

**DETEKSI KANKER PAYUDARA PADA CITRA HASIL
ULTRASONOGRAFI MENGGUNAKAN
METODE *NEURAL NETWORK***

SKRIPSI

**Oleh:
MAURITANIA
NIM.19650036**



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2023**

**DETEKSI KANKER PAYUDARA PADA CITRA HASIL
ULTRASONOGRAFI MENGGUNAKAN
METODE *NEURAL NETWORK***

SKRIPSI

Diajukan Kepada:
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk memenuhi Salah Satu Persyaratan Dalam
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)

Oleh:
MAURITANIA
NIM. 19650036

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2023**

HALAMAN PERSETUJUAN

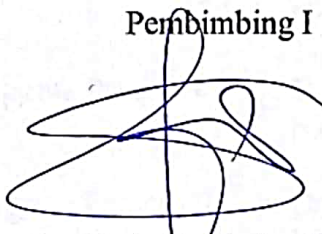
**DETEKSI KANKER PAYUDARA PADA CITRA HASIL
ULTRASONOGRAFI MENGGUNAKAN
METODE *NEURAL NETWORK***

SKRIPSI

Oleh:
MAURITANIA
NIM. 19650036

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji
Tanggal: 13 Desember 2023

Pembimbing I



Dr. M. Amin Hariyadi, M.T
NIP. 19670018 200501 1 001

Pembimbing II



Dr. Irwan Budi Santoso, M.Kom
NIP. 19770103 201101 1 004

Mengetahui,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT
NIP. 19771020 200912 1 001

HALAMAN PENGESAHAN

DETEKSI KANKER PAYUDARA PADA CITRA HASIL ULTRASONOGRAFI MENGGUNAKAN METODE *NEURAL NETWORK*

SKRIPSI

Oleh:
MAURITANIA
NIM. 19650036

Telah Dipertahankan Di Depan Dewan Penguji Skripsi
Dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)
Tanggal: 13 Desember 2023

Susunan Dewan Penguji

Ketua Penguji : Dr. Cahyo Crys dian
NIP. 19740424 200901 1 008

Anggota Penguji I : Dr. Zainal Abidin, M.Kom
NIP. 19760613 200501 1 004

Anggota Penguji II : Dr. M. Amin Hariyadi, M.T
NIP. 19670018 200501 1 001

Anggota Penguji III : Dr. Irwan Budi Santoso, M.Kom
NIP. 19770103 201101 1 004

()
()
()
()

Mengetahui dan Mengesahkan,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



Dr. Fachrud Kurniawan, M.MT
NIP. 19771020 200912 1 001

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Mauritania
NIM : 19650036
Fakultas/Prodi : Sains dan Teknologi / Teknik Informatika
Judul Skripsi : Deteksi Kanker Payudara Pada Citra Hasil Ultrasonografi
Menggunakan Metode *Neural Network*

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambil alihan data, tulisan, atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini merupakan hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 13 Desember 2023
Yang membuat pernyataan,



Mauritania
NIM. 19650036

HALAMAN MOTTO

**“Tidak Ada Kesuksesan Tanpa Upaya, Tidak
Ada Capaian Tanpa Dedikasi”**

HALAMAN PERSEMBAHAN

Alhamdulillah Wasyukurillah segala Puji Syukur atas kehadiran Allah SWT atas limpahan Rahmat, Taufiq, hidayah, dan inayah-Nya kepada penulis beserta keluarga dan saudara lainnya sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini. Dengan rasa hormat dan terimakasih, penulis mempersembahkan skripsi tugas akhir ini kepada :

1. Cinta pertama dan panutanku serta pintu surga ku yaitu papa dan mama tersayang. Penulisan berikan kepada beliau atas bentuk bantuan, semangat dan do'a yang diberikan selama ini.
2. Keempat saudara ku tersayang, Mba Wiwin, Mba Kanthi, Mas Riki dan Tia, yang selalu memberikan dukungan baik materi maupun doa dan selalu meyakinkan penulis untuk terus maju kedepan.
3. Bapak Dr. M. Amin Hariyadi, M.T dan Bapak Dr. Irwan Budi Santoso, M.Kom selaku Dosen Pembimbing Penulis yang yang sabar serta tulus dalam memberikan bimbingan dan arahan kepada penulis dalam penyelesaian tugas akhir.

KATA PENGANTAR

Assalamualaikum Wr. Wb

Puji dan syukur penulis panjatkan kehadiran Tuhan Yang Maha Esa, Allah subhanahu wa ta'ala yang telah memberikan Taufik dan Hidayah-Nya kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Deteksi Kanker Payudara Pada Citra Hasil Ultrasonografi Menggunakan Metode *Neural Network*” dengan baik.

Banyak pihak yang terlibat dalam penulisan skripsi ini yang telah memberikan dukungan baik moril maupun materil. Untuk itu dalam kesempatan kali ini penulis ingin mengucapkan banyak terimakasih kepada :

1. Prof. Dr. H. M. Zainuddin, MA, selaku Rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang beserta jajarannya.
2. Prof. Dr. Sri Harini, M.Si, selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang beserta jajarannya.
3. Dr. Fachrul Kurniawan ST., M.MT, IPM selaku ketua jurusan Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Dr. M. Amin Hariyadi, M.T selaku Dosen Pembimbing I yang telah dengan sabar memberikan arahan baik dalam penulisan hingga program yang dibuat dalam menyelesaikan skripsi ini.
5. Dr. Irwan Budi Santoso, M.Kom selaku Dosen Pembimbing II yang telah meluangkan waktu untuk memberikan ilmu dan arahan dalam menyelesaikan skripsi ini.
6. Segenap Dosen, Laboran dan jajaran pada Program Studi Teknik Informatika yang telah memberikan bimbingan dan bantuan selama studi.
7. Nia Faricha, S.Si selaku Admin Prodi Teknik Informatika yang dengan sabar membantu, memberikan informasi terkait perkuliahan dan mengarahkan serta mendengarkan curhatan mahasiswa akhir ini.
8. Kedua orangtua penulis yang selalu memberi dukungan dan perhatian serta selalu memberikan yang terbaik untuk kelancaran putrinya dalam Pendidikan.

9. Keempat saudara penulis yang selalu memberi motivasi dan teman bertukar pikiran serta keempat keponakan lucu Kaka Adnan, Kaka Kinara, Dede Mecca dan Dede Aqsa yang menjadi penyemangat untuk cepat-cepat pulang ke Kalimantan.
10. NIM 19650133 yang sudah membantu, mendukung serta menghibur penulis dimasa-masa hilang harapan. selalu sigap disaat penulis membutuhkan pertolongan, dan banyak hal yang sudah diberikan. Terima kasih yaa!
11. Seluruh keluarga besar Saudara Teknik Informatika UIN Malang terkhusus Angkatan 2019 *Alliance Of Informatics* “Alien”. Grup “YG Swag” yang beranggotakan Bila, Endah, dan Zara atas segala bantuan dan semangat yang diberikan serta semua kenangan dan kesabarannya berteman dengan penulis dari awal perkuliahan sampai terselesaikannya skripsi ini. *See u on top gays!*
12. Teman-teman ABA 14 khususnya grup “Malang Smartarena” yaitu Venna, Fia, dan Fira atas *support* dan *do’a* yang diberikan. *Sending u a warm hug!*
13. Seluruh pihak yang telah terlibat secara langsung maupun tidak langsung dalam proses penyusunan skripsi sejauh ini.
14. *Last but not least*, untuk Mauritania terima kasih sudah mau menepikan ego dan memilih untuk kembali bangkit dan menyelesaikan semua ini, tetaplah berjuang walaupun sering jatuh. Terima kasih banyak sudah bertahan, Kamu keren dan hebat Mauri!

Penulis menyadari dalam penulisan skripsi ini tidak luput dari kesalahan yang jauh dari kata sempurna. Oleh karena itu, penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun sehingga skripsi ini dapat lebih dikembangkan dan berguna bagi penulis sendiri maupun pembaca pada umumnya.

Malang, 13 Desember 2023

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	ii
HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PENGESAHAN	iv
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	v
HALAMAN MOTTO	vi
HALAMAN PERSEMBAHAN	vii
KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI	x
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR TABEL	xiii
ABSTRAK	xiv
ABSTRACT	xv
مستخلص البحث	xvi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Pernyataan Masalah	4
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Batasan Masalah	5
1.5 Manfaat Penelitian	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1 Deteksi Kanker <i>Payudara</i>	6
2.2 <i>Neural Network</i>	9
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	13
3.1 Desain Sistem.....	13
3.2 Input Data.....	13
3.3 <i>Pre-Processing</i>	14
3.3.1 <i>Grayscale</i>	15
3.3.2 <i>Gaussian Filter</i>	16
3.3.3 <i>Thresholding</i>	17
3.3.4 <i>Gray level Cooccurrence Matrix (GLCM)</i>	18
3.4 <i>Neural Network</i>	20
BAB IV UJI COBA DAN PEMBAHASAN	26
4.1 Skenario Uji Coba.....	26
4.1.1 Data Penelitian	26
4.1.2 Evaluasi Model.....	28
4.2 Hasil Training	30
4.3 Proses Testing	32
4.3.1 Hasil Testing Ratio Data 60:40	32
4.3.2 Hasil Testing Ratio Data 70:30	34
4.3.3 Hasil Testing Ratio Data 80:20	35
4.4 Pembahasan.....	37
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	41
5.1 Kesimpulan	41

5.2 Saran.....	41
DAFTAR PUSTAKA	
LAMPIRAN	

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1 Desain Sistem.....	13
Gambar 3. 2 Citra USG Normal (a) Citra USG Kanker Payudara (b).....	14
Gambar 3. 3 Desain alur tahap <i>pre-processing</i>	15
Gambar 3. 4 Citra asli (a) Citra <i>grayscale</i> (b).....	16
Gambar 3. 5 Citra hasil <i>gaussian filter</i>	17
Gambar 3. 6 Hasil <i>thresholding</i>	18
Gambar 3. 7 Arsitektur <i>Neural Network</i>	20
Gambar 3. 8 Alur training	25
Gambar 4. 1 Grafik Konvergensi 60:40 Learning Rate 0.01	30
Gambar 4. 2 Grafik Konvergensi 70:30 Learning Rate 0.05	31
Gambar 4. 3 Grafik Konvergensi 80:20 Learning Rate 0.5	31
Gambar 4. 4 Alur Proses <i>Testing</i>	32

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian Terkait Penyakit Kanker Payudara	8
Tabel 2. 2 Penelitian Terkait <i>Neural Network</i>	12
Tabel 4. 1 Contoh dataset Normal dan Abnormal	27
Tabel 4. 2 Jumlah data penelitian.....	28
Tabel 4. 3 Rasio pembagian data <i>training</i> dan <i>testing</i>	28
Tabel 4. 4 <i>Confusion matrix</i>	29
Tabel 4. 5 Hasil <i>Confusion Matrix</i> 60:40 <i>learning rate</i> 0.01.....	32
Tabel 4. 6 Nilai <i>precision, recall, f1-score</i> pada 60:40 <i>learning rate</i> 0.01 ...	33
Tabel 4. 7 Hasil <i>Confusion Matrix</i> pada 60:40 <i>learning rate</i> 0.05	33
Tabel 4. 8 Nilai <i>precision, recall, f1-score</i> pada 60:40 <i>learning rate</i> 0.05 ...	33
Tabel 4. 9 Hasil <i>Confusion Matrix</i> pada 60:40 <i>learning rate</i> 0.5	33
Tabel 4. 10 Nilai <i>precision, recall, f1-score</i> pada 60:40 <i>learning rate</i> 0.5 ...	34
Tabel 4. 11 Hasil <i>Confusion Matrix</i> ratiodata 70:30 <i>learning rate</i> 0.01.....	34
Tabel 4. 12 Nilai <i>precision, recall, f1-score</i> pada 70:30 <i>learning rate</i> 0.01 .	34
Tabel 4. 13 Hasil <i>Confusion Matrix</i> pada 70:30 <i>Learning Rate</i> 0.05	34
Tabel 4. 14 Nilai <i>precision, recall, f1-score</i> pada 70:30 <i>learning rate</i> 0.05	35
Tabel 4. 15 Hasil <i>Confusion Matrix</i> pada 70:30 <i>learning rate</i> 0.5	35
Tabel 4. 16 Nilai <i>precision, recall, f1-score</i> pada 70:30 <i>learning rate</i> 0.5 ...	35
Tabel 4. 17 Hasil <i>Confusion Matrix</i> 80:20 <i>learning rate</i> 0.01.....	36
Tabel 4. 18 Nilai <i>precision, recall, f1-score</i> pada 80:20 <i>learning rate</i> 0.01 .	36
Tabel 4. 19 Hasil <i>Confusion Matrix</i> pada 80:20 <i>Learning Rate</i> 0.05	36
Tabel 4. 20 Nilai <i>precision, recall, f1-score</i> pada 80:20 <i>learning rate</i> 0.05 .	36
Tabel 4. 21 Hasil <i>Confusion Matrix</i> pada ratiodata 80:20 <i>Learning Rate</i> 0.5	36
Tabel 4. 22 Nilai <i>precision, recall, f1-score</i> pada 80:20 <i>Learning Rate</i> 0.5 .	37
Tabel 4. 23 Hasil pengujian parameter	37

ABSTRAK

Mauritania. 2023. *Deteksi Kanker Payudara Pada Citra Hasil Ultrasonografi Menggunakan Metode Neural Network*. Skripsi. Jurusan Teknik Informatika, Fakultas sains dan Teknologi. Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. M. Amin Hariyadi, M.T. (II) Dr.Irwan Budi Santoso, M.Kom.

Kata Kunci: Deteksi Kanker Payudara, *Neural Network*, Ultrasonografi

Kanker payudara merupakan tumor ganas yang berkembang secara abnormal di sel-sel pada payudara. Diagnosa kanker payudara dapat melalui pengecekan dengan teknologi Ultrasonografi (USG). Dalam penelitian ini digunakan metode Neural Network untuk deteksi kanker payudara dengan ekstraksi fitur *Gray level Cooccurrence Matrix* (GLCM), fitur yang digunakan antara lain energi, kontras, homogenitas, dan entropi. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data citra usg payudara sebanyak 200 data yang terdiri dari dua kelas yaitu normal dan kanker (abnormal) yang kemudian dilakukan *preprocessing* image diantaranya *grayscale*, *gaussian filter*, dan *thresholding*. Adapun uji coba dilakukan menggunakan beberapa model berbeda dengan mengubah perbandingan rasiodata 60:40, 70:30 dan 80:20 dan variasi pada *learning rate* 0.01, 0.05, dan 0.5. Nilai akurasi terbaik didapatkan dari hasil uji coba menggunakan rasio data 70% data *training* dan 30% data *testing* dengan *learning rate* 0.01, 0.05, dan 0.5. Akurasi yang dihasilkan sebesar 93.3%.

ABSTRACT

Mauritania. 2023. *Breast Cancer Detection in Ultrasonography Images Using Neural Network Method*. Thesis. Department of Informatics Engineering, Faculty of Science and Technology, Maulana Malik Ibrahim State Islamic University Malang. Supervisors: (I) Dr. M. Amin Hariyadi, M.T. (II) Dr.Irwan Budi Santoso, M.Kom.

Breast cancer is a malignant tumor that develops abnormally in breast cells. The diagnosis of breast cancer can be conducted through examination using Ultrasonography (USG) technology. This research utilizes the Neural Network method for breast cancer detection, involving the extraction of features from the Gray Level Cooccurrence Matrix (GLCM), such as energy, contrast, homogeneity, and entropy. The dataset used in this study comprises 200 breast USG images categorized into two classes: normal and cancerous (abnormal). Preprocessing of the images includes grayscale conversion, Gaussian filtering, and thresholding. Experimentation was conducted using various models, adjusting the data ratios to 60:40, 70:30, and 80:20, along with variations in learning rates of 0.01, 0.05, and 0.5. The highest accuracy was achieved with a 70% training data and 30% testing data ratio, using learning rates of 0.01, 0.05, and 0.5, resulting in an accuracy of 93.3%.

Keywords : *Breast Cancer Detection, Neural Network, Ultrasonography*

مستخلص البحث

موريتانيا. ٢٠٢٣. الكشف عن سرطان الثدي على صور الموجات فوق الصوتية باستخدام طريقة الشبكة العصبية. البحث الجامعي. قسم الهندسة المعلوماتية، كلية العلوم والتكنولوجيا بجامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج. المشرف الأول: د. أمين هاردي، الماجستير. المشرف الثاني: د. إيروان بودي سانتوسو، الماجستير.

الكلمات الرئيسية: الكشف عن سرطان الثدي، الشبكة العصبية، الموجات فوق الصوتية.

سرطان الثدي هو ورم خبيث يتطور بشكل غير طبيعي في خلايا الثدي. يمكن تشخيص سرطان الثدي من خلال التحقق من تقنية الموجات فوق الصوتية (USG). في هذا البحث، تم استخدام طريقة الشبكة العصبية للكشف عن سرطان الثدي مع استخراج ميزة مصفوفة الصدفة ذات المستوى الرمادي (GLCM)، وتشمل الميزات المستخدمة طاقة وتباين وتجانس شترا داخليا. كانت البيانات المستخدمة في هذا البحث عبارة عن 200 صورة بالموجات فوق الصوتية للثدي تتكون من فئتين، وهما طبيعي وسرطان (غير طبيعي) تم بعد ذلك إجراء معالجة مسبقة للصور بين التدرج الرمادي والمرشح الغاوسي والعتبة. أجريت التجربة باستخدام عدة نماذج مختلفة عن طريق تغيير مقارنة نسبة البيانات 40:60 و 30:70 و 20:80 والاختلافات في معدلات التعلم 0.01 و 0.05 و 0.5. تم الحصول على أفضل قيمة دقة من نتائج التجربة باستخدام نسبة البيانات 70% من بيانات التدريب و 30% من بيانات الاختبار بمعدلات التعلم 0.01 و 0.05 و 0.5. الدقة الناتجة هي 93.3%.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kanker merupakan suatu kondisi patologis yang timbul akibat kelainan pada mekanisme pembelahan sel. Menurut (Meisner *et al.*, 2008) Proses pembelahan sel yang berlangsung secara tidak terkendali dan tidak normal menjadi ciri khas penyakit kanker, yang jika tidak ditangani dengan tepat dapat berakibat fatal. Dalam penelitian yang dilakukan oleh (Beger *et al.*, 2022), Penyebab kanker melibatkan berbagai faktor, termasuk faktor *eksogen* seperti penggunaan tembakau dan obesitas, serta faktor *endogen* seperti mutasi genetik yang diwariskan.

Berdasarkan laporan yang diterbitkan oleh Kementerian Kesehatan pada tahun 2022, Indonesia menghadapi berbagai jenis kanker, termasuk kanker hati, paru-paru, payudara, dan serviks. Di antara jenis-jenis kanker tersebut, kanker payudara menempati posisi teratas dalam hal insidensi kanker dan menjadi penyebab utama kematian akibat kanker di Indonesia. Berdasarkan data dari Globocan tahun 2020, terdapat peningkatan jumlah kasus penderita kanker payudara menjadi 65.858 kasus, yang merupakan 16,6% dari total 396.914 kasus kanker yang tercatat di Indonesia. Pada tahun yang sama, jumlah kematian akibat kanker payudara telah mencapai lebih dari 22.000 jiwa.

Kanker payudara merupakan salah satu jenis kanker yang menjadi sumber kekhawatiran bagi wanita, selain kanker serviks. Sayangnya, langkah-langkah pencegahan kanker payudara masih sulit untuk dilaksanakan. Secara statistik, prevalensi tertinggi kanker payudara terjadi pada kelompok usia wanita antara 30

hingga 50 tahun, dengan deteksi dini kanker payudara yang telah dilakukan (Kementerian Kesehatan, 2022).

Menurut penelitian yang dilakukan oleh Nugroho (2015), kelainan pada payudara umumnya disebabkan oleh tumor. Pertumbuhan sel yang tidak normal tersebut dapat menyerang dan menyebar ke bagian tubuh lain, sehingga membentuk jaringan yang dikenal sebagai tumor. Tumor pada kanker payudara dapat diklasifikasikan menjadi dua jenis, yaitu tumor ganas (kanker) dan tumor jinak (non-kanker). Tumor jinak tidak memiliki dampak negatif pada organ dan jaringan di sekitarnya, sementara tumor ganas memiliki kemampuan untuk menyebar ke berbagai organ dan jaringan (Latif *et al.*, 2020). Deteksi tumor pada payudara dapat dilakukan melalui pengenalan gejala awal yang muncul, serta melalui penggunaan alat medis atau teknologi medis yang terus berkembang saat ini.

Dalam Islam, penjelasan mengenai penyakit yang diturunkan kepada manusia ini dijelaskan dalam Al-Qur'an Surah Yunus ayat 57.

يَا أَيُّهَا النَّاسُ قَدْ جَاءَكُمْ مَوْعِظَةٌ مِّن رَّبِّكُمْ وَشِفَاءٌ لِّمَا فِي الصُّدُورِ وَهُدًى وَرَحْمَةٌ لِّلْمُؤْمِنِينَ

“Hai manusia, sesungguhnya telah datang kepadamu pelajaran dari Tuhanmu dan penyembuh bagi penyakit-penyakit (yang berada) dalam dada dan petunjuk serta rahmat bagi orang-orang yang beriman.” (QS. Yunus:57)

Dalam Tafsir Al-Mukhtasar wahai manusia, telah datang kepada kalian Kitab Suci Al-Qur`ān yang berisi peringatan, anjuran dan larangan. Al-Qur`ān adalah obat penawar untuk penyakit bimbang dan ragu yang bersarang didalam hati. Al-Qur`ān adalah petunjuk ke jalan yang benar. Dan Al-Qur`ān mengandung rahmat bagi orang-orang yang beriman, karena merekalah yang memanfaatkannya.

Diagnosa kanker payudara sendiri dapat melalui pengecekan dengan teknologi *Ultrasonografi* (USG), namun dapat dilakukan dengan beberapa pengecekan lain seperti *Mammografi*, *Magnetic Resonance Imaging* (MRI), *Fine Needle Aspiration* (FNA) serta Biopsi Patologi Anatomi (BPA). Tes pertama yang banyak digunakan untuk mengevaluasi kelenjar susu adalah USG (Aviana *et al.*, 2019). *Ultrasonografi* atau USG merupakan salah satu produk teknologi pencitraan medis yang dapat digunakan untuk deteksi dini kanker payudara dengan alat deteksi gelombang suara berfrekuensi tinggi sebesar 2 sampai 13 MHz (Romodhon *et al.*, 2012). Hasil dari pengecekan dengan USG adalah berupa gambar atau citra, untuk mengklasifikasikan citra tersebut digunakan algoritma *machine learning*.

Neural Network merupakan salah satu jenis metode dalam *machine learning* yang dikenal sebagai *deep learning*. Algoritma *deep learning* telah berhasil memberikan hasil yang signifikan dalam berbagai bidang, termasuk *computer vision*. Dalam hal klasifikasi dan deteksi penyakit, model *Neural Network Backpropagation* sering digunakan karena memiliki performa yang baik dalam hal akurasi dan ketepatan. Metode ini mampu melakukan pembelajaran dengan menggunakan *feedback error* untuk menyesuaikan bobot dan bias dalam jaringan saraf tiruan, sehingga memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih tepat dalam proses klasifikasi dan deteksi penyakit yang kompleks.

Deteksi penyakit dengan menggunakan *Neural Network Backpropagation* sebelumnya telah dilakukan oleh beberapa peneliti. Depinta dan Abdullah (2017) melakukan penelitian mengenai deteksi penyakit *Tuberculosis* atau TB pada paru berdasarkan citra hasil *rontgen* dengan menerapkan metode Jaringan Syaraf Tiruan

(JST) *Backpropagation*. Tahap pertama dimulai dengan melakukan *pre-processing image* yaitu : *cropping, resizing, median filtering, BW Labelling* dan ekstraksi fitur dengan *wavelet haar* sebagai pengenalan pola penyakit TB paru. Setelah melakukan ekstraksi fitur barulah di masukkan ke jaringan syaraf tiruan sebagai masukan pada *input layer*. Pengenalan pola yang dapat dilakukan oleh JST pada penelitian tersebut adalah pola sebaran warna hitam dan putih dari citra hasil *rontgen* yang telah melalui proses *wavelet haar*. Parameter yang digunakan yaitu 3 *hidden layer*, 1 *output*, *learning rate* 0,7 dan target *error* 1000. Hasil dari penelitian tersebut diperoleh tingkat akurasi sebesar 79,41% dalam mendeteksi abnormal dari citra hasil *rontgen* paru.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian yang dilakukan menerapkan metode *Neural Network* dalam mendeteksi kanker payudara dengan memanfaatkan citra hasil ultrasonografi. Citra tersebut dibagi menjadi dua kelas yaitu kanker (abnormal) dan *non-kanker* (normal).

1.2 Pernyataan Masalah

Berapa tingkat akurasi pada deteksi kanker payudara berdasarkan hasil citra *ultrasonografi* menggunakan metode *Neural Network*?

1.3 Tujuan Penelitian

Mengukur tingkat akurasi pada deteksi kanker payudara berdasarkan hasil citra *ultrasonografi* menggunakan metode *Neural Network*.

1.4 Batasan Masalah

Batasan-batasan masalah yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Data citra digital yang digunakan adalah citra *ultrasonografi* payudara pada wanita.
2. Format data yang digunakan adalah (*.png).
3. Data *ultrasonografi* yang digunakan berasal dari PubMed NCBI dengan alamat “ <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/> ” yang di ambil pada tanggal 25 Maret

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat bagi berbagai pihak, antara lain :

1. Bagi Dokter

Memberikan bahan untuk dipertimbangkan (*second opinion*) oleh dokter radiologi dalam memberikan diagnosis dengan informasi yang bersifat objektif.

2. Bagi Institusi

Memberikan informasi dan referensi bagi mahasiswa yang akan melakukan penelitian lainnya yang berkaitan dengan tema penelitian ini.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Deteksi Kanker *Payudara*

Kanker payudara adalah tumor ganas yang berkembang secara abnormal di sel-sel pada payudara. Kanker payudara sangat berbahaya bagi perempuan. Namun, bukan berarti pria tidak bisa mengidap penyakit ini. Gejala pertama yang sering dikeluhkan oleh pasien yang terdiagnosis kanker payudara adalah teraba *massa* atau biasa disebut benjolan (*nodul*). Munculnya *nodul* tersebut dapat disertai dengan rasa nyeri, perubahan bentuk payudara, perubahan kulit di sekitar payudara dan keluarnya cairan kemerahan dari puting. Langkah selanjutnya dalam diagnosis kanker payudara adalah pemeriksaan fisik dan pemeriksaan penunjang salah satunya dengan melakukan *imaging ultrasound*.

Pendekatan menggunakan *machine learning* salah satu cara yang paling umum digunakan dalam mengidentifikasi objek, termasuk nodul pada sebuah citra atau *image*. Pendekatan dengan *machine learning*, dilakukan dengan mengumpulkan gambar dan pilih fitur yang relevan di setiap gambar. Fitur-fitur tersebut kemudian ditambahkan ke model *machine learning*, yang akan memisahkannya ke dalam kategori yang berbeda dan menggunakannya saat menganalisa dan mengklasifikasikan objek (Mathworks, 2022).

Eyupoglu (2017) melakukan penelitian mengenai klasifikasi kanker payudara dengan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* atau K-NN. K-NN merupakan algoritma yang mengklasifikasikan data berdasarkan kemiripan atau kedekatannya terhadap data lainnya. Dari hasil penelitian tersebut. Tingkat akurasi

algoritma K-NN dalam klasifikasi dan nilai kesalahan dalam pengujian. Didapat hasil sebesar 97%.

Kemudian Janghel et al. (2010) melakukan penelitian tentang diagnosa kanker payudara dengan menggunakan beberapa model jaringan syaraf tiruan diantaranya *Mulit-Layer Perceptron* (MLP), *Radial Basis Function* (RBF), *Learning Vector Quantization* (LVQ), dan *Competitive Learning* (CL). Setelah dilakukan sejumlah percobaan dan perubahan parameter menggunakan pemahaman teoritis dan praktik terbaik untuk diagnosa penyakit kanker pada payudara adalah LVQ. Dilihat dari hasil testing pada setiap model, tingkat akurasi model LVQ mencapai 95%, sedangkan model lain seperti MLP menghasilkan tingkat akurasi sebesar 51%, RBF sebesar 51,88%, dan CL sebesar 74%.

Kemudian penelitian yang dilakukan oleh Lestandy (2022) untuk mendeteksi kanker payudara dengan menggunakan metode CNN (*Convolutional Neural Network*). Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data citra histopatologi sebanyak 277.524 data dengan komposisi data training 80% dan data uji 20%. Dataset terdiri dari citra hispatologi kanker payudara normal dan tidak normal dimana data dilakukan preprocessing terlebih dahulu. Hasil penelitian ini mendapat akurasi sebesar 80%.

Kemudian penelitian yang dilakukan oleh Resmiati & Arifin (2021) klasifikasi kanker payudara dengan menggunakan metode *support vector machine* dan *Backward Elimination* yang bertujuan untuk mengoptimalkan performa suatu model dengan sistem kerja pemilihan mundur dan memilih atribut yang paling relevan pada proses klasifikasi. Hasil penelitian klasifikasi pasien kanker payudara

menggunakan metode *Support Vector Machine* menghasilkan nilai akurasi sebesar 65,22% dan nilai AUC sebesar 0,700 yang termasuk ke dalam kategori *Fair Classification*. Sedangkan hasil penelitian klasifikasi pasien kanker payudara menggunakan metode *Support Vector Machine* dengan *Backward Elimination* menghasilkan nilai akurasi sebesar 95,65% dan nilai AUC sebesar 1,000 yang termasuk ke dalam kategori *Excellent Classification*.

Zamani & Amaliah (2012) melakukan sebuah penelitian untuk memprediksi kanker payudara dengan menerapkan metode *Neural Network* dan algoritma genetika yang digunakan untuk optimasi parameter *Neural Network* seperti jumlah *hidden layer* dan *learning rate* agar akurasi yang dihasilkan bisa lebih bagus. Metode evaluasi uji coba yang digunakan adalah metode *10 fold cross validation*. Hasil uji coba *10 fold cross validation* menunjukkan bahwa metode *Neural Network* yang optimasi parameternya menggunakan algoritma genetika menghasilkan rata-rata akurasi yang cukup tinggi yaitu 97,00%, lebih baik dari metode *Naïve Bayesian* yang menghasilkan rata-rata akurasi 96,24% dan juga lebih baik dari metode *Neural Network* dengan *Association Rules* yang menghasilkan rata-rata akurasi 95.6%.

Berdasarkan penelitian yang telah dikumpulkan terkait deteksi dan klasifikasi penyakit kanker payudara diperoleh hasil seperti pada Tabel 2.1.

Tabel 2. 1 Penelitian Terkait Penyakit Kanker Payudara

No.	Peneliti	Topik	Metode	Subjek
1.	Eyupoglu (2017)	Klasifikasi kanker payudara	K- <i>Neareast Neighbor</i> (KNN)	Dataset sebanyak 699 dengan label 458 malignant dan 241 malignant. Percobaan k 1 sampai 20 dengan 2-5-10 <i>fold cross validation</i>

Lanjutan Tabel Penelitian Terkait Penyakit Kanker Payudara

No.	Peneliti	Topik	Metode	Subjek
2.	Janghel et al. (2010)	Diagnosa kanker payudara	<i>ANN Model</i>	Dataset sebanyak 699 dengan label 458 malignant dan 241 malignant
3.	Lestandy (2022)	Deteksi kanker payudara	<i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	Data berupa citra histopatologi sebanyak 277.524 dengan pembagian 80% data training dan 20% data test
4.	Resmiati and Arifin (2021)	Klasifikasi kanker payudara	<i>Support Vector Machine (SVM) dan Backward Elimination</i>	Dataset yang digunakan sebanyak 116 dengan perbagian data 80% data training dan 20% data test
5.	Zamani & Amaliah (2012)	Klasifikasi kanker payudara	<i>Backpropagation Neural Network</i>	Dataset sebanyak 684 tersebut dibagi dengan menggunakan metode <i>10-fold cross validation</i>

Berdasarkan Tabel 2.1, terdapat beberapa perbedaan dengan penelitian terdahulu yaitu penerapan metode yang digunakan dalam deteksi, klasifikasi dan diagnosa penyakit kanker payudara seperti KNN, CNN, SVM, *Backward Elimination* dan ANN Model. Dari beberapa metode yang digunakan terdapat metode yang memiliki akurasi lebih tinggi daripada metode lainnya, seperti penelitian yang dilakukan oleh Eyupoglu (2017) dengan metode KNN dan Zamani & Amaliah (2012) dengan metode NN.

2.2 Neural Network

Neural Network merupakan salah satu bentuk buatan dari otak manusia yang berusaha meniru proses belajar pada otak manusia itu sendiri. Otak manusia terdiri dari banyak sel saraf yang berfungsi untuk memproses informasi. Setiap sel beroperasi seperti *processor* sederhana. Sel-sel tersebut saling berhubungan sehingga memperkuat kinerja otak manusia.

Pawar & Patil (2013) melakukan penelitian tentang deteksi kanker payudara dimana untuk metodenya sendiri menggunakan model *Neural Network Feed Forward* dan *Backpropagation*. Dalam penelitian tersebut menjelaskan bagaimana berbahaya nya tumor jinak bahkan tumor ganas pada payudara. Hasil yang di dapat dari percobaan yang dilakukan adalah untuk *neural network* dengan 9 *neuron* pada *hidden layer* mendapat hasil terbaik dengan akurasi 99%.

Kemudian Permata *et al.* (2016) melakukan penelitian mengenai klasifikasi glukosa dengan menggunakan metode *Neural Network BackPropagation*. Untuk menganalisa retina dan menghitung nilai CDR yang diambil dari kamera fundus, harus dilakukan oleh dokter mata ahli, akan tetapi hal tersebut membutuhkan waktu yang cukup lama. Dalam jurnal diharapkan penelitian tersebut dapat mendeteksi ciri dan menghitung nilai CDR otomatis sehingga dapat membantu dokter dalam menganalisa penyakit *glukosa*. Hasil simulasi pengujian dengan menggunakan *software* MATLAB R2014b didapatkan nilai akurasi kelas *mild* sebesar 99% dengan *sensitivity* 99% dan *specificity* 97,5%. Akurasi kelas *moderate* sebesar 85% dengan *sensitivity* 85% dan *specificity* 99%. Akurasi kelas *severe* sebesar 99% dengan *sensitivity* 99% dan *specificity* 98%. Nilai akurasi rata-rata sistem klasifikasi *glaukoma* adalah 94,2%.

Kemudian Hyperastuty *et al.* (2017) melakukan penelitian yang membahas tentang grading histopatologi kanker payudara dengan empat langkah utama yaitu *preprocessing*, *segmentation*, ekstraksi fitur dan identifikasi. Pada proses segmentasi menggunakan metode *K-Means Clustering* yaitu mengelompokkan data menurut kesamaan warna dan bentuk. Hasil dari *K-Means* tersebut berupa

matrik. Ekstraksi fitur menggunakan *Gray level Cooccurrence Matrix* (GLCM) yaitu tingkat keabuan masing-masing citra yang dilihat dari 4 fiturnya adalah kontras, energi, entropi dan homogenitas. Langkah terakhir adalah identifikasi menggunakan *Backpropagation*, pada tahap tersebut beberapa parameter penting akan divariasikan seperti *learning rate* dan jumlah node pada *hidden layer*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa fitur ekstraksi dalam 4 fitur adalah akurasi terbaik berdasarkan kelas 81,1% dan khususnya ketepatannya adalah 80%.

Penelitian berikutnya dilakukan oleh Juwita & Solichin (2018) untuk mengenali motif batik karawang menggunakan metode jaringan syaraf tiruan *backpropagation* dan fitur ekstraksi GLCM. Langkah proses klasifikasi diawali dengan mengubah citra batik dari citra berwarna menjadi citra abu-abu. Selanjutnya dilakukan segmentasi citra untuk memisahkan pola batik dengan latar belakangnya menggunakan metode Otsu. Gambar tersegmentasi diekstraksi dari fitur GLCM yang digunakan sebagai fitur dalam proses klasifikasi. Berdasarkan hasil pengujian menggunakan 50 gambar diperoleh nilai akurasi sebesar 80%, nilai presisi sebesar 91%, dan nilai *recall* sebesar 83%.

Evandari *et al.* (2023) membahas mengenai optimasi *Backpropagation* dan Algoritma Genetika untuk mengklasifikasikan daun tembakau dengan fitur ekstraksi GLCM. Nilai bobot dari algoritma genetika pada variabel homogenitas pada fitur GLCM. Variabel mendapat nilai bobot sebesar 1. Hasil penelitian ini diperoleh nilai klasifikasi dengan model Metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* dengan akurasi sebesar 53,50% pada lapisan tersembunyi di node 2,4,5,7. Untuk klasifikasi dengan Metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* yang dioptimasi dengan

algoritma genetika diperoleh nilai akurasi sebesar 64,50% pada lapisan tersembunyi dengan 4 node. Dari penelitian tersebut, nilai akurasi optimasi meningkat sebesar 11% setelah dioptimasi dengan algoritma genetika.

Berdasarkan penelitian yang telah dikumpulkan terkait penerapan metode *neural network* diperoleh hasil seperti pada Tabel 2.2.

Tabel 2. 2 Penelitian Terkait *Neural Network*

No.	Peneliti	Topik	Metode	Subjek
1.	Pawar & Patil (2013)	Deteksi kanker payudara	ANN <i>Backpropagation</i>	Dataset sebanyak 699 dengan pembagian data 65% data training dan 35% data testing
2.	Permata <i>et al.</i> (2016)	klasifikasi glukosa	<i>Backpropagation Neural Network</i>	Dataset terdiri dari 50 data citra grade 1, 50 grade 2 dan 50 grade 3 dengan pembagian data 80% data training dan 20% data testing. <i>learning rate</i> 1 dan <i>epoch</i> 1000
3.	Hyperastuty <i>et al.</i> (2017)	Menentukan grading histopatologi kanker payudara	ANN <i>Backpropagation</i> dan GLCM	Dataset terdiri dari 50 data citra grade 1, 50 grade 2 dan 50 grade 3 dengan pembagian data 80% data training dan 20% data testing. <i>learning rate</i> 1 dan <i>epoch</i> 1000
4.	Juwita & Solichin (2018)	Klasifikasi pola batik	ANN <i>Backpropagation</i> dan GLCM	Dataset sebanyak 50 citra batik dengan arsitektur model 6 neuron <i>input</i> , 38 neuron <i>hidden</i> , dan 1 neuron <i>output</i>
5.	Evandari <i>et al.</i> (2023)	Klasifikasi daun tembakau	<i>Backpropagation Neural Network</i> dan GLCM	Data yang diperoleh berjumlah 41 citra, <i>training cycle</i> 200, <i>learning rate</i> 0,001

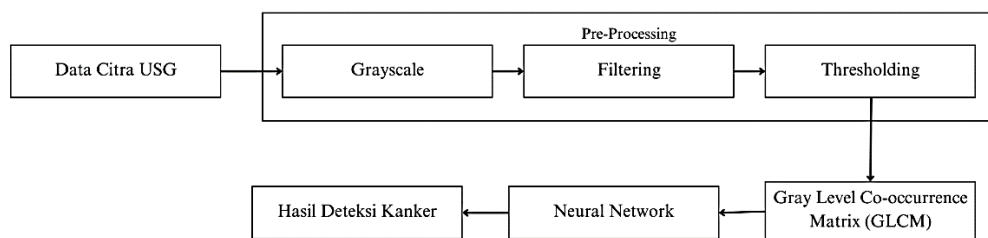
Berdasarkan Tabel 2.2 dapat disimpulkan bahwa metode *Neural Network* dapat mengklasifikasi dan prediksi pola pada suatu data baik pada data numerik ataupun data citra dengan baik.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Desain Sistem

Pada penelitian ini, akan dikembangkan sebuah sistem dengan beberapa tahapan yang telah dijelaskan dalam Gambar 3.1 berikut.



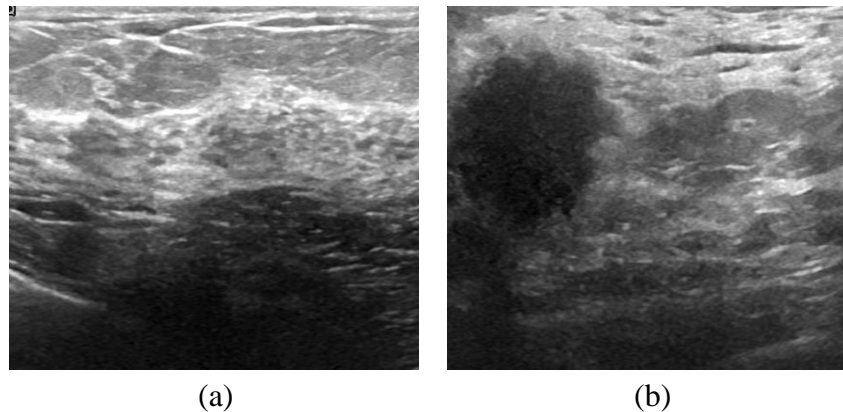
Gambar 3. 1 Desain Sistem

Proses desain sistem pada penelitian ini melewati beberapa tahap dari meng-*input* data berupa citra USG pada payudara. Kemudian, melakukan *pre-processing* data yang di dalamnya meliputi *grayscale*, *filtering* menggunakan *gaussian filter*, dan *thresholding*. Selanjutnya melakukan ekstraksi fitur menggunakan *Gray level Cooccurrence Matrix (GLCM)*. Kemudian, membuat model deteksi menggunakan metode *Neural Network*. Model kemudian diuji menggunakan pembagian ratio data dan perubahan parameter *learning rate*, dan *confusion matrix* untuk mengevaluasi performa guna memperoleh nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*.

3.2 Input Data

Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah citra *ultrasonografi* yang diambil dari website resmi *PubMed-NCBI* data berupa *breast ultrasonografi*

images. Data tersebut meliputi citra payudara wanita berusia 25 hingga 75 tahun. Data dikumpulkan pada tahun 2018. Berikut adalah contoh citra untuk kelas normal dan abnormal yang akan digunakan sebagai contoh data untuk tahap selanjutnya.

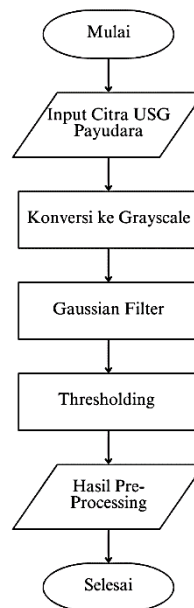


Gambar 3. 2 Citra USG Normal (a) Citra USG Kanker Payudara (b)

Dataset terdiri dari 200 citra dengan masing-masing 100 citra normal dan 100 citra abnormal (kanker) yang berdimensi rata-rata 500×500 *pixel*. Sebelum memasuki tahap pre-processing dilakukan *cropping* manual untuk menyesuaikan area yang akan diolah agar sesuai dengan kebutuhan pemrosesan.

3.3 Pre-Processing

Dalam penelitian ini, sebelum citra dijadikan *input* dalam *training*, citra diolah terlebih dahulu untuk mempermudah algoritma *Neural Network* dalam melakukan *training* dan menemukan ciri dari citra yang dimasukkan. Berikut desain alur dalam tahap *pre-processing*.



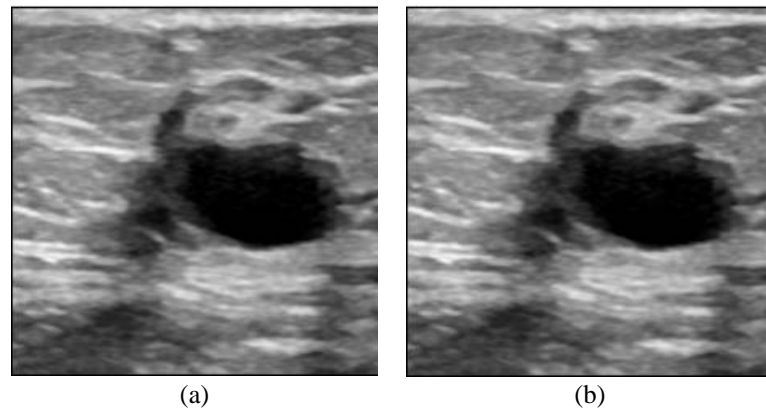
Gambar 3. 3 Desain alur tahap *pre-processing*

3.3.1 *Grayscale*

Citra *greyscale* merupakan citra berskala keabuan yang mempunyai nilai intensitas paling besar 255 dengan putih hingga hitam dengan nilai intensitas terkecil 0. Mengubah citra berwarna melibatkan pengambilan setiap nilai R (*Red*), G (*Green*), dan B (*Blue*) menjadi citra grayscale. Proses *greyscale* menghasilkan *pixel* yang hanya memiliki satu nilai kecerahan dan satu nilai intensitas grayscale tanpa adanya informasi warna apapun (Wahyud *et al.* 2015). Salah satu metode yang baik untuk mengubah citra menjadi grayscale dengan Persamaan 3.1.

$$Gray = (0.2989 \times R) + (0.587 \times G) + (0.114 \times B) \quad (3.1)$$

Jika jumlah total ketiga komponen pada Persamaan 3.1 lebih besar, maka pada skala abu-abu pikselnya akan lebih terang. Hasil dari proses grayscale ini digunakan pada tahap preprocessing berikutnya. Berikut contoh citra sebelum dan sesudah dilakukan *grayscale*.



Gambar 3. 4 Citra asli (a) Citra *grayscale* (b)

3.3.2 *Gaussian Filter*

Mask yang sering digunakan untuk menghaluskan citra adalah *Gaussian Filtering* (Sunandar 2017). Metode *gaussian filtering* termasuk pada kelas *low-pass filters*, yang berdasarkan dalam fungsi distribusi peluang gaussian. Prinsip dasar metode ini merupakan operasi perkalian antara matriks kernel dengan matriks gambar asli (Khilmawan *et al.*, 2018). Rumus metode *gaussian filter* dituliskan dalam Persamaan 3.2.

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (3.2)$$

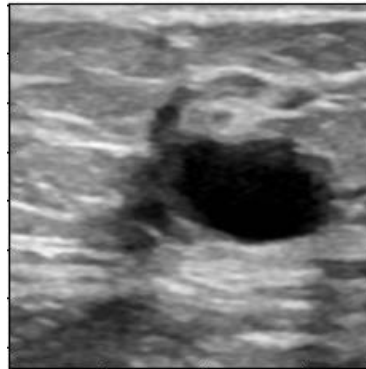
Keterangan :

σ = nilai standar deviasi

x dan y = jarak dari titik asal

e = konstanta dengan nilai 2,718281828

π = konstanta dengan nilai 3,14



Gambar 3. 5 Citra hasil *gaussian filter*

Gambar 3.4 diatas adalah citra dengan label kanker yang telah melewati proses reduksi derau menggunakan *gaussian filter*.

3.3.3 *Thresholding*

Segmentasi citra adalah proses pengolahan citra yang bertujuan memisahkan area (daerah) objek dari area *background* agar objek dapat dianalisis dengan mudah dalam mengenali objek yang melibatkan persepsi visual yang banyak (Rindengan *et al.*, 2017). Dalam penelitian ini segmentasi menggunakan metode *Thresholding* yang digunakan untuk mengatur jumlah nilai keabuan yang ada pada citra. *Output* dari proses segmentasi dengan metode *thresholding* adalah citra biner dengan nilai intensitas *pixel* sebesar 0 atau 1. Secara matematis dapat ditulis seperti Persamaan 3.3.

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x, y) \geq T \\ 0 & \text{if } f(x, y) < T \end{cases} \quad (3.3)$$

Dengan $g(x, y)$ adalah citra biner dari citra *grayscale* $f(x, y)$ dan T menunjukkan nilai *threshold*. Kemudian, setelah di lakukan *thresholding* langkah

selanjutnya untuk mendapatkan area yang diinginkan dilakukan kontur pada citra sehingga di dapatkan hasil seperti pada gambar 3.5.



Gambar 3. 6 Hasil *thresholding*

3.3.4 Gray level Cooccurrence Matrix (GLCM)

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) merupakan salah satu metode ekstraksi fitur untuk memperoleh nilai fitur dengan cara menghitung nilai probabilitas matriks *co-ocurrence* dari hubungan ketetanggaan antara dua *pixel* pada jarak dan orientasi 4 arah sudut 0° , 45° , 90° , 135° . Ekstraksi fitur dilakukan dengan menghitung parameter *contrast*, *entropy*, *energy*, dan *homogeneity*. Metode GLCM mengekstrak tekstur lebih efektif serta memiliki akurasi dan waktu komputasi yang lebih baik dari metode ekstraksi tekstur lainnya (Praseptiyana *et al.* 2019).

- a. *Contrast* adalah perhitungan perbedaan intensitas antara suatu piksel dan piksel-piksel yang berdekatan di seluruh citra. Kontras nol untuk citra yang konsisten. Persamaan kontras sebagai berikut.

$$contrast = \sum_i \sum_j^{Ng} (i - j)^2 p(i, j) \quad (3.4)$$

- b. *Entropy* menggambarkan tingkat ketidakpastian atau keacakan dalam distribusi intensitas piksel. Berikut persamaan dari entropi :

$$entropy = - \sum_i^{Ng} \sum_j^{Ng} p(i,j) \log(p(i,j)) \quad (3.5)$$

- c. *Homogeneity* menunjukkan variasi intensitas pada citra. Persamaan homogenitas sebagai berikut.

$$homogeneity = \sum_i^{Ng} \sum_j^{Ng} \frac{p(i,j)}{1 + (i-j)^2} \quad (3.6)$$

- d. *Energy* digunakan untuk melihat tingkat keseragaman tekstur dari suatu citra. Berikut persamaan dari energi.

$$energy = \sum_i^{Ng} \sum_j^{Ng} (p(i,j))^2 \quad (3.7)$$

Keterangan :

p = probabilitas (0-1) yaitu elemen matriks

(i,j) = pada baris ke- i serta kolom ke- j

Ng = frekuensi tingkat keabuan

Fitur-fitur tersebut yang akan dijadikan sebagai input pada metode *neural network*. Sebelum itu dataset perlu dinormalisasi untuk mengubah rentang nilai data ke dalam kisaran 0 hingga 1 sehingga setiap fitur memiliki rentang nilai yang seragam. Pada penelitian ini normalisasi menggunakan *Normalisasi MinMax* dengan persamaan sebagai berikut.

$$x_i = \frac{x_i - Min}{Max - Min} \quad (3.8)$$

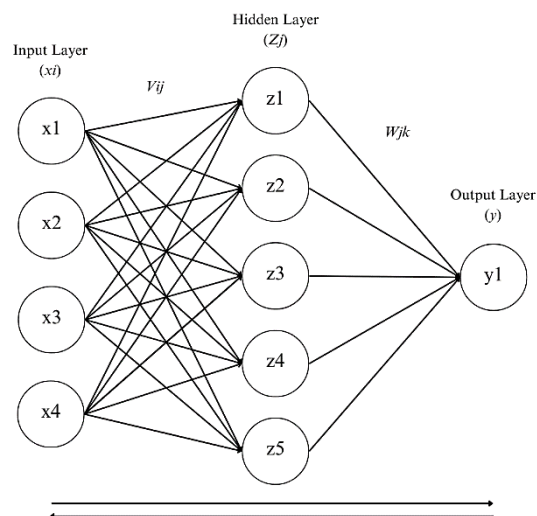
Keterangan :

x_i = nilai pada dataset yang ingin dinormalisasi

Min = nilai minimum dataset
 Max = nilai maksimum dataset

3.4 Neural Network

Metode *Neural Network* memiliki beberapa tahapan yang harus dilalui untuk menghasilkan *output*. Adapun arsitektur *Neural Network* yang digunakan pada penelitian ini sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3.6



Gambar 3. 7 Arsitektur *Neural Network*

Penelitian ini menggunakan arsitektur *Neural Network* sebagai berikut: *input layer* dengan 4 *neuron*, 1 *hidden layer* dengan 5 *neuron* dan *output layer* dengan 1 *neuron*. Jumlah *neuron* pada *input layer* ditentukan berdasarkan jumlah fitur pada ekstraksi fitur dengan masing-masing fitur (x_1) adalah energi yang didapat dari Persamaan 3.7, (x_2) adalah kontras yang didapat dari Persamaan 3.4, (x_3) adalah homogenitas didapat dari Persamaan 3.6 dan (x_4) adalah entropi yang didapat dari Persamaan 3.5, sedangkan jumlah *neuron* pada *hidden layer* ditentukan menggunakan rumus $(\frac{\text{jumlah input } x_2}{3} + \text{jumlah output})$ dan dari beberapa percobaan dengan syarat *neuron* tidak boleh lebih dari 2x lipat jumlah input

(Kurniasari *et al.* 2023). Jumlah *neuron* pada output layer ditentukan berdasarkan nilai keluaran target yaitu berupa bilangan desimal antara 0 dan 1.

a) Tahap *feedforward*

Tahap pertama adalah *feedforward* atau propagasi maju, proses ini menghitung secara maju mulai dari *input* (x) sampai dengan *output* (y). Setiap *input signal* x_i akan diteruskan ke *hidden layer*. Pada lapisan tersembunyi tiap node tersembunyi Z_j menjumlahkan *signal-signal input* terbobot dengan Persamaan 3.9.

$$Z_{inj} = v_{j0} + \sum_{i=1}^n v_{ij}x_i \quad (3.9)$$

Keterangan :

v_{ij} = nilai bobot awal

v_{j0} = nilai bias awal

x_i = nilai *input*

Setelah didapatkan hasil Z_{inj} aktifkan *neuron* yang ada pada jaringan tersebut menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid* dengan Persamaan 3.10.

$$z_j = f(Z_{inj}) = \frac{1}{1 + e^{-(Z_{inj})}} \quad (3.10)$$

Keterangan :

z_j = nilai *ouput* dari node

Kemudian, output dari z_j akan diteruskan dari *hidden layer* ke *output layer*.

Setelah menjumlahkan *signal-signal* terbobot pada tiap *node output* dengan Persamaan 3.11.

$$Y_{ink} = w_{0k} + \sum_{j=1}^n w_{jk}Z_j \quad (3.11)$$

Keterangan :

w_{jk} = nilai bobot *hidden layer* ke *output layer*

w_{0k} = nilai bias *hidden layer* ke *output layer*

Setelah didapat hasil dari Y_{ink} gunakan fungsi aktivasi *sigmoid* untuk menghitung *signal output* dengan Persamaan 3.12.

$$y_k = f(y_k) = \frac{1}{1 + e^{-(y_k)}} \quad (3.12)$$

Keterangan :

y_k = nilai *ouput*

Output tersebut kemudian diteruskan menuju unit selanjutnya untuk dilakukan klasifikasi sesuai dengan besar nilainya. Adapun secara sistematis ditunjukkan pada Persamaan 3.13.

$$y = \begin{cases} 0 & \text{if } f(y_k) < 0,5 \\ 1 & \text{if } f(y_k) \geq 0,5 \end{cases} \quad (3.13)$$

Apabila *output* lebih kecil dari 0,5 maka diklasifikasi sebagai 0 atau normal. Namun, apabila *output* lebih besar dari atau sama dengan 0,5 maka diklasifikasi sebagai 1 atau abnormal (kanker).

b) Tahap *backpropagation*

Kemudian memasuki tahap selanjutnya yaitu *backpropagation* atau propagasi mundur, dimana pada tahap ini setiap unit keluaran menerima pola target yang terkait dengan pola input untuk menghitung nilai *error* atau kesalahan. *Error* tersebutlah yang akan di propagasi mundur, barulah dilakukan *update* bobot untuk

meminimalkan *error* yang ada. Gunakan Persamaan 3.13 untuk menghitung nilai *error*.

$$\delta_k = (t_k - y)f'(y_{ink}) = (t_k - y)y(1 - y) \quad (3.14)$$

Keterangan :

δ_k = nilai aktivasi *error* pada *output layer*

t_k = nilai target

Setelah itu perbaiki bobot untuk mengupdate nilai w_{jk} dengan Persamaan

3.14.

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (3.15)$$

Keterangan :

Δw_{jk} = nilai perbaikan bobot dari *hidden layer* ke *output layer*

Kemudian, perbaiki bias untuk mengupdate nilai w_{0k}

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \quad (3.16)$$

Keterangan :

Δw_{0k} = nilai perbaikan bias dari *hidden layer* ke *output layer*

Selanjutnya tiap node tersembunyi menjumlahkan delta *input* dari unit *output layer* dengan Persamaan 3.16.

$$\delta_{inj} = \sum_{j=1}^q \delta_k w_{jk} \quad (3.17)$$

Keterangan :

δ_{inj} = nilai yang akan digunakan untuk menghitung δ_j

Hasil dari perhitungan diatas akan dikalikan dengan turunan dari fungsi aktivasi yang digunakan untuk mendapatkan nilai *error*.

$$\delta_j = \delta_{inj} f'(z_{inj}) = \delta_{inj} z_j (1 - z_j) \quad (3.18)$$

Keterangan :

δ_j = nilai *error* pada *hidden layer*

Setelah itu gunakan perbaikan error untuk mengupdate nilai v_{ij} dengan

Persamaan 3.18.

$$v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (3.19)$$

Keterangan :

Δv_{ij} = nilai perbaikan bobot dari *input layer* ke *hidden layer*

Kemudian gunakan juga perbaikan bias untuk mengupdate nilai v_{j0}

dengan Persamaan 3.19.

$$\Delta v_{j0} = \alpha \delta_j \quad (3.20)$$

Keterangan :

Δv_{j0} = nilai perbaikan bobot dari *input layer* ke *hidden layer*

c) Tahap *update* bobot dan bias

Kemudian dilakukan penyesuain bobot dengan Persamaan 3.20 dan penyesuain bias dengan Persamaan 3.21.

$$w_{jk}(new) = w_{jk}(old) + \Delta w_{jk} \quad (3.21)$$

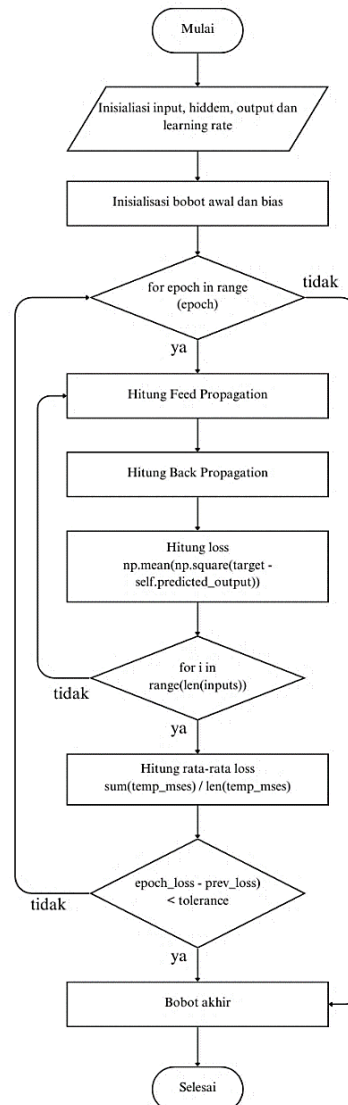
$$v_{ij}(new) = v_{ij}(old) + \Delta v_{ij} \quad (3.22)$$

Keterangan :

$w_{jk}(new)$ = nilai bobot dan bias yang baru dari *hidden layer* ke *output layer*

$v_{ij}(new)$ = nilai bobot dan bias yang baru dari *input layer* ke *hidden layer*

Adapun alur *training* secara detail ditunjukkan pada Gambar 3.8.



Gambar 3. 8 Alur training

Setelah proses *training* selesai model sudah bisa digunakan untuk pengenalan pola, untuk menentukan *output* hanya *feed propagation* yang digunakan. Kemudian penelitian ini menggunakan *confusion matrix* untuk menguji model dalam klasifikasi dengan tujuan mengetahui tingkat akurasi yang diperoleh oleh model tersebut.

BAB IV

UJI COBA DAN PEMBAHASAN

4.1 Skenario Uji Coba

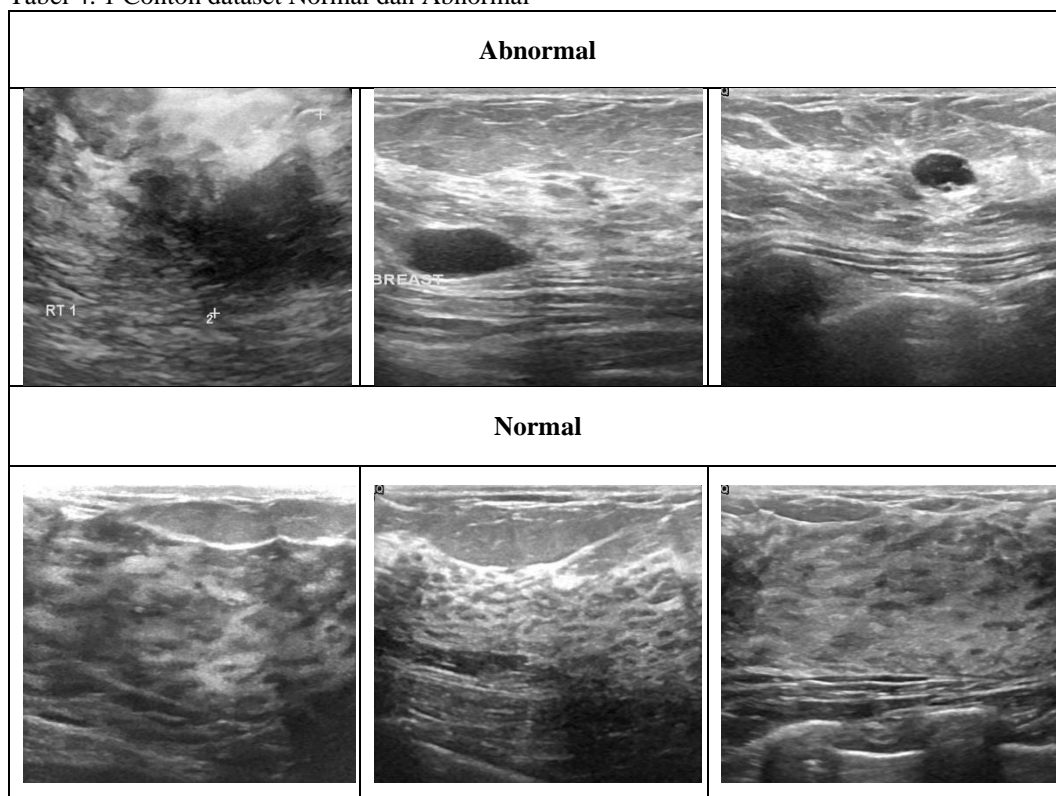
Pada penelitian ini, dilakukan beberapa tahapan uji coba terhadap sistem dengan teratur dan dan terstruktur. Tahap pertama yang dilakukan dengan membagi dataset menjadi data *training* dan *testing* pada masing-masing kelas normal dan abnormal. Data dibagi menjadi 60% data latih dan 40% data validasi, 70% data latih dan 30% data validasi, serta 80% data latih dan 20% data validasi. Selain itu, dalam skenario pengujian ini, perubahan dilakukan juga pada *learning rate* untuk mengetahui pengaruhnya terhadap keakuratan hasil. Adapun *learning rate* yang digunakan diambil berdasarkan percobaan uji coba dan merujuk pada penelitian yang dilakukan oleh Kurniasari et al. (2023), Suhartono & Supriyanto (2015) yaitu 0.01, 0.05, dan 0.5. Selain itu, pada penelitian ini menggunakan maksimum *epoch* 5000 dan konvergensi. Kemudian untuk mendapatkan hasil deteksi citra usg kanker payudara menggunakan model *neural network* dengan inputan berupa hasil dari ekstraksi fitur GLCM dengan fitur-fitur yang tertera pada Subbab 3.3.4. Hasil dari deteksi tersebut kemudian dilakukan perhitungan menggunakan *confusion matrix* untuk mendapatkan hasil akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*. Adapun proses *training* secara lengkap dijelaskan pada Subbab 3.4.1.

4.1.1 Data Penelitian

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari dua kelas yaitu kelas Normal dan kelas Abnormal. Terdapat 100 data citra pada kelas Normal dan

100 data citra pada kelas Abnormal. Dataset diperoleh secara online dari website <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/>. PubMed NCBI merupakan suatu institusi yang menyediakan database yang dapat di akses oleh *public* khusus nya untuk ilmu alam dan topik biomedis. Berikut contoh dataset yang diambil dari PubMed NCBI dimana terdapat beberapa citra kanker payudara yang berbeda, seperti pada Tabel 4.1.

Tabel 4. 1 Contoh dataset Normal dan Abnormal



Data tersebut kemudian dilakukan proses *pre-processing* untuk mendapatkan area yang teridentifikasi kanker. Kemudian setelah itu dilakukan ekstraksi fitur untuk mendapatkan fitur-fitur yang nantinya akan digunakan untuk *training* dan *testing*. Data tersebut digunakan sebagai data *training* yang kemudian dilakukan split data dengan beberapa ratio data, yaitu 60:40, 70:30, dan 80:20. Data

training yang digunakan lebih banyak daripada data testing. Dataset dapat dilihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4. 2 Jumlah data penelitian

Kelas	Jumlah
Normal	100 data
Abnormal	100 data

Split data dilakukan untuk memisahkan data menjadi dua yaitu *training* dan *validation* berdasarkan rasio 60:40, 70:30, dan 80:20 dengan cara menginisialisasi pada variabel ratio. Beragam skema split data dalam penelitian ini dapat menghasilkan tingkat akurasi yang optimal dengan penerapan rasio pembagian yang terbaik. Tabel 4.3 menampilkan pembagian rasio data *training* dan *validation* untuk setiap kelas.

Tabel 4. 3 Rasio pembagian data *training* dan *testing*

Rasio	Training	Validation
60:40	120	80
70:30	140	60
80:20	160	40

4.1.2 Evaluasi Model

Confusion matrix diperlukan untuk mengevaluasi performa dari suatu model klasifikasi (Manik and Saragih 2017). Dalam *confusion matrix*, prediksi yang dihasilkan oleh model klasifikasi akan dibandingkan dengan data aktual pada tahap pengujian atau validasi. Pada tahap ini, akan ditampilkan jumlah data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar atau salah dalam setiap kategori, baik itu kategori positif maupun negatif. *Confusion matrix* terdiri dari empat kategori, yakni

True Positive (TP), *False Positive* (FP), *True Negative* (TN), dan *False Negative* (FN), dengan masing-masing memiliki keterangan sebagai berikut:

- a. TP : Jumlah data yang menderita kanker dan terdeteksi kanker oleh sistem.
- b. FP : Jumlah data yang tidak menderita kanker (normal), namun salah terdeteksi sebagai kanker oleh sistem.
- c. TN : Jumlah data yang tidak menderita kanker (normal) dan berhasil terdeteksi sebagai normal oleh sistem.
- d. FN : Jumlah data yang menderita kanker, namun salah terdeteksi sebagai normal oleh sistem.

Tabel 4.4 menampilkan pemisahan antara kelas prediksi dan kelas aktual. Hasil pengujian menghasilkan akurasi dan jumlah data yang terdeteksi dengan baik. Dengan menggunakan *confusion matrix* dapat mengevaluasi kinerja dari model deteksi yang diterapkan.

Tabel 4. 4 *Confusion matrix*

		<i>Predicted Class</i>	
		<i>Negative (N)</i>	<i>Positive (P)</i>
<i>Actual Class</i>	<i>Negative (N)</i>	<i>TN (True Negative)</i>	<i>FP (False Positive)</i>
	<i>Positive (P)</i>	<i>False Negative (FN)</i>	<i>True Positive (TP)</i>

Berdasarkan kategori tersebut, akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* dihitung menggunakan persamaan berikut :

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{(TP+FP+TN+FN)} \quad (4.1)$$

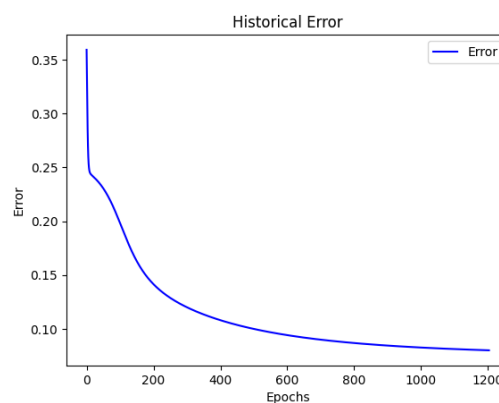
$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4.2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4.3)$$

$$F1 - score = 2 \times \frac{Presisi * Recall}{Presisi + Recall} \quad (4.4)$$

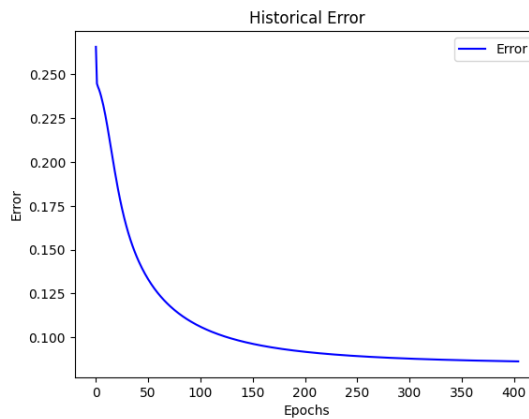
4.2 Hasil Training

Alur proses training dapat dilihat pada Gambar 3.8. Tahap awal merupakan input, variabel atau input yang digunakan adalah hasil GLCM yang yang sebelumnya sudah dijelaskan pada Subbab 3.3.4. Kemudian, menginisialisasi variabel-variabel yang dibutuhkan untuk perhitungan seperti *learning rate*, maksimum *epoch*, dan toleransi. *Learning rate* yang digunakan adalah 0.01, 0.05, dan 0.5. Maksimum *epoch* disetting 5000 dan toleransi nilai sebesar $1e-5$. Serta menginisialisasi bias awal dan bobot awal dengan bilangan-bilangan acak yang kecil. Hasil dari *training* tersebut akan digunakan dalam pengujian model. Adapun grafik konvergensi yang dihasilkan pada rasiodata 60:40, 70:30 dan 80:20 dengan beberapa parameter *learning rate* yang digunakan dapat dilihat pada Lampiran 1, untuk contoh pada rasio data 60:40 dengan *learning rate* 0.01 ditunjukkan pada Gambar 4.1.



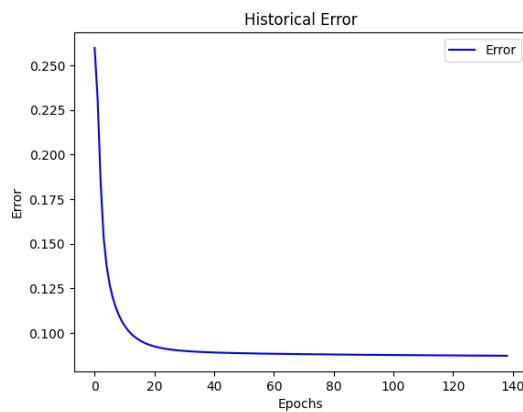
Gambar 4. 1 Grafik Konvergensi 60:40 Learning Rate 0.01

Pada training dengan rasiodata 60:40 dan learning 0.01 berhenti pada epoch ke 1204. Kemudian, contoh grafik konvergensi pada rasiodata 70:30 dengan learning rate 0.05 ditunjukkan pada Gambar 4.2.



Gambar 4. 2 Grafik Konvergensi 70:30 Learning Rate 0.05

Pada training dengan rasiodata 70:30 dan learning 0.05 berhenti pada epoch ke 405. Selanjutnya, contoh grafik konvergensi pada rasiodata 80:20 dengan learning rate 0.5 ditunjukkan

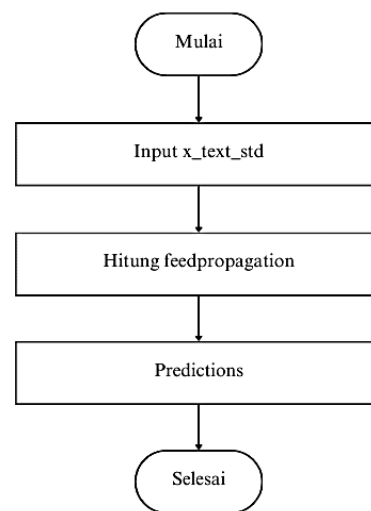


Gambar 4. 3 Grafik Konvergensi 80:20 Learning Rate 0.5

Pada training dengan rasiodata 80:20 dan learning 0.5 berhenti pada epoch ke 139.

4.3 Proses Testing

Setelah melalui proses *training* maka didapatkan bobot-bobot akhir. Bobot-bobot akhir ini digunakan sebagai masukan pada proses *testing*. Proses *testing* algoritma *neural network* bertujuan untuk melihat apakah model yang dilatih dapat diterapkan pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Alur proses *testing* algoritma *neural network* ditunjukkan pada Gambar 4.2.



Gambar 4. 4 Alur Proses *Testing*

4.3.1 Hasil Testing Ratio Data 60:40

Uji coba yang dilakukan pada penelitian ini menggunakan ratio data 60:40 dengan *learning rate* sebesar 0,01 dimana iterasi akan berhenti ketika tidak ada perubahan yang signifikan pada nilai *loss* antara satu *epoch* dengan *epoch* lainnya atau dapat dikatakan telah konvergen. Hasil *confusion matrix* untuk *learning rate* 0.01 merujuk pada Lampiran 2, yang kemudian disimpulkan pada Tabel 4.5.

Tabel 4. 5 Hasil *Confusion Matrix* 60:40 *learning rate* 0.01

TN	TP	FN	FP
34	36	8	2

Berdasarkan hasil prediksi tersebut didapatkan hasil akurasi sebesar 0,875 pada skenario 1. Hasil *confusion matrix* untuk *precision*, *recall*, dan *f1-score* dari deteksi kanker payudara ditunjukkan pada Tabel 4.6.

Tabel 4. 6 Nilai *precision*, *recall*, *f1-score* pada 60:40 *learning rate* 0.01

Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Normal	0.81	0.94	0.87
Kanker	0.95	0.82	0.88

Selanjutnya hasil *confusion matrix* untuk *learning rate* sebesar 0.05 yang merujuk pada Lampiran 2, yang kemudian disimpulkan pada Tabel 4.7

Tabel 4. 7 Hasil *Confusion Matrix* pada 60:40 *learning rate* 0.05

TN	TP	FN	FP
34	37	7	2

Berdasarkan hasil prediksi tersebut didapatkan akurasi sebesar 0,8875 pada skenario 1. Hasil *confusion matrix* untuk *precision*, *recall*, dan *f1-score* dari deteksi kanker payudara ditunjukkan pada Tabel 4.8.

Tabel 4. 8 Nilai *precision*, *recall*, *f1-score* pada 60:40 *learning rate* 0.05

Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Normal	0.83	0.94	0.88
Kanker	0.95	0.84	0.89

Pengujian selanjutnya dengan menggunakan *learning rate* sebesar 0.5 diperoleh hasil *confusion matrix* yang merujuk pada Lampiran 2, yang kemudian disimpulkan pada Tabel 4.9.

Tabel 4. 9 Hasil *Confusion Matrix* pada 60:40 *learning rate* 0.5

TN	TP	FN	FP
34	37	7	2

Berdasarkan hasil prediksi tersebut didapatkan akurasi sebesar 0,8875 pada skenario 1. Hasil *confusion matrix* untuk *precision*, *recall*, dan *f1-score* dari deteksi kanker payudara ditunjukkan pada Tabel 4.10.

Tabel 4. 10 Nilai *precision*, *recall*, *f1-score* pada 60:40 *learning rate* 0.5

Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Normal	0.83	0.94	0.88
Kanker	0.95	0.84	0.89

4.3.2 Hasil Testing Ratio Data 70:30

Skenario uji coba yang kedua menggunakan ratio data 70:30 dengan parameter *learning rate* 0.01, 0.05, dan 0.5 dimana iterasi akan berhenti ketika telah konvergen. Kemudian didapatkan hasil *confusion matrix* dengan *learning rate* 0.01 yang merujuk pada Lampiran 3, yang kemudian disimpulkan pada Tabel 4.11

Tabel 4. 11 Hasil *Confusion Matrix* ratiodata 70:30 *learning rate* 0.01

TN	TP	FN	FP
29	26	4	1

Berdasarkan hasil prediksi tersebut didapatkan hasil akurasi sebesar 0,916 pada skenario 2. Hasil *confusion matrix* untuk *precision*, *recall*, dan *f1-score* dari deteksi kanker payudara ditunjukkan pada Tabel 4.12.

Tabel 4. 12 Nilai *precision*, *recall*, *f1-score* pada 70:30 *learning rate* 0.01

Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Normal	0.88	0.97	0.92
Kanker	0.96	0.87	0.91

Selanjutnya hasil *confusion matrix* untuk *learning rate* sebesar 0.05 yang merujuk pada Lampiran 3, yang kemudian disimpulkan pada Tabel 4.13

Tabel 4. 13 Hasil *Confusion Matrix* pada 70:30 *Learning Rate* 0.05

TN	TP	FN	FP
29	27	3	1

Berdasarkan hasil prediksi tersebut didapatkan akurasi sebesar 0,933 pada skenario 2. Hasil *confusion matrix* untuk *precision*, *recall*, dan *f1-score* dari deteksi kanker payudara ditunjukkan pada Tabel 4.9.

Tabel 4. 14 Nilai *precision*, *recall*, *f1-score* pada 70:30 *learning rate* 0.05

Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Normal	0.91	0.97	0.94
Kanker	0.96	0.90	0.93

Pengujian selanjutnya dengan menggunakan *learning rate* sebesar 0.5 diperoleh *confusion matrix* yang merujuk pada Lampiran 3, yang kemudian disimpulkan pada Tabel 4.15.

Tabel 4. 15 Hasil *Confusion Matrix* pada 70:30 *learning rate* 0.5

TN	TP	FN	FP
29	27	3	1

Berdasarkan hasil prediksi tersebut didapatkan akurasi sebesar 0,8875 pada skenario 1. Hasil *confusion matrix* untuk *precision*, *recall*, dan *f1-score* dari deteksi kanker payudara ditunjukkan pada Tabel 4.10.

Tabel 4. 16 Nilai *precision*, *recall*, *f1-score* pada 70:30 *learning rate* 0.5

Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Normal	0.91	0.97	0.94
Kanker	0.96	0.90	0.93

4.3.3 Hasil Testing Ratio Data 80:20

Uji coba skenario ketiga dilakukan dengan split data 80:20 terhadap parameter *learning rate* 0.01, 0.05, dan 0.5. Pengujian menggunakan parameter *learning rate* 0.01 menghasilkan *confusion matrix* yang merujuk pada Lampiran 4, yang kemudian disimpulkan pada Tabel 4.17.

Tabel 4. 17 Hasil *Confusion Matrix* 80:20 *learning rate* 0.01

TN	TP	FN	FP
19	18	2	1

Berdasarkan hasil prediksi tersebut didapatkan hasil akurasi sebesar 0,925 pada skenario 3. Hasil *confusion matrix* untuk *precision*, *recall*, dan *f1-score* dari deteksi kanker payudara ditunjukkan pada Tabel 4.12.

Tabel 4. 18 Nilai *precision*, *recall*, *f1-score* pada 80:20 *learning rate* 0.01

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Normal	0.90	0.95	0.93
Kanker	0.95	0.90	0.92

Selanjutnya didapatkan hasil *confusion matrix* untuk *learning rate* sebesar 0.05 yang merujuk pada Lampiran 4, yang kemudian disimpulkan pada Tabel 4.19.

Tabel 4. 19 Hasil *Confusion Matrix* pada 80:20 *Learning Rate* 0.05

TN	TP	FN	FP
19	18	2	1

Berdasarkan hasil prediksi tersebut didapatkan akurasi sebesar 0,925 pada skenario 3. Hasil *confusion matrix* untuk *precision*, *recall*, dan *f1-score* dari deteksi kanker payudara ditunjukkan pada Tabel 4.9.

Tabel 4. 20 Nilai *precision*, *recall*, *f1-score* pada 80:20 *learning rate* 0.05

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Normal	0.90	0.95	0.93
Kanker	0.95	0.90	0.92

Pengujian selanjutnya didapatkan hasil *confusion matrix* dengan menggunakan *learning rate* sebesar 0.5 yang merujuk pada Lampiran 4, yang kemudian disimpulkan pada Tabel 4.21.

Tabel 4. 21 Hasil *Confusion Matrix* pada ratiodata 80:20 *Learning Rate* 0.5

TN	TP	FN	FP
19	18	2	1

Berdasarkan hasil prediksi tersebut didapatkan akurasi sebesar 0,8875 pada skenario 1. Hasil *confusion matrix* untuk *precision*, *recall*, dan *f1-score* dari deteksi kanker payudara ditunjukkan pada Tabel 4.22.

Tabel 4. 22 Nilai *precision*, *recall*, *f1-score* pada 80:20 *Learning Rate* 0.5

Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Normal	0.90	0.95	0.93
Kanker	0.95	0.90	0.92

4.4 Pembahasan

Hasil uji coba yang dilakukan dengan menggunakan 3 jenis pembagian ratio data yaitu 60:40, 70:30, dan 80:20 serta perubahan pada parameter *learning rate* 0.01, 0.05, dan 0.5 mampu menghasilkan tingkat akurasi seperti pada Tabel 4.23.

Tabel 4. 23 Hasil pengujian parameter

Rasio Data	<i>Learning rate</i>	Akurasi
60:40	0.01	87.5 %
	0.05	88.75 %
	0.5	88.75 %
70:30	0.01	91.6 %
	0.05	93.3 %
	0.5	93.3 %
80:20	0.01	92.5 %
	0.05	92.5 %
	0.5	92.5 %

Dataset yang digunakan pada penelitian ini diambil dari penelitian yang dilakukan oleh Al-Dhabyani W, et al. (2020). Dataset memiliki jumlah yang sama pada masing-masing kelas. Hal ini bertujuan untuk mencegah terjadinya ketidakseimbangan jumlah data antar kelas yang dapat mengakibatkan *oversampling* dan *undersampling* pada proses pelatihan model. Berdasarkan Tabel 4.23 dari pembagian ratio data dan variasi parameter *learning rate* menghasilkan

akurasi yang berbeda. Pada pengujian ratio data 60% data *training* dan 40% data *testing* dengan *learning rate* 0.01, 0.05 dan 0.5 menghasilkan akurasi sebesar 88.75%, pembagian ratio data 80% data *training* dan 20% data *testing* dengan *learning rate* 0.01, 0.05 dan 0.5 menghasilkan akurasi sebesar 92.5%. sedangkan pembagian ratio data 70% data *training* dan 30% data *testing* dengan *learning rate* 0.01, 0.05 dan 0.5 menghasilkan akurasi terbaik sebesar 93.3%. Hal ini menunjukkan pada kasus ini perubahan nilai parameter *learning rate* tidak berpengaruh besar terhadap kinerja model. Sedangkan untuk pemetaan data training yang terlalu kecil atau terlalu besar mengakibatkan hasil akurasi yang kurang optimal. Pada penelitian ini akurasi terbaik dihasilkan ketika menggunakan ratio data 70:30 dengan *learning rate* 0.05 dan 0.5 dimana pembagian ini berada ditengah-tengah antara ratio data 60:40 dan 80:40. Ini menunjukkan bahwa proporsi data *training* yang tepat memiliki peran penting dalam meningkatkan kinerja model. Ini sejalan dengan firman Allah pada Surah Al-Qamar ayat 49.

إِنَّا كُلَّ شَيْءٍ خَلَقْنَاهُ بِقَدَرٍ

“*Sesungguhnya Kami menciptakan segala sesuatu menurut ukuran.*” (QS. Al-Qamar:49)

Dalam Tafsir Jalalyn disebutkan (Sesungguhnya segala sesuatu itu Kami) dinashabkan oleh Fi'il yang terdapat pada firman selanjutnya yang berfungsi menafsirkannya (ciptakan menurut ukuran) masing-masing. Menurut suatu qiraat lafal Kulla dibaca Kullu dan dianggap sebagai Muftada, sedangkan Khabarnya adalah lafal Khalaqnaahu. Kemudian dalam surah Al-A'la ayat 1-3.

سَبِّحْ اسْمَ رَبِّكَ الْأَعْلَى ۝ ١ الَّذِي خَلَقَ فَسَوَّى ۝ ٢ وَالَّذِي قَدَّرَ فَهَدَى ۝ ٣

"Sucikanlah nama Tuhanmu Yang Mahatinggi, yang menciptakan, lalu menyempurnakan (ciptaan-Nya), yang menentukan kadar (masing-masing) dan memberi petunjuk," (QS. Al-A'la:1-3)

Dalam tafsir Jalalayn disebutkan (Sucikanlah nama Rabbmu) maksudnya sucikanlah Dia dari sifat-sifat yang tidak layak bagi-Nya lafal Ismu adalah lafal Za'id (Yang Maha Tinggi) lafal Al-A'laa berkedudukan sebagai kata sifat bagi lafal Rabbika. (Yang menciptakan lalu menyempurnakan) ciptaan-Nya, yakni Dia menjadikan makhluk-Nya itu seimbang semua bagianbagiannya dan tidak pincang atau berbeda-beda. (Dan Yang menentukan) apa yang dikehendaki-Nya (dan Yang memberi petunjuk) kepada apa yang telah ditentukan-Nya berupa amal kebaikan dan amal keburukan. Ayat tersebut sejalan dengan hasil dalam penelitian ini dimana dengan pembagian rasiodata dan pemilihan parameter yang tepat sesuai dengan ukuran dan kadarnya dapat memberikan hasil akurasi yang baik dalam model. Sehingga sistem deteksi kanker payudara diharapkan memberikan manfaat bagi pihak-pihak terkait. Hal ini dianjurkan dalam ajaran Islam untuk membantu orang yang sedang kesulitan yang dijelaskan pada surah Al-Maidah ayat 2 tentang tolong menolong.

وَتَعَاوَنُوا عَلَى الْبِرِّ وَالتَّقْوَىٰ وَلَا تَعَاوَنُوا عَلَى الْإِثْمِ وَالْعُدْوَانِ يَوْمَئِذٍ اللَّهُ لِلَّهِ شَدِيدُ الْعِقَابِ

"Dan tolong-menolonglah kamu dalam (mengerjakan) kebajikan dan takwa, dan jangan tolong-menolong dalam berbuat dosa dan pelanggaran. Dan bertakwalah kamu kepada Allah, sesungguhnya Allah amat berat siksa-Nya" (QS. Al-Mâidah:2)

Dalam tafsir Jalalayn (Bertolong-tolonglah kamu dalam kebaikan) dalam mengerjakan yang dititahkan (dan ketakwaan) dengan meninggalkan apa-apa yang

dilarang (dan janganlah kamu bertolong-tolongan) pada ta`aawanu dibuang salah satu di antara dua ta pada asalnya (dalam berbuat dosa) atau maksiat (dan pelanggaran) artinya melampaui batas-batas ajaran Allah. (Dan bertakwalah kamu kepada Allah) takutlah kamu kepada azab siksa-Nya dengan menaati-Nya (sesungguhnya Allah amat berat siksa-Nya) bagi orang yang menentang-Nya.

Sistem ini diharapkan dapat menolong dalam kebaikan yaitu membantu para ahli medis terutama dokter radiologi dalam mendiagnosa penyakit kanker payudara. Namun sebagai pasien juga harus melakukan pengecekan apabila sudah merasa ada gejala atau tanda-tanda agar dapat melakukan pengobatan terhadap penyakit yang dideritanya. Karena hukum berobat berbeda-beda sesuai dengan situasi dan kondisi tertentu (حسب الظروف). Bisa haram, bisa juga makruh, mubah, sunnah, atau bahkan dalam hal-hal tertentu bisa menjadi wajib (Badrudin 2020).

Namun, Pada dasarnya berobat sangat dianjurkan dalam agama Islam, dikarenakan salah satu tujuan syari'at Islam ditegakkan adalah untuk memelihara jiwa dan raga. Dalam hal ini ada beberapa hadits yang menjadi alasan dianjurkannya berobat.

إن الله تعالى أنزل الداء والدواء وجعل لكل داء دواء فتداؤوا ولا تداؤوا بالحرام ل

“Sesungguhnya Allah menurunkan penyakit dan obatnya dan menjadikan bagi setiap penyakit ada obatnya. Maka berobatlah kalian, dan jangan kalian berobat dengan yang haram” (HR. Dawud)

Di dalam hadits tersebut menunjukkan Nabi menganjurkan kepada umatnya untuk segera berobat ketika sakit. Nabi tak melarang seseorang yang sakit untuk berobat. Karena berobat merupakan suatu ikhtiar untuk segera sembuh dari penyakit.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Data yang digunakan dalam penelitian merupakan data citra *ultrasonografi* payudara perempuan yang bersumber dari website resmi PubMed NCBI dengan jumlah 200 citra normal dan kanker (abnormal). Sebelum memasuki tahap implementasi metode dilakukan *pre-processing image* yaitu grayscale, *gaussian filter* dan *thresholding* serta ekstraksi fitur menggunakan GLCM. Percobaan yang dilakukan menggunakan 3 model yaitu model 1, model 2 dan model 3. Model 1 menggunakan perbandingan ratio data *training* dan *testing* 60:40. Model 2 menggunakan perbandingan ratio data *training* dan *testing* 70:30. Model 3 menggunakan perbandingan ratio *data training dan testing* 80:20. Pada setiap model menggunakan variasi *learning rate* yang berbeda-beda yaitu 0.01, 0.05 dan 0.5. Berdasarkan percobaan tersebut hasil prediksi dari sistem deteksi kanker payudara menggunakan metode *neural network* menghasilkan akurasi terbaik pada model 2 dengan akurasi sebesar 93.3%.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil uji coba yang telah dilakukan, penulis menyadari bahwa terdapat beberapa hal yang dapat diperbaiki guna mencapai hasil yang lebih optimal. Untuk peneliti selanjutnya diharapkan :

- 1) Metode yang diterapkan dalam penelitian ini adalah *neural network*. Peneliti berikutnya dapat mempertimbangkan penerapan metode alternatif seperti *Regresi Linear*, KNN, dan sebagainya.
- 2) Melakukan Pembangunan model *Neural Network* dengan arsitektur dan nilai parameter yang berbeda.
- 3) Dapat dibuat sebuah website guna meningkatkan interaktivitas dan mempermudah proses prediksi.

DAFTAR PUSTAKA

- Al-Dhabyani W, Gomaa M, Khaled H, and Fahmy A. Dataset of breast ultrasound images. *Data in Brief*. 2020 Feb;28:104863. DOI: 10.1016/j.dib.2019.104863.
- Aviana, Ruthie, Lisna Astuti, I. Gst, Agung Gd, and Mahendra Wijaya. 2019. "Akurasi Ultrasonografi Dalam Mendiagnosis Kanker Payudara Di Rsup Sanglah Denpasar." *Medika Udayana* 9(9):2597–8012.
- Beger, Hans G., Bettina Rau, Frank Gansauge, Gerd Leder, Michael Schwarz, and Bertram Poch. 2022. "Cancer Facts & Figures 2022." *American Cancer Society* 105(14):255–62.
- Depinta, Ledyva, and Zulfi Abdullah. 2017. "Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Untuk Deteksi Penyakit Tuberculosis (TB) Paru Dari Citra Rontgen." *Jurnal Fisika Unand* 6(1):61–66. doi: 10.25077/jfu.6.1.61-66.2017.
- Evandari, Kristhina, M. Arief Soeleman, and Ricardus Anggi Pramunendar. 2023. "BPNN Optimization With Genetic Algorithm For Classification of Tobacco Leaves With GLCM Extraction Features." *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)* 7(2):293–301. doi: 10.29207/resti.v7i2.4743.
- Eyupoglu, Can. 2017. "Breast Cancer Classification Using K-Nearest." *International Science and Technology Conference* 8(3):150–55.
- Hyperastuty, Agoes Santika, Anny Setijo R, and Riries R. 2017. "Artificial Neural Network Dalam Menentukan Grading Histopatologi Kanker Payudara." *Jurnal Biosains Pascasarjana* 19(2):176. doi: 10.20473/jbp.v19i2.2017.176-188.
- Imam Jalaludin Muhammad bin Ahmad Mahalli dan Syaikh Jalaluddin Abdurahman bin Abi Bakar Suyuti. 2010. "Terjemah Tafsir Jalalain." 1–402.
- Janghel, R. R., Anupam Shukla, Ritu Tiwari, and Rahul Kala. 2010. "Breast Cancer Diagnosis Using Artificial Neural Network Models." *Proceedings - 3rd International Conference on Information Sciences and Interaction Sciences, ICIS 2010 (CI)*:89–94. doi: 10.1109/ICICIS.2010.5534716.
- Juwita, Ayu Ratna, and Achmad Solichin. 2018. "Batik Pattern Identification Using GLCM and Artificial Neural Network Backpropagation." *Proceedings of the 3rd International Conference on Informatics and Computing, ICIC 2018* 1–6. doi: 10.1109/IAC.2018.8780412.
- Khilmawan, Muhammad Rizqi, and Aditya Akbar Riadi. 2018. "Implementasi Pengurangan Noise Pada Citra Tulang Menggunakan Metode Median Filter

Dan Gaussian Filter.” *JIPi (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)* 3(2):116–21. doi: 10.29100/jipi.v3i2.865.

Kurniasari, Dian, Ranti Vidia Mahyunis, Aang Nuryaman, Natural Science, Lampung Jl, Sumantri Brojonegoro No, Gedong Meneng, and Bandar Lampung. 2023. “Implementation of Artificial Neural Network (ANN) Using Backpropagation Algorithm By Comparing Four Activation.” 93–105.

Latif, Ghazanfar, Mohammad O. Butt, Faisal Yousif Al Anezi, and Jaafar Alghazo. 2020. “Ultrasound Image Despeckling and Detection of Breast Cancer Using Deep CNN.” *Proceedings - 2020 RIVF International Conference on Computing and Communication Technologies, RIVF 2020*. doi: 10.1109/RIVF48685.2020.9140767.

Lestandy, Merinda. 2022. “Deteksi Dini Kanker Payudara Menggunakan Metode Convolution Neural Network (CNN).” *Inspiration: Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi* 12(1):65. doi: 10.35585/inspir.v12i1.2667.

Manik, Fuzy Yustika, and Kana Saputra Saragih. 2017. “Klasifikasi Belimbing Menggunakan Naïve Bayes Berdasarkan Fitur Warna RGB.” *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)* 11(1):99. doi: 10.22146/ijccs.17838.

Meisner, Angela L. W., M. Houman Fekrazad, and Melanie E. Royce. 2008. “Breast Disease: Benign and Malignant.” *Medical Clinics of North America* 92(5):1115–41. doi: 10.1016/j.mcna.2008.04.003.

Pawar, Punam S., and Dharmaraj R. Patil. 2013. “Breast Cancer Detection Using Neural Network Models.” *Proceedings - 2013 International Conference on Communication Systems and Network Technologies, CSNT 2013* 568–72. doi: 10.1109/CSNT.2013.122.

Permata, Endi, Ri Munarto, Indra Ginanjar, Jurusan Pendidikan, Teknik Elektro, Fakultas Keguruan, Ilmu Pendidikan, Universitas Sultan, and Ageng Tirtayasa. 2016. “Klasifikasi Glaukoma Menggunakan Neural Network Backpropagation.” *Prosiding SENTIA* 8:158–63.

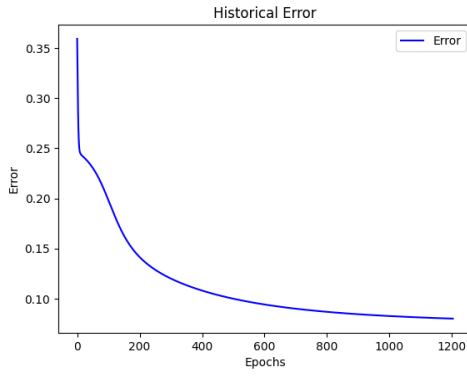
Praseptiyana, Winda Ika, Agus Wahyu Widodo, and Muh Arif Rahman. 2019. “Pemanfaatan Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Untuk Deteksi Melasma Pada Citra Wajah.” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer* 3(11):10402–9.

Resmiati, Rina, Toni Arifin, Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Adhirajasa, and Reswara Sanjaya. 2021. “Klasifikasi Pasien Kanker Payudara Menggunakan Metode Support Vector Machine Dengan Backward Elimination.” 10:381–93.

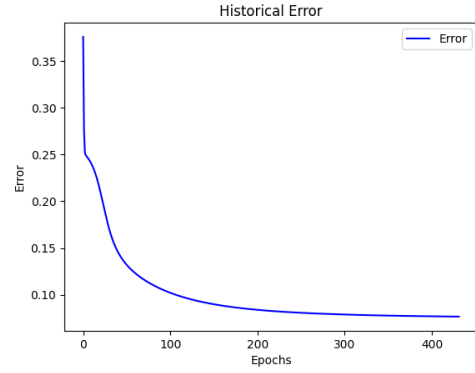
- Rindengan, Altien J., and Mans Mananohas. 2017. "Segmentasi Citra Digital Ikan Menggunakan Metode Thresholding." *Jurnal Ilmiah Sains* 17(2):161. doi: 10.35799/jis.17.2.2017.18128.
- Romodhon, Rizki, and Abdiansah. 2012. "Ekstraksi Bentuk Janin Pada Citra Hasil USG 3 Dimensi Menggunakan Deteksi Tepi Canny." *Journal of Research in Computer Science and Applications* I(I):1–6.
- Saepi, Asep. 2018. "Teknologi Dalam Al-Qur'an." *Jurnal Ilmiah Islam Futura* 6(2):70.
- Suhartono, Vincent, and Catur Supriyanto. 2015. "Prediksi Penyakit Kanker Payudara Menggunakan Artificial Neural Network." *Jurnal Teknologi Informasi* 11(1):1–12.
- Sunandar, Hery. 2017. "Perbaikan Kualitas Citra Menggunakan Metode Gaussian Filter." *MEANS (Media Informasi Analisa Dan Sistem)* 2(1):19–22. doi: 10.54367/means.v2i1.18.
- Wahyudi, erwin, dedi Triyanto, and ikhwan Ruslianto. 2015. "Identifikasi Teks Dokumen Menggunakan Metode Projection Dan Template Matching." *Coding* 3(2):1–10.
- Zamani, Adam Mizza, and Bilqis Amaliah. 2012. "Implementasi Algoritma Genetika Pada Struktur Backpropagation Neural Network Untuk Klasifikasi Kanker Payudara." 1.

LAMPIRAN

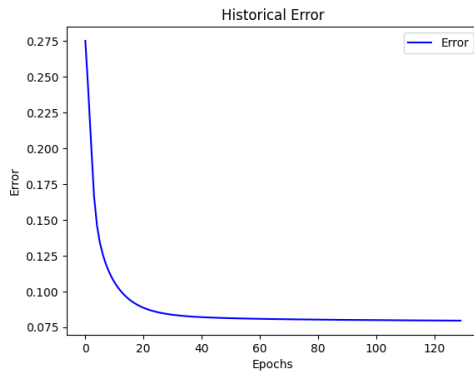
Lampiran 1 : Grafik Konvergensi Hasil Training



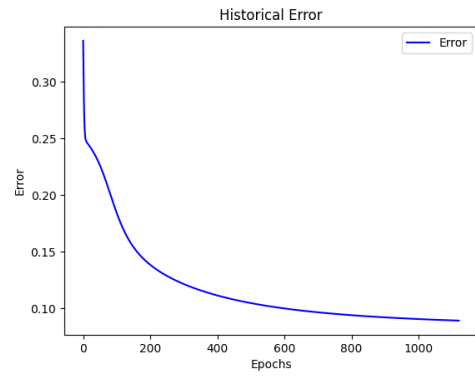
(a) Rasiodata 60:40 Learning rate 0.01



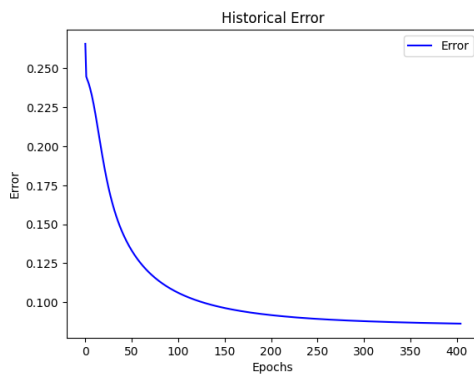
(b) Rasiodata 60:40 Learning rate 0.05



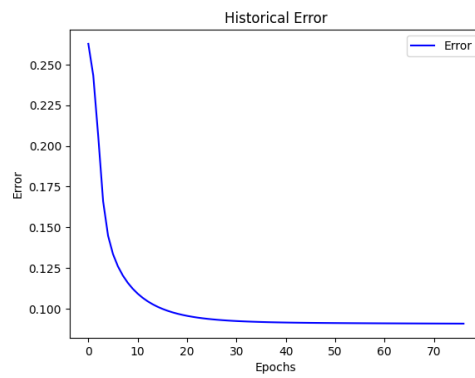
(c) Rasiodata 60:40 Learning rate 0.5



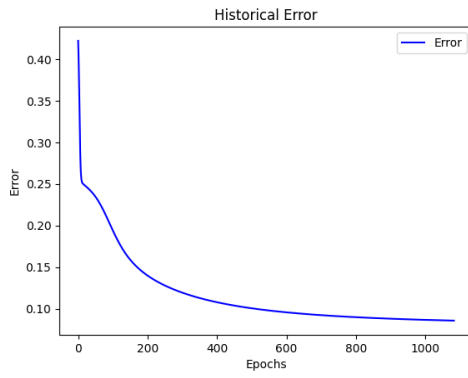
(d) Rasiodata 70:30 Learning rate 0.01



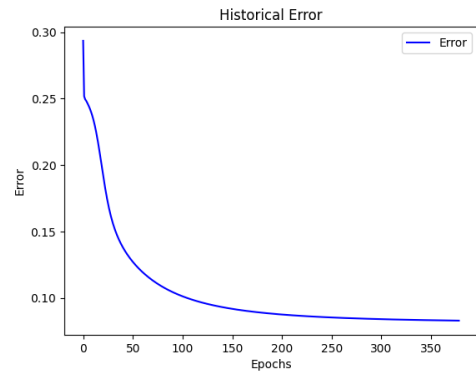
(e) Rasiodata 70:30 Learning rate 0.05



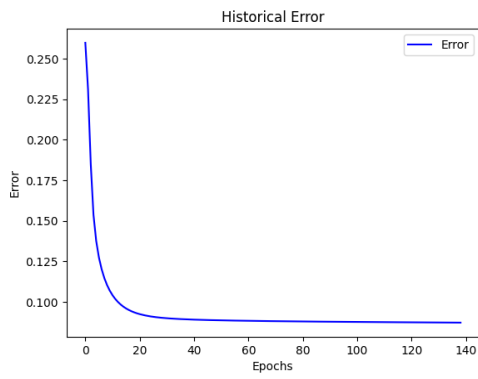
(f) Rasiodata 70:30 Learning rate 0.5



(g) Rasiodata 80:20 Learning rate 0.01



(h) Rasiodata 80:20 Learning rate 0.05



(i) Rasiodata 80:20 Learning rate 0.5

Lampiran 2 : Hasil Prediksi Ratio Data 60:40

No	<i>Learning Rate</i>					
	0.01		0.05		0.5	
	Aktual	Prediksi	Aktual	Prediksi	Aktual	Prediksi
1	0	0	0	0	0	0
2	1	1	1	1	1	1
3	1	1	1	1	1	1
4	1	1	1	1	1	1
5	1	1	1	1	1	1
6	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0
10	1	0	1	0	1	0
11	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0
13	1	0	1	0	1	0
14	1	1	1	1	1	1
15	0	0	0	0	0	0
16	0	0	0	0	0	0
17	0	0	0	0	0	0
18	1	1	1	1	1	1
19	1	1	1	1	1	1
20	1	1	1	1	1	1
21	0	0	0	0	0	0
22	0	0	0	0	0	0
23	0	0	0	0	0	0
24	1	1	1	1	1	1
25	0	0	0	0	0	0
26	0	0	0	0	0	0
27	1	1	1	1	1	1
28	1	1	1	1	1	1
29	0	1	0	1	0	1
30	1	1	1	1	1	1
31	0	0	0	0	0	0
32	1	1	1	1	1	1
33	1	1	1	1	1	1
34	1	1	1	1	1	1
35	0	0	0	0	0	0
36	1	1	1	1	1	1
37	0	0	0	0	0	0
38	1	1	1	1	1	1
39	1	1	1	1	1	1

40	0	0	0	0	0	0
41	0	0	0	0	0	0
42	1	0	1	1	1	1
43	1	0	1	0	1	0
44	1	1	1	1	1	1
45	1	1	1	1	1	1
46	1	1	1	1	1	1
47	1	1	1	1	1	1
48	0	0	0	0	0	0
49	0	0	0	0	0	0
50	1	1	1	1	1	1
51	1	1	1	1	1	1
52	0	0	0	0	0	0
53	0	0	0	0	0	0
54	1	1	1	1	1	1
55	0	0	0	0	0	0
56	0	0	0	0	0	0
57	0	0	0	0	0	0
58	1	1	1	1	1	1
59	0	0	0	0	0	0
60	0	0	0	0	0	0
61	1	1	1	1	1	1
62	1	0	1	0	1	0
63	1	1	1	1	1	1
64	0	0	0	0	0	0
65	0	1	0	1	0	1
66	0	0	0	0	0	0
67	1	1	1	1	1	1
68	1	0	1	1	1	1
69	1	1	1	1	1	1
70	1	1	1	1	1	1
71	1	0	1	0	1	0
72	1	0	1	0	1	0
73	1	0	1	0	1	0
74	0	0	0	0	0	0
75	1	1	1	1	1	1
76	1	1	1	1	1	1
77	1	1	1	1	1	1
78	0	0	0	0	0	0
79	1	1	1	1	1	1
80	0	0	0	0	0	0

Lampiran 3 : Hasil Prediksi Ratio Data 70:30

No	<i>Learning Rate</i>					
	0.01		0.05		0.5	
	Aktual	Prediksi	Aktual	Prediksi	Aktual	Prediksi
1	0	0	0	0	0	0
2	1	1	1	1	1	1
3	1	1	1	1	1	1
4	1	1	1	1	1	1
5	1	1	1	1	1	1
6	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0
10	1	0	1	0	1	0
11	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0
13	1	0	1	0	1	0
14	1	1	1	1	1	1
15	0	0	0	0	0	0
16	0	0	0	0	0	0
17	0	0	0	0	0	0
18	1	1	1	1	1	1
19	1	1	1	1	1	1
20	1	1	1	1	1	1
21	0	0	0	0	0	0
22	0	0	0	0	0	0
23	0	0	0	0	0	0
24	1	1	1	1	1	1
25	0	0	0	0	0	0
26	0	0	0	0	0	0
27	1	1	1	1	1	1
28	1	1	1	1	1	1
29	0	1	0	1	0	1
30	1	1	1	1	1	1
31	0	0	0	0	0	0
32	1	1	1	1	1	1
33	1	1	1	1	1	1
34	1	1	1	1	1	1
35	0	0	0	0	0	0
36	1	1	1	1	1	1
37	0	0	0	0	0	0
38	1	1	1	1	1	1
39	1	1	1	1	1	1

40	0	0	0	0	0	0
41	0	0	0	0	0	0
42	1	0	1	1	1	1
43	1	0	1	0	1	0
44	1	1	1	1	1	1
45	1	1	1	1	1	1
46	1	1	1	1	1	1
47	1	1	1	1	1	1
48	0	0	0	0	0	0
49	0	0	0	0	0	0
50	1	1	1	1	1	1
51	1	1	1	1	1	1
52	0	0	0	0	0	0
53	0	0	0	0	0	0
54	1	1	1	1	1	1
55	0	0	0	0	0	0
56	0	0	0	0	0	0
57	0	0	0	0	0	0
58	1	1	1	1	1	1
59	0	0	0	0	0	0
60	0	0	0	0	0	0

Lampiran 4 : Hasil Prediksi Ratio Data 80:20

<i>Learning Rate</i>						
No	0.01		0.05		0.5	
	Aktual	Prediksi	Aktual	Prediksi	Aktual	Prediksi
1	0	0	0	0	0	0
2	1	1	1	1	1	1
3	1	1	1	1	1	1
4	1	1	1	1	1	1
5	1	1	1	1	1	1
6	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0
10	1	0	1	0	1	0
11	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0
13	1	0	1	0	1	0
14	1	1	1	1	1	1
15	0	0	0	0	0	0
16	0	0	0	0	0	0
17	0	0	0	0	0	0

18	1	1	1	1	1	1
19	1	1	1	1	1	1
20	1	1	1	1	1	1
21	0	0	0	0	0	0
22	0	0	0	0	0	0
23	0	0	0	0	0	0
24	1	1	1	1	1	1
25	0	0	0	0	0	0
26	0	0	0	0	0	0
27	1	1	1	1	1	1
28	1	1	1	1	1	1
29	0	1	0	1	0	1
30	1	1	1	1	1	1
31	0	0	0	0	0	0
32	1	1	1	1	1	1
33	1	1	1	1	1	1
34	1	1	1	1	1	1
35	0	0	0	0	0	0
36	1	1	1	1	1	1
37	0	0	0	0	0	0
38	1	1	1	1	1	1
39	1	1	1	1	1	1
40	0	0	0	0	0	0