

HASIL CEK_Kanker Payudara; Histogram; GLCM; Mammogram; CAD

by Putri, Yudhana, Sunardi Klasifikasi Kanker Payudara

Submission date: 16-Dec-2022 03:39PM (UTC+0700)

Submission ID: 1982715246

File name: ifikasi_Kanker_Payudara_Menggunakan_Metode_Digital_Mammogram.pdf (1.03M)

Word count: 3800

Character count: 23479

Klasifikasi Kanker Payudara Menggunakan Metode Digital Mammogram

Angg³ Rizky Windra Putri ^{*1}, Anton Yudhana ², Sunardi ³

¹Magister Informatika, Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta, Indonesia

^{2,3}Program Studi Teknik Elektro, Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta, Indonesia

e-mail: ^{*1}anggie.windra.putri@gmail.com, ²eyudhana@mti.uad.ac.id, ³sunardi@mti.uad.ac.id

Abstrak

Kanker payudara mengancam populasi wanita di seluruh dunia. Pencegahan dengan deteksi dini penyakit ini sangat penting dalam menurunkan angka kematian. Tujuan utama penelitian ini adalah menganalisis klasifikasi kanker payudara dan menentukan kategori kanker normal dan ganas dengan computer-assisted detection and diagnosis (CAD) untuk mendeteksi penyakit dengan segera. Penelitian ini mengusulkan prototipe sistem klasifikasi kanker payudara menggunakan metode mammogram digital berdasarkan perbandingan fitur kolaborasi Histogram dan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). Penelitian ini menggunakan sample citra mammogram 40 kasus dengan rincian 14 kasus jinak, 6 kasus ganas, dan 20 kasus normal. Pada tahap preprocessing, citra dirapikan dengan nilai Mean Square Error (MSE) dan Peak Signal to Noise Ratio (PSNR). Correlation Based Feature Selection (CFS) digunakan untuk memilih fitur terbaik diantara 12 fitur yang telah diekstraksi sebelumnya. Rata-rata terbaik, standar deviasi, kehalusan, momen sudut momen (ASM), entropi, dan fitur menjamin klasifikasi yang lebih baik dengan dimensi fitur yang lebih sedikit. Histogram dan GLCM digunakan sebagai fitur tekstur. Hasil penelitian ini mendapatkan akurasi 97,67%, spesifisitas 97,63%, sensitivitas 98,40%, dan ROC 97,70%. Penelitian ini dapat digunakan untuk membantu ahli radiologi sebagai bahan pertimbangan dalam mengambil keputusan.

Kata kunci— Kanker Payudara; Histogram; GLCM; Mammogram; CAD

Abstract

Breast cancer threatens the female population worldwide. Prevention with early detection of this disease is essential in reducing mortality. The primary purpose of this study is to analyze the classification of breast cancer and determine the categories of normal and malignant cancers with computer-assisted detection and diagnosis (CAD) to detect the disease immediately. In this study, we offer a prototype of a breast cancer classification system using a digital mammogram method based on comparing the collaboration features of the Histogram and Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). The study used samples from mammogram images of 40 cases with 14 benign cases, 6 malignant cases, and 20 normal cases. In the preprocessing stage, the images are refined with Mean Square Error (MSE) and Peak Signal to Noise Ratio (PSNR). Correlation Based Feature Selection (CFS) is used to select the best features among the 12 previously extracted features. The best mean, standard deviation, smoothness, angular moment (ASM), entropy, and features guarantee better classification with fewer feature dimensions. Histogram and GLCM were used as texture features. The results of this study indicate that the level of accuracy reached the value of 97.67%, specificity 97.63%, sensitivity 98.40%, and ROC 97.70%. This study serves to assist radiologists as a consideration in making decisions.

Keywords— Breast cancer; Histogram; GLCM; Mammogram; CAD

I. PENDAHULUAN

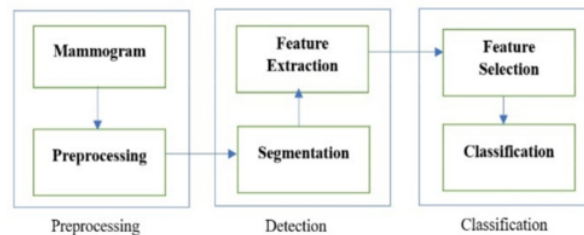
Kanker payudara merupakan salah satu jenis kanker yang mengancam populasi wanita di seluruh dunia. Penyakit ini adalah penyebab utama kedua kematian akibat kanker di kalangan wanita setelah kanker paru-paru [1]. Kasus penyakit ini di dunia pada wanita usia 40-49 tahun terdapat 92 kasus (27%); rentan usia 50-59 tahun terdapat 80 kasus (23,5%); usia 30-39 tahun terdapat 65 kasus (19%); umur 60-69 tahun terdapat 51 kasus (15%). Persentase kanker payudara terendah terjadi pada usia 10-19 tahun dengan 2 kasus (0,5%) [2].

Kanker payudara memiliki beberapa faktor risiko, yaitu demografi, reproduksi, hormonal, keturunan, terkait payudara, dan gaya hidup yang berkontribusi terhadap kejadian kanker payudara [3]. Dengan deteksi dini, metode pencegahan kanker payudara terus dijalankan karena memiliki peran penting. Selain itu, pengobatan penyakit ini memainkan peran penting dalam mengurangi risiko kematian[4].

Teknologi mammogram digital adalah cara terbaik untuk mengidentifikasi keberadaan kanker payudara pada tahap awal [5]. Pencegahan sangat penting untuk kelangsungan hidup, terutama di negara-negara berpenghasilan rendah dengan sumber daya minimal. Salah satu cara untuk menurunkan angka kematian akibat kanker payudara adalah dengan skrining dan asimtotik dengan mamografi. Mamografi berfungsi sebagai alat pendeteksi kanker terbaik. Radiologi menggunakan mamografi sinar-X dosis rendah untuk menemukan kanker payudara. Penyebab kanker adalah kondisi hormonal. Beberapa kondisi tersebut merupakan gejala kanker. Oleh karena itu, proses diagnosis dilakukan dengan pemeriksaan atau skrining mammogram dan biopsi. Proses skrining mammogram terdiri dari deteksi massa dan klasifikasi mikro. Skrining bertujuan untuk menemukan indikator kuat kanker dalam mengevaluasi hasil mammogram [6].

Evaluasi hasil mammogram melalui teknologi *Computer-assisted detection and diagnosis* (CAD) dapat membantu ahli radiologi menganalisis gambar (mammogram) secara keseluruhan [7]. Penerapan CAD menargetkan area tertentu untuk diperhatikan lebih dekat sehingga CAD dapat membantu analisis ahli radiologi dalam menentukan tumor atau kanker [8][9]. Namun, interpretasi otomatis dari mikrokalsifikasi kanker payudara masih menantang karena sifat gambar yang kabur dengan kontras rendah dan sifat rendah [10].

Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis klasifikasi kanker payudara dan menentukan kategori kanker normal dan ganas. Studi ini menawarkan pendekatan proses klasifikasi kanker payudara dengan prototipe sistem CAD mammogram digital dengan peningkatan fitur dan pemilihan berdasarkan perbandingan histogram dan fitur kolaborasi *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) [11]. Bagan alir implementasi prototipe sistem ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Bagan Alir Sistem CAD Mammografi

Gambar 1. Sistem menyediakan informasi yang terdiri dari enam tahapan, yaitu mammogram, *preprocessing*, segmentasi, ekstraksi fitur, seleksi fitur, dan klasifikasi. Sistem memproses hasil mammogram menggunakan enam tahap untuk menentukan klasifikasi kanker

payudara. Hasil dari penelitian ini adalah klasifikasi kanker payudara berdasarkan tingkat akurasi, spesifisitas, sensitivitas, dan nilai ROC. Dengan adanya kolaborasi fitur *histogram* dan GLCM diharapkan dapat meminimalisir *noise* dan meningkatkan pengenalan citra dari penelitian sebelumnya. Pengembangan sistem CAD ini berfungsi sebagai sistem diagnostik berbasis komputer yang disebut CADx yang dapat membantu pekerjaan ahli radiologi.

Kanker payudara merupakan penyakit yang mengancam kelangsungan hidup wanita sehingga perkembangan teknologi untuk mengatasi penyakit ini sangat berarti. Penelitian ini akan menguraikan informasi teori dasar, prototipe sistem klasifikasi, hasil analisis selama proses penelitian, dan kesimpulan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Bagian ini membahas teori pendukung selama penelitian, termasuk definisi histogram, GLCM, dan mammogram digital.

2.1 Histogram

Histogram adalah representasi grafis dari distribusi warna citra digital [12]. Ordinat vertikal mewakili piksel dengan nilai total setiap seri bin pada sumbu horizontal. Dalam statistik, histogram adalah representasi grafis dari tabel frekuensi yang diplot dalam diagram batang untuk menunjukkan pengelompokan data. Setiap grafik batang menunjukkan proporsi frekuensi di setiap rangkaian kategori yang berdekatan dengan interval yang tidak tumpang tindih [13].

2.2 GLCM

GLCM adalah teknik analisis tekstur gambar. GLCM mewakili hubungan antara dua piksel yang berdekatan dengan intensitas, jarak, dan sudut skala abu-abu [14]. GLCM memiliki delapan sudut, yaitu 0° , 45° , 90° , 135° , 180° , 225° , 270° , dan 315° . GLCM memiliki perhitungan parameter jarak berdasarkan jumlah piksel, yaitu antara piksel referensi dan piksel tetangga [15].

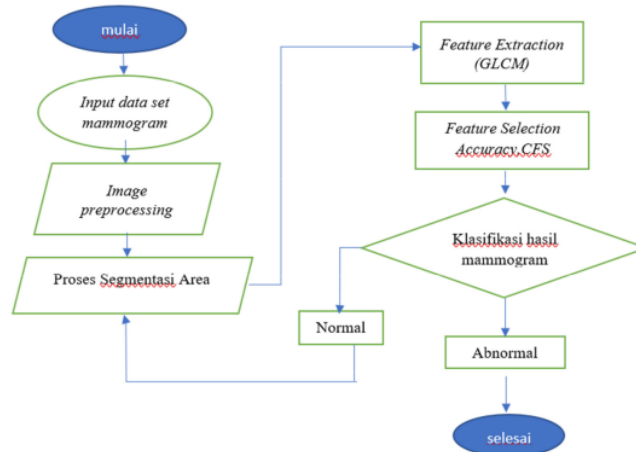
2.3 Digital Mammogram

Mammografi digital adalah sistem mamografi yang menggantikan film sinar-X yang digunakan dalam mamografi film dengan detektor *solid-state* yang serupa dengan yang ada pada kamera digital yang mengubah sinar-X menjadi sinyal listrik. Sinyal listrik membuat citra payudara yang dapat dilihat di layar komputer atau dicetak pada film tertentu agar terlihat seperti mammogram di layar. Jenis mamografi digital termasuk radiografi langsung (jenis yang paling umum, citra diambil langsung pada detektor panel datar), radiografi komputer (menggunkan kaset dengan pelat pencitraan), atau *digital breast tomosynthesis* (DBT) [16].

3. PROTOTYPE SYSTEM

Prototipe system dalam penelitian ini menggunakan teknologi mamografi digital, yang terbagi menjadi dua bagian, yaitu *computer-assisted detection* (CADe), yang berperan sebagai pembaca kedua sebelum ahli radiologi dan *computer-assisted diagnosis* (CADx) yang mengklasifikasi daerah yang mengkhawatirkan sebagai jinak atau ganas. Enam langkah *prototype system* CAD mamografi untuk kasus kanker payudara dijelaskan dengan mengacu pada *flowchat* penelitian pada Gambar 2. Pertama, mendapatkan data mammogram digital

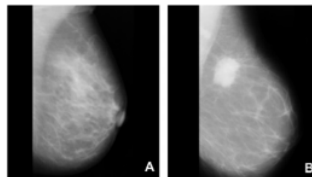
sesuai dengan objek penelitian. Kedua, melakukan *preprocessing* dengan meningkatkan kualitas dan menghilangkan artefak citra. Ketiga, segmentasi untuk memisahkan *Region of Interest* (ROI) yang mencurigakan dari latar belakang. Keempat, ekstrak fitur dari citra. Kelima, menggunakan pendekatan *Correlation-based Feature Selection* (CFS) yang optimal, pilih fitur yang relevan dari keseluruhan kumpulan fitur. Keenam, mengkategorikan seleksi fitur dengan menilai akurasi dari setiap pendekatan seleksi fitur. Hal ini menguraikan fase proses CAD yang memanfaatkan objek dari pengumpulan data MIAS untuk mamografi.



Gambar 2. Bagan Alir Penelitian

3.1 Mammogram

Tahap pertama dalam penelitian ini adalah menentukan objek penelitian dan memperoleh citra hasil mammogram. Penelitian ini menggunakan kanker payudara sebagai objek penelitian untuk mengklasifikasikan. Hasil mammogram kanker payudara dapat dilihat pada Gambar 3. Hasil mammogram kanker payudara ini merupakan urutan klasifikasi keganasan standar "A" dan "B". Hasil tersebut menjadi modal untuk proses selanjutnya.



Gambar 3. Mammogram Digital Dengan Kasus Kanker Payudara

3.2 Preprocessing

Pada tahap ini, dilakukan segmentasi citra terhadap area yang mencurigakan. Proses meningkatkan perbedaan *luminance* atau warna dengan rasio kontras. Tahap *preprocessing* memiliki dua pengukuran nilai kualitas citra dalam piksel, yaitu *Mean Square Error* (MSE) dan *Peak Signal Noise Ratio* (PSNR). Kedua nilai tersebut memiliki nilai piksel citra yang sama antara input dan output. Ciri-ciri nilai MSE adalah semakin besar nilainya maka hasil citra semakin buruk dan begitu pula sebaliknya. Ciri dari nilai PSNR adalah semakin besar nilainya maka akan semakin baik hasil citranya dan begitu pula sebaliknya.

Tahap *preprocessing* membandingkan nilai rasio dengan parameter evaluasi kinerja berbasis statistik. Perbandingan menggunakan observasi dasar dari poin klinis, seperti *Contrast to Noise Ratio* (CNR) dan PSNR. Proses evaluasi meliputi peregangan kontras, pemerataan histogram, filter rata-rata, filter median, teknik hibrid, filter *counter-let transform*, filter homomorfik, dan filter Gabor.

3.3 Segmentasi

Pada tahap ini berfungsi untuk melakukan segmentasi citra secara umum dari area yang diminati dan sekitarnya. Proses segmentasi menggunakan metode Otsu, yaitu pemilihan *threshold* secara otomatis dari level histogram keabuan hingga sudut pandang analisis diskriminan [17]. Analisis diskriminan menggunakan *threshold* atau aturan *threshold* yang optimal berdasarkan kriteria ukuran diskriminan sehingga q diskriminan menjadi maksimal [18]. Dalam proses selanjutnya, ahli radiologi membantu menentukan ROI dan menemukan kelainan pada massa, topeng biner, dan proses normalisasi.

3.4 Fitur Ekstraksi

Tahap ekstraksi ciri ini menerapkan tekstur statistik dan tekstur GLCM. Analisis tahap ini bertujuan untuk mengekstrak fitur tekstur statistik. Fitur tersebut terdiri dari tiga bagian, yaitu nilai rata-rata, simpangan baku, dan kemiringan. Tekstur GLCM memiliki empat bagian, yaitu menghitung nilai energi, entropi, homogenitas, dan kontras. Nilai energi dalam tekstur GLCM mewakili ukuran kehalusan citra [19].

Entropi memberikan informasi tentang ukuran citra secara acak. Homogenitas adalah nilai pengukuran jarak elemen distribusi dalam GLCM dengan nilai 0 dan 1. Nilai 1 berarti homogenitas diagonal GLCM dan sebaliknya. Kontras menyesuaikan warna tinggi dan rendah citra. Semua nilai tersebut memberikan informasi sebagai bahan analisis dalam menentukan jenis tumor atau kanker.

3.5 Fitur Seleksi

Dimensi fitur tinggi dapat memengaruhi pengklasifikasi kinerja dan sangat memakan waktu. Pemilihan fitur berbasis korelasi (CFS) diusulkan [9]. Tujuan langkah ini adalah untuk memilih satu fitur yang optimal untuk meningkatkan kinerja pengklasifikasi kanker payudara [20]. CFS menggunakan subset fitur dan eliminasi dan mengambil langkah diskritisasi sebelum kinerja pemilihan fitur. Aplikasi akhir dari seleksi fitur pada tahap ini adalah algoritma klasifikasi menggunakan data diskritisasi yang sama. Persamaan (1) adalah rumus matematika untuk mengimplementasikan fitur CFS.

$$M_s = \frac{k \bar{r}_{cf}}{\sqrt{k + k(k-1) \bar{r}_{ff}}} \quad (1)$$

Simbol M_s adalah "merit" heuristik dari subset fitur S yang berisi fitur k , \bar{r}_{cf} adalah korelasi kelas fitur rata-rata ($f \in S$), dan \bar{r}_{ff} adalah fitur-fitur rata-rata antar-korelasi.

3.6 Klasifikasi

Jaringan Syaraf Tiruan (JST), simulasi sistem saraf pilihan, digunakan dalam fase proses kategorisasi ini. Setiap lapisan saraf memiliki satu *node* atau lebih (neuron atau sel saraf) yang melakukan kategorisasi berdasarkan data input. Sementara itu, *Multi-layer Perceptron* (MLP) berfungsi sebagai pengklasifikasi file. Lapisan input, tersembunyi, dan output adalah tiga bagian yang saling terkait dari sistem ini. Empat neuron input membentuk lapisan input, 20 neuron membentuk lapisan tersembunyi, dan tiga neuron membentuk lapisan output. Parameter penambangan data WEKA menyediakan jumlah neuron.

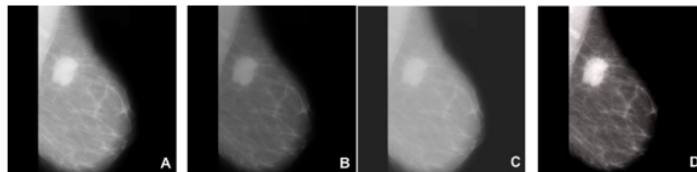
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil citra mammogram berasal dari dataset MIAS Mammography. Data tersebut meliputi citra kanker payudara dan payudara normal. *Source code* untuk pengolahan dataset dapat dilihat pada Gambar 4.

```
Miasmammography\kuliahpengolahancitra\segmentasi.m
1- img = imread ('mdb168.pgm');
2- figure, imshow(img)
3- %apply to grayscale
4- img_gray = img (:,:,1);
5- figure, imshow (img_gray)
6- imwrite(img_gray,'hasilgrayscale.tif');
7- %apply to contrast adjustment
8- img_adj = imadjust(img,[.5 .8],[1 0]);
9- figure, imshow(img_adj)
10- imwrite(img_adj,'hasiladjust.tif');
11- %read image size
12- [row,col] = size(img_adj);
13- % performs plot masking
14- mask = false(row,col);
15- mask(ceil(.5*row):ceil(.5*row)+.1*row,ceil(.5*col):ceil(.5*col)+.1*col) = true;
16- figure, imshow (mask)
17- %segmentation with active contour
18- bw = activecontour (img_adj,mask,800);
19- figure, imshow(bw)
20- % doing labeling
21- [label,n] = bwlabel(bw);
22- figure, imshow(label,[1])
23- %showing contour results
24- figure,imshow (img);
25- hold on
26- [c,~] = bwboundaries (label,'noholes');
27- for k = 1:length(c)
28-     boundary = c{k};
29-     plot (boundary(:,2),boundary(:,1),'y','LineWidth',3)
30- end
```

Gambar 4. *Source Code* Pengolahan Dataset

Gambar 4 merupakan kode algoritma yang berperan pada tahap *preprocessing*, sedangkan hasil perubahan citra mammogram terlihat pada Gambar 5.



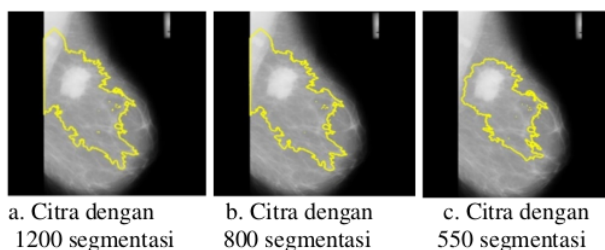
Gambar 5. *Preprocessing*, A. citra asli; B. gambar yang dipotong; C. disempurnakan dengan histogram; D. *Prototype system*

Gambar 5 menunjukkan hasil dari tahap *preprocessing*. Titik A merupakan citra asli atau awal, titik B merupakan hasil proses pemotongan, titik C merupakan citra dengan persamaan histogram (HISTEQ), dan titik D merupakan hasil *prototype system* pada penelitian ini. Persamaan histogram adalah metode untuk meningkatkan kontras citra yang seragam. Namun

metode ini masih mengandung artefak tertentu yang memerlukan penyempurnaan lebih lanjut karena citra yang dihasilkan sensitif terhadap *noise*, proses *stretching*, dan *filtering* yang tidak tajam.

Perbaikan selanjutnya adalah menyesuaikan nilai MSE dan PSNR untuk meningkatkan kualitas citra. Setelah citra mammogram digital diperbesar, analisis selanjutnya adalah melakukan segmentasi otomatis melalui nilai ROI pada area target untuk diamati konturnya. Proses ini menggunakan metode ambang batas Otsu untuk mendapatkan massa yang tersegmentasi. Dampak dari proses ini adalah segmentasi citra mammogram yang memiliki *binary mask*.

Visualisasi penyebaran kanker pada payudara dengan segmentasi yang berbeda dapat dilihat pada Gambar 6. Gambar 6 poin a menggunakan area hasil dengan 1200 segmentasi dapat dilihat pada yang menunjukkan penyebaran kanker yang luas dan kompleks di daerah benjolan, sedangkan pengaturan dengan 800 segmentasi dapat dilihat pada poin b yang memberikan informasi komparatif dari pengaturan 1200 bahwa pengaturan segmentasi 800 dan pengaturan dengan nilai segmentasi 550 dapat dilihat pada poin c.



a. Citra dengan
1200 segmentasi

b. Citra dengan
800 segmentasi

c. Citra dengan
550 segmentasi

Gambar 6. Segmentasi Citra

Gambar 6 memberikan pandangan yang lebih spesifik tentang segmentasi distribusi kanker. Selain itu, penelitian ini menerapkan proses eliminasi terbalik, kombinasi fitur histogram, GLCM, dan pemilihan enam fitur menggunakan metode CFS. Gabungan fitur antara GLCM dan histogram seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Total Fitur Histogram dan GLCM

Pendekatan	Fitur Ekstraksi
Histogram	7 fitur
GLCM	5 fitur

Tabel 1 memberikan informasi bahwa terdapat 12 fitur gabungan. Histogram menerapkan fitur *histogram equalization*, *mean filter*, *median filter*, *hybrid technique*, *counter-let transform filter*, *homomorphic filter*, dan *Gabor filter*. GLCM menggunakan lima fitur, yaitu energi, entropi, homogenitas, tabel, dan kontras. Prototipe ini memperoleh skor pencapaian sebesar 0,791 dengan penerapan enam fitur yang berbasis metode CFS.

Prototipe ini menunjukkan subset fitur CFS yang berinteraksi satu sama lain dengan cara yang tidak berkorelasi atau kurang berkorelasi, sedangkan fitur lain berkorelasi kuat. Hasil akurasi keseluruhan dari percobaan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 2 yang berupa hasil akurasi pengklasifikasi dari beberapa fitur dengan fitur yang disarankan menghasilkan nilai akurasi yang lebih tinggi seperti pada *proposed method* dengan menggabungkan fitur

histogram yakni *mean*, *standard deviation*, dan *fluency* yang berkolaborasi dengan fitur GLCM yang berupa momen sudut kedua, entropi, dan korelasi.

Tabel 2.

Kinerja	Hist_MLP	GLCM_MLP	Hist_GLCM_MLP	Proposed Method
Jumlah fitur	7	5	12	6
Akurasi (%)	86,66	90,00	95,55	97,67
Spesifisitas (%)	92,10	92,40	96,54	98,40
Sensitivitas (%)	61,90	83,25	89,69	97,63
ROC (%)	89,20	88,60	99,00	97,70

Tabel 2 memberikan informasi hasil kombinasi histogram-*multilayer perceptron algorithm* (Hist_MLP), kombinasi GLCM-MLP, kombinasi histogram-GLCM-MLP, dan metode yang diusulkan (*proposed method*) yang diuji berdasarkan kumpulan data pelatihan citra mammogram 40 kasus dengan 14 kasus jinak, 6 kasus ganas, dan 20 kasus normal. Informasi tersebut menerapkan validasi silang untuk mengoptimalkan nilai ambang batas dan membuktikan generalisasi dari prototipe sistem...Tujuan validasi adalah untuk membuktikan generalisasi dari *prototype system*. Berdasarkan Tabel 2, proses pemilihan 6 dari 12 fitur kombinasi histogram dan GLCM pada proses klasifikasi menghasilkan akurasi 97,67%, spesifisitas 98,40%, sensitivitas 97,63%, dan ROC 97,70%.

5. KESIMPULAN

Pengenalan citra menggunakan digital mammogram untuk menemukan hasil klasifikasi citra normal dan abnormal berdasarkan deteksi dari hasil klasifikasi gambar telah dilakukan dalam penelitian ini. Segmentasi area dengan menggunakan 3 luasan area yang berbeda menghasilkan nilai deteksi yang berbeda pula. Semakin kecil segmentasi area dengan nilai 550 pada target area, *noise* gambar akan semakin berkurang dan sebaliknya jika semakin besar area segmentasinya maka semakin banyak pula *noise* citra.

Sistem CAD digunakan untuk mendiagnosis citra mamografi dalam penelitian ini. Teknik *prototype system* digunakan dalam tahap analisis. Sistem ini berkaitan dengan mengekstraksi fitur kombinasi dari tekstur fitur. Tampilan CAD selama langkah klasifikasi ditentukan oleh karakteristik optimasi yang dipilih, beberapa cirinya adalah simpangan baku, kehalusan, momen sudut kedua, entropi, dan korelasi. Akurasi *prototype system* adalah 97,67%, dengan spesifisitas 98,40%, sensitivitas 97,63%, dan ROC 97,70%. Penemuan ini dapat membantu ahli radiologi membuat penilaian yang lebih baik ketika mengidentifikasi mammogram.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. O. Nielsen *et al.*, "Assessment of Ki67 in Breast Cancer: Updated Recommendations From the International Ki67 in Breast Cancer Working Group," *Journal of the National Cancer Institute*, Vol. 113, No. 7, pp. 808–819, 2021, doi: 10.1093/jnci/djaa201.
- [2] A. T. Jalil, S. H. Dilfi, and A. Karevskiy, "Survey of Breast Cancer In Wasit Province , Iraq," *Global Journal of Public Health Medicine*, Vol. 1, No. 2, pp. 33–38, Nov. 2019, doi: 10.37557/gjphm.v1i2.7.

- [3] Z. Momenimovahed and H. Salehiniya, "Epidemiological Characteristics of and Risk Factors For Breast Cancer In The World," *Breast Cancer: Targets and Therapy*, Vol. 11, pp. 151–164, 2019, doi: 10.2147/BCTT.S176070.
- [4] C. E. DeSantis *et al.*, "Breast Cancer Statistics, 2019," *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, Vol. 69, No. 6, pp. 438–451, Nov. 2019, doi: 10.3322/caac.21583.
- [5] J. E. Ball and L. M. Bruce, "Digital Mammographic Computer Aided Diagnosis (CAD) Using Adaptive Level Set Segmentation," *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology - Proceedings*, No. April 2016, pp. 4973–4978, 2007, doi: 10.1109/IEMBS.2007.4353457.
- [6] C. Hu *et al.*, "A Population-Based Study of Genes Previously Implicated in Breast Cancer," *New England Journal of Medicine*, Vol. 384, No. 5, pp. 440–451, 2021, doi: 10.1056/nejmoa2005936.
- [7] H.-P. Chan, R. K. Samala, and L. M. Hadjiiski, "CAD and AI for Breast Cancer—Recent Development and Challenges," *The British Journal of Radiology*, vol. 93, no. 1108, p. 20190580, Apr. 2020, doi: 10.1259/bjr.20190580.
- [8] A. O. Hamza, M. D. El-Sanosi, A. K. Habbani, N. A. Mustafa, and M. O. Khider, "Computer-Aided Detection of Benign Tumors of The Female Breast," *Journal of Clinical Engineering*, Vol. 38, No. 1, pp. 32–37, 2013, doi: 10.1097/JCE.0b013e31827c3585.
- [9] A. F. Fadhil and H. K. Ornek, "A Computer-Aided Detection System for Breast Cancer Detection and Classification," *Selcuk University Journal of Engineering Sciences*, Vol. 20, No. 1, pp. 23–31, 2021, [Online]. Available: <https://sujes.selcuk.edu.tr/sujes/article/view/534>
- [10] A. A. Wahab, M. I. M. Salim, J. Yunus, and M. H. Ramlee, "Comparative Evaluation of Medical Thermal Image Enhancement Techniques For Breast Cancer Detection," *Journal of Engineering and Technological Sciences*, Vol. 50, No. 1, pp. 40–52, 2018, doi: 10.5614/j.eng.technol.sci.2018.50.1.3.
- [11] T. T. Htay and S. S. Maung, "Early Stage Breast Cancer Detection System Using GLCM Feature Extraction and K-Nearest Neighbor (k-NN) on Mammography Image," *ISCIT 2018 - 18th International Symposium on Communication and Information Technology*, No. Iscit, pp. 345–348, 2018, doi: 10.1109/ISCIT.2018.8587920.
- [12] T. Xie *et al.*, "Differentiation of Triple-Negative Breast Cancer From Other Subtypes Through Whole-Tumor Histogram Analysis On Multiparametric MR Imaging," *European Radiology*, Vol. 29, No. 5, pp. 2535–2544, 2019, doi: 10.1007/s00330-018-5804-5.
- [13] K. Nagasaka, H. Satake, S. Ishigaki, H. Kawai, and S. Naganawa, "Histogram Analysis of Quantitative Pharmacokinetic Parameters On DCE-MRI: Correlations With Prognostic Factors and Molecular Subtypes In Breast Cancer," *Breast Cancer*, Vol. 26, No. 1, pp. 113–124, 2019, doi: 10.1007/s12282-018-0899-8.

-
- [14] P. V and D. D. D, "Detection of Breast Lesion Using Improved GLCM Feature Based Extraction in Mammogram Images," *SSRN Electronic Journal*, no. May, pp. 1040–1047, 2020, doi: 10.2139/ssrn.3663875.
- [15] A. H. Farhan and M. Y. Kamil, "Texture Analysis of Breast Cancer via LBP, HOG, and GLCM Techniques," *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, Vol. 928, No. 7, 2020, doi: 10.1088/1757-899X/928/7/072098.
- [16] H. Li *et al.*, "Breast Tissue Density and CAD Cancer Detection In Digital Mammography," *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology - Proceedings*, Vol. 7 VOLS, pp. 3253–3256, 2005, doi: 10.1109/iembs.2005.1617170.
- [17] M. Muhammad, D. Zeebaree, A. M. A. Brifcani, J. Saeed, and D. A. Zebari, "A Review on Region of Interest Segmentation Based on Clustering Techniques for Breast Cancer Ultrasound Images," *Journal of Applied Science and Technology Trends*, Vol. 1, No. 3, pp. 78–91, 2020, doi: 10.38094/jastt1328.
- [18] D. A. Zebari, D. Q. Zeebaree, A. M. Abdulazeez, H. Haron, and H. N. A. Hamed, "Improved Threshold Based and Trainable Fully Automated Segmentation For Breast Cancer Boundary and Pectoral Muscle In Mammogram Images," *IEEE Access*, Vol. 8, pp. 1–20, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3036072.
- [19] D. A. Ragab, M. Sharkas, and O. Attallah, "Breast Cancer Diagnosis Using An Efficient CAD System Based On Multiple Classifiers," *Diagnostics*, Vol. 9, No. 4, pp. 1–26, 2019, doi: 10.3390/diagnostics9040165.
- [20] A. Derangula, S. R. Edara, and P. K. Karri, "Feature Selection of Breast Cancer Data Using Gradient Boosting Techniques of Machine Learning," *European Journal of Molecular and Clinical Medicine*, Vol. 7, No. 2, pp. 3488–3504, 2020, [Online]. Available: <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85096914275&partnerID=40&md5=476b9182339725809c258a0b63a14a48>

HASIL CEK_Kanker Payudara; Histogram; GLCM; Mammogram; CAD

ORIGINALITY REPORT

9%

SIMILARITY INDEX

8%

INTERNET SOURCES

4%

PUBLICATIONS

5%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	repository.uin-malang.ac.id Internet Source	2%
2	jatisi.mdp.ac.id Internet Source	2%
3	Submitted to Universitas Islam Indonesia Student Paper	1%
4	Submitted to Universitas Atma Jaya Yogyakarta Student Paper	1%
5	repository.telkomuniversity.ac.id Internet Source	1%
6	sriti.akakom.ac.id Internet Source	1%
7	repository.teknokrat.ac.id Internet Source	1%
8	www.coursehero.com Internet Source	1%

journal2.uad.ac.id

Exclude quotes On

Exclude matches < 1%

Exclude bibliography On