

KLASIFIKASI KANKER PAYUDARA MENGGUNAKAN CITRA TERMAL BERDASARKAN FILTER GABOR

Listia Sukma Putri^{1*}, Fitri Arnia², Rusdha Muharar³

Universitas Syiah Kuala, Banda Aceh, Aceh, Indonesia^{1,2,3}

Email: listia.sp@mhs.unsyiah.ac.id*

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengambil nilai fitur dari citra termal payudara melalui ekstraksi fitur Filter Gabor, dengan fokus pada *mean*, *variance*, *kurtosis*, *skewness*, dan *entropi*, serta untuk mengevaluasi kinerja tiga metode klasifikasi, yaitu *K-Nearest Neighbor (KNN)*, *Support Vector Machine (SVM)*, dan *Artificial Neural Network (ANN)*. Kanker payudara merupakan masalah kesehatan yang serius, terutama bagi perempuan, karena potensial menyebabkan kematian. Dalam upaya mengurangi risiko kematian, penelitian dilakukan untuk mendeteksi kanker secara dini, termasuk menggunakan termografi. Metode ini memanfaatkan suhu dari objek untuk mendeteksi kanker, dimana pola suhu yang berbeda di area payudara yang terkena kanker dapat diamati karena peningkatan aliran darah. Penelitian menggunakan citra termal dari *Database for Mastology Research (DMR)* sebanyak 150 citra, dengan 108 citra sehat dan 42 citra sakit. Fitur tekstur diekstraksi menggunakan Filter Gabor dengan variasi skala dan sudut orientasi tertentu. Hasilnya diuji dengan beberapa metode klasifikasi, dimana ANN menunjukkan akurasi tertinggi yaitu 88.88%, diikuti oleh KNN dengan 86.66% dan SVM dengan 84.44%. Hasil ini menegaskan bahwa termografi bersama dengan ekstraksi fitur tekstur dan algoritma pembelajaran mesin dapat efektif dalam mendeteksi kanker payudara secara dini, menawarkan potensi diagnosis dini dan manajemen penyakit yang efektif.

Keywords: Deteksi Kanker Payudara, Citra Termal, Filter Gabor, *K-Nearest Neighbor*, *Support Vector Machine*, *Artificial Neural Network*

Abstract

This study aims to extract feature values from thermal breast images using Gabor Filter feature extraction, focusing on mean, variance, kurtosis, skewness, and entropy, and to evaluate the performance of three classification methods, namely K-Nearest Neighbor (KNN), Support Vector Machine (SVM), and Artificial Neural Network (ANN). Breast cancer is a serious health issue, especially for women, as it can potentially lead to death. In an effort to reduce mortality risks, research is conducted to detect cancer early, including the use of thermography. This method utilizes temperature from objects to detect cancer, where different temperature patterns in breast areas affected by cancer can be observed due to increased blood flow. The study employs thermal images from the Database for Mastology Research (DMR), consisting of 150 images, with 108 healthy and 42 diseased images. Texture features are extracted using Gabor Filter with variations in scale and orientation angles. The results are tested using several classification methods, with ANN showing the highest accuracy of 88.88%, followed by KNN with 86.66% and SVM with 84.44%. These findings confirm that thermography, along with texture feature extraction and machine learning algorithms, can effectively detect breast cancer early, offering potential for early diagnosis and effective disease management.

Keywords: Breast cancer detection, thermal image, Gabor filter, *K-Nearest Neighbor*, *Support Vector Machine*, *Artificial Neural Network*

Pendahuluan

Kanker menjadi penyebab utama kematian di seluruh dunia yaitu sekitar 9.6 juta kematian di tahun 2018, dan disebutkan bahwa kanker yang paling umum di derita yaitu kanker paru-paru, payudara, kanker usus besar (*kolorektal*), prostat, kanker kulit serta perut (Angelica, 2024; WHO, 2018). Kanker payudara paling umum diderita oleh wanita dan berada di urutan kedua dengan 2.09 juta kasus (Sa'adati, 2021). Usia rata-rata diagnosis adalah 60 tahun, 78% diantaranya terjadi pada wanita diatas usia 50 tahun, dan usia dibawah 40 tahun sebanyak 6% (Lashkari, 2010). Meskipun banyak penyebab kanker yang tidak diketahui, namun usia menjadi suatu hal yang penting karena dapat menjadi salah satu pemicu terjadinya kanker. Pasien yang telah didiagnosis kanker sanggup bertahan hidup selama lebih dari 5 tahun, dimana 95% merupakan penderita kanker awal dan 23% penderita kanker serius (Lashkari, 2010). Jumlah kematian akibat kanker payudara diperkirakan pada tahun 2021 akan mencapai 2.5 juta kasus (Ma et al., 2019), hal ini mengalami peningkatan jika dibandingkan dengan 2018. Oleh karena itu berbagai upaya pencegahan dan deteksi dini sangat penting untuk dilakukan.

Saat ini prosedur rutin yang dilakukan untuk mendeteksi kanker payudara adalah pemeriksaan fisik dan mamografi. Mamografi merupakan salah satu pemeriksaan payudara dengan menggunakan sinar x-ray dosis rendah (Khan & Arora, 2018; Lashkari, 2010). Namun, kedua prosedur ini biasanya tidak dapat mendeteksi kanker stadium awal, dan kanker baru akan ditemukan pada stadium pertengahan hingga akhir. Mamografi dapat mendeteksi tumor rata-rata dengan ukuran 1.66 cm dan thermografi dengan ukuran 1.28 cm (Khan & Arora, 2018). Penelitian terkait deteksi kanker menggunakan citra mammogram telah dilakukan (Lashkari, 2010), yaitu dengan menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan dan Filter Gabor. Hal ini dilakukan untuk menentukan bentuk kelainan pada jaringan payudara dengan deskripsi yang jelas dari jaringan payudara. Tujuan dari penelitian tersebut adalah mengklasifikasi payudara menjadi kelas normal dan abnormal secara otomatis, menghemat waktu radiologi, selanjutnya meningkatkan akurasi dan hasil diagnosis.

Selain menggunakan mamografi, beberapa teknik lainnya juga dapat dilakukan untuk deteksi kanker, seperti penelitian (Sahar et al., 2017) yang menggunakan *Ultrasonography* (USG) untuk deteksi kelainan jaringan abnormal pada payudara, ada pula yang menggunakan *Magnetic Resonance Imaging* (MRI), namun sebagian pasien merasa tidak nyaman karena penggunaan magnet yang kuat (Ma et al., 2019).

Metode pendeteksian kanker terus berkembang dan saat ini dapat pula menggunakan citra termogram dengan memanfaatkan temperatur berdasarkan ciri dari penyakit kanker yaitu pertumbuhan sel yang tidak normal dan dapat dimulai di hampir semua organ atau jaringan tubuh (Sariyati, 2023). Kanker biasanya menyerang jaringan bagian tubuh yang berdampingan dan dapat pula menyebar ke organ lain. Hal ini disebabkan oleh hilangnya sistem kontrol dan mekanisme normal pada tubuh. Penelitian secara klinis membuktikan bahwa suhu tertentu pada bagian tubuh yang berbeda dapat dikaitkan dengan kondisi normal dan abnormal (Nola & Kolanc, 2015). Pada tubuh yang sehat, sel-sel akan berkembang sebagaimana semestinya secara normal. Pada tahun 1956 salah seorang ilmuwan bernama Lawson menemukan jaringan kulit pasien kanker payudara memiliki suhu kulit yang lebih tinggi pada bagian kanker dibandingkan dengan jaringan normal sekitarnya dan aliran darah pada vena lebih hangat dibandingkan dari suplai arteri (Nola & Kolanc, 2015). Berkembangnya sel-sel kanker pada area payudara dapat menjadi penyebab aliran darah maupun pembuluh darah menjadi tidak lancar dan tidak teratur. Berdasarkan aktivitas tinggi di jaringan sel yang abnormal, memberikan indikasi temperatur pada area tersebut menjadi lebih tinggi daripada area sekitarnya yang

normal (Nola & Kolanc, 2015). Salah satu perangkat fotografi, yaitu kamera inframerah dapat digunakan untuk mendeteksi variasi pancaran radiasi inframerah pada suatu objek berdasarkan pada perbedaan suhu atau temperatur. Pada proses pendeteksian citra termal payudara akan dicari wilayah dengan temperatur berbeda yang mencerminkan kelainan lokal, yaitu wilayah yang diduga terjangkit kanker (Nola & Kolanc, 2015).

Penelitian terkait kanker payudara berdasarkan citra termal juga telah banyak dilakukan, diantaranya adalah deteksi kanker payudara berdasarkan entropi dan histogram (Nurhayati et al., 2011). Entropi merupakan nilai statistik acak yang dapat digunakan sebagai ciri tekstur dari citra abu-abu dan histogram bertujuan untuk mendapatkan sebaran nilai intensitas piksel suatu citra berdasarkan kecerahan dan kontras gambar. Selanjutnya hasil proses dianalisis berdasarkan nilai perhitungan *statistic mean*, standar deviasi dan nilai entropi. Pada penelitian lainnya ada yang bertujuan untuk membandingkan beberapa metode klasifikasi yang berbeda yaitu *Support Vector Machine*, *Naive Bayes* dan *K-Nearest Neighbor* untuk deteksi kanker berdasarkan citra mamogram dan termogram. Metode yang sama digunakan untuk mamogram dan termogram menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrices* (GLCM), dan berdasarkan ketiga metode klasifikasi tersebut menunjukkan bahwa SVM menghasilkan klasifikasi paling baik yaitu mencapai 83.7% untuk citra mamogram dan 88% untuk termogram (Milosevic et al., 2015).

Salah satu metode yang sering digunakan untuk identifikasi citra biometrik adalah filter gabor. Pada penelitian (Rahman & Bhuiyan, 2008) ini menerapkan algoritma *Elastic Bunch Graph Map* (EBGM) dengan menggunakan filter gabor berdasarkan 5 skala dan 8 sudut untuk pengenalan wajah. Kemudian akan diambil nilai titik intensitas maksimum yang ditemukan dan ditandai pada setiap citra sebagai titik acuan. Titik maksimum ini dikenal sebagai titik fidusia. Untuk proses pengenalan dilakukan dengan mengukur jarak setiap titik acuan citra tersebut menggunakan pengukuran jarak yaitu *euclidean*. Ketika dibandingkan jika terjadi kecocokan dengan citra yang ada pada database maka itu artinya citra tersebut berhasil dikenali, dan pada penelitian tersebut berdasarkan 70 citra yang di uji coba, 66 gambar dinyatakan cocok dan 4 gambar tidak cocok sehingga akurasi mencapai 94.29% (Rahman & Bhuiyan, 2008).

Metode ekstraksi ciri gabor filter yang memiliki parameter frekuensi dan orientasi juga digunakan untuk identifikasi kain Tapis Lampung. Kain berbentuk sarung ini biasanya dipakai oleh wanita suku lampung. Data yang digunakan adalah citra kain dengan 3 jenis yaitu Bintang Perak, Sasab, dan Gunung Beradu, dengan total dataset 525 masing-masing jenis kain tapis berjumlah 175 citra. Selanjutnya untuk klasifikasi masing-masing jenis kain tapis menggunakan *Probability Neural Network* (PNN) dan berdasarkan gabungan metode tersebut diperoleh akurasi sebesar 96% (Tanjung & Andrian, 2020).

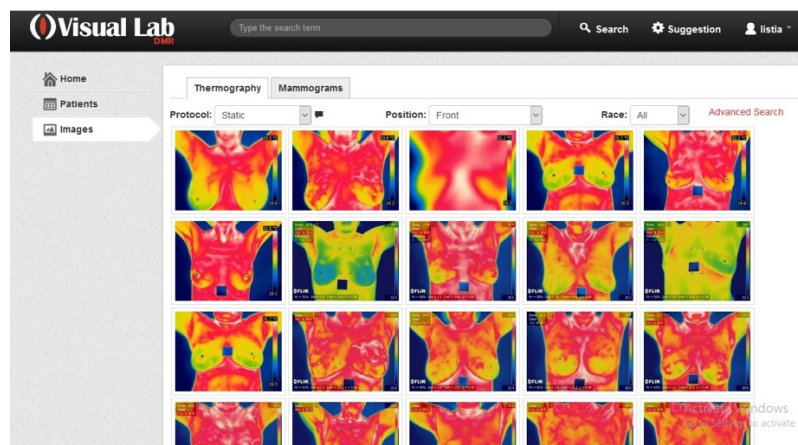
Pada tahun 2018, deteksi kanker payudara menggunakan citra thermal, dengan dataset yang berasal dari *Database for Mastology Research* (DMR) juga telah dilakukan yaitu berupa ekstraksi fitur menggunakan filter gabor dan selanjutnya kondisi normal dan abnormal di klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine* (SVM), dimana dengan menggunakan metode tersebut menghasilkan 84.5% (Khan & Arora, 2018). Di tahun yang sama pula penelitian lainnya dilakukan yaitu berdasarkan Histogram statistik dan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk ekstraksi fitur dan metode KNN untuk klasifikasi. Pada penelitian tersebut dinyatakan bahwa dari beberapa fitur GLCM yang diuji yaitu energi homogenitas dan kontras memiliki perbedaan yang signifikan antara sehat dan sakit begitu pula dengan beberapa fitur statistik yang di uji, nilai *mean*, entropi, dan *skewness* dapat menunjukkan apakah termogram tersebut memiliki kanker atau tidak (Rasyid et al., 2018).

Berdasarkan uraian tersebut diatas, dapat dipahami bahwa tekstur termal merupakan bagian penting dalam mendeteksi kanker payudara, dan pada penelitian ini akan menerapkan Filter Gabor sebagai metode ekstraksi fitur. Ekstraksi fitur ini bertujuan untuk memunculkan ciri pada suatu citra berdasarkan kombinasi orientasi dan skala, selain itu metode ini juga sering digunakan dalam mengekstraksi ciri biometrik. Selanjutnya untuk proses pengklasifikasian akan menggunakan beberapa metode klasifikasi yaitu *K-Nearest Neighbor* (KNN), *Support Vector Machine* (SVM) dan *Artificial Neural Network* (ANN). Perpaduan metode ini diharapkan mampu menjadi alternatif untuk pendeteksian kanker payudara sehingga penderita dapat ditangani dengan cepat dan kesempatan untuk bertahan hidup dapat ditingkatkan. Selain itu dengan menggunakan beberapa metode klasifikasi, akan diketahui metode klasifikasi mana yang memiliki tingkat akurasi paling tinggi untuk pendeteksian kanker payudara terhadap citra termal.

Penelitian ini bertujuan untuk; (1) mendapatkan nilai fitur citra termal payudara dari ekstraksi fitur Filter Gabor berdasarkan nilai *mean*, *variance*, *kurtosis*, *skewness*, *entropi*, dan (2) mengukur kinerja berdasarkan tiga (3) metode klasifikasi yaitu *K-Nearest Neighbor* (KNN), *Support Vector Machine* (SVM) dan *Artificial Neural Network* (ANN).

Metode Penelitian

Objek pada penelitian ini berasal dari *Database for Mastology Research* (DMR) yang berupa dataset sampel citra termal payudara dengan diagnosa sehat dan sakit. DMR merupakan basis data yang dapat digunakan sebagai penunjang penelitian yang terkait dengan citra termal payudara. Untuk peralatan yang digunakan pada dataset tersebut adalah kamera termal FLIR model SC620, yang memiliki sensitivitas range kurang dari 0.04 dan standar capture -40 ke 500. Seluruh gambar masing-masing memiliki dimensi yang sama yaitu 640x480 pixel. Kondisi ruangan yang digunakan yaitu suhu antara 20°, tidak ada jendela, tidak ada bukaan dan tidak ada aliran udara yang diarahkan ke pasien. Hanya lampu neon yang digunakan di dalam ruangan untuk penerangan (Silva et al., 2014). Dataset ini dapat diakses secara online dari situs <http://visual.ic.uff.br/dmi/>, dan tampilan beberapa contoh citra payudara termal yang tersedia dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Contoh Citra Termal Payudara Pada DMR

Selanjutnya pada dataset tersebut juga tersedia sebagian informasi terkait pasien, seperti usia, ras, riwayat kesehatan, dan diagnosa. Selain itu juga terdapat 2 kategori pasien, yaitu seperti terlihat pada gambar 2 dengan diagnosa sehat, dan gambar 3.3 dengan diagnosa sakit.

Klasifikasi Kanker Payudara Menggunakan Citra Termal Berdasarkan Filter Gabor

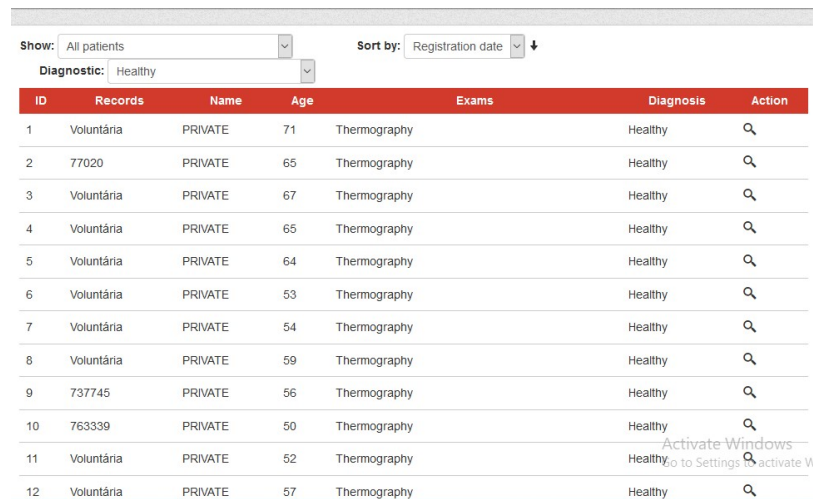


Table showing patient information with filters. The 'Diagnostic' filter is set to 'Healthy'. The table lists 12 records with columns: ID, Records, Name, Age, Exams, Diagnosis, and Action.

| ID | Records | Name | Age | Exams | Diagnosis | Action |
|----|------------|---------|-----|--------------|-----------|--------|
| 1 | Voluntária | PRIVATE | 71 | Thermography | Healthy | 🔍 |
| 2 | 77020 | PRIVATE | 65 | Thermography | Healthy | 🔍 |
| 3 | Voluntária | PRIVATE | 67 | Thermography | Healthy | 🔍 |
| 4 | Voluntária | PRIVATE | 65 | Thermography | Healthy | 🔍 |
| 5 | Voluntária | PRIVATE | 64 | Thermography | Healthy | 🔍 |
| 6 | Voluntária | PRIVATE | 53 | Thermography | Healthy | 🔍 |
| 7 | Voluntária | PRIVATE | 54 | Thermography | Healthy | 🔍 |
| 8 | Voluntária | PRIVATE | 59 | Thermography | Healthy | 🔍 |
| 9 | 737745 | PRIVATE | 56 | Thermography | Healthy | 🔍 |
| 10 | 763339 | PRIVATE | 50 | Thermography | Healthy | 🔍 |
| 11 | Voluntária | PRIVATE | 52 | Thermography | Healthy | 🔍 |
| 12 | Voluntária | PRIVATE | 57 | Thermography | Healthy | 🔍 |

Gambar 2. Informasi Pasien Dengan Diagnosa Sehat

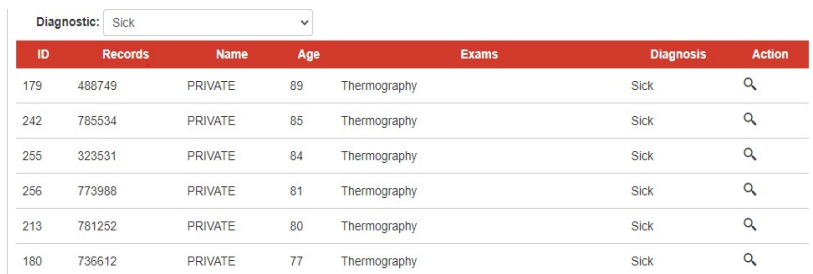


Table showing patient information with filters. The 'Diagnostic' filter is set to 'Sick'. The table lists 7 records with columns: ID, Records, Name, Age, Exams, Diagnosis, and Action.

| ID | Records | Name | Age | Exams | Diagnosis | Action |
|-----|---------|---------|-----|--------------|-----------|--------|
| 179 | 488749 | PRIVATE | 89 | Thermography | Sick | 🔍 |
| 242 | 785534 | PRIVATE | 85 | Thermography | Sick | 🔍 |
| 255 | 323531 | PRIVATE | 84 | Thermography | Sick | 🔍 |
| 256 | 773988 | PRIVATE | 81 | Thermography | Sick | 🔍 |
| 213 | 781252 | PRIVATE | 80 | Thermography | Sick | 🔍 |
| 180 | 736612 | PRIVATE | 77 | Thermography | Sick | 🔍 |

Gambar 3. Informasi Pasien Dengan Diagnosa Sakit

Informasi lainnya yaitu total dataset yang tersedia pada situs <http://visual.ic.uff.br/dmi/> adalah 239 orang dengan rantang usia pasien terdiri dari 23 tahun sampai dengan 120 tahun, namun pasien dengan usia 23 hingga 40 tahun hanya sebesar 5%, selebihnya di dominasi oleh usia 41 tahun sampai dengan 90 tahun yaitu sebesar 88% dari total dataset.

Alat Penelitian

Untuk dapat membuktikan hipotesa yang telah dibuat sebelumnya, berikut perlengkapan yang di gunakan pada penelitian ini:

1. Software Matlab R2019a
2. Laptop Latitude 6430U, Processor Intel (R)Core (TM) i5-3437U CPU @1.90Hz ~ 2.40 Hz, RAM 8.00 GB
3. Software WEKA 3.9.4

Prosedur Penelitian

Pada bagian ini akan dijelaskan dari setiap tahapan yang dilakukan pada penelitian ini.

1) Input Citra

Pada penelitian ini menggunakan citra yang telah tersedia pada database, yaitu 150 citra yang terdiri dari 108 citra termal payudara dengan diagnosa sehat dan 42 citra termal payudara dengan diagnosa sakit.

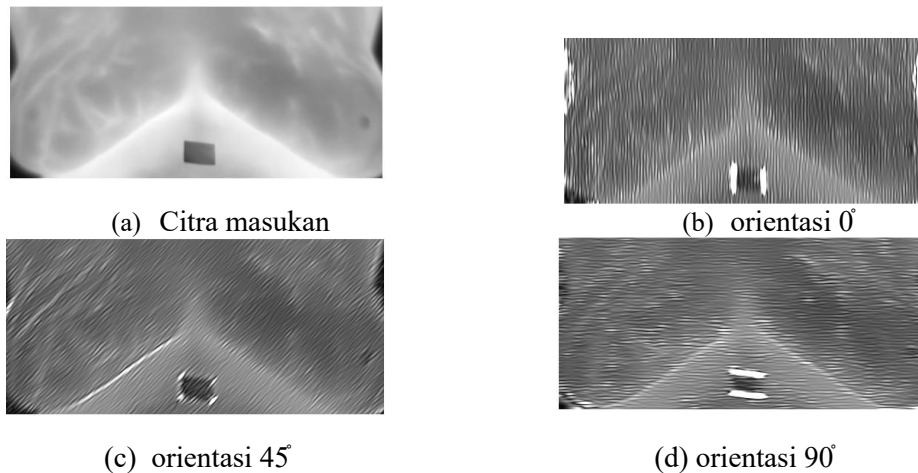
2) Preprocessing

Pemrosesan dimulai dengan tahap preprocessing yaitu konversi citra termal menjadi citra *grayscale*, kemudian dilakukan proses pemotongan/pemisahan secara

manual berdasarkan *Region Of Interest (ROI)* untuk memperoleh hanya citra payudara kiri dan kanan secara berdampingan. Selanjutnya dilakukan normalisasi pada seluruh citra tersebut sehingga memiliki dimensi yang sama yaitu 500x230 piksel dengan format jpg.

3) Ekstraksi

Proses ekstraksi fitur dilakukan dengan metode Filter Gabor berdasarkan parameter ciri *mean, variance, skewness, kurtosis, dan entropi*. Pada penelitian ini menggunakan nilai skala 2 dengan nilai orientasi yaitu 0°, 30°, 45°, 60°, 90°, 135°, 180°, 270° sehingga menghasilkan akurasi yang berbeda-beda. Berikut contoh gambar yang dihasilkan berdasarkan masing-masing nilai orientasi.



Gambar 4. Pemrosesan Filter Gabor Dengan Sudut Orientasi Yang Berbeda

Pada Gambar 4 diatas tampak beberapa contoh hasil dari Gabor berdasarkan citra masukan dari masing-masing nilai orientasi 0°, 45°, dan 90°. Parameter yang menjadi acuan dalam gabor yaitu orientasi dan skala, kombinasi skala atau orientasi yang berbeda maka akan menghasilkan nilai ciri yang berbeda pula.

4) Klasifikasi

Proses klasifikasi pada penelitian ini menggunakan *software WEKA*. Nilai fitur yang di peroleh akan menjadi nilai inputan pada klasifikasi. Metode klasifikasi yang digunakan ada beberapa yaitu, KNN, SVM dan ANN. KNN dilakukan berdasarkan besar nilai K yang berbeda, yaitu K = 3, 5, dan 7. Penggunaan nilai K dapat mempengaruhi hasil klasifikasi karena KNN merupakan algoritma yang berhubungan dengan jarak nilai ketetanggaan piksel pada citra. Besaran jarak yang digunakan yaitu *euclidean*. Jarak yang terdekat akan dikategorikan ke dalam bentuk mirip/sama dengan objek, sedangkan jarak yang jauh akan dikategorikan sebagai perbedaan dengan objek Berdasarkan hal tersebut, maka pemakaian nilai k yang berbeda dapat dilakukan untuk mengetahui perbandingan akurasi, dengan menggunakan jumlah nilai fitur yang sama.

Pada metode SVM dengan classifire *Classifier Sequential Minimal Optimization (SMO)* memiliki beberapa parameter yang memiliki nilai awal masing-masing yang sudah ditetapkan oleh tools WEKA. Salah satu parameter yang digunakan yaitu Kernel dan pada *Polynomial Kernel* terdapat beberapa parameter, salah satunya adalah nilai eksponen. Nilai eksponen akan mempengaruhi hasil akhir dari *hyperplane*. Pada penelitian ini dilakukan uji coba training dan test yang berdasarkan perbedaan nilai eksponen yaitu dengan nilai 2.0 hingga 3.0

Selanjutnya metode ANN akan diuji berdasarkan *hidden layer*. Proses klasifikasi yang digunakan dengan dua hidden layer dengan beragam node yaitu 4,3; 4,2; 3,2; 2,2

sehingga hasil *training* terbaik akan diterapkan pada data *test*. Secara keseluruhan dataset citra terdiri dari 150 citra yang kemudian di bagi menjadi dua bagian yaitu 105 citra *training* dan menjadi citra *test* yaitu sebanyak 45 citra. Selanjutnya untuk mengestimasi kinerja berdasarkan pemodelan atau informasi dari data *training* dengan menggunakan teknik *n-fold cross validation* berdasarkan nilai *n-fold* yang beragam.

Hasil Dan Pembahasan

Pada penelitian ini menggunakan sampel citra termal payudara yang berjumlah 150 citra, terdiri dari 108 citra dengan diagnosis sehat dan 42 citra dengan diagnosis sakit. Citra tersebut kemudian dibagi ke dalam 2 (dua) bagian yaitu *training* sejumlah 105 dan *testing* 45 citra, selanjutnya untuk mengestimasi kinerja berdasarkan pemodelan *training* menggunakan teknik *n-fold cross validation*.

Klasifikasi K-Nearest Neighbor (KNN)

Setelah hasil fitur diperoleh, maka tahapan selanjutnya yang dilakukan yaitu pengklasifikasian menggunakan KNN. Pengujian dilakukan berdasarkan beberapa studi kasus, yaitu berdasarkan nilai K (3, 5, 7) dan juga *n-fold* (5, 8, 10, 15). Pada proses ekstraksi, ada beberapa orientasi sudut yang digunakan yaitu orientasi sudut 0, 30, 45, 60, 90, 135, 180, dan 270

1) Orientasi 0

Hasil dari penerapan 5-NN pada data testing ditunjukkan pada tabel 1 berikut

Tabel 1. Performansi 5-NN Data Testing Orientasi Sudut 0

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|--------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sehat | 83.87% | 83.9% | 89.70% | 86.70% | 31 | 26 |
| Sakit | 78.57% | 78.60% | 68.80% | 73.33% | 14 | 11 |
| Avg | 82.22% | 82.22% | 83.20% | 82.50% | | |

Pada tabel 1 data test yang digunakan adalah sebanyak 45 yang terdiri dari 31 sehat dan 14 sakit. Kategori sakit memiliki akurasi sebesar 78.57% dengan kesalahan prediksi sebanyak 3, sedangkan untuk data sehat memiliki kesalahan prediksi sebanyak 3 akurasi sebesar 78.57%. Sehingga total prediksi benar sebanyak 37 dengan demikian akurasinya mencapai 82.22% dan untuk rata-rata recall precision f-measure masing-masing berada pada 82.22%, 83.20%, dan 82.50%.

2) Orientasi 30

Hasil akurasi yang diperoleh dengan menggunakan data *training* berdasarkan orientasi sudut 30 secara keseluruhan ditampilkan pada gambar 2 berikut. Hasil dari penerapan 7-NN pada data testing ditunjukkan pada tabel 2 berikut.

Tabel 2. Performansi 7-NN Data Testing Orientasi Sudut 30

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|---------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sehat | 100.00% | 100.00% | 81.60% | 89.99% | 31 | 31 |
| Sakit | 50.00% | 50.00% | 100.00% | 66.70% | 14 | 7 |
| Avg | 84.44% | 84.44% | 87.30% | 82.60% | | |

Pada tabel 2 tampak bahwa dari keseluruhan data test yang digunakan memiliki kesalahan prediksi sebanyak 7, sehingga akurasinya mencapai 84.44% dan untuk rata-rata recall precision f-measure masing-masing berada pada 84.44%, 84.44%, dan 82.60%.

3) Orientasi 45

Data *testing* dengan hasil yang diperoleh tampak pada tabel 3 berikut.

Tabel 3. Performansi 7-NN Data Testing Orientasi Sudut 45

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|--------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sehat | 96.80% | 96.80% | 83.33% | 89.60% | 31 | 30 |
| Sakit | 57.10% | 57.10% | 88.90% | 69.60% | 14 | 8 |
| Avg | 84.40% | 82.22% | 85.10% | 83.33% | | |

Pada tabel 3 tampak bahwa dari data test sakit yang digunakan memiliki kesalahan prediksi sebanyak 1, sedangkan kesalahan prediksi pada data sehat sebanyak 6, sehingga akurasi keseluruhan yaitu 84.40%.

4) Orientasi 60°

Penerapan 7-NN pada data testing ditunjukkan pada tabel 4 berikut.

Tabel 4. Performansi 7-NN Data Testing Orientasi Sudut 60

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|--------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sehat | 93.50% | 93.50% | 82.90% | 87.90% | 31 | 29 |
| Sakit | 57.10% | 57.10% | 80.00% | 66.70% | 14 | 8 |
| Avg | 82.22% | 82.20% | 82.00% | 81.30% | | |

Pada tabel 4 tampak bahwa dari keseluruhan data test yang digunakan memiliki kesalahan prediksi sebanyak 8, sehingga akurasinya mencapai 82.22% dan untuk rata-rata recall precision f-measure masing-masing berada pada 82.20%, 82.00%, dan 81.30%.

5) Orientasi 90°

Data testing tampak pada tabel 5 berikut.

Tabel 5. Performansi 7-NN Data Testing Orientasi Sudut 90

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|--------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sehat | 96.80% | 96.80% | 78.90% | 87.00% | 31 | 30 |
| Sakit | 42.90% | 42.90% | 85.70% | 57.10% | 14 | 6 |
| Avg | 80.00% | 82.22% | 85.10% | 83.33% | | |

Pada tabel 5 tampak bahwa dari data test sehat yang digunakan memiliki kesalahan prediksi pada data sehat sebanyak 1, sedangkan data sakit memiliki kesalahan prediksi sebanyak 8, sehingga akurasi keseluruhan hanya mencapai 80.00%.

6) Orientasi 135°

Hasil dari penerapan 7-NN pada data testing ditunjukkan pada tabel 6 berikut.

Tabel 6. Performansi 7-NN Data Testing Orientasi Sudut 135

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|--------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sehat | 96.80% | 96.80% | 83.30% | 89.60% | 31 | 30 |
| Sakit | 57.10% | 57.10% | 88.90% | 69.60% | 14 | 8 |
| Avg | 84.44% | 84.40% | 85.10% | 83.30% | | |

Pada tabel 6 tampak bahwa dari keseluruhan data test yang digunakan memiliki kesalahan prediksi sebanyak 7, sehingga akurasinya mencapai 84.44% sama halnya dengan akurasi pada sudut 30 dan 45.

7) **Orientasi 180°**

Data testing tampak pada tabel 7 berikut.

Tabel 7. Performansi 3-NN Data Testing Orientasi Sudut 180

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|--------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sehat | 87.10% | 87.10% | 93.10% | 90.00% | 31 | 27 |
| Sakit | 85.70% | 85.70% | 75.00% | 80.00% | 14 | 12 |
| Avg | 86.66% | 86.66% | 87.50% | 86.90% | | |

Pada tabel 7 tampak bahwa dari data test sehat yang digunakan memiliki kesalahan prediksi 4 sehingga akurasi menjadi 87.10% sedangkan pada data sakit kesalahan prediksi hanya 2 dan akurasi menjadi 85.70%. Sehingga akurasi total yang diperoleh berdasarkan 45 dataset yaitu 86.66%.

8) **Orientasi 270°**

Hasil dari penerapan 7-NN pada data testing ditunjukkan pada tabel 8 berikut.

Tabel 8. Performansi 7-NN Data Testing Orientasi Sudut 270

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|--------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sehat | 87.10% | 87.10% | 87.10% | 87.10% | 31 | 27 |
| Sakit | 71.40% | 71.40% | 71.40% | 71.40% | 14 | 10 |
| Avg | 82.22% | 82.20% | 82.20% | 82.20% | | |

Pada tabel 8 tampak bahwa dari keseluruhan data test yang digunakan memiliki kesalahan prediksi sebanyak 8, sehingga akurasi mencapai 82.22%.

Klasifikasi Support Vector Machine (SVM)

Proses klasifikasi lainnya yang digunakan yaitu SVM, data akan dilatih dan diuji dengan perbedaan nilai exponent yaitu 2 dan 3 yang terdapat pada *poly kernel*. Untuk hasil akurasi terbaik data training yang diperoleh akan diterapkan pada testing. Sama halnya dengan metode KNN, orientasi sudut yang digunakan yaitu orientasi sudut 0, 30, 45, 60, 90, 135, 180, dan 270.

1) **Orientasi 0°**

Data testing memperoleh hasil akurasi sebagai berikut.

Tabel 9. Performansi SVM Data Testing Orientasi Sudut 0

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|---------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sehat | 100.00% | 100.00% | 77.50% | 87.30% | 31 | 31 |
| Sakit | 35.70% | 35.70% | 100.00% | 52.60% | 14 | 5 |
| Avg | 80.00% | 80.00% | 84.50% | 76.500% | | |

Pada tabel 9 tampak bahwa data *test* yang digunakan adalah sebanyak 45 yang terdiri dari 31 sehat dan 14 sakit. Hasil secara keseluruhan akurasi yang diperoleh dari kategori sakit sangat kecil yaitu 35.70%. Berbeda halnya dengan data sehat yang hasil prediksi benar 100%. Berdasarkan hal tersebut, hasil akurasi 45 data yang diuji memiliki akurasi sebesar 80%.

2) **Orientasi 30°**

Data testing memperoleh hasil akurasi sebagai berikut.

Tabel 10. Performansi SVM Data Testing Orientasi Sudut 30

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|--------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sehat | 96.80% | 96.80% | 87.10% | 90.90% | 31 | 30 |
| Sakit | 64.30% | 64.30% | 90.00% | 75.00% | 14 | 9 |
| Avg | 86.66% | 86.70% | 87.00% | 86.00% | | |

Pada tabel 10 tampak bahwa data dari data *test* yang digunakan sebanyak 45 terdiri dari 31 sehat dan 14 sakit dengan hasil prediksi data sehat lebih dominan benar dibandingkan dengan data sakit. Namun secara keseluruhan akurasi yang diperoleh dari kategori sakit lebih dibandingkan daripada menggunakan orientasi sudut 0 yaitu 64.30%. Untuk data sehat dari 31 data yang digunakan memiliki prediksi benar sebanyak 30 sehingga akurasi data sehat 96.80%. Berdasarkan hal tersebut, hasil akurasi 45 data yang diuji memiliki akurasi sebesar 86.66%.

3) Orientasi 45

Data testing memperoleh hasil akurasi sebagai berikut.

Tabel 11. Performansi SVM Data Testing Orientasi Sudut 45

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|---------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sehat | 100.00% | 100.00% | 81.60% | 89.90% | 31 | 31 |
| Sakit | 50.00% | 50.00% | 100.00% | 66.70% | 14 | 7 |
| Avg | 84.44% | 84.44% | 87.30% | 82.60% | | |

Pada tabel 11 tampak bahwa data dari data *test* yang digunakan sebanyak 45 terdiri dari 31 sehat dan 14 sakit dengan hasil prediksi data sehat lebih dominan benar dibandingkan dengan data sakit. Pada data sehat, akurasi dapat mencapai 100%. Secara keseluruhan dari 45 data test yang digunakan, hasil prediksi benar sebanyak 38 sehingga akurasi menjadi 84.44%.

4) Orientasi 60

Data testing memperoleh hasil akurasi sebagai berikut.

Tabel 12. Performansi SVM Data Testing Orientasi Sudut 60

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|---------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sehat | 100.00% | 100.00% | 81.60% | 89.90% | 31 | 31 |
| Sakit | 50.00% | 50.00% | 100.00% | 66.70% | 14 | 7 |
| Avg | 84.44% | 84.44% | 87.30% | 82.60% | | |

Pada tabel 12 tampak bahwa data dari data *test* yang digunakan sebanyak 45 terdiri dari 31 sehat dan 14 sakit dengan hasil prediksi data sehat lebih dominan benar dibandingkan dengan data sakit. Pada data sehat, akurasi dapat mencapai 100%. Namun pada data sakit hanya sebagian yaitu 50%. Secara keseluruhan dari 45 data test yang digunakan, hasil prediksi benar sebanyak 38 sehingga akurasi menjadi 84.44%.

5) Orientasi 90

Data testing memperoleh hasil akurasi sebagai berikut.

Tabel 13. Performansi SVM Data Testing Orientasi Sudut 90

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|---------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sehat | 100.00% | 100.00% | 77.50% | 87.30% | 31 | 31 |
| Sakit | 35.70% | 35.70% | 100.00% | 52.60% | 14 | 5 |
| Avg | 80.00% | 80.00% | 84.50% | 76.50% | | |

Pada tabel 13 tampak bahwa data dari data *test* yang digunakan sebanyak 45 terdiri dari 31 sehat dan 14 sakit dengan hasil prediksi data sehat lebih dominan benar dibandingkan dengan data sakit. Pada data sehat, akurasi dapat mencapai 100%. Secara keseluruhan dari 45 data test yang digunakan, hasil prediksi benar sebanyak 36 sehingga akurasi menjadi 80%.

6) Orientasi 135

Data testing memperoleh hasil akurasi sebagai berikut.

Tabel 14. Performansi SVM Data Testing Orientasi Sudut 135

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|---------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sehat | 100.00% | 100.00% | 81.16% | 89.99% | 31 | 31 |
| Sakit | 50.00% | 50.00% | 100.00% | 66.70% | 14 | 7 |
| Avg | 84.44% | 84.44% | 87.30% | 82.60% | | |

Pada tabel 14 tampak bahwa data dari data *test* yang digunakan sebanyak 45 terdiri dari 31 sehat dan 14 sakit dengan hasil prediksi data sehat lebih dominan benar dibandingkan dengan data sakit. Pada data sehat, akurasi dapat mencapai 100% dan sakit sebagiannya yaitu 50%. Secara keseluruhan dari 45 data test yang digunakan, hasil prediksi benar sebanyak 38 sehingga akurasi menjadi 84.44%.

7) Orientasi 180

Data testing memperoleh hasil akurasi sebagai berikut.

Tabel 15. Performansi SVM Data Testing Orientasi Sudut 180

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|---------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sehat | 100.00% | 100.00% | 77.50% | 87.30% | 31 | 31 |
| Sakit | 35.70% | 35.70% | 100.00% | 52.60% | 14 | 5 |
| Avg | 80.00% | 80.00% | 84.50% | 76.50% | | |

Pada tabel 15 tampak bahwa data dari data *test* yang digunakan sebanyak 45 terdiri dari 31 sehat dan 14 sakit dengan hasil prediksi data sehat lebih dominan benar dibandingkan dengan data sakit. Pada data sehat, akurasi dapat mencapai 100%. Secara keseluruhan dari 45 data test yang digunakan, hasil prediksi benar sebanyak 36 sehingga akurasi menjadi 80%.

8) Orientasi 270

Data testing memperoleh hasil akurasi sebagai berikut.

Tabel 16. Performansi SVM Data Testing Orientasi Sudut 270

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|---------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sehat | 100.00% | 100.00% | 77.50% | 87.30% | 31 | 31 |

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|--------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sakit | 35.70% | 35.70% | 100.00% | 52.60% | 14 | 5 |
| Avg | 80.00% | 80.00% | 84.50% | 76.50% | | |

Pada tabel 16 tampak bahwa data dari data *test* yang digunakan sebanyak 45 terdiri dari 31 sehat dan 14 sakit dengan hasil prediksi data sehat lebih dominan benar dibandingkan dengan data sakit. Pada data sehat, akurasi dapat mencapai 100%. Secara keseluruhan dari 45 data test yang digunakan, hasil prediksi benar sebanyak 36 sama dengan orientasi sudut 180 yaitu dengan akurasi 80%.

Klasifikasi Artificial Neural Network (ANN)

Proses klasifikasi lainnya yang digunakan yaitu *Artificial Neural Network* (ANN) dua hidden layer dengan node yang berbeda (4,3; 4,2; 3,2; 2,2). Sama halnya dengan metode KNN dan SVM, orientasi sudut yang digunakan yaitu orientasi sudut 0, 30, 45, 60, 90, 135, 180, dan 270.

1) Orientasi 0°

Data testing memperoleh hasil akurasi sebagai berikut.

Tabel 17. Nilai akurasi ANN Pada Data Testing Orientasi 0

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|--------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sehat | 83.87% | 83.90% | 92.90% | 88.10% | 31 | 26 |
| Sakit | 85.71% | 85.70% | 70.60% | 77.40% | 14 | 12 |
| Avg | 84.44% | 84.40% | 85.90% | 84.80% | | |

Pada Tabel 17 data *test* yang digunakan adalah sebanyak 45 yang terdiri dari 31 sehat dan 14 sakit. Kategori sakit memiliki akurasi sebesar 85.71% dengan kesalahan prediksi sebanyak 2, sedangkan untuk data sehat memiliki kesalahan prediksi sebanyak 5 maka di peroleh akurasi sebesar 83.87%. Sehingga total prediksi benar sebanyak 38 dengan demikian secara keseluruhan akurasinya mencapai 84.44%.

2) Orientasi 30°

Data testing memperoleh hasil akurasi sebagai berikut.

Tabel 18. Nilai akurasi ANN Pada Data Testing Orientasi 30

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|--------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sehat | 96.80% | 96.80% | 85.70% | 90.90% | 31 | 30 |
| Sakit | 64.30% | 64.30% | 90.00% | 75.00% | 14 | 9 |
| Avg | 86.70% | 86.70% | 87.00% | 86.00% | | |

Pada Tabel 18 kategori sakit memiliki akurasi sebesar 64.30% dengan kesalahan prediksi sebanyak 5. Hal ini lebih rendah dari sudut 0 yang hanya memiliki kesalahan prediksi sebanyak 2. Sedangkan untuk data sehat memiliki kesalahan prediksi yang lebih rendah dibandingkan dengan sudut 0 yaitu hanya sebanyak 1 sehingga diperoleh total akurasi keseluruhan sebesar 86.66%.

3) Orientasi 45°

Data testing memperoleh hasil akurasi sebagai berikut.

Tabel 19. Nilai akurasi ANN Pada Data Testing Orientasi 45

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|--------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sehat | 93.50% | 93.50% | 85.30% | 89.20% | 31 | 29 |
| Sakit | 64.30% | 64.30% | 81.80% | 72.00% | 14 | 9 |
| Avg | 84.44% | 84.40% | 84.20% | 83.90% | | |

Pada Tabel 19 kategori sakit memiliki akurasi yang sama dengan sudut 30 yaitu sebesar 64.30% dengan kesalahan prediksi sebanyak 5. Sedangkan untuk data sehat memiliki kesalahan prediksi yang lebih rendah yaitu hanya sebanyak 2 sehingga dari total 45 data testing yang mengalami salah prediksi yaitu 7 sehingga diperoleh akurasi keseluruhan sebesar 84.44%.

4) Orientasi 60°

Hasil akurasi yang diperoleh dengan menggunakan data *training* berdasarkan orientasi sudut 60 secara keseluruhan yang diperoleh adalah sebagai berikut.

Tabel 20. Nilai akurasi ANN Pada Data Testing Orientasi 60

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|--------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sehat | 96.80% | 96.80% | 85.70% | 90.90% | 31 | 30 |
| Sakit | 64.30% | 64.30% | 90.00% | 75.00% | 14 | 9 |
| Avg | 86.70% | 86.70% | 87.00% | 86.00% | | |

Pada Tabel 20 hasil prediksi dari 14 data sakit hanya 9 yang benar dan dengan kesalahan prediksi sebanyak 5 sehingga kategori sakit memiliki akurasi hanya sebesar 64.30%. Sedangkan untuk data sehat memiliki kesalahan prediksi 1 dari total 31 data sehat dan memperoleh akurasi 96.80%. Sehingga dari total 45 data testing yang mengalami salah prediksi yaitu 6 sehingga diperoleh akurasi keseluruhan sebesar 86.70% lebih meningkat dari sudut 45.

5) Orientasi 90°

Data testing memperoleh hasil akurasi sebagai berikut.

Tabel 21. Nilai akurasi ANN pada data testing orientasi 90

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|---------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sehat | 100.00% | 100.00% | 83.80% | 91.20% | 31 | 31 |
| Sakit | 57.10% | 57.10% | 100.00% | 72.70% | 14 | 8 |
| Avg | 86.70% | 86.70% | 88.80% | 85.40% | | |

Pada Tabel 21 hasil prediksi dari 14 data sakit hanya 8 yang benar dan dengan kesalahan prediksi sebanyak 6 sehingga kategori sakit memiliki akurasi hanya sebesar 57.10%. Sedangkan untuk data sehat tidak memiliki kesalahan prediksi dari total 31 sehingga memperoleh akurasi 100%. Dari total 45 data testing yang mengalami salah prediksi yaitu 8 sehingga diperoleh akurasi keseluruhan sebesar 86.70%

6) Orientasi 135°

Data testing memperoleh hasil akurasi sebagai berikut.

Tabel 22. Nilai akurasi ANN Pada Data Testing Orientasi 135

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|--------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sehat | 93.50% | 93.50% | 85.30% | 89.20% | 31 | 29 |
| Sakit | 64.30% | 64.30% | 81.80% | 72.00% | 14 | 9 |
| Avg | 84.40% | 84.40% | 84.20% | 83.90% | | |

Pada Tabel 22 hasil prediksi dari 14 data sakit 9 yang benar dan dengan kesalahan prediksi sebanyak 5 sehingga kategori sakit memiliki akurasi hanya sebesar 64.30%. Sedangkan untuk data sehat memiliki 2 kesalahan prediksi dari total 31 sehingga memperoleh akurasi 93.50%. Dari total 45 data testing yang mengalami salah prediksi yaitu 7 sehingga diperoleh akurasi keseluruhan sebesar 84.40%

7) Orientasi 180°

Data testing memperoleh hasil akurasi testing sebagai berikut.

Tabel 23. Nilai akurasi ANN Pada Data Testing Orientasi 180

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|--------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sehat | 93.50% | 93.50% | 90.60% | 92.10% | 31 | 29 |
| Sakit | 78.60% | 78.60% | 84.60% | 81.50% | 14 | 11 |
| Avg | 88.88% | 88.90% | 84.20% | 83.88% | | |

Pada Tabel 23 hasil prediksi dari 14 data sakit 11 yang benar dan dengan kesalahan prediksi hanya sebanyak 3 sehingga kategori sakit memiliki akurasi sebesar 78.60% yaitu lebih tinggi dibandingkan orientasi sudut sebelumnya. Sedangkan untuk data sehat memiliki 2 kesalahan prediksi dari total 31 sehingga memperoleh akurasi 93.50%. Dari total 45 data testing yang mengalami salah prediksi yaitu 5 sehingga diperoleh akurasi keseluruhan mencapai 88.88%

8) Orientasi 270°

Data testing memperoleh hasil akurasi sebagai berikut.

Tabel 24. Nilai akurasi ANN Pada Data Testing Orientasi 270

| Kategori | Akurasi Total | Recall | Precision | F-Measure | Actual | Prediksi |
|----------|---------------|---------|-----------|-----------|--------|----------|
| Sehat | 100.00% | 100.00% | 79.50% | 88.60% | 31 | 31 |
| Sakit | 42.90% | 42.90% | 100.00% | 60.00% | 14 | 6 |
| Avg | 82.22% | 82.22% | 85.90% | 79.70% | | |

Pada Tabel 24 hasil prediksi dari 14 data sakit adalah 6 yang benar. Sedangkan untuk data sehat tidak memiliki kesalahan prediksi dari total 31 sehingga memperoleh akurasi 100%. Dari total 45 data testing yang mengalami salah prediksi yaitu 8 pada data sakit sehingga diperoleh akurasi keseluruhan 82.22%

Pembahasan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan dengan ekstraksi fitur Filter Gabor dengan beberapa sudut orientasi yaitu = 0, 30, 45, 60, 90, 135, 180, 270 skala 2 dengan 3 metode klasifikasi yang digunakan diperoleh nilai akurasi yang berbeda-beda. Teknik *n-fold cross validation* digunakan untuk mengestimasi kinerja berdasarkan pemodelan.

Nilai *n-fold* yang digunakan beragam yaitu *5-fold*, *8-fold*, *10-fold*, dan *15-fold*. Hasil terbaik akan diterapkan pada data *testing*. Hasil akurasi yang diperoleh adalah seperti berikut.

1) *K*-Nearest Neighbor (KNN)

Berdasarkan hasil nilai *K* (3, 5, 7) terbaik yang akan diterapkan pada pengujian, maka akurasi tinggi rata-rata diperoleh pada saat *K*=7 sudut orientasi (30, 45, 60, 90, 135) dan akurasi tertinggi diperoleh pada saat *K*=3 orientasi sudut 180 yaitu 86.66% . Dari 45 data test yang digunakan berdasarkan *K*=3 maka nilai prediksi benar adalah sebanyak 39 sehingga akurasinya sebesar 86.66%

2) Support Vector Machine (SVM)

Nilai eksponen yang digunakan yaitu 2 dan 3. Rata-rata hasil terbaik di peroleh pada eks 3 dan semua orientasi sudut terbaik adalah 45°, 90°, 135° dengan akurasi mencapai 84.44%. Dari 45 data test yang digunakan maka nilai prediksi benar adalah sebanyak 38 sehingga akurasinya sebesar 84.44%.

2) Artificial Neural Network (ANN)

Pada ANN menggunakan dua hidden layer dengan beberapa node yang berbeda yaitu 4,3; 4,2; 3,2; dan 2,2; Berdasarkan hasil data training yang selanjutnya diterapkan pada data uji, akurasi meningkat rata-rata diperoleh pada node 4,3 sudut orientasi (30, 45, 60, 90). Namun untuk akurasi tertinggi diperoleh pada node 3,2 orientasi sudut 180 dengan akurasi mencapai 88.88% . Dari 45 data *test* yang digunakan maka nilai prediksi benar adalah sebanyak 40 sehingga akurasinya sebesar 88.88%

Dari ketiga metode yang digunakan tersebut, nilai akurasi yang diperoleh setiap metode klasifikasi berbeda-beda. Metode klasifikasi SVM memiliki akurasi terendah dibandingkan dengan KNN dan ANN, sedangkan akurasi tertinggi diperoleh dengan menggunakan *Artificial Neural Network* (ANN) yang akurasinya mencapai 88.88%.

Kesimpulan

Pada penelitian ini menggunakan dataset citra payudara termal yang diperoleh dari *Database for Mastology Research* (DMR) dengan jumlah 150 citra terdiri dari 108 citra sehat dan 42 citra sakit. Metode ekstraksi fitur yang digunakan adalah Filter Gabor dengan skala 2 dan sudut orientasi = 8 (0, 30, 45, 60, 90, 135, 180, 270) berdasarkan parameter ciri *mean*, *variance*, *skewness*, *kurtosis*, dan *entropi*. Selanjutnya ada tiga (3) metode klasifikasi yang digunakan yaitu *K-Nearest Neighbor* (KNN), *Support Vector Machine* (SVM) dan *Artificial Neural Network* (ANN) dengan teknik *cross validation* untuk pemodelan *training* yang akan diterapkan pada data *test*. Hasil yang diperoleh menunjukkan akurasi terbaik dengan menggunakan klasifikasi metode KNN dan ANN yaitu pada orientasi sudut 180° dengan tingkat akurasi mencapai 86.66% dan 88.88%. Menggunakan klasifikasi metode SVM orientasi sudut terbaik adalah 45°, 90°, 135° dengan tingkat akurasi pada semua orientasi sudut terbaik mencapai 84.44%. Dari ketiga metode yang telah di uji coba berdasarkan 105 data *training* dan 45 data *test*. Metode ANN menghasilkan akurasi yang tertinggi dibandingkan dengan metode lainnya yaitu 88.88%.

BIBLIOGRAFI

- Angelica, P. C. (2024). *Efek Sitotoksik Dan Selektivitas Ekstrak Heksana Umbi Rumput Teki (Cyperus rotundus L.) Dari Provinsi Lampung Terhadap Sel Hela*.
- Khan, A. A., & Arora, A. S. (2018). Breast Cancer Detection Through Gabor Filter Based Texture Features Using Thermograms Images. *ICSCCC 2018 - 1st International*

- Conference on Secure Cyber Computing and Communications*, 412–417.
<https://doi.org/10.1109/ICSCCC.2018.8703342>
- Lashkari, A. E. (2010). Full Automatic Micro Calcification Detection in Mammogram Images Using Artificial Neural Network and Gabor Wavelets. *2010 6th Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing, MVIP 2010*.
<https://doi.org/10.1109/IranianMVIP.2010.5941183>
- Ma, J., Shang, P., Lu, C., Meraghni, S., Benagoune, K., Zuluaga, J., Zerhouni, N., Devalland, C., & Masry, Z. Al. (2019). A Portable Breast Cancer Detection System Based on Smartphone with Infrared Camera. *Vibroengineering Procedia*, 26, 57–63. <https://doi.org/10.21595/vp.2019.20978>
- Milosevic, M., Jankovic, D., & Peulic, A. (2015). *Comparative Analysis of Breast Cancer Detection in Mammograms and Thermograms*. 60(1), 49–56.
<https://doi.org/10.1515/bmt-2014-0047>
- Nola, I. A., & Kolanc, D. (2015). Thermography in Biomedicine. *Proceedings Elmar - International Symposium Electronics in Marine, 2015-Novem*(September), 17–20.
<https://doi.org/10.1109/ELMAR.2015.7334485>
- Nurhayati, D., Sri Widodo, T., & Susanto, A. (2011). Detection of the Breast Cancer From Thermal Infrared Images. *Jurnal Sistem Komputer*, 01(02), 65–70.
- Rahman, M. T., & Bhuiyan, M. A. (2008). Face Recognition Using Gabor Filters. *Proceedings of 11th International Conference on Computer and Information Technology, ICCIT 2008, May*, 510–515.
<https://doi.org/10.1109/ICCITECHN.2008.4803030>
- Rasyid, M. B. Al, Yunidar, Arnia, F., & Munadi, K. (2018). Histogram Statistics and GLCM Features of Breast Thermograms for Early Cancer Detection. *1st International ECTI Northern Section Conference on Electrical, Electronics, Computer and Telecommunications Engineering, ECTI-NCON 2018*, 120–124.
<https://doi.org/10.1109/ECTI-NCON.2018.8378294>
- Sa'adati, Y. (2021). *Identifikasi Hubungan Kausal dari Faktor-Faktor Disfungsi Seksual pada Wanita Penderita Kanker di Indonesia*.
- Sahar, M., Nugroho, H. A., Tianur, Ardiyanto, I., & Choridah, L. (2017). Automated detection of breast cancer lesions using adaptive thresholding and morphological operation. *2016 International Conference on Information Technology Systems and Innovation, ICITSI 2016 - Proceedings*, 27–30.
<https://doi.org/10.1109/ICITSI.2016.7858237>
- Sariyati, S. (2023). *Modul Mata Kuliah Biologi Dasar dan Biologi Perkembangan*. Alma Ata University Press.
- Silva, L. F., Saade, D. C. M., Sequeiros, G. O., Silva, A. C., Paiva, A. C., Bravo, R. S., & Conci, A. (2014). A New Database for Breast Research with Infrared Image. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, 4(1), 92–100.
<https://doi.org/10.1166/jmih.2014.1226>
- Tanjung, A. R., & Andrian, R. (2020). *Implementasi Metode Ekstraksi Fitur Gabor Filter dan Probablity Neural Network (PNN) untuk Identifikasi Kain Tapis Lampung*. 8(2), 1–9.
- WHO. (2018). *Cancer*. <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cancer>

Copyright holder:

Listia Sukma Putri, Fitri Arnia, Rusdha Muharar (2024)

First publication right:
Syntax Literate: Jurnal Ilmiah Indonesia

This article is licensed under:

