

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

Freyssenita Kanditami P¹, Deni Saepudin², Achmad Rizal³

^{1,2}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Informatika

³BioSPIN Research Group, Fakultas Teknik Elektro

Telkom University, Bandung

e-mail: ¹freyssineta.kanditami@gmail.com, ²denisaepudi@telkomuniversity.ac.id,

³achmadrizal@telkomuniversity.ac.id

ABSTRAK

Kanker payudara merupakan penyakit yang banyak diderita oleh wanita. Kanker payudara adalah pertumbuhan secara tidak terkontrol pada jaringan payudara. Mammografi merupakan salah satu cara pemeriksaan payudara menggunakan sinar-X dosis rendah dengan mendeteksi kanker payudara yang hasilnya berbentuk citra. Bentuk citra tersebut 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 kekurangan HE dengan melakukan peningkatan kekontrasan pada area lokal. Namun peningkatan kekontrasan kadang terjadi secara berlebihan. Dengan menggunakan *contrast limited adaptive histogram equalization* (CLAHE), peningkatan kontras yang berlebihan pada AHE dapat diatasi dengan pemberian nilai batas pada histogram. Pada penelitian ini, dibangun sistem identifikasi tumor yang terdiri dari *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 suffered by many women. Breast cancer is the uncontrolled growth of breast tissue. Mammography is one of breast screening using low-dose X-rays to detect breast cancer that result an image, called a mammogram. Sometimes there are some dark mammograms that are difficult to be diagnosed. So, 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 contrast of image globally. Adaptive Histogram Equalization (AHE) is a technique that is able to overcome the problem of HE by increasing

contrast in local area. However, increasing the contrast sometimes occur in excess. By using contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE), excessive contrast enhancement in the AHE can be overcome by providing a limit on the value of the histogram. In this research, tumor identification system is built consists of image enhancement by CLAHE, feature extraction, classification and segmentation by region growing tumors. In this system CLAHE is able to improve classification accuracy up to 100%. Tests performed on the region growing with an assessment of the 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 dengan jumlah kematian 14 persen per tahun [11]. Gejala kanker payudara seringkali ditandai dengan munculnya tumor di sekitar payudara di mana pada sel-sel payudara terjadi pembelahan secara berlebihan. Salah satu cara untuk mendeteksi gejala tersebut adalah dengan melakukan pemeriksaan foto sinar-X pada payudara yang disebut mammogram. Mammogram dapat mengidentifikasi adanya kanker pada jaringan payudara bahkan sebelum adanya perubahan fisik.

Salah satu masalah pada citra mammogram adalah hasil citra yang relatif gelap. Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan usaha memperbaiki citra mammogram menggunakan metode *intensity band-filtering* serta *unsharp-masking* [4]. Namun 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 kontras citra secara lokal, sehingga memunculkan bagian-bagian yang tidak terlihat (*hidden feature*). Pada *histogram equalization* (HE) biasa, peningkatan kontras 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 local, maka 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. Cara tersebut dapat memberikan peningkatan kontras yang lebih optimal untuk seluruh bagian.

Untuk memisahkan daerah kanker dan daerah normal pada citra mammogram digunakan teknik *region growing*. *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 atau *noise* pada citra [1].

DASAR TEORI

A. Mammografi

Mammografi merupakan salah satu cara pemeriksaan payudara dengan menggunakan sinar-X dosis rendah, yang dapat mendeteksi gejala kanker payudara sedini mungkin bahkan

sebelum tumor mengalami pembesaran [11].

Mammogram dapat berupa citra berbentuk film atau digital. Pada citra film, pendeteksian dilakukan oleh dokter atau radiolog secara manual, berdasarkan penglihatan. Dengan cara tersebut sangat mungkin terjadi 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. Pada pengolahan citra, dilakukan proses dari citra awal menjadi citra yang memiliki kualitas lebih baik. Peningkatan kontras citra merupakan contoh operasi pengolahan citra [5].

C. Perbaikan Citra

Banyak faktor penyebab mengapa suatu citra memiliki kualitas yang kurang baik. Salah satunya adalah kontras yang terlalu gelap atau terang. Salah satu teknik yang sering digunakan dalam perbaikan citra (*image enhancement*) adalah peningkatan kontras.

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

1. Kontras rendah: citra nampak gelap atau sangat terang. 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

Histogram equalization (HE) adalah suatu proses perataan histogram, dengan 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/*cumulative distribution function* (CDF) dapat didefinisikan dengan Persamaan (1).

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

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

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

C.2. Adaptive Histogram Equalization

Adaptive Histogram Equalization (AHE) merupakan teknik perbaikan kekontrasan citra dengan meningkatkan kontras lokal citra. Lokal citra ini didapat dengan membentuk beberapa *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 ketetangaan

yang berbeda. Struktur *region size* ditunjukkan pada Gambar 1.

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).

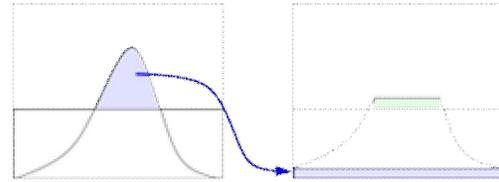
C.3 Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization

Permasalahan peningkatan kontras yang berlebihan pada AHE dapat diatasi dengan menggunakan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE), yaitu memberikan nilai batas pada histogram. Nilai batas ini disebut dengan *clip limit* yang menyatakan batas maksimum tinggi suatu histogram [7]. Cara menghitung *clip limit* suatu histogram dapat didefinisikan dengan Persamaan (2).

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

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

Histogram di atas nilai *clip limit* dianggap kelebihan (*excess*) piksel yang akan didistribusikan kepada area sekitar di bawah *clip limit*, sehingga histogram merata. Ilustrasi distribusi *excess* piksel dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Distribusi *excess pixel* pada histogram [2]

C.4 Region Growing

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

D. Gray Level Run Length Matrix

Metode *run length* merupakan teknik ekstraksi ciri dengan menggunakan pendekatan statistik. Metode ini menggunakan distribusi suatu piksel 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 matrix (GLRLM) 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 arah tertentu. Arah yang biasanya digunakan yaitu sudut 0, 45, 90, dan 135 derajat. Matriks setiap derajat berukuran $m \times n$, dengan m merupakan panjang citra dan n adalah nilai *gray level* [8]. Pembentukan matriks GLRLM berdasarkan format pada Tabel 1.

Tabel 1 Format pembentukan GLRLM

Run Length	Runs			
	1	2	3	4
0	Frekuensi <i>gray level</i> 0 muncul 1 kali	Frekuensi <i>gray level</i> 0 muncul 2 kali	Frekuensi <i>gray level</i> 0 muncul 3 kali	Frekuensi <i>gray level</i> 0 muncul 4 kali
1	Frekuensi <i>gray level</i> 1 muncul 1 kali	Frekuensi <i>gray level</i> 1 muncul 2 kali	Frekuensi <i>gray level</i> 1 muncul 3 kali	Frekuensi <i>gray level</i> 1 muncul 4 kali
2	Frekuensi <i>gray level</i> 2 muncul 1 kali	Frekuensi <i>gray level</i> 2 muncul 2 kali	Frekuensi <i>gray level</i> 2 muncul 3 kali	Frekuensi <i>gray level</i> 2 muncul 4 kali
3	Frekuensi <i>gray level</i> 3 muncul 1 kali	Frekuensi <i>gray level</i> 3 muncul 2 kali	Frekuensi <i>gray level</i> 3 muncul 3 kali	Frekuensi <i>gray level</i> 3 muncul 4 kali

Matriks GLRL dapat didefinisikan sebagai $p(i, j)$ dengan i adalah *gray level* dan j menyatakan *runs*. Setelah terbentuknya matriks GLR, maka dapat diekstrak 11 ciri yang dapat merepresentasikan karakteristik citra, di antaranya 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) [6].

E. Linear Discriminant Analysis

Linear discriminant analysis (LDA) merupakan metode klasifikasi statistik yang sering menghasilkan model dengan tingkat akurasi dan ketepatan lebih kompleks [10]. LDA banyak digunakan pada data berdimensi tinggi.

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.

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

dengan Y adalah matriks vektor fitur berukuran $d \times N$, d adalah dimensi dari vektor fitur dan N adalah jumlah citra mammogram. Di dalam perhitungan LDA menggunakan dua buah matriks sebaran, yakni matriks S_B dan matriks S_W . Kedua matriks tersebut dapat didefinisikan dengan Persamaan (4) sampai dengan Persamaan (6).

$$S_i = \sum_{x \in C_i} (x_i - \mu_i) \cdot (x_i - \mu_i)^T \quad (4)$$

$$S_w = \sum_i S_i \quad (5)$$

$$S_B = (\mu_1 - \mu_2) \cdot (\mu_1 - \mu_2)^T \quad (6)$$

S_B merupakan sebaran antar kelas dan S_W merupakan sebaran dalam kelas. c merupakan banyaknya kelas akhir. μ_i adalah vektor *mean* dari suatu kelas ke- i atau disebut sebagai *mean* lokal serta μ menyatakan *mean* global. Sedangkan x_i menyatakan data ke- i .

Setelah didapatkan matriks S_B dan S_W , kemudian LDA akan mencari

proyeksi yang optimal pada kondisi dengan rasio antara matriks sebaran antar kelas S_B dari *sample* yang diproyeksikan dengan matriks sebaran dalam kelas S_W , sehingga dapat dirumuskan dengan Persamaan (7).

$$W_{opt} = \arg \max \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} = [W_1 W_2 \dots \dots \dots W_{c-1}] \quad (7)$$

Untuk penentuan kelas digunakan *probability density* $p(c|x)$ pada Persamaan (7). Distribusi suatu kelas c dinyatakan pada Persamaan (8) samapai dengan Persamaan (10).

$$p(c|x) = \frac{\pi_c p(x|c)}{p(x)} \quad (8)$$

$$p(x|c) = \frac{1}{\sigma_c^2} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_c^2}(x - \mu_c)^T(x - \mu_c)\right\} + \log\{|\Sigma_c|\} - 2\log\{\pi_c\} \quad (9)$$

$$p(x) = \sum_1^c \pi_c p(x|c) \quad (10)$$

dengan $\pi_c \triangleq p(x = c)$ adalah *mixing probabilities*.

PERANCANGAN SISTEM

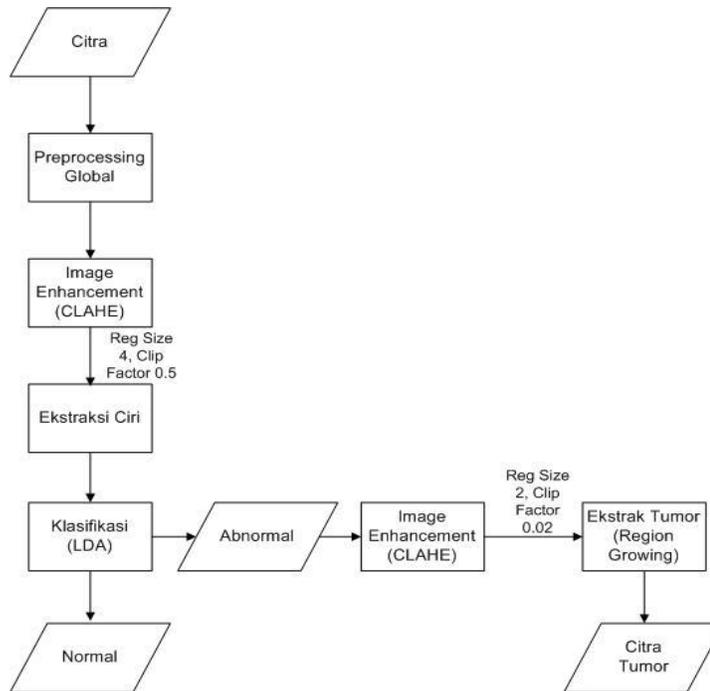
A. Desain Sistem

Desain sistem yang dibuat seperti pada Gambar 3. Masukan berupa citra mammogram 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.

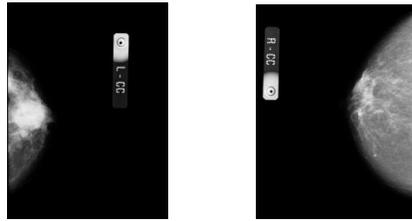
B. Citra Mammogram Masukan

Spesifikasi citra masukan sistem di antaranya adalah:

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



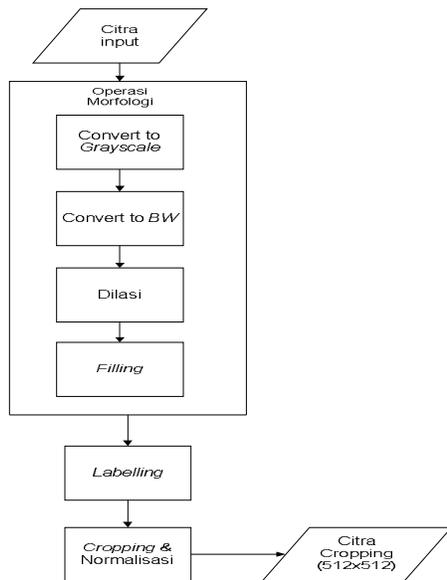
Gambar 3 Diagram alir sistem



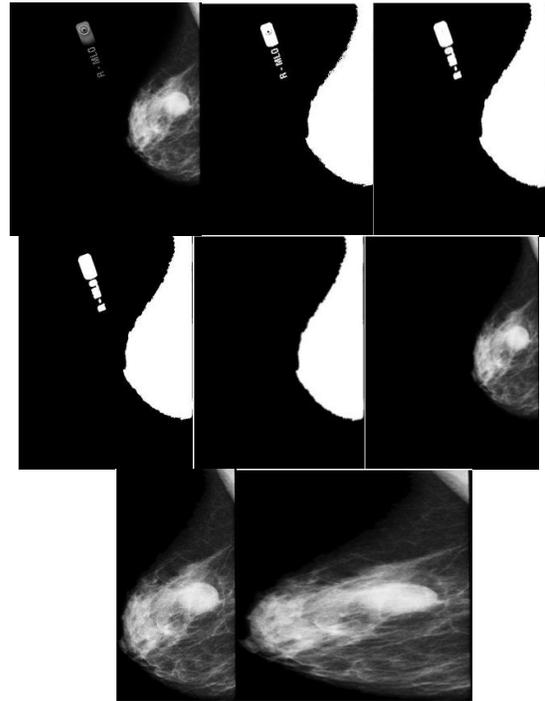
(a) (b)
Gambar 4(a) Mammogram Abnormal,
(b) Mammogram Normal

C. Preprocessing Global

Preprocessing global dilakukan untuk membuang bagian citra yang kurang penting seperti *label image* atau *background*. Operasi pada *preprocessing* global dapat dilihat pada Gambar 5. Masukan proses ini berupa citra mammogram mentah, sedangkan keluaran proses ini berupa citra mammogram yang telah di-*cropping* bagian payudaranya saja selanjutnya dinormalisasi ukurannya menjadi 512 x 512. Gambar 6 menunjukkan hasil *preprocessing* global.



Gambar 5 Diagram alir *preprocessing* global



Gambar 6 Hasil *preprocessing* global (berurut dari atas kiri ke kanan), citra *input*, konversi BW, dilasi, *filling*, *labelling*, *thresholding*, konversi *gray scale*, *cropping*, normalisasi

D. Image Enhancement dengan CLAHE

Alur proses CLAHE seperti dijelaskan pada Gambar 7. Keluaran proses CLAHE ditampilkan pada Gambar 8.

E. Ekstraksi Ciri

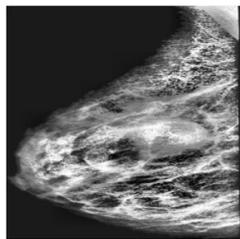
Hasil CLAHE kemudian diproses analisis tekstur dengan *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM). Konsep dari GLRLM adalah membagi citra menjadi beberapa level, sehingga terlihat tekstur dari citra.

Pada penelitian ini, citra dibagi menjadi 4 (empat) 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. Oleh karena itu, terdapat 4 (empat) buah 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. Ciri yang diambil berukuran 1 x 11 yang merupakan hasil rata-rata tiap arah.



Gambar 7 Diagram alir proses CLAHE



Gambar 8 Keluaran 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 (dua) buah matriks berdasarkan kelas.

Masing-masing matriks berukuran 40 x 11, dengan menunjukkan 40 data latih untuk masing-masing kelas dan 11 *feature* ciri. Ilustrasinya dapat dilihat pada Persamaan (11) dan Persamaan (12).

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

$$b = \begin{bmatrix} b_{1,1} & \dots & b_{1,11} \\ b_{2,1} & b_{j,i} & b_{2,11} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{40,1} & \dots & b_{40,11} \end{bmatrix} \quad (12)$$

Selanjutnya untuk masing-masing kelas dilakukan perhitungan sebaran data terhadap kelasnya sendiri dengan Persamaan (10). Setelah diketahui sebaran data pada suatu kelas dapat dihitung matriks dalam kelas (S_W) dan matriks antar kelas (S_B). Dari nilai S_W dan S_B dapat dicari nilai *eigen* (λ) dengan Persamaan (13).

$$S_W^{-1} S_B W = \lambda W \quad (13)$$

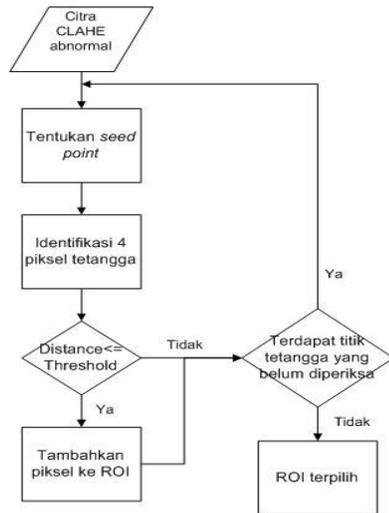
$$|S_W^{-1} S_B - \lambda I| = 0 \quad (13)$$

Setelah didapat nilai λ , maka nilai *eigen* vektor W dapat dihitung. 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, dengan X merupakan matriks data set. Untuk penentuan kelas data baru, dapat dilakukan dengan menghitung *probability density* pada Persamaan (10).

G. Proses Segmentasi

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

citra. Proses *Region Growing* pada Gambar 9. Keluaran dari proses ini didapatkan suatu area yang dianggap sebagai tumor.



Gambar 9 Diagram alir proses *region growing*

ANALISIS HASIL SIMULASI

A. Skenario Pengujian

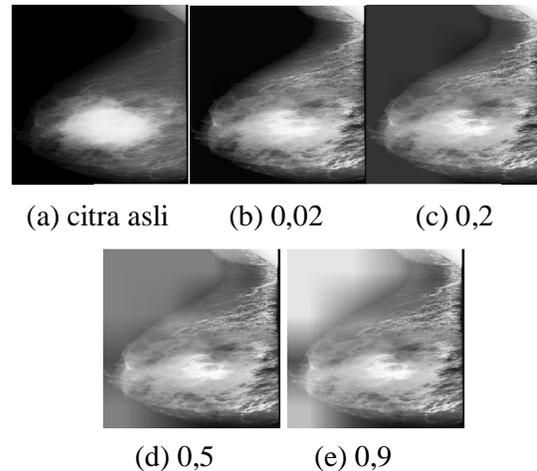
Pengujian yang dilakukan adalah:

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 *threshold* 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 (empat).

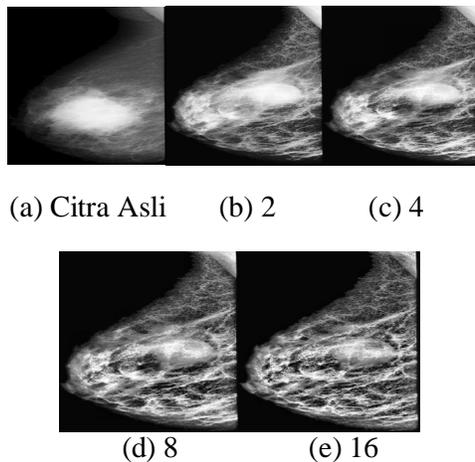


Gambar 10 Perubahan parameter *clip factor* dengan *region size*=4

Nilai *clip factor* yang semakin tinggi menyebabkan bagian *excess* semakin mengecil, sehingga histogram yang didistribusikan ke bagian lain juga semakin sedikit. Oleh karena itu, histogram masih berkumpul di suatu area tertentu (nilai piksel dominan pada suatu nilai). Ketika dilakukan *mapping* ulang menggunakan CDF dari histogram baru terhadap piksel citra, maka nilai piksel 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 11, dengan 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* bernilai 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 dengan *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.

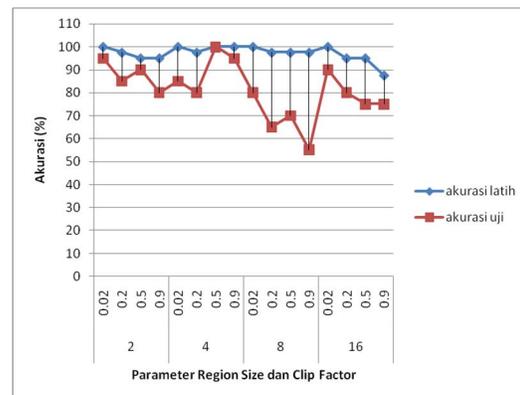


Gambar 11 Perubahan parameter *region size* dengan *clip factor*=0.02

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 12. 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. 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. Oleh karena itu, 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.

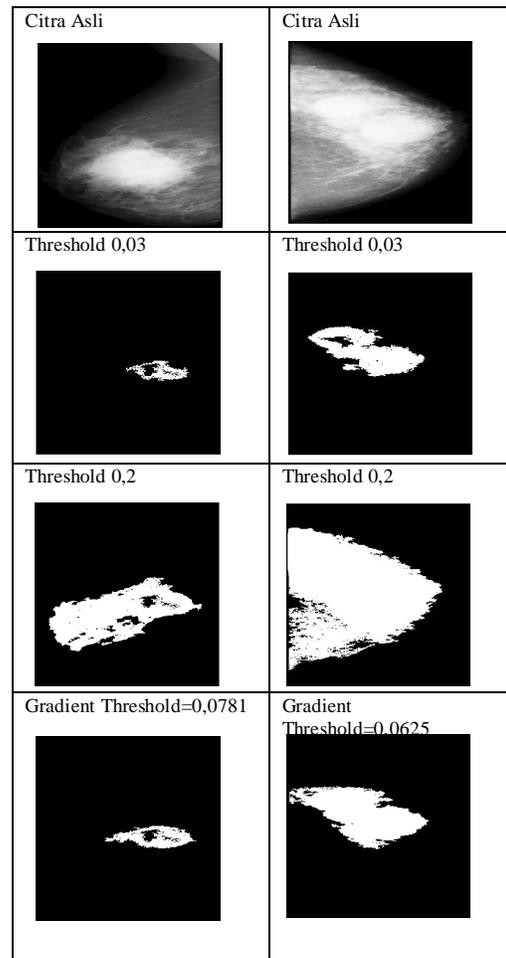
Hal ini menunjukkan penentuan *thresholding* tidak dapat disamakan

untuk semua citra, karena karakteristik piksel setiap citra 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. Untuk Citra 1 dan Citra 2 pada Gambar 13 *thresholding* yang optimal hasil perhitungan *gradient* adalah 0,0781 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, 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 dibandingkan dengan daerah sekitarnya.



Gambar 13 Perubahan *thresholding region growing*

Pada citra M_3, sebelum menggunakan CLAHE terjadi *oversegmented*, yaitu bagian yang terekstrak melebihi bagian yang seharusnya. 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			
		Clip Factor															
		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	2	1	1	2	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

Citra Asli	Hasil Segmentasi
Citra CLAHE	

Gambar 15 Contoh hasil *oversegmented* setelah menggunakan CLAHE

SIMPULAN

CLAHE mampu meningkatkan akurasi hasil klasifikasi hingga 100 % pada proses *training* dan *testing* pada *region size* 4 dan *clip factor* 0,5. Sebelum menggunakan CLAHE, akurasi hasil klasifikasi hanya mencapai 90% untuk proses *training* dan 80% untuk *testing* pada 40 data *training* dan 20 data *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. *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. *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. *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., et al. *Run-Length Encoding for Volumetric Texture*. Chicago, USA.
- [9] Ali, Muhammad and Clausi, David. 2001. *Using the Canny Edge Detector for Feature Extraction and Enhancement of Remote Sensing Images*. Canada: IEEE.
- [10] Friedman, J.H. 1988. *Regularized Discriminant Analysis*. CA: Stanford University.
- [11] <http://www.cancer.gov/cancertopics/factsheet/Detection/mammograms>. *Mammograms*, (<http://www.cancer.gov/cancertopics/factsheet/Detection/mammograms>, diakses 12 Oktober 2011).