

## Ekstrasi Fitur Citra MRI Otak Menggunakan Data Wavelet Transform (DWT) untuk Klasifikasi Penyakit Tumor Otak

Lastri Widya Astuti<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>Program Studi Teknik Informatika, Universitas Indo Global Mandiri  
Jl. Jend.Sudirman No 629 Km 4 Palembang  
Email : [lastriwidya@uigm.ac.id](mailto:lastriwidya@uigm.ac.id)<sup>1)</sup>

### ABSTRACT

The brain is formed from two types of cells: glia and neurons. Glia functions to support and protect neurons, while neurons carry information in the form of electrical pulses known as potential action. The brain regulates and coordinates most of the body's movements, behavior, and homeostasis functions such as heart rate, blood pressure, body fluid balance and body temperature. A brain tumor is a mass of abnormally growing brain cells. Most brain tumors can spread through brain tissue, but rarely spread to other areas of the body. But in the case of benign brain tumors, as they grow they can destroy and suppress other normal brain tissue, which can result in paralysis. Several methods are used to detect disorders of the brain nerve tissue, including: Magnetic Resonance Imaging (MRI). This research is intended to build a classification system for brain image data using Magnetic Resonance Imaging (MRI) with the category, normal, Glioma, metastatic bronchogenic carcinoma or Alzheimer's using Magnetic Resonance Imaging (MRI) so that it can assist in decision making for medical experts. While the method used in this research is Discrete Wavelet Transformation (DWT) for the feature extraction process so that the unique characteristics of an object can be recognized, as well as the classification process using the adaptive neighborhood neural network method. This research is able to integrate the two methods with the acquisition of significant accuracy.

**Keywords :** feature extraction, classification, MRI, Brain

### ABSTRAK

Otak terbentuk dari dua jenis sel: glia dan neuron. Glia berfungsi untuk menunjang dan melindungi neuron, sedangkan neuron membawa informasi dalam bentuk pulsa listrik yang di kenal sebagai potensi aksi. Otak mengatur dan mengkoordinir sebagian besar, gerakan, perilaku dan fungsi tubuh homeostasis seperti detak jantung, tekanan darah, keseimbangan cairan tubuh dan suhu tubuh. Tumor otak adalah sekumpulan massa sel-sel otak yang tumbuh abnormal. Sebagian besar tumor otak dapat menyebar melalui jaringan otak, tetapi jarang sekali menyebar ke area lain dari tubuh. Namun pada kasus tumor otak yang jinak, saat mereka tumbuh dapat menghancurkan dan menekan jaringan otak normal lainnya, yang dapat berakibat pada kelumpuhan. Beberapa metode dipergunakan untuk mendeteksi gangguan pada jaringan syaraf otak, diantaranya: Magnetic Resonance Imaging (MRI). Penelitian ini dimaksudkan untuk membangun sistem klasifikasi untuk data citra otak menggunakan Magnetic Resonance Imaging (MRI) dengan kategori, normal, Glioma, metastatic bronchogenic carcinoma atau Alzheimer menggunakan Magnetic Resonance Imaging (MRI) sehingga dapat membantu dalam pengambilan keputusan bagi tenaga ahli dibidang kedokteran. Sedangkan metode yang digunakan dalam penelitian adalah Discrete Wavelet Transformation (DWT) untuk proses ekstrasi fitur (feature extraction) agar karakteristik unik dari suatu objek dapat dikenali, serta proses klasifikasi menggunakan metode adaptive neighborhood neural network. Penelitian ini mampu mengintegrasikan kedua metoda dengan perolehan hasil akurasi yang signifikan.

**Kata kunci :** ekstrasi fitur, klasifikasi, MRI, Otak

## 1. Pendahuluan

*Magnetic Resonance Imaging* (MRI) merupakan salah satu cara pemeriksaan diagnostik dalam ilmu kedokteran, khususnya radiologi yang menghasilkan gambaran potongan tubuh manusia secara transversal, koronal, sagital dan paraaksial tanpa menggunakan sinar X [Abdullah, 2005]. Prinsip dasar MR adalah inti atom yang bergetar dalam medan magnet. Prinsip ini pertama kali ditemukan oleh Bloch dan Purcell pada tahun 1946. Metode ini dipakai karena tubuh manusia mempunyai konsentrasi atom hydrogen yang tinggi sekitar 70 %. Teknik pencitraan MRI relatif kompleks karena citra yang dihasilkan tergantung pada banyak parameter, jika pemilihan parameter tepat maka citra MRI yang dihasilkan dapat memberikan gambaran detail tubuh manusia dengan perbedaan yang kontras, sehingga anatomi dan patologi jaringan tubuh dapat dievaluasi secara teliti.

Metode pencitraan medis *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) sering menjadi pilihan ketika deliniasi jaringan lunak diperlukan. MRI merupakan kemajuan yang sangat penting dalam bidang penelitian yang bersifat klinis [Gorunescu, 2007]. Keuntungan yang paling penting dari pencitraan MR adalah menerapkan teknik non invasif, yang digunakan untuk memvisualisasikan struktur internal rinci dan fungsi terbatas tubuh [Mohsin, 2008]. Pencitraan yang dihasilkan oleh MR memberikan kontras yang lebih besar antara jaringan tubuh dibandingkan dengan *Computed Tomography* (CT) [Hynynen, 2010].

Otak terbentuk dari dua jenis sel: glia dan neuron. Glia berfungsi untuk menunjang dan melindungi neuron, sedangkan neuron membawa informasi dalam bentuk pulsa listrik yang di kenal sebagai potensi aksi. Otak mengatur dan mengkoordinir sebagian besar, gerakan, perilaku dan fungsi tubuh homeostasis seperti detak jantung, tekanan darah, keseimbangan cairan tubuh dan suhu tubuh. Penelitian mengenai klasifikasi jaringan otak menggunakan MR telah dimulai sejak tahun 1977. Beberapa penelitian menggunakan MR antara lain: untuk membedakan jaringan normal dan jaringan abnormal / tumor pada spesimen hewan percobaan, serta pemanfaatan nilai akurasi diagnostik yang diperoleh dari pencitraan MR untuk usaha mengklasifikasikan jaringan otak manusia.

Penting untuk membedakan antara tumor atau kanker otak primer (berawal di otak), dengan kanker otak sekunder (berawal pada organ lain dalam tubuh seperti paru-paru atau payudara dan kemudian menyebar ke otak). Pada orang dewasa, kanker yang bermetastasis ke otak sebenarnya lebih umum dari kanker otak primer. Tidak seperti jenis kanker lainnya, kanker otak atau syaraf tulang belakang jarang menyebar ke organ jauh. Kanker otak menyebabkan kerusakan secara lokal dan menghancurkan jaringan otak normal di tempat di mana kanker muncul.

Penelitian ini dimaksudkan untuk membangun sistem klasifikasi untuk data citra otak menggunakan *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) dengan kategori, normal,

Glioma, metastatic bronchogenic carcinoma atau Alzheimer menggunakan *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) sehingga dapat membantu dalam pengambilan keputusan bagi tenaga ahli dibidang kedokteran. Sedangkan metode yang digunakan dalam penelitian adalah *Discrete Wavelet Transformation* (DWT) untuk proses ekstrasi fitur serta proses klasifikasi menggunakan metode *adaptive neighborhood neural network* yang dikembangkan oleh Kathirvalavakumar [Kathirvalavakumar, 2009]. Metode *adaptive neighborhood neural network* dipilih karena merupakan pengembangan dari metode jaringan saraf tiruan yang handal karena memiliki kelebihan waktu konvergensi yang rendah dan tidak terjebak pada lokal minimum.

Pembahasan mengenai teori-teori yang berhubungan dengan sistem secara umum sangat penting diuraikan terlebih dahulu, untuk pemahaaman sebelum memasuki inti masalah yang dibahas. Teknik Pencitraan *Magnetic Resonance Imaging* relatif lebih kompleks dibandingkan teknik radiologi lainnya seperti CT Scan atau angiografi karena gambar yang dihasilkan tergantung pada banyak parameter. Bila pemilihan parameter tepat, kualitas gambar MRI yang dihasilkan dapat memberikan gambaran detail tubuh manusia dengan perbedaan yang kontras, sehingga anatomi dan patologi jaringan tubuh dapat dievaluasi secara teliti. Ada beberapa kelebihan MRI dibandingkan dengan pemeriksaan CT Scan yaitu: MRI lebih unggul untuk mendeteksi beberapa kelainan pada jaringan lunak seperti otak, sumsum tulang serta muskuloskeletal, disamping itu mampu memberi gambaran detail anatomi dengan lebih jelas. Pemeriksaan MRI bertujuan mengetahui karakteristik morfologik (lokasi, ukuran, bentuk, perluasan dan lain - lain dari keadaan patologis. Tujuan tersebut dapat diperoleh dengan menilai salah satu atau kombinasi gambar penampang tubuh aksial, sagital, koronal atau oblik tergantung pada letak organ dan kemungkinan patologinya.

Tumor otak adalah sekumpulan massa sel-sel otak yang tumbuh abnormal. Sebagian besar tumor otak dapat menyebar melalui jaringan otak, tetapi jarang sekali menyebar ke area lain dari tubuh. Namun pada kasus tumor otak yang jinak, saat mereka tumbuh dapat menghancurkan dan menekan jaringan otak normal lainnya, yang dapat berakibat pada kelumpuhan. Jenis - jenis tumor otak yang menyerang otak manusia: glioma, carcinoma dan Alzheimer

Ekstrasi fitur (*feature extraction*) merupakan bagian fundamental dari analisa citra. Fitur adalah karakteristik unik dari suatu objek, karakteristik fitur yang baik antara lain: dapat membedakan suatu objek dengan objek yang lainnya (*discrimination*), memperhatikan kompleksitas komputasi dalam memperoleh fitur dimana kompleksitas yang tinggi akan menjadi beban dalam proses menemukan suatu fitur, Tidak terikat (*independence*) dalam arti bersifat invariant terhadap berbagai transformasi, seperti rotasi, penskalaan, pergeseran dan sebagainya, memiliki jumlah yang sedikit, karena fitur yang jumlahnya sedikit akan menghemat waktu komputasi dan ruang penyimpanan untuk proses

selanjutnya. Beberapa metoda ekstrasi fitur antara lain: Histogram, Gradient, Wavelet, Tapis Gabor, Deteksi tepi, Spektrum Fourier, Matrik dan fraktal.

Transformasi merupakan suatu proses perubahan data menjadi bentuk lain sehingga mudah dianalisa. Salah satu contoh transformasi adalah transformasi wavelet. Transformasi wavelet merupakan generalisasi dari transformasi Fourier [Gonzalez, 2002]. Transformasi wavelet merupakan proses mengubah sinyal ke dalam berbagai gelombang wavelet asli (*mother wavelet*) dengan berbagai pergeseran dan penyekalaan. Dengan demikian faktor skala memegang peranan yang sangat penting. Salah satu tipe transformasi wavelet adalah orthogonal. Transformasi wavelet orthogonal ini dapat mendekomposisi sebuah citra menjadi beberapa kumpulan koefisien mandiri, yang saling menyesuaikan satu sama lainnya. Dengan kata lain, nilai-nilai orthogonal ini membuat tidak adanya redundan dalam informasi yang ditampilkan oleh koefisien wavelet, yang mana menghasilkan representasi yang efisien.

Setiap wavelet dengan simbol  $\Psi_{ab}$  didefinisikan oleh fungsi skala dan fungsi translasi dari wavelet induk  $\Psi$  seperti pada persamaan 1 berikut:

$$\Psi_{ab}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right), \quad (1)$$

Dimana  $a$  dan  $b$  adalah integer yang merepresentasikan skala (level) dan translasi (lokasi). Untuk mendefinisikan transformasi wavelet, maka digunakan wavelet yang didefinisikan pada (1) diatas sebagai fungsi dasar dan dinotasikan sebagai berikut:

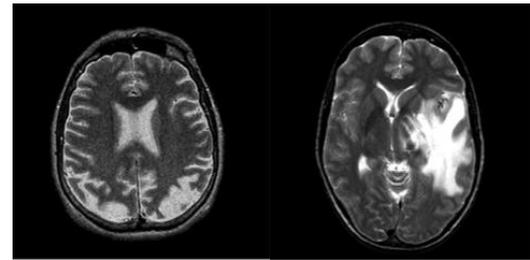
$$w = \frac{1}{\sqrt{a}} \int f(x) \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) dx, \quad (2)$$

Dimana  $w$  disebut sebagai wavelet koefisien.

Proses pemanfaatan persamaan ini disebut dengan dekomposisi wavelet dengan menggunakan wavelet  $\Psi_{ab}$ .

## 2. Pembahasan

Perancangan format data masukan dan format keluaran dari sistem merupakan hal yang signifikan karena hal ini berkaitan dengan bagaimana implementasi dari algoritma gabungan pada proses klasifikasi yang dilakukan. Dalam penelitian ini data yang menjadi masukan ke dalam sistem dapat dibagi menjadi dua yaitu : Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari dataset otak manusia yang bersumber dari Harvard Medical School. Dengan jumlah data sebanyak 32 yang terdiri dari 24 data citra abnormal dan 8 data citra normal, dengan ukuran 256 x 256. *Repository* <http://med.harvard.edu/AANLIB/>.



Gambar 1. Citra MRI Otak

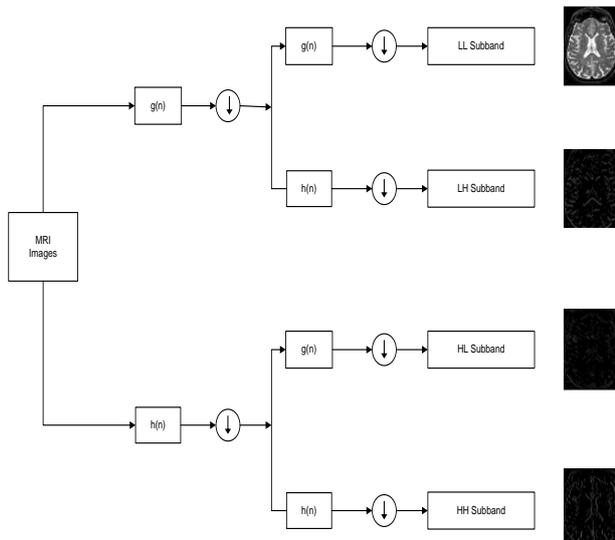
Validasi silang (*cross validation*) adalah metode statistik untuk mengevaluasi dan membandingkan algoritma pembelajaran dengan membagi data menjadi dua bagian, yaitu: untuk pelatihan dan yang lain digunakan untuk validasi model [Payam, 2008]. Umumnya untuk validasi silang, dataset *training* dan validasi harus diputar berurutan sehingga setiap jalur data memiliki kesempatan tervalidasi kembali. Metode dasar dari validasi *cross-over* adalah *k - fold cross validation*.

*K-fold cross validation* membagi data menjadi  $k$  subset yang ukurannya hampir sama satu sama lain. Himpunan bagian yang dihasilkan, yaitu:  $S_1, S_2, \dots, S_k$  yang digunakan sebagai data pelatihan dan data pengujian. Dalam metode ini dilakukan perulangan sebanyak  $k$  kali. Setiap kali perulangan, salah satu subset dijadikan data uji dan  $k-1$  subset lainnya dijadikan sebagai data latih. Pada iterasi ke- $i$ , himpunan bagian  $S_i$  digunakan sebagai data pengujian dan himpunan bagian lainnya digunakan data pelatihan, dan seterusnya.

Proses klasifikasi Citra MRI otak dimulai dengan membagi data menjadi data training dan data testing. Pembagian data dilakukan dengan menggunakan metode *k-fold cross validation* dengan menggunakan  $k = 3$ . Penerapan *cross validation* pada 32 data MRI otak menghasilkan 4 kombinasi dengan komposisi 60% sebagai data *training*, 20% sebagai data *testing* dan 20% digunakan untuk data validasi [mauridhi, 2006]

Model algoritma yang diusulkan untuk ekstrasi fitur dalam penelitian ini menggunakan transformasi wavelet diskrit (DWT) yang merubah koefisien sebagai vektor fitur. Wavelet adalah alat matematika yang handal untuk ekstrasi fitur dan digunakan untuk mengekstrak koefisien wavelet dari citra MR. Keuntungan utama dari wavelet adalah tersedianya informasi frekuensi lokal tentang fungsi dari sinyal, yang sangat bermanfaat untuk klasifikasi [Karibasappa, 2004].

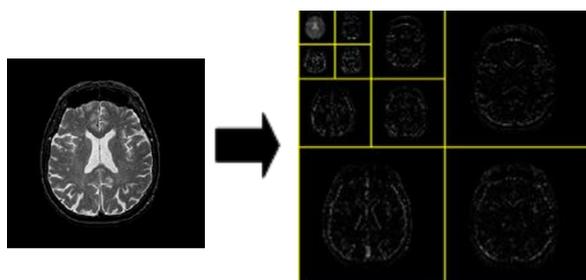
Citra asli adalah proses sepanjang arah  $x$  dan  $y$ , dengan  $h$  ( $n$ ) dan  $g$  ( $n$ ) filter yang merupakan representasi baris dari gambar asli. Sebagai hasil dari transformasi ini ada gambar 4 sub band (LL, LH, HH, HL) pada setiap skala. Sub-band LL gambar hanya digunakan untuk perhitungan DWT pada skala berikutnya. Untuk menghitung fitur wavelet dalam tahap pertama, koefisien wavelet dihitung untuk LL sub-band menggunakan fungsi haar wavelet.



Gambar 2. Transformasi Wavelet MRI Otak

Proses transformasi dilakukan pada baris terlebih dahulu, kemudian dilanjutkan transformasi pada kolom. Koefisien – koefisien yang dihasilkan melalui transformasi wavelet dapat dipilih untuk menjadi fitur suatu citra. LL menyatakan bagian koefisien yang diperoleh melalui proses tapis *low pass* dilanjutkan dengan *low pass*. Citra pada bagian ini mirip dan merupakan versi lebih halus dari citra aslinya, sehingga koefisien pada bagian LL sering disebut komponen aproksimasi. LH menyatakan bagian koefisien yang diperoleh melalui tapis *low pass* kemudian dilanjutkan dengan *high pass*. Koefisien pada bagian ini menunjukkan citra tepi dalam arah horizontal. Bagian HL menyatakan bagian yang diperoleh melalui proses *high pass* kemudian dilanjutkan dengan *low pass*. Koefisien pada bagian ini menunjukkan citra tepi dalam arah vertikal. HH menyatakan proses yang diawali dengan *high pass* kemudian dilanjutkan dengan *high pass*, bagian ini menunjukkan citra tepi dalam arah diagonal. Ketiga komponen LH, HL dan HH disebut komponen detail.

Pada penelitian ini proses transformasi dilakukan sebanyak 3 tingkatan. Data citra asli yang berukuran 256 x 256 di ekstrasi menggunakan wavelet menjadi citra berukuran 32 x 32. Data citra MRI yang berukuran 32 x 32 selanjutnya akan dijadikan citra input pada proses reduksi fitur.



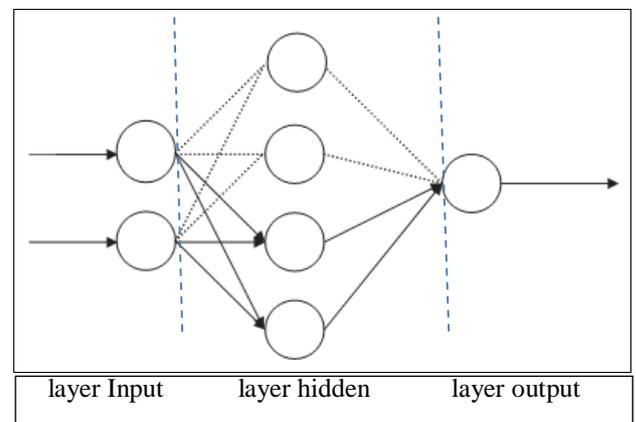
Gambar 3. Contoh Hasil Wavelet MRI Otak

Berikut adalah algoritma dari proses wavelet:

Tabel 1. Algoritma Wavelet

1	Perulangan i = 1 sampai N
2	Pembacaan citra input
3	Mengubah ukuran citra
4	Input koefisien wavelet dalam matriks X dengan ukuran [M x N]
5	Lakukan iterasi untuk step 2,3,4
6	Menggabungkan koefisien fitur

Arsitektur *adaptive neighborhood neural network* (ANMBP) yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah terdiri dari satu layer input dengan empat neuron, satu layer hidden dan satu layer output dengan empat neuron. Untuk jumlah neuron pada layer hidden nantinya akan disesuaikan dengan kebutuhan. Arsitektur *Adaptive Neighborhood Neural Network* adalah sebagaimana berikut:



Gambar 4. Arsitektur ANMBP

Langkah - langkah dalam algoritma *adaptive neighborhood neural network* adalah sebagai berikut :

1. *Forward propagation*: menyalurkan input ke dalam jaringan. Tiap layer akan mengeluarkan output. Output dari satu layer akan menjadi input untuk layer berikutnya.
2. *Back propagation*: menghitung nilai sensitivitas untuk tiap layer. Dimana sensitivitas untuk layer m dihitung dari sensitivitas pada layer m+1 sehingga penghitungan sensitivitas ini berjalan mundur.
3. *Weight Update*: menyesuaikan nilai parameter bobot (W) dan bias (b).

Output di layer hidden dan layer output dihasilkan dengan rumus :

$$u_j^s = \sum_{i=1}^n w_{ji}^s y_i^{s-1} \tag{3}$$

$$f(u_j^s) = \frac{1}{(1 + e^{-u_j^s})} = y_j^s \tag{4}$$

Adapun algoritma *adaptive neighborhood neural network* sebagai berikut:

**Tabel 2. Algoritma ANMBP**

1	Input: jumlah neuron layer input, hidden, output, dan ketetapan
2	Output : bobot
3	Inisialisasi bobot di layer input dan layer hidden secara acak
4	While kondisi belum berhenti do
5	Pilih ketetapan secara acak
6	Perulangan =1 to jumlah pola do
7	Hitung setiap neuron di layer hidden dan layer output
8	Hitung error dan perubahan bobot pada layer output
9	Hitung error dan perubahan bobot pada layer hidden
10	Ubah bobot neuron di layer output dan layer hidden dari ketetapan yang dipilih
11	Akhiri perulangan
12	Evaluasi error dengan bobot yang baru
13	Akhiri While

Metode evaluasi kinerja, dimaksudkan untuk mengevaluasi pendekatan yang diusulkan. Analisa akan menampilkan hasil eksperimen dan memeriksa kinerja pengklasifikasi yang diusulkan untuk Dataset MRI otak. Evaluasi kinerja dari metode yang diusulkan adalah *confusion matrix*. *Confusion matrix* berisi informasi detail tentang hasil pengenalan atau klasifikasi (prediksi) oleh sistem terhadap data *testing* yang telah diketahui kelasnya (aktual), dan biasanya disusun membentuk matrik. Elemen pada diagonal utama ( $\searrow$ ) *confusion matrix* menunjukkan jumlah data *testing* yang dikenali dengan benar (sesuai kelasnya) oleh sistem, sedangkan yang di luar diagonal utama adalah yang salah dikenali oleh sistem.

**Tabel 3. Confusion Matrix Dua Kelas**

		Prediksi	
		Positif	Negatif
Actual	Positif	TP	FN
	Negatif	FP	TN

dengan:

TP (*True Positive*) = jumlah prediksi benar untuk data *testing* positif

FN (*False Negative*) = jumlah prediksi salah (sebagai negatif) untuk data *testing* positif

FP (*False Positive*) = jumlah prediksi salah (sebagai positif) untuk data *testing* negatif

TN (*True Negative*) = jumlah prediksi benar untuk data *testing* negatif

Evaluasi kinerja akan dilakukan terhadap tiga hal: *sensitivity*, *specificity* dan akurasi. Ketiga istilah ini didefinisikan sebagai berikut [Kemal polat, 2008]:

a. *Sensitivity* (fraksi true positif) adalah probabilitas bahwa tes diagnostik positif, mengingat bahwa ada beberapa orang yang memiliki penyakit.

$$Sensitivity : \frac{TP}{TP+FN}$$

b. *Specificity* (fraksi true negatif) adalah probabilitas bahwa tes diagnostik negatif, mengingat bahwa ada beberapa orang tidak memiliki penyakit

$$Specificity : \frac{TN}{TN+FP}$$

c. Akurasi adalah probabilitas bahwa tes diagnostik dilakukan dengan benar

$$Akurasi: \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

Dalam uji coba ini, 60% dari data akan digunakan sebagai data training, 20% dari data digunakan sebagai data testing, dan sisanya digunakan sebagai data validasi. Data *training* dan *testing* digunakan untuk melihat performa dari ketiga metode dalam melakukan klasifikasi data MRI otak. Tahapan uji coba juga akan dilakukan melalui beberapa skenario untuk menguji pengaruh beberapa konstanta, parameter dan metode yang diusulkan. Skenario percobaan yang akan dilakukan meliputi pengujian tingkat akurasi, jumlah iterasi dan jumlah error pada pengklasifikasian citra MRI otak

Proses ekstraksi fitur akan memunculkan ciri dan mereduksi dimensi citra dari dimensi tinggi ke dimensi yang lebih rendah. Pada tahapan ini akan didapatkan besaran – besaran yang menunjukkan kekhususan dari data yang diolah. Proses ini akan mereduksi citra asli berukuran 256 x 256 piksel dengan format .gif menjadi citra berukuran 32 x 32 piksel dengan format .tif. Proses ekstraksi fitur menggunakan wavelet haar. Proses perhitungan Wavelet dapat dilakukan dengan menggunakan bank filter. Bank filter merupakan kumpulan koefisien untuk memperoleh nilai rata-rata (averaging) dan nilai selisih (differencing) secara berulang - ulang. Proses dekomposisi Haar menerapkan bank filter dengan  $h_0 = h_1 = 1/\sqrt{2}$  sebagai koefisien low-pass yang menghasilkan citra pendekatan, dan  $g_0 = 1/\sqrt{2}$ ,  $g_1 = -1/\sqrt{2}$  sebagai koefisien high-pass yang menghasilkan citra detil. Gambar 4.1 menunjukkan segmen program ekstraksi fitur menggunakan wavelet haar.

Hasil uji coba menunjukkan sebagai berikut:

Tabel Perbandingan Waktu Eksekusi untuk Proses Ekstraksi Fitur

No	Waktu Eksekusi Proses Ekstraksi Fitur L = 1, r = 7 (detik)	Waktu Eksekusi Proses Ekstraksi Fitur L = 2, r = 7 (detik)	Waktu Eksekusi Proses Ekstraksi Fitur L = 3, r = 7 (detik)
1	2.94	2.91	2.91
2	2.91	2.91	2.89
3	2.9	2.91	2.88
4	2.92	2.9	2.9
5	2.91	2.92	2.9
6	2.9	2.92	2.91
7	2.9	2.9	2.91
8	2.93	2.92	2.9
9	2.89	2.9	2.95
10	2.9	2.9	2.9

**Gambar 5. Tabel Perbandingan Waktu Ekstraksi Fitur**

Tabel Persentase pengenalan pola

No	Pengenalan Pola (%)			Rata - Rata Iterasi (Epoch)	Waktu Eksekusi (detik)
	Sensitivity	Specificity	Akurasi		
1	87.5	0	87.5	7961	6999.49
2	87.5	0	87.5	9209	7099.26
3	100	0	100	6543	5760.41
4	87.5	0	87.5	7288	6456.46
5	87.5	0	87.5	7697	6517.81
6	87.5	0	87.5	5420	4780.53
7	100	0	100	8131	10352.86
8	87.5	0	87.5	6757	8123.52
9	100	0	100	9203	8197.87
10	87.5	0	87.5	8326	7408.83

Gambar 6. Tabel Persentase Pengenalan Pola

### 3. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut: Akurasi terbesar 100% diperoleh dengan menggunakan ekstraksi fitur wavelet dan melalui proses reduksi dimensi dengan ANMBP (*Adaptive Neighborhood Modified Backpropagation*), yaitu dengan menggunakan data *testing* dan data *training* yang telah diuji coba komposisinya berdasarkan metode *k - fold cross validation*. Pada proses *training* ANMBP sangat dipengaruhi nilai  $\mu$ ,  $\lambda$ , dan  $\epsilon$ . Pada penelitian ini nilai yang optimal adalah  $\mu = 0.1$ ,  $\lambda = 0.00001$ , dan  $\epsilon = 0.1$ . Pada percobaan terhadap jumlah unit pada *hidden layer*, akurasi terbesar 100% diperoleh dengan jumlah unit sebanyak 351 buah. Fungsi aktivasi yang optimal adalah *sigmoid biner*, *sigmoid biner* pada *input layer* ke *hidden layer* dan ke *output layer*. Pengembangan penelitian dapat dilakukan dengan menggunakan metode gabungan lainnya yang memiliki hasil akurasi yang lebih baik.

### Daftar Pustaka

DD, Lee, H.S, Seung. 2001, "Learning the part of objects by non negative matrix factorization", *Nature* 401(6755), hal 788-791

DD, Lee, H.S, Seung. 2000, "Algorithms for non-negative matrix factorization", *Advance in Neural Information Processing System*, Vol 13, hal 556-562

El-Dahshan, E.-S. A., T. Hosny, and A.-B. M. Salem. 2010, "Hybrid intelligent techniques for MRI brain images classification," *Digital Signal Processing*, Vol. 20, No. 2, hal 433-441.

Ekayuda, I. 2005, Radiologi Diagnostik, edisi kedua, *Fakultas Kedokteran Universitas Indonesia*, Jakarta.

F, Gorunescu. 2007, "Data mining techniques in computer-aided diagnosis: Non-invasive cancer detection", *PWASET* 25, hal 427-430.

Gonzalez R. C, Richard E.Woods. 2002, Digital Image Processing, second edition, *Paerson education*, Boston.

Gonzalez R. C, Richard E.Woods, Steven L.Eddins. 2004, Digital Image Processing using Matlab, *Paerson education*, Boston.

Hynnen, K. 2010, "MRI-guided focused ultrasound treatments", *Ultrasonics*, Vol. 50, No. 2, hal 221-229.

H.P. Mauridhi, K. Agus 2006, Supervised Neural Network, edisi pertama, *Graha ilmu*, Yogyakarta.

K. Karibasappa, S. Patnaik. (2004), "Face recognition by ANN using wavelet transform coefficients", *IE (India) J. Computer Eng.* 85, hal 17-23.

Kemal Polat, Bayram Akdemir, Salih Güne. 2008, "Computer aided diagnosis of ECG data on the least square support vector machine", *Digital Signal Process.* 18, hal 25-32.

L.M. Fletcher-Heath, L.O. Hall, D.B. Goldgof, F.R. Murtagh. 2001, "Automatic segmentation of non-enhancing brain tumors in magnetic resonance images", *Artif. Intell. Med.* 21, hal 43-63.

Mohsin, S. A., N. M. Sheikh, and U. Saeed. 2008, "MRI induced heating of deep brain stimulation leads: Effect of the air-tissue interface," *Progress In Electromagnetics Research*, Vol. 83, hal 81-91.

M. Maitra, A. Chatterje. 2007, "Hybrid multiresolution slanted transform and fuzzy c means clustering approach for normal-pathological brain MR image segregation", *Med. Eng. Phys.*

M. W. Berry, M. Browne, A. N. Langville, P. V. Pauca, R. J. Plemmons. 2007, "Algorithms and application for approximate nonnegative matrix factorization", *Computational Statistic and Data Analysis* 52 (1), hal 155-173

Mousa. R, Munib. Q, Mousa. A. 2005, "Breast Cancer Diagnosis System Based on Wavelet Analysis and Fuzzy Neural", *Jordan*, hal 713-723

R. Payam, Tang. L 2008, "Cross Validation", *Arizona State University*, File path://ppdys1108/womat3/production/PRODEN/00000005/0000008302/000000016/0000875816.3D

Sengur.A. 2007, "An expert system based on principal component analysis, artificial immune system and fuzzy k-NN for diagnosis of valvular heart diseases", *Comp. Biol. Med*

S. Chaplot, L.M. Patnaik, N.R. Jagannathan. 2006, "Classification of magnetic resonance brain images using wavelets as input to support vector machine and neural network", *Biomed. Signal Process, Control* 1, hal 86-92.

S. Haykin. 1999, Neural Networks: A Comprehensive Foundation, *Prentice Hall*.

T. Kathirvalavakumar, T., Subavathi, S.J. 2009, "Neighborhood based modified backpropagation algorithm using adaptive learning parameters for training feedforward neural networks", *Journal of Neurocomputing*, Elsevier

Y. Zhang, Z. Dong, L. Wu, S. Wang. 2011, "A hybrid method for MRI brain image classification",

*Experts System with Application*, 38, hal 10049-10053

Zhu, Z., Guo, Y.F., Zhu, X., Xue, X. 2010, "Normalized dimensionality reduction using nonnegative matrix factorization", *Journal of Neurocomputing*, Elsevier.

Harvard Medical School, Web, data available at <http://med.harvard.edu/AANLIB>