

PERBANDINGAN EKSTRAKSI CIRI PADA DATA MAMMOGRAM UNTUK IDENTIFIKASI MIKROKALSIFIKASI

Endang Supriyati

Fakultas Teknik, Program Studi Teknik Informatika
Universitas Muria Kudus
Email: esupriyati@gmail.com

Tutik Khotimah

Fakultas Teknik, Program Studi Teknik Informatika
Universitas Muria Kudus
Email: tutik.khotimah@gmail.com

ABSTRAK

Salah satu cara untuk mendeteksi ada tidaknya kanker pada payudara adalah dengan mammografi. Pada penelitian ini, dilakukan pengenalan pola dengan klasifikasi massa, jinak, dan ganas pada data mammogram. Namun data mammogram memiliki *noise* dan struktur patologis yang tidak teratur sehingga perlu dilakukan pengolahan citra terlebih dahulu. Tahapan pengolahan citra yang dilakukan antara lain: *preprocessing*, segmentasi, dan ekstraksi ciri. Pada tahap *preprocessing* dilakukan perbaikan kualitas citra dengan operasi CLAHE (*Contrast Limited Adaptive Histogram equalization*) dan tahap segmentasi dilakukan dengan metode OTSU. Sedangkan tahap ekstraksi ciri, ada 3 metode yang diperbandingkan yaitu *Discrete Wavelet Transformation* (DWT), *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), dan *Gabor Wavelet* (GW). Setelah pengolahan citra dilakukan, tahap selanjutnya adalah pengenalan pola dengan klasifikasi menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST)-*Lavenberg Marquard* (LM). Dari uji coba yang telah dilakukan dengan klasifikasi JST, hasil terbaik dari testing dengan data training diperoleh pada data mammogram dengan ekstraksi ciri menggunakan *Gabor Wavelet*. Sedangkan testing dengan data testing menunjukkan hasil yang tidak stabil. Hal ini dikarenakan adanya diversifikasi data yang besar, baik pada ukuran mau pun struktur patologis dari *mammary*.

Kata kunci: ekstraksi ciri, *Discrete Wavelet Transformation*, *Gray Level Co-occurrence Matrix*, *Gabor Wavelet*, klasifikasi, jaringan syaraf tiruan-*Lavenberg Marquard*

ABSTRACT

One of the way to detect the breast cancer is with mammography. In this study, the data mammogram pattern recognition by classification with the masses, benign, and malignant. But data mammogram has noise and pathological structures irregular so necessary image processing beforehand. Stages of image processing performed include: preprocessing, segmentation and feature extraction. In the preprocessing to be improved image quality with operation of CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram equalization) and segmentation stage is done by the method of Otsu. While the feature extraction stage, there are three methods were compared, they are Discrete Wavelet Transformation (DWT), Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM), and Gabor Wavelet (GW). After the image processing is done, the next step is the classification of pattern recognition using Artificial Neural Network (ANN - Lavenberg Marquard (LM). Of trials that have been conducted with ANN classification, the best results of testing with training data obtained in the data mammograms by using Gabor wavelet feature extraction. While testing with testing the data showed stable results. This is due to the diversification of data, like any good on the size of the mammary pathological structures.

Keywords: *feature extraction, Discrete Wavelet Transformation, Gray Level Co-occurrence Matrix, Gabor Wavelet, Classification, Artificial Neural Network-Lavenberg Marquard*

1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Kanker adalah pertumbuhan sel yang tidak terkendali. Penyakit kanker payudara masih memiliki peluang yang besar untuk dapat disembuhkan ketika ditemukan masih pada tahap awal atau dini. Salah satu cara untuk mendeteksi ada tidaknya kanker pada payudara adalah dengan mammografi. Mammografi adalah prosedur

pemeriksaan payudara menggunakan sinar X dosis rendah yang dapat mendeteksi tumor kecil dan kelainan payudara sampai dua tahun sebelum tumor atau kelainan itu dapat teraba. Perubahan yang dapat terlihat dari mammogram adalah mikrokalsifikasi yaitu deposit-deposit kecil kalsium dalam jaringan payudara yang terlihat sebagai titik-titik kecil putih di sekitar jaringan payudara [1][2][3]. Pemeriksaan mamografi telah terbukti efektif dalam mengurangi angka kematian kanker payudara. Program pemeriksaan ini telah mengurangi angka kematian 30-70%. Tugas mendeteksi mikrokalsifikasi untuk diagnosa kanker payudara sangat sulit. Kepadatan payudara, faktor teknis yang tidak benar atau pengawasan yang sederhana oleh ahli radiologi berkontribusi pada kegagalan deteksi mikrokalsifikasi.

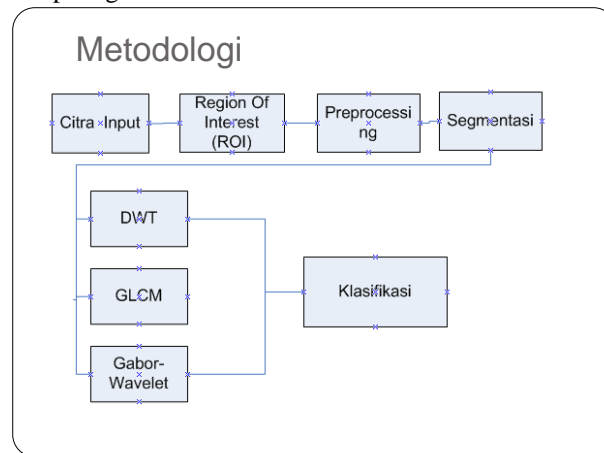
Ada 3 masalah utama dalam menganalisa dan mendeteksi mikrokalsifikasi [4]. Pertama ukuran mikrokalsifikasi sangat kecil. Mereka muncul pada mammogram sebagai benda kecil yang digambarkan sebagai butiran, garis atau bentuk yang tidak teratur. Berdasarkan literatur, ukuran mikrokalsifikasi bervariasi antara 0.1 mm sampai 1.0 mm, dengan rata-rata diameter antara 0.3 mm. Mikrokalsifikasi yang kecil berada pada ukuran 0.1 mm sampai 0.2 mm. Demikian sangat susah dilihat pada citra mammogram karena letaknya yang tumpang tindih pada tekstur parenkim payudara dan juga adanya *noise* pada mammogram. Masalah yang kedua, mikrokalsifikasi sering muncul pada struktur jaringan payudara dengan *background* yang tidak sama. Beberapa bagian dari *background*, seperti kepadatan jaringan, mungkin lebih cerah dari mikrokalsifikasi bagian lemak. Masalah yang ketiga, beberapa mikrokalsifikasi mempunyai kontras yang rendah pada *background*.

Pengenalan pola pada pengolahan citra membutuhkan ekstraksi ciri untuk area citra. Ciri adalah pola pada citra yang memberikan beberapa informasi tentang citra. Ekstraksi ciri merupakan tahap yang paling penting pada proses klasifikasi. Tingkat akurasi pada klasifikasi bergantung pada tahap ekstraksi ciri. Metode ekstraksi ciri memainkan peran yang sangat penting dalam mendeteksi kelainan mammogram karena sifat dari mammogram. Beberapa metode ekstraksi ciri telah dikembangkan misalnya *multiwavelet*, *wavelet*, *Haralick* [5][6], GLCM (*Gray Level Co-ocurrence Matrix*), LBG (*Linde-Buzo-Gray*) dan KPE (*Kekre's Proportionate Error*) [7].

Dalam penelitian ini akan diperbandingkan ekstraksi ciri yang mempunyai akurasi tinggi dengan klasifikasi jaringan syaraf tiruan – *backpropagation* [8].

2. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, ada beberapa langkah yang dilakukan, antara lain: : (1) Pengumpulan Data – citra input, (2) menentukan ROI (*Region of Interest*), (3) *Preprocessing* yaitu proses peningkatan kualitas citra, (4) Segmentasi dalam penelitian menggunakan metode OTSU, (5) Ekstraksi Ciri yaitu DWT (*Discrete Wavelet Transformation*), GLCM (*Gray Level Co-ocurance Matrix*), *Gabor-Wavelet*, langkah (6) Klasifikasi dengan Jaringan Syaraf Tiruan. Metode penelitian ditunjukkan pada gambar 1.



Gambar 1. Metodologi penelitian

2.1 Pengumpulan Data

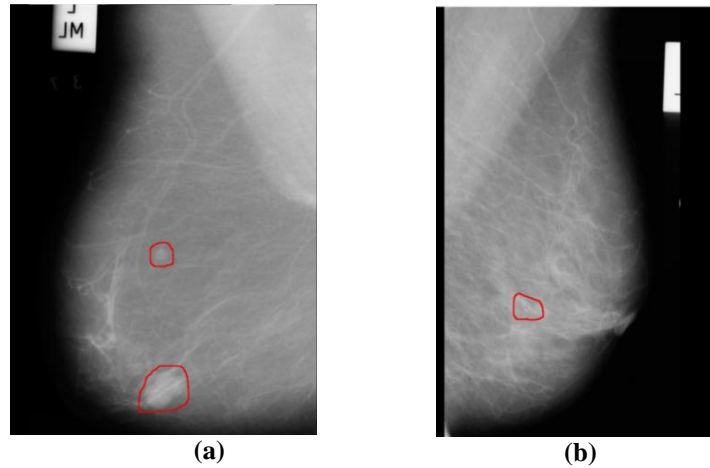
Data diambil dari MIAS (*Mammographic Image Analysis Society*)¹. Citra ini berukuran 1024x1024 pixel. *Databases* ini berisi 322 citra mammogram, terdiri dari 3 kategori : normal, ganas dan jinak. Ganas dan jinak dikategorikan sebagai abnormal. Pada data abnormal terbagi menjadi 6 kategori yaitu mikrokalsifikasi, massa (gumpalan), *spiculated mass* (sebuah benjolan jaringan dengan titik di permukaan), massa yang tidak jelas,

¹ <http://www.mammoimage.org/databases/>

architectural distortion dan *asymetry*. Pada data ini juga telah ditentukan tipe jaringan payudara yaitu lemak, butiran lemak (*fatty-glandular*) dan kepadatan. Juga telah ditentukan tipe kanker/tumornya yaitu jinak dan ganas.

2.2 Region of Interest

Proses ini untuk menentukan area yang terdapat keabnormalan. *Region of Interest* (ROI) pada citra mammogram yang ditunjukkan pada gambar 2 ini diatur dengan ukuran 500x500 pixel.

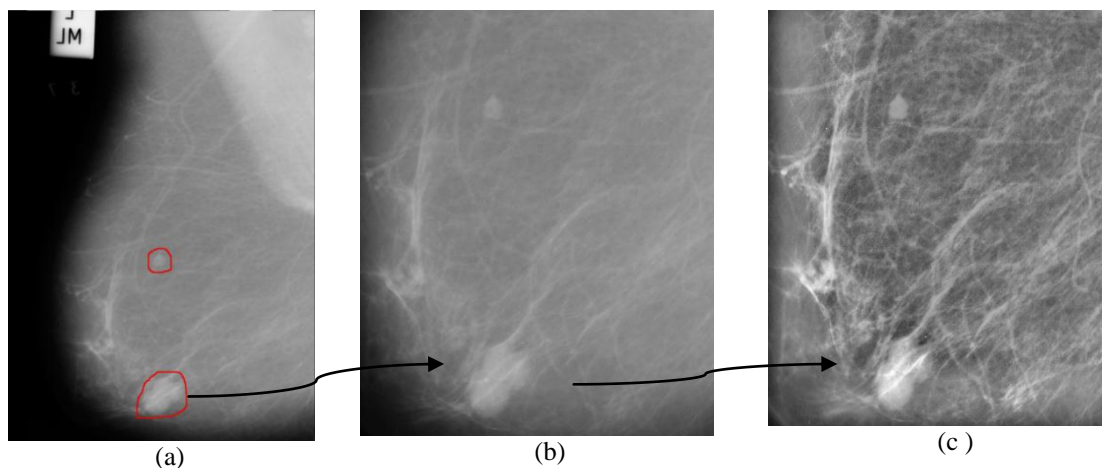


Gambar 2. (a) Mammogram dengan Mass (mdb005), (b) Mammogram dengan mikrokalsifikasi jinak (mdb 252)

2.3 Preprocessing

Teknik peningkatan kualitas citra untuk membawa keluar detail yang dikaburkan, atau hanya untuk menyorot ciri tertentu yang menarik dalam sebuah gambar. Teknik perbaikan citra dapat dibagi menjadi dua kategori yaitu metode domain spasial yang beroperasi secara langsung pada piksel, dan metode domain frekuensi yang mengoperasikan *Transformasi Fourier* pada gambar.

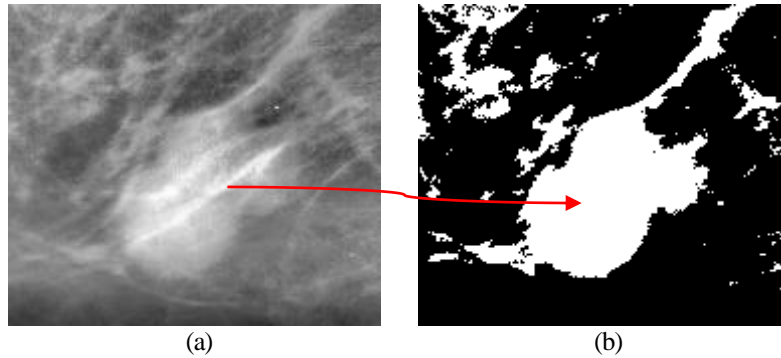
Pada penelitian ini digunakan CLAHE (*Contrast Limited Adaptive Histogram equalization*) sebagai teknik peningkatan kualitas citra. CLAHE [9] merupakan salah satu metode pada domain spasial. CLAHE dapat digunakan sebagai alternatif pengganti ekualisasi histogram. Ekualisasi histogram bekerja pada seluruh citra, sedangkan CLAHE beroperasi pada daerah kecil di citra yang disebut blok. Setiap blok ditingkatkan nilai kontrasnya, sehingga histogram dari wilayah sekitar cocok untuk histogram tertentu. Setelah melakukan pemerataan, CLAHE menggabungkan blok tetangga menggunakan interpolasi bilinear untuk menghilangkan batas-batas artifisial. CLAHE juga dapat digunakan untuk menghindari derau yang ada pada citra dengan membatasi kontras pada daerah homogen. Gambar 3 menunjukkan proses CLAHE untuk meningkatkan kualitas citra.



Gambar 3. (a) ROI Mass, (b) Crop Mammogram, (c) CLAHE dengan Clip Limit 0.02

2.4 Segmentasi

Dalam menganalisis gambar mammogram, penting untuk membedakan wilayah yang mencurigakan dari lingkungannya. Metode yang digunakan untuk memisahkan *Region of Interest* dari latar belakang biasanya disebut sebagai proses segmentasi. Segmentasi dapat dilakukan dengan menggunakan salah satu teknik standar seperti teknik Otsu[10]. Gambar 4 memperlihatkan area massa dan hasil segmentasi dengan metode otsu.



Gambar 4. (a) Gambar gumpalan massa (b) Segmentasi Otsu

2.5 Ekstraksi Ciri

Ciri ini digunakan untuk menunjukkan informasi yang relevan guna memecahkan tugas komputasi yang terkait dengan aplikasi tertentu. Lebih khusus lagi, ciri dapat merujuk ke (1). Hasil operasi lingkungan umum (*ciri extractor* atau *detektor ciri*) diterapkan pada gambar, (2). Struktur khusus pada gambar itu sendiri, mulai dari struktur sederhana seperti poin atau tepi sampai struktur yang lebih kompleks seperti objek Penelitian ini menggunakan uji coba dengan 3 metode ekstraksi ciri yaitu DWT, GLCM dan Gabor Wavelet

a. DWT (*Discrete Wavelet Transformation*)

Dalam DWT, sinyal dibagi menjadi 2 bagian yaitu frekuensi rendah dan frekuensi tinggi dengan menggunakan 2 filter yaitu *low pass filter* dan *high pass filter*. Kemudian hasil filter tersebut diambil sebagian dan dilakukan proses *downsampling*. Gambar 5. menunjukkan hasil perhitungan DWT. Proses ini disebut dengan dekomposisi[11]. Rumus untuk menghitung frekuensi rendah dan tinggi 1 tingkat adalah sebagai berikut :

$$y_{low}[k] = \sum_n x[n]h[2k - 1] \quad (1)$$

$$y_{high}[k] = \sum_n x[n]g[2k - n] \quad (2)$$

Dimana :

$y_{low}[k]$ = hasil dari *low pass filter*

$y_{high}[k]$ = hasil dari *high pass filter*

$x[n]$ = sinyal awal

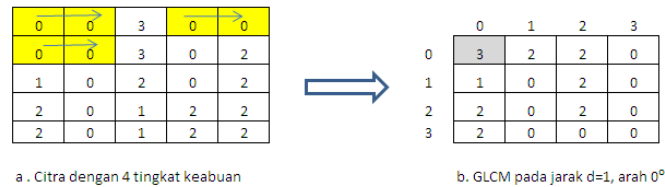
$g[n]$ = *high pass filter*

$h[n]$ = *low pass filter*

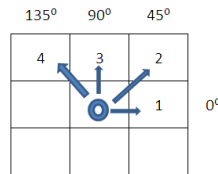
b. GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*) Orde Dua

Metode GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*) adalah salah satu cara mengekstrak ciri tekstur statistik orde-kedua [12]. Ciri-ciri yang digunakan pada penelitian ini yaitu antara lain: *Contrast*, *Correlation*, *Variance*, *Inverse Different Moment*, dan *Entropy*. Matriks kookurensi merupakan matriks bujursangkar dengan jumlah elemen sebanyak kuadrat jumlah level intensitas piksel pada citra. Setiap titik (p,q) pada matriks kookurensi berorientasi θ berisi peluang kejadian piksel bernilai p bertetangga dengan piksel bernilai q pada jarak d serta orientasi θ dan $(180-\theta)$.

Berikut ini adalah gambaran pembentukan GLCM atas citra dengan 4 tingkat keabuan (*gray level*) pada jarak $d=1$ dan arah 0° . Gambar 5 dan 6 menunjukkan deskripsi perhitungan ekstraksi ciri dengan GLCM.



Gambar 5. (a) Citra dengan 4 Tingkat Keabuan, (b) GLCM pada jarak d=1, arah 0°



Gambar 6. Dari pixel di tengah, pixel 1 menunjukkan arah = 0° dengan jarak d=1, pixel 2 arah=45° dengan d =1, pixel 3 arah = 90° dengan jarak d = 1, dari pixel 4 arah = 135° dengan jarak d=1.

1) *Contrast*

Contrast menunjukkan ukuran penyebaran (momen inersia) elemen-elemen matriks citra. Jika letaknya jauh dari diagonal utama, nilai kekontrasan besar. Secara visual, nilai kekontrasan adalah ukuran variasi antar derajat keabuan suatu daerah citra.

$$CON = \sum_k k^2 \left[\sum_i \sum_j p(i, j) \right] \text{ dimana } |i - j| = k \quad (3)$$

2) *Correlation*

Correlation menunjukkan ukuran ketergantungan linear derajat keabuan citra sehingga dapat memberikan petunjuk adanya struktur linear dalam citra.

$$COR = \frac{\sum_i \sum_j (ij) \cdot p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (4)$$

3) *Variance*

Variance menunjukkan variasi elemen-elemen matriks kookorensi. Citra dengan transisi derajat keabuan kecil akan memiliki variansi yang kecil pula.

$$VAR = \sum_i \sum_j (i - \mu_x)(j - \mu_y) p(i, j) \quad (5)$$

4) *Inverse Different Moment*

Inverse Different Moment menunjukkan kehomogenan citra yang berderajat keabuan sejenis. Citra homogen akan memiliki harga IDM yang besar.

$$IDM = \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} p(i, j) \quad (6)$$

5) *Entropy*

Entropy menunjukkan ukuran ketidakteraturan bentuk. Harga ENT besar untuk citra dengan transisi derajat keabuan merata dan bernilai kecil jika struktur citra tidak teratur (bervariasi).

$$ENT_2 = - \sum_i \sum_j p(i, j) \cdot \log_2 p(i, j) \quad (7)$$

c. *GW(Gabor Wavelet)*

Gabor Wavelet merupakan bagian dari bermacam-macam *wavelet* yang ada. *Wavelet* berasal dari 2 kata yaitu : *wave* dan *let* yang berarti gelombang yang pendek, maksudnya gelombang yang memiliki durasi yang sangat terbatas. Dengan kata lain fungsi gelombang yang akan dijadikan objek dilokalisasi. Teknik ekstraksi ciri menggunakan fungsi *Gabor Wavelet* digunakan untuk mengekstrak ciri dari citra yang ternormalisasi. Fungsi 2-D Gabor Wavelet [13] merupakan tapis spasial pelewat bidang yang optimum dalam meminimalisasi ciri yang tidak penting dalam kawasan spasial dan frekuensi.

Fungsi Gabor Wavelet yang digunakan didefinisikan sebagai:

$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi} \exp \left[-\alpha^{2j} \frac{x^2 + y^2}{2} \right] \exp [j\pi\alpha(x \cos \theta + y \sin \theta)] \quad (9)$$

dengan $\alpha = \frac{1}{\sqrt{2}}$, $j = 0, 1, 2 \dots$ dan $\theta \in [0, 2\pi]$

dimana σ merupakan varians dari distribusi Gaussian baik pada arah x dan arah y , ω_0 merupakan frekuensi *sinusoidal* dan θ merupakan arah *sinusoidal*. Sebenarnya fungsi dasar *Gabor* adalah *2D Gaussian envelope* yang dimodulasi dengan frekuensi ω_0 dan orientasi θ .

2.6 Jaringan Syaraf Tiruan-Lavenberg Marquard

Algoritma *backpropagation* [14] digunakan sebagai *training model* ANN (*Artificial Neural Network*). Training pada jaringan syaraf ini menghitung bobot sampai pada output untuk merespon input sampai batas error yang ditentukan. Nilai input dan target disebut sebagai pasangan training. Algoritma *backpropagation* adalah (1) Pilih pasangan training (input dan target), masukan nilai input pada jaringan, (2) Hitung jaringan output, (3) bandingkan nilai output dengan target dan hitung error, (4) Hitung kembali bobot untuk mengurangi error. Langkah-langkah (1-4) diulangi sampai pada batas error yang ditentukan.

Pada penelitian ini menggunakan multi layer perseptron dan dilatih dengan algoritma *Levenberg-Marquardt* (LM) [15]. Algoritma (LM) merupakan pengembangan algoritma *Backpropagation* (BP) standar. Pada algoritma BP standar proses update bobot dan bias menggunakan *negative gradient descent* secara langsung sedangkan pada algoritma *Levenberg-Marquardt* menggunakan pendekatan matrik Hessian (H) yang dapat dihitung dengan,

$$H = J^T e \quad (10)$$

sedangkan gradient dapat digitung dengan,

$$g = J^T J \quad (11)$$

Dalam hal ini J merupakan sebuah matrik jacobian yang berisikan turunan pertama dari error jaringan terhadap bobot dan bias jaringan. Perubahan pembobot dapat dihitung dengan,

$$\Delta X = [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e \quad (12)$$

Sehingga perbaikan pembobot dapat ditentukan dengan

$$X = X + \Delta X \quad (13)$$

$$X = \Delta X + [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e \quad (14)$$

X = fungsi bobot-bobotjaringan dan bias

e adalah vektor yang menyatakan error pada output jaringan

$e = [t_1 - y_1, t_2 - y_2, \dots, t_p - y_p]$

μ = konstanta learning

I = matrik identitas

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data training yang digunakan pada uji coba ini sebanyak 18 buah, yang terdiri dari 6 data mammogram massa, 6 data mammogram jinak dan 6 data mammogram ganas. Sedangkan *data testing* yang digunakan sebanyak 12 buah, yang terdiri dari 4 data mammogram massa, 4 data mammogram jinak dan 4 data mammogram ganas. Uji coba ini akan menghasilkan 3 kelas yaitu massa, jinak dan ganas. Metode *training* yang digunakan adalah *Levenberg-Marquardt*. Ada pun percobaan yang dihasilkan dari masing-masing ekstraksi ciri adalah sebagai berikut:

a) Uji coba ekstraksi ciri GLCM (*Grey Level Co-ocurrence Matrix*) dengan JST

Pengaturan jaringan syaraf tiruan percobaan ini dapat dilihat pada tabel 1:

Tabel 1 : Hasil Uji Coba dengan ciri GLCM orde 2

No Uji Coba	Node Input GLCM	Node Hiden Layer	Node Ouput Layer	Target	Fungsi aktivasi Hidden Layer	Fungsi aktivasi output layer	Akurasi Training	Akurasi Testing
1	5x18	20	3	3x18	logsig	logsig	61%	41%
2	5x18	20	3	3x18	logsig	logsig	61%	41%
3	5x18	20	3	3x18	logsig	logsig	50%	25%
4	5x18	20	3	3x18	logsig	logsig	39%	42%

Tabel 1 menunjukkan *node* pada input berjumlah 5 yang merupakan nilai dari *Contrast*, *Correlation*, *Variance*, *Inverse Different Moment*, dan *Entropy* yang semua ini merupakan nilai ekstraksi ciri, nilai 18 adalah jumlah *data training*. *Node* pada *hidden layer* sebanyak 20, tidak ada ketentuan khusus dalam penentuan jumlah *node* ini. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi *logsig* baik untuk *hidden layer* maupun *output layer*. *Ouput layer* mempunyai 3 *node* untuk kelas massa, jinak dan ganas.

- b) Uji coba ekstraksi ciri DWT (Discreate Wavelet Transformation) dengan JST
Pengaturan jaringan syaraf tiruan ini percobaan dapat dilihat pada tabel 2:

Tabel 2: Hasil uji coba dengan ciri DWT

No Uji Coba	Node Input	Node Hiden Layer	Node Ouput Layer	Target	Fungsi aktivasi Hidden Layer	Fungsi aktivasi output layer	Akurasi Training	Akurasi Testing
1	32X18	20	3	3x18	logsig	logsig	100%	33%
2	32X18	20	3	3x18	logsig	logsig	94%	33%
3	32X18	20	3	3x18	logsig	logsig	89%	33%
4	32X18	20	3	3x18	logsig	logsig	67%	33%

Tabel 2 menunjukkan *node* pada input berjumlah 32 yang merupakan nilai dari ekstraksi ciri, nilai 18 adalah jumlah *data training*. *Node* pada *hidden layer* sebanyak 20, tidak ada ketentuan khusus dalam penentuan jumlah *node* ini. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi *logsig* baik untuk *hidden layer* maupun *output layer*. *Ouput layer* mempunyai 3 *node* untuk kelas massa, jinak dan ganas.

- c) Uji coba ekstraksi ciri Gabor Wavelet dengan JST
Pengaturan jaringan syaraf tiruan ini percobaan dapat dilihat pada tabel 3:

Tabel 3. Hasil uji coba dengan ciri GW

No Uji Coba	Node Input	Node Hiden Layer	Node Ouput Layer	Target	Fungsi aktivasi Hidden Layer	Fungsi aktivasi output layer	Akurasi Training	Akurasi Testing
1	40X18	20	3	3x18	logsig	logsig	100%	33%
2	40x18	20	3	3x18	logsig	logsig	100%	33%
3	40X18	20	3	3x18	logsig	logsig	100%	33%
4	40x18	20	3	3x18	logsig	logsig	72%	33%

Tabel 3 menunjukkan *node* pada input berjumlah 48 ini merupakan nilai ekstraksi ciri, nilai 18 adalah jumlah *data training*. *Node* pada *hidden layer* sebanyak 20, tidak ada ketentuan khusus dalam penentuan jumlah *node* ini. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi *logsig* baik untuk *hidden layer* maupun *output layer*. *Ouput layer* mempunyai 3 *node* untuk kelas massa, jinak dan ganas.

4. KESIMPULAN

Dari ketiga ekstraksi ciri yang diperbandingkan, nilai akurasi training yang cukup bagus adalah ekstraksi ciri dengan Gabor Wavelet. Sedangkan akurasi testing, tidak ada hasil yang signifikan. Hal ini karena diversifikasi yang cukup besar pada data mammogram. Data mammogram diambil dari pasien-pasien yang berbeda, maka akan berbeda pula ukuran dan struktur patologis mammary-nya. Untuk menghasilkan klasifikasi yang lebih baik, perlu dilakukan optimasi ekstraksi ciri dan pengukuran area tumor.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini merupakan hibah Penelitian Dosen Pemula yang dibiayai oleh Direktorat Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat Direktorat Jendral Pendidikan Tinggi Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan tahun 2014.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Rabi NP ,et al. 2009. "Feature Extraction for Classification of Microcalcifications and Mass Lesions in Mammograms". *IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security*, Vol. 9 No. 5. May 2009.
- [2] M. Arfan Jaffar, Nawazish Naveed, et al. 2011. "DCT Features Based Malignancy And Abnormality Type Detection Method For Mammograms". *ICIC International*. ISSN 1349-4198.
- [3] Maria Rizzi, Matteo D'Aloia, et al. 2011. "Review: Health Care CAD Systems for Breast Microcalcification Cluster Detection".
- [4] Moti melloul. 2001. "Segmentation of Microcalcification in X-ray Mammogram Using Entropy Thresholding". Thesis. School of Computer Science and Engineering the Hebrew University of Jerusalem.
- [5] Hamid Soltanian-Zadeh, et al. 2004. "Comparison of multiwavelet, wavelet, Haralick, and shapefeatures for microcalcification classification in mammograms", *Pattern Recognition* 37 (2004) 1973 – 1986.
- [6] Håkan Bårman, Gösta H. Granlund and Leif Haglund. 1993. "Feature Extraction for Computer-Aided Analysis of Mammograms". *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence* (7), 6. 1339-1356.
- [7] H.B.Kekre, Sudeep D. 2010. "Image Retrieval using Texture Features extractedfrom GLCM, LBG and KPE", *International Journal of Computer Theory and Engineering*, Vol. 2, No. 5, October, 2010, 1793-8201.
- [8] R.P. Lippman. 1987. "An introduction to computing with neural nets". *IEEEASSP* 2–22.
- [9] Rajesh Garg dkk. 2011. "Histogram Equalization Techniques For Image Enhancement". *IJECT* Vol. 2, Issue 1, March 2011.
- [10] Nobuyuki Otsu. 1979. "A Threshold Selection Methodfrom Gray-Level Histograms", *Eee Transactions On Systrems, Man, And Cybernetics*. Vol. Smc-9, No. 1, January 1979.
- [11] Gonzalez RC, Woods RE. (2002). *Digital Image Processing*. Ed ke-2. New Jersey: Prentice Hall.
- [12] Michael Barnathan. 2012. algorithms ,ISSN 1999-4893, www.mdpi.com/journal/algorithms.
- [13] Rangaraj M. Rangayyan et al. 2007. "A review of computer-aided diagnosis of breast cancer". *Journal of the Franklin Institute* 344 (2007) 312–348.
- [14] Cemil Oz, Ming C. Leu. 2007. "Linguistic properties based on American Sign Language isolated wordrecognition with artificial neural networks using a sensory glove andmotion tracker". *Neurocomputing* 70 (2007) 2891–2901.
- [15] Rahmat, Rachmad S., Mauridhi H. P. 2007. "Perbandingan Algoritma Levenberg-Marquardt Dengan Metoda Backpropagation Pada Proses Learning Jaringan Saraf Tiruan Untuk Pengenalan Pola Sinyal Elektrokardiograf", *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi 2006 (SNATI 2006)*.