

# KLASIFIKASI TUMOR JINAK DAN TUMOR GANAS PADA CITRA MAMMOGRAM MENGGUNAKAN GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM) DAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

Lulu Mawaddah Wisudawati  
Fakultas Teknologi Industri Universitas Gunadarma  
Jl. Margonda Raya No. 100, Depok 16424, Jawa Barat  
lulu\_mawadah@staff.gunadarma.ac.id

## Abstrak

Kanker payudara merupakan penyebab utama kematian pada wanita. Data Global Cancer Observatory 2018 dari World Health Organization (WHO) menunjukkan kasus kanker yang paling banyak terjadi di Indonesia adalah kanker payudara, yakni 58.256 kasus atau 16.7% dari total 348.809 kasus kanker. Mamografi merupakan teknik yang paling umum digunakan dalam mendeteksi tumor payudara menggunakan sistem sinar-X dosis rendah. Ada beberapa tipe abnormalitas dalam citra mammogram, yaitu mikrokalsifikasi dan massa. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan performa sistem Computer-Aided Diagnosis (CAD) dalam mengklasifikasi tumor jinak dan tumor ganas dengan mengembangkan metode ekstraksi fitur menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan metode klasifikasi menggunakan Support Vector Machine (SVM). Uji coba dilakukan dengan menggunakan database DDSM dengan 256 citra abnormal (95 tumor jinak dan 161 tumor ganas) menghasilkan nilai akurasi sebesar 83.59% dengan nilai sensitivitas dan spesifisitas 87.58% dan 76.84%. Selain itu, didapatkan nilai AUC sebesar 0.98%. Metode tersebut menunjukkan bahwa sistem memberikan hasil performa yang baik dalam mengklasifikasi tumor jinak dan tumor ganas.

**Kata Kunci:** Tumor Payudara, Sistem CAD, GLCM, SVM, Mammogram

## Abstract

Breast cancer is a leading cause of death in women. Data Global Cancer Observatory 2018 from World Health Organization (WHO) shows that the most common cancer cases in Indonesia are breast cancer, which is 58,256 cases or 16.7% of the total 348,809 cancer cases. Mammography is the most commonly used technique in detecting breast tumors using a low-dose X-ray system. There are several types of abnormalities in mammogram images, namely microcalcifications and masses. This study aims to improve the performance of CAD systems in classifying benign and malignant tumors by developing a feature extraction method using Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) and a classification method using Support Vector Machine (SVM). The experiment was conducted using DDSM database with 256 abnormal images (95 benign and 161 malignant) obtained an accuracy value of 83.59% with sensitivity and specificity values of 87.58% and 76.84%, respectively. In addition, an AUC value of 0.98% was obtained. The method shows that the system gives better performance results in classifying benign and malignant breast tumors.

**Keywords:** Breast Tumors, CAD system, GLCM, SVM, Mammogram

## PENDAHULUAN

Kanker payudara merupakan suatu pertumbuhan jaringan payudara abnormal dengan pertumbuhan berlebihan dan tidak ada koordinasi dengan pertumbuhan jaringan normal, tumbuh *infiltratif*, dan destruktif serta dapat bermetastase dan tetap akan tumbuh dengan cara yang berlebihan. Kanker payudara merupakan penyebab utama kematian pada wanita. Setiap tahun lebih dari 250.000 kasus baru kanker payudara terdiagnosa di Eropa dan kurang lebih 175.000 di Amerika Serikat. Data Global Cancer Observatory 2018 dari World Health Organization (WHO) [1] menunjukkan kasus kanker yang paling banyak terjadi di Indonesia adalah kanker payudara, yakni 58.256 kasus atau 16.7% dari total 348.809 kasus kanker. Kementerian Kesehatan Republik Indonesia [2] menyatakan, angka kanker payudara di Indonesia mencapai 42,1 orang per 100 ribu penduduk. Upaya pencegahan dan pengendalian kanker payudara dapat dilakukan dengan cara deteksi dini. Teknologi pencitraan medis untuk pemeriksaan tumor pada payudara yaitu: *Mammography*, *MRI*, *Ultrasound (USG)* [3]. Mamografi merupakan teknik yang paling umum digunakan dalam mendeteksi tumor payudara menggunakan sistem sinar-X dosis rendah. Ada beberapa tipe abnormalitas dalam citra mammogram, yaitu keberadaan mikro-kalsifikasi (berbentuk seperti noda berukuran kecil dan terkadang berupa titik-titik) dan keberadaan massa. Massa adalah lesi dan

biasanya muncul pada mammogram sebagai daerah yang relatif padat. Karakteristik massa seperti bentuk, batas tepi, dan densitas pada citra mammogram dapat digunakan sebagai acuan untuk mengelompokkan ke dalam tumor jinak ataupun tumor ganas [4].

*Computer-Aided Diagnosis (CAD)* telah dikembangkan untuk meningkatkan hasil performa dalam deteksi keberadaan massa dan diagnosis tumor payudara. Dalam citra *grayscale*, tekstur mencerminkan variasi lokal dari nilai *gray-level* berupa kombinasi pada *smoothness*, kekasaran, dan keteraturan objek [3]. Fitur tekstur telah terbukti berguna dalam memberikan informasi tentang karakteristik citra. Ekstraksi fitur menggunakan *Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)* dilakukan oleh peneliti (Biswas, Nath, dan Roy) [5] dan fitur yang digunakan terdiri 4 fitur yaitu kontras, energi, korelasi, dan homogenitas. Hasil akurasi menggunakan metode *3NN (Neural Network)* dan *ANN (Artificial Neural Network)* sebesar 95% dan 75% (klasifikasi normal dan abnormal). Pada penelitian (Wisudawati et al.) [6] proses ekstraksi fitur menggunakan kombinasi metode *2D-Discrete Wavelet Transform* dan *GLCM* dengan 4 fitur yaitu kontras, korelasi, energi dan homogenitas. Hasil yang akurasi yang didapatkan dalam mengklasifikasi keberadaan massa pada citra mammogram adalah 100% dan mendapatkan akurasi 93.8% dalam mengklasifikasi normal, tumor jinak, dan tumor ganas. Peneliti (Wisudawati et al.) [7] kemudian juga mengembangkan metode

tersebut dalam mengklasifikasi tumor jinak dan tumor ganas menggunakan analisis tekstur menggunakan *GLCM* dan *Backpropagation Neural Network*. Hasil akurasi yang didapatkan yaitu 95.83% dengan sensitivitas 95.23% dan spesifisitas 96.49%. Peneliti (S. M. Salve) [8] pada penelitiannya yang berjudul “*Mammographic Image Classification using Gabor wavelet*” melakukan klasifikasi tumor jinak dan tumor ganas pada citra mammogram menggunakan *SVM (Support Vector Machine)*. Hasil dari *preprocessing* digunakan untuk ekstraksi fitur dengan 114 citra abnormal (63 tumor jinak dan 51 tumor ganas) menggunakan metode *Gabor Wavelet* serta *SVM* untuk klasifikasi. Hasil akurasi didapatkan sebesar 86% dengan menggunakan *Gabor Wavelet*. Pada penelitian tersebut hanya menggunakan sedikit dataset. Selain itu (Sharifah et al.) [9] dalam penelitiannya yang berjudul “*Cancer Detection Using Artificial Neural Network dan Support Vector Machine*” membandingkan *SVM* dan *ANN* menggunakan dataset yang berbeda. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kedua metode menghasilkan performa yang baik tapi metode *SVM* masih lebih baik dibandingkan dengan *ANN*. Pada penelitian (Ankit Verma, Ankit Kumar dan Sanjeev Kumar) [10] juga memprediksi kanker payudara menggunakan

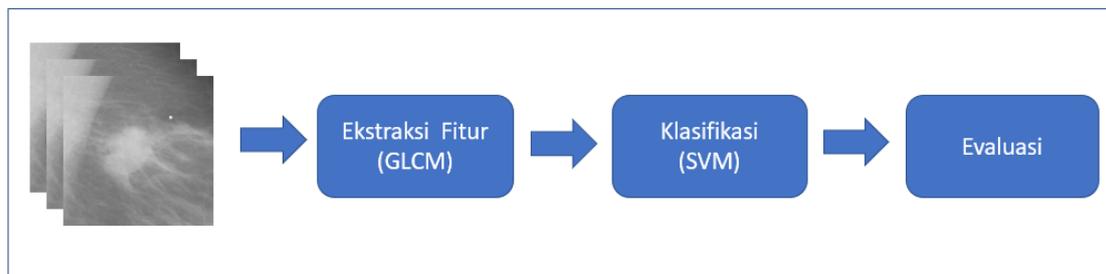
*Support Vector Machine* menggunakan database *Wisconsin Diagnosis Breast Cancer (WDBC)*. Hasil klasifikasi tumor jinak dan tumor ganas menggunakan *SVM* sebesar 96.07%. Hal tersebut menunjukkan bahwa *SVM* memberikan performa yang baik dalam proses klasifikasi tersebut.

Dengan melihat kelemahan dan kelebihan metode dari peneliti sebelumnya, maka pada penelitian ini mengusulkan metode ekstraksi fitur dengan metode *GLCM* menggunakan 4 fitur statistik yaitu kontras, korelasi, entropi dan homogenitas serta metode klasifikasi menggunakan *SVM* untuk meningkatkan performa dalam klasifikasi tumor jinak dan tumor ganas.

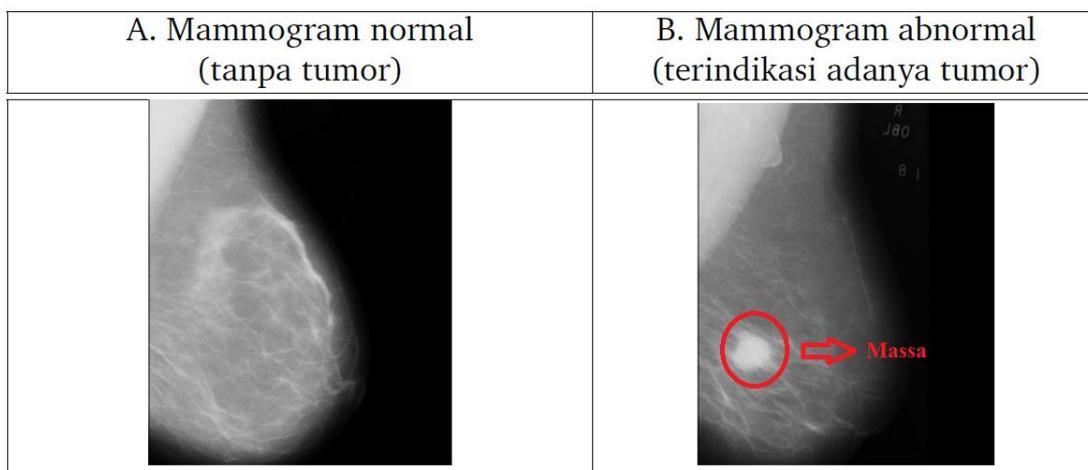
## **METODE PENELITIAN**

### **Gambaran Umum Sistem**

Gambaran umum sistem yang diajukan dapat dilihat pada Gambar 1 yang menunjukkan tahapan pengembangan sistem *CAD* meliputi input citra mammogram yang berupa daerah massa tumor jinak dan tumor ganas, ekstraksi fitur dilakukan dengan metode *GLCM*, klasifikasi (pelatihan dan pengujian) menggunakan *SVM* dan proses evaluasi untuk melihat performa sistem



**Gambar 1. Gambaran Umum Sistem**



**Gambar 2. Citra mammogram normal (A) dan abnormal (B)**  
(Sumber: publik database *Mammographic Image Analysis Society (MIAS)*)

### Citra Mammogram

Citra mammogram merupakan hasil dari mesin mamografi yang dapat digunakan untuk deteksi tumor payudara secara dini dan radiasi yang dipancarkan oleh mesin mamografi aman bagi tubuh, yaitu 0,7 mV. Citra mammogram menampilkan struktur jaringan payudara yang cukup kompleks. Keberadaan tumor pada payudara dapat dilihat dari pola tekstur citra mammogram. Tumor biasanya terdapat pada daerah dengan nilai intensitas yang lebih besar dari daerah sekitarnya dan juga dapat dilihat dari bentuk massa itu sendiri sehingga pada citra mammogram normal dan abnormal

memiliki ciri karakteristik tekstur berbeda seperti pada Gambar 2.

Pada citra mammogram normal (A) dan citra mammogram abnormal terdapat massa (terindikasi adanya tumor). Massa adalah lesi dan biasanya muncul pada mammogram sebagai daerah yang relatif padat. Gambar 3. menunjukkan area massa pada citra mammogram tumor jinak dan tumor ganas. Massa digambarkan oleh tiga fitur, yaitu bentuk atau kontur, batas tepi, dan densitas [11]. Pengelompokan tumor jinak dan tumor ganas pada karakteristik massa berdasarkan Breast Imaging-Reporting and Data System

(BI-RADS) descriptor [12] dapat dilihat pada Tabel 1.

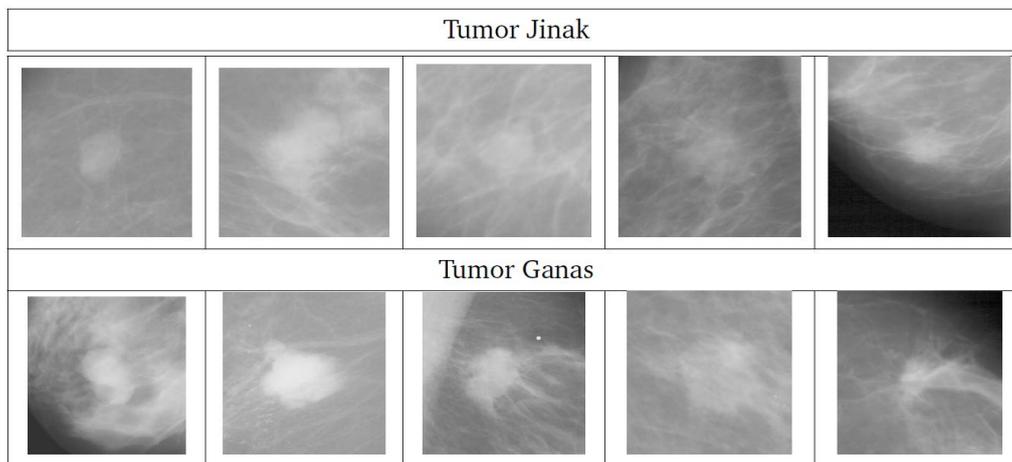
**Dataset**

Database yang digunakan dalam penelitian ini adalah citra mammogram dari publik database *DDSM (Digital Database for Screening Mammography)* dengan format *TIFF (Temporary Instruction File Format)* berjumlah 256 citra abnormal yang terdiri dari 95 tumor jinak dan 161 tumor ganas.

**GLCM (Gray Level Co-Occurrence Matrix)**

*GLCM* merupakan perhitungan tekstur pada orde kedua [13] dan merupakan matrik yang menggambarkan frekuensi munculnya pasangan piksel pada jarak  $d$  dan orientasi arah dengan sudut  $\theta$  dalam citra yang digunakan untuk menghitung fitur-fitur *GLCM*.

Jarak  $d$  yang digunakan adalah 1 yang dinyatakan dalam piksel, sementara untuk orientasi sudut dinyatakan dalam derajat dengan sudut  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, \text{ dan } 135^\circ$ .



**Gambar 3. Massa Tumor jinak dan Tumor Ganas pada Citra Mammogram**  
[Sumber: publik database DDSM]

**Tabel 1. Pengelompokan Tumor Jinak dan Tumor Ganas pada Karakteristik Massa Berdasarkan BI-RADS Descriptor [12]**

Karakteristik	BI-RADS Descriptor	Fitur Memihak Jinak	Fitur Memihak Ganas
Massa	Bentuk	<i>Oval, round</i>	<i>Irregular, lobulated, architectural distortion</i>
	Batas Tepi	<i>Circumscribed</i>	<i>Microlobulated, spiculated, obscured, ill-defined</i>
	Densitas	<i>Fat, low, equal</i>	<i>High</i>

[Sumber: ACR American College of Radiology]

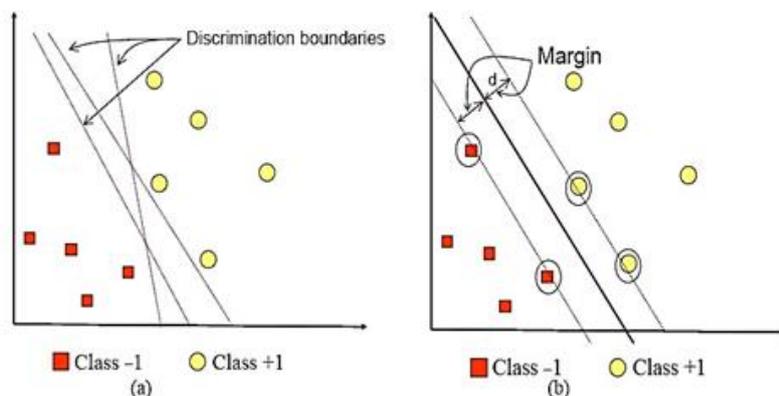
Pembentukan *GLCM* dilakukan dengan menentukan hubungan spasial antara piksel referensi dengan piksel tetangga, dengan sudut  $\theta$  dan jarak  $d$ . Dalam penelitian ini menggunakan sudut  $45^0$  dengan jarak 1 (offset, [-1 1]) dan Numlevel 32, dimana numlevel adalah kedalaman bit citra yang akan dianalisis. Penentuan awal matriks *GLCM* dilakukan dengan menghitung matriks kookurensi dan menjumlahkan matrik kookurensi dengan transposenya untuk menjadikannya simetris. Untuk menghilangkan ketergantungan pada ukuran citra, nilai-nilai elemen *GLCM* dinormalisasi. Perhitungan pengukuran statistika fitur-fitur *GLCM* yang digunakan dalam penelitian ini, antara lain [14]:

- **Kontras** merupakan ukuran keberadaan variasi aras keabuan piksel citra
- **Energi** merupakan ukuran homogenitas dari suatu citra
- **Korelasi** menyatakan ukuran ketergantungan linear derajat keabuan citra
- **Homogenitas** merupakan keseragaman intensitas keabuan pada citra.

#### ***SVM (Support Vector Machine)***

*SVM* adalah metode *learning machine* yang bekerja atas prinsip *Structural Risk Minimization (SRM)* dengan tujuan

menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua buah class pada *input space*. Pada dasarnya *SVM* memiliki prinsip linear, akan tetapi pada saat ini *SVM* telah berkembang sehingga dapat menyelesaikan masalah *non-linear*. Cara kerja *SVM* pada masalah *non-linear* adalah dengan memasukkan konsep kernel pada ruang berdimensi tinggi. Pada ruang yang berdimensi ini, nantinya akan dicari pemisah atau yang sering disebut *hyperplane*. *Hyperplane* dapat memaksimalkan jarak atau *margin* antara kelas data. *Hyperplane* terbaik antara kedua kelas dapat ditemukan dengan mengukur *margin* dan kemudian mencari titik maksimalnya. Gambar 4a menunjukkan beberapa *pattern* yang merupakan anggota dari dua buah *class* yaitu positif (dinotasikan dengan +1) dan negatif (dinotasikan dengan -1). *Pattern* yang tergabung pada *class* negatif disimbolkan dengan kotak, sedangkan *pattern* pada *class* positif disimbolkan dengan lingkaran. Proses pembelajaran dalam problem klasifikasi dilakukan dengan menemukan garis (*hyperplane*) yang memisahkan antara kedua kelompok tersebut. Garis solid pada Gambar 4b menunjukkan *hyperplane* yang terbaik yaitu yang terletak tepat pada tengah-tengah kedua *class*, sedangkan titik merah dan kuning yang berada dalam lingkaran hitam adalah support vector.



Gambar 4. SVM (*Support Vector Machine*)

Tabel 2. Hasil Ekstraksi Fitur Tumor Jinak dan Tumor Ganas Menggunakan Database DDSM

	Kontras	Korelasi	Energi	Homogenitas	Target
<b>Tumor Jinak</b>	0,147871	0,934014	0,26298	0,926064	0
	0,149028	0,997239	0,088731	0,926277	0
	0,14596	0,978987	0,116624	0,92702	0
	0,135729	0,973172	0,160773	0,932203	0
	0,18201	0,993342	0,072134	0,910461	0
<b>Tumor Ganas</b>	0,242303	0,96368	0,113848	0,879752	1
	0,258754	0,977753	0,08104	0,88562	1
	0,257806	0,979546	0,105777	0,885429	1
	0,279349	0,989364	0,057117	0,863161	1
	0,25209	0,825455	0,210785	0,874393	1

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengembangan sistem *CAD* dalam klasifikasi tumor jinak dan tumor ganas dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak MATLAB.

### Ekstraksi fitur menggunakan GLCM

Hasil dari ekstraksi fitur menggunakan GLCM untuk tumor jinak dan tumor ganas dapat dilihat pada Tabel 2. Fitur kontras pada tumor jinak mempunyai nilai yang lebih kecil dibandingkan dengan tumor ganas. Sedangkan fitur homogenitas pada tumor jinak lebih besar dibandingkan dengan tumor ganas. Target 0

menyatakan tumor jinak dan Target 1 menyatakan tumor ganas. Target tersebut akan digunakan dalam proses klasifikasi menggunakan *SVM*.

Hasil rata-rata dari nilai ekstraksi fitur dapat dilihat pada Tabel 3 dan dapat disimpulkan bahwa nilai rata-rata kontras pada tumor ganas lebih besar dibandingkan dengan tumor jinak. Hal tersebut menunjukkan bahwa ukuran keberadaan variasi atas keabuan piksel citra tumor ganas lebih besar dibandingkan dengan tumor jinak. Pada fitur korelasi tumor jinak mempunyai nilai rata-rata lebih besar dibandingkan dengan tumor ganas. Hal tersebut menunjukkan bahwa pada citra tumor jinak mempunyai nilai yang kecil pada ukuran

konsentrasi pasangan dengan intensitas keabuan tertentu pada matriks. Pada fitur energi dan homogenitas tumor jinak mempunyai nilai rata-rata lebih besar dibandingkan dengan tumor ganas. Hal tersebut menunjukkan bahwa pada citra tumor jinak mempunyai nilai piksel yang mirip dengan piksel lainnya dan mempunyai keseragaman intensitas keabuan yang tinggi pada citra

### Klasifikasi Tumor Jinak dan Tumor Ganas menggunakan SVM

Proses klasifikasi dibagi menjadi dua yaitu (lihat Gambar 5):

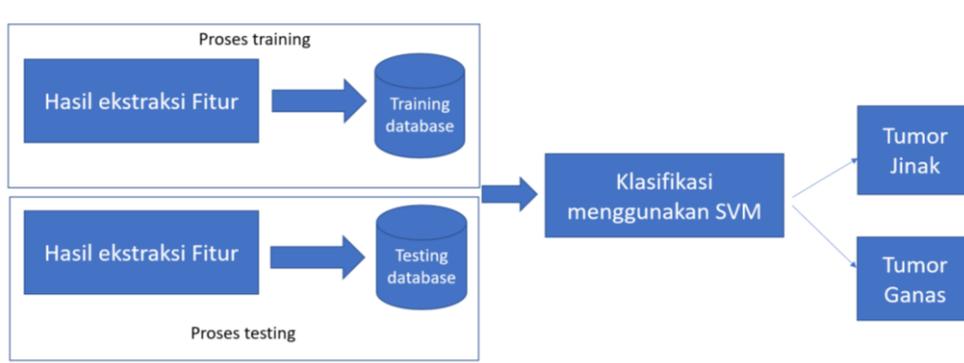
- Proses *training*: pada proses training digunakan training set yang telah diketahui label-labelnya untuk membangun model atau fungsi.

- Proses *testing*: dilakukan untuk mengetahui keakuratan model atau fungsi yang akan dibangun pada proses training. Data testing digunakan untuk memprediksi label-labelnya.

Hasil fitur-fitur yang telah didapatkan dalam proses ekstraksi fitur kemudian dimasukkan dalam proses klasifikasi tumor jinak dan tumor ganas menggunakan metode SVM. Metode, pelatihan, pengujian dan evaluasi menggunakan *10-fold cross validation* yang merupakan pilihan terbaik untuk mendapatkan hasil validasi yang akurat. Metode tersebut membagi dataset menjadi 10-buah partisi secara acak. Kemudian dilakukan 10 kali eksperimen, dimana masing-masing eksperimen menggunakan data partisi ke-10 sebagai *data testing* dan memanfaatkan sisa partisi lainnya sebagai *data training*.

**Tabel 3. Nilai rata-rata Fitur Kontras, Korelasi, Energi, Homogenitas pada Tumor Jinak dan Tumor Ganas**

	Nilai Rata-rata			
	Kontras	Korelasi	Energi	Homogenitas
<b>Tumor Jinak</b>	0,177	0,980	0,106	0,915
<b>Tumor Ganas</b>	0,259	0,969	0,098	0,883



**Gambar 5. Bagan Klasifikasi Tumor Jinak dan Tumor Ganas**

Hasil *Confusion Matrix* dapat dilihat pada Tabel 4. Performa sistem diukur berdasarkan akurasi, sensitivitas, spesifisitas dan *AUC (Area Under Curve)*. Nilai *True Positive* = 141, *False Positive* = 22, *False Negative* = 20 dan *True Negative* = 73. Hasil uji diagnostik dapat dilihat pada Tabel 5. Akurasi adalah ukuran seberapa dekat suatu hasil pengukuran dengan nilai yang benar atau diterima dari kuantitas besaran yang diukur. Hasil akurasi yang didapatkan sebesar 83.59 % yang menunjukkan sistem dapat mengklasifikasi tumor jinak dan tumor ganas sebesar 83.59%.

$$\text{Akurasi} = \frac{141+73}{141+73+20+22} \times 100\% = 83.59\%$$

Sensitivitas adalah ukuran keakuratan tes yaitu seberapa besar kemungkinan tes untuk mendeteksi positif orang-orang yang memiliki penyakit. Hasil sensitivitas menunjukkan sebesar 87.58% sistem dapat mendeteksi positif orang-orang yang memiliki penyakit.

$$\text{Sensitivitas} = \frac{141}{141+20} \times 100\% = 87.58\%$$

Spesifisitas adalah proporsi orang yang benar-benar tidak sakit dan tidak sakit pula saat diidentifikasi dengan tes skrining atau ukuran statistik mengenai akurasi tes, yaitu seberapa baik tes mengidentifikasi negatif orang-orang yang tidak memiliki penyakit. Hasil spesifisitas menunjukkan sebesar 76.84% sistem dapat mengidentifikasi negatif orang-orang yang tidak memiliki penyakit

$$\text{Spesifisitas} = \frac{73}{73+22} \times 100\% = 76.84\%$$

*Area under the curve (AUC)* memberikan gambaran tentang keseluruhan pengukuran atas kesesuaian dari model yang digunakan. Semakin besar *AUC* maka semakin baik variabel yang diteliti dalam memprediksi kejadian. Nilai *AUC* yang didapatkan sebesar 0.908. Mengacu pada klasifikasi akurasi nilai tersebut menunjukkan sistem dapat mendiagnosis tumor jinak dan tumor ganas dengan baik (*excellent classification*) [15].

**Tabel 4. Hasil *Confusion Matrix***

		Nilai Sebenarnya	
		Positives	Negatives
Jumlah data= 256	Positives	141	22
	Negatives	20	73
Nilai Prediksi	Positives	True Positive	False Positive
	Negatives	False Negative	True Negative

**Tabel 5. Hasil Uji Diagnostik**

Uji Diagnostik	Nilai Diagnostik
Akurasi	83.59
Sensitivitas	87.58%
Spesifisitas	76.84%
<i>Area under the curve (AUC)</i>	0.908

## KESIMPULAN DAN SARAN

Pendekatan metode yang digunakan dalam penelitian ini untuk meningkatkan performa sistem *CAD* berhasil dilakukan. Pendekatan ekstraksi fitur menggunakan metode *GLCM* dengan sudut  $45^0$  dan metode klasifikasi menggunakan *SVM*. Uji coba yang dilakukan dengan menggunakan database *DDSM* dengan 256 citra abnormal (95 tumor jinak dan 161 tumor ganas) menghasilkan nilai akurasi sebesar 83.59% dengan nilai sensitivitas dan spesifisitas 87.58% dan 76.84%. Selain itu, didapatkan nilai AUC sebesar 0.98%. Hal tersebut menunjukkan bahwa metode klasifikasi menggunakan *GLCM* dan *SVM* memberikan hasil performa yang baik dalam mengklasifikasi tumor jinak dan tumor ganas.

Tahapan selanjutnya, ujicoba dilakukan dengan menambah dataset pada tahapan pelatihan dan pengujian. Selain itu juga akan dilakukan proses *pre-processing* untuk menghilangkan derau pada citra mammogram. Pengembangan metode klasifikasi juga akan dilakukan dengan metode lainnya seperti *LibSVM*, *deep learning*, *K-Nearest Neighbor*.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] World Health Organization, "Cancer Today: Data and Methods". Global Cancer Observatory (GCO), 2018. [Online]. Available: <http://gco.iarc.fr/>. [Accessed: February 20, 2020]
- [2] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, "Hari Kanker Sedunia 2019", Jan 31, 2019. [Online]. Available: <https://www.kemkes.go.id/article/view/19020100003/hari-kanker-sedunia-2019.html>. [Accessed: February 20, 2020]
- [3] S. Madenda, *Pengolahan Citra dan Video Digital*. Penerbit Erlangga, 2015
- [4] L.M. Wisudawati, "Metode Identifikasi Tumor Jinak dan Tumor Ganas Pada Citra Mammogram Berdasarkan Pada Fitur Tekstur Massa Menggunakan Wavelet-GLCM dan Jaringan Saraf Tiruan", Disertasi, Universitas Gunadarma, 2020.
- [5] R. Biswas, A. Nath, and S. Roy, "Mammogram classification using gray-level co-occurrence matrix for diagnosis of breast cancer", International Conference on Micro-Electronics and Telecommunication Engineering (ICMETE), pages 161–166. 2016. DOI: 10.1109/ICMETE.2016.85
- [6] L. M. Wisudawati, S. Madenda, E. P. Wibowo, A. A. Abdullah. "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 2020; vol. 14 no. 5, pp. 51-62. DOI:10.5539/mas.v14n5p51

- [7] L. M. Wisudawati, S. Madenda, E. P. Wibowo, A. A. Abdullah. "Benign and malignant breast tumors classification based on texture analysis and backpropagation neural network". *Computer Optics* 2020, vol. 45 no. 2, pp. 227- 234. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-769
- [8] S. M. Salve, "Mammographic image classification using gabor wavelet". *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, vol. 03 no. 03 Mar-2016, pp. 202-207.
- [9] H. S. Sharifah, R. Sallehuddin, and N. Azizah, "Cancer Detection Using Artificial Neural Network and Support Vector Machine: A Comparative Study," *Jurnal Teknologi*, vol. 65 no. 1, pp. 73–81, 2018.
- [10] DOI: 10.11113/jt.v65.1788
- [11] A. Verma, A. Kumar., S., Kumar, "Breast Cancer Prediction Using Support Vector Machine". *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, vol. 06 no. 04 April-2019, pp. 2640-2643.
- [12] S. B., Halls, S. B. "Potentially malignant microcalcification by texture". Oct 24, 2019. [Online]. Available: <https://breast-cancer.ca/malcalctex/>
- [13] Radiopaedia, "Birads: mammography. in breast imaging reporting and data system: Bi-rads atlas". *ACR American College of Radiology*. Sept 29, 2021. [Online]. Available: [https://radiopaedia.org/articles/breast-imaging-reporting-and-data-system-bi-rads#:~:text=BI%2DRADS%20\(Breast%20Imaging%2D,mammography%2C%20ultrasound%2C%20and%20MRI.](https://radiopaedia.org/articles/breast-imaging-reporting-and-data-system-bi-rads#:~:text=BI%2DRADS%20(Breast%20Imaging%2D,mammography%2C%20ultrasound%2C%20and%20MRI.)
- [14] M. Hall-Beyer, "GlcM texture: A tutorial v. 3.0", March 2017. DOI : 10.13140/RG.2.2.12424.21767.
- [15] R. Haralick, "Statistical and structural approaches to texture". *Published in IEEE, Proceedings*, vol 67 no. 5 pp.786–804. 2015.
- [16] Gorunescu, Florin. "Data Mining: Concepts, Models, and Techniques". *Verlag Berlin Heidelberg: Springer*. Vol 12, 2011, DOI: 10.1007/978-3-642-19721-5.