor axis*). Pada penelitian ini dilakukan berbagai percobaan dalam menentukan *major axis* dan *minor axis*. Percobaan pertama dilakukan metode pembuatan *major axis* dan *minor axis* seperti pada umumnya dimana membuat *minor axis* berdasarkan titik tengah *major axis* sebagai metode 1. Percobaan kedua dilakukan metode pembuatan *major axis* dan *minor axis* berdasarkan *edge* terluar dari empat sisi tumor dan digeser menambahkan nilai dari -150 hingga 0 sebagai metode 2. Hasil dari pembuatan dari kedua metode ini dapat dilihat pada Gambar 4.18. Setelah itu, dilakukan perhitungan  $r_1$  dan  $r_2$  yang grafik nya terhadap  $\theta$  ( $\theta$ ) dapat dilihat pada Gambar 4.19. Dapat dilihat bahwa grafik  $r_1$  dan  $r_2$  pada metode 2 lebih berdempetan dibandingkan metode 1. Setelah itu perbedaan elips pada tumor dan kanker atau nilai *difference* pada kedua metode menggunakan Persamaan 2.18. Hasil dari perhitungan tersebut dapat dilihat pada Tabel 4.11. Dapat dilihat bahwa nilai *difference* metode 1 yang dihasilkan lebih besar dari pada metode 2 di sample data pada tiap kategori nya. Dari hasil yang didapat, metode 2 menunjukkan perbedaan elips yang lebih kecil dibandingkan metode 1, yang mengindikasikan bahwa metode 2 lebih akurat dalam mencerminkan ketidakaturan bentuk pada tumor dan kanker. Perbedaan yang lebih kecil ini penting untuk memastikan diagnosis yang lebih tepat dan objektif dalam menentukan keganasan kanker payudara.



**Gambar 4.18.** Perbandingan hasil pembuatan elips citra BI-RADS 5, a) Metode 1, b) Metode 2



**Gambar 4.19.** Perbandingan perhitungan  $r_1$  dan  $r_2$  terhadap  $\theta$  citra BI-RADS 5, a) Metode 1, b) Metode 2

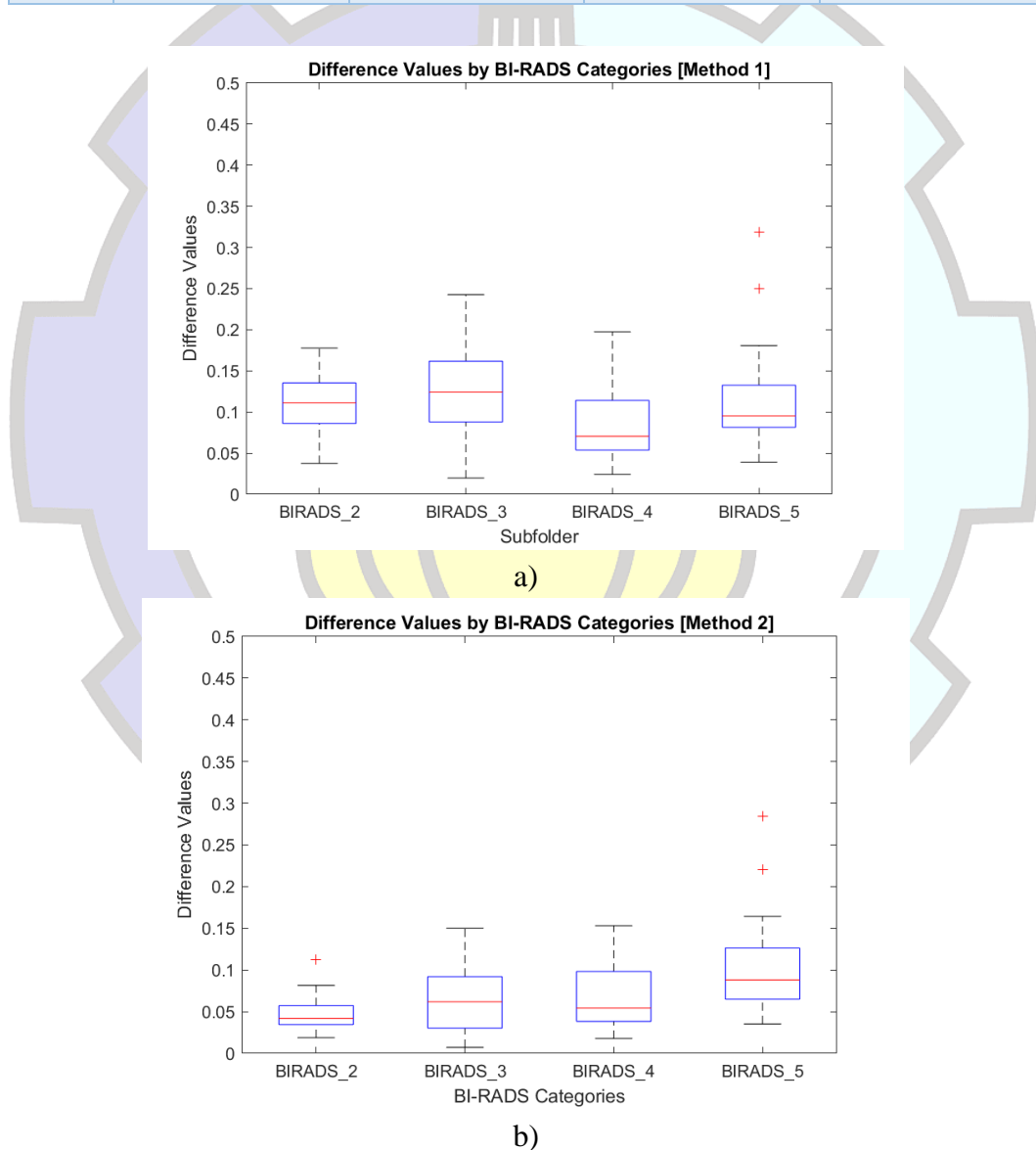
Selanjutnya dilakukan perhitungan *difference* kepada 80 citra dengan 20 citra pada tiap kategori BI-RADS. Hasil perhitungan *difference* dapat dilihat visualiasinya dalam bentuk *box plot* pada Gambar 4.20. Perhitungan *difference* kemudian mendapatkan nilai rata-rata atau *mean* dari tiap kategori BI-RADS. Nilai rata-rata atau *mean* dari tiap kategori ini dibutuhkan sebagai batasan untuk setiap kategori BI-RADS yaitu untuk BI-RADS 2, BI-RADS 3, BI-RADS 4, dan BI-RADS 5. Berdasarkan hasil nilai rata-rata setiap kategori BI-RADS pada Tabel 4.12 didapatkan bahwa metode 2 memiliki nilai yang lebih konsisten menaik dibandingkan dengan metode 1. Dengan menggunakan nilai rata-rata atau *mean*, selanjutnya dapat menetapkan ambang batas yang lebih akurat.

**Tabel 4.11.** Hasil perhitungan *difference* pada tiap metode

<i>Difference</i>				
	Citra BI-RADS 2	Citra BI-RADS 3	Citra BI-RADS 4	Citra BI-RADS 5
<b>Metode 1</b>	0.0450	0.0903	0.0398	0.0786
<b>Metode 2</b>	0.0418	0.0565	0.0283	0.0352

**Tabel 4.12.** Hasil nilai rata-rata perhitungan *difference* pada 80 citra tiap metode

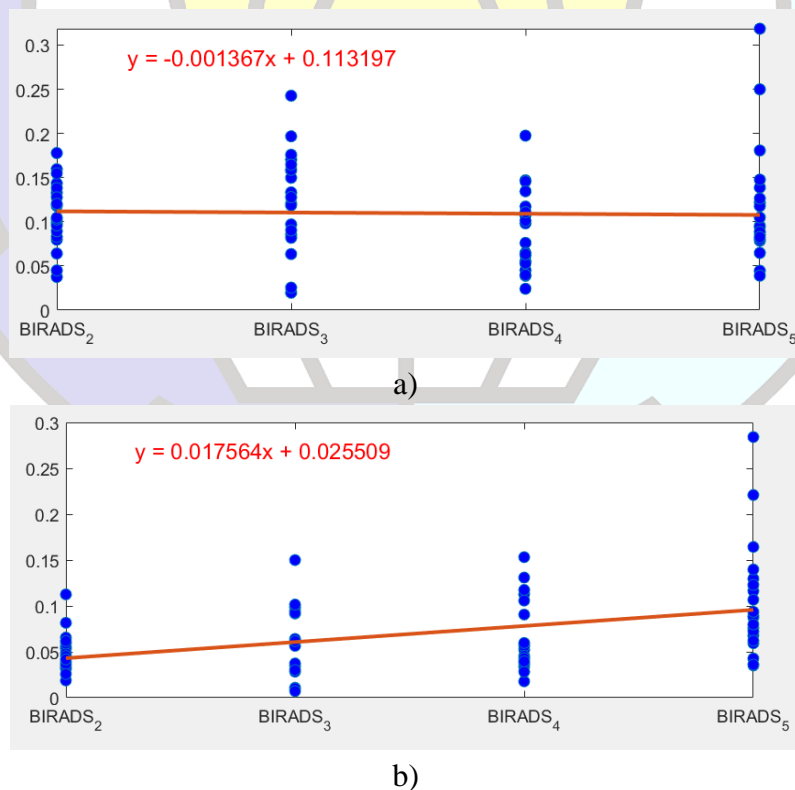
<i>Difference</i>				
	BI-RADS 2	BI-RADS 3	BI-RADS 4	BI-RADS 5
<b>Meto de 1</b>	0.10956718227 2246	0.12498637568 5311	0.08683513289 18475	0.1177263384 59013
<b>Meto de 2</b>	0.04797046238 80798	0.05937038508 09947	0.06604073906 1742	0.1042936872 1622



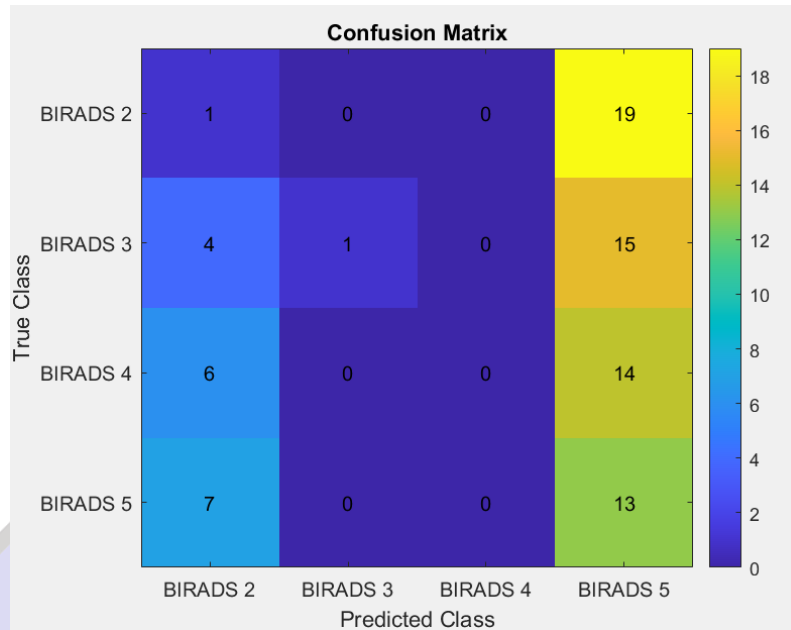
**Gambar 4.20.** Perbandingan hasil *box plot* pada 20 citra tiap kategori BI-RADS, a) Metode 1, b) Metode 2

#### 4.4. Evaluasi Hasil Perhitungan *Difference* Kategori BI-RADS Berdasarkan *Linear Fitting*

Setelah mendapatkan hasil nilai rata-rata atau *mean* perhitungan *difference* pada tiap metode, dilakukan *linearity* dari kedua metode tersebut yang hasilnya dapat dilihat pada Gambar 4.21. Dapat dilihat grafik *linearity* dari metode 1 memiliki penurunan pada kategori BI-RADS 4, sedangkan pada metode 2 menunjukkan grafik yang linear pada tiap kategori BI-RADS. Setelah dilakukan perhitungan *linear* nya, model diuji menggunakan *ground truth*. Hasil pengujian metode 1 menggunakan 20 citra *ground truth* dapat dilihat *confusion matrix* nya pada Gambar 4.21. Selanjutnya, hasil pengujian metode 2 menggunakan 20 citra *ground truth* dapat dilihat *confusion matrix* nya pada Gambar 4.22. Menggunakan *confusion matrix* tersebut dapat diketahui *accuracy*, *precision*, *sensitivity*, dan *specificity*. Evaluasi *metrics* tersebut pada 20 citra *ground truth* menggunakan metode 1 dapat dilihat pada Tabel 4.13 dan metode 2 dapat dilihat pada Tabel 4.14. Dari Tabel 4.13, dapat dilihat bahwa metode 1 memberikan *overall accuracy* sebesar 18.75% dengan *precision* yang bervariasi antar kategori BI-RADS. Kategori BI-RADS 2 dan 3 memiliki *precision* sebesar 5.00%, sedangkan BI-RADS 5 memiliki *precision* tertinggi yaitu 65.00%. *Sensitivity* tertinggi dicapai oleh kategori BI-RADS 3 dengan nilai 100.00%, sedangkan *specificity* tertinggi berada pada kategori BI-RADS 3 dan 4 dengan 100.00%.

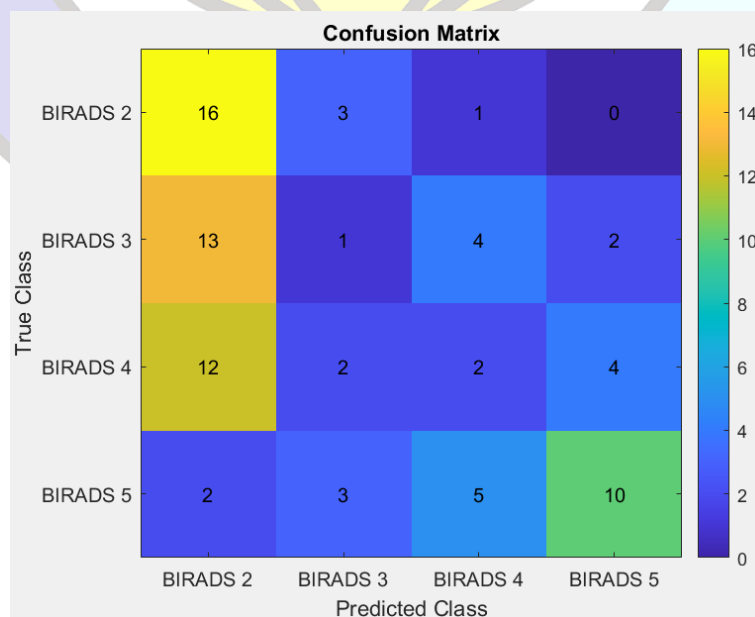


**Gambar 4.21.** Perbandingan hasil grafik persamaan *linear*, a) Metode 1, b) Metode 2



**Gambar 4.22.** *Confusion matrix* menggunakan Metode 1

Pada metode 1 (Gambar 4.21a), terlihat bahwa *linear fitting* memiliki kecenderungan yang kurang stabil pada beberapa kategori BI-RADS, terutama pada BI-RADS 4 yang menunjukkan penurunan signifikan. Sementara itu, pada metode 2 (Gambar 4.21b), *linear fitting* terlihat lebih konsisten dan cenderung meningkat pada beberapa kategori, yang juga mencerminkan peningkatan performa klasifikasi seperti yang ditunjukkan oleh *confusion matrix* dan evaluasi *metrics*. *Confusion matrix* pada Gambar 4.21 dan Gambar 4.22 memperlihatkan distribusi prediksi yang dihasilkan oleh model untuk tiap kategori BI-RADS. Pada metode 1 (Gambar 4.21), terdapat banyak *misclassifications* terutama pada BI-RADS 4 yang tidak



**Gambar 4.23.** *Confusion matrix* menggunakan Metode 2

**Tabel 4.13.** Hasil evaluasi persamaan *linear* pada Metode 1

Metode 1				
	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Sensitivity</i>	<i>Specificity</i>
<b>BI-RADS 2</b>	5.00%	5.00%	5.56%	71.67%
<b>BI-RADS 3</b>	5.00%	5.00%	100.00%	100.00%
<b>BI-RADS 4</b>	0.00%	0.00%	0.00%	100.00%
<b>BI-RADS 5</b>	65.00%	65.00%	21.31%	20.00%
<b>Overall Accuracy</b>			18.75%	

memiliki prediksi yang akurat sama sekali. Sebaliknya, pada metode 2 (Gambar 4.23), distribusi prediksi lebih merata dan menunjukkan peningkatan jumlah prediksi yang benar pada BI-RADS 2 dan BI-RADS 4. Pada Tabel 4.14, metode 2 menunjukkan peningkatan *overall accuracy* menjadi 36.25%. *Precision* untuk kategori BI-RADS 2 mencapai 80.00%, dan BI-RADS 5 juga memiliki *precision* yang cukup tinggi yaitu 50.00%. *Sensitivity* tertinggi dicapai oleh kategori BI-RADS 5 dengan nilai 62.50%, dan *specificity* tertinggi pada kategori BI-RADS 5 dengan nilai 90.00%. Perbedaan hasil evaluasi antara metode 1 dan metode 2 menunjukkan bahwa metode 2 memberikan performa yang lebih baik dalam mengklasifikasikan citra berdasarkan kategori BI-RADS.

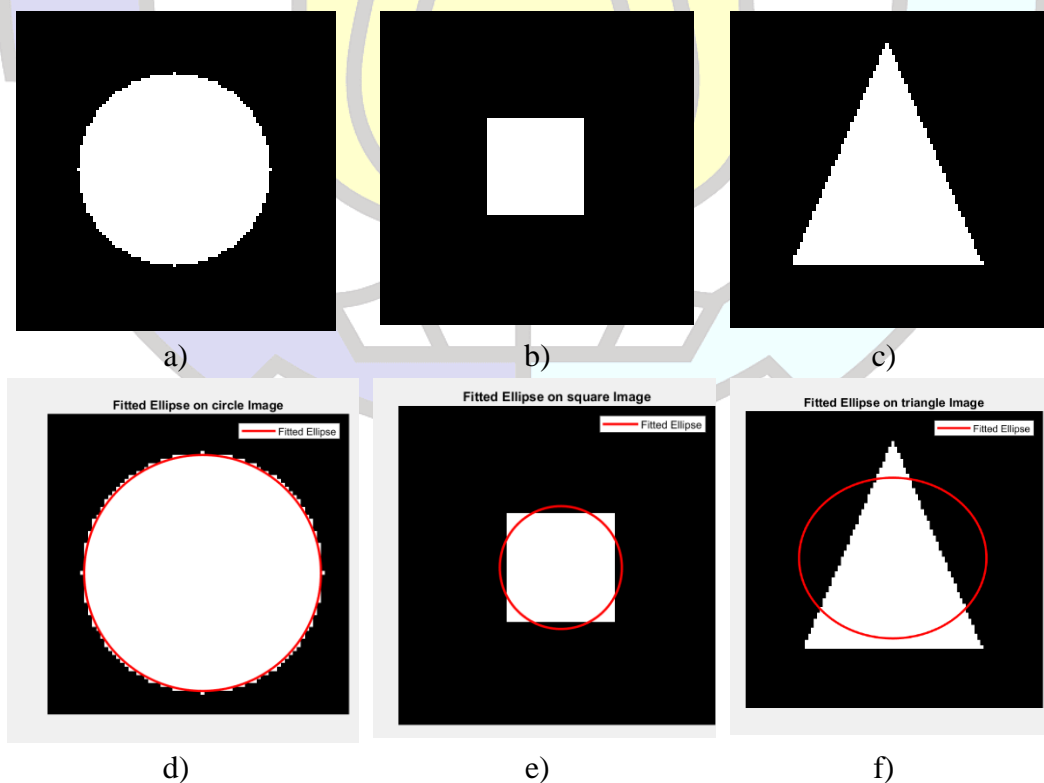
**Tabel 4.14.** Hasil evaluasi persamaan *linear* pada Metode 2

Metode 2				
	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Sensitivity</i>	<i>Specificity</i>
<b>BI-RADS 2</b>	80.00%	80.00%	37.21%	55.00%
<b>BI-RADS 3</b>	5.00%	5.00%	11.11%	86.67%
<b>BI-RADS 4</b>	10.00%	10.00%	16.67%	83.33%
<b>BI-RADS 5</b>	50.00%	50.00%	62.50%	90.00%
<b>Overall Accuracy</b>			36.25%	



#### 4.5. Evaluasi Perhitungan Metode 2 *Difference Value* menggunakan Elips dengan Metode Perhitungan *Compactness*

Dilakukan perbandingan perhitungan menggunakan metode 2 dengan perhitungan *compactness* pada *basic shape* yaitu *circle*, *square*, dan *triangle* yang dapat dilihat pada Gambar 4.24 a, b, dan c. *Elips fit* pada setiap *shape* dapat dilihat pada Gambar 4.24 d, e, dan f. Berdasarkan hasil perhitungan menggunakan metode 2 didapatkan hasil *difference value* pada *circle* sebesar 0.000479, pada *square* sebesar 0.075059, dan pada *triangle* sebesar 0.357051. Pada perhitungan *compactness*, yang merupakan perhitungan metrik yang digunakan dalam analisis citra untuk mengukur seberapa efisien suatu bentuk mengisi ruang, dihitung pada ketiga *shape* tersebut. Didapatkan hasil pada *circle* sebesar 0.99736, pada *square* sebesar 1.1381, dan pada *triangle* sebesar 1.5174. Dimana pada *compactness*, semakin mendekati 1, nilai *compactness* menunjukkan bahwa bentuk tersebut semakin efisien dan kompak. Artinya, bentuk tersebut lebih mirip dengan bentuk ideal seperti lingkaran yang memiliki kekompakan maksimum. Sebaliknya, nilai *compactness* yang jauh dari 1 menunjukkan bahwa bentuk tersebut lebih tidak teratur atau kompleks. Pada metode 2 semakin besar nilai maka semakin *irregular* suatu bentuk, sedangkan pada *compactness* semakin mendekati 1 maka semakin *regular* bentuk. Berdasarkan Tabel 4.15 didapatkan bahwa perhitungan metode 2 dengan *compactness* dan dapat dilihat bahwa perhitungan pada metode 2 dapat menghitung ketidakteraturan pada suatu bentuk.



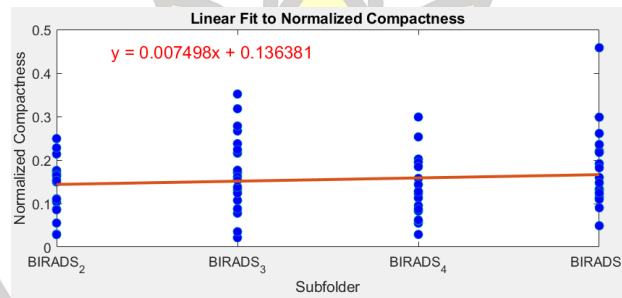
**Gambar 4.24.** Basic shape a) circle, b) square, c) triangle, Elips fit a) circle, b) square, c) triangle

**Tabel 4.15.** Hasil perhitungan *Difference Value* dan *Compactness* pada *circle*, *square*, dan *triangle*

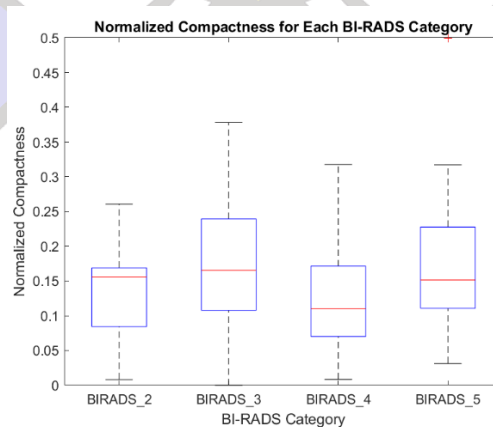
	<i>Difference Value</i>	<i>Compactness</i>	<i>Normalized Compactness</i>
<b>Circle</b>	0.000479	0.99736	-0.0010386
<b>Square</b>	0.075059	1.1381	0.054274
<b>Triangle</b>	0.357051	1.5174	0.20332

Untuk menyamakan kedua metode perhitungan tersebut sehingga semakin besar nilai maka semakin *irregular* bentuk, dilakukan pernormalisasian pada perhitungan *compactness* yang hasilnya dapat dilihat pada Tabel 4.15.

Selanjutnya, dilakukan perhitungan menggunakan *compactness* lalu dinormalisasikan pada setiap data dan didapatkan hasil *linear fit* serta *box plot* pada Gambar 4.25. Lalu dilakukan penilaian *correlation coefficient* (*r*) menggunakan Persamaan 3.13 pada metode 2 dan *compactness* serta menghitung nilai *r-squared*. Didapatkan hasil pada Tabel 4.16 perbandingan *correlation coefficient* (*r*) dan *r-squared* pada metode 2 dan *normalized compactness*.



a)



b)

**Gambar 4.25.** a) Hasil grafik persamaan *linear normalized compactness* pada setiap citra BI-RADS, b) *Blox plot normalized compactness* pada setiap citra BI-RADS

**Tabel 4.16.** Hasil perhitungan *correlation coefficient (r)* dan *r-squared* pada metode 2 dan *normalized compactness*.

	<i>Correlation Coefficient (r)</i>	<i>R-squared</i>
<i>Diferrence Value</i>	0.424	0.179
<i>Normalized Compactness</i>	0.10489	0.011002



## BAB V

### HASIL DAN PEMBAHASAN

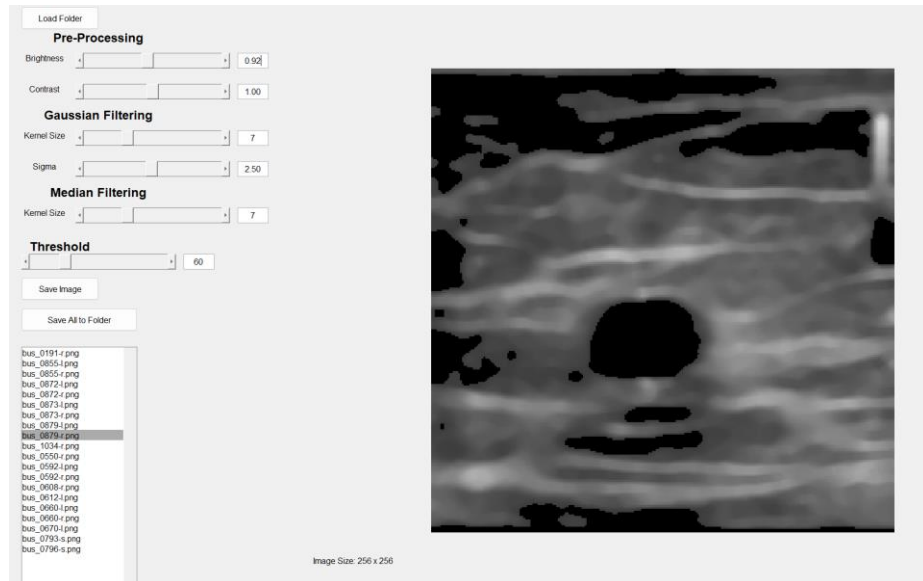
Pada bab ini dibahas hasil pengujian dari yang telah dilakukan pada bab sebelumnya. Pengelompokan perbedaan elips dengan tepi tumor dan kanker dianalisis menggunakan *linear fitting* yang diawali dengan proses *pre-processing*, *edge detection*, dan perhitungan *difference* tumor dan kanker dengan elips.

#### 5.1. *Pre-processing* Citra

Dalam penelitian ini, penggunaan *Graphical User Interface* (GUI) bertujuan untuk mempermudah penyesuaian parameter dalam proses *pre-processing* secara visualisasi. Langkah pertama adalah memilih 20 citra pada setiap kelas, kemudian dilakukan *resampling* atau perubahan resolusi menjadi ukuran 256x256. Pada GUI ini menyediakan penyesuaian untuk beberapa parameter seperti *gaussian filter*, *median filter*, *brightness*, *contrast*, dan *threshold*. Setelah dilakukan percobaan terhadap 20 citra dari setiap kelas, didapatkan bahwa *gaussian filter* dengan *kernel* 7x7 dan *sigma* 2.5, *median filter* dengan *kernel* 7x7, serta *threshold* 60, memberikan hasil yang optimal. Berdasarkan nilai NRR dari kedua variasi *kernel filter* tersebut yang tercantum pada Tabel 4.1 dan Tabel 4.2, kedua variasi *kernel* tersebut membantu proses *thresholding* dalam memisahkan tumor dan kanker dari jaringan di sekitarnya.

Penyesuaian *brightness* dan *contrast* dilakukan melalui pengujian kepada dua penguji untuk menentukan penyesuaian yang optimal. Berdasarkan Tabel 4.3 dan Tabel 4.4, penyesuaian *brightness* dilakukan dengan menurunkan nilainya hingga  $\leq 1$ , sedangkan penyesuaian *contrast* dilakukan dengan menaikkan nilainya hingga  $\geq 1$ . Penyesuaian *brightness* dan *contrast* dilakukan dengan melihat efeknya secara langsung pada hasil *thresholding*. Apabila hasil *thresholding* sudah menunjukkan tumor atau kanker yang terpisah dengan jaringan sekitarnya, maka penyesuaian *brightness* dan *contrast* dapat dicukupkan. Namun, tidak semua citra dapat diproses menggunakan metode ini karena nilai piksel tumor atau kanker yang mirip dengan jaringan di sekitarnya.

Contoh proses *pre-processing* menggunakan GUI dapat dilihat pada Gambar 5.1. Dengan demikian, *pre-processing* ini sangat bergantung pada kondisi spesifik citra yang digunakan, seperti alat ultrasonografi yang digunakan, teknik pengambilan gambar, serta karakteristik jaringan yang akan diidentifikasi. Faktor-faktor ini dapat mempengaruhi kualitas dan efektivitas hasil *pre-processing*, sehingga penyesuaian parameter perlu dilakukan secara cermat dan spesifik untuk setiap set citra yang digunakan. Implementasi GUI yang interaktif juga memudahkan dalam proses *pre-processing*. Penggunaan GUI memungkinkan untuk dengan cepat menyesuaikan parameter dan melihat hasilnya secara *real-time*, meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam proses *pre-processing*.



**Gambar 5.1.** GUI untuk melakukan *pre-processing*

## 5.2. Edge Detection menggunakan *Spring-Charged Particles Model*

Pada proses *edge detection*, dilakukan percobaan dengan menggunakan tiga metode yaitu *canny edge detector*, *sobel edge detector*, dan *spring-charged particles model*. Ketiga metode tersebut diuji dengan menggunakan *Threshold-based Segmentation Metrics* terhadap *ground truth*. Berdasarkan hasil pengujian yang ditampilkan pada Tabel 4.7, Tabel 4.8, dan Tabel 4.9, terlihat bahwa *spring-charged particles model* memiliki nilai akurasi tertinggi dibandingkan dengan kedua metode lainnya. Secara visual pada Gambar 4.11, Gambar 4.12, dan Gambar 4.16, dapat dilihat bahwa *spring-charged particles model* mampu melakukan edge detection dengan lebih fokus pada area tumor atau kanker saja, sementara metode *canny edge detector* dan *sobel edge detector* juga mendeteksi jaringan lain yang ikut ter-*threshold*. Hal ini menunjukkan bahwa *spring-charged particles model* lebih efektif dalam mendeteksi tepi yang relevan dengan area tumor atau kanker.

### 5.2.1. Pengaruh *Pre-processing* Citra

Berdasarkan percobaan pada penelitian ini, *pre-processing* memiliki pengaruh signifikan terhadap hasil *edge detection* menggunakan *spring-charged particles model*. Jika tepi pada tumor atau kanker tidak tajam, maka partikel dalam *spring-charged particles model* tidak akan tertarik ke tepi tumor atau kanker tersebut. Hal ini disebabkan oleh ketidakmampuan partikel untuk mengenali dan bergerak menuju tepi yang tidak jelas atau kurang terdefinisi. Partikel-partikel dalam model ini bergantung pada medan gaya yang dihasilkan oleh tepi yang tajam dan jelas untuk melakukan *edge detection*. Oleh karena itu, *pre-processing* yang efektif sangat penting untuk memastikan bahwa tepi tumor atau kanker terlihat tajam dan jelas sehingga *spring-charged particles model* dapat berfungsi dengan optimal.

Selain itu, resolusi citra juga mempengaruhi perubahan citra ke dalam *negative field*. Pengubahan citra ke dalam *negative field* membutuhkan waktu yang cukup lama; untuk satu gambar membutuhkan waktu sekitar 10 menit untuk citra resolusi 256x256. Semakin besar ukuran resolusi citra, semakin lama pula proses pengubahan citra ke dalam *negative field*. Oleh karena itu, untuk mempersingkat waktu, penelitian ini menggunakan fitur *parallel pool* dalam MATLAB. Fitur ini memungkinkan menjalankan kode secara paralel, yang berarti beberapa bagian dari kode dapat dieksekusi secara bersamaan menggunakan *multiple workers* (proses yang bekerja secara bersamaan). Dengan demikian, penggunaan *parallel pool* dapat meningkatkan efisiensi waktu dalam pemrosesan citra, memungkinkan peneliti untuk mengolah lebih banyak citra dalam waktu yang lebih singkat tanpa mengorbankan kualitas hasil *edge detection*.

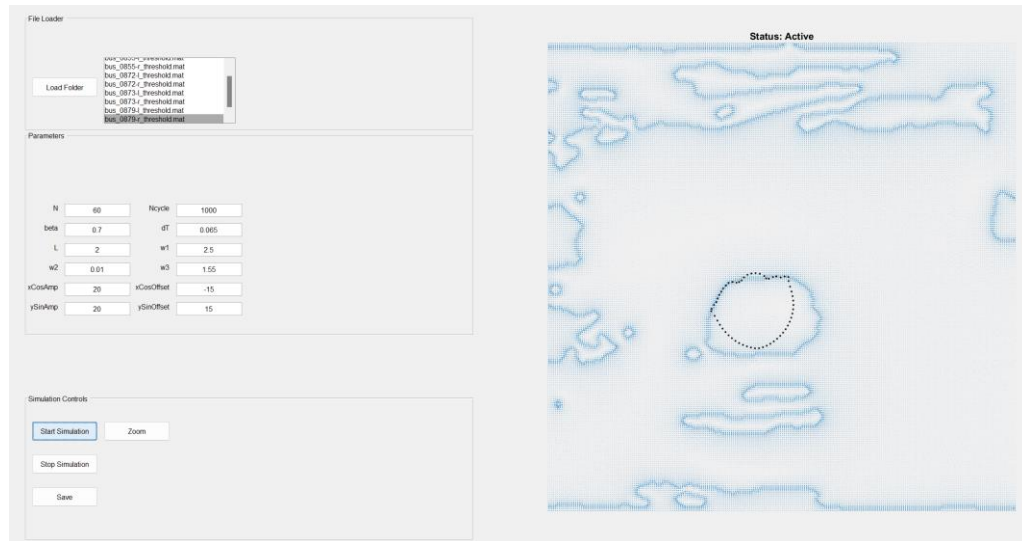
### 5.2.2. Pengaruh Parameter

Penggunaan berbagai parameter dalam *spring-charged particles model* memiliki pengaruh signifikan terhadap interaksi dan pergerakan partikel serta gaya pegas dalam proses *edge detection*. Konstanta pegas ( $k$ ) menentukan kekuatan gaya pegas antara partikel-partikel; semakin besar nilai  $k$ , semakin kuat gaya tarik atau dorong antar partikel, yang mempengaruhi stabilitas dan kekakuan formasi partikel. Langkah waktu ( $dT$ ) menentukan resolusi temporal simulasi, di mana nilai  $dT$  yang lebih kecil memberikan hasil yang lebih halus dan akurat tetapi memerlukan lebih banyak iterasi. Panjang pegas ( $L$ ) menentukan jarak alami antara partikel yang dihubungkan oleh pegas, penting untuk menjaga formasi partikel tetap stabil dan sesuai dengan bentuk target. Faktor redaman ( $\beta$ ) mengurangi kecepatan partikel untuk menghindari osilasi berlebihan, dengan nilai  $\beta$  yang lebih tinggi menyebabkan partikel lebih cepat berhenti bergerak setelah mendapat gaya.

Berat untuk gaya *Coulomb* ( $w_1$ ) menentukan seberapa besar pengaruh gaya *Coulomb* terhadap gerakan partikel, mencegah partikel terlalu dekat satu sama lain dengan menciptakan gaya tolak-menolak. Berat untuk medan eksternal ( $w_2$ ) menentukan pengaruh medan eksternal (gaya *Lorentz*) yang membantu mengarahkan partikel ke tepi objek yang diinginkan. Berat untuk gaya pegas ( $w_3$ ) menentukan pengaruh gaya pegas terhadap gerakan partikel, membantu mempertahankan formasi dan jarak konsisten antara partikel yang terhubung. Jumlah partikel ( $N$ ) menentukan total partikel dalam simulasi, dengan lebih banyak partikel memberikan representasi tepi objek yang lebih detail tetapi meningkatkan kebutuhan komputasi. Jumlah siklus ( $N_{cycle}$ ) menentukan berapa kali simulasi diulang, memungkinkan partikel mencapai keadaan keseimbangan yang lebih stabil dengan lebih banyak siklus.

Amplitudo *cosinus* ( $xCosAmp$ ) dan amplitudo *sinus* ( $ySinAmp$ ) menentukan besar osilasi dalam arah  $x$  dan  $y$ , mempengaruhi bentuk awal distribusi partikel. *Offset cosinus* ( $xCosOffset$ ) dan *offset sinus* ( $ySinOffset$ ) menentukan posisi awal distribusi partikel dalam arah  $x$  dan  $y$ , mempengaruhi titik awal pergerakan partikel





**Gambar 5.2.** GUI untuk melakukan *edge detection* menggunakan *spring-charged particles model*

dalam simulasi. Dengan mengatur dan menyesuaikan parameter-parameter ini, simulasi dapat dioptimalkan untuk menghasilkan deteksi tepi yang lebih akurat dan sesuai dengan target yang diinginkan yaitu tepi tumor dan kanker. Untuk mempermudah pengubahan parameter, digunakan *Graphical User Interface* (GUI) yang memungkinkan penyesuaian parameter secara visual. Dengan menggunakan GUI dapat melihat langsung jumlah partikel yang tersebar, penempatan awal partikel, dan ukuran amplitudo partikel. Contoh proses *edge detection* menggunakan *spring-charged particles model* dengan implematasi GUI dapat dilihat pada Gambar 5.2.

### 5.3. Perhitungan *Difference* atau Perbedaan Elips dengan Tepi Tumor dan Kanker

Pada penelitian ini dilakukan percobaan dengan dua metode pembuatan elips. Percobaan pertama dilakukan metode pembuatan *major axis* dan *minor axis* seperti pada umumnya sebagai metode 1. Percobaan kedua dilakukan metode pembuatan *major axis* dan *minor axis* berdasarkan *edge* terluar dari empat sisi tumor lalu dilakukan pergeseran dari -150 sampai 0 untuk *major axis* dan *minor axis* sebagai metode 2. Pergeseran ini bertujuan untuk memilih ukuran *major axis* dan *minor axis* yang paling mirip atau berdempetan dengan tepi tumor atau kanker yang hasilnya dapat dilihat pada Gambar 4.19. Metode 1 membuat elips dengan cara menggunakan parameter *centroid* dan orientasi dari *library regionprops* pada citra biner untuk menghitung panjang *major axis* dan *minor axis* dari tumor. Metode 2 menggunakan parameter *centroid* yang sama, tetapi menghitung panjang *major axis* dan *minor axis* berdasarkan titik terjauh dari *centroid* ke *boundary* terluar tumor dari empat arah (kiri, kanan, atas, dan bawah) lalu dilakukan pergeseran dari -150

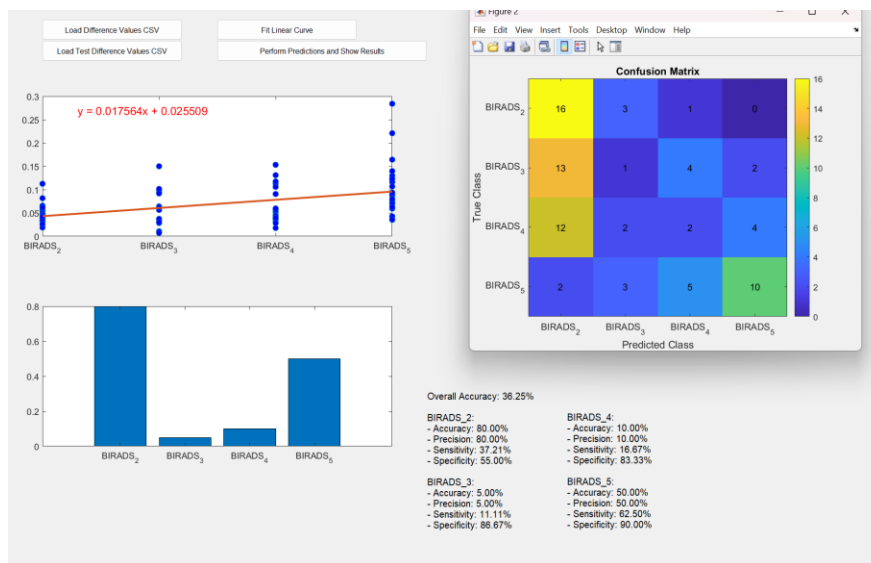
sampai 0. *Library boundary* digunakan untuk menemukan batas-batas terluar dari tumor pada citra biner.

Pada metode 1, langkah pertama adalah membaca citra biner, kemudian menggunakan fungsi *regionprops* untuk mendapatkan koordinat *centroid* dan parameter elips lainnya seperti *major axis*, *minor axis*, dan orientasi. Setelah parameter-parameter ini diperoleh, elips digambar menggunakan persamaan elips dan orientasi yang diperoleh dari *regionprops*. Kemudian, dihitung selisih antara jarak titik-titik pada elips dengan titik-titik pada *boundary* terluar tumor yang diinterpolasi menggunakan Persamaan 2.18.

Pada metode 2, langkah pertama adalah membaca citra biner, kemudian menemukan batas terluar tumor menggunakan fungsi *boundary*. Setelah itu, dihitung jarak terjauh dari *centroid* ke empat arah (kiri, kanan, atas, dan bawah) untuk menentukan *major axis* dan *minor axis* seperti pada Persamaan 3.3, 3.4, 3.5, dan 3.6. Kemudian *major axis* dan *minor axis* digeser dari -150 sampai 0. Dengan mengurangi hingga 150 unit dari estimasi awal maka akan mencakup berbagai ukuran elips yang lebih kecil dari estimasi awal. Hal ini bertujuan untuk mengidentifikasi ukuran elips yang mungkin lebih kecil tetapi lebih cocok dengan kontur objek berdasarkan perhitungan *difference* yang digunakan. Elips digambar berdasarkan *major axis* dan *minor axis* yang menghasilkan nilai minimum *difference*. Selanjutnya, dihitung selisih antara jarak titik-titik pada elips dengan titik-titik pada *boundary* terluar tumor yang diinterpolasi menggunakan Persamaan 2.18. Dua metode ini dibandingkan untuk mengetahui metode mana yang menghasilkan perhitungan perbedaan tepi tumor dengan elips yang lebih akurat. Berdasarkan Tabel 4.10 dapat dilihat bahwa menggunakan metode 2 nilai *difference* yang dihasilkan lebih kecil daripada metode 1 di sample data pada tiap kategorinya. Berdasarkan hasil nilai rata-rata setiap kategori BI-RADS pada Tabel 4.11 didapatkan bahwa metode 2 memiliki nilai rata-rata yang lebih konsisten dibandingkan dengan metode 1. Dengan evaluasi ini, dapat dilihat bahwa metode 2 lebih baik dalam membuat elips yang dapat mencakup tepi bagian tumor atau kanker sehingga dapat mengukur perbedaan secara lebih detail dan presisi.

#### **5.4. Nilai *Difference* Kategori BI-RADS Berdasarkan *Linear Fitting***

Dua metode yang digunakan dilakukan *linear fitting* berdasarkan nilai *mean difference* dari citra-citra dalam kategori BI-RADS. Implementasi dilakukan menggunakan GUI dalam MATLAB pada Gambar 5.3, yang terdiri dari beberapa komponen serta *callback functions* untuk memuat data, melakukan *fitting linear*, dan melakukan prediksi menggunakan model yang dihasilkan. Pertama, data *mean difference* dari setiap kategori BI-RADS dimuat dari file CSV. Data ini berisi nilai *mean difference* untuk subfolder yang berbeda yang mewakili tiap kategori BI-RADS. Setelah data dimuat, *linear fitting* dilakukan dengan menggunakan fungsi *polyfit* dari MATLAB, yang melakukan *fitting linear*. Nilai-nilai *mean difference* dan subfolder diindeks, kemudian *fitting linear* dilakukan untuk mendapatkan



**Gambar 5.3.** GUI untuk melihat hasil prediksi BI-RADS

koefisien *linear* yang sesuai. Hasil *linear fitting* diplot pada sumbu koordinat untuk memvisualisasikan persamaan *linear* yang diperoleh yang dapat dilihat pada Gambar 4.21. Setelah *fitting linear*, data uji yang berisi nilai-nilai *difference* dari citra-citra uji dimuat dari file CSV. Setiap nilai *difference* pada data uji diprediksi menggunakan model *linear* yang sudah dihitung. Prediksi dilakukan dengan mencari nilai *linear* yang paling dekat dengan nilai *difference* pada data uji. Hasil prediksi kemudian dikategorikan ke dalam kategori BI-RADS yang sesuai berdasarkan nilai *closest index* yang diperoleh dari *linear fitting*.

Untuk memprediksi kategori BI-RADS berdasarkan persamaan *linear*, pertama-tama harus mengidentifikasi persamaan *linear* yang diperoleh. Misalnya, untuk metode 1 dan metode 2, memiliki persamaan linear sebagai berikut: Metode 1:  $y = -0.001367x + 0.113197$  dan Metode 2:  $y = 0.017564x + 0.025509$ . Selanjutnya, nilai fitur yang diekstraksi dari citra yang ingin diklasifikasikan dimasukkan ke dalam persamaan *linear* ini untuk menghitung nilai *output* (y). Setelah mendapatkan nilai *output* (y), nilai y tersebut dikategorikan ke dalam kategori BI-RADS yang sesuai berdasarkan rentang nilai y yang sudah ditentukan. Kemudian setiap nilai *difference ground* dibandingkan dengan indeks terdekat. Nilai *difference ground truth* diuji dengan nilai-nilai *linear* yang dihitung pada setiap kategori BI-RADS *index*. Proses ini melibatkan beberapa langkah kunci. Pertama, koefisien *linear* yang sudah dihitung digunakan untuk menghasilkan nilai-nilai *linear* pada setiap kategori BI-RADS *index* menggunakan fungsi *polyval*. Hasil ini adalah serangkaian nilai y yang dihasilkan dari persamaan *linear* untuk setiap kategori BI-RADS.

Kemudian, untuk setiap nilai *difference ground truth* dihitung selisih absolut antara nilai *difference* tersebut dan setiap nilai *linear* yang telah dihitung. Hal ini memberikan ukuran seberapa dekat setiap nilai *linear* dengan nilai *difference*

tersebut. Setelah itu, identifikasi indeks dari nilai *linear* yang memiliki selisih terkecil dengan nilai *difference* menggunakan fungsi *min*. Nilai *indices* adalah 1 untuk BI-RADS 2, 2 untuk BI-RADS 3, 3 untuk BI-RADS 4, 4 untuk BI-RADS 5. Fungsi *min* akan memberikan nilai terkecil dari selisih absolut tersebut dan juga indeks di mana nilai terkecil tersebut ditemukan. Indeks ini kemudian digunakan untuk mengidentifikasi kategori BI-RADS yang paling dekat dengan nilai *difference* dari data uji *difference ground truth*. Dengan cara ini, setiap nilai *difference* dalam data uji *ground truth* dapat dipetakan ke kategori BI-RADS yang paling relevan berdasarkan nilai *linear* yang paling mendekati.

Evaluasi hasil prediksi dilakukan dengan menghitung *confusion matrix* untuk mengevaluasi hasil prediksi model terhadap *ground truth*. Dari *confusion matrix*, dihitung *metrics* evaluasi seperti *accuracy*, *precision*, *sensitivity*, dan *specificity* untuk setiap kategori BI-RADS yang hasilnya dapat dilihat pada Tabel 4.12 dan 4.13. Hasil evaluasi *metrics* ini kemudian ditampilkan pada GUI serta diplot pada sumbu koordinat untuk visualisasi lebih lanjut. Pada metode 1, *fitting linear* menunjukkan kecenderungan yang kurang stabil pada beberapa kategori BI-RADS, terutama pada BI-RADS 4 yang menunjukkan penurunan signifikan. *Confusion matrix* pada metode 1 menunjukkan banyak *misclassifications*, terutama pada BI-RADS 4 yang tidak dapat memprediksi sama sekali. Sebaliknya, pada metode 2, *fitting linear* terlihat lebih konsisten dan cenderung meningkat pada beberapa kategori, yang mencerminkan peningkatan performa klasifikasi. Distribusi prediksi pada metode 2 lebih merata dan menunjukkan peningkatan jumlah prediksi yang benar pada BI-RADS 2 dan BI-RADS 5. Evaluasi *metrics* pada metode 2 menunjukkan peningkatan *overall accuracy* menjadi 36.25%, dengan *precision*, *sensitivity*, dan *specificity* yang lebih tinggi dibandingkan metode 1.

Secara keseluruhan, metode 2 menunjukkan performa yang lebih baik dimana menggunakan Persamaan 3.13 untuk menilai *correlation coefficient* ( $r$ ) didapatkan sebesar 0.424. Hal ini menunjukkan adanya hubungan positif kelinearitasan setiap kategori BI-RADS, bahwa ada hubungan yang cukup kuat antara hasil *difference value* yang diukur dengan kategori BI-RADS, namun hubungan tersebut tidak sangat kuat atau lemah. Dalam konteks statistik, nilai koefisien korelasi  $r$  biasanya diklasifikasikan sebagai berikut:

- $0.0 \leq |r| < 0.19$ : Korelasi sangat lemah
- $0.2 \leq |r| < 0.39$ : Korelasi lemah
- $0.4 \leq |r| < 0.59$ : Korelasi sedang atau moderat
- $0.6 \leq |r| < 0.79$ : Korelasi kuat
- $0.8 \leq |r| < 1.0$ : Korelasi sangat kuat

Dengan koefisien korelasi sebesar 0.424, hubungan antara kategori BI-RADS dan *difference value* berada di dalam kisaran 0.4 hingga 0.59, yang mengindikasikan korelasi sedang atau moderat. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun ada hubungan yang signifikan antara kedua variabel tersebut masih terdapat faktor lain yang juga mempengaruhi *difference value* secara substansial. Berdasarkan hasil *correlation*



*coefficient (r)*, dihitung *R-squared (R<sup>2</sup>)* dan didapatkan hasil sebesar 0.179 yang menunjukkan bahwa sekitar 17.95% variasi dalam *difference value* dapat dijelaskan oleh kategori BI-RADS. Hal ini mengindikasikan bahwa kategori BI-RADS memberikan kontribusi terhadap perubahan *difference value*, tetapi kontribusi ini relatif kecil, sehingga 82.05% variasi dalam *difference value* disebabkan oleh faktor-faktor lain yang tidak tercakup dalam kategori BI-RADS. Oleh karena itu, untuk mendapatkan model yang lebih akurat dan komprehensif, diperlukan pertimbangan variabel atau faktor tambahan yang mungkin berpengaruh secara signifikan terhadap *difference value*.

Berdasarkan percobaan, metode 2 lebih baik dalam mengklasifikasikan citra berdasarkan kategori BI-RADS dalam 80 citra dengan 20 citra pada tiap kategori BI-RADS yang digunakan. Hal ini dapat dilihat dari hasil evaluasi *metrics* dan visualisasi *linear fitting* yang lebih konsisten dan stabil. Oleh karena itu, berdasarkan persamaan metode 2 yaitu  $y = 0.017564x + 0.025509$ , didapatkan nilai *linear* pada tiap indeks kategori BI-RADS sebagai berikut :

1. BI-RADS 2 :

$$y = 0.017564(1) + 0.025509 = 0.043073$$

2. BI-RADS 3 :

$$y = 0.017564(2) + 0.025509 = 0.060637$$

3. BI-RADS 4 :

$$y = 0.017564(3) + 0.025509 = 0.078201$$

4. BI-RADS 5 :

$$y = 0.017564(4) + 0.025509 = 0.095765$$

Penentuan kategori BI-RADS berdasarkan perbedaan elips dengan tumor atau kanker ditentukan dengan melihat selisih absolut terkecil, sehingga didapatkan pada Persamaan 5.1 penentuan kategori BI-RADS

$$BI - RADS \ category = \min (BI - RADS \ 2, BI - RADS \ 3, BI - RADS \ 4, BI - RADS \ 5) \quad (5.1)$$

dimana BI-RADS 2, BI-RADS 3, BI-RADS 4, BI-RADS 5 dapat dihitung pada Persamaan 5.2, 5.3, 5.4, dan 5.5.

$$BI-RADS \ 2 = |Difference \ Value - 0.043073| \quad (5.2)$$

$$BI-RADS \ 3 = |Difference \ Value - 0.060637| \quad (5.3)$$

$$BI-RADS \ 4 = |Difference \ Value - 0.078201| \quad (5.4)$$

$$BI-RADS \ 5 = |Difference \ Value - 0.095765| \quad (5.5)$$

## BAB VI

### KESIMPULAN

#### 6.1. Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan metode analisis keganasan kanker payudara berdasarkan ketidakteraturan bentuk pada citra ultrasonografi. Metode yang digunakan melibatkan beberapa tahapan utama, yaitu *pre-processing* citra, deteksi tepi menggunakan *spring-charged particles model*, dan analisis bentuk dengan menghitung perbedaan tepi kanker dengan bentuk elips. Penelitian ini berhasil mengembangkan metode yang lebih objektif dan terstandarisasi dalam menilai tingkat keganasan kanker payudara dengan menghasilkan standar kategori BI-RADS sebagaimana dirumuskan pada Persamaan 5.1. Langkah-langkah *pre-processing* seperti *resampling*, *filtering*, penyesuaian *brightness* dan *contrast*, serta *thresholding* terbukti efektif dalam meningkatkan kualitas citra dan mempersiapkan citra untuk analisis lebih lanjut. Penggunaan *spring-charged particles model* dalam deteksi tepi menunjukkan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode konvensional seperti *canny* dan *sobel edge detector*, dengan kemampuan mendeteksi tepi kanker lebih akurat berdasarkan medan negatif yang dihasilkan dari gambar gradien. Penghitungan perbedaan antara tepi kanker dengan elips memberikan indikasi tingkat keganasan, dimana semakin besar perbedaan tepi dengan elips, semakin tidak beraturan bentuk kanker, menunjukkan tingkat keganasan yang lebih tinggi.

Observasi visual menunjukkan adanya korelasi antara tingkat keganasan kanker atau *cancer malignancy level* dengan *shape irregularity*. Untuk pertama kalinya, *shape irregularity* dari *breast cancer* berhasil dikuantisasi dengan metode *difference* elips. Angka numerik hasil kuantisasi *shape irregularity* dengan menggunakan metode *difference* elips menunjukkan korelasi positif dengan *cancer malignancy level*. Dengan demikian, metode tersebut potensial untuk dikembangkan sebagai penanda awal dari diagnosis keganasan kanker. Evaluasi kinerja metode yang dikembangkan menggunakan *confusion matrix* dan parameter performa seperti *accuracy*, *precision*, *sensitivity*, dan *specificity* menunjukkan hasil yang menjanjikan dalam mendeteksi tingkat keganasan kanker payudara. Walaupun akurasi yang diperoleh masih sebesar 36.25%, metode ini mampu membuktikan adanya korelasi antara ketidakteraturan bentuk tumor atau kanker payudara dengan tingkat keganasan kanker dengan *correlation coefficient* sebesar 0.424. *Correlation coefficient* sebesar 0.424 mengindikasikan korelasi sedang atau moderat antara kategori BI-RADS dan *difference value*, menunjukkan bahwa meskipun ada hubungan signifikan antara kedua variabel tersebut, masih terdapat faktor lain yang juga mempengaruhi *difference value* secara substansial. Berdasarkan hasil *correlation coefficient* ( $r$ ), dihitung *R-squared* ( $R^2$ ) dan didapatkan hasil sebesar 0.179 yang berarti bahwa sekitar 17.95% variasi dalam *difference value* dapat



dijelaskan oleh kategori BI-RADS. Hal ini mengindikasikan bahwa kategori BI-RADS memberikan kontribusi terhadap perubahan *difference value*, tetapi kontribusi ini relatif kecil, sehingga 82.05% variasi dalam *difference value* disebabkan oleh faktor-faktor lain yang tidak tercakup dalam kategori BI-RADS. Oleh karena itu, untuk mendapatkan model yang lebih akurat dan komprehensif, diperlukan pertimbangan variabel atau faktor tambahan yang mungkin berpengaruh secara signifikan terhadap *difference value*.

Dengan demikian, metode ini tidak hanya dapat memberikan dukungan yang lebih kuat bagi profesional medis dalam membuat keputusan klinis yang tepat, tetapi juga meningkatkan efisiensi dan aksesibilitas skrining kanker payudara secara keseluruhan. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa metode *difference elips* berpotensi sebagai alat diagnosis tambahan yang andal, meskipun masih perlu pengembangan lebih lanjut untuk meningkatkan akurasi dan kinerjanya dalam mendeteksi tingkat keganasan kanker payudara. Metode ini dapat digunakan sebagai salah satu pertimbangan untuk menentukan diagnosis. Selain itu, metode *ellipse difference* perlu ditambah parameter lainnya untuk menjadi alat diagnostik yang lebih komprehensif dan andal.

## **6.2. Saran / Rencana Pengembangan**

Dalam upaya meningkatkan metode analisis keganasan kanker payudara yang telah dikembangkan, terdapat beberapa saran dan rencana pengembangan yang dapat dilakukan. Pertama, pada tahap *pre-processing*, penggunaan *machine learning* dapat diterapkan untuk mengotomatisasi dan mengoptimalkan langkah-langkah seperti *resampling*, *filtering*, penyesuaian *brightness* dan *contrast*, serta *thresholding*, sehingga hasil *pre-processing* dapat lebih konsisten dan efisien. Selain itu, untuk membuat persamaan *linear* yang lebih akurat, disarankan untuk menggunakan jumlah *dataset* yang lebih banyak serta *dataset* dengan label BI-RADS yang lebih lengkap, termasuk kategori BI-RADS 4a, 4b, dan 4c. Hal ini akan meningkatkan akurasi dan ketepatan persamaan *linear* yang digunakan dalam analisis bentuk. Menambahkan parameter analisis (menggunakan *frequency* dan *integral difference*) atau parameter penentuan kategori BI-RADS lainnya yang juga akan memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai keganasan kanker. Selanjutnya, pengembangan algoritma yang lebih cepat dan efisien diperlukan untuk mempercepat proses deteksi tepi menggunakan *spring-charged particles model* dan analisis bentuk. Mengimplementasikan *fast algorithm* untuk menghasilkan *negative field* dan *spring charge particle model* adalah salah satu langkah yang krusial.

Selain itu, pembuatan sistem GUI atau aplikasi yang mengimplementasikan metode ini dapat mempermudah penggunaannya oleh *radiologist* dan dokter. Pengembangan aplikasi berbasis GUI untuk deteksi keganasan kanker akan memungkinkan metode analisis ini digunakan secara lebih luas dalam praktik klinis, meningkatkan dukungan bagi profesional medis dalam membuat keputusan

klinis yang tepat. Investigasi penggunaan *machine learning/deep learning* juga penting untuk melihat bagaimana teknologi ini dapat memberikan keunggulan dalam analisis dan deteksi. Terakhir, membandingkan performa metode berbasis *machine learning* dengan metode analisis *difference* elips akan memberikan wawasan tambahan mengenai efektivitas dan efisiensi masing-masing pendekatan, membantu dalam memilih metode terbaik untuk diaplikasikan dalam konteks klinis.



## DAFTAR PUSTAKA

- [1] ... , **Global Cancer Statistics (GLOBOCAN) : All Cancers | International Agency for Research on Cancer World Health Organization**, <https://gco.iarc.fr/today/data/factsheets/cancers/39-All-cancers-fact-sheet.pdf>, 2020.
- [2] ... , **Global Cancer Statistics (GLOBOCAN) : Indonesia | International Agency for Research on Cancer World Health Organization**, <https://gco.iarc.fr/today/data/factsheets/populations/360-indonesia-factsheets.pdf>, 2020.
- [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] ... , **Imaginis - The Breast Cancer Resource | Benefits and Risks of Breast Biopsy**, <https://www.imaginis.com/biopsy/benefits-and-risks-of-breast-biopsy-5?r>, 2023.
- [5] Heywang-Köbrunner SH, Hacker A, dan Sedlacek S, “Advantages and Disadvantages of Mammography Screening”, **Breast Care (Basel)**, Vol. 6, No.3, Hal. 199-207, 2011.
- [6] Gao Y, Reig B, Heacock L, Bennett DL, Heller SL, dan Moy L, “Magnetic Resonance Imaging in Screening of Breast Cancer”, **Radiologic clinics of North America**, Vol. 59, No. 1, Hal. 85-98, 2021.
- [7] Boca Bene I, Ciurea AI, Ciortea CA, dan Dudea SM, “Pros and Cons for Automated Breast Ultrasound (ABUS): A Narrative Review”, **Journal of Personalized Medicine**, Vol. 11, No. 8, Hal. 703, 2021.
- [8] Luo WQ, Huang QX, Huang XW, Hu HT, Zeng FQ, dan Wang W, “Predicting Breast Cancer in Breast Imaging Reporting and Data System (BI-RADS) Ultrasound Category 4 or 5 Lesions: A Nomogram Combining Radiomics and BI-RADS”, **Scientific Reports**, Vol. 9(1), Hal. 1192, 2019.
- [9] Mubuuke, Aloysius G dan Nassanga, Rita dan Galukande, Moses, “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**, Vol. 7, 2023.
- [10] 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.
- [11] ... , **What is Cancer? | National Cancer Institute**, <https://www.cancer.gov/about-cancer/understanding/what-is-cancer>, 2021.
- [12] Patel A, “Benign vs Malignant Tumors”, **JAMA Oncol**. 2020.
- [13] ... , **Malignant vs. Benign Tumors: What Are the Differences? | City of Hope**, <https://www.cancercenter.com/community/blog/2023/01/whats-the-difference-benign-vs-malignant->

tumors#:~:text=While%20benign%20tumors%20generally%20don,more%20of%20a%20gray%20area., 2023.

- [14] ... , **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.
- [15] PDQ Screening and Prevention Editorial Board, “Breast Cancer Screening (PDQ®): Health Professional Version.”, **PDQ Cancer Information Summaries - National Cancer Institute (US)**, 2023.
- [16] Doren, A., Vecchiola, A., Aguirre, B., Villaseca, P., “Gynecological-endocrinological aspects in women carriers of BRCA1/2 gene mutations.”, **Climacteric : the journal of the International Menopause Society**, Vol. 21(6), 2018.
- [17] Lawrence, B., “Imaging the breast, cancer medicine (5th ed.)”, **London: American Cancer Society, B.C. Decker**, Hal. 420–427, 2000.
- [18] Brijesh Verma, Peter McLeod, Alan Klevansky, “Classification of benign and malignant patterns in digital mammograms for the diagnosis of breast cancer”, **Expert Systems with Applications**, Vol. 37(4), Hal. 3344-3351, 2010.
- [19] D.A. Spak, J.S. Plaxco, L. Santiago, M.J. Dryden, B.E. Dogan, “BI-RADS® fifth edition: A summary of changes”, **Diagnostic and Interventional Imaging**, Vol. 98(3), 2017.
- [20] Jackson Kamaruddin, Ika Megatia, Diani Kartini., “Triple Diagnostik Pada Kanker Payudara”, **Departemen Ilmu Bedah Divisi Onkologi RSCM**, 2018.
- [21] 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.
- [22] ... , **Ultrasound | National Institute of Biomedical Imaging and Bioengineering**, <https://www.nibib.nih.gov/sites/default/files/2022-05/Fact-Sheet-Ultrasound.pdf>, 2022.
- [23] Santos R, Ribeiro AR, Marques D., “Ultrasound as a Method for Early Diagnosis of Breast Pathology”, **Journal of Personalized Medicine**, Vol. 13, No. 7, 2023.
- [24] ... , **How Ultrasound Works | Craig Freudenrich, Ph.D, HowStuffWorks**, <https://science.howstuffworks.com/ultrasound.htm>, 2023.
- [25] ...  
**, Breast Cancer : Breast Cancer Early Detection and Diagnosis : Breast Ultrasound | American Cancer Society**, <https://www.cancer.org/cancer/types/breast-cancer/screening-tests-and-early-detection/breast-ultrasound.html>, 2022.

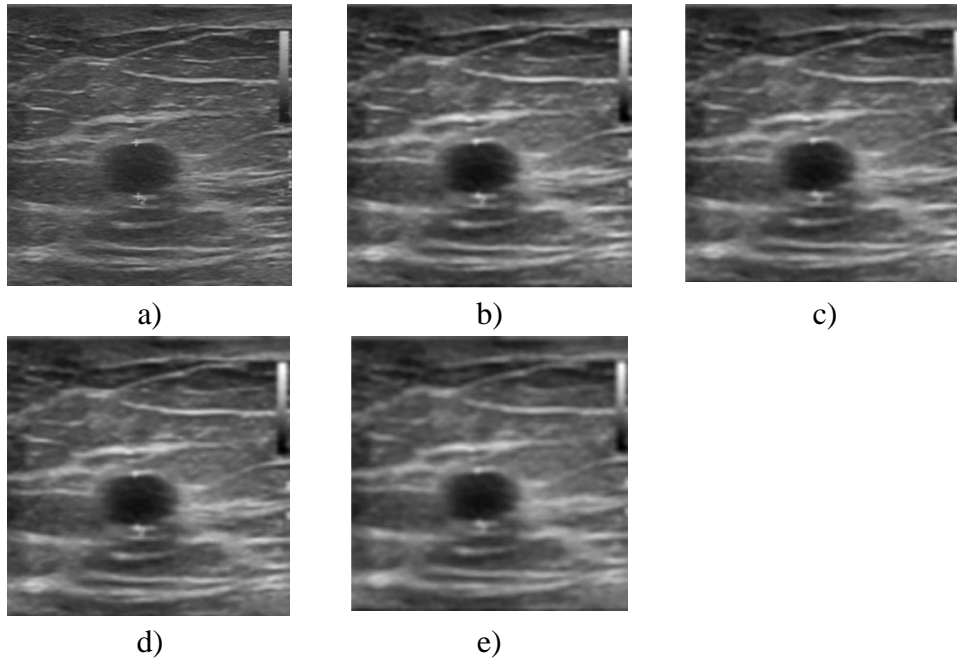
- [26] Pathak, S. D., dan Bassignani, M. J., "Ultrasound Image Enhancement: A Review of Techniques and Trends", **Journal of Medical Imaging and Health Informatics**, Vol. 1, No. 1, Hal. 1-12, 2007.
- [27] Akbari Sekehravani, Ehsan & Babulak, Eduard & Masoodi, Mehdi, "Implementing canny edge detection algorithm for noisy image", **Bulletin of Electrical Engineering and Informatics**, Vol. 9, No. 4, Hal. 1404-1410, 2020.
- [28] Gonzalez, R. C., dan Woods, R. E., "Digital Image Processing (4th ed.)", **Pearson**, 2018.
- [29] Sonka, M., Hlavac, V., dan Boyle, R., "Image Processing, Analysis, and Machine Vision", **Cengage Learning**, 2014.
- [30] Huang, T. S., "Two-Dimensional Digital Signal Processing II: Transforms and Median Filters", **Springer-Verlag**, 1979.
- [31] Li X, Jiao H, Wang Y, "Edge detection algorithm of cancer image based on deep learning", **Bioengineered**, Vol.11(1), Hal. 693-707, 2020.
- [32] 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.
- [33] Sobel, I., "History and Definition of the Sobel Operator", **Stanford University**, 2014.
- [34] Jain, A. K., "Fundamentals of Digital Image Processing", **Prentice Hall**, 1989.
- [35] Joviša Žunić, Ramakrishna Kakarala, Mehmet Ali Aktaş, "Notes on shape based tools for treating the objects ellipticity issues", **Pattern Recognition**, Vol. 69, Hal. 141-149, 2017.
- [36] Han, Seokmin dan Lee, Hak Jong dan Choi, Jinyoung, "Computer-aided Prostate Cancer Detection using Texture Features and Clinical Features in Ultrasound Image", **Journal of digital imaging : the official journal of the Society for Computer Applications in Radiology**, Vol. 21, 2008.
- [37] 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.
- [38] Gilbert Strang, "Linear Algebra and Its Applications, 4th Edition", **Massachusetts Institute of Technology**, 2006.
- [39] Montgomery, D.C., Peck, E.A. dan Vining, G.G., "Introduction to Linear Regression Analysis", **John Wiley & Sons**, Vol. 82, 2012.
- [40] ... , **Pearson Correlation Coefficient (r) Guide & Examples | Turney, S**, <https://www.scribbr.com/statistics/pearson-correlation-coefficient/>.

- [41] Al-Samman, Eyad, “The Influence of Transparency on the Leaders” Behaviors: A Study among the Leaders of the Ministry of Finance, Yemen”, **Master of Business Administration Open University Malaysia (OUM)**, 2012.

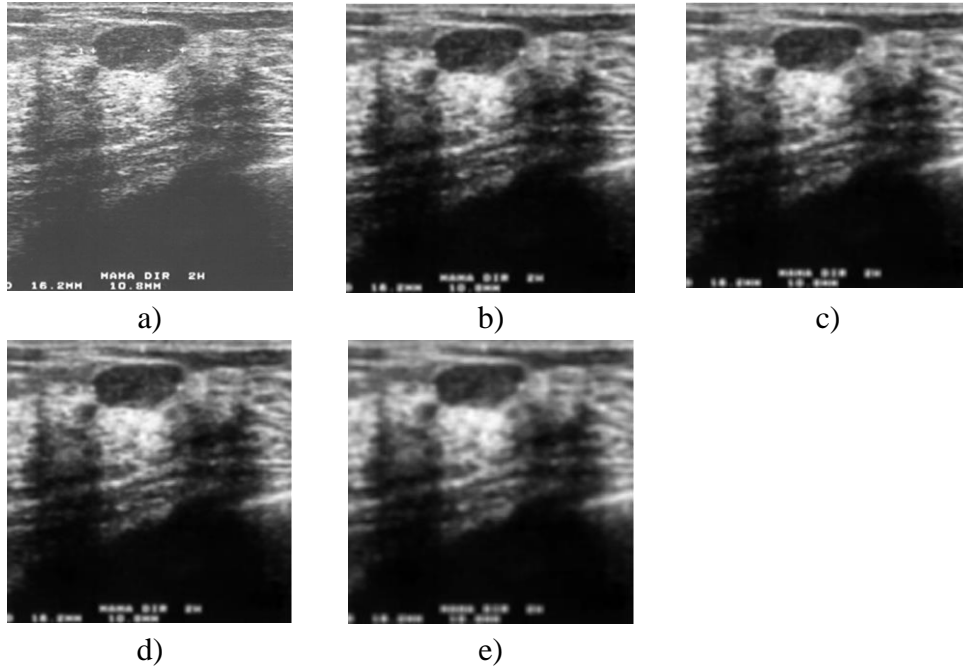


## LAMPIRAN

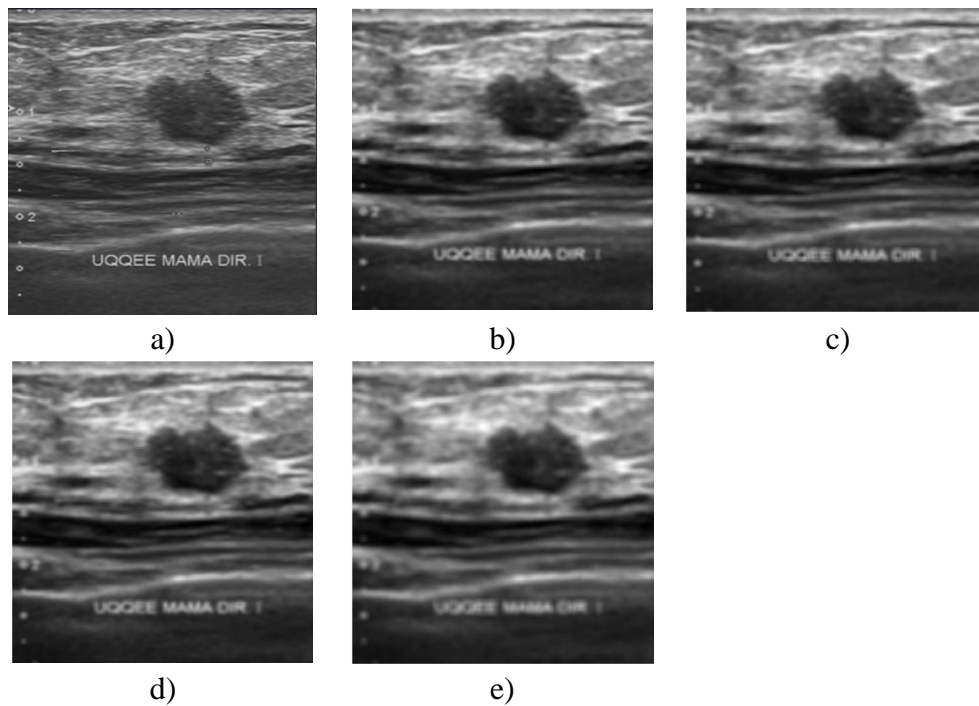
### 1. Hasil *pre-processing*



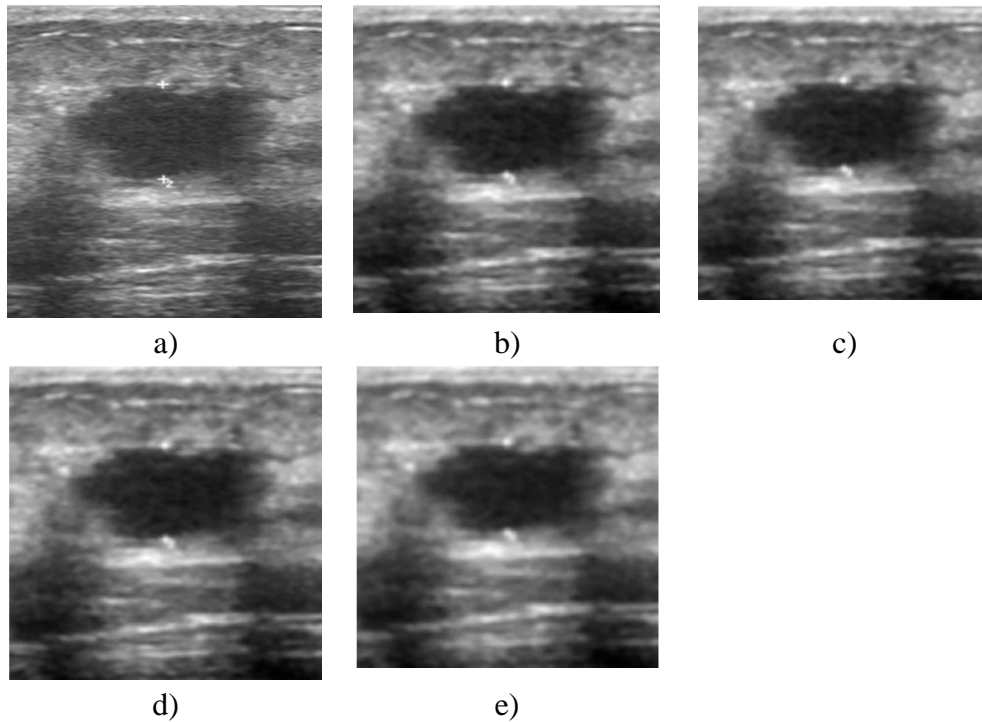
**Lampiran Gambar 1.** Perbandingan hasil *gaussian filter* citra BI-RADS 2, a) Citra sebelum *filtering*, b) 5x5 *kernel*,  $\sigma = 1.5$ , c) 5x5 *kernel*,  $\sigma = 2.5$ , d) 7x7 *kernel*,  $\sigma = 1.5$ , e) 7x7 *kernel*,  $\sigma = 2.5$



**Lampiran Gambar 2.** Perbandingan hasil *gaussian filter* citra BI-RADS 3, a) Citra sebelum *filtering*, b) 5x5 *kernel*,  $\sigma = 1.5$ , c) 5x5 *kernel*,  $\sigma = 2.5$ , d) 7x7 *kernel*,  $\sigma = 1.5$ , e) 7x7 *kernel*,  $\sigma = 2.5$

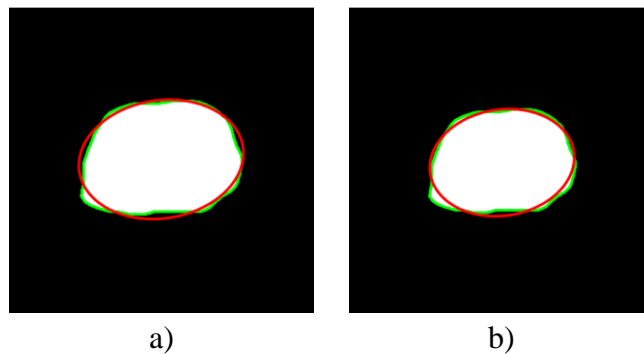


**Lampiran Gambar 3.** Perbandingan hasil *gaussian filter* citra BI-RADS 4, a) Citra sebelum *filtering*, b) 5x5 *kernel*,  $\sigma = 1.5$ , c) 5x5 *kernel*,  $\sigma = 2.5$ , d) 7x7 *kernel*,  $\sigma = 1.5$ , e) 7x7 *kernel*,  $\sigma = 2.5$

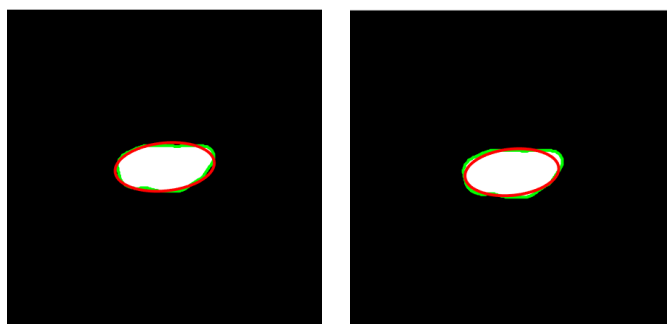


**Lampiran Gambar 4.** Perbandingan hasil *gaussian filter* citra BI-RADS 5, a) Citra sebelum *filtering*, b)  $5 \times 5$  kernel,  $\sigma = 1.5$ , c)  $5 \times 5$  kernel,  $\sigma = 2.5$ , d)  $7 \times 7$  kernel,  $\sigma = 1.5$ , e)  $7 \times 7$  kernel,  $\sigma = 2.5$

## 2. Hasil pembuatan elips



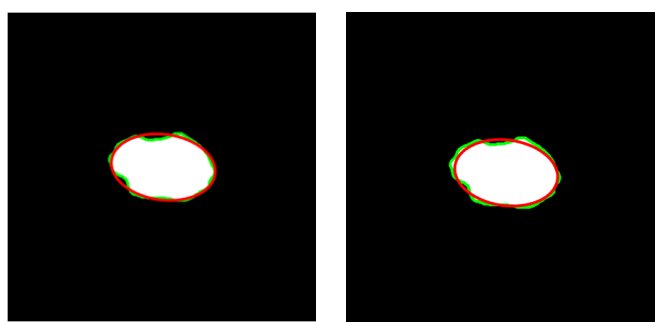
**Lampiran Gambar 5.** Perbandingan hasil pembuatan elips citra BI-RADS 2, a) Metode 1, b) Metode 2



a)

b)

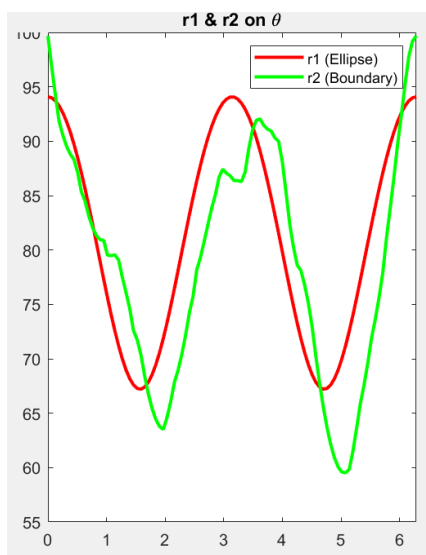
**Lampiran Gambar 6.** Perbandingan hasil pembuatan elips citra BI-RADS 3, a) Metode 1, b) Metode 2



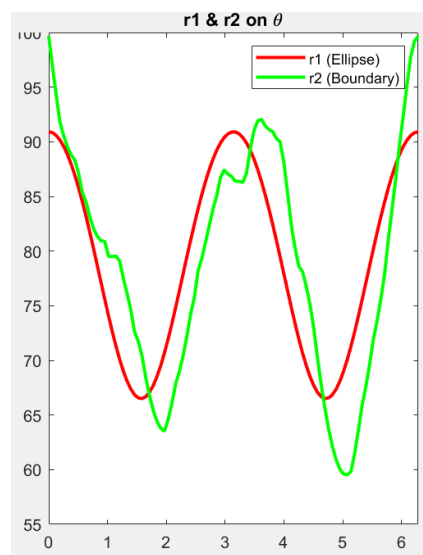
a)

b)

**Lampiran Gambar 7.** Perbandingan hasil pembuatan elips citra BI-RADS 4, a) Metode 1, b) Metode 2

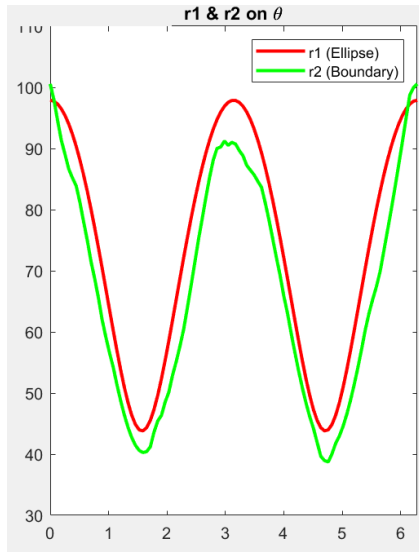


a)

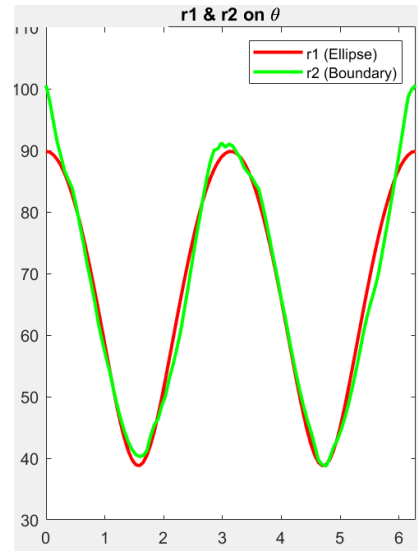


b)

**Lampiran Gambar 8.** Perbandingan perhitungan  $r_1$  dan  $r_2$  terhadap  $\theta$  citra BI-RADS 2, a) Metode 1, b) Metode 2

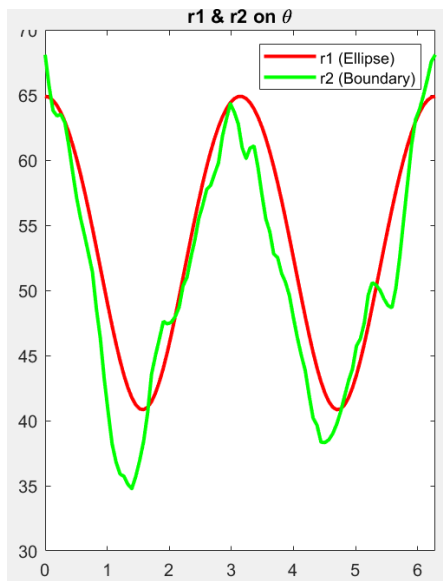


a)

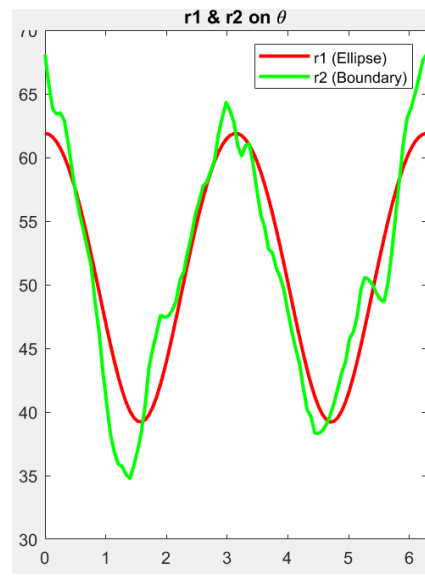


b)

**Lampiran Gambar 9.** Perbandingan perhitungan  $r_1$  dan  $r_2$  terhadap  $\theta$  citra BI-RADS 3, a) Metode 1, b) Metode 2



a)



b)

**Lampiran Gambar 10.** Perbandingan perhitungan  $r_1$  dan  $r_2$  terhadap  $\theta$  citra BI-RADS 4, a) Metode 1, b) Metode 2

## BIODATA PENULIS



**Marchelli Threecia** lahir di Kota Jakarta pada tanggal 11 Maret 2002. Penulis merupakan anak ketiga dari tiga bersaudara. Penulis menempuh pendidikan sekolah menengah pertama di SMPK PENABUR Kota Wisata dan melanjutkan ke sekolah menengah atas di SMAK PENABUR Kota Wisata. Kemudian penulis meneruskan ke jenjang pendidikan yang lebih tinggi ke Departemen Teknik Biomedik, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, dan aktif dalam organisasi seperti Persekutuan Mahasiswa Kristen ITS, Volunteer ITS Global Engagement, serta kepanitiaan OKKBK BME yang diselenggarakan oleh Himpunan Mahasiswa Teknik Biomedik (HMTB) ITS. Penulis juga aktif menjadi asisten Laboratorium Pengolahan Sinyal Biomedika. Penulis pernah mengikuti program Bangkit Academy led by Google, Tokopedia, Gojek, & Traveloka pada machine learning path yang merupakan program Studi Independen dari Kampus Merdeka serta menjadi mentor Bangkit Academy 2024 Batch 1.