

## ANALISIS CONTRAST LIMITED ADAPTIVE HISTOGRAM EQUALIZATION (CLAHE) DAN REGION GROWING DALAM DETEKSI GEJALA KANKER PAYUDARA PADA CITRA MAMMOGRAM

**Freyssenita Kanditami P<sup>1</sup>, Deni Saepudin<sup>2</sup>, Achmad Rizal<sup>3</sup>**

<sup>1,2</sup>Program Studi S1 Teknik Informatika, Fakultas Informatika

<sup>3</sup>BioSPIN Research Group, Fakultas Teknik Elektro

Telkom University, Bandung

e-mail: <sup>1</sup>freysineta.kanditami@gmail.com, <sup>2</sup>denisaepudi@telkomuniversity.ac.id,

<sup>3</sup>achmadrizal@telkomuniversity.ac.id

### ABSTRAK

Kanker payudara merupakan penyakit yang banyak di derita oleh wanita. Kanker tersebut mengalami pertumbuhan secara tidak terkontrol pada jaringan payudara. Mammografi merupakan salah satu cara pemeriksaan payudara dengan menggunakan sinar *x-ray* dosis rendah yang dapat mendeteksi gejala kanker payudara sedini mungkin yang hasilnya berbentuk citra, disebut mammogram. Terkadang terdapat beberapa mammogram yang berwarna gelap sehingga sulit untuk dilakukan diagnosis, untuk itu dibutuhkan teknik perbaikan kualitas citra yang dapat memunculkan bagian-bagian yang tidak terlihat. Teknik yang biasa digunakan adalah *Histogram Equalization* (HE). Namun terdapat beberapa bagian yang masih gelap karena HE meningkatkan kekontrasan pada citra secara global. *Adaptive Histogram Equalization* (AHE) merupakan teknik yang dapat mengatasi kekurang HE dengan melakukan peningkatan kekontrasan pada area lokal. Namun peningkatan yang diharapkan terjadi secara berlebihan. Dengan menggunakan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE), peningkatan yang berlebihan pada AHE dapat diatasi dengan pemberian nilai batas pada histogram sehingga kontras meningkat namun tidak berlebihan walaupun bekerja pada area lokal. Pada penelitian ini, sistem identifikasi tumor secara umum didesain melalui tahapan *image enhancement* dengan CLAHE, ekstraksi ciri, klasifikasi dan segmentasi tumor dengan *region growing*. Dalam sistem ini CLAHE mampu meningkatkan akurasi klasifikasi hingga 100%. Pengujian pada *region growing* dilakukan dengan penilaian terhadap hasil ROI oleh seorang ahli medis.

**Kata kunci:** Kanker payudara, mammogram, CLAHE, *region growing*

## ABSTRACT

*Breast cancer is a disease that many suffered by women. Those cancer grows uncontrolled in breast tissue. Mammography is one way of breast examination using a beam of low-dose x-ray that can detect symptoms of breast cancer as early as possible which results in the form of image, called mammogram. Sometimes there are some dark mammograms that are difficult to diagnosed, it is necessary to improve image quality using image enhancement technique which can raise the hidden features. A technique that often used for this case is Histogram Equalization (HE). However, there are some parts that still dark because HE enhances the global contrast of image. Adaptive Histogram Equalization (AHE) is a technique that able to overcome the problem of HE by increasing contrast in local area. But the expectation of increasing is happen excessively. By using Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE), the over increase in AHE can be overcome by giving a limit value in histogram so that the contrast increases but not excessive evenly it works on local area. Generally, the system of breast cancer detection consists of four main parts, i.e. image enhancement, feature extraction, classification and tumor segmentation by Region Growing. In this system CLAHE can improve the accuration until 100%. Testing on Region Growing is performed with assessment of ROI results by a medical expert.*

**Keywords:** Breast cancer, mammogram, CLAHE, region growing.

## PENDAHULUAN

Berdasarkan data Globocan, International Agency for Research on Cancer (IARC) 2002, kanker payudara menempati urutan pertama dari seluruh kanker jumlah kematian 14 persen per tahun [11]. Gejala kanker payudara seringkali ditandai dengan munculnya tumor di sekitar payudara dimana sel-sel payudara terjadi pembelahan berlebihan. Salah satu cara untuk mendeteksi gejala tersebut adalah dengan melakukan suatu pemeriksaan foto *x-ray* pada bagian payudara yang disebut mammogram. Mammogram dapat mengidentifikasi adanya kanker pada jaringan payudara bahkan sebelum adanya perubahan fisik yang terjadi.

Sebelumnya telah dilakukan penelitian mengenai identifikasi tumor payudara dengan menggunakan teknik *intensity band-filtering* serta *unsharp-*

*masking* [4]. Namun metode-metode tersebut belum mampu mengatasi permasalahan pada citra yang gelap. Pada penelitian ini digunakan metode *image enhancement* yaitu *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) untuk meningkatkan kekontrasan suatu citra secara lokal sehingga memunculkan bagian – bagian yang tidak terlihat (*hidden feature*). Pada *Histogram Equalization* (HE) yang biasa digunakan, peningkatan kekontrasan dilakukan secara global. Namun belum mampu memunculkan bagian *hidden feature*. Dalam deteksi kanker payudara, kemunculan *hidden feature* pada citra mammogram sangat bermanfaat karena dapat mendeteksi ketidaknormalan sedini mungkin. Dengan CLAHE yang memfokuskan peningkatan citra pada area lokal maka mengakibatkan kontras dapat meningkat lebih tinggi.

Peningkatan yang lebih tinggi membuat bagian *hidden feature* dapat muncul ke permukaan. Untuk mengatasi peningkatan yang berlebihan, maka diberikan nilai batas pada histogram. Dengan cara seperti itu dapat memberikan peningkatan kekontrasan yang lebih optimal untuk seluruh bagian.

*Region Growing* adalah teknik memisahkan suatu bagian citra yang dianggap sebagai *Region of Interest* (ROI) terhadap bagian lainnya dengan melihat kemiripan antar piksel yang bertetangga. Teknik segmentasi ini digunakan untuk memisahkan antara tumor dengan background gambar ataupun noise pada citra [1].

## DASAR TEORI

### A. Mammografi

Mammografi merupakan salah satu cara pemeriksaan payudara dengan menggunakan sinar *x-ray* dosis rendah dimana dapat mendeteksi gejala kanker payudara sedini mungkin bahkan sebelum tumor mengalami pembesaran [12].

Mammogram dapat berupa citra berbentuk film atau digital. Pada citra film, pendeteksian dilakukan oleh dokter atau radiolog secara manual berdasarkan penglihatan. Hal tersebut merupakan cara konvensional dimana masih sangat mungkin terjadi banyak kesalahan apabila citra kurang jelas atau tumor tidak kasat mata. Dengan menggunakan citra digital dapat dibentuk suatu sistem deteksi otomatis sehingga dapat membantu pekerjaan dokter.

### B. Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital bertujuan memperbaiki kualitas citra agar mudah diinterpretasikan oleh manusia atau komputer. Teknik-teknik yang dilakukan adalah mentransformasikan citra menjadi citra lain yang memiliki

kualitas lebih baik. Peningkatan kontras citra merupakan contoh operasi pengolahan citra sehingga citra hasil memiliki kualitas yang lebih baik [5].

### C. Perbaikan Citra (*Image Enhancement*)

Tidak semua citra masukan bisa layak langsung dilakukan klasifikasi atau segmentasi. Ketidaklayakan itu disebabkan karena kualitas citra yang kurang baik sehingga apabila langsung dilakukan proses segmentasi hasilnya kurang akurat. Banyak faktor-faktor penyebab mengapa suatu citra memiliki kualitas yang kurang baik, salah satunya adalah kontras yang terlalu gelap atau terang.

Kontras menyatakan sebaran terang (*lightness*) dan gelap (*darkness*) di dalam sebuah gambar. Secara intuitif kontras citra dapat dibedakan menjadi tiga kategori [5], yaitu:

1. Kontras rendah: citra nampak gelap atau sangat ternag. Karakteristik pada histogramnya terkelompok pada suatu nilai *grayscale* tertentu.
2. Kontras bagus: pada kontras bagus suatu citra memiliki karakteristik histogram citranya memiliki sebaran yang relatif seragam.
3. Kontras tinggi: citra dengan kontras yang tinggi didominasi oleh warna gelap atau terang. Ciri pada histogram terlihat dua puncak maksimum.

#### C.1 Histogram Equalization (HE)

*Histogram Equalization* adalah suatu proses perataan histogram, dimana distribusi nilai derajat keabuan pada suatu citra dibuat rata. Untuk dapat melakukan HE ini diperlukan suatu fungsi distribusi kumulatif yang merupakan perhitungan kumulatif dari histogram. Fungsi distribusi kumulatif dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$f(k) = \frac{(N-1)}{M} \cdot \sum_{k=0}^n h(k);$$

$$n = 1, 2, 3, \dots, N-1 \quad (1)$$

$M$  menyatakan piksel sedangkan  $N$  menyatakan *grayscale*, dan  $h(k)$  menyatakan histogram pada suatu nilai *grayvalue*  $k$  [3].

## C2. Adaptive Histogram Equalization (AHE)

*Adaptive Histogram Equalization* (AHE) merupakan teknik perbaikan kekontrasan citra dengan meningkatkan kontras lokal citra. Lokal citra ini didapat dengan membentuk grid-grid simetris pada citra yang disebut dengan *region size*.

Struktur regional citra dibagi menjadi tiga, yaitu bagian yang berada di sudut citra ditandai dengan *corner region* (CR), bagian tepi kecuali CR ditandai dengan *border region* (BR), dan bagian lainnya yang berada di tengah ditandai dengan *inner region* (IR) [7]. Alasan dibedakannya struktur *region size* karena antara CR, BR dan IR memiliki karakteristik ketetanggaan yang berbeda.

CR	BR	BR	CR
BR	IR	IR	BR
BR	IR	IR	BR
CR	BR	BR	CR

Gambar 1 Struktur *region size*

Cara mendapatkan nilai *grey level* baru untuk tiap *region size* dilakukan dengan cara menghitung (CDF) seperti persamaan (1). Perhitungan CDF

tersebut berlaku untuk setiap regional lokal ( $i,j$ ).

## C.4 Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)

Permasalahan peningkatan kontras yang terlalu over pada AHE dapat diatasi dengan menggunakan CLAHE, yaitu memberikan nilai batas pada histogram. Nilai batas ini disebut dengan *clip limit* dimana menyatakan batas maksimum tinggi suatu histogram [7]. Cara menghitung *clip limit* suatu histogram dapat didefinisikan sebagai berikut:

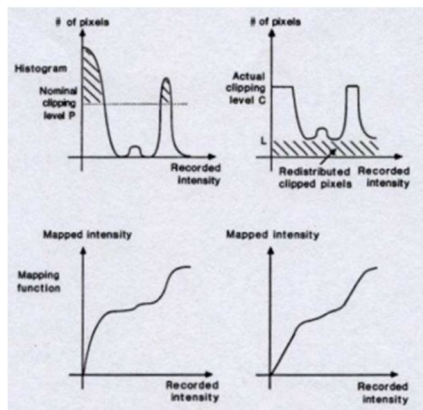
$$\beta = \frac{M}{N} \left( 1 + \frac{\alpha}{100} (s_{max} - 1) \right) \quad (2)$$

Variabel  $M$  menyatakan luas *region size*,  $N$  menyatakan nilai *grayscale* (256) dan  $\alpha$  merupakan *clip factor* menyatakan penambahan batas limit suatu histogram yang bernilai antara 0 sampai 100.

Histogram diatas nilai *clip limit* dianggap kelebihan (*excess*) piksel yang akan didistribusikan kepada area sekitar dibawah *clip limit* sehingga histogram merata. Ilustrasi distribusi *excess* piksel pada Gambar 2.

## C.5 Region Growing

*Region Growing* merupakan teknik mengelompokkan piksel-piksel bertetanggaan yang memiliki karakteristik sama dalam hal intensitas piksel. Terdapat 2 jenis ketetanggaan, yaitu 4 *connected* dan 8 *connected*. Keakuratan *region growing* juga ditentukan dari pemilihan titik awal (*seed*) yang tepat.



Gambar 2. Distribusi excess pixel pada histogram [2]

### D. Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)

Metode Run Length merupakan teknik ekstraksi ciri dengan menggunakan pendekatan statistik. Metode ini menggunakan distribusi suatu pixel dengan intensitas yang sama secara berurutan dalam satu arah tertentu sebagai primitifnya [9]. Masing-masing primitif didefinisikan atas arah, panjang dan level keabuan. Panjang dari primitif tekstur pada arah yang berbeda dapat digunakan untuk menggambarkan suatu tekstur.

*Gray level run length* merupakan suatu kumpulan keterurutan piksel pada nilai *gray level* yang sama. *Run* merepresentasikan berapa kali nilai suatu *gray level* yang terjadi secara berurutan pada suatu direksional tertentu. Direksional yang biasanya digunakan yaitu sudut 0, 45, 90 dan 135. Matriks setiap derajat berukuran  $m \times n$  dimana  $m$  merupakan panjang citra dan  $n$  adalah nilai *gray level* [11]. Pembentukan matriks GLRLM berdasarkan format pada Tabel 1.

Matriks GLRL dapat didefinisikan sebagai  $p(i, j)$  dimana  $i$  adalah *gray level* dan  $j$  menyatakan *runs*. Setelah terbentuknya matriks GLR maka dapat diekstrak 11 ciri yang dapat merepresentasikan karakteristik citra, diantaranya yaitu *short run emphasis*

(SRE), *long run emphasis* (LRE), *gray-level nonuniformity* (GLN), *run length nonuniformity* (RLN), *run percentage* (RP), *low gray-level run emphasis* (LGRE), *high gray-level run emphasis* (HGRE), *short run low gray-level emphasis* (SRLGE), *short run high gray-level emphasis* (SRHGE), *long run low gray-level emphasis* (LRLGE), *long run high gray-level emphasis* (LRHGE) [8].

### E. Linear Discriminant Analysis (LDA)

*Linear discriminant analysis* (LDA) merupakan metode klasifikasi statistik yang sering menghasilkan model dengan tingkat akurasi dan ketepatan lebih kompleks. LDA banyak digunakan pada data berdimensi tinggi.

Tabel 1. Format Pembentukan GLRLM

Run Length	Runs			
	1	2	3	4
0	Frekuensi graylevel 0 muncul 1 kali	Frekuensi graylevel 0 muncul 2 kali	Frekuensi graylevel 0 muncul 3 kali	Frekuensi graylevel 0 muncul 4 kali
1	Frekuensi graylevel 1 muncul 1 kali	Frekuensi graylevel 1 muncul 2 kali	Frekuensi graylevel 1 muncul 3 kali	Frekuensi graylevel 1 muncul 4 kali
2	Frekuensi graylevel 2 muncul 1 kali	Frekuensi graylevel 2 muncul 2 kali	Frekuensi graylevel 2 muncul 3 kali	Frekuensi graylevel 2 muncul 4 kali
3	Frekuensi graylevel 3 muncul 1 kali	Frekuensi graylevel 3 muncul 2 kali	Frekuensi graylevel 3 muncul 3 kali	Frekuensi graylevel 3 muncul 4 kali

Metode LDA bekerja dengan mencari cara efisien untuk merepresentasikan ruang vektor citra mammogram dengan memanfaatkan informasi setiap kelas. Oleh karena itu LDA termasuk dalam metode *supervised learning* karena membutuhkan informasi tentang karakteristik suatu kelas [10].

Dengan memproyeksikan citra mammogram pada vektor basisnya maka akan didapat representasi feature dari tiap citra. Pengukuran kemiripan kemudian akan dilakukan antara representasi citra hasil ekstraksi ciri dengan citra uji. Representasi di dalam metode ini dianggap sebagai sebuah transformasi linier dari vektor citra asal ke dalam sebuah ruang proyeksi.

$$Y = W^T X \quad (3)$$

Dimana Y adalah matriks vektor fitur berukuran d x N dengan d adalah dimensi dari vektor fitur dan N adalah jumlah citra mammogram. Didalam perhitungan LDA menggunakan dua buah matriks sebaran, yakni matriks  $S_B$  dan matriks  $S_W$ . Kedua matriks tersebut dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$S_i = \sum_{x \in C_i} (x_i - \mu_i) \cdot (x_i - \mu_i)^T \quad (2.4)$$

$$S_W = \sum_i^c S_i \quad (4)$$

$$S_B = (\mu_1 - \mu_2) \cdot (\mu_1 - \mu_2)^T \quad (5)$$

$S_B$  merupakan sebaran antar kelas dan  $S_W$  merupakan sebaran dalam kelas.  $c$  merupakan banyaknya kelas akhir.  $\mu_i$  adalah vektor *mean* dari suatu kelas ke- $i$  atau disebut sebagai mean lokal serta  $\mu$  menyatakan mean global. Sedangkan  $x$  merupakan menyatakan data ke-.

Setelah didapatkan matriks  $S_B$  dan  $S_W$  kemudian LDA akan mencari proyeksi yang optimal pada kondisi dimana rasio antara matriks sebaran antar kelas  $S_B$  dari sample yang

diproyeksikan dengan matriks sebaran dalam kelas  $S_W$ , sehingga dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$W_{opt} = \arg \max \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} = [W_1 W_2 \dots \dots \dots W_{c-1}] \quad (6)$$

Untuk penentuan kelas digunakan probability density  $p(c|x)$  dengan persamaan pada (7). Distribusi suatu kelas  $c$  dinyatakan

$$p(c|x) = \frac{\pi_c \cdot p(x|c)}{p(x)} \quad (7)$$

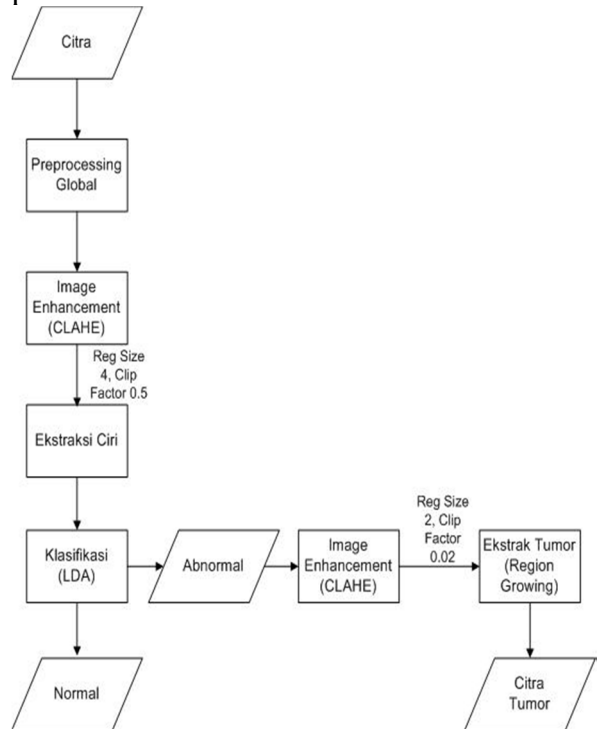
$$p(x|c) = \frac{1}{(2\pi)^d |\Sigma_c|} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_c)^T \Sigma_c^{-1} (x - \mu_c)\right) \quad (8)$$

$$p(x) = \sum_1^c \pi_c \cdot p(x|c) \quad (9)$$

## PERANCANGAN SISTEM

### A. Desain Sistem

Desain sistem yang dibuat seperti pada Gambar 3.



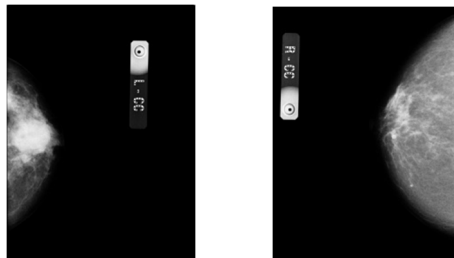
Gambar 3. Diagram alir sistem

Masukan berupa citra mamogram yang dilakukan CLAHE untuk meningkatkan kualitas citra. Ekstraksi ciri menggunakan GLRL dan diklasifikasi menggunakan LDA untuk menentukan apakah terdeteksi normal atau tidak. Apabila terdeteksi tidak normal maka dilakukan perbaikan citra kembali untuk mendapatkan daerah kanker. Penjelasan lebih detail seperti pada pembahasan selanjutnya.

### B. Citra Mammogram Masukan

Spesifikasi citra masukan sistem diantaranya adalah

1. Citra berformat \*.jpg
2. Tipe citra yang digunakan adalah RGB.
3. Seluruh data berjumlah 60 citra, masing-masing 30 citra untuk kelas abnormal dan normal.
4. Dimensi citra berukuran 800 x 1072 dan 800 x 996 piksel.



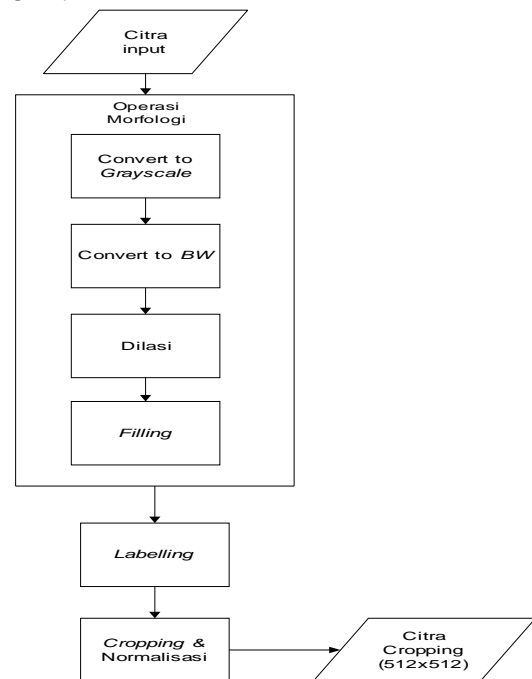
(a) (b)

Gambar 4. (a) Mammogram Abnormal, (b) Mammogram Normal

### C. Preprocessing Global

Preprocessing global dilakukan untuk membuang bagian citra yang kurang penting seperti label image atau background. Bagian-bagian tersebut memiliki kemungkinan dapat mengganggu proses segmentasi atau ekstraksi ciri. Operasi pada preprocessing global dapat dilihat pada Gambar 5. Masukan proses ini berupa

citra mammogram mentah lalu keluaran proses ini berupa citra mammogram yang telah di-cropping bagian payudaranya saja selanjutnya dinormalisasi ukurannya menjadi 512 x 512.



Gambar 5. Diagram Alir Preprocessing Global

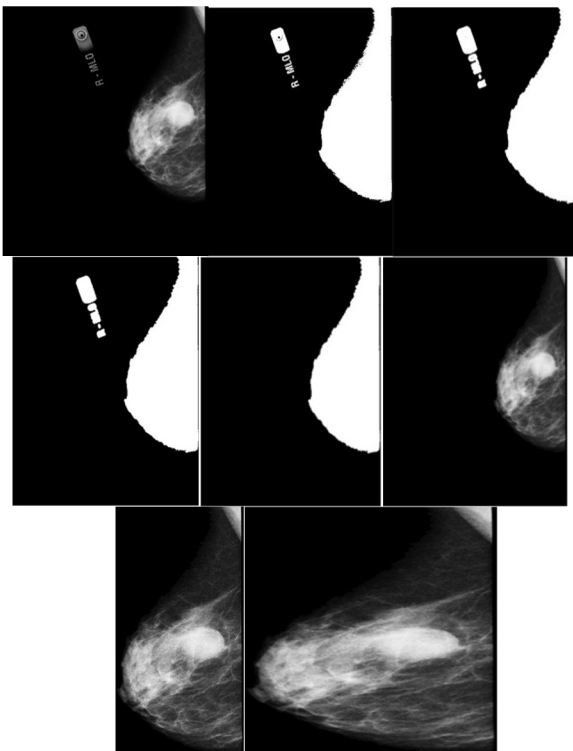
### D. Image Enhancement dengan CLAHE

Masukan dari proses CLAHE berupa output dari proses sebelumnya yaitu preprocessing global. Pada proses ini peningkatan kualitas citra dilakukan dengan cara meratakan histogram setiap region lokal sehingga kontras citra meningkat. Alur proses CLAHE seperti dijelaskan pada Gambar 7. Output proses CLAHE ditampilkan pada Gambar 8.

### E. Ekstraksi Ciri

Hasil dari CLAHE kemudian dilakukan proses analisis tekstur dengan Gray Level Run Length Matrix (GLRLM). Konsep dari GLRLM adalah

membagi citra menjadi beberapa level sehingga terlihat tekstur dari citra. Pada penelitian ini citra dibagi menjadi 4 level citra berdasarkan piksel pada citra. Pembentukan matriks GLRL dengan cara menghitung akumulasi total nilai setiap level berdasarkan direksional sudut 0, 45, 90 dan 135. Sehingga terdapat 4 matriks GLRL yang berukuran *banyaknya level x ukuran citra*. Penghitungan ekstraksi ciri dilakukan oleh masing-masing matriks GLRL sehingga tiap matriks direksional sudut memiliki 11 parameter ekstraksi ciri. Kemudian dilakukan penghitungan rata-rata dari 11 parameter yang telah terbentuk untuk masing-masing direksional sehingga terbentuk matriks 1 x 11 yang merupakan output dari proses ekstraksi ciri.

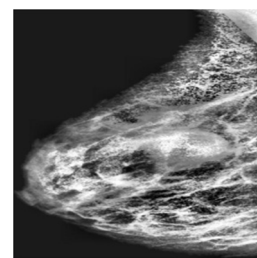


Gambar 6. Hasil preprocessing global (berurut dari atas kiri ke kanan), citra input, konversi BW, dilasi, *filling*,

*labelling, thresholding*, konversi *grayscale, cropping*, normalisasi



Gambar 7. Diagram Alir Proses CLAHE



Gambar 8. Output CLAHE Region Size=8, Clipfactor=0.1

### F. Klasifikasi

Dari hasil analisis tekstur diperoleh feature ciri sebanyak 11. Klasifikasi ke dalam kelas abnormal atau normal menggunakan LDA. Mulanya dibentuk 2 Matriks berdasarkan output kelas. Masing-masing matriks berukuran 40 x



11, dimana menunjukkan 40 data latih untuk masing-masing kelas dan 11 feature ciri. Ilustrasinya dapata dilihat pada persamaan (10).

$$a = \begin{bmatrix} a_{1,1} & \dots & a_{1,11} \\ a_{2,1} & a_{j,i} & a_{2,11} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{40,1} & \dots & a_{40,11} \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$b = \begin{bmatrix} b_{1,1} & \dots & b_{1,11} \\ b_{2,1} & b_{j,i} & b_{2,11} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{40,1} & \dots & b_{40,11} \end{bmatrix} \quad (11)$$

Selanjutnya untuk masing-masing kelas dilakukan perhitungan sebaran data terhadap kelasnya sendiri dengan persamaan (9). Setelah diketahui sebaran data pada suatu kelas dapat dihitung matriks dalam kelas ( $S_W$ ) dan matriks dan antar kelas ( $S_B$ ). Dari nilai  $S_W$  dan  $S_B$  dapat dicari nilai eigen ( $\lambda$ ) dengan persamaan dibawah ini :

$$S_W^{-1} S_B W = \lambda W \quad (12)$$

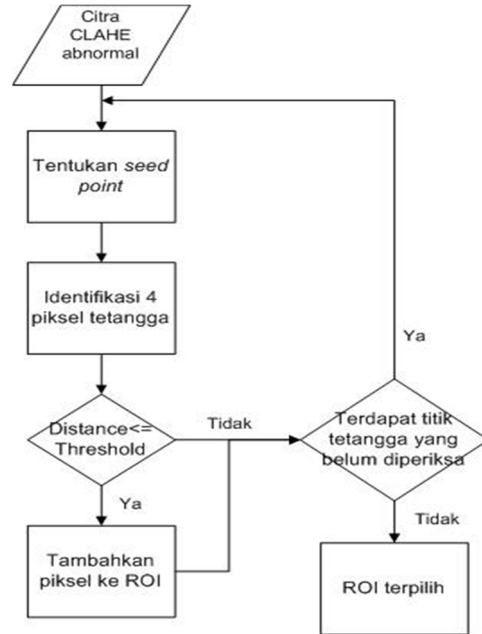
$$|S_W^{-1} S_B - \lambda I| = 0 \quad (13)$$

Setelah didapat nilai  $\lambda$  maka nilai eigen vektor  $W$  dapat dihitung. Data-data pada matriks  $a$  dan  $b$  kemudian diproyeksikan dengan basis vektor eigen yang telah didapat sehingga menghasilkan garis dengan fungsi  $Y = W^T \cdot X$  yang optimal untuk memisahkan dua kelas, dimana  $X$  merupakan matriks data set. Untuk penentuan kelas data baru, dapat dilakukan dengan menghitung *probability density* pada (9).

### G. Proses Segmentasi

Input dari proses segmentasi menggunakan *region growing* merupakan citra yang telah diklasifikasikan abnormal. Segmentasi dilakukkann untuk mengekstrak bagian tumor pada citra. Proses *Region*

*Growing* pada Gambar 9. Output dari proses ini didapatkan suatu area yang dianggap sebagai tumor.



Gambar 9. Diagram Alir Proses *Region Growing*

## ANALISIS HASIL SIMULASI

### A. Skenario Pengujian

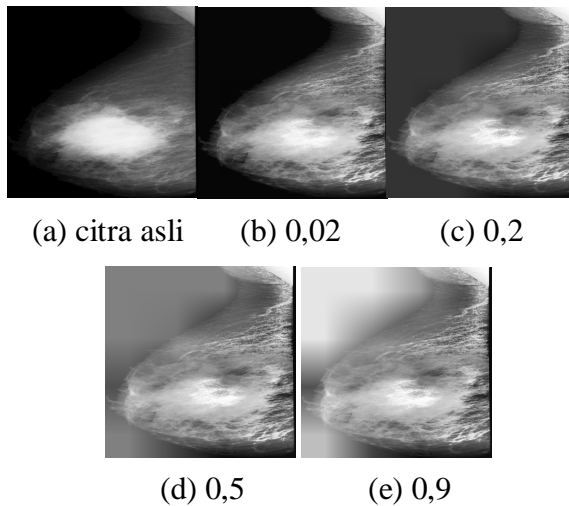
Pengujian yang dilakukan adalah :

1. Menguji perubahan parameter *region size* dan *clip factor* pada CLAHE terhadap akurasi hasil klasifikasi.
2. Menguji perubahan parameter *region size* dan *clip factor* pada CLAHE terhadap hasil segmentasi *region growing*.
3. Menguji perubahan *thresholding* pada *Region Growing* terhadap hasil segmentasi.

### B. Perubahan Parameter Region Size dan Clip Factor Pada CLAHE

Perubahan parameter *region size* dan *clip factor* mempengaruhi hasil keluaran citra. Pada Gambar 10. dilakukan pengujian terhadap perubahan

nilai *clip factor* dengan menggunakan *region size* yang dibuat sama yaitu 4.

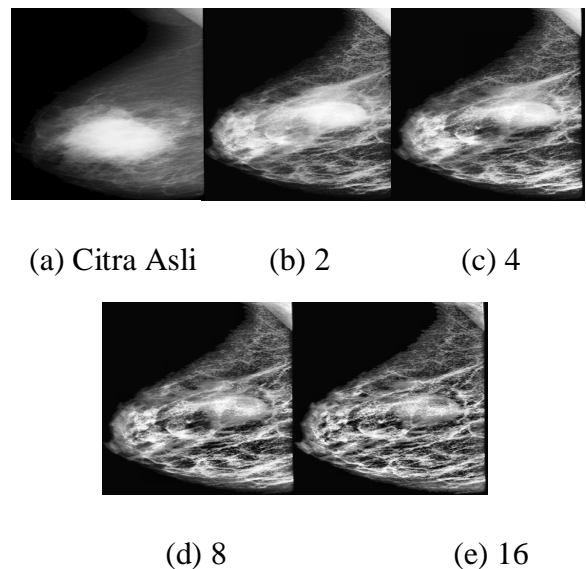


Gambar 10. Perubahan Parameter Clip Factor dengan Region Size=4

Nilai clip factor yang semakin tinggi menyebabkan bagian excess semakin mengecil sehingga histogram yang di distribusikan kebagian lain juga semakin sedikit. Oleh karena itu histogram masih berkumpul di suatu area tertentu (*grayscale* dominan pada suatu nilai). Ketika dilakukan mapping ulang dengan menggunakan CDF dari histogram baru terhadap piksel citra, maka *grayscale* dengan histogram dominan tersebut akan dipetakan dengan nilai piksel yang tinggi sehingga citra jadi terlihat putih.

Pengujian terhadap nilai *region size* yang berubah-ubah ditunjukkan pada Gambar 4-2, dimana semakin besar nilai *region size* yang diberikan maka semakin memunculkan bagian-bagian yang tersembunyi (*hidden feature*). Dengan ukuran citra 512 x 512 pada *region size* bernilai 4 maka besar *region* lokal adalah 128 x 128, sedangkan *region size* 16 akan memiliki ukuran sebesar 32 x 32. Dari kedua perbandingan *region size* tersebut, maka

nilai *region size* 16 akan membagikan *excess* piksel pada luas area yang lebih kecil sehingga setiap piksel akan meningkat lebih banyak dibandingkan dibandingkan *region size* 4 yang harus membagikan *excess* piksel pada area dengan ukuran lebih luas. Namun pemberian *region size* yang terlalu besar dapat mengakibatkan *hidden feature* menjadi semakin muncul. Hal ini dapat memacu kemunculan *noise* di sekitar citra sehingga dapat mengganggu proses segmentasi atau klasifikasi.

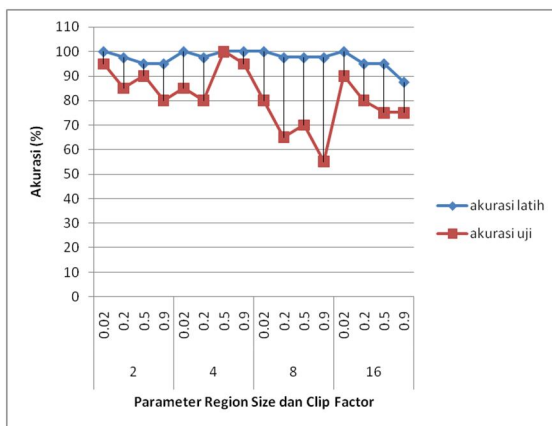


Gambar 11. Perubahan Parameter Region Size dengan Clip factor=0.02

### C. Pengaruh Perubahan Parameter CLAHE Terhadap Akurasi Hasil Klasifikasi

Pada pengujian performansi sistem diuji dengan dua cara. Pertama data diklasifikasi tanpa menggunakan CLAHE. Hasil performansi sistem tanpa penggunaan CLAHE sebesar 90% untuk training serta 80% untuk testing. Kedua data diklasifikasi menggunakan CLAHE dengan 16 kombinasi perubahan parameter. Akurasi tertinggi diperoleh ketika parameter *region size* 4 dan clip factor 0,5 yaitu sebesar 100% untuk proses training dan testing. Perubahan

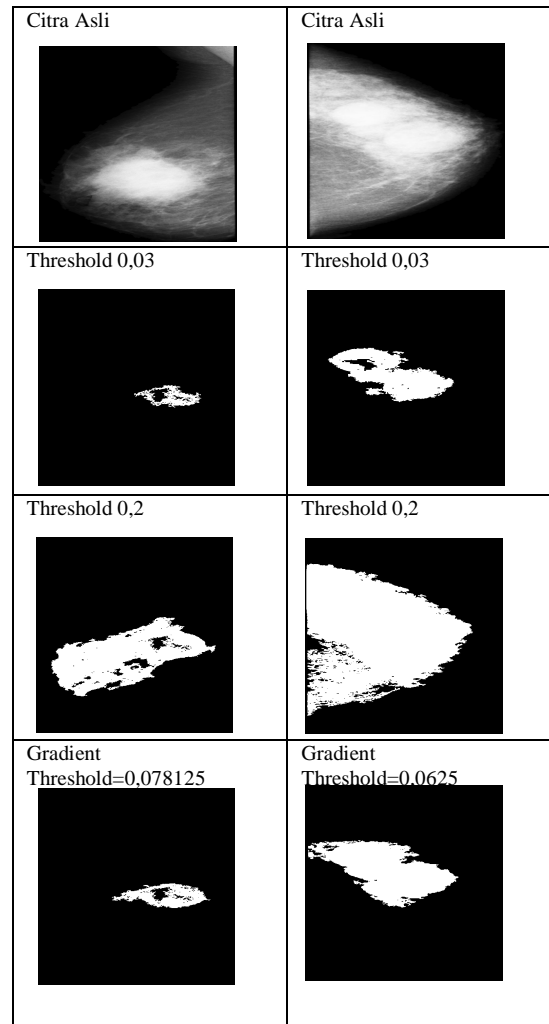
akurasi setiap pergantian parameter ditampilkan pada Gambar 4-3. Hal ini dikarenakan *clip limit* yang diberikan tidak terlalu besar sehingga peningkatan piksel tidak berlebihan. *Region Size* yang diberikan juga tidak terlalu besar sehingga *hidden feature* tidak seluruhnya muncul ke permukaan. Akurasi mengalami penurunan ketika besar *clip factor* 0,9 dan meningkat kembali pada *clip factor* 0,02.



Gambar 12. Akurasi Data Latih dan Data Uji Terhadap Perubahan Parameter *Region Size* dan *Clip Factor*

#### D. Perubahan Thresholding Pada Region Growing Terhadap Hasil Segmentasi

Gambar 13 menampilkan perubahan thresholding region growing yang semakin membesar, maka Region Of Interest (ROI) juga semakin membesar sehingga harus dilakukan pemilihan yang tepat agar memperoleh ROI yang sesuai. Pada dua contoh citra Gambar 13 dilakukan pengujian dengan perubahan thresholding yang sama. Dengan penerapan thresholding yang sama, namun hasil ROI yang diberikan berbeda-beda.



Gambar 13. Perubahan *thresholding region growing*

Hal ini menunjukkan penentuan *thresholding* tidak dapat disamakan untuk semua citra karena karakteristik piksel setiap citra berbeda. Ada beberapa citra memiliki piksel tinggi, namun ada juga yang memiliki piksel rendah sehingga *thresholding* akan berbeda. Jika data citra yang dipakai sedikit masih mungkin untuk melakukan pengaturan *thresholding* secara manual, tetapi jika citra yang digunakan berjumlah besar tidak efisien jika dilakukan pengaturan *thresholding* secara manual. Oleh karena itu dibutuhkan pengaturan *thresholding* secara otomatis salah satunya dengan

menggunakan *gradient magnitude* [15]. Untuk Citra 1 dan Citra 2 pada Gambar 4.4 *thresholding* yang optimal hasil perhitungan *gradient* adalah 0,078125 dan 0,0625.

### E. Pengaruh Perubahan Parameter CLAHE Terhadap Hasil Segmentasi *Region Growing*

Untuk mengetahui kualitas hasil segmentasi *region growing* terhadap perubahan parameter *region size* dan *clip factor*, dilakukan penilaian oleh radiografer (ahli) pada Laboraturium Parahita *Diagnostic Center* yang ditampilkan pada Tabel 2. Berdasarkan penilaian dari seorang ahli terlihat bahwa semakin besar nilai *region size* maka kualitas segmentasi makin buruk. Nilai 1 pada Tabel 2 menunjukkan hasil segmentasi tidak sesuai dengan ROI yang diharapkan. Pada *region size* 8 dan 16 hampir seluruh hasil segmentasi salah sehingga parameter ini tidak dapat digunakan untuk proses segmentasi tumor. Hal ini disebabkan karena dengan *region size* 8 dan 16 bagian *hidden feature* makin nampak bahkan memacu timbulnya *noise* sehingga mengganggu dalam pemilihan ROI.

Gambar 14 menampilkan citra B\_7, dan B\_23 dimana sebelum menggunakan CLAHE bagian tumor tidak dapat terekstrak, namun setelah menggunakan CLAHE tumor dapat terekstrak dengan baik. Hal ini dikarenakan bagian tumor pada citra sebelum CLAHE memiliki intensitas yang kurang tinggi dibanding daerah sekitarnya. Pada citra M\_3, sebelum menggunakan CLAHE terjadi *oversegmented* dimana bagian yang terekstrak melebihi bagian yang seharusnya, namun setelah menggunakan CLAHE segmentasi tumor dapat lebih tepat. Hal ini karena

pada citra asli bagian disekitar tumor juga memiliki kontras tinggi sehingga dianggap bagian tumor juga, namun dengan menggunakan CLAHE kontras yang mencolok itu diratakan sehingga dapat dibedakan antara bagian tumor dengan yang tidak.

Tabel 2. Penilaian Hasil Segmentasi Oleh Ahli

Data	Sebelum CLAHE	Region Size															
		2				4				8				16			
		0,02	0,2	0,5	0,9	0,02	0,2	0,5	0,9	0,02	0,2	0,5	0,9	0,02	0,2	0,5	0,9
B_1	5	4	3	3	2	4	4	3	2	3	1	1	1	1	1	1	1
B_3	5	3	3	2	2	3	2	2	1	1	1	1	2	1	1	1	1
B_4	3	3	3	2	2	3	2	2	1	1	2	1	1	2	1	1	1
B_5	3	3	3	2	2	3	3	2	1	1	2	1	1	1	1	1	1
B_6	4	3	3	1	1	3	3	3	3	2	2	1	1	1	1	1	1
B_7	1	3	3	2	2	3	1	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1
B_12	3	3	3	3	2	2	2	2	1	1	1	1	1	2	1	1	1
B_13	4	3	3	3	2	3	3	3	2	2	1	1	1	1	1	1	1
B_14	4	4	2	2	2	2	2	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1
B_16	3	3	2	2	2	1	2	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1
B_17	3	3	3	2	2	3	2	2	1	2	1	1	1	1	1	1	1
B_19	4	4	3	3	3	3	2	2	1	2	1	1	1	1	1	1	1
B_20	5	4	2	2	2	4	3	3	1	2	1	1	1	2	1	1	1
M_1	4	4	1	1	1	4	4	3	3	2	1	1	1	2	1	1	1
M_3	1	3	3	3	1	3	3	2	1	2	2	1	1	2	1	1	1
M_8	3	3	3	1	1	3	4	3	3	2	1	1	1	1	1	1	1
M_11	2	2	2	3	3	3	3	3	3	1	1	1	1	1	1	1	1
M_13	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
M_14	2	4	4	3	3	3	3	2	1	2	2	1	1	2	1	1	1
M_18	5	4	4	4	3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
B_21	4	4	4	3	3	3	3	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1
B_22	5	4	3	3	2	3	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
B_23	1	2	2	2	2	2	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
B_27	2	2	2	2	2	2	3	3	3	2	1	1	1	2	1	1	1
B_28	3	3	2	2	2	3	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
M_25	2	2	2	2	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
M_26	4	4	4	3	3	3	3	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1
M_27	4	4	4	3	2	3	3	2	1	2	1	1	1	2	1	1	1
M_28	3	3	4	4	3	2	3	3	2	2	1	1	2	1	1	1	1
M_29	4	4	3	3	3	3	3	3	3	2	2	1	1	2	1	1	1

Terdapat beberapa citra yang memiliki kualitas segmentasi lebih baik ketika sebelum menggunakan CLAHE salah satu contohnya pada Gambar 15. Hal yang membuat hasil segmentasi memburuk yaitu citra hasil CLAHE memberikan daerah sekitar tumor menjadi lebih putih sehingga dianggap sebagai tumor ketika segmentasi.

Citra Asli	Sebelum CLAHE	Setelah CLAHE
B_7		
M_3		
B_23		

Gambar 14 Hasil Segmentasi Region Growing Sebelum dan Setelah CLAHE

<b>Citra Asli</b> 	<b>Hasil Segmentasi</b> 
<b>Citra CLAHE</b> 	

Gambar 15 Contoh Hasil *oversegmented* setelah menggunakan CLAHE

## SIMPULAN

CLAHE mampu meningkatkan akurasi hasil klasifikasi hingga 100 % pada proses training dan testing ketika region size 4 dan clip factor 0,5. Sebelum menggunakan CLAHE, akurasi hasil klasifikasi hanya mencapai 90% untuk proses training dan 80 untuk testing.

Semakin besar nilai *region size* maka hasil segmentasi pada *region growing* akan semakin buruk. Berdasarkan penilaian ahli ketika *region size* bernilai 8 dan 16 lebih dari 70% hasil segmentasi diberi nilai 1 yang berarti mengekstrak bagian bukan tumor.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Adams, R., Bischof, L., *Seeded Region Growing*, In Journal of Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, page 641-647, Volume 16, No 6, June 1994, IEEE.
- [2] Amburn, E.P., et.al, 1986, *Adaptive Histogram Equalization and Its Variation*, In Computer Vision Graphics and Image Processing, page 355-368, 1987.
- [3] Gonzalez, R.C., Woods, R.E. 2008, *Digital Image Processing*, New Jersey: Prentice Hall.
- [4] Hemminger, B.M., et.al, 1998, *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization Image processing to Improve the Detection of Simulated Spiculations in Dense Mammograms*, In Journal of Digital Imaging, page 193-200, Volume 11, November 1998, New York: SpringerLink.
- [5] Munir, R. 2004, *Pengolahan Citra Digital*, Bandung: Informatika.
- [6] MIPA Groups, 2004, *Textural Feature*, Postgraduate Course in Medical Physics Medical Image Processing and Analysis Laboratory, Greece: University of Patras.
- [7] Reza, A.M., 2003, *Realization of the Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) for Real-Time Image Enhancement*, Journal of VLSI Signal Processing, page 35-44, Volume 38, 2004, Netherlands: Kluwer Academic Publishers.

- [8] Xu, D.H., Kurani, A.S., Furst, J.D., Raicu D.S., *Run-Length Encoding For Volumetric Texture*, Chicago, USA.
- [9] Ali, Muhammad. Clausi, David., 2001, *Using The Canny Edge Detector for Feature Extraction and Enhancement of Remote Sensing Images*, 2001, Canada: IEEE.
- [10] Friedman, J.H., 1988, *Regularized Discriminant Analysis*, CA: Stanford University.
- [11] \_\_\_\_\_. *Apa Sebenarnya Perbedaan Tumor dan Kanker ?* (<http://doktersehat.com/2010/03/24/perbedaan-tumor-dan-kanker/> diakses 23Februari 2011).
- [12] \_\_\_\_\_. *Mammograms*. (<http://www.cancer.gov/cancertopics/factsheet/Detection/mammograms> , diakses 12 Oktober 2010).