

Ekstraksi Fitur Menggunakan Gabungan *Hough Transform* dengan *Gabor Filter* dan Klasifikasi Normal dan Abnormal Citra Mammogram Menggunakan *Support Vector Machine*

Muhamad Rizky Danur dan Lulu Mawaddah Wisudawati

Universitas Gunadarma

Jl. Margonda Raya No. 100, Depok 16424, Jawa Barat

E-mail: rizkydanur1@gmail.com, lulu_mawadah@staff.gunadarma.ac.id

Abstrak

Penyakit kanker payudara saat ini menjadi salah satu penyakit mematikan dan umumnya terjadi pada wanita. Kanker payudara dapat dideteksi dengan menggunakan alat mamografi. Citra mammogram memiliki beberapa tipe abnormalitas yang bentuknya seperti noda kecil dan terdapat titik-titik, dimana terdapat massa didalamnya, Massa yang memiliki karakteristik berbeda dalam hal bentuk, batas tepi dan densitas yang digunakan dalam menentukan pengklasifikasian tumor. Klasifikasi citra mammogram terbagi menjadi dua yaitu normal dan abnormal. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan ekstraksi fitur menggunakan gabungan metode *hough transform* dengan *gabor filter* dan klasifikasi normal dan abnormal menggunakan *support vector machine*. Tahapan penelitian ini terdiri dari akuisisi data menggunakan database DDSM (*Digital Database for Screening Mammography*) berjumlah 297 citra dengan 198 citra normal dan 99 citra abnormal (58 tumor jinak dan 41 tumor ganas). Tahapan selanjutnya citra dipartisi menjadi 4 bagian untuk mendapatkan fitur lokal dari citra mammogram. Tahapan ekstraksi fitur dilakukan menggunakan *hough transform* dan *gabor* dengan sudut 450. Klasifikasi citra mammogram normal dan abnormal dilakukan dengan menggunakan *support vector machine* dengan kernel rbf dan diperoleh hasil akurasi sebesar 86.8% dengan nilai sensitivitas sebesar 73.7%, spesifisitas 93.4%, dan nilai AUC 0.87. Evaluasi dilakukan menggunakan K-fold 10 validation.

Kata kunci : Ekstraksi Fitur, *Hough Transform*, *Gabor Filter*, Klasifikasi, *Support Vector Machine*

Pendahuluan

Penyakit kanker payudara saat ini menjadi salah satu penyakit mematikan yang umumnya terjadi pada wanita, dimana kanker biasanya terjadi di negara berkembang dan maju. Dalam medis, tumor dibedakan menjadi dua yaitu tumor normal disebut dengan kanker dan tumor abnormal [1]. Pada tahun 2020 terdapat 2,3 juta wanita terdiagnosa menderita penyakit kanker payudara, secara global kematian yang disebabkan oleh kanker ini sebanyak 685.000. Pada akhir 2020 ada 7,8 juta wanita yang terdiagnosa kanker payudara yang masih menjalani pengobatan. Penyakit kanker dapat terjadi pada wanita disegala usia yang sudah memasuki masa pubertas [2].

Di Indonesia, kanker payudara menjadi penyakit nomor satu penyebab kematian pada wanita. Pada tahun 2020 hasil data yang diperoleh dari GLOBO-

CAN, terdapat 68.858 kasus baru (16.6%) dari total 396.914 kasus di Indonesia, jumlah kematian sebanyak 22 ribu jiwa. Jika pasien melakukan pendeteksian secara dini terhadap kanker maka jumlah kematian sebesar 43% dapat dihindari [3]. Saat ini, metode yang biasa digunakan untuk mendeteksi kanker payudara meliputi *mammography*, *computed tomography technology*, *photoacoustic imaging*, *nuclear magnetic resonance*, dan teknologi yang lainnya [1].

Adapun alat yang sering digunakan untuk mendeteksi kanker payudara adalah mamografi. Alat ini dapat digunakan untuk deteksi dini dan identifikasi sel – sel tumor yang kecil dan sulit dideteksi dengan menggunakan bantuan Sinar-X dengan skala rendah. *Mammography* membantu para ahli radiologi untuk mengenali tipe kanker pada citra mammogram [4]. Citra mammogram merupakan suatu keberadaan mikrokalsifikasi berupa

gambar seperti noda dengan titik-titik yang berukuran kecil dan disertai dengan adanya massa. Massa memiliki ciri yaitu bentuk, batas tepi dan densitas dari citra mammogram yang bertujuan untuk pengklasifikasian pada citra normal atau citra abnormal.

Computer-Aided Diagnosis dikembangkan dengan tujuan untuk menghasilkan peningkatan pada performa dalam mendeteksi lokasi massa dan mendiagnosis tumor. Pada citra grayscale terdapat tekstur yang merupakan cerminan variasi lokal pada nilai gray-level berupa gabungan smoothness, kekasaran, dan keteraturan objek. Adapun fitur tekstur berguna untuk memberikan informasi terkait dengan ciri atau karakteristik citra [8].

Metode ekstraksi fitur pada penelitian [4] menggunakan *hough transform* dengan perhitungan statistik mean, variasi, entropi dan deviasi. Hasil akurasi yang didapatkan sebesar 94%. Pada penelitian Khan et al. [7] [10] yang berjudul *Optimized Gabor features for mass classification in mammography*, menggunakan metode ekstraksi fitur menggunakan *gabor filter* dan mendapatkan hasil akurasi sebesar (85.05%). Kemudian pada penelitian yang sama menggunakan *gabor filter* sebelumnya [9] menggunakan *Gabor filter* dengan *Least Squares-Support Vector Machine* dan *random forest* dimana menggunakan data mammogram (ROI) sebanyak 197 citra dengan ukuran diubah menjadi 5 x 8. Hasil ekstraksi fitur mendapatkan akurasi sebesar 93.54% dan juga nilai sensitifitas sebesar 95.24% dan Spesifikasi sebesar 90%.

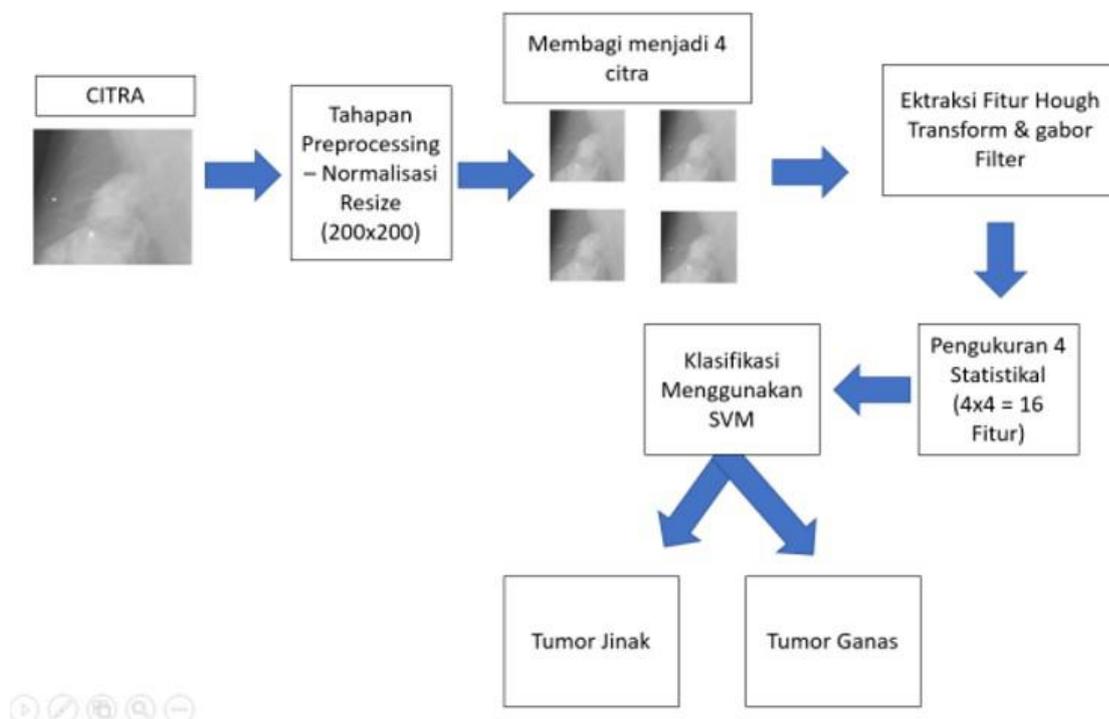
Kemudian menurut Setiawan dkk [11] didapatkan hasil akurasi sebesar 80% dimana meng-

gunakan GLCM sebagai ekstraksi fitur dan *Support Vector Machine* sebagai klasifikasinya dengan perhitungan statistik energy, kontras, homogenitas dan correlation. Metode klasifikasi pada penelitian Wisudawati dkk [5] dalam klasifikasi tumor jinak dan tumor ganas menggunakan GLCM dan SVM (*Support Vector Machine*) menghasilkan akurasi sebesar 83.59% dan juga peneliti wisudawati mengembangkan penelitian dengan melakukan klasifikasi dengan 3 kasus normal, tumor jinak dan tumor ganas [6] menggunakan gabungan wavelet dan GLCM dengan neural network sebagai *classifier* menghasilkan nilai akurasi sebesar 93.8%.

Berdasarkan dari penelitian - penelitian sebelumnya ditemukan bahwa penggunaan ekstraksi fitur dalam ekstraksi citra mammogram menggunakan *gabor filter* dan *hough transform* serta SVM (*Support Vector Machine*) untuk klasifikasi didapatkan hasil akurasi yang lebih baik. Sehingga dalam penelitian ini, kami membuat penelitian terkait dengan ekstraksi fitur citra mammogram menggunakan gabungan *Hough Transform* dengan *Gabor Filter* dan klasifikasi tumor payudara menggunakan *support vector machine*”

Metode Penelitian

Penelitian ini dibagi menjadi beberapa tahapan yaitu akuisisi citra yang merupakan citra mammogram, kemudian tahapan pre-processing dimana citra dibagi menjadi 4 sub-band, tahapan ekstraksi fitur dan tahapan klasifikasi.

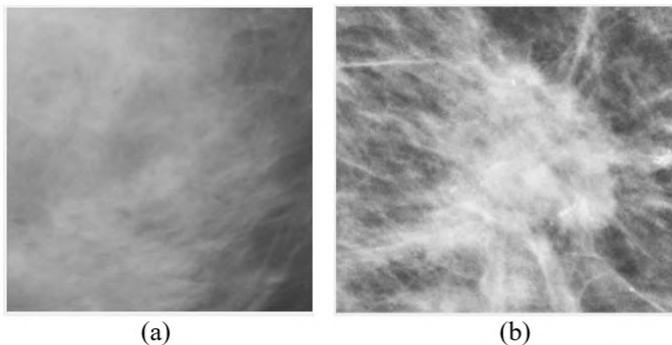


Gambar 1: Gambaran Umum Sistem

Gambar 1. merupakan gambaran umum sistem yang terdiri dari akuisisi citra yaitu *Region of Interest* (RoI) citra mammogram, kemudian citra dilakukan pre-processing dan dibagi menjadi 4 *sub-band*. Setelah itu, dilakukan ekstraksi fitur menggunakan gabungan *hough transform* dengan *gabor filter* dengan perhitungan statistik *mean*, *correlation*, *energy*, dan *skewness*. Hasil ekstraksi fitur digunakan untuk proses klasifikasi citra abnormal dan citra normal mammogram menggunakan SVM (*Support Vector Machine*).

Dataset Citra Mammogram

Pada penelitian ini dataset yang digunakan berupa data citra mammogram yaitu publik database DDSM (*Digital Database for Screening Mammography*) dimana format yang digunakan adalah TIFF (*Temporary Instruction File Format*). Dataset yang digunakan berjumlah 297 citra mammogram yang dibagi menjadi dua kategori yaitu citra mammogram normal sebanyak 198 citra dan citra mammogram abnormal sebanyak 99 citra.



Gambar 2: Citra Mammogram (a) normal (b) abnormal

Gambar 2a dan 2b merupakan salah satu contoh citra mammogram normal dan abnormal. Citra mammogram berfungsi untuk mendeteksi keberadaan tumor payudara yang dilihat berdasarkan pola tekstur citra mammogram. Biasanya tumor berada pada lokasi dengan intensitas nilai yang besar dari daerah sekitarnya serta terlihat dari bentuk massanya [8]. Gambar 2a merupakan citra mammogram normal, dimana terlihat daerah jaringan payudara mempunyai intensitas yang merata sedangkan pada Gambar 2b merupakan citra mammogram abnormal, dimana terlihat terdapat intensitas massa yang lebih besar dibandingkan dengan jaringan lain dan juga mempunyai bentuk tepi spiculated yang menandakan bahwa tumor tersebut adalah tumor ganas.

Tahapan *Pre-processing*

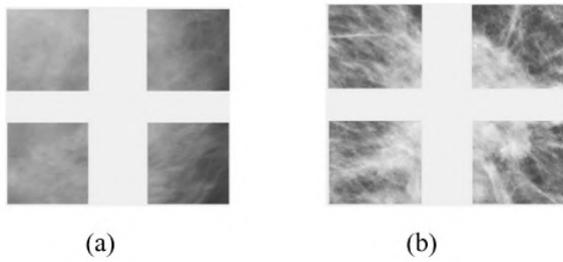
Tahapan *pre-processing* bertujuan untuk menormalisasi citra dengan menyamakan ukuran seluruh citra dengan ukuran 200x200.

Tabel 1: Hasil Pre-processing (*resize*)

No	Citra mammogram	Jenis Citra
1.		Normal
2.		Normal
3.		Normal
4.		Abnormal
5.		Abnormal
6.		Abnormal

Tabel 1. merupakan hasil dari preprocessing dalam melakukan resize ukuran 200x200 untuk citra mammogram normal dan abnormal. *Resize* citra bertujuan untuk menyamakan lebar dan tinggi dari citra yang digunakan agar sesuai dengan semua citra.

Setelah itu dilakukan partisi menjadi 4 bagian. Tujuan membagi citra ini adalah untuk mendapatkan fitur – fitur lokal pada citra mammogram dan mendapatkan variasi fitur lokal pada citra tersebut yang diharapkan dapat meningkatkan akurasi. Tiap bagian citra akan dilakukan proses ekstraksi fitur dan klasifikasi, lihat Gambar 3.



Gambar 3: Hasil Pre-processing (4 partisi) citra mammogram normal (a) dan citra mammogram abnormal (b)

Hasil pembagian 4 partisi citra mammogram normal dan citra mammogram abnormal dapat dilihat pada Gambar 3. Tujuan partisi tersebut untuk mendapatkan fitur – fitur lokal pada citra mammogram dan mendapatkan variasi fitur lokal pada citra tersebut yang diharapkan dapat meningkatkan akurasi.

Tabel 2: Hasil Citra *Hough Transform*

No	Hough Transform	Jenis Citra
1.		Normal
2.		Normal
3.		Normal
4.		Abnormal
5.		Abnormal

Metode Ekstraksi Fitur Hough Transform

Tahap ini bertujuan untuk mendeteksi garis tepi pada citra mammogram menggunakan *Hough*

Transform. *Hough Transform* digunakan untuk mendeteksi objek yang berbentuk garis, lingkaran dan oval. Tujuan dari deteksi tepi adalah untuk menghilangkan noise. Hasil dari hough transform dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2 menggambarkan hasil dari deteksi tepi menggunakan hough transform baik untuk citra mammogram normal dan citra mammogram abnormal. Citra mammogram yang telah di bagi menjadi 4 bagian akan di hough transform dengan tipe garis. Hal ini bertujuan untuk meningkatkan penampakan batas tepi pada citra mammogram.

Tabel 3: Hasil *Citra Gabor Filter*

No	Hasil Gabor Filter	Jenis Citra
1.		Normal
2.		Normal
3.		Normal
4.		Abnormal
5.		Abnormal

Metode Ekstraksi Fitur Gabor Filter

Tahap berikutnya adalah melakukan filter pada citra yang telah di transformasi hough menggunakan *gabor filter*. *Gabor filter* akan memberikan batas frekuensi (power = 1,3) dan juga derajat orientasinya adalah ($n = 0o,45o,90o$). Citra yang diberikan frekuensinya menunjukkan bahwa tingkatan noise bergantung pada nilai skala frekuensi. Maka dalam perhitungan frekuensi semakin besar skala yang diberikan maka semakin

kecil nilai frekuensinya ataupun sebaliknya. Pada penelitian ini menggunakan frekuensi dengan nilai 3 dan orientasi derajatnya 45 derajat.

Tabel 3 merupakan hasil dari gabor filter baik untuk citra normal mammogram normal maupun citra mammogram abnormal. *Gabor fitur* digunakan karena metode ini berbasis tekstur dimana dapat mengambil fitur-fitur dari citra mammogram dari berbagai orientasi dan skala yang berbeda-beda.

Perhitungan Statistik

Ciri atau fitur yang di ambil berasal dari citra yang memiliki objek sebagai kanker. Pada penelitian ini menggunakan software Matlab sebagai pengekstraksi fitur. Ciri yang didapatkan akan digunakan sebagai informasi untuk menentukan klasifikasi dari kanker atau tumor itu sendiri. Adapun pengukuran statistik yang digunakan pada ciri tekstur sebagai berikut:

1. Mean

Mean adalah ukuran dari suatu rata-rata ciri pada citra yang digunakan untuk mendefinisikan sebagai $p(i,j)$ dan menunjukkan piksel baris ke-I kolom ke-j :

$$\mu = \sum_i \sum_j j(i,j)p(i,j) \quad (1)$$

2. Skewness

Skewness adalah ciri yang menunjukkan tingkat kemiringan relatif kurva dari histogram pada citra yang digunakan. *Skewness* dapat didefinisikan sebagai berikut :

$$Skewness = \frac{1}{\sigma^3} \sum_i \sum_j j(i - \mu)^3 p(i,j) \quad (2)$$

3. Energy

Energy merupakan ciri yang digunakan untuk mengukur konsentrasi pada pasangan intensitas matriks koakurensi. Nilai energi dapat membesar apabila terkonsentrasi pada beberapa kordinat, dan juga sebaliknya. Nilai ini dapat didefinisikan dengan $p(i,j)$ menunjukkan piksel dari baris ke-i ke kolom ke-j :

$$Energy = \sum_i \sum_j jp^2(i,j) \quad (3)$$

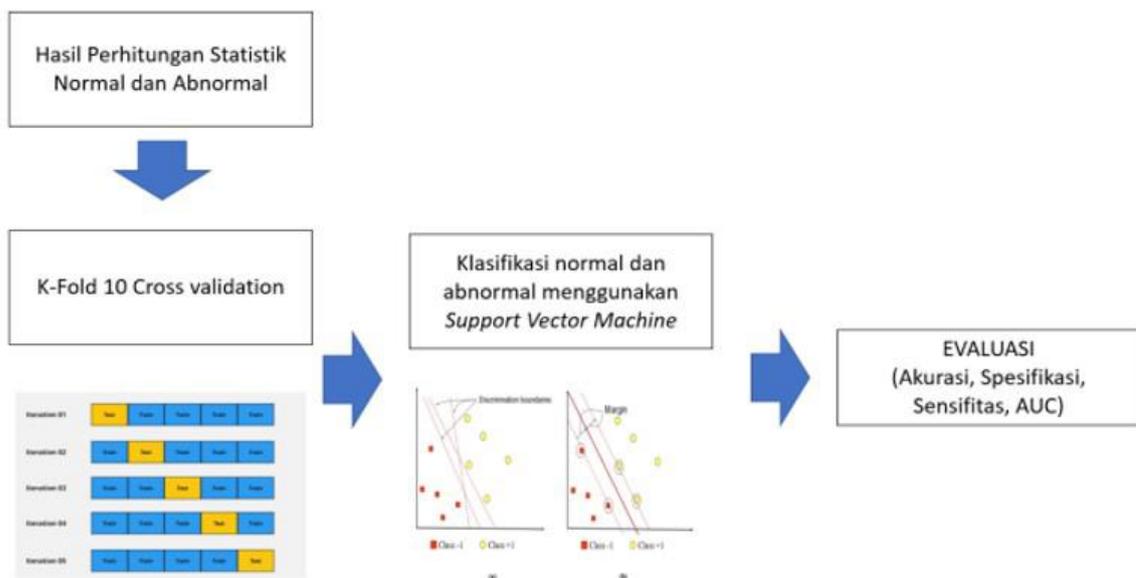
4. Correlation

Korelasi menunjukkan ketergantungan linear derajat dari keabuan citra yang digunakan, sehingga memberikan adanya struktur linear dalam citra tersebut. dapat didefinisikan bahwa $p(i,j)$ menunjukkan piksel dari baris ke i ke kolom j :

$$Correlation = \sum_i \sum_j j \frac{(i,j)p(i,j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (4)$$

Klasifikasi Citra Mammogram Normal dan Abnormal

Pada tahap klasifikasi, hasil ekstraksi fitur akan di dibagi kedalam proses training dan proses testing dimana proses ini akan dijalankan bersama sama menggunakan *support vector machine* untuk mengidentifikasi citra ammogram normal dan abnormal. Rancangan tahapan klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4: Rancangan Klasifikasi

Gambar 4 menunjukkan rancangan klasifikasi menggunakan SVM. Pada proses ini bertujuan untuk mendapatkan kesimpulan dalam pengklasifikasian citra mammogram dengan menggunakan K-fold 10 cross validation dengan klasifikasi *support vector machine* dan kernel rbf. Adapun hasil yang diperoleh sebagai berikut :

1. Akurasi

Suatu ukuran seberapa dekat suatu hasil dari pengukuran dengan nilai benar adapun rumus akurasi sebagai berikut :

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP} \times 100\% \quad (5)$$

2. Sensivitas

Ukuran seberapa besar kemungkinan tes untuk deteksi positif dari orang yang memiliki penyakit. adapun rumus akurasi sebagai berikut :

$$Sensivitas = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (6)$$

3. Spesifikasi

Proporsi jumlah orang yang tidak sakit saat diidentifikasi. adapun rumus akurasi sebagai berikut :

$$Spesifikasi = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% \quad (7)$$

Ket:

TP (True Positive) = Proporsi positif dalam dataset yang diklarifikasikan positif

TN (True Negative) = Proporsi negative dalam dataset yang diklasifikasikan negative

FN (False Negative) = Proporsi negative dalam dataset yang diklasifikasikan negatif

FP (False Positive) = proporsi negatif dalam dataset yang diklasifikasikan z positif

4. AUC

Performa diagnosa tes atau klasifikasi untuk memisahkan kasus yang sakit dari kasus yang sehat dievaluasi menggunakan ROC analisis kurva. Ini memberikan trade of antara spesifikasi dan sensitivitas. Ini disebut dengan Area Under Curve (AUC). Nilai ini digunakan untuk menganalisa kinerja algoritma dan digunakan untuk menunjukkankinerja yang membedakan pengklasifikasian.

Hasil dan Pembahasan

Pengembangan sistem CAD dalam klasifikasi citra normal dan abnormal dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak Matlab.

Tabel 4: Hasil Pengukuran Statistik *Energy, Mean, Correlation, Skewness* Citra Normal

	Energy	Mean	Correlation	Skewness	Target Latih
Citra Normal	0.0594	0.00893	0.3636	1.7660	1
	0.0571	0.0072	0.3506	1.7578	1
	0.0409	0.0081	0.3693	1.7532	1
	0.0380	0.0077	0.3522	1.8166	1
	0.0431	0.0083	0.3524	1.7468	1
	0.0339	0.0060	0.3719	1.7758	1
	0.0350	0.0088	0.3666	1.7513	1
	0.0351	0.0099	0.3677	1.7943	1
	0.0395	0.0068	0.3557	1.7532	1
	0.0280	0.0091	0.3441	1.8166	1
Rata-rata	0.0382	0.0089	0.2866	1.6920	

Pada Tabel 4. citra mammogram normal didapatkan nilai rata – rata *energy* sebesar 0.0382, pada nilai mean didapatkan nilai rata-rata sebesar 0.0089, pada nilai *correlation* didapatkan nilai rata-rata sebesar 0.2866 dan nilai rata rata *skewness* didapatkan sebesar 1.6920.

Tabel 5: Hasil Pengukuran Statistik *Energy, Mean, Correlation, Skewness* Citra Mammogram Abnormal

	Energy	Mean	Correlation	Skewness	Target Latih
Citra Abnormal	0.0376	0.0088	0.3248	1.7022	0
	0.0334	0.0092	0.3109	1.6442	0
	0.0358	0.0073	0.3261	1.6712	0
	0.0350	0.0083	0.3663	1.6645	0
	0.0367	0.0091	0.3535	1.6829	0
	0.0339	0.0089	0.3254	1.6798	0
	0.0351	0.0083	0.3344	1.7275	0
	0.0366	0.0094	0.3481	1.1619	0
	0.0380	0.0080	0.3463	1.7485	0
	0.0378	0.0080	0.3699	1.6047	0
Rata-rata	0.0443	0.0091	0.3382	1.5879	

Pada Tabel 5. citra abnormal didapatkan nilai rata – rata *energy* sebesar 0.0443, pada nilai mean didapatkan nilai rata-rata sebesar 0.0091, pada nilai *correlation* didapatkan nilai rata-rata sebesar 0.3382 dan nilai rata rata *skewness* didapatkan sebesar 1.5879

Tabel 6: Hasil rata-rata Perhitungan Statistik

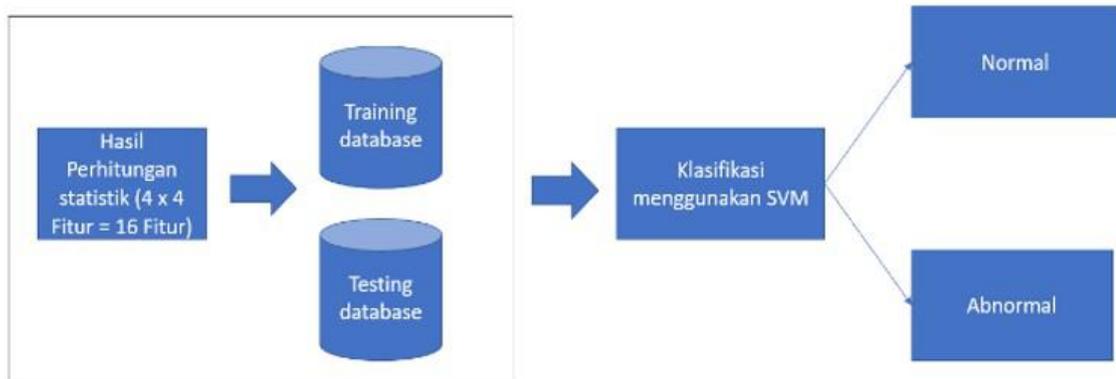
Nilai Rata-rata	Energy	Mean	Correlation	Skewness
Normal	0.0382	0.0089	0.2866	1.6920
Abnormal	0.0443	0.0091	0.3382	1.5879

Berdasarkan pada Tabel 6 hasil rata-rata nilai diatas didapatkan kesimpulan bahwa nilai energy pada citra abnormal lebih besar dibandingkan dengan rata-rata citra normal, lalu pada hasil nilai rata-rata mean pada citra abnormal lebih besar dari pada citra normal, kemudian hasil nilai rata-rata correlation pada citra abnormal lebih besar dari pada citra normal, dan hasil rata-rata skewness pada citra normal lebih besar dari pada citra

abnormal.

Klasifikasi Menggunakan *Support Vector Machine* dan Evaluasi Menggunakan *Crossvalidation*

Gambar 5 merupakan klasifikasi menggunakan support vector machine, dimana citra secara otomatis data test dengan data training. Data yang dilakukan testing berjumlah 29 citra secara random dan terurut dan training berjumlah 268 citra secara random dan terurut menggunakan k-fold 10 *crossvalidation*. Tahap ini akan di tampilkan akurasi, sensitivitas dan spesifikasi menggunakan *Support Vector Machine* dan *Crossvalidation*.



Gambar 5: Klasifikasi menggunakan *support vector*

Tabel 7. merupakan hasil dari *Support Vector Machine* kfold 10 cross validation menggunakan *kernel rbf* dari enam percobaan dengan skala 1 dan 3 dengan sudut yang digunakan 00, 450, 900 didapatkan nilainya tertinggi pada sudut 450 dan skala 3 dengan hasil akurasi adalah 86.8%, untuk sensitivity adalah 73.7%, specificity nya adalah 93.4%. Dan nilai AUC sebesar 0.87

otomatis data test dengan data training. Data yang dilakukan testing berjumlah 29 citra secara random dan terurut dan training berjumlah 268 citra secara random dan terurut menggunakan k-fold 10 cross-validation. Performa sistem diukur berdasarkan akurasi, sensitivitas, spesifikasi, dan AUC (Area Under Curve). Nilai *True Positive* = 72, *False Positive* = 14, *False Negative* 27 dan *True Negative* = 184.

Tabel 7: Hasil Akurasi, Sensivitas, Spesifikasi dan AUC

Ekstraksi Fitur dan Klasifikasi	Derajat	Skala	Akurasi	Sensifitas	Spesifikasi
Gabor	0°	3	78.1%	47.7%	93%
Filter	45°	3	86.8%	73.7%	93.4%
Hough transform	90°	3	80.1%	62.6%	88.8%
Support Vector Machine (Kernel rbf)	0°	1	74	51.5	85.3
	45°	1	83.8	68.6	91.4
	90°	1	76	61.6	83.3

Tabel 8: Hasil Confusion Matrix

Jumlah data = 298		Nilai sebenarnya	
		Positive	Negative
Nilai Prediksi	Positive	72	14
	Negative	27	184
		True Positive	False Positive
		False Negative	True Negative

Hasil Confusion matrix tersebut dapat dilihat pada Tabel 8. Hasil ini dari perhitungan statistik dan target latih yang telah di masukkan ke dalam file excel dan di transform ke bentuk horizontal. Tahapan ini akan mengklasifikasi secara

Hasil evaluasi dapat dilihat pada Tabel 9. Hasil dari svm kfold cross validation menggunakan *kernel rbf* didapatkan nilainya berupa akurasi adalah 86.8%, untuk sensitivity adalah 73.7 %, specificity sebesar 93.4% dan nilai AUC sebesar 0.87.

Tabel 9: Hasil Akurasi, Sensivity Dan Spesifikasi, AUC

Akurasi	Sensifitas	Spesifikasi	AUC
86.8%	73.7%	93.4%	0.87

Perbandingan Hasil Penelitian Terdahulu

Pada perbandingan hasil dengan peneliti sebelumnya sangat sulit untuk di bandingkan dikarenakan jumlah dataset yang berbeda, pemilihan penggunaan sample database tidak sama sangat berpengaruh dalam proses hasil evaluasi. Metode dan evaluasi yang digunakan seperti membagi citra menjadi 4 bagian, metode ekstraksi fitur, metode klasifikasi dan metode evaluasi sangat berpengaruh terhadap hasil dari klasifikasi. Tetapi secara umum penelitian ini bertujuan untuk melihat seberapa baik dan efisiennya metode yang digunakan untuk membandingkan dengan metode pada peneliti sebelumnya dengan performa hasil nilai akurasi, sensitivitas, spesifikasi serta nilai *Area Under The Receiver-Operating Characteristic Curve (AUC)*. Hasil dari peneliti sebelumnya dapat dilihat pada Tabel 10.

Tabel 10: Perbandingan Penelitian Sebelumnya Klasifikasi Citra Normal dan Abnormal

No	Peneliti	Citra	Jumlah	Ekstraksi fitur	Klasifikasi	Akurasi (%)	AUC
1.	[9]	DDSM	197	Gabor Filter	SVM, Random forest	93.54%	-
2.	[4]	DDSM	95	Hough Transform	SVM	94%	-
3.	[11]	MIAS	-	GLCM	SVM	80%	-
4.	[7]	MIAS	768	Gabor Fitur	Gabor Fitur	98.82%	-
5.	[6]	MIAS+UDIA T	107	Wavelet+GLCM	NN	93.8%	-
6.	Our Method	DDSM	287	Hough Transform Dan Gabor Filter	SVM	86.8%	0.87

Pada Tabel 10. didapatkan hasil performa klasifikasi citra normal dan citra abnormal dari peneliti sebelumnya yang sama sama menggunakan database *DDSM (digital database for screening mammography)*. Hasil yang didapatkan dilihat dari akurasi, sensitivitas, spesifikasi dan nilai *Area Under The Receiver-Operating Characteristic Curve (AUC)*. Hasil uji coba penelitian ini dengan metode ekstraksi fitur menggunakan gabungan hough transform dan gabor filter dan metode klasifikasi menggunakan *support vector machine* didapatkan nilai akurasi sebesar 86.8%,

sensifitas 73.7%, spesifikasi 93.4 dan *Area Under The Receiver-Operating Characteristic Curve (AUC)* sebesar 0.87. Hal ini menunjukkan peningkatan nilai akurasi dibandingkan dengan peneliti sebelumnya.

Penutup

Berdasarkan dari hasil ekstraksi fitur menggunakan gabungan *hough transform* dengan *gabor filter* dan klasifikasi normal dan abnormal pada citra mamogram menggunakan *support vector machine* dapat diambil kesimpulan bahwa penggunaan metode ekstraksi fitur *hough transform* dengan *gabor filter* telah berhasil dilakukan dengan nilai akurasi sebesar 86.8%, kemudian untuk sensitivitas sebesar 73.7% lalu untuk spesifikasi sebesar 93.4%, dan untuk nilai AUC sebesar 0.87. Nilai tersebut menunjukkan adanya peningkatan nilai akurasi dibandingkan dengan peneliti sebelumnya.

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan diharapkan pada penelitian selanjutnya untuk menggunakan metode lain seperti *GLCM, wavelet, Local Binary Pattern, Linear Discriminant Analysis* agar dapat menemukan hasil klasifikasi yang lebih baik. Selain itu, menambahkan jumlah dataset citra normal dan abnormal (jinak dan ganas) yang digunakan untuk meningkatkan akurasi dan juga menambahkan fitur statistik seperti standar deviasi, kurtosis, entropy, varians yang diharapkan dapat meningkatkan akurasi

Daftar Pustaka

- [1] H. Li, S. Zhuang, D. ao Li, J. Zhao and Y. Ma, "Benign and malignant classification of mammogram images based on deep learning", *Biomed Signal Process Control*, vol. 51, pp. 347–354, doi: 10.1016/j.bspc.2019.02.017, 2019.
- [2] Anonym, "Breast cancer", WHO, diakses daring pada <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/breast-cancer>, 2021.
- [3] Anonim, "Kanker Payudara Paling Banyak di Indonesia, Kemenkes Targetkan Pemeratan Layanan Kesehatan", *Kemenkes RI* diakses daring pada <https://www.kemkes.go.id/article/print-/22020400002/kanker-payudara-paling-banyak-di-indonesia-kemenkes-targetkan-pemerataan-layanan-kesehatan.html> (accessed Jul. 08, 2022).
- [4] R. Vijayarajeswari, P. Parthasarathy, S. Vivekanandan and A. A. Basha, "Classification of mammogram for early detection of breast cancer using SVM classifier and Hough transform", *Measure-*

- ment (Lond), vol. 146, pp. 800–805, doi: 10.1016/j.measurement.2019.05.083, 2019.
- [5] L. M. Wisudawati, “Klasifikasi Tumor Jinak dan Ganas pada Citra Mamogram Menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan Support Vector Machine (SVM)”, *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, vol. 26, no. 2, pp. 176–186, doi: 10.35760/ik.2021.v26i2.4897, 2021.
- [6] Wisudawati LM, Madenda S, Wibowo EP, Abdullah AA. Feature extraction optimization with combination 2D discrete wavelet transform and gray level co-occurrence matrix for classifying normal and abnormal breast tumors. *Modern Applied Science*, 14(5): 51-62. DOI: 10.5539/mas.v14n5p51, 2020.
- [7] S. Khan, M. Hussain, H. Aboalsamh, H. Mathkour, G. Bebis and M. Zakariah, “Optimized Gabor features for mass classification in mammography”, *Applied Soft Computing Journal*, vol. 44, pp. 267–280, doi: 10.1016/j.asoc.2016.04.012, Jul. 2016.
- [8] Wisudawati LM, Madenda S, Wibowo EP, Abdullah AA, “Benign and malignant breast tumors classification based on texture analysis and backpropagation neural network”, *Computer Optics*, Volume 45, Issue 2, DOI: <https://doi.org/10.18287/2412-6179-CO-769>, paper published in the English version journal, 2021.
- [9] V. Madhavi, Mantragar, Christy, and T. Bobby, Gabor Filter Based Classification of Mammography Images Using LS-SVM and Random Forest Classifier, vol. 1036. Springer Singapore, doi: 10.1007/978-981-13-9184-2_6, 2019.
- [10] S. Khan, M. Hussain, H. Aboalsamh, and G. Bebis, ‘A comparison of different Gabor feature extraction approaches for mass classification in mammography’, *Multimed Tools Appl*, vol. 76, no. 1, pp. 33–57, doi: 10.1007/s11042-015-3017-3, 2017.
- [11] K.N. Setiawan dan I Made S. Putra, “Klasifikasi Citra Mamogram Menggunakan Metode K-Means, GLCM, dan Support Vector Machine (SVM)”, *MERPATI*, 6(1), 2018.