

**DETEKSI POTENSI KANKER PAYUDARA
PADA MAMMOGRAM
MENGUNAKAN METODE *GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRICES***

Riyan Hartadi*, Imam Santoso**, Achmad Hidayatno**

Abstrak -Kanker payudara adalah jenis kanker yang paling umum diderita oleh wanita. Mammografi telah menjadi metode yang umum digunakan untuk deteksi dini kanker payudara. Pemeriksaan citra mammografi atau mammogram dilakukan secara manual oleh para dokter/ radiologis, sehingga banyak didasarkan pada pengetahuan, intuisi, serta pengalaman. Mammogram memiliki kontras yang rendah sehingga terkadang pemeriksaan mammogram bukanlah hal yang mudah. Jaringan normal payudara dapat menyembunyikan kelainan sehingga tidak tampak pada mammogram.

Pada penelitian ini dirancang sebuah program pembantu deteksi potensi kanker payudara. Metode analisis tekstur, GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrices*) digunakan untuk mencirikan tekstur massa tumor, normal, serta gugus mikrokalsifikasi pada area mammogram. Citra yang digunakan merupakan mammogram digital yang diperoleh dari Unit Radiologi RS Telogorejo Semarang. Tujuh ciri tekstur GLCM digunakan sebagai dasar pencirian yaitu mean, standar deviasi, kontras, homogenitas, energi, entropi, korelasi. Ciri tekstur yang didapat kemudian dijadikan dasar perhitungan metode klasifikasi k-NN.

Dari 50 sampel percobaan, rata-rata dari tiap ciri tekstur GLCM menunjukkan ketujuh ciri tekstur GLCM yang digunakan dapat mewakili karakteristik tekstur pada ketiga kategori klasifikasi. Pada klasifikasi k-NN, rasio pengenalan untuk k bernilai 1, 2, 3, 4, dan 5 secara berurutan adalah 80%, 82%, 84%, 84% dan 86%. Program pembantu dapat digunakan sebagai bantuan maupun perbandingan dengan tujuan lebih menjaga ketepatan analisis mammogram.

Kata-kunci: mammogram, analisis tekstur, GLCM, k-NN

I. PENDAHULUAN

LATAR BELAKANG

Pencitraan medis berhubungan dengan teknik dan proses untuk membuat citra dari tubuh manusia untuk keperluan medis menemukan, memeriksa atau mendiagnosis penyakit. Dalam konteks yang sempit, pencitraan medis sering kali disamakan dengan radiologi. Salah satu bagian dari radiologi adalah mammografi, yang mempelajari mengenai proses pencitraan payudara secara radiologi serta pemeriksaan citra tersebut untuk diagnosis kanker payudara.

Analisis terhadap citra hasil sinar-X ini masih dilakukan secara manual oleh dokter atau radiologis, sehingga membutuhkan keahlian dan pengalaman. Dengan demikian metode diagnosis yang cepat diperlukan dengan tujuan meningkatkan kehandalan dalam mengenali area citra yang dicurigai berpotensi kanker. Berbagai metode berbasis komputer telah diperkenalkan untuk membantu kinerja radiologis.

TUJUAN

Tujuan dari pembuatan Tugas Akhir ini adalah membuat program yang mampu mengklasifikasi potongan citra mammogram dalam kategori berpotensi kanker dengan indikasi terdapat massa tumor atau terdapat mikrokalsifikasi, serta kategori normal. Dengan demikian diharapkan dapat membantu dokter atau radiologis dalam memeriksa mammogram.

PEMBATASAN MASALAH

Hal-hal yang akan dilakukan dalam Tugas Akhir ini memiliki batasan masalah yaitu:

1. Citra yang akan diolah adalah hasil pemotretan payudara dengan sinar-X menggunakan perangkat mammografi, tanpa membahas proses pemotretan maupun perangkatnya.
2. Perancangan meliputi algoritma mulai dari pembacaan citra digital hingga klasifikasi citra dalam kategori terdapat massa tumor, kategori terdapat mikrokalsifikasi, dan kategori normal menggunakan metode GLCM serta klasifikasi k-NN.

3. Tidak membahas mengenai jenis kelainan berdasarkan stadium jinak (benign) atau ganas (maligna).

II. LANDASANTEORI

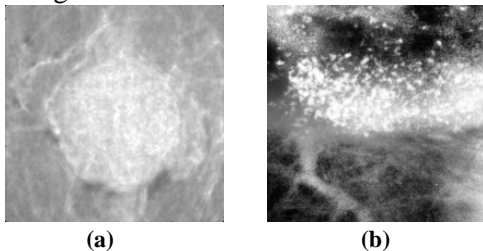
TEORI KANKER PAYUDARA

Kanker payudara merupakan jenis kanker yang paling umum diderita oleh wanita saat ini. Kanker payudara merupakan jenis kanker dengan angka kematian tertinggi pada wanita. Menurut Timp (2006)^[1] kisaran 22% dari semua jenis kanker yang terjadi pada wanita adalah kanker payudara. Penyakit ini terjadi dimana sel-sel tidak normal (kanker) terbentuk pada jaringan payudara.

Kanker Payudara

Secara mammografi, kanker payudara dikenali dengan keberadaan lesi massa atau biasa disebut massa, atau keberadaan mikrokalsifikasi.

1. **Massa.** Sebuah ‘massa’ adalah area terdapatnya pola tekstur dengan bentuk serta batas area tertentu pada proyeksi foto mammografi. Biasanya massa tampak dari dua proyeksi foto mammografi yang berbeda. Pada sebuah proyeksi mammogram saja, massa sering kali sulit dibedakan dari jaringan padat (*fibroglandular*) jika bentuk dan batas areanya tidak tampak jelas.
2. **Mikrokalsifikasi.** Ciri lainnya dari kanker adalah keberadaan mikrokalsifikasi. Mikrokalsifikasi berbentuk seperti noda berukuran kecil dan terkadang berupa titik-titik, terdapat di dalam lobula atau ductal. Bentuknya terkadang lingkaran maupun titik-titik yang seragam.



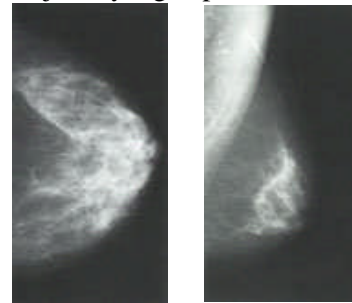
Gambar 2.1 (a)potongan citra massa. (b)potongan citra mikrokalsifikasi (citra reproduksi atas izin Unit Radiologi RS Telogorejo, Semarang)

Baik massa maupun mikrokalsifikasi, tidaklah mudah dikenali dalam jaringan payudara. Hal ini disebabkan baik karena jaringan payudara

yang padat maupun citra hasil mammografi yang kontrasnya memang rendah.

Mammografi

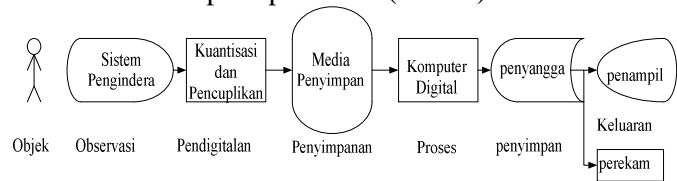
Mammografi adalah pemeriksaan radiologi khusus menggunakan sinar-X dosis rendah untuk mendeteksi kelainan pada payudara, bahkan sebelum adanya gejala yang terlihat pada payudara seperti benjolan yang dapat dirasakan^[3].



Gambar 2.2 Citra Mammogram (a)posisi *cranio-caudal*, (b)posisi *medio-lateral oblique* (citra pemberian Unit Radiologi RS Telogorejo, Semarang)

DEFINISI PENGOLAHAN CITRA

Citra digital merupakan suatu matriks yang elemen-elemennya menyatakan tingkat keabuan dari elemen gambar. Pengolahan citra adalah pemrosesan citra, khususnya dengan menggunakan komputer, menjadi citra yang kualitasnya lebih baik^[11]. Pengolahan citra merupakan proses pengolahan dan analisis citra yang banyak melibatkan persepsi visual (intuitif).



Gambar 2.3 Diagram alir pengolahan citra digital

PERBAIKAN KUALITAS CITRA

Perbaikan kualitas citra adalah proses mendapatkan citra yang lebih mudah diinterpretasikan oleh mata manusia^[11]. Pada proses ini, ciri-ciri tertentu yang terdapat di dalam citra diperjelas kemunculannya.

Pengurangan Derau

Pada citra pengolahan citra digital mammografi sering dijumpai derau berupa *salt and pepper*, menyebabkan untuk mengurangi derau pada citra jenis ini sering digunakan tapis median.

Perbaikan Kontras

Citra radiografi biasanya memiliki kontras rendah sehingga menyebabkan kesulitan pada proses pengolahannya. Pengelompokkan citra ke dalam kategori kontras tinggi, kontras bagus dan kontras rendah bersifat intuitif. Teknik yang sering digunakan untuk memperbaiki kontras pada citra radiografi diantaranya peregangan kontras (*contrast stretching*) dan perataan histogram (*histogram equalization*).

Operasi Morfologi

Dalam operasi morfologi, nilai dari tiap piksel pada citra keluaran didasarkan pada perbandingan piksel yang bersesuaian pada citra masukan terhadap piksel-piksel tetangganya. Pada penerapannya, rekonstruksi morfologi mengubah nilai intensitas piksel berdasarkan perbedaan dengan piksel-piksel tetangganya. Dengan demikian akan mengubah ketinggian puncak atau lembah sehingga akan memperjelas objek tertentu didalam citra.

ANALISIS TEKSTUR & GLCM

Meskipun tidak ada definisi tekstur secara matematis yang dapat diterima, dapat dikatakan tekstur merupakan pola berulang dari hubungan (distribusi) spasial dari derajat keabuan pada piksel-piksel yang bertetangga^[11]. Pendekatan statistik mempertimbangkan parameter tekstur, distribusi intensitas pada piksel-piksel, serta hubungan antar piksel bertetangga. Contoh metode statistik adalah fungsi autokorelasi, GLCM, *Run Length Matrices*, dan metode Law.

GLCM adalah matriks yang menggambarkan frekuensi munculnya pasangan dua piksel dengan intensitas tertentu dalam jarak d dan orientasi arah dengan sudut θ tertentu dalam citra^[11]. Jarak dinyatakan dalam piksel, biasanya 1,2,3 dan seterusnya. Orientasi sudut dinyatakan dalam derajat, standarnya 0, 45, 90 dan 135. Gambar 2.4, gambar 2.5, gambar 2.6 secara berurutan menunjukkan contoh proses perhitungan matriks *co-occurrence*.

0	0	1	1
0	0	1	1
0	2	2	2
2	2	3	3

Gambar 2.4 Matriks asal, matriks A

Hubungan spasial untuk $\theta=0^\circ$ dan $d=1$ pada matriks diatas dapat dituliskan dalam matriks:

2	2	1	0
0	2	0	0
0	0	3	1
0	0	0	1

Gambar 2.5 matriks *co-occurrence* dari matriks A

Matriks *co-occurrence* yang didapat kemudian ditambahkan dengan matriks transposenya untuk menjadikannya simetris terhadap sumbu diagonal.

0.250	0	0.083	0
0	0.167	0.083	0
0.083	0.083	0.083	0.083
0	0	0.083	0

Gambar 2.6 GLCM simetris ternormalisasi (24 elemen spasial) dari matriks A

Langkah-langkah membuat GLCM simetris ternormalisasi adalah sebagai berikut^[7]:

- Membuat *framework* matriks
- Menentukan hubungan spasial antara piksel referensi dengan piksel tetangga, berupa sudut θ dan jarak d
- Menghitung jumlah *co-occurrence* dan mengisikannya pada *framework*
- Menjumlahkan matriks *co-occurrence* dengan transposnya untuk menjadikannya simetris
- Normalisasi matriks untuk mengubahnya ke bentuk probabilitas

Ciri atau fitur statistik GLCM antara lain:

1. Kontras

Perhitungan kontras berkaitan dengan jumlah keberagaman intensitas keabuan dalam citra.

$$contrast = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} (i - j)^2 \quad (2.1)$$

2. Homogenitas

Secara matematis, homogenitas GLCM adalah invers dari kontras GLCM, yaitu keseragaman intensitas keabuan pada citra.

$$homogeneity = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{i,j}}{1 + (i - j)^2} \quad (2.2)$$

3. Energi

Energi menyatakan ukuran konsentrasi pasangan dengan intensitas keabuan tertentu pada matriks.

$$ASM = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}^2 \quad (2.3)$$

4. Entropi

Entropi digunakan untuk mengukur keteracakan dari distribusi intensitas.

$$entropy = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} (-\ln P_{i,j}) \quad (2.4)$$

5. Mean(Rerata)

Mean adalah rata-rata dari suatu sebaran nilai intensitas citra keabuan.

$$\mu_i = \sum_{i,j=0}^{N-1} i(P_{i,j}); \mu_j = \sum_{i,j=0}^{N-1} j(P_{i,j}) \quad (2.5)$$

6. Korelasi

Menyatakan ukuran hubungan dependen piksel terhadap piksel tetangga dalam citra.

$$correlation = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} \left[\frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)}{\sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}} \right] \quad (2.6)$$

7. Standar Deviasi

Varians GLCM menunjukkan sebaran nilai piksel pada bidang citra.

$$\sigma_i^2 = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} (i - \mu_i)^2 \quad (2.7)$$

Standar deviasi adalah akar kuadrat dari varians:

$$\sigma_i = \sqrt{\sigma_i^2} \text{ atau } \sigma_j = \sqrt{\sigma_j^2} \quad (2.8)$$

KLASIFIKASI

Proses klasifikasi citra dilakukan dengan memasukkan setiap piksel citra tersebut ke dalam suatu kategori objek yang sudah diketahui, proses ini dikenal sebagai proses klasifikasi terpandu.

Metode k-Nearest Neighbor

k-NN menyediakan training set untuk mengarahkan ciri statistik tentang kelas-kelas yang ada, dengan kata lain klasifikasi berdasarkan pada mayoritas kelas k terdekat dari objek yang dianalisis. Metode ini sangat sederhana dan bersifat intuitif.

Jarak Euclidean

Metode k-NN dapat digunakan pada berbagai macam jenis data seperti data kuantitatif, data nominal, dan data ordinal. Data kuantitatif adalah data dalam bentuk besaran angka skalar, dan merupakan data yang paling umum digunakan dalam metode k-NN. Perhitungan GLCM sendiri hanya melibatkan besaran kuantitatif. Menurut K.Teknomo^[8] untuk perhitungan data kuantitatif, jarak yang umumnya digunakan adalah jarak Euclidean.

$$d_{s,l} = \sqrt{\sum_k (s_k - l_k)^2} \quad (2.9)$$

dengan: k=jumlah variabel
s=variabel sampel uji
l=variabel sampel latihan

III. PENGUJIAN

Pengujian Data Latih

Dari Pengujian, didapatkan nilai rata-rata untuk setiap ciri tekstur dari citra latihan.

Tabel 3.1 Nilai rata-rata ciri tekstur data latih

kelompok citra	Nilai rata-rata ekstraksi ciri GLCM						
	mean	stdev	kontras	korelasi	energi	homogenitas	entropi
massa	45.808971	36.0467172	18.23963	0.9949232	0.4682497	0.72507529	3.7588632
mikrokalsifikasi	69.051514	40.4310899	56.594652	0.9839889	0.2591012	0.52385752	5.3228028
normal	19.985955	9.10753774	3.0695251	0.9496839	0.75797	0.87803527	1.6760511

Pengujian Data Uji

Klasifikasi dilakukan terhadap citra uji dan didapatkan hasil:

Tabel 3.2 Hasil klasifikasi citra uji

kelompok citra	jumlah kesalahan k-NN					jumlah sampel
	k=1	k=2	k=3	k=4	k=5	
terdapat massa	4	3	3	3	3	15
terdapat mikrokalsifikasi	4	4	3	3	3	15
normal	2	2	2	2	1	20
jumlah	10	9	8	8	7	50

Rasio pengenalan untuk k bernilai 1, 2, 3, 4, 5 secara berurutan adalah 80%, 82%, 84%, 84% dan 86%. Rasio kesalahan untuk k bernilai 1, 2, 3, 4,

dan 5 secara berurutan adalah 20%, 18%, 16%, 16% dan 14%.

IV. KESIMPULAN

Beberapa kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Analisis tekstur dapat digunakan sebagai metode untuk analisis citra digital mammogram.
2. Citra mammogram memiliki kontras yang rendah sehingga perbaikan kualitas citra mengambil peranan penting pada pengolahan citra mammogram digital.
3. Dari rata-rata mean menunjukkan bahwa citra kelompok normal memiliki intensitas lebih rendah dari citra kelompok massa, sementara citra kelompok mikrokalsifikasi memiliki intensitas tertinggi.
4. Rata-rata, kontras serta standar deviasi menunjukkan bahwa citra kelompok normal memiliki keberagaman intensitas lebih rendah dari citra kelompok massa, sementara citra kelompok mikrokalsifikasi intensitasnya paling beragam.
5. Nilai rata-rata energi serta homogenitas untuk kelompok normal lebih tinggi dari rata-rata mean kelompok massa, sementara yang terendah adalah kelompok mikrokalsifikasi. Hal ini menunjukkan bahwa citra kelompok mikrokalsifikasi memiliki keseragaman intensitas lebih rendah dari citra kelompok massa, sementara citra kelompok normal intensitasnya paling seragam atau homogen
6. Pada klasifikasi k-NN, rasio kesalahan untuk k bernilai 1, 2, 3, 4, dan 5 secara berurutan adalah 20%, 18%, 16%, 16% dan 14%. Rasio pengenalan untuk k bernilai 1, 2, 3, 4, dan 5 secara berurutan adalah 80%, 82%, 84%, 84% dan 86%.
7. Analisis tekstur dengan metode GLCM serta klasifikasi k-NN dapat digunakan dalam pengolahan citra mammogram digital untuk membantu pemeriksaan mammogram.

Saran

Beberapa saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya sebagai berikut.

1. Perbaikan kualitas citra merupakan proses yang sangat menentukan pada pengolahan citra mammogram. Penelitian metode perbaikan citra

diperlukan untuk mendapatkan metode khusus perbaikan kualitas citra mammogram untuk hasil yang lebih baik.

2. Penelitian dapat dilanjutkan dengan menguji atau menambah ciri tekstur GLCM yang digunakan hingga didapatkan hasil terbaik.
3. Metode k-NN semakin baik dengan penambahan data citra latih, sementara pengujian terhadap lebih banyak citra uji dapat dilakukan untuk mendapatkan nilai k yang memberikan hasil klasifikasi yang lebih baik.

V. DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Timp, Sheila., *Analysis of Temporal Mammogram Pairs to Detect and Characterise Mass Lesions*, Groningen, 2006. http://webdoc.uhn.ru.nl/mono/t/timp_s/analofem.pdf
- [3]. www.breastcancer.org
- [6]. The MathWorks. Inc , *Image Processing Toolbox 5.1*, Matlab 7.1 SP3
- [7]. Mryka Hall-Beyer, *The GLCM Tutorial Home Page*, <http://www.fp.ucalgary.ca/mhallbey>
- [8]. Teknomo, K., *Kardi Teknomo's Page – k Nearest Neighbors Tutorial*, <http://people.revoledu.com/kardi/tutorial/kNN>
- [9]. McGill., Molson., *Interactive Mammography Analysis Web Tutorial*, <http://sprojects.mmi.mcgill.ca/Mammography/index.htm>
- [11]. Munir, R., *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*, Informatika, Bandung, 2004
- [12]. Indriani, Mita, *Klasifikasi Tekstur Menggunakan Metode LDA dan kNN Berdasarkan Pencirian Metode Run-Length*, Tugas Akhir Jurusan Teknik Elektro Undip, 2007



Riyan Hartadi(L2F 002 607)
Mahasiswa Teknik Elektro 2002
Undip dengan konsentrasi Teknik
Telekomunikasi.
Email: rhartadi@yahoo.com

Menyetujui,

Pembimbing I

Pembimbing II

Imam Santoso, ST.,MT

NIP. 132 162 546

Tanggal:

Achmad Hidayatno, ST.,MT

NIP. 132 137 933

Tanggal: