

Klasifikasi Citra Mammogram Menggunakan Metode K-Means, GLCM, dan Support Vector Machine (SVM)

Kadek Novar Setiawan, I Made Suwija Putra

Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Udayana

Bukit Jimbaran, Bali, Indonesia, telp. (0361) 701806

e-mail: dknovar46@gmail.com , putrasuwija@unud.ac.id

Abstrak

Kanker payudara termasuk salah satu penyakit tidak menular yang cenderung terus meningkat setiap tahunnya. Penyakit ini terjadi hampir seluruhnya pada wanita, tetapi dapat juga terjadi pada pria. Cara terbaik untuk mengidentifikasi keberadaan kanker payudara pada tahap awal adalah dengan menafsirkan gambar mammogram yang menggunakan sinar-X yang dapat memperlihatkan keabnormalan atau kelainan pada payudara dalam bentuk yang sangat kecil. Identifikasi secara visual memerlukan skill penglihatan dan pengetahuan dalam mengklasifikasikan hasil dari citra mammogram. Berdasarkan hal tersebut penelitian ini mengusulkan identifikasi/klasifikasi kanker payudara pada citra mammogram secara visual ke dalam komputer dengan menggunakan metode segmentasi k-means, ekstraksi fitur tekstur Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan metode klasifikasi Support Vector Machine (SVM). Aplikasi pada penelitian ini dapat mengklasifikasi/mengenali citra mammogram yang normal dan abnormal dengan nilai akurasi yang diperoleh sebesar 80%.

Kata Kunci: Kanker Payudara, Mammogram, Klasifikasi, K-Means, GLCM, SVM

Abstract

Breast cancer is one of the non-communicable diseases that tends to increase every year. This disease occurs almost entirely in women but can also occur in men. The best way to identify the presence of breast cancer at an early stage is to interpret an X-ray mammogram that can show abnormalities or abnormalities in the breast in a very small form. Visual identification requires vision and knowledge skills to classify results from mammogram images. Based on this, this research proposes the identification / classification of breast cancer in visual mammogram image into computer by using k-slice segmentation method, feature extraction of Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) and Support Vector Machine (SVM) classification method. Applications in this study can classify / recognize the image of a normal and abnormal mammogram with a value of accuracy obtained by 80%.

Keywords: Breast Cancer, Mammogram, Classification, K-Means, GLCM, SVM

1. Pendahuluan

Kanker adalah salah satu penyakit yang mengancam jiwa yang dihadapi umat manusia. Kanker payudara adalah kanker paling populer dan mematikan di kalangan wanita dewasa secara global dengan kasus baru di atas 250.000 terjadi di Amerika Serikat saja setiap tahun. *National Cancer Institute* melaporkan bahwa hampir satu dari setiap delapan wanita kemungkinan akan mendapatkan jenis kanker yang ganas pada satu waktu atau yang lain dalam waktu hidup mereka [1]. Menurut data dari *World Cancer Research Found International* pada tahun 2012 terdapat lebih dari 1,7 juta kasus kanker payudara. Kanker payudara merupakan jenis kanker dengan jumlah penderita terbanyak setelah kanker kulit. Kanker payudara lebih banyak ditemukan di Negara-negara berkembang dibandingkan Negara-negara maju. Lebih dari 21% wanita penderita kanker adalah mereka yang terkena kanker payudara dan lebih dari 60% kematian diakibatkan oleh kanker payudara di Negara berkembang [2].

Cara terbaik untuk mengidentifikasi keberadaan kanker payudara pada tahap awal adalah dengan menafsirkan gambar mammogram menggunakan teknik x-ray dengan dosis rendah [3]. Skrining mamografi adalah salah satu dari beberapa metode deteksi dini kanker payudara. Massa dan kalsifikasi adalah salah satu temuan yang dapat ditemukan pada mammogram. Mammogram digital adalah salah satu metode terbaik untuk mendeteksi lesi

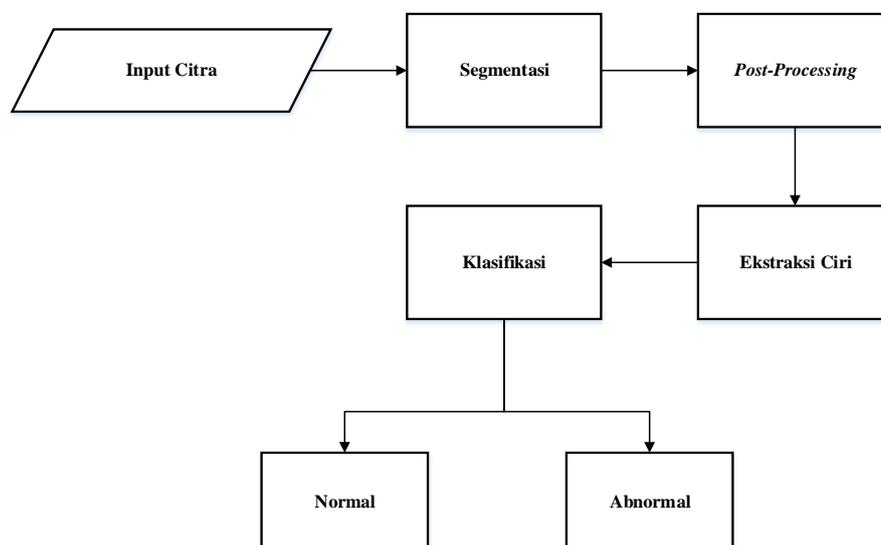
kanker payudara, namun, keterampilan dan pengalaman ahli radiologi untuk menafsirkan mammogram digital sangat penting. Oleh karena itu, teknik pemrosesan gambar pada mammogram digital diperlukan untuk membantu ahli radiologi mengidentifikasi dan mendapatkan saran dalam mendiagnosis kanker payudara [4]. Untuk mengatasi kekurangan tersebut maka dibutuhkan sistem pengolahan citra digital. Pengolahan citra telah banyak digunakan dalam bidang medis untuk membantu mendiagnosis suatu penyakit termasuk untuk mendeteksi keberadaan penyakit pada citra mammogram. Berdasarkan hal tersebut penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan citra mammogram payudara yang normal dan abnormal dengan menggunakan metode *k-means clustering* untuk mensegmentasi sel kanker, metode GLCM sebagai ekstraksi ciri dan menggunakan metode SVM dalam proses pengklasifikasian.

Penelitian sebelumnya yang telah mencoba untuk meneliti klasifikasi kanker payudara pada citra mammogram, yaitu dilakukan oleh Balqis Aisyah Farahdiba dan Yusuf Sulisty Nugroho dengan judul Klasifikasi Kanker Payudara Menggunakan Algoritma Gain Ratio dimana klasifikasi kanker payudara dilakukan menggunakan metode *decision tree* dengan algoritma *gain ratio*. Atribut-atribut yang digunakan dalam klasifikasi yaitu ketebalan rumpun, keseragaman ukuran sel, keseragaman bentuk sel, adhesi marjinal, ukuran sel epitel tunggal, ukuran asli nuclei, kromatin, keadaan nucleoli normal dan mitosis. Hasil evaluasi kinerja algoritma *gain ratio* diperoleh nilai *recall*, *accuracy* dan *precision* masing-masing sebesar 92,55%, 95,17% dan 93,76% [2].

2. Metodologi Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra mammogram dari MIAS (*Mammographic Image Analysis Society*) [5]. Objek dari penelitian ini adalah kedua payudara wanita yang diambil dari posisi kanan dan kiri (RCC dan LCC) dengan yang disimpan dalam bentuk jpg. Citra yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 40 citra yang terdiri dari 30 data latih (15 citra normal, 15 citra abnormal) dan 10 citra data uji (5 citra normal, 5 citra abnormal).

Gambaran umum dari penelitian mengenai klasifikasi normal dan abnormal dari citra mammograms payudara menggunakan segmentasi K-Means clustering dan SVM dapat dilihat pada Gambar 1 dibawah ini.



Gambar 1 Gambaran Umum Aplikasi

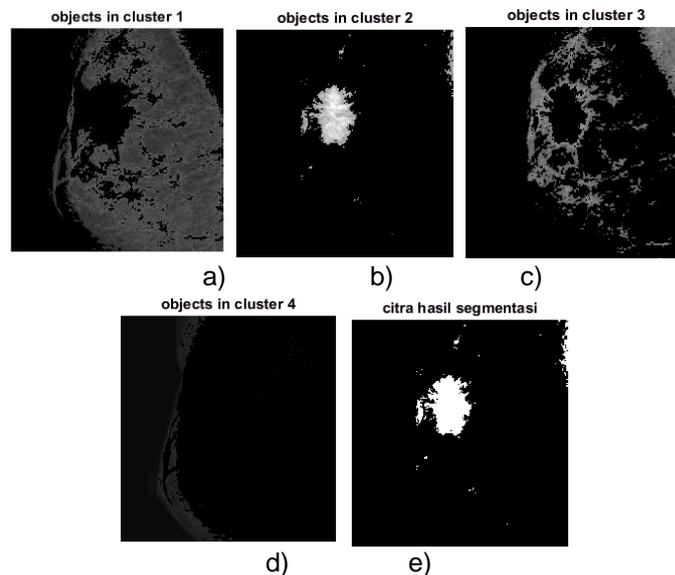
2.1 Input Citra

Input citra merupakan proses membaca citra uji yang telah disiapkan dengan format .jpg yang kemudian akan diproses ke tahapan segmentasi.

2.2 Segmentasi

Segmentasi citra adalah proses mempartisi citra digital menjadi beberapa segmen atau kelompok yang merupakan sekumpulan piksel, yang membagi gambar ke dalam daerah-daerah

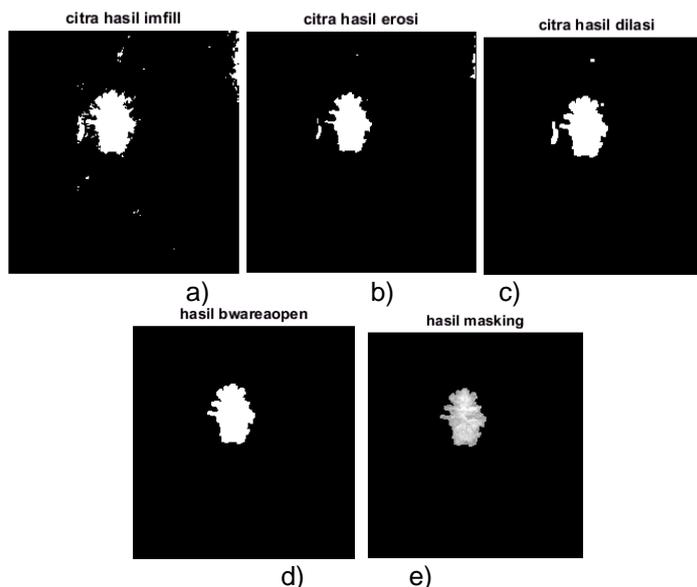
yang berbeda sehingga pixel memiliki kesamaan yang tinggi di setiap daerah dan kontras tinggi antar wilayah sehingga dapat mewakili daerah tertentu [6]. Citra mammogram payudara yang telah dimasukkan di dalam proses input citra akan dilakukan proses segmentasi menggunakan metode *k-means clustering* dengan jumlah *cluster* sebanyak 4. Seperti yang terlihat pada Gambar 2 di bawah ini.



Gambar 2 a) objek di cluster 1, b) objek di cluster 2, c) objek di cluster 3, d) objek di cluster 4, e) Hasil Segmentasi.

2.3 Post-processing

Citra yang dihasilkan dari proses segmentasi selanjutnya dilakukan proses perbaikan citra. Citra hasil segmentasi akan dilakukan proses perbaikan citra seperti *filling* objek, morfologi erosi dan dilasi serta dilakukan proses *bwareopen* untuk menghilangkan objek yang tidak diinginkan, dan proses terakhir yaitu proses *masking*. Seperti yang terlihat pada Gambar 3 di bawah ini



Gambar 3 a) hasil imfill, b) hasil erosi, c) hasil dilasi, d) hasil bwareaopen, e) hasil masking

2.4 Ekstraksi Ciri

Ekstraksi fitur adalah langkah penting dalam klasifikasi pola dan bertujuan untuk ekstraksi informasi yang relevan yang menjadi ciri dari setiap kelas. Dalam proses ini fitur yang

relevan diekstraksi dari objek untuk membentuk fitur. Fitur ini kemudian digunakan oleh pengklasifikasi untuk mengenali unit *input* dengan unit *output* target. *classifier* menjadi lebih mudah untuk mengklasifikasikan antara kelas yang berbeda dengan melihat fitur-fitur yang ada [7].

Esktraksi ciri dilakukan menggunakan fitur tekstur dengan menggunakan metode GLCM. Langkah ini memainkan peran penting dalam proses pengambilan keputusan untuk menetapkan objek yang tidak diketahui ke kelas yang benar tergantung pada fitur yang diekstraksi. Fitur tekstur memiliki kemampuan untuk membedakan antara pola normal dan abnormal. Tekstur adalah perubahan dan variasi permukaan gambar. Ekstraksi ciri tektur dilakukan untuk memperoleh ciri citra dan kemudian untuk diklasifikasikan berdasarkan ciri hasil ekstraksi tersebut. Berikut gambar hasil ekstraksi ciri GLCM yang digunakan dalam klasifikasi. Hasil data dari ekstraksi ciri bisa di lihat pada Gambar 4 di bawah ini.

	1	2	3	4
1	0.1723	0.8658	0.7534	0.9748
2	0.0709	0.8944	0.8286	0.9861
3	0.0957	0.9020	0.7549	0.9802
4	0.3519	0.9673	0.6629	0.9591
5	0.1681	0.8280	0.7836	0.9751
6	0.1681	0.8714	0.7561	0.9758
7	0.0797	0.8809	0.8269	0.9838
8	0.0725	0.8497	0.8429	0.9851
9	0.0595	0.8639	0.8632	0.9877
10	0.0548	0.8823	0.9867	0.9981
11	0.5886	0.8442	0.3328	0.9061
12	0.0928	0.9590	0.9209	0.9901
13	0.1160	0.9697	0.9087	0.9931
14	0.0921	0.8716	0.8177	0.9814
15	0.0529	0.9675	0.9523	0.9955
16	0.0653	0.9612	0.9254	0.9920
17	0.0264	0.9839	0.9532	0.9972
18	0.1627	0.9605	0.8781	0.9867
19	0.1461	0.9516	0.9236	0.9941

Gambar 4 Hasil Ekstraksi Ciri

2.5 Klasifikasi

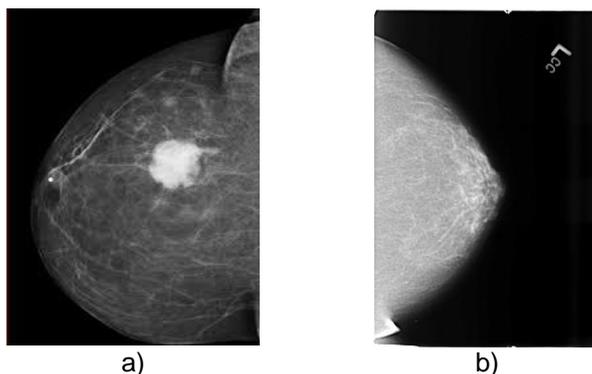
Citra baru yang akan diklasifikasikan diolah dan diekstraksi ciri dari citra uji, kemudian dibandingkan dengan ciri yang berada pada basis data. Proses klasifikasi menggunakan metode SVM. Metode klasifikasi SVM digunakan untuk menentukan kelas dari citra mammogram payudara yang baru.

3. Kajian Pustaka

3.1 Kanker Payudara

Kanker payudara termasuk salah satu penyakit tidak menular yang cenderung terus meningkat setiap tahunnya. Kanker payudara adalah sekelompok sel tidak normal pada payudara yang terus tumbuh berlipat ganda. Pada akhirnya sel-sel ini menjadi bentuk benjolan di payudara. Penyakit ini terjadi hampir seluruhnya pada wanita, tetapi dapat juga terjadi pada pria [8].

Deteksi dini kanker payudara dapat dilakukan dengan teknologi pencitraan medis yang saat ini berkembang dan teknologi tersebut memungkinkan pemanfaatan citra medis untuk membantu para medis dalam melakukan diagnosa penyakit, dalam kasus ini adalah untuk mendeteksi kanker payudara. Citra medis tersebut dapat dihasilkan dari berbagai macam peralatan yang digunakan di bidang kedokteran, seperti *Ultra Sound Graphic* (USG), MRI, CT-Scan/CATScan, dan *Diagnostic Mammogram*. Gambar 5 berikut adalah citra dari payudara yang normal dan tidak.



Gambar 5 a) Citra Payudara Abnormal, b) Citra Payudara Normal

3.2 Mammogram

Mamografi merupakan suatu metode pemeriksaan payudara yang menggunakan sinar-X dengan dosis rendah yang dapat memperlihatkan keabnormalan atau kelainan pada payudara dalam bentuk yang sangat kecil (mikrokalsifikasi) yang pertumbuhannya tidak dapat teraba. Pemeriksaan ini menggunakan bantuan alat yang dinamakan dengan pesawat mamografi [9]. Hasil yang terekam dari pemeriksaan mamografi ini biasa disebut dengan mammogram. Pada mamografi dapat dilihat gambaran payudara secara keseluruhan. Mamografi merupakan alat yang terbaik untuk deteksi dini kanker payudara, karena sinar X pada mamografi mempunyai kemampuan menembus jaringan payudara yang mengalami kelainan berupa tumor dan menunjukkan kelainan dalam payudara tersebut [10].

3.3 K-Means Clustering

Clustering adalah metode untuk membagi sekumpulan data ke dalam sejumlah kelompok tertentu. *k-means clustering* adalah salah satu metode *clustering* yang populer. Dalam *k-means clustering*, memilah kumpulan data ke dalam kelompok data [11]. Algoritma K-Means adalah metode yang dapat digunakan untuk mengelompokkan objek sebanyak n oleh atribut kesamaan ke dalam sejumlah kelompok k , di mana $k < n$. Algoritma bekerja dengan mencari jarak terdekat antara *centroid* dan data latihan berulang. Algoritma K-Means diimplementasikan dengan langkah-langkah berikut.

- a. Inisialisasi Jumlah klaster.
Dalam langkah ini, tentukan jumlah kelompok atau segmen yang akan dihasilkan. Jumlah ini akan disebut k yang merupakan bilangan bulat positif. Nilai k biasanya ditentukan oleh heuristik atau studi kasus.
- b. Tentukan posisi Centroid.
Pertama pilih nomor acak dari objek k dari kumpulan data sebagai *centroid* awal.
- c. Tentukan Jarak Antara *Centroid* dan Objek Lainnya.
Semua objek data *non-centroid* dihitung dalam jarak ke semua *centroid*. Perhitungan jarak umumnya dilakukan dengan metode jarak Euclidean.
- d. Klasifikasikan Objek ke *Cluster* Terdekat.
Setelah satu objek memiliki nilai jarak k , kemudian masukkan objek ke salah satu *cluster* terdekat antara k .
- e. Ubah posisi *Centroid*. rumus berikut digunakan.

$$\mu_k = \frac{1}{N_k} \sum_{q=1}^{N_k} x_q \quad (1)$$

Setelah semua *centroid* diperbarui, lalu dibandingkan dengan nilai *centroid* sebelumnya. Jika posisinya tidak berubah maka algoritma berakhir. Namun, jika terjadi perubahan posisi centroid, maka kembali ke proses C dan D. Selanjutnya diulangi hingga semua *centroid* stabil (posisi tidak berubah) [12].

3.4 GLCM (Gray Level Co-Occurrence Matrix)

GLCM merupakan metode ekstraksi ciri yang menggunakan perhitungan tekstur pada orde kedua yaitu memperhitungkan pasangan dua piksel citra asli, sedangkan pada orde pertama menggunakan perhitungan statistik berdasarkan nilai piksel citra asli dan tidak memperhatikan piksel ketetangaan. Kookurensi dapat diartikan sebagai kejadian bersama, berarti banyaknya kejadian pada satu level piksel yang bertetangga dengan nilai piksel yang lainnya berdasar jarak (d) dan orientasi suatu sudut (Θ). Jarak direpresentasikan sebagai piksel sedangkan orientasi direpresentasikan dalam derajat. Orientasi terbentuk dari empat arah sudut dengan interval 45° , yaitu 0° , 45° , 90° dan 135° , dan jarak antar piksel ditentukan sebesar 1 piksel [13]. *Co-occurrence Matrix* mempunyai sekumpulan informasi tentang derajat keabuan (intensitas) suatu piksel dengan tetangganya, pada jarak dan orientasi yang tepat. Ide dasarnya adalah untuk men-scan citra untuk mencari jejak derajat keabuan setiap dua buah piksel yang dipisahkan dengan jarak [14]. Menurut Kasim, ciri GLCM yang akan digunakan untuk mencari fitur tekstur meliputi *contras*, *energy*, homogenitas dan korelasi [15] diperoleh melalui persamaan (2) sampai dengan persamaan (5).

$$\text{Contrast} = \sum a, b P_{a,b} (a - b)^2 \quad (2)$$

$$\text{Energi} = \sum a, b P_{\theta,d}^2(a, b) \quad (3)$$

$$\text{Homogenitas} = \sum a \sum b \frac{1}{1+(a-b)^2} P_{\theta,d}(a, b) \quad (4)$$

$$\text{korelasi} = \frac{\sum a, b [(ab)P_{\theta,d}(ab)] - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (5)$$

3.5 SVM (Support Vector Machine)

SVM adalah kelas algoritma pembelajaran mesin yang dapat melakukan pengenalan pola dan regresi berdasarkan teori pembelajaran statistik dan prinsip minimalisasi risiko struktural. SVM dibuat untuk mencari hyperplane yang memisahkan satu set contoh positif dari satu set contoh negatif dengan margin maksimum. Margin didefinisikan oleh jarak hyperplane ke terdekat dari contoh positif dan negatif. SVM telah banyak digunakan dalam diagnosis penyakit-penyakit akurasi akurasi yang tinggi. SVM menghasilkan hasil yang lebih akurat (97,2%) daripada pohon keputusan berdasarkan Kanker Payudara [16].

a. Klasifikasi Linier

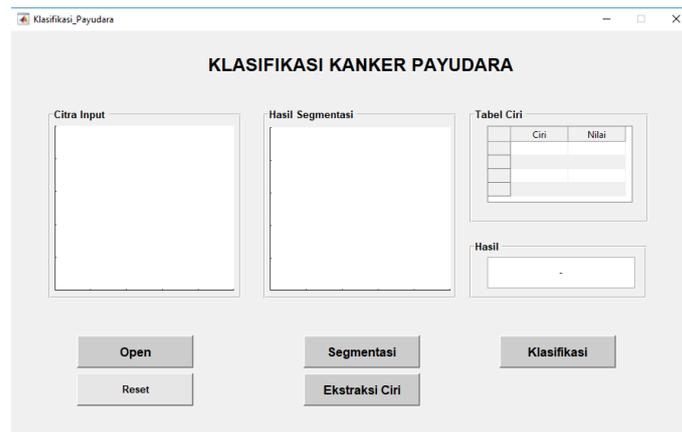
melakukan klasifikasi, dengan data yang memiliki variabel target kategori dengan dua kategori. Satu kategori dari variabel target diwakili oleh persegi panjang sementara kategori lainnya diwakili oleh oval seperti gambar berikut. Analisis SVM mencoba untuk menemukan *hyperplane* 1 dimensi (yaitu garis) yang memisahkan kasus berdasarkan kategori target yang ditentukan..

b. Klasifikasi Non-linier

SVM menangani klasifikasi non-linier dengan menggunakan fungsi kernel untuk memetakan data ke ruang yang berbeda di mana hyperplane dapat digunakan untuk melakukan pemisahan. Fungsi kernel dapat mengubah data menjadi ruang dimensi yang lebih tinggi untuk memungkinkan untuk melakukan pemisahan [17].

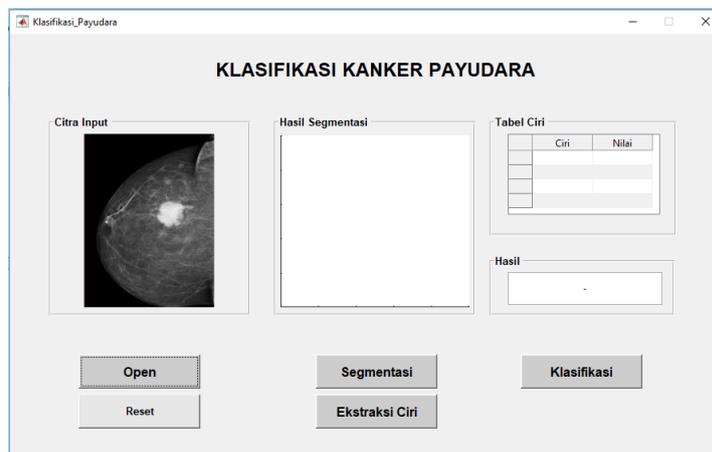
4. Percobaan Dan Hasil

Percobaan pada penelitian ini menggunakan bahasa pemrograman Matlab yang sudah menggunakan GUI (*Graphical User Interface*). Gambar 6 menunjukkan tampilan utama dari program.



Gambar 6 Tampilan Awal

Proses pertama yakni menginputkan citra yang akan diklasifikasikan dengan cara menekan tombol "Open". Setelah memilih citra yang akan diuji, citra akan ditampilkan pada kotak citra input, seperti pada Gambar 7 berikut.



Gambar 7 Open Citra Uji

Proses kedua yakni melakukan proses segmentasi menggunakan metode *K-Means Clustering*. Sintaks untuk melakukan perintah tersebut dapat dilihat pada Kode Program 1.

```
%PROSES SEGMENTASI DENGAN K-MENAS
Img = handles.Img; %membaca citra input
ab = double(Img(:,:,2:3));
nrows = size(ab,1); %Baris
ncols = size(ab,2); %Kolom
ab = reshape(ab,nrows*ncols,2);

nColors = 4; %INISIALISASI JUMALAH CLUSTER
[cluster_idx, ~] =
kmeans(ab,nColors,'distance','sqEuclidean','Replicates',4);
pixel_labels = reshape(cluster_idx,nrows,ncols);
segmented_images = cell(1,4); %membuat cell array sebanyak 4
rgb_label = repmat(pixel_labels,[1 1 3]);

for k = 1:nColors %proses pelabelan
    color = Img;
    color(rgb_label ~= k) = 0;
    segmented_images{k} = color;
end
%JUMLAH PIXEL DI CLUSTER 1
```

```

area_cluster1 = sum(find(pixel_labels==1));
%JUMLAH PIXEL DI CLUSTER 2
area_cluster2 = sum(find(pixel_labels==2));
% JUMLAH PIXEL DI CLUSTER 3
area_cluster3 = sum(find(pixel_labels==3));
% JUMLAH PIXEL DI CLUSTER 4
area_cluster4 = sum(find(pixel_labels==4));
%MENCARI JUMLAH PIXEL TERKECIL
[~,cluster_min] =
min([area_cluster1,area_cluster2,area_cluster3,area_cluster4]);
%MENGAMBIL NILAI PIXEL TERKECIL
Img_bw = (pixel_labels==cluster_min);

```

Kode Program 1 Segmentasi K-Means Clustering

Setelah proses segmentasi selanjutnya dilakukan proses post-processing untuk memperbaiki citra hasil segmentasi. Proses perbaikan citra yang digunakan yaitu, proses filling objek untuk menutup objek citra yang berlubang, erosi, dilasi, dan proses penghilangan objek dengan jumlah pixel yang kecil. Berikut **Kode Program 2** dalam proses *post-processing* dan *masking*.

```

%POST-PROCESSING
Img_bw = im2bw(Img_bw, 0.05);
Img_bw = imfill(Img_bw,'holes'); %menutup objek yang berlubang
Img_bw = bwmorph(Img_bw,'erode',1); %erosi
Img_bw = bwmorph(Img_bw,'dilate',1); %dilasi
Img_bw = bwareaopen(Img_bw, 400); %menghilangkan noise/ objek kecil
%masking objek
Img_gray = rgb2gray(Img); %merubah citra awal ke grayscale
Img_gray(~Img_bw) = 0; %masking citra awal dengan hasil segmentasi

```

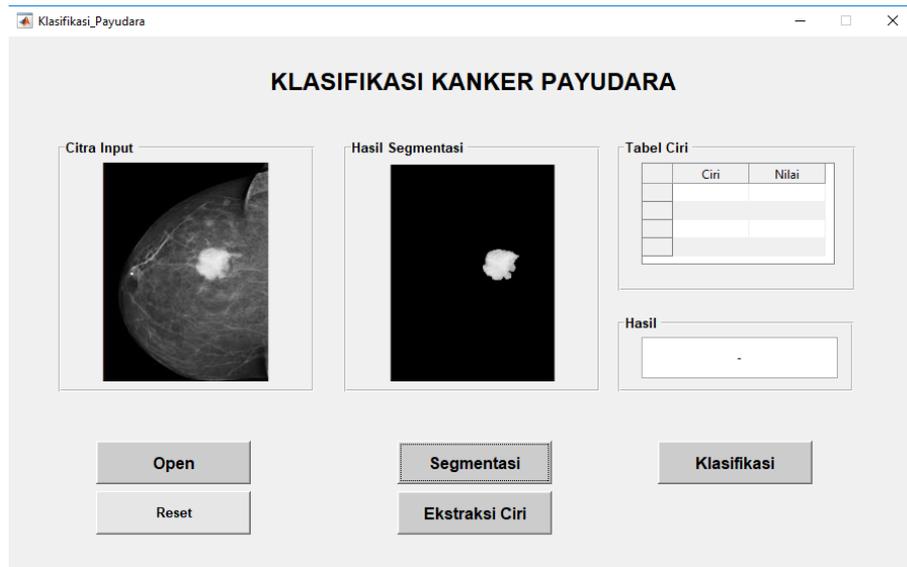
Kode Program 2 Post-processing

Hasil dari proses *post-processing* digunakan untuk melakukan masking pada citra input, yang bertujuan untuk mendapatkan tekstur dan warna keabuan pada objek. Berikut Gambar 8 hasil proses segmentasi, *post-processing*.



Gambar 8 a) hasil segmentasi, b) hasil post-processing

Pada program proses segmentasi, *post-processing* dan proses *masking* dijadikan satu proses pada saat menekan tombol "Segmentasi". Berikut Gambar 9 merupakan tampilan hasil segmentasi pada program.



Gambar 9 Segmentasi Citra

Tahap ketiga yaitu proses ekstraksi ciri dari hasil segmentasi. metode yang digunakan dalam ekstraksi ciri yaitu dengan menggunakan metode GLCM untuk mendapatkan ciri tekstur pada objek. Berikut Kode Program 3 untuk mencari ciri dengan menggunakan GLCM.

```
%PROSES EKSTRAKSI CIIRI GLCM
pixel_dist = 1; %Jarak
GLCM = graycomatrix(Img_gray,'Offset',[0 pixel_dist; -pixel_dist pixel_dist;
-pixel_dist 0; -pixel_dist -pixel_dist]);
stats = graycoprops(GLCM,{'contrast','correlation','energy','homogeneity'});
%nilai ciri
%mencari nilai rata-rata Contrast
Contrast = mean(stats.Contrast);
%mencari nilai rata-rata Correlation
Correlation = mean(stats.Correlation);
%mencari nilai rata-rata Energy
Energy = mean(stats.Energy);
%mencari nilai rata-rata Homogeneity
Homogeneity = mean(stats.Homogeneity);
```

Kode Program 3 Ekstraksi Ciri GLCM

Nilai pada GLCM yang digunakan adalah nilai *Contrast*, *Correlation*, *Energy*, dan *Homogeneity*. Nilai tersebut dicari dari nilai rata-rata dari nilai arah yang didapatkan. Berikut Gambar 10 tampilan pada program saat tombol “Ekstraksi Ciri” ditekan.

Tabel Ciri		
	Ciri	Nilai
1	Contrast	0.052944
2	Correlation	0.96748
3	Energy	0.95229
4	Homogeneity	0.99549

Gambar 10 Ekstraksi Ciri Objek

Tahap terakhir adalah proses kalsifikasi dari citra yang diuji. Proses klasifikasi menggunakan metode SVM dengan melakukan *training* terhadap data latih. Data hasil *training*

akan disimpan didalam *database* dan akan digunakan pada proses klasifikasi. Berikut Kode Program 4 dalam proses klasifikasi.

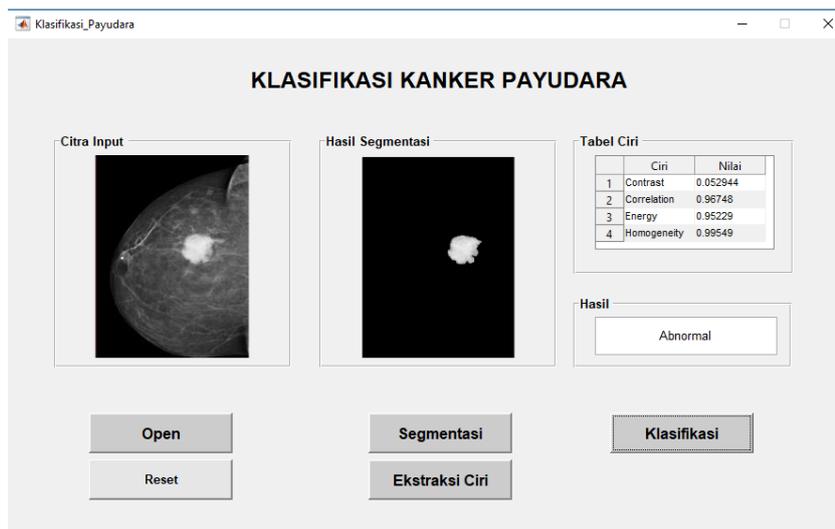
```
%PROSES KLASIFIKASI
load klasifikasi % load ciri_database
ciri_total = handles.ciri_total; % mengambil nilai ciri data uji
ciri2 = zeros(1,4); %memasukan nilai ciri ke dalam matriks

for i = 1:4
    ciri2(i) = str2double(ciri_total{i,2});
end

%proses klasifikasi dengan SVM
predictedLabels = predict(klasifikasi, ciri2);
%menampilkan hasil klasifikasi
hasil = sprintf('%s', predictedLabels);
```

Kode Program 4 Sintaks Klasifikasi

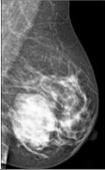
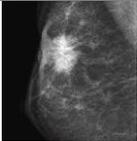
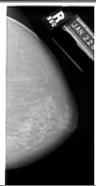
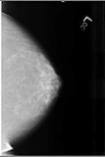
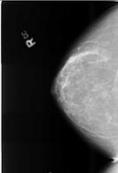
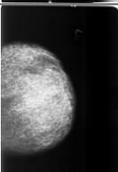
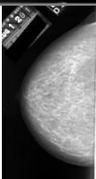
Proses klasifikasi dilakukan saat menekan tombol “Klasifikasi” pada program. Proses klasifikasi akan membandingkan nilai ciri dari data uji dengan nilai ciri yang telah disimpan pada *database* sehingga dapat memprediksi data uji tersebut masuk ke kelas “Normal” atau kelas “Abnormal”. Berikut Gambar 11 hasil klasifikasi pada program yang menunjukkan bahwa citra yang diuji masuk ke kelas abnormal.



Gambar 11 Hasil Klasifikasi

Tabel 1 Hasil Pengujian

Citra Uji	Hasil Klasifikasi	Keterangan
	Abnormal	Benar
	Normal	Salah.
	Abnormal	Benar

	Abnormal	Benar
	Abnormal	Benar
	Abnormal	Salah.
	Normal	Benar
	Normal	Benar
	Normal	Benar
	Normal	Benar

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan terhadap 10 citra uji seperti pada Tabel 1, dapat diketahui tingkat akurasi keberhasilan dari pencocokan citra yang diuji, dengan cara sebagai berikut.

$$akurasi (\%) = \frac{\sum_{uji\ coba\ yang\ berhasil}}{\sum_{total\ uji\ coba}} \times 100\% \tag{6}$$

$$akurasi (\%) = \frac{8}{10} \times 100\% = 80\% \tag{7}$$

Sehingga, berdasarkan perhitungan akurasi hasil uji diatas, didapat bahwa klasifikasi normal dan abnormal dari citra mammograms payudara menggunakan *k-means clustering* dan SVM *classification* mendapatkan nilai akurasi mencapai 80%.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian sistem maka dapat disimpulkan bahwa keakuratan sistem menggunakan metode *K-Means clustering* dalam proses segmentasi, *GLCM* dalam ekstraksi ciri dan *SVM* dalam proses klasifikasi menunjukkan hasil yang cukup baik yakni dapat mengsegmentasi objek kanker pada citra mammogram dan dapat membedakan citra mammogram yang normal(sehat) dan abnormal(terdapat sel kanker) dengan menunjukkan hasil

yang baik dan memperoleh nilai akurasi mencapai 80%, sehingga metode ini cukup baik digunakan dalam pengklasifikasian citra mammogram.

Daftar Pustaka

- [1] Dada Emmanuel Gbenga, N.C., Daramola Comfort Yetunde, *Performance Comparison of Machine Learning Techniques for Breast Cancer Detection*. Nova Journal of Engineering and Applied Sciences 2017. Vol.6(1).
- [2] Nugroho, B.A.F.d.Y.S., *Klasifikasi Kanker Payudara Menggunakan Algoritma Gain Ratio*. Jurnal Teknik Elektro, 2016. Vol. 8 (No. 2).
- [3] Khairunizam Wan, V., I. Zunaidi, *An Efficient Data Mining Approaches for Breast Cancer Detection and Segmentation in Mammogram*. Jour of Adv Research in Dynamical & Control Systems, 2017.
- [4] Erna Budhiarti Nababan, M.I., Romi Fadillah Rahmat, *Breast Cancer Identification on Digital Mammogram Using Evolving Connectionist Systems*. International Conference on Informatics and Computing, 2016.
- [5] Suckling, J., Parker, J., Dance, D., Astley, S., Hutt, I., Boggis, C., Ricketts, I., et al, *Mammographic Image Analysis Society (MIAS) database v1.21*. 28-08-2015. [Online]. Available: <https://www.repository.cam.ac.uk/handle/1810/250394>. [Diakses 10 Juni 2018]
- [6] Diksha Arya, R.S.S., Ashok Kumar, H.L.Mandoria, *Texture, Shape And Color Based Classification Of Satellite Images Using Glcm & Gabor Filter, Fuzzy C Means And Svm*. International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET), 2018. Vol. 5(4).
- [7] R.Venkateswari, R.D.K., *Brain Tumor Segmentation Based on GLCM Feature Extraction using Probabilistic Neural Network*. International Journal of Engineering Science and Computing, 2017.
- [8] Iin Yulianti, H.S.S., Dwi Sutiningsih, *Faktor-Faktor Risiko Kanker Payudara (Studi Kasus Pada Rumah Sakit Ken Saras Semarang)*. Jurnal Kesehatan Masyarakat, 2016. Vol. 4(No. 4).
- [9] Muspika Helja, N., Joko Sampurno, *Analisis Fraktal Citra Mammogram Berbasis Tekstur Sebagai Pendukung Diagnosis Kanker Payudara*. POSITRON, 2013. Vol. 3(No. 2).
- [10] Purnami, F.A.N.d.S.W., *Analisis Diagnosis Pasien Kanker Payudara Menggunakan Regresi Logistik dan Support Vector Machine(SVM) Berdasarkan Hasil Mamografi*. Jurnal Sains Dan Seni ITS, 2012. 1(1).
- [11] Nameirakpam Dhanachandra, K.M.a.Y.J.C., *Image Segmentation using K-means Clustering Algorithm and Subtractive Clustering Algorithm*. ELSEVIER, 2015.
- [12] Andika Elok Amalia, G.A., Affandi Nur Aziz Thohari, *Breast Cancer Image Segmentation Using K-Means Clustering Based on GPU Cuda Parallel Computing*. Jurnal Infotel, 2018. Vol.10 (No.1).
- [13] Rizky Andhika Surya, A.F., Anton Yudhana, *Ekstraksi Ciri Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan Filter Gabor Untuk Klasifikasi Citra Batik Pekalongan*. Jurnal Informatika, 2017. Vol. 2(No. 2).
- [14] Wiwik Sri Rahayu G.Ni Luh, " *Deteksi Batik Parang Menggunakan Fitur Co-Occurrence Matrix Dan Geometric Moment Invariant Dengan Klasifikasi KNN*". Lontar Komputer, Vol. 7, No.1,2016.
- [15] Kasim. Anita Ahmad, Harjoko.Agus." *Klasifikasi Citra Batik Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Berdasarkan Gray Level CoOccurrence Matrices (GLCM)*". *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI)*. 2014.
- [16] Bichen Zheng, S.W.Y., Sarah S. Lam, *Breast cancer diagnosis based on feature extraction using a hybrid of K-means and support vector machine algorithms*. ELSEVIER, 2013.
- [17] Himani Bhavsar, M.H.P., *A Review on Support Vector Machine for Data Classification*. International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET), 2012. Vol. 1(10).