IDENTIFIKASI TUMOR PADA OTAK MENGGUNAKAN *DISCRETE WAVELET TRANSFORM* (DWT) DAN *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* (ANN)

SKRIPSI

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan Dalam Memperoleh Gelar Sarjana Matematika (S. Mat)

OLEH

ENDAH NUR SALAMAH

NIM.H72214007

PROGRAM STUDI MATEMATIKA

JURUSAN SAINS

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL

SURABAYA

2018

PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertandatangan dibawah ini:

Nama :Endah Nur Salamah

NIM : H72214007

Program Studi : Matematika

Angkatan : 2014

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul: **Identifikasi Tumor Pada Otak Menggunakan Descrete Wavelet Transform (DWT) Dan Artificial Neural Network (ANN)**. Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya akan menerima sanksi yang telah ditetapkan. Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, 3 Agustus 2018

METERAI TEMPEL

9723DAFF253070195

6000

ENAM RIBU RUPIAH

Endah Nur Salamah

NIM.H72214007

Scanned by CamScanner

LEMBAR PENGESAHAN

IDENTIFIKASI TUMOR PADA OTAK MENGGUNAKAN DESCRETE WAVELET TRANSFORM (DWT) DAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN)

Disusun oleh
Endah Nur Salamah
NIM.H72214007

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji
Pada tanggal 20 Juli 2018
Dan dinyatakan telah memenuhi syarat
untuk memperoleh gelar
Sarjana Matematika (S.Mat)

Dewan Penguji

Penguji I	**Penguji II**
Dian C Rini Novitasari, M.Kom	**Ahmad Hanif Asyhar, M.Si**
NIP.198511242014032001	**NIP.198601232014031001**
Penguji III	**Penguji IV**
Yuniar Farida, M.T	**Aris Fanani, M.Kom**
NIP.197905272014032002	**NIP. 198701272014031002**

Mengesahkan
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Sunan Ampel Surabaya

Dr. Eni Purwati, M.Ag
NIP.196512211990022001

Scanned by CamScanner

KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA
PERPUSTAKAAN
Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300
E-Mail: perpus@uinsby.ac.id

LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:

Nama : ENDAH NUR SALAMAH
NIM : H72214007
Fakultas/Jurusan : SAINS DAN TEKNOLOGI / SAINS
E-mail address : endahnursalamah@gmail.com

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :
☑ Sekripsi ☐ Tesis ☐ Desertasi ☐ Lain-lain (.....)
yang berjudul :
IDENTIFIKASI TUMOR PADA OTAK MENGGUNAKAN DISCRETE WAVELET TRANSFORM (DWT) DAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN)

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Ekslusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara ***fulltext*** untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.

Surabaya, 03 Agustus 2018

Penulis

(ENDAH NUR S.)

Scanned by CamScanner

IDENTIFIKASI TUMOR PADA OTAK MENGGUNAKAN *DISCRETE WAVELET TRANSFORM* (DWT) DAN *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* (ANN)

ABSTRAK

Glioma atau tumor otak merupakan salah satu penyakit yang mematikan dan diderita oleh banyak orang diseluruh dunia. Pada tahun 2016 lembaga kesehatan dunia *World Health Organization* (WHO) mencatat sebanyak 6,2 juta penduduk dunia menderita tumor otak (glioma). Berdasarkan kondisi tersebut perlu adanya pemeriksaan glioma dengan menggunakan alat yaitu salah satunya *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) yang kemudian hasil citra MRI otak akan di analisis atau didiagnosis oleh seorang dokter ahli akan tetapi terkadang hasil analisis dokter masih bersifat subjektif dan membutuhkan waktu yang cukup lama. Citra yang digunakan dalam penelitian ini adalah citra MRI otak (normal dan glioma). Tahapan-tahapan yang akan dilakukan yaitu perbaikan citra (*grayscale*, *cropping*, *adaptive histogram equalization*, *median filter*), segmentasi citra menggunakan *threshold otsu*, ekstraksi citra menggunakan transformasi *wavelet* diskrit (*Discrete Wavelet Transform*) *haar* dengan fitur yang diambil adalah energi, standar deviasi dan mean (rata-rata), kemudian klasifikasi menggunakan ANN (*backpropagation*) yang akan di identifikasi kedalam dua kelas yaitu Normal dan tumor otak (glioma). Berdasarkan hasil klasifikasi dari backpropagation dengan struktur yang telah ditentukan yaitu 25 *hidden layer*, level dekomposisi sebanyak 4, tingkat kesalahan MSE sebesar 0,0000999 dan menghasilkan nilai akurasi terbaik sebesar 91,67%, sensitivitas sebesar 100%, dan spesifitas sebesar 85,71%.

Kata kunci: Glioma (Tumor Otak), *Descrete Wavelet Transform* (DWT), *Artificial Neural Network* (ANN)

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

TUMOR IDENTIFICATION ON THE BRAIN USING DISCRETE WAVELET TRANSFORM (DWT) AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN)

ABSTRACT

Glioma or brain tumor is one of the deadly diseases and suffered by many people in the world. In 2016, World Health Organization (WHO) recorded as many as 6.2 million people of the world suffering brain tumors (glioma). Based on these fact, it is necessary to examine glioma using a tool that is one of magnetic resonance imaging (MRI), then the results of brain MRI image will be analyzed or diagnosed by an expert doctor but sometimes the results of its analysis is still subjective and takes a long time. This study aims to make glioma identification system as a support for diagnosis decision for doctors. The image used in this study is the brain MRI image (normal and glioma). First steps are image improvement (grayscale, cropping, adaptive histogram equalization, median filter), second step is image segmentation using otsu threshold, third step is image extraction using discrete wavelet transform (DWT) with features taken are energy, standard deviation and mean, then classification using ANN (backpropagation) which will be identified into two classes namely normal and brain tumor (glioma). The result of classification using backpropagation with its structure that has been determined, that is 25 hidden layer, level decomposition is 4, obtained MSE error = 0,0000999, sensitivity value 100%, spesifitas equal to 85,71%, and accuracy equal to 91,67%.

Keywords: Glioma, Descrete Wavelet Transform (DWT), Artificial Neural Network (ANN)

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN iv
PERNYATAAN KEASLIAN iv
HALAMAN MOTTO v
HALAMAN PERSEMBAHAN vi
KATA PENGANTAR vii
ABSTRAK viii
ABSTRACT ix
DAFTAR ISI x
DAFTAR TABEL xii
DAFTAR GAMBAR xiii
DAFTAR LAMPIRAN xv
BAB I PENDAHULUAN 1
A. Latar Belakang 1
B. Rumusan Masalah 7
C. Tujuan Penelitian 8
D. Manfaat Penelitian 8
E. Batasan Masalah 8
F. Sistematika Penulisan 9
BAB II TINJAUAN PUSTAKA 11
A. Tumor Otak 11
B. Identifikasi Tumor Otak 14
C. Pemeriksaan Tumor Otak 15
1. Computed Tomography (CT) 15
2. *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) 15
D. Pengolahan Citra Digital 16
1. *Preprocessing* citra 18
2. Segmentasi *Threshold Otsu* 24
3. *Discrete Wavelet Transform* (DWT) Haar 27
E. *Artificial Neural Network* (ANN) 34
F. Pengukuran Ketepatan Klasifikasi 42
BAB III METODE PENELITIAN 44
A. Jenis Penelitian 44
B. Lokasi Penelitian 44
C. Sumber Data 45

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

D. Teknik Analisis Data 46
E. Rancangan Sistem 47

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....51

A. Ekstraksi Citra Otak.....51
B. Klasifikasi Citra Otak 76

BAB V PENUTUP.....95

A. Simpulan 95
B. Saran 96

DAFTAR PUSTAKA 97

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Hasil Uji Diagnosa 42
Tabel 4.1 Perhitungan Distribusi Nilai Keabuan 57
Tabel 4.2 Hasil Perhitungan Nilai Keabuan *Adaptive Histogram Equalization* 58
Tabel 4.3 Nilai Inputan *Backpropagation* Hasil Proses DWT 78
Tabel 4.4 Bobot Layer *Input* ke Layer Tersembunyi 79
Tabel 4.5 Bobot Layer Tersembunyi ke Layer *Output* 79
Tabel 4.6 Hasil Perhitungan Bobot dari Layer Tersembunyi ke Layer *Input* 85
Tabel 4.7 Tabel Perhitungan Bobot Baru dari Layer Tersembunyi ke Layer *Input* 87
Tabel 4.8 Hasil Proses *Training* dan *Testing Backpropagation* 88
Tabel 4.9 Hasil Klasifikasi *Backpropagation* 91
Tabel 4.10 Perbandingan Hasil klasifikasi Sebenarnya dengan Hasil Klasifikasi *Backpropagation* 92
Tabel 4.11 Struktur *Confussion Matrix* 93

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Organ Otak Manusia 11
Gambar 2.2 Gambaran Supratentorial.....13
Gambar 2.3 Citra MRI Otak Normal 14
Gambar 2.4 Citra MRI Otak Glioma.....14
Gambar 2.5 Citra MRI Otak.....16
Gambar 2.6 Perhitungan Manual Median Filter 24
Gambar 2.7 Fungsi Penskala Wavelet Haar.....29
Gambar 2.8 Struktur dari Dekomposisi Transformasi Wavelet Diskrit Haar.....30
Gambar 2.9 Diagram Hasil Dekomposisi Wavelet Level 3 Citra MRI 31
Gambar 2.10 Model Backpropagation Multilayer 37
Gambar 3.1 Contoh Data Citra MRI Otak 45
Gambar 3.2 Diagram Alir Klasifikasi Pengolahan citra *Artificial Neural Network* 47
Gambar 3.3 Diagram Alir training dan testing citra menggunakan propagasi balik Backpropagation.....50
Gambar 4.1 a) Citra Normal, b) Citra Glioma 52
Gambar 4.2 Citra Hasil Proses *Grayscale*.....53
Gambar 4.3 Citra Hasil Proses *Cropping*.....54
Gambar 4.5 Nilai piksel Keabuan Citra Hasil *Cropping* 55
Gambar 4.6 Pengambilan Nilai Citra Pada Proses AHE.....56
Gambar 4.7 Matrik Hasil Perhitungan *Adaptive Histogram Equalization* 59
Gambar 4.8 Citra Hasil Proses *Histogram Equalization Adaptive* 59
Gambar 4.9 Citra Hasil Proses *Median filter*.....60
Gambar 4.10 Contoh Matriks Nilai Keabuan *Adaptive Histogram Equalization*..61
Gambar 4.11 Perhitungan Nilai Tengah Matriks *Median Filter* Mask Ke-1 61
Gambar 4.12 Perhitungan Nilai Tengah Matriks *Median Filter* Mask Ke-2 62
Gambar 4.13 Hasil Contoh Matriks *Median Filter*.....62
Gambar 4.14 Citra Hasil Segmentasi *Threshold Otsu* 63
Gambar 4.15 Hasil Matriks *Threshold*.....63
Gambar 4.16 Citra MRI Otak.....65
Gambar 4.17 Hasil Citra Menggunakan DWT Haar Level 1.....65
Gambar 4.18 Hasil Citra Menggunakan DWT Haar Level 2.....66
Gambar 4.19 Hasil Citra Menggunakan DWT Haar Level 3.....67
Gambar 4.20 Hasil Citra Menggunakan DWT Haar Level 4.....67
Gambar 4.21 Hasil Citra Menggunakan DWT Haar Level 5.....68
Gambar 4.22 Contoh Matriks *Input* 70
Gambar 4.23 Matriks *Input Transpose* 70
Gambar 4.24 Filter *Wavelet* 70
Gambar 4.25 Hasil Perkalian Matriks *Input* dengan Filter Tinggi dan Rendah yang Digabung.....70
Gambar 4.26 Hasil *Transpose* Matriks 71
Gambar 4.27 Hasil Matriks *Wavelet*.....71
Gambar 4.28 Citra Hasil Dekomposisi DWT Haar Level 1 71
Gambar 4.29 Hasil Matriks Dekomposisi Level 1 72

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Gambar 4.30 Contoh Matriks Filter LH.....72
Gambar 4.31 Struktur *Backpropagation* Pada Contoh Data Penelitian.....77
Gambar 4.32 Hasil Grafik *Error* Proses *Training Backpropagation*.....89
Gambar 4.33 Grafik Hasil *Training Backpropagation* 90
Gambar 4.34 Grafik Regresi *Backpropagation* 90
Gambar 4.35 Hasil *Confussion Matrix* Pada Klasifikasi *Backpropagation*.....93

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR LAMPIRAN

A. Data Uji Citra MRI dengan Klasifikasi Tumor Otak (Glioma).....102
B. Data Uji Citra MRI dengan Klasifikasi Normal.....102
C. Program Pengolahan Citra.....103

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Manusia mempunyai organ-organ penting dalam tubuhnya, salah satu organ yang penting adalah otak. Otak adalah sistem syaraf pusat yang bekerja mengkoordinasi dan mengatur seluruh tubuh serta pemikiran manusia. Apabila otak mengalami cedera sedikit saja maka dapat mengakibatkan malapetaka yang besar bagi tubuh manusia yang bisa berakhir dengan kematian, sehingga sangat perlu untuk menjaga kesehatan otak.

Kesehatan otak yang harus dijaga tidak tercantum secara khusus di Al-Quran karena hanya berisi informasi-informasi umum tetapi ada ayat Al-Quran tentang menjaga kesehatan baik dalam bentuk perintah, maupun larangan. Sebagaimana firman Allah SWT dalam Al-Quran surat Al-Baqarah ayat 195 yang artinya "… dan janganlah kamu menjatuhkan dirimu sendiri dalam kebinasaan". Ayat tersebut menjelaskan bahwa penjagaan diri pada saat sehat lebih baik daripada pengobatan pada saat sakit, untuk itu perlu kesadaran menjaga serta pencegahan agar otak dalam kondisi yang sehat sehingga tidak terjadi hal-hal yang parah dan pada ayat tersebut Allah juga melarang kita membiarkan diri kita sakit. Salah satu hal yang mengakibatkan bahaya bagi otak yaitu penyakit. Oleh karena itu, kita harus menjaga diri (otak) untuk selalu sehat dan terhindar dari penyakit karena kesehatan adalah nikmat.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Kesehatan merupakan nikmat disampaikan oleh Rasulullah SAW dalam hadits riwayat Al-Bukhori. Pada hadits tersebut Rasulullah menyampaikan bahwa di dunia terdapat dua kenikmatan yaitu kesehatan dan waktu luang. Jika hal tersebut (kesehatan) tidak diperhatikan maka manusia tersebut akan mendapatkan rugi. Untuk itu kita (manusia) harus terus memperhatikan dua kenikmatan tersebut. Akan tetapi, tidak ada ketentuan khusus dalam hadits yang mengatur secara eksplisit tentang anjuran untuk hidup sehat. Oleh karenanya, diperlukan suatu metode tertentu dalam mendiagnosis suatu penyakit sebagaimana yang dimaksudkan dalam hadits tersebut.

Membahas diagnosis pada dasarnya menentukan suatu jenis penyakit dengan cara mengidentifikasi gejala-gejala yang ditimbulkan dari penyakit tersebut. Salah satu penyakit di otak yang penting untuk diidentifikasi adalah tumor otak. Tumor otak adalah salah satu penyakit yang sangat berbahaya dan mematikan yang diderita oleh banyak orang di seluruh dunia. Kasus tumor otak tahun 2012 di Amerika Serikat sebanyak 688.000 orang menderita tumor otak primer (Meilisa, 2016). Pada tahun 2016 WHO telah mencatat sebanyak 6,2 juta orang didunia menderita tumor otak (Anitha & Raja, 2017). Tumor otak adalah penyebab kematian kelima dari seluruh pasien kanker pada wanita yang berusia 20-39 tahun (Sari, dkk., 2013)

Tumor adalah suatu massa jaringan yang terdiri dari sel tumor. Sel tumor merupakan sel yang ada di dalam tubuh mengalami perubahan sehingga bentuk, sifat, dan kinetiknya berubah, sehingga tumbuhnya menjadi liar, tidak terkendali dan terlepas dari kondisi normal (Sukardja, 2000). Tumor otak adalah suatu massa

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

jaringan dari sel-sel yang ada di otak tumbuh secara liar dan tidak terkendali. Tumor otak dapat dibedakan menurut tempat tumbuhnya jaringan tidak terkendali tersebut. Salah satunya adalah glioma. Glioma adalah jenis tumor otak yang tumbuh di sel glia (Drevelegas, 2011). Sel glia di otak merupakan sel pendukung neuron yang berperan untuk menentukan kontak sinaptik dan memelihara kemampuan sinyal dari neuron (Purves, dkk., 2001).

Glioma dapat diketahui melalui pemeriksaan MRI (*Magnetic Resonance Imaging*). MRI digunakan hampir 90% sebagai alat untuk pemeriksaan kepala dan vertebrata (sumsum tulang belakang) dengan hasil pencitraan otak dan medula spinalis sangat menakjubkan sehingga terlihat jelas, sedangkan 10% sebagai pemeriksaan organ yang lain (Sjahriar & Iwan, 2005). Glioma pada hasil pemeriksaan MRI akan berwarna lebih gelap. Pengambilan fitur glioma akan ditujukan untuk identifikasi sel otak pada sel glia yang normal dan abnormal (Anitha & Raja, 2017).

Secara umum, hasil dari pemeriksaan MRI otak yang berupa citra digital, akan digunakan sebagai data pengolahan dengan teknik–teknik pendekatan secara fungsional atau disebut dengan *soft computing*. Teknik *soft computing* merupakan model pendekatan dengan menggunakan komputer yang bekerja meniru akal manusia. Beberapa tahapan dalam teknik *soft computing* diantaranya pengolahan awal citra (*preprocessing*), segmentasi, ekstraksi citra/pengambilan fitur citra, dan klasifikasi. Beberapa penelitian terkait dengan *preprocessing* citra menggunakan penyelesaian *soft computing* yaitu "Peningkatan Kualitas Citra Foto Rontgen Sebagai Media Deteksi Kanker paru" yang bertujuan untuk memperbaiki kualitas

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

citra foto rontgen sebagai media deteksi kanker paru dengan menggunakan metode tapis median atau median filter dan ekualisasi histogram adaptif. Penelitian tersebut memperoleh hasil kontras lebih tinggi, pada satu citra yang dilakukan proses *preprocessing* yaitu sebelum pemrosesan 0,106 dan setelah pemrosesan adalah 0,165. Berdasarkan hasil tersebut diketahui bahwa metode tersebut memberikan hasil yang memuaskan (Listyalina, 2017).

Penelitian segmentasi citra dilakukan oleh Wei ya Guo, dkk dengan judul "Two-dimensional Otsu's Thresholding Segmentation Method Based on Grid Box Filter" yang bertujuan menerapkan metode threshold otsu dua dimensi pada grid box filter. Hasil dari penerapan metode threshold otsu dua dimensi dengan integral image yaitu memiliki akurasi segmentasi yang tinggi (Guo, dkk., 2014). Selain itu Indra Abdam Muwakhid dan Dewi Nurdiyah juga melakukan penelitian dengan judul "Otsu Method for Image Finish Segmentation with Components of Hue Saturation Value" yang bertujuan menerapkan metode segmentasi threshold otsu pada citra finir (lapisan kayu). Hasil dari penelitian dengan menggunakan 10 data citra finir sebesar 97,05%. Oleh karena itu threshold otsu bagus untuk segmentasi citra (Muwakhid & Nurdiyah, 2018).

Kemudian penelitian untuk ekstraksi citra dilakukan Teguh Dwi Prihartono, dkk dengan judul "Identifikasi Iris Mata Menggunakan Alihragam *Wavelet Haar*" yang bertujuan membuat aplikasi yang mampu melakukan pengenalan identitas pemilik mata menggunakan metode *wavelet haar* dengan perhitungan jarak euclidean. Penelitian ini menggunakan data citra mata sejumlah 64 citra iris mata dengan ciri yang digunakan yaitu energi pada setiap level atau aras. Hasil tingkat

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

pengenalan untuk alih ragam wavelet haar aras/level 1, 2, 3, 4 masing-masing yaitu 65,27%, 74,15%, 76,50%, dan 81,20%. Oleh karena itu semakin banyak level yang digunakan maka tingkat akurasinya akan semakin tinggi (Prihartono, dkk., 2011). Selain itu M. Guijarro, dkk juga melakukan penelitian dengan judul "Discrete Wavelets Transform for Improving Greenness Image Segmentation in Agricultural Image" untuk mengekstraksi ciri citra pertanian dengan parameter statistik yaitu rata-rata dan standar deviasi sehingga diperoleh hasil yang lebih baik jika kualitas citra yang digunakan rendah yaitu sebesar 4,5% dengan 240 citra (Guijarro, dkk., 2015).

Penelitian sebelumnya yang menggunakan *Artificial Neural Network* dengan algoritma *backpropagation* dapat digunakan pada banyak permasalahan seperti untuk prediksi, klasifikasi sinyal EEG, dan klasifikasi citra/gambar. Pada penelitian klasifikasi sinyal EEG ditulis oleh Dian Candra Rini Novitasari dengan judul "Klasifikasi Sinyal EEG Menggunakan Metode *Fuzzy C-Means Clustering* (FCM) dan *Adaptive Neighborhood Modified Backpropagation* (ANMBP)" digunakan data set sinyal EEG direkam pada sukarelawan normal dan epilepsi kemudian dilakukan sistem klasifikasi dengan hasil sistem sementara sebesar 74,37% (Novitasari, KLasifikasi Sinyal EEG Menggunakan Metode Fuzzy C-Means Clustering (FCM) dan Adaptive Neighborhood Modified Backpropagation (ANMBP), 2015). Pada penelitian klasifikasi citra atau gambar ditulis oleh Dimililer dengan judul "Backpropagation Neural Network Implementation for Medical Image Compression" yang menerapkan metode backpropagation untuk citra X-ray tulang yang patah, lepas, putus, dan sehat berjumlah 80 citra dengan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

hasil akurasi 90,0% (Dimililer, 2013). Selain itu Changkong dkk juga melakukan penelitian yang berjudul "Automatic cervical cell segmentation and classification in pap smears" yang bertujuan mengklasifikan beberapa bagian dari *serviks* dengan tes pap smear berdasarkan 2 kelas, 4 kelas, dan 7 kelas dengan dataset yang digunakan yaitu dari ERUDIT sebanyak 552 citra, LCH sebanyak 300 citra, dan Herlev sebanyak 917 citra. Metode yang digunakan yaitu *Artificial Neural Network Backpropagation* dengan hasil nilai akurasi setiap kelas dan masing-masing data yaitu dataset dari ERUDIT dengan 4 kelas dan 2 kelas adalah 96,20% dan 97,83%, kemudian untuk dataset dari LCH dengan 4 kelas dan 2 kelas adalah 95,00% dan 97,00%, untuk dataset Herlev dengan 7 kelas dan 2 kelas adalah 93,78% dan 99,27%. Berdasarkan hasil tersebut metode ini menunjukkan kinerja yang sangat baik untuk klasifikasi (Changkong, dkk., 2014).

Berdasarkan penelitian-penelitian sebelumya, maka pada penelitian ini penulis akan melakukan studi tentang "Identifikasi Tumor pada Otak Menggunakan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dan *Artificial Neural Network* (ANN)". Pada penelitian ini tahapan pengolahan citra MRI terhadap diagnosis glioma meliputi perbaikan awal citra menggunakan *adaptive histogram equalization* dan *median filter,* segmentasi citra menggunakan *threshold otsu* yang ditujukan sebagai pemisahan objek yang berisi informasi penting, pemilihan metode segmentasi *threshold otsu* dikarenakan citra hasil segmentasi *threshold* berupa citra biner (hitam dan putih) sehingga lebih mudah untuk membedakan antara *background* dan objek.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Ekstraksi fitur menggunakan transformasi *wavelet haar* yang lebih baik digunakan jika kualitas citra rendah, pemilihan metode ekstraksi menggunakan transformasi *wavelet* diskrit *haar* dikarenakan metode tersebut lebih bagus digunakan untuk merepresentasikan ciri tekstur dan bentuk serta waktu komputasi yang diperlukan sedikit dibanding dengan metode *wavelet* lainnya (Novamizanti & Kurnia, 2015). Tahapan yang terakhir klasifikasi menggunakan ANN *Backpropagation* yang mana inputannya berupa vektor hasil ekstraksi fitur. Pemilihan metode ANN *Backpropagation* dikarenakan berdasarkan penelitian sebelumnya serta hasil diperoleh akurasinya tinggi dan kinerjanya baik untuk klasifikasi data citra. Identifikasi tumor di otak diklasifikasikan ke dalam 2 kelas yaitu normal dan glioma. Dengan adanya sistem identifikasi glioma menggunakan *ANN* ini, diharapkan dapat membantu mendukung keputusan diagnosis dari dokter agar meminimalkan resiko kematian yang terjadi dan waktu yang dibutuhkan lebih efisien.

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut, rumusan masalah dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana mendapatkan fitur glioma pada citra MRI otak yang telah diperbaiki dan disegmentasi menggunakan *Descrete Wavelet Transform* (DWT) *Haar* ?
2. Bagaimana mengklasifikasikan otak berdasarkan fitur glioma dari *Descrete Wavelet Transform* (DWT) *Haar* menggunakan model *Artificial Neural Network* (ANN)?

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

C. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini yaitu:

1. Untuk memperoleh fitur glioma pada citra MRI otak yang telah diperbaiki dan disegmentasi menggunakan *Descrete Wavelet Transform* (DWT) *Haar*.
2. Untuk mengklasifikasikan otak berdasarkan fitur glioma dari *Descrete Wavelet Transform* (DWT) *Haar* menggunakan model *Artificial Neural Network* (ANN).

D. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini dapat diklasifikasikan menjadi dua yaitu manfaat secara teoritis dan secara praktis, sehingga dapat diusulkan sebagai berikut:

1. Manfaat Teoritis

   Hasil penelitian ini secara teoritis diharapkan dapat memberikan sumbangan pemikiran dalam memperkaya wawasan konsep ANN menggunakan *Backpropagation* bidang kesehatan dalam diagnosis tumor pada otak.
2. Manfaat Praktis

   Hasil penelitian ini secara praktis diharapkan dapat menjadi acuan bagi tenaga kesehatan (Dokter, Perawat, Apoteker) dalam memberikan penanganan untuk penderita tumor pada otak.

E. Batasan Masalah

Menimbang dan mengingat begitu luasnya ruang lingkup pada penelitian ini, sehingga penulis memberikan batasan untuk permasalahan penelitian tersebut pada:

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

1. Data yang digunakan terdiri dari data otak normal dan data tumor otak (glioma).
2. Data yang digunakan untuk penelitian ini yaitu data otak normal dan glioma yang diperoleh dari citra *Magnetic Resonance Imaging* (MRI).
3. Metode *ANN* yang digunakan untuk klasifikasi yaitu *Backpropagation*.

F. Sistematika Penulisan

1. Bab I Pendahuluan

Pendahuluan adalah bab pertama yang terdapat di dalam suatu karya ilmiah dengan maksud mengantarkan pembaca untuk mengetahui ikhwal topik penelitian, alasan, dan pentingnya suatu karya yang bersifat ilmiah (skripsi). Pendahuluan didalam suatu skripsi lebih kompleks daripada pendahuluan dalam makalah dan artikel ilmiah untuk jurnal, yaitu penyampaiannya secara detail dan unsur-unsurnya harus dicantumkan secara rinci. Bab pendahuluan memuat latar belakang yang merupakan ulasan dari alasan mengapa penelitian untuk skripsi dilakukan, kemudian memuat batasan masalah skripsi dari apa yang akan diteliti, selanjutnya memuat rumusan masalah skripsi merupakan rumusan persoalan yang perlu dipecahkan atau dijawab dengan penelitian dan pembahasan, kemudian memuat tujuan skripsi yaitu mengungkapkan apa yang ingin hendak dicapai dengan penelitian pada skripsi yang ditulis, selanjutnya memuat manfaat, serta adanya sistematika penyusunan dari suatu penelitian pada skripsi.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2. Bab II Tinjauan Pustaka

Kajian pustaka merupakan penjelasan tentang pustaka dan teori yang digunakan untuk membangun kerangka kerja penelitian skripsi. Dalam pembuatan kajian pustaka harus dapat dipertanggungjawabkan dengan teori yang digunakan oleh seorang ahli. Kajian pustaka dalam skripsi ini memuat tumor otak (glioma), bagian-bagian otak, metode pemrosesan citra yaitu ekualisasi histogram, dan *median filter*, segmentasi citra (*Threshold Otsu*), Transformasi *Wavelet Haar*, serta metode klasifikasi yaitu ANN menggunakan *Backpropagation*.

3. Bab III Metode Penelitian

Pada bab ini berisi jenis penelitian, lokasi penelitian, sumber data, teknik analisis data, dan rancangan sistem. Bab ini menjelaskan tentang metode penelitian skripsi yang dijabarkan secara jelas dan detail agar pembaca dapat paham langkah-langkah penelitian dalam skripsi ini.

4. Bab IV Pembahasan

Bab ini menjelaskan tentang semua jawaban dari masalah yang telah dirumuskan dan di teliti menggunakan metode penelitian pada bab tiga secara jelas serta terdapat proses untuk menemukan jawaban dari rumusan masalah.

5. Bab V Penutup

Pada bab ini berisi tentang kesimpulan serta saran atas penelitian yang dilakukan pada skripsi.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

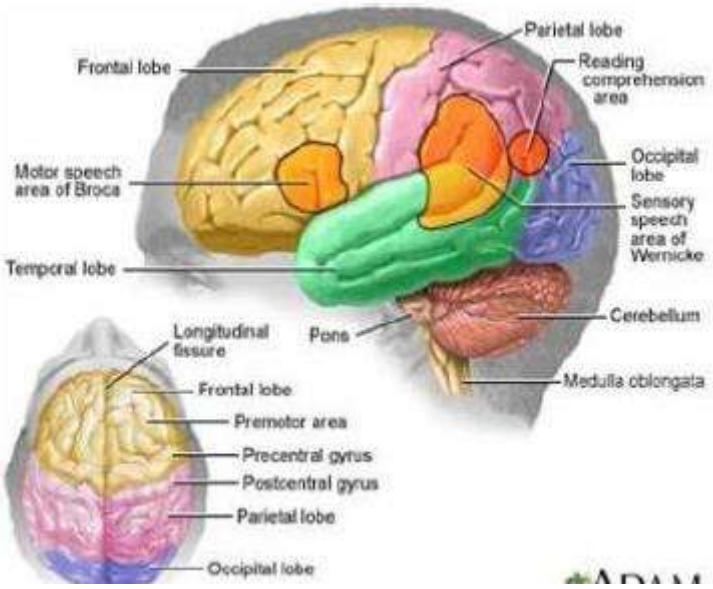
BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab kedua ini akan dibahas mengenai teori-teori yang berhubungan dengan tumor otak glioma dan metode yang digunakan untuk penelitian diagnosis glioma. Teori-teori tersebut yaitu tentang pengertian dari organ otak, penyebab, serta pemeriksaaannya yang menggunakan *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) dan model *Artificial Neural Network* (ANN).

A. Tumor Otak

Tumor otak merupakan suatu massa jaringan yang tumbuh secara terus menerus dan abnormal di otak. Berikut Gambar 2.1 merupakan organ otak serta nama-nama setiap bagiannya.



Gambar 2.1 Organ Otak Manusia (Untari, 2012)

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Otak memiliki 5 bagian yaitu otak besar (*cerebrum*), otak kecil (*cerebelum*), otak tengah (*mensensefalon*), otak depan (*diensefalon*), dan jembatan varol (*pons varoli*).

Fungsi otak sebagai berikut :

a. pengendali aktivitas panca indera.

b. pengendali seluruh gerakan organ-organ tubuh dan motorik.

c. pusat bahasa.

d. pengendali fungsi-fungsi yang berkaitan dengan emosi.

Penyebab utama terjadinya tumor otak sampai saat ini masih belum diketahui secara pasti. Terdapat beberapa faktor yang bisa meningkatkan resiko seorang terkena tumor otak diantaranya yaitu faktor keturunan dan faktor efek samping prosedur radioterapi (radiasi).

Tumor otak tidak langsung diketahui atau muncul secara tiba-tiba, melainkan terdapat gejala-gejala yang dirasakan antara lain (Ardil, 2006):

a) Sakit kepala terutama pada saat bangun tidur, datang berupa serangan secara tidak teratur, semakin lama dan semakin sering.
b) Muntah proyektil tanpa didahului oleh rasa mual akibat peninggian tekanan intra kranial.
c) Gangguan ketajaman visus dan lapangan pandang akibat penekanan saraf opticus.

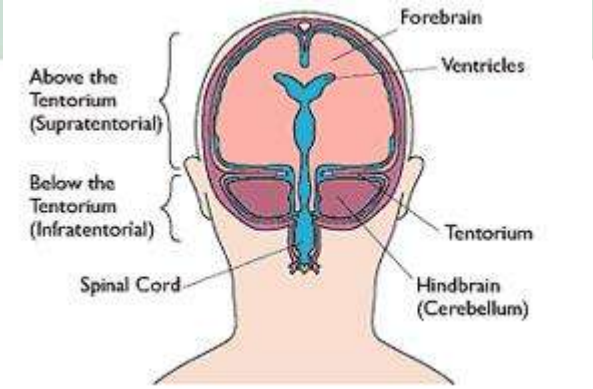
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

d) Kejang-kejang adalah gejala awal yang sering dijumpai pada lebih dari 50% penderita tumor otak saat pemeriksaan klinis.

Berdasarkan cara terbentuknya, tumor otak diklasifikasikan menjadi dua macam yaitu tumor otak primer dan tumor otak sekunder (metastastik).

1. Tumor Otak Primer

Tumor otak primer adalah tumor yang terbentuk dari sel yang ada di otak dan mempunyai kecenderungan untuk tetap berada di otak dan tidak menyebar ke organ yang lain di dalam tubuh (Halimatussadiah, 2017). Tumor otak primer diklasifikasikan berdasarkan tipe jaringan asal yaitu salah satu nya adalah glioma. Glioma adalah tumor otak yang paling sering terjadi di tumor otak primer. Salah satu jenis tumor otak yang muncul dari sel glia disebut glioma (Drevelegas, 2011). Glioma terletak di supratentorial, Gambar 2.2 merupakan gambar letak supratentorial di otak (Enggariani, 2012).

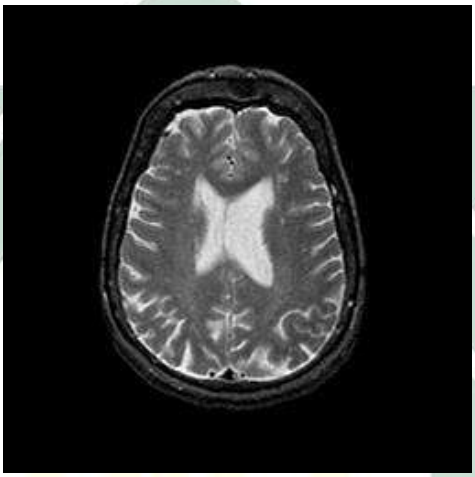


Gambar 2.2 Gambaran Supratentorial *(Enggariani, 2012)*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

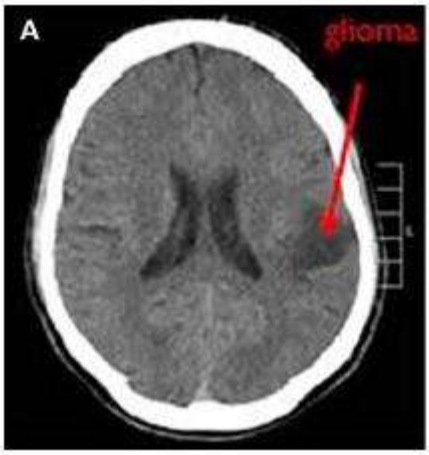
B. Identifikasi Tumor Otak

Pada ilmu kedokteran, suatu penyakit tumor dapat dikelompokkan sesuai parahnya penyakit tumor yang diderita pasien. Pada penelitian ini, akan digunakan citra MRI otak dengan dua klasifikasi yaitu normal atau glioma. Citra otak normal akan ditunjukkan pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 Citra MRI Otak Normal *(Soesanti, dkk., 2011)*

Kemudian untuk citra glioma dapat dikenali secara visual menggunakan panca indera mata yang akan ditunjukkan pada Gambar 2.4.



Gambar 2.4 Citra MRI Otak Glioma *(Anitha & Raja, 2017)*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Berdasarkan kedua gambar diatas terdapat perbedaan yaitu didalam citra otak tumor (glioma) terdapat pola lain dan memiliki warna yang berbeda.

C. Pemeriksaan Tumor Otak

Beberapa pemeriksaan untuk otak telah disediakan. Berikut ini macam-macam pemeriksaan untuk diagnosis tumor otak.

1. Computed Tomography (CT)

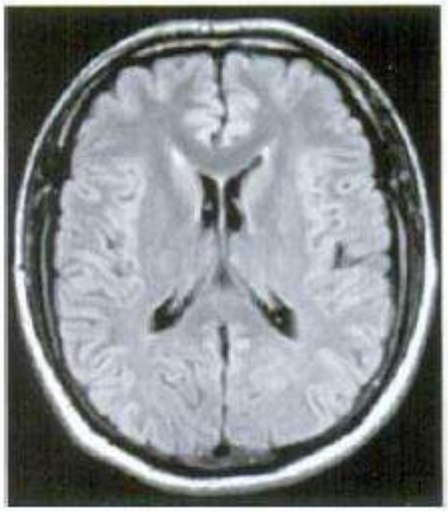
Computed Tomography (CT) diperkenalkan sejak tahun 1970 oleh Allan Cormack dan Geoffrey Hounsfiled (Nurhayati, 2015). Alat tersebut digunakan untuk pemeriksaan klinis dan menjadi faktor penting dalam diagnosis radiologi. Macam-macam pemeriksaan radilogis di rumah sakit yang mengunakan *computed tomography* (CT) dan banyak dijumpai dalam kehidupan sehari-hari antara lain penyakit stroke, kelainan saraf otak, tumor otak, dan kanker otak.

2. *Magnetic Resonance Imaging* (MRI)

Selain CT, pemeriksaan yang lain untuk mendiagnosis tumor otak (glioma). *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) adalah teknik pencitraan dalam pemeriksaan organ tubuh atau diagnostik radiologi dengan memanfaatkan sifat magnetik dari sebuah inti atom hidrogen pada molekul air yang ada di tubuh manusia (Soesanti, dkk., 2011). Alat ini memanfaatkan atom hidrogen sebab pada sebagaian tubuh manusia terdapat atom hidrogen. MRI mempunyai prinsip dasar yaitu mempelajari respon jaringan dalam suatu medan magnet terhadap gelombang frekuensi radio, dimana jaringan yang sakit memantulkan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

sinyal berbeda dibandingkan jaringan normal (Halimatussadiah, 2017). Sinyal radio yang dihasilkan dari alat MRI di proses menggunakan analisis komputer kemudian menjadi sinyal digital dan dikonversi menjadi citra keabuan (*grayscale*) (Patel, dkk., 2013). Salah satu kelebihan MRI adalah dapat memberikan informasi yang mendetail (jelas) mengenai anatomi tubuh manusia dibandingkan dengan hasil pemeriksaan dari alat *X-ray* standar, *Ultrasound*, atau *Computed Tomography* (CT). Hasil citra MRI otak ditunjukkan pada Gambar 2.5.



Gambar 2.5 Citra MRI Otak *(Halimatussadiah, 2017)*

D. Pengolahan Citra Digital

Citra merupakan suatu fungsi kontinyu dari intensitas cahaya pada bidang dua dimensi $f(x, y)$ dengan (x, y) yaitu koordinat spasial (bidang), dan fungsi f pada sembarang pasangan koordinat (x, y) disebut intensitas dari citra pada titik tersebut. Citra digital adalah citra yang direpresentasikan secara numerik dengan nilai-nilai diskrit (Gonzales & Woods, 2008). Citra adalah matriks yang berisi

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

angka-angka perwakilan dari setiap piksel warna. Pengolahan citra adalah suatu sistem dimana proses dilakukan dengan input berupa citra (gambar) dan outputnya juga berupa citra dengan proses yang berupa perbaikan baik kualitas citra atau penyajian citra. Pada citra juga dapat diterapkan *watermaking* agar tahan terhadap berbagai serangan atau pembajakan (Fanani & Ulinnuha, 2016). Pengolahan citra mempunyai dua tujuan utama, yaitu sebagai berikut (Anggriyani, 2015):

1) memperbaiki kualitas citra (*Image Enhancement*), sehingga manusia dapat melihat informasi yang diharapkan dengan menginterpretasikan citra yang ada.
2) mengekstraksi informasi ciri yang menonjol pada suatu citra, sehingga mendapatkan citra yang numerik.

Pada umumnya sebuah citra digital berbentuk persegi panjang yang dimensi ukurannya dinyatakan dalam lebar kali panjang atau $M \times N$. Piksel merupakan elemen pada citra digital. Sehingga jika citra berukuran $M \times N$ maka mempunyai MN buah piksel. Secara umum citra yang mampu diolah dan dihasilkan oleh komputer berupa citra biner (*binary image*), citra keabuan (*grayscale*), dan citra warna (*true color*). Dibawah ini adalah penjelasan masing-masing tipe citra (Putra, 2009):

a) Citra biner merupakan citra yang paling sederhana. Citra ini hanya memiliki dua kemungkinan nilai *pixel* yaitu hitam dan putih. Warna hitam ditunjukkan dengan nilai 0 dan warna putih ditunjukkan dengan nilai 1. Citra ini juga sering disebut citra B&W (*black and white*) atau citra monokrom.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

b) *Grayscale* merupakan citra yang mampu menghasilkan degradasi warna abu-abu dari warna hitam hingga warna putih. Tingkat keabuan disini merupakan warna abu dengan berbagai tingkatan, berupa bilangan antara 0-255. Nilai ini digunakan untuk menunjukkan nilai intensitas. Nilai 0 untuk warna hitam, nilai 255 untuk warna putih sedangkan nilai antara 0-255 untuk warna antara hitam dan putih (keabuan).

c) *True color* atau RGB merupakan perpaduan dari ketiga komponen utama pembentuk warna yang dikenal sebagai warna RGB. RGB terdiri dari tiga warna dasar yaitu merah, hijau, dan biru. Dalam beberapa penelitian sebelumnya yang lebih banyak digunakan adalah warna hijau.

Pada pengolahan citra digital terdapat beberapa metode yaitu proses pengolahan awal citra (*preprocessing*) untuk perbaikan kualitas citra, segmentasi citra, dan ekstraksi citra.

1. *Preprocessing* citra

Preprocessing citra adalah proses awal atau langkah pertama yang dilakukan untuk memperbaiki kulitas citra dengan menggunakan teknik-teknik pengolahan citra. Teknik yang digunakan dalam *preprocessing,* salah satunya yaitu perbaikan kualitas citra atau *image enhancement.* Perbaikan kualitas citra perlu dilakukan karena kualitas citra yang buruk dapat mengganggu atau mempengaruhi proses selanjutnya. Operasi-operasi dasar yang dilakukan adalah sebagai berikut (Munir, 2004):

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

a. *Grayscale*

Pengolahan awal citra yang disajikan dalam sebaran citra keabuan dengan nilai intensitas pikselnya 0 hingga 255 yang mana nilai 0 sebagai warna hitam dan nilai 255 sebagai warna putih. Perhitungan untuk mengubah citra RGB menjadi *grayscale* dilakukan dengan menghitung nilai rata-rata dari ketiga warna tersebut pada setiap layer R, layer G, dan layer B. Berikut Persamaan 2.1 adalah rumus untuk *grayscale* (Handayani N. , 2013).

$$gs = \frac{(R+G+B)}{3} \tag{2.1}$$

Keterangan :

gs : *grayscale*

R : citra red

G : citra green

B : citra blue

Citra *grayscale* mempunyai 256 tingkat keabuan dengan intensitas keabuan dengan dengan rentan nilai antara 0-255. Intensitas keabuan 0 digunakan untuk warna hitam, 255 untuk warna putih, kemudian 1-254 untuk warna abu-abu.

b. *Cropping*

Cropping memiliki fungsi yaitu untuk menghasilkan bagian spesifik dari sebuah citra dengan teknik memotong daerah yang tidak diinginkan atau daerah yang tidak diperlukan. *Cropping* digunakan untuk menambah fokus pada citra, membuang bagian citra yang tidak diperlukan, dan memperbesar daerah tertentu pada citra. Hasil dari *cropping* yaitu citra baru yang ukurannya

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

lebih kecil dari citra asli. Salah satu kelebihannya adalah waktu pemrosesan yang lebih cepat karena bagian yang diproses hanya bagian yang diperlukan saja.

c. Operasi Titik (*Adaptive Histogram Equalization*)

Operasi titik merupakan pengaksesan piksel pada lokasi yang diberikan juga dapat dimodifikasi dengan operasi *Linear* maupun *non linear* dan menempatkan nilai piksel baru pada lokasi yang bersesuaian di dalam citra yang baru. Macam-macam teknik perbaikan citra dengan operasi titik yaitu *intensity adjusment,* ekualisasi histogram*, adaptive histogram equalization* dan *thresholding* (Masruroh, 2016). Dalam proses *thresholding* akan dihasilkan citra biner, yang merupakan citra memiliki dua nilai tingkat keabuan (Wulan, 2012). Berikut aturan Persaman pada 2.2.

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 \; if \; f(x,y) \geq T \\ 0 \; if \; f(x,y) \leq T \end{cases} \tag{2.2}$$

Ekualisasi histogram digunakan untuk mengubah nilai-nilai intensitas dalam citra agar penyebarannya seragam. Histogram citra memberi informasi tentang penyebaran intensitas piksel-piksel di dalam sebuah citra. Contoh, citra dengan terlalu terang dan gelap mempunyai histogram yang sempit. Histogram citra mempunyai tujuan yaitu untuk memperoleh penyebaran histogram yang merata, sedemikian sehingga setiap tingkat keabuan mempunyai jumlah piksel yang relatif sama dan akan meningkatkan kualitas citra (Munir, 2004). Rumus yang digunakan untuk menghitung histogram dari suatu citra digital yaitu pada Persamaan 2.3.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$h(r_k) = n_k \tag{2.3}$$

Keterangan :

r_k : tingkat keabuan ke-k pada sumbu horisontal

n_k : jumlah piksel dalam citra yang memiliki tingkat keabuan r_k

k = 0,1, …, L-1

Kemudian untuk normalisasi histogram dinyatakan dalam rumus sebagai berikut, yang menyatakan estimasi probabilitas kemunculan tingkat keabuan r_k. Berikut Persamaan 2.4.

$$p(r_k) = n_k / n \tag{2.4}$$

Keterangan :

r_k : tingkat keabuan ke-k pada sumbu horisontal

n_k : jumlah piksel dalam citra yang memiliki tingkat keabuan r_k

k = 0,1, …, L-1

n : jumlah piksel dalam citra

Ekualisasi histogram digunakan untuk mengubah derajat keabuan piksel r_k dengan derajat keabuan yang baru S_k dengan fungsi transformasi yaitu T, dalam hal ini $S_k = T(r_k)$ pada Persamaan 2.5 (Munir, 2004).

$$S_k = T(r_k) = \sum_{j=0}^{k} p_r\left(r_j\right) = \sum_{j=0}^{k} \frac{n_j}{n} \tag{2.5}$$

Keterangan :

r_k : tingkat keabuan ke-k pada sumbu horisontal

n_k : jumlah piksel dalam citra yang memiliki tingkat keabuan r_k

k = 0,1, …, L-1

n : jumlah piksel dalam citra

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Rumus lain yang dapat digunakan untuk menghitung histogram adalah seperti pada Persamaan 2.6.

$$K_0 = round\left(\frac{C_i(2^k - 1)}{w \times h}\right) \tag{2.6}$$

Keterangan :

K_0 : nilai keabuan hasil histogram

$round$: fungsi pembulatan ke bilangan yang terdekat

C_i : jumlah distribusi dari nilai skala keabuan ke-i dari citra asli

w : lebar citra

h : tinggi citra

Pada penelitian ini akan digunakan operasi titik menggunakan *adaptive histogram equalization*. Metode ini diperkenalkan oleh *Pizer* dan kawan kawan pada tahun 1987 dengan menerapkan teknik AHE pada citra alami dan citra medis (Hartono & Lusiana, 2014). Teknik *adaptive histogram equalization* (AHE) pada prinsipnya sama dengan metode ekualisasi histogram yaitu melakukan proses ekualisasi histogram sebanyak beberapa piksel blok citra (Gonzales & Woods, 2008). Blok citra memiliki variasi ukuran sesuai keadaan citra atau kebutuhan penelitian antara lain 2x2, 4x4, 8x8 piksel atau ukuran yang lainnya. Metode AHE meningkatkan kontras citra dengan mengubah setiap pikselnya menggunakan fungsi transformasi yang berasal dari daerah piksel ketetanggaannya (Riadi, dkk., 2017).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

d. Operasi Spasial (*median filtering*)

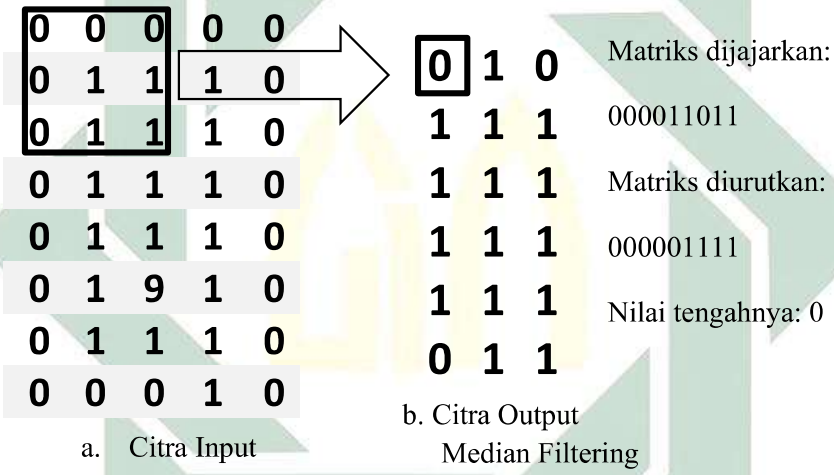
Operasi spasial adalah suatu taknik perbaikan citra dengan menggunakan suatu kernel dua dimensi. Kernel merupakan suatu matrik persegi berukuran $(a \times b)$ dengan elemen-elemennya bilangan-bilangan yang membentuk pola tertentu. Ukuran kernel sangat beragam, tapi umumnya adalah $2 \times 2,\ 3 \times 3,\ 5 \times 5$ dan sebagainya. Macam-macam teknik perbaikan citra dengan operasi spasial yaitu *neighborhood averaging, median filtering,* dan *high-pass filtering.* Pada tahap filter median merupakan sebuah filter yang berfungsi untuk menghaluskan dan mengurangi *noise*/gangguan/kerusakan pada citra. Metode ini sangat bagus dalam pengurangan *noise* dan mampu menghilangkan *salt-and-paper-noise* karena filter median mempunyai sifat yang menjauhi hitam dan putih (Gonzales & Woods, 2008). Pada filter median dimensi yang digunakan untuk kernel adalah ukuran ganjil, sebab jika semakin kecil ukuran kernel yang digunakan akan semakin dapat meningkatkan kualitas citra, karena citra juga akan lebih detail dan menghasilkan *smoothing* yang sedikit (Masruroh, 2016). Pada penelitian ini akan digunakan *median filtering* untuk memperbaiki kualitas citra. Proses *median filter* yitu dengan cara mencari nilai tengah dari nilai piksel tetangga yang mempengaruhi piksel tengah, dengan cara mengurutkan nilai-nilai piksel tetangga, baru kemudian dipilih nilai tengahnya (Hamidah, 2013). Pengurutan diawali dengan nilai terkecil sampai nilai terbesar, untuk menghitung nilai tengahnya yaitu dengan Persamaan 2.7.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$median = \frac{n+1}{2} \tag{2.7}$$

Keterangan : n adalah bernilai ganjil

Misalkan diberikan matriks seperti Gambar 2.7. Pertama buat matriks 3×3, kemudian matriks 3×3 dibentuk vektor menjadi [0, 0, 0: 0, 1, 1: 0, 1, 1], selanjutnya diurutkan 000001111. Berdasarkan hasil pengurutan maka didapatkan nilai tengah (*median*) yang memiliki nilai 0, sehingga yang awalnya nilai 1 berubah menjadi 0 begitu selanjutnya.



Gambar 2.6 Perhitungan Manual Median Filter *(Listyalina, 2017)*

2. Segmentasi *Threshold Otsu*

Segmentasi adalah proses pada citra digital yang terdapat suatu proses penting yang sering digunakan sebagai *preprocessing* sebagai proses yang lain. Segmentasi merupakan suatu proses untuk memisahkan sebuah objek dengan objek lain atau antara objek dengan latar belakang (*background*) yang terdapat pada sebuah citra (Gunawan, dkk., 2011). Secara umum, terdapat dua macam pendekatan utama yaitu segmentasi tepi (*edge-based*) dan segmentasi daerah atau wilayah (*region-based*) (Chusyairi, 2016). Segmentasi tepi merupakan proses segmentasi untuk mendapatkan garis yang ada pada gambar dengan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

asumsi bahwagaris tersebut yang merupakan tepi dari objek yang memisahkan objek satu dengan objek yang lain atau antara objek dengan latar belakang (*background*). Segmentasi daerah merupakan proses segmentasi yang dilakukan untuk mendapatkan daerah yang dipercaya adalah sebuah objek. Kemudian untuk mendapatkan daerah tersebut, dilakukan analisis terhadap kesamaan warna dan tekstur di setiap piksel yang ada pada sebuah citra.

Segmentasi yang digunakan pada penelitian ini *local threshold* sehingga citra akan dibagi menjadi ke dalam beberapa wilayah dengan diidentifikasi per wilayah untuk diketahui nilai thresholdnya. Threshold akan mengkonversikan citra *grayscale* ke citra *biner* (hitam atau putih). Persamaan 2.8 threshold yang biasa digunakan adalah sebagai berikut (Muwakhid & Nurdiyah, 2018).

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 \ jika \ f(x,y) & \geq T; \\ 0 \ jika \ f(x,y) & < T; \end{cases} \tag{2.8}$$

Metode threshold otsu berfungsi untuk membagi citra histogram kedalam dua daerah yang bebeda secara otomatis. Pada threshold otsu terdapat perhitungan yang harus dilakukan untuk mendapatkan nilai threshold (Syafi'i, dkk., 2015). Langkah pertama harus diketahui jumlah piksel untuk setiap tingkat keabuannya dengan melihat histogram citra. Tingkat keabuaan citra dilambangkan dengan *i* sampai *L*. Level ke *i* dimulai dari 1 yang merupakan piksel bernilai 0. Sedangkan nilai *L* maksimal level adalah 256 dengan piksel bernilai 255. Kemudian nilai ambang yang akan dicari dari suatu citra *grayscale* dinyatakan dengan huruf *k*. Nilai *k* berkisar antara 0-(*L*-

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

1) sehingga probabilitas setiap piksel pada level ke *i* tertulis pada Persamaan 2.9.

$$P_i = \frac{n_i}{N} \tag{2.9}$$

Keterangan :

P_i : Probabilitas piksel ke-*i*

n_i : Jumlah piksel dengan tingkat keabuan *i*

N :Total jumlah piksel pada citra

Langkah kedua yaitu menghitung nilai jumlah kumulatif, rerata kumulatif, dan intensitas global berturut-turut dapat dilihat pada Persamaan 2.10, 2.11, dan 2.12.

$$\omega(k) = \sum_{i=0}^{k} p_i \tag{2.10}$$

$$\mu(k) = \sum_{i=0}^{k} i.p_i \tag{2.11}$$

$$\mu_T(k) = \sum_{i=0}^{L-1} i.p_i \tag{2.12}$$

Langkah ketiga adalah menghitung varian antar kelas (*between class variance*) yang digunakan untuk mencari nilai ambang dari sebuah citra *grayscale*, yang dijadikan nilai acuan untuk mengubah citra *grayscale* ke citra *biner* karena masing-masing citra memiliki nilai ambang atau nilai threshold yang berbeda-beda berikut pada Persamaan 2.13.

$$\sigma_B^2(k) = \frac{[\mu_T\omega(k) - \mu(k)]^2}{\omega(k)[1 - \omega(k)]} \tag{2.13}$$

Kemudian hasil dari perhitungan *between class variance* dihitung nilai maksimal yang akan digunakan sebagai *threshold* (nilai ambang) *k*, berikut pada Persamaan 2.14.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$\sigma_B^2(k^*) = max_{1 \leq x \leq L} \ \sigma_B^2(k) \tag{2.14}$$

Keterangan :

$\omega(k)$: Jumlah Kumulatif

$\mu(k)$: Rerata Kumulatif

$\mu_T(k)$: Rerata Intensitas Global

σ_B^2 : Nilai Ambang

$L = 0,1,2,3, \ldots, L$-1

setelah mealui semua tahap dari segmentasi *threshold otsu*, selanjutnya citra akan diekstraksi menggunakan transformasi *wavelet haar*.

3. *Discrete Wavelet Transform* (DWT) Haar

Proses ekstraksi citra merupakan salah satu proses yang sangat penting dalam pengenalan pola, karena metode ekstraksi citra yang tepat akan mampu memberikan informasi yang detail tentang kelas suatu citra. Proses ekstraksi juga disebut dengan reduksi atau pengurangan. Dalam tugas akhir ini akan dilakukan penelitian untuk ekstraksi citra menggunakan Transformasi *Wavelet* (DWT) *Haar*. Transformasi *wavelet* merupakan suatu metode yang digunakan dalam ekstraksi citra untuk menghasilkan fitur atau ciri suatu citra. Transformasi *wavelet* mewakili sebuah gambar (sinyal) didalam versi yang sudah diterjemahkan dari *mother wave* (fungsi dasar yang diunakan dalam transformasi melalui translasi dan penskalaan sehingga dapat menentukan karakteristik yang dihasilkan), memperoleh perwakilan yang berbeda dari gambar asli didalam domain ruang (Guijarro, dkk., 2015).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Penjelasan transformasi wavelet adalah pentransformasian sinyal diskrit menjadi koefisien-koefisien wavelet yang diperoleh dengan cara menapis sinyal menggunakan dua buah penapis yaitu tapis pelewat tinggi dan tapis pelewat rendah (Suma'inna & Gumilar, 2013). *Wavelet* adalah keluarga fungsi yang dihasilkan oleh *wavelet* basis ψ yang disebut dengan *mother wavelet*. Operasi matematika yang menjadi dasar utama *wavelet* yaitu ada dua macam operasi sebagai berikut (Sutarno, 2010):

1) Penggeseran, contohnya $\psi(x-1),\ \psi(x-2), \psi(x-b)$
2) Penyekalaan, contohnya $\psi(2x),\ \psi(4x),\ \psi\left(\frac{2}{x}\right)$

Dua operasi matematika diatas apabila di kombinasikan maka menghasilkan keluarga *wavelet*. Rumus umum keluarga *wavelet* terdapat pada Persamaan 2.15.

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}}\psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \tag{2.15}$$

Keterangan :

$a, b \in R; a \neq 0$ (R: bilangan real)

a : parameter penyekalaan (dilatasi)

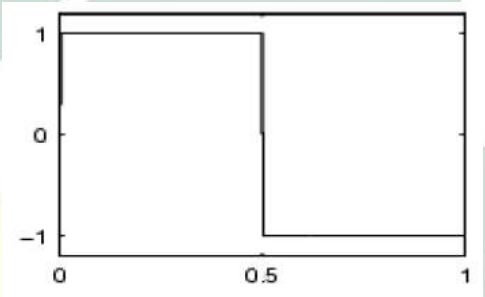
b : parameter penggeseran posisi (translasi) pada sumbu x

$\sqrt{|a|}$: normalisasi energi yang sama dengan energi induk.

Proses transformasi *wavelet* dilakukan dengan cara konvolusi atau dengan proses pererataan dan pengurangan secara berulang. Penerapan transformasi *wavelet* telah banyak dilakukan pada aplikasi pengolahan isyarat dan pengolahan citra. Macam-macam transformasi *wavelet* juga sangat

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

banyak salah satunya yang akan digunakan pada penelitian ini yaitu transformasi *wavelet haar* dua dimensi, hal ini dikarenakan citra adalah sebuah bentuk sinyal dalam ruang dimensi dua. *Wavelet haar* merupakan jenis *wavelet* yang mempunyai sebutan "*compactly supported*" yang mana metode ini didukung dengan kategori ortogonal yang lengkap. Metode *haar* adalah bagian dari *wavelet* yang paling tua dan sederhana (Sunjoyo, dkk., 2016). Pada *wavelet* haar fungsi penskalanya ditunjukkan pada Gambar 2.7.

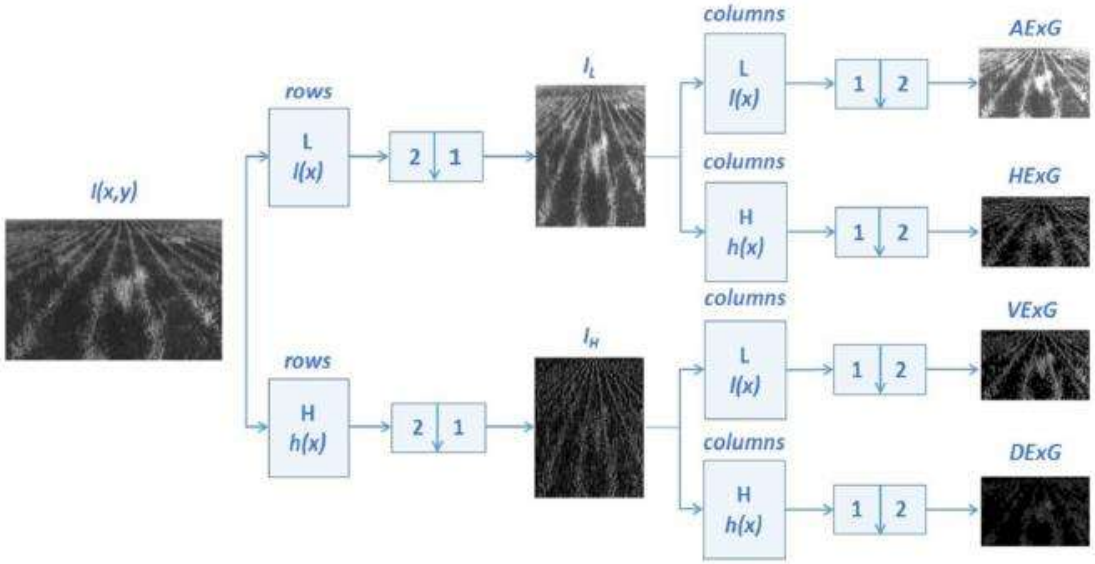


Gambar 2.7 Fungsi Penskala Wavelet Haar *(Prihartono, dkk., 2011)*

Penerapan metode *wavelet* pada citra yaitu menapis citra dengan tapis *wavelet*. Panjang tapis *wavelet* haar adalah 2. Kemudian penapisan ini menghasilkan 4 subbidang citra dari citra asal, keempat subbidang citra ini berada pada lingkungan *wavelet*. Keempat subbidang ini adalah tapis pelewat rendah-pelewat rendah (LL), tapis pelewat rendah-pelewat tinggi (LH), tapis pelewat tinggi-pelewat rendah (HL), dan tapis pelewat tinggi-pelewat tinggi (HH). Tapis pada citra disebut dengan dekomposisi. Dekomposisi sebagai masukannya yaitu citra pelewat rendah-pelewat rendah (LL) untuk mendapatkan tahap dekomposisi selanjutnya. Level atau aras pada wavelet haar sampai dengan tak hingga. Proses penentuan level atau aras yaitu tergantung ukuran dari citra yang digunakan. Misalkan pada sebuah citra

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

dengan ukuran 2^n maka diperlukan sebanyak n level yang berfungsi untuk melakukan dekomposisi penuh sehingga bisa dikatakan kompleksitas.

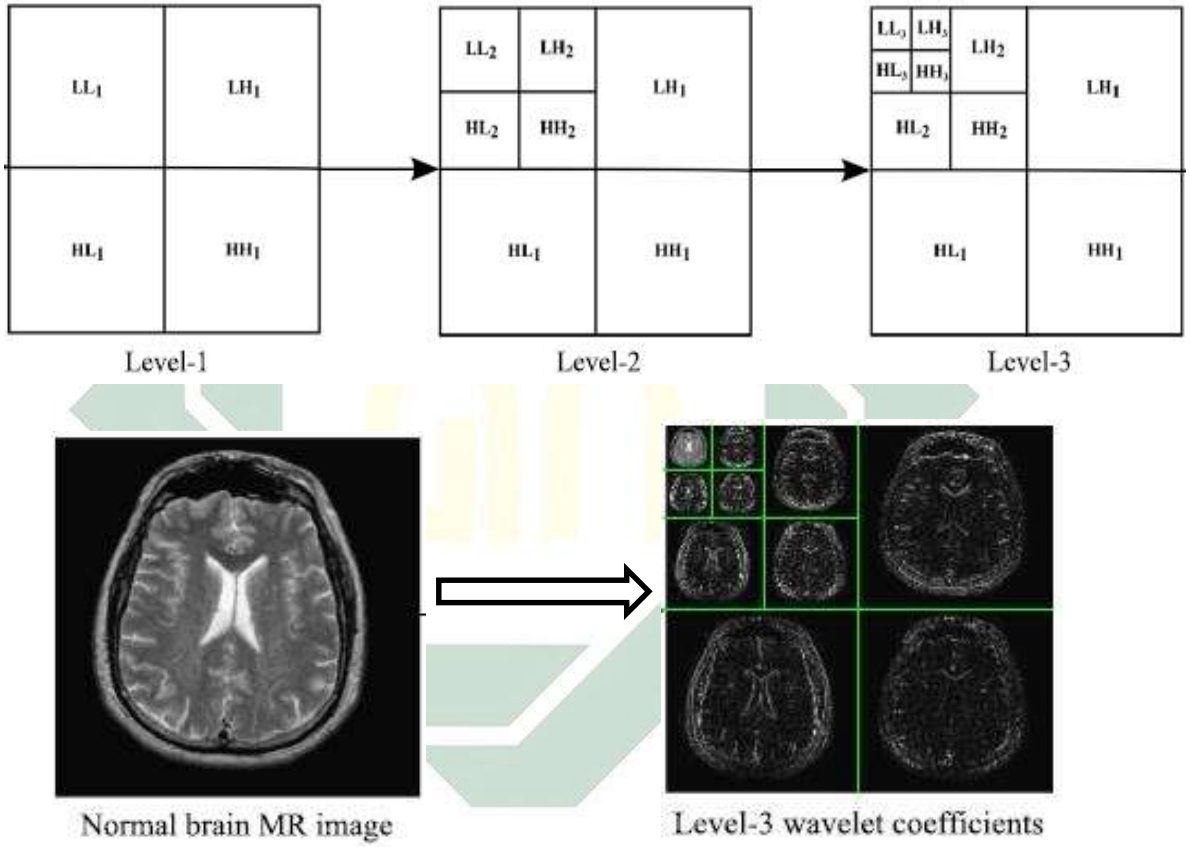


Gambar 2.8 Struktur dari Dekomposisi Transformasi Wavelet Diskrit Haar *(Guijarro, dkk., 2015)*

Pada Gambar 2.8 akan diberikan sebuah citra yang didekomposisi menggunakan tapis H merupakan tapis lolos tinggi dan L merupakan tapis lolos rendah dengan wavelet 2D sehingga menghasilkan koefisien LL, LH, HL, dan HH. Tapis LL menyatakan bagian koefisien yang diperoleh melalui proses tapis pelewat rendah dilanjutkan dengan tapis pelewat rendah juga. Citra pada bidang ini hampir sama dan merupakan bentuk lebih halus dari citra aslinya sehingga koefisien pada bidang LL dikenal dengan komponen approksimasi. Tapis LH menunjukkan bidang koefisien yang diperoleh melalui tapis pelepas rendah kemudian dilanjutkan dengan tapis pelewat tinggi. Koefisien pada bidang ini menunjukkan citra tepi dalam arah horisontal. Tapis HL menunjukkan bagian yang diperoleh melalui proses tapis pelewat tinggi dan dilanjutkan dengan tapis pelepas rendah. Koefisien

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

pada bidang ini menunjukkan citra tepi dalam arah vertikal. Tapis HH menunjukkan proses yang diawali dengan pelewat tinggi dan dilanjutkan dengan pelewat tinggi yang menunjukkan citra tepi dalam arah diagonal. Berikut contoh suatu citra MRI otak dekomposisi dari level 1 sampai dengan level 3 pada Gambar 2.9.



Gambar 2.9 Diagram Hasil Dekomposisi Wavelet Level 3 Citra MRI *(Nayak, dkk., 2015)*

Pada penelitian ini transformasi *wavelet* digunakan untuk mendapatkan fitur energi dan koefisien *wavelet* pada suatu citra dengan proses uji coba dekomposisi sebanyak beberapa level (Singh, dkk., 2015). Fitur koefisien wavelet yang dicari yaitu nilai mean dan standar deviasi pada setiap level (subband)/ subbidang. Proses memperoleh fitur citra dapat dilakukan dengan cara menghitung jumlah atau nilai piksel yang ditemui pada saat pengecekan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

yang dilakukan dalam berbagai arah yaitu vertikal, horizontal, diagonal kiri, diagonal kanan dalam koordinat kartesian dari suatu citra digital. Fitur-fitur tersebut antara lain:

1. Energi

Fitur merupakan sebuah karakteristik unik dari suatu citra atau objek sehingga dalam citra tersebut adalah pembeda antar citra satu dengan citra lainnya. Energi pada transformasi wavelet berguna sebagai masukan dan perhitungan jarak euclidean yang kemudian digunakan untuk menentukan kesamaan atau kemiripan dan ketidaksamaan dua vektor fitur. Tingkat kemiripan atau kesamaannya dinyatakan dengan suatu skor atau ranking. Jika nilai ranking rendah maka semakin dekat kemiripan atau kesamaan kedua vektor citra tersebut. Rumusnya disajikan pada Persamaan 2.16 (Singh, dkk., 2015) (Sugiarto & Fahmi, 2017):

$$E = \frac{1}{M^2 \times N^2} \sum_{i=1}^{M} \sum_{J=1}^{N} \left| X_{i,j} \right|^2 \tag{2.16}$$

Keterangan :

E = energi transformasi *wavelet*

$M \times N$ = ukuran sub citra hasil dekomposisi

$X_{i,j}$ = koefisien *wavelet*

2. Rata-rata (*Mean*)

Fitur ini menunjukkan ukuran pemusatan nilai daerah citra. Rumus rata-rata *wavelet* pada Persamaan 2.17 (Singh, dkk, 2015):

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$\mu = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^{M} \sum_{J=1}^{N} |X_{i,j}| \tag{2.17}$$

Keterangan :

μ = rata-rata transformasi wavelet

$M \times N$ = ukuran sub citra hasil dekomposisi

$X_{i,j}$ = koefisien *wavelet*

3. Standar Deviasi

Pada fitur standar deviasi kita akan mengetahui keseragaaman piksel dari sebuah citra. Rumus standar deviasi pada Persamaan 2.18 (Sugiarto & Fahmi, 2017):

$$STD = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} (X_{i,j} - \mu)^2} \tag{2.18}$$

Keterangan :

STD = standar deviasi transformasi wavelet

$M \times N$ = ukuran sub citra hasil dekomposisi

$X_{i,j}$ = koefisien *wavelet*

μ = rata-rata

Pada penelitian ini akan digunakan 3 fitur ciri ekstraksi citra menggunakan *descrete wavelet transform* yaitu energi, rata-rata, dan standar deviasi (Singh, dkk., 2015) (Guijarro, dkk., 2015). Energi digunakan untuk perhitungan jarak euclidean yang kemudian digunakan untuk menentukan kesamaan atau kemiripan dan ketidaksamaan dua vektor fitur, rata-rata dan standar deviasi merupakan kelompok statistik yang tujuannya untuk

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

mengetahui keseragaman serta pemusatan ssebuah data pada citra, Kemudian vektor fitur ciri tersebut digunakan untuk input *artificial neural network* menggunakan *backpropagation*.

E. *Artificial Neural Network* (ANN)

Artificial Neural Network merupakan salah satu sistem pemrosesan informasi yang didesain dengan menirukan cara kerja otak manusia dengan melakukan proses belajar melalui perubahan bobot sinopsis-nya. *Artificial Neural Network* mampu mengenali kegiatan dengan berbasis data pada masa lalu (Hermawan, 2006). Pada metode ini lebih efektif untuk penyelesaian prediksi atau peramalan dan pengenalan pola. Seperti pada otak manusia, *artificial neural network* juga terdiri dari beberapa neuron dan masing-masing neuron pada lapisan yang berbeda saling terhubung satu dengan yang lain. Neuron adalah sebuah unit pemroses informasi yang merupakan dasar operasi pada jaringan syaraf. Pada *artificial neural network*, neuron-neuron ini dimodelkan berdasarkan penyerdehanaan sel syaraf manusia. Setiap neuron pada jaringan menerima atau mengirim sinyal dari atau ke neuron-neuron yang lain pada lapisan yang lain pula. Pengiriman sinyal disampaikan melalui penghubung. Kekuatan hubungan yang terjadi antara neuron-neuron yang saling berhubungan dinyatakan dengan bobot. Perubahan yang terjadi selama proses pembelajaran adalah perubahan nilai bobot. Nilai bobot akan bertambah, jika informasi yang diberikan oleh neuron yang bersangkutan tersampaikan, sebaliknya jika informasi tidak disampaikan oleh suatu neuron ke neuron lainnya, maka nilai bobot yang menghbungkan keduanya akan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

dikurangi. Neuron-neuron ini juga yang nantinya akan memproses input tersebut kemudian mengirimkan hasilnya berupa sebuah output.

Pada dasarnya jaringan syaraf tiruan dibagi menjadi dua lapisan antara lain lapisan input (input layer) dan lapisan output (output layer) yang mempunyai jumlah node atau neuron yang berbeda (Anggriyani, 2015). Namun, adapula JST (ANN) yang mempunyai satu lapisan lagi yang terletak diantara lapisan input dan lapisan output yang disebut dengan lapisan tersembunyi atau sering disebut hidden layer (Novitasari, Farida, & Puspitasari, Klasifikasi Menggunakan Metode Hybrid Bayessian-Neural Network (Studi Kasus: Identifikasi Virus Komputer), 2016). Lapisan-lapisan diatas, mempunyai konsep kerja masing-masing yaitu sebagai berikut: lapisan input digunakan untuk menyatakan nilai sebuah pola sebagai input jaringan. Input merupakan suatu kumpulan informasi yang diperoleh dari data yang sedang diteliti. Lapisan tersembunyi merupakan lapisan yang tidak lansung berinteraksi dengan dunia luar sehingga hasil output lapisan ini tidak diketahui. Lapisan tersembunyi memperluas jaringan syaraf tiruan dalam menghadapi masalah-masalah yang kompleks. Sedangkan lapisan output berugas sebagai tempat keluaran hasil pemahaman jaringan terhadap data input. Tujuan dari pembangunan jaringan syaraf tiruan adalah untuk mengetahui nilai output atau hasil (Puspitaningrum, 2006). Jaringan syaraf ditentukan oleh 3 hal yaitu (Fausett, 1994):

1. pola hubungan antar neuron atau sering disebut arsitektur jaringan.
2. metode untuk menentukan bobot penghubung atau sering disebut algoritma.
3. fungsi aktivasi (fungsi untuk menghasilkan output).

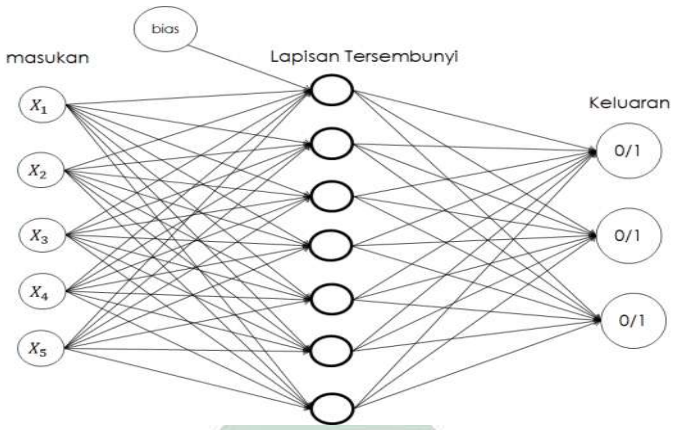
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

1. *Backpropagation*

Algoritma *backpropagation* adalah algoritma yang melatih jaringan dengan menyebarkan error output mundur dari lapisan output sampai ke lapisan input. Error ini berfungsi mengevaluasi turunan dari fungsi kesalahan untuk penyesuaian bobot agar memperoleh output sesuai dengan target yang diinginkan (Yeung, dkk., 2010). Algoritma ini dapat digunakan untuk banyak lapisan atau *multilayer*. Metode *backpropagation* adalah metode dari bagian *Artificial Neural Network* yang populer karena sangat baik dalam menangani masalah pengenalan pola-pola kompleks. Algoritma *backpropagation* dibagi menjadi dua bagian yaitu algoritma pelatihan dan algoritma pengujian. Didalam *backpropagation* ada tiga fase yaitu *propagation* fase maju, *propagation* fase mundur, kemudian pemberian bobot. Algoritma pelatihan menggunakan semua ketiga fase didalam *backpropagation*, sedangkan algoritma pengujian hanya menggunakan fase maju (Puspitaningrum, 2006).

Backpropagation merupakan metode pelatihan terawasi (supervised learning), artinya mempunyai target yang akan dicari. Ciri dari *backropagation* adalah meminimalkan error pada output yang dihasilkan oleh jaringan. Algoritma *backpropagation,* biasanya menggunakan jaringan multilayer yaitu terdiri dari input layer (layer masukan), hidden layer (layer tersembunyi), output layer (layer keluaran). Dibawah ini Gambar 2.10 adalah gambar jaringan multilayer.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 2.10 Model Backpropagation Multilayer

Pada Gambar 2.10 diatas, terdapat lapisan input dengan banyaknya neuron input (x_q, q=1, 2, 3, 4, 5). lapisan tersembunyi ada satu dengan banyaknya neuron tersembunyi (z_r, r=1, 2, 3, 4, 5, 6, 7). dan lapisan output dengan banyaknya neuron (y_s, s=1, 2, 3). Bobot-bobot yang menghubungkan neuron input ke-q menuju neuron ke-r pada lapisan tersembunyi disimbolkan dengan w_{qr}, sedangkan v_{rs} adalah bobot-bobot dari neuron ke-r pada lapisan tersembunyi yang menuju ke-s pada lapisan output.

1. Fungsi Aktivasi

Fungsi ini digunakan untuk menentukan keluaran suatu neuron atau lapisan. Fungsi aktivasi berguna sebagai (net) /jaringan masukan yang merupakan kombinasi linear masukan dan bobotnya (Syuhada, 2015). Berikut pada Persamaan 2.19.

$$f(net) = f\sum_{i=1}^{n} x_i w_i \qquad (2.19)$$

Keterangan :

x_i = nilai masukan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

w_i = nilai bobot

$i = 1,2, \dots, n$

Berikut ini fungsi aktivasi yang sering digunakan antara lain:

a. Fungsi *threshold* (batas ambang)

Fungsi ini dinyatakan dalam rumus matematika pada Persamaan 2.20.

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq a \\ 0, & x \leq a \end{cases} \tag{2.20}$$

b. Fungsi *sigmoid*

Fungsi ini digunakan karena nilai fungsinya terletak antara 0 dan 1. Berikut ini Persamaan 2.21.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{2.21}$$

Dapat diturunkan seperti Persamaan 2.22:

$$f'(x) = f(x)\big(1 - f(x)\big) \tag{2.22}$$

c. Fungsi identitas

Fungsi identitas digunakan jika bentuk keluaran yang diinginkan berupa sembarang bilangan riil. Berikut pada Persamaan 2.23.

$$f(x) = x \tag{2.23}$$

2. Bias dan *Threshold*

Bias adalah sebuah unit masukan yang nilainya selalu sama dengan 1. Bias digunakan untuk mengubah nilai *threshold*=0 (Syuhada, 2015). Sehingga rumus nilai keluaran unit penjumlah pada Persamaan 2.24.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$net = b + \sum_{i=1}^{n} x_i w_i \tag{2.24}$$

Keterangan :

x_i = nilai masukan

w_i = nilai bobot

$i = 1,2, \dots, n$

Sehingga fungsi *threshold* menjadi Persamaan 2.25:

$$f(net) = \begin{cases} 1, & net \geq 0 \\ -1, & net < 0 \end{cases} \tag{2.25}$$

3. Algoritma Pelatihan *Backpropagation*

Algoritma pelatihan *backpropagation* yang digunakan yaitu algoritma propagasi balik. Algoritma propagasi balik adalah salah satu teknik pada pelatihan jaringan saraf tiruanyang terdiri atas tiga tahap. Tahap pertama adalah tahap propagasi maju yaitu pola masukan dihitung maju mulai dari lapisan masukan hingga lapisan keluaran dengan menggunakan fungsi aktivasi yang telah ditentukan. Tahap kedua adalah tahap propagasi mundur yaitu selisih antara lapisan keluaran jaringan dengan keluaran target yang merupakan kesalahan yang terjadi atau *error*. Kesalahan tersebut di propagasikan mundur, dimulai dari garis yang berhubungan langsung dengan unit-unit di lapisan keluaran. Tahap ketiga adalah memodifikasi bobot untuk menurunkan kesalahan yang terjadi (Siang, 2005). Tujuannya adalah mengubah nilai bobot dan nilai bias untuk mengurangi perbedaan antara lapisan *output* dengan target *output.* Algoritma ini sangat baik pada

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

permasalahan mengenai pengenalan pola-pola kompleks dan biasanya digunakan untuk jaringan *multilayer* (Gustianingsih, 2015). Algoritma pelatihan untuk *backpropagation* (dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid*) adalah sebagai berikut:

a. Inisialisasi semua bobot dengan bilangan acak kecil
b. Jika kondisi penghentian belum terpenuhi, lakukan langkah c-j
c. Setiap unit masukan menerima sinyal dan meneruskannya ke unit tersembunyi diatasnya
d. Menghitung semua keluaran di unit tersembunyi $z_j (j = 1,2,..,p)$ merupakan penjumlahan sinyal-sinyal *input* yang telah diberi bobot serta biasnya dengan Persamaan 2.26 dan 2.27,

$$z_net_j = v_{j0} + \sum_{i=1}^{n} x_i v_{ji} \tag{2.26}$$

$$z_j = f(z_net_j) = \frac{1}{1 + e^{-z_net_j}} \tag{2.27}$$

dimana z_net_j merupakan nilai keluaran jaringan dan z_j merupakan nilai fungsi dari z_net_j.

e. Menghitung semua keluaran jaringan di unit y_k $(k = 1,2,..,m)$ dengan Persamaan 2.28 dan 2.29,

$$y_net_k = w_{k0} + \sum_{j=1}^{p} z_j w_{kj} \tag{2.28}$$

$$y_k = f(y_net_k) = \frac{1}{1 + e^{-y_net_k}} \tag{2.29}$$

f. Menghitung faktor δ unit keluaran berdasarkan kesalahan disetiap unit keluaran y_k $(k = 1,2,..,m)$ dengan Persamaan 2.30,

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'^{(y_net_k)} = (t_k - y_k) y_k (1 - y_k) \quad (2.30)$$

dimana δ_k merupakan unit kesalahan yang akan dipakai dalam perubahan bobot layar dibawahnya yang berfungsi untuk mengoreksi *error*. Berikut ini pada Persamaan 2.31.

$$\Delta w_{kj} = \alpha\ \delta_k\ z_j \quad (2.31)$$

dimana Persamaan tersebut akan dipakai untuk merubah bobot w_{kj} dengan laju percepatan α dan $k = 1,2,..,m; j = 0,1,..,p$

g. Menghitung faktor δ unit keluaran berdasarkan kesalahan disetiap unit keluaran z_j $(j = 1,2,..,p)$ dengan Persamaan 2.32,

$$\delta_net_j = \sum_{k=1}^{m} \delta_k\, w_{kj} \quad (2.32)$$

Faktor δ unit tersembunyi tersaji pada Persamaan 2.33.

$$\delta_j = \delta_net_j\ f'(z_net_j) = \delta_net_j\ z_j(1 - z_j) \quad (2.33)$$

Menghitung perubahan bobot v_{ji} yang akan dipakai untuk merubah bobot v_{ji} dengan Persamaan 2.34,

$$\Delta v_{ji} = \alpha\ \delta_j\ x_i \quad (2.34)$$

dimana $j = 1,2,..,p; i = 0,1,..,n$

h. Menghitung semua perubahan bobot, Persamaan yang digunakan untuk menghitung perbahan bobot garis yang menuju ke unit keluaran pada Persamaan 2.35,

$$w_{kj}(baru) = w_{kj}(lama) + \Delta w_{kj} \quad (2.35)$$

dimana $k = 1,2,..,m; j = 0,1,..,p$. Hitung perubahan bobot garis yang menuju ke unit tersembunyi menggunakan Persamaan 2.36,

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$v_{ji}(baru) = v_{ji}(lama) + \Delta v_{ji} \quad (2.36)$$

dimana $j = 1,2,..,p; i = 0,1,..,n$

F. Pengukuran Ketepatan Klasifikasi

Pada hasil pembelajaran terkadang memberikan hasil klasifikasi yang tidak tepat. Sehingga diperlukan proses validasi sistem yang dianalisis dengan mengamati sensitivitas, spesifikasi, dan akurasi (Akobeng, 2006). Pengamatan tersaji pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Hasil Uji Diagnosa

Disease	Disease		*Sum*
	Positive	*Negative*	
Present	True Positive (TP)	False Negative(FN)	TP + FN
Absent	False Positive(FP)	True Negative (TN)	FP + TN
Sum	TP + FP	FN + TN	TP + FP + FN + TN

Keterangan :

TP = pasien memiliki penyakit dan hasil diagnosa tepat

TN = pasien tidak memiliki penyakit dan hasil diagnosa tepat

FP = pasien tidak memiliki penyakit tetapi hasil diagnosa menyatakan pasien memiliki penyakit

FN = pasien memiliki penyakit dan hasil diagnosa menyatakan pasien tidak memiliki penyakit

1. Sensitivitas

Sensitivitas merupakan suatu tes untuk mengidentifikasi pasien yang tepat mempunyai penyakit dari semua pasien yang mempunyai penyakit (Wong & Lim, 2011). Contohnya, hasil sensitivitas klasifikasi otak adalah 98%

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

yang artinya bahwa pasien yang menderita glioma (tumor otak) jika melakukan uji diagnosa maka pasien tersebut berpeluang 98% positif menderita glioma (tumor otak). Diberikan rumus pada Persamaan 2.37 (Akobeng, 2006):

$$sensitivitas = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \tag{2.37}$$

2. Spesifitas

Spesifitas merupakan suatu tes untuk mengidentifikasi pasien yang tepat tidak memiliki penyakit dari semua pasien yang tidak memiliki penyakit (Wong & Lim, 2011). Contohnya, hasil spesifitas klasifikasi otak adalah sebesar 98% bermakna pasien yang tidak menderita glioma (tumor otak) jika melakukan uji diagnosa, pasien tersebut berpeluang 98% tidak menderita glioma (tumor otak). Diberikan rumus pada Persamaan 2.38 (Akobeng, 2006):

$$spesifitas = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% \tag{2.38}$$

3. Akurasi

Akurasi merupakan suatu tes untuk mengidentifikasi dengan tepat kondisi pasien sebenarnya (hasil positif maupun hasil negatif yang tepat). Contohnya, hasil akurasi sebesar 98% bermakna jika pasien yang melakukan uji diagnosa maka hasil diagnosa tersebut 98% akurat, baik pasien yang mempunyai glioma (tumor otak) maupun pasien yang otaknya normal. Diberikan rumus pada Persamaan 2.39 sebagai berikut (Anggriyani, 2015):

$$akurasi = \frac{C}{N} \times 100\% \tag{2.39}$$

Keterangan :

C = banyaknya klasifikasi yang tepat

N = total keseluruhan data

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB III

METODE PENELITIAN

Pada bab ketiga yaitu metode penelitian akan dibahas mengenai jadwal penelitian, lokasi penelitian, sumber data, teknik analisis data, dan rancangan sistem atau alur dalam penelitian ini. Semua proses didalam penelitian akan dibahas di dalam bab ketiga ini.

A. Jenis Penelitian

Pada penelitian ini termasuk kedalam jenis penelitian kuantitatif. Penelitian kuantitatif yang dimaksud yaitu penelitian ini menggunakan data nominal atau angka. Data yang digunakan berupa citra, kemudian akan diolah/diekstraksi sehingga didapatkan sebuah kumpulan bilangan yang dibentuk menjadi sebuah matriks, nantinya akan digunakan untuk proses selanjutnya yaitu klasifikasi. Dikarenakan dalam penelitian ini menggunakan citra (matriks) dan terdapat perhitungan untuk menentukan hasil dari klasifikasi.

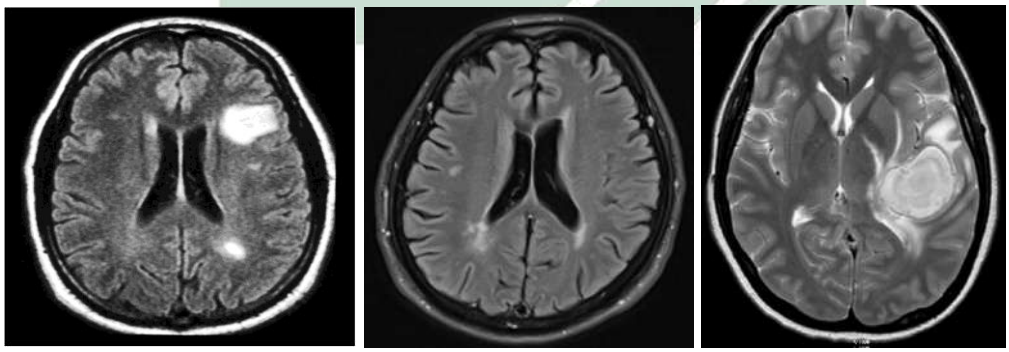
B. Lokasi Penelitian

Penilitian ini akan dilakukan di Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya yang bertempat di jalan Ahmad Yani No. 117, Jemur Wonosari, Wonocolo, Surabaya

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

C. Sumber Data

Data yang digunakan dalam tugas akhir ini berupa citra hasil MRI otak yang diperoleh dari web Atlas. Web atlas merupakan nama web yang memberikan informasi maupun data citra khusus otak seperti data citra otak normal, data citra glioma (tumor otak), citra kanker otak, dan lain sebagainya (Johnson & Becker, 2018). Pada penelitian ini data yang digunakan berjumlah 60 data citra yang terdiri dari otak normal dan glioma. Data tersebut akan digunakan untuk proses training dan testing dengan jumlah 48 data training dalam mendapatkan pola pada proses klasifikasi dan 12 data testing dalam menguji ketepatan suatu sistem yang dirancang. Selanjutnya, data diproses untuk sistem diagnosis glioma (tumor otak) dengan data citra kondisi otak normal hingga yang mengalami glioma selanjutnya akan diklasifikasikan kedalam 2 kelompok. Klasifikasi dua kelompok tersebut adalah normal dan tumor (glioma). Contoh Gambar 3.1 adalah citra MRI otak yang digunakan dalam penelitian.



Gambar 3.1 Contoh Data Citra MRI Otak *(Halimatussadiah, 2017)*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

D. Teknik Analisis Data

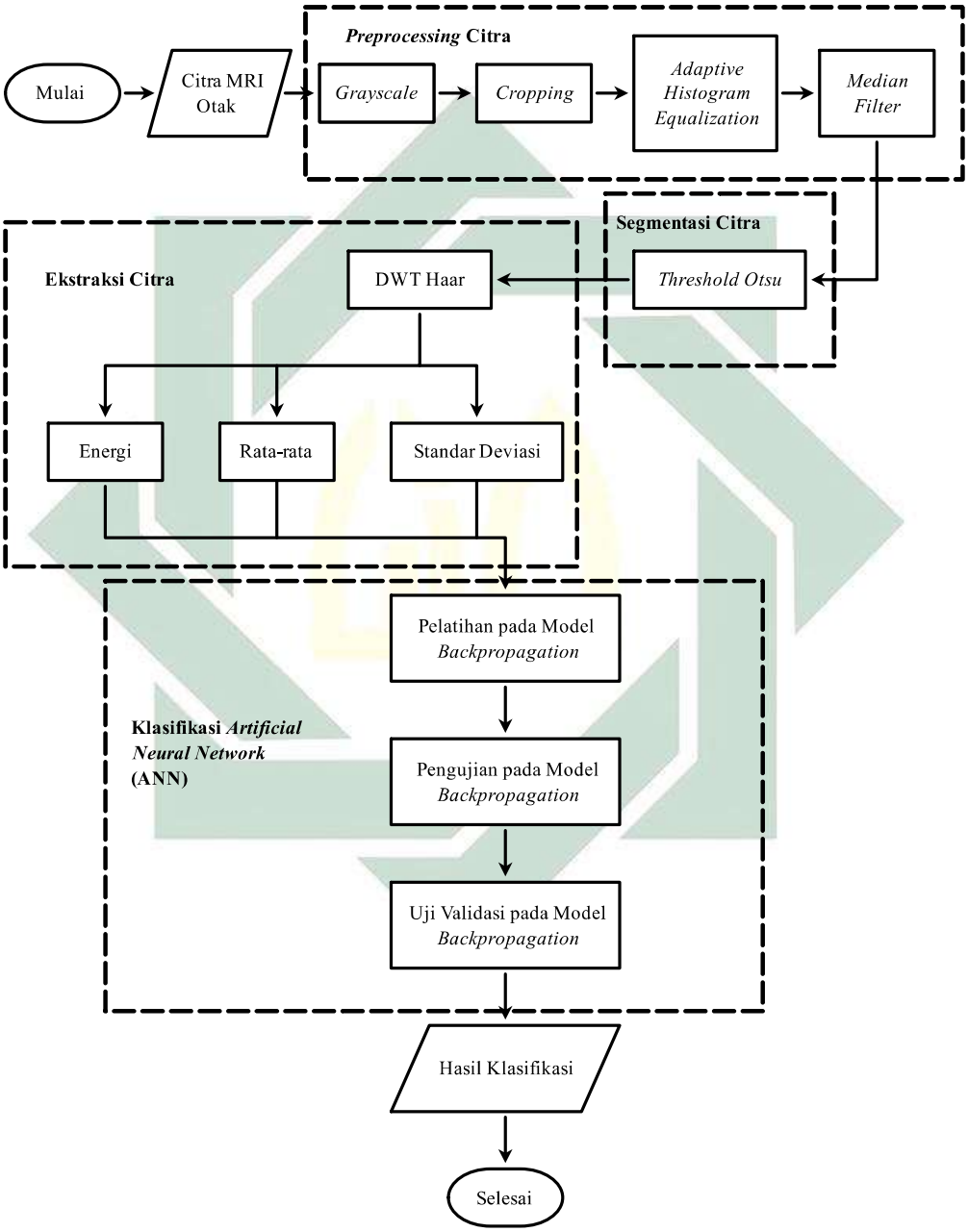
Data dalam penelitian ini dibagi menjadi dua yaitu data *training* dan data *testing*. Data tersebut diperoleh dari hasil ekstraksi citra yang telah dilakukan sebelumnya. Data *training* digunakan untuk mencari model terbaik, sedangkan data *testing* berfungsi untuk menguji ketepatan model dari hasil data *training*. Penelitian ini menggunakan data *training* dan *testing* dengan komposisi 80% dan 20% serta 75% dan 25% dari seluruh data (Hota, 2013).

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah berupa citra MRI otak. Total keseluruhan data yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 60 data citra MRI otak. Pertama dilakukan perbaikan citra MRI otak Selanjutnya akan dilakukan segmentasi (pemisahan objek dan latar belakang/background) menggunakan *Threshold Otsu*, kemudian ekstraksi citra menggunakan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) *Haar* yang menghasilkan fitur *wavelet*. Fitur *wavelet* diperoleh dengan analisis tekstur. Analisis tekstur yang digunakan adalah energi, rata-rata, dan standar deviasi yang berupa vektor. Nilai dari ketiga tekstur yang berupa vektor akan digunakan sebagai *input* pada model *Artificial Neural Network*. Sebelum digunakan untuk data inputan ke dalam model, terlebih dahulu menentukan data *training* dan data *testing* yang nantinya akan digunakan untuk metode pembelajaran algoritma *backpropagation*.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

E. Rancangan Sistem

Proses pengolahan data menggunakan model *Artificial Neural Network* dengan studi kasus pada citra MRI otak dapat ditunjukkan pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2 Diagram Alir Klasifikasi Pengolahan citra *Artificial Neural Network*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Penjelasan proses:

Langkah pertama *preprocessing image* yaitu,

1. Data berupa citra MRI otak yang terdiri dari otak normal dan glioma, selanjutnya citra diubah menjadi citra *grayscale*, kemudian dilakukan *cropping* agar citra menjadi lebih fokus ke objek yang dibutuhkan.
2. Kemudian citra diperbaiki kualitasnya dengan proses adaptive histogram equalization agar intensitas keabuan pikselnya relatif sama dengan menggunakan Persamaan 2.5 atau 2.6.
3. Selanjutnya citra diperhalus dan diperbaiki dari *noise-noise* dengan menggunakan *median filter* pada Persamaan 2.7.

Langkah kedua segmentasi citra yaitu,

1. Setelah itu dilakukan segmentasi yaitu pemisahan objek dengan background dengan menggunakan metode *Threshold Otsu*.

Langkah ketiga ekstraksi citra yaitu,

1. Citra hasil segmentasi diproses menggunakan *Discrete Wavelet Transform Haar* dengan melihat dari histogram citra sehingga diperoleh fitur-fitur *wavelet* dan level dekomposisi yang digunakan adalah dengan coba-coba mulai dari angka 1 sampai dengan 7.
2. Kemudian hitung nilai fitur (energi, rata-rata, dan standar deviasi) menggunakan rumus yang di bab sebelumnya yaitu 2.16, 2.17, dan 2.18.
3. Selanjutnya akan digunakan sebagai input berupa vektor dari fitur *wavelet* untuk proses klasifikasi.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

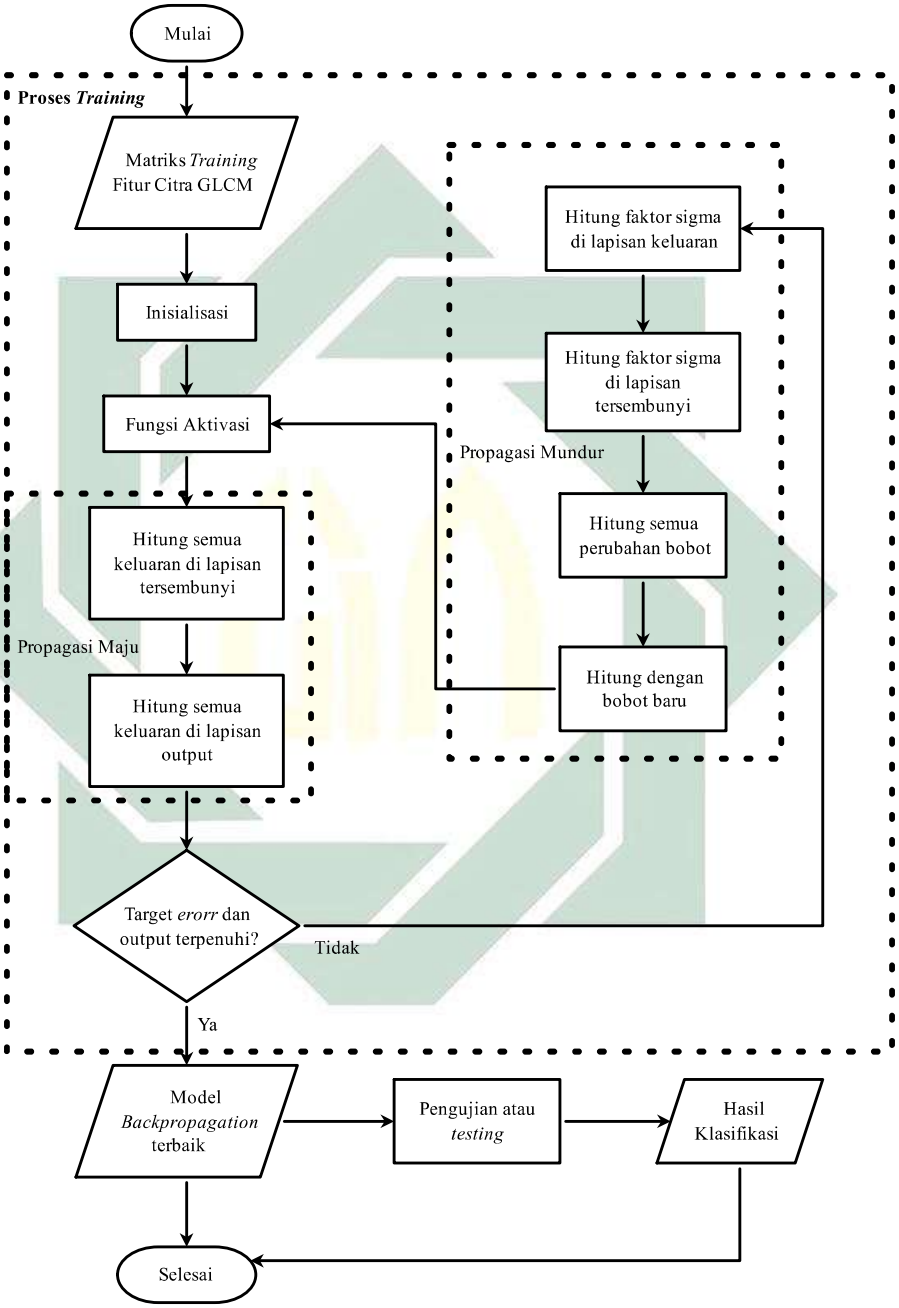
Langkah keempat klasifikasi citra yaitu:

1. Pelatihan pada model *backpropagation* yaitu digunakan sebuah metode klasifikasi *backpropagation* dengan propagasi balik. Proses pelatihan menggunakan propagasi balik pada Gambar 3.3.
2. Kemudian setelah dilakukan proses pelatihan data citra diuji menggunakan model *backpropagation*. Proses pengujian dijelaskan pada Gambar 3.3 berikut.
3. Selanjutnya model yang sudah jadi diuji menggunakan sensitivitas, spesifitas, dan akurasi dengan rumus 2.37, 2.38, dan 2.39.
4. Setelah itu akan dihasilkan klasifikasi yaitu otak normal dan glioma.

Proses *training* dan *testing* : Data yang digunakan pada proses *training* adalah vektor dari fitur energi, rata-rata, dan standar deviasi sebanyak level dekomposisi *wavelet* yang digunakan pada proses ekstraksi citra. Kemudian inisialisasi semua bobot dengan bilangan acak kecil, bias dengan nilai 1, *learning rate* sebesar 0,1, maksimum *epoch*, target *erorr*, dan target *output* serta jumlah lapisan tersembunyi yang digunakan yaitu 1. Selanjutnya fungsi aktivasi yang digunakan dalam penelitian ini yaitu fungsi *sigmoid*. Kemudian setiap unit lapisan masukan menerima sinyal dan meneruskannya ke unit lapisan tersembunyi. Selanjutnya dilakukan propagasi maju backpropagation. Apakah kondisi untuk berhenti yaitu nilai *error* dan output terpenuhi?. Jika Tidak, maka lakukan propagasi mundur untuk mengoreksi *error* dan memperbarui bobot. Jika Ya, maka pelatihan selesai dan didapatkan nilai bobot yang baik untuk digunakan dalam proses pengujian. Model terbaik *backpropagation* didapatkan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

kemudian dilakukan *testing,* sehingga didapatkan hasil klasifikasi berupa otak normal atau glioma (tumor otak).



Gambar 3.3 Diagram Alir training dan testing citra menggunakan propagasi balik Backpropagation

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab keempat membahas hasil yang diperoleh dari penerapan metode *Artificial Neural Network* (ANN) untuk identifikasi tumor pada otak melalui citra MRI otak dan pengujian sistem sesuai dengan rancangan sistem yang telah dibahas pada bab ketiga.

A. Ekstraksi Citra Otak

Ekstraksi citra merupakan rangkaian pengolahan citra dengan mengambil informasi penting yang kita butuhkan dari citra. Proses ini dilakukan untuk mendapatkan objek yang berisi informasi penting dan nantinya akan dilakukan klasifikasi. Tahapan sebelum mengekstraksi citra otak terdiri dari perbaikan citra berfungsi untuk memperbaiki kualitas citra yang akan digunakan termasuk didalamnya ada proses *preprocessing* dan segmentasi yang kemudian dilanjutkan ke tahapan ekstraksi citra.

1. *Preprocessing* Citra Otak

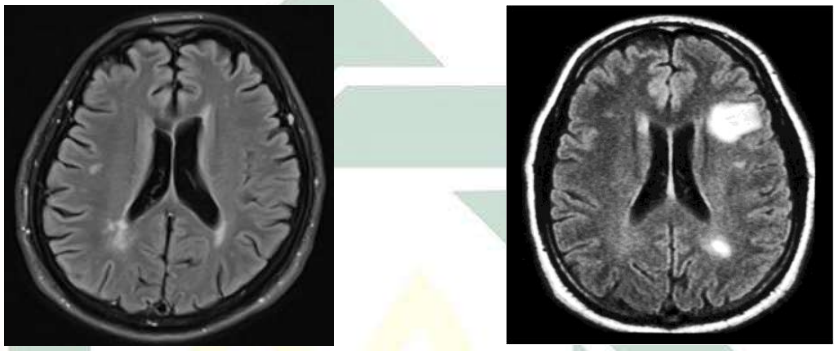
Pada tahap *preprocessing* citra bertujuan untuk memperbaiki kualitas citra sehingga diperoleh ciri yang baik dari citra tersebut. Tahap-tahapnya antara lain:

a. Data

Pada penelitian ini digunakan data berupa citra MRI otak yang diperoleh dari web Atlas. Web atlas merupakan web yang menyajikan informasi data citra otak seperti citra otak normal, citra glioma (tumor

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

otak), citra kanker otak, citra *alzheimer*, dan lain sebagainya. Data yang digunakan berjumlah 60 buah citra otak yang terdiri dari citra otak normal dan citra glioma. Citra glioma ditandai dengan adanya warna yang mencolok yaitu lebih putih di area bagian supratentorial. Contoh citra yang digunakan seperti pada Gambar 4.1.



a) b)

Gambar 4.1 a) Citra Normal, b) Citra Glioma *(Astuti & T, 2012)*

Data tersebut dibagi menjadi dua yaitu data latih dan data uji masing-masing persentase 80% dan 20% serta sebanyak 48 buah citra dan 12 data citra. Selanjutnya citra tersebut diproses untuk identifikasi tumor pada otak.

b. *Grayscale*

Proses *grayscale* bertujuan untuk mengubah citra RGB menjadi citra keabuan agar rentang pikselnya lebih kecil dan mudah untuk dilakukan ke proses berikutnya. Proses ini dilakukan karena citra hasil MRI mempunyai nilai piksel warna (Red, Green, Blue) sehingga harus di *grayscale* agar nilai piksel citranya mudah untuk di proses. Misalkan citra MRI otak dengan jumlah piksel warnanya (Red, Green, Blue)

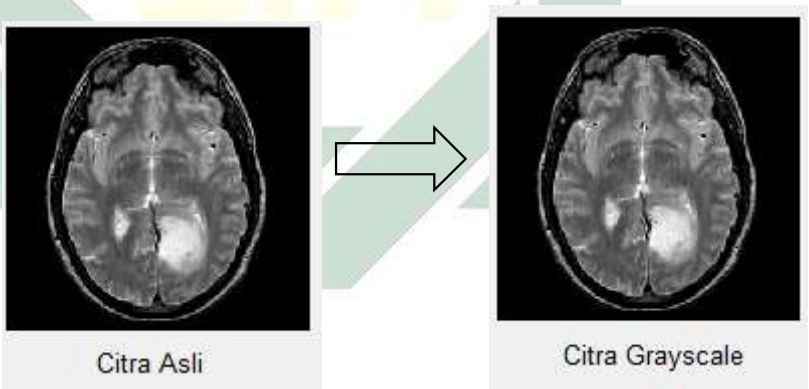
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

sebanyak 15333, kemudian citra tersebut diubah kedalam citra grayscale dengan Persamaan 2.1.

$$gs = \frac{(R + G + B)}{3} \tag{4.1}$$

$$gs = \frac{15333}{3} = 5111 \tag{4.2}$$

Jumlah piksel keabuan yang diperoleh yaitu sebesar 5111 dengan rentang piksel keabuan bernilai 0-255 yang berada diantara warna hitam nilai piksel mendekati 0 dan warna putih mendekati nilai 255. Dikarenakan citra yang digunakan banyak maka perlu adanya bantuan program untuk mengubah citra RGB ke citra *grayscale* yaitu dengan *syntax* atau *function I=rgb2gray(I)* pada *software* matlab sehingga hasilnya seperti pada Gambar 4.2.



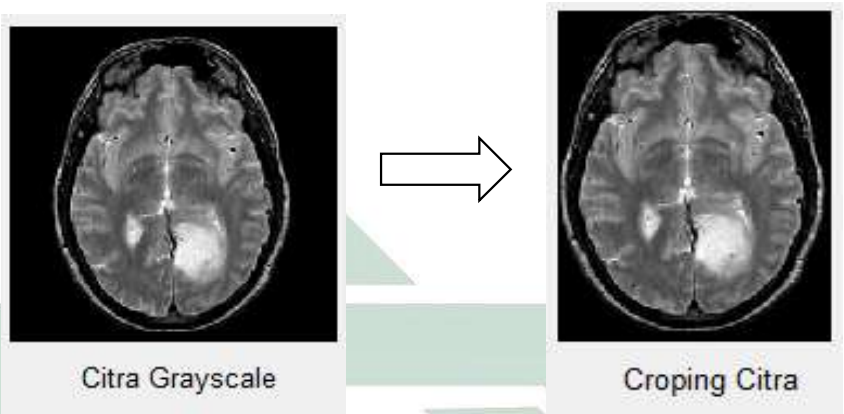
Gambar 4.2 Citra Hasil Proses *Grayscale*

c. *Cropping*

Pada tahap ini citra *grayscale* di *crop* atau dipotong dengan tujuan memperkecil citra dan memfokuskan objek citra yang diperlukan. Proses *cropping* dilakukan dengan batas *crop* atau potongan citranya yaitu pada batas tulang tengkorak. Program pada *software* matlab yaitu

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

menggunakan *syntax* for (perulangan). Hasil dari proses *cropping* dengan menggunakan matlab pada Gambar 4.3.



Gambar 4.3 Citra Hasil Proses *Cropping*

Misalkan citra asli awalnya mempunyai nilai matriks dengan ukuran 15×15 seperti Gambar 4.4.

5	24	8	55	15	190	215	168	168	216	186	230	27	40	27
10	30	12	10	186	212	40	225	211	12	212	225	200	50	33
12	27	30	18	190	186	45	47	27	8	12	110	185	186	8
24	12	33	211	212	150	70	55	5	55	10	24	24	215	5
55	24	25	225	211	110	65	10	15	230	215	225	27	220	24
8	55	47	200	130	215	33	30	18	200	120	8	5	180	47
8	15	24	215	150	168	50	25	212	27	130	150	186	190	45
15	18	230	190	216	15	186	190	10	12	216	110	185	45	55
27	30	220	230	110	47	220	200	185	15	216	10	200	65	90
10	47	90	220	130	24	12	15	24	230	230	200	225	20	30
5	80	50	225	225	8	190	230	236	8	236	230	45	30	24
8	50	80	12	200	185	200	211	225	12	215	55	70	10	15
24	90	65	8	55	215	55	50	24	8	30	200	24	24	27
15	47	55	47	20	190	220	8	200	212	27	190	8	15	18
15	27	30	70	24	8	190	225	5	45	186	211	90	70	18

Gambar 4.4 Contoh Nilai Citra

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Kemudian dilakukan cropping dengan batas yang diambil adalah tulang tengkorak paling luar yaitu diambil nilai warna keabuan yang mendekati putih atau mendekati nilai kurang dari sama dengan 255. Jika nilai mendekati putih atau mendekati nilai kurang dari sama dengan 255 maka itu merupakan batas dari *cropping*. Hasil nilai citra pada proses *cropping* ditunjukkan pada Gambar 4.5.

8	55	15	190	215	168	168	216	186	230	27	40
12	10	186	212	40	225	211	12	212	225	200	50
30	18	190	186	45	47	27	8	12	110	185	186
33	211	212	150	70	55	5	55	10	24	24	215
25	225	211	110	65	10	15	230	215	225	27	220
47	200	130	215	33	30	18	200	120	8	5	180
24	215	150	168	50	25	212	27	130	150	186	190
230	190	216	15	186	190	10	12	216	110	185	45
220	230	110	47	220	200	185	15	216	10	200	65
90	220	130	24	12	15	24	230	230	200	225	20
50	225	225	8	190	230	236	8	236	230	45	30
80	12	200	185	200	211	225	12	215	55	70	10
65	8	55	215	55	50	24	8	30	200	24	24
55	47	20	190	220	8	200	212	27	190	8	15
30	70	24	8	190	225	5	45	186	211	90	70

Gambar 4.5 Nilai piksel Keabuan Citra Hasil *Cropping*

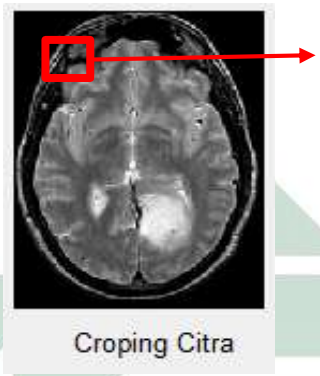
d. *Adaptive Histogram Equalization*

Proses ini bertujuan memperbaiki kontras dari citra MRI otak menggunakan metode Adative Histogram Equalization agar kontras pada citra merata sehingga warna piksel keabuannya relatif sama. Proses perhitungan metode adaptive histogram equalization prinsipnya sama dengan histogram equalization bedanya AHE memakai blok.

1) Diberikan sebuah citra MRI otak *grayscale*. Misalkan citra *grayscale* berukuran 20×20. Ditentukan ukuran bloknya

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

yaitu ukuran 10×10. Pengambilan nilainya pada Gambar 4.6.



(i,j)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	10	5	29	40	44	39	111	116	81	108
1	20	8	40	55	25	50	55	150	154	154
2	15	25	186	35	39	136	115	186	150	254
3	30	35	136	115	10	136	115	186	150	254
4	10	40	254	125	25	10	35	44	90	70
5	5	150	140	115	44	25	122	132	132	50
6	125	254	115	150	50	122	122	171	171	171
7	210	229	122	55	65	136	136	186	186	254
8	200	50	39	70	58	108	210	210	254	254
9	20	70	39	90	58	108	200	200	229	229

a) Citra *Grayscale* b) Pengambilan Nilai Citra *grayscale*

Gambar 4.6 Pengambilan Nilai Citra Pada Proses AHE

2) Proses selanjutnya yaitu menghitung nilai piksel, frekuensi, dan jumlah distribusi dari nilai skala keabuannya berdasarkan proses sebelumya. Nilai keabuan Perhitungan manualnya tersaji pada Tabel 4.1.

3) Selanjutnya menghitung nilai keabuan dari hasil perhitungan jumlah distribusi menggunakan Persamaan 2.6 sebagai berikut. Dibawah ini merupakan contoh perhitungan untuk skala keabuan 10 dan 20 pada Persamaan 4.3 dan 4.4 dengan mengalikan nilai jumlah distribusi skala keabuan dengan 2 pangkat ukuran blok citra yang digunakan dikurangi 1 kemudian dibagi dengan ukuran citra sebenarnya lebar kali tinggi selanjutnya hasilnya dibulatkan ke angka terdekat.

$$K_0 = round\left(\frac{4(2^{10}-1)}{10 \times 10}\right) = round\left(\frac{4092}{100}\right) = 41 \qquad (4.3)$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$K_0 = round\left(\frac{2(2^{10}-1)}{10 \times 10}\right) = round\left(\frac{2046}{100}\right) = 20 \qquad (4.4)$$

Kemudian untuk hasil perhitungan dari seluruh nilai skala keabuan tersaji pada Tabel 4.2.

Tabel 4.1 Perhitungan Distribusi Nilai Keabuan

Skala Keabuan	Frek	Jumlah Distribusi
10	4	4
20	2	4+2=6
15	1	6+1=7
30	1	7+1=8
5	2	8+2=10
125	2	10+2=12
210	3	12+3=15
200	3	15+3=18
229	3	18+3=21
8	1	21+1=22
25	4	22+4=26
35	3	26+3=29
40	3	29+3=32
150	5	32+5=37
254	6	37+6=43
171	3	43+3=46
81	1	46+1=47
154	2	47+2=49
50	3	49+3=52
70	3	52+3=55
29	1	55+1=56
186	5	56+5=61
136	5	61+5=66
140	1	66+1=67
115	5	67+5=72
122	3	72+3=75
39	4	75+4=79
55	3	79+3=82
90	2	82+2=84
44	3	84+3=87
65	1	87+1=89
58	2	89+2=91
108	3	91+3=94
111	1	94+1=95
116	1	95+1=96
132	2	96+2=98

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4.2 Hasil Perhitungan Nilai Keabuan *Adaptive Histogram Equalization*

Skala Keabuan	Frek	Hasil Keabuan
10	4	41
20	2	20
15	1	10
30	1	10
5	2	20
125	2	20
210	3	200
200	3	210
229	3	214
8	1	10
25	4	41
35	3	31
40	3	31
150	5	100
254	6	220
171	3	31
81	1	10
154	2	90
50	3	31
70	3	31
29	1	10
186	5	60
136	5	51
140	1	53
115	5	40
122	3	35
39	4	20
55	3	31
90	2	15
44	3	31
65	1	10
58	2	25
108	3	40
111	1	10
116	1	10
132	2	20

4) Langkah selanjutnya yaitu hasil keabuan pada Tabel 4.2 dimasukkan kedalam matriks awal. Misal matriks awal nilai keabuannya 10 setelah diperoleh hasil perhitungan histogram nilai keabuan 10 diganti dengan nilai 41. Matriks hasil perhitungan histogram tersaji pada Gambar 4.7.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

(i,j)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	41	5	10	31	31	20	10	10	10	40
1	20	10	31	55	41	31	31	100	90	90
2	10	41	60	31	39	51	40	60	100	220
3	10	31	51	40	41	51	40	60	100	220
4	41	31	254	20	41	41	31	31	15	31
5	20	100	53	40	31	41	35	20	20	50
6	20	220	40	100	31	35	35	31	31	31
7	200	214	35	31	10	51	51	60	60	220
8	210	31	20	31	25	40	200	200	220	220
9	20	31	20	15	25	40	210	210	214	214

Gambar 4.7 Matrik Hasil Perhitungan *Adaptive Histogram Equalization*

Kemudian diulangi langkah diatas dengan menggunakan blok 10×10 hingga ke seluruh area citra sehingga histogram citra yang digunakan menjadi rata.

Pada penerapan di kompoter digunakan function *JJ = adapthisteq(J)* di *software* Matlab R2015a. Citra hasil peningkatan histogram di matlab pada Gambar 4.8. Berdasarkan Gambar 4.8 diperoleh kontras citra otak yang lebih jelas dan warna gelap terangnya lebih rata.

Gambar 4.8 Citra Hasil Proses *Histogram Equalization Adaptive*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

e. *Median Filter*

Pada proses perbaikan citra terdapat metode untuk menghilangkan derau atau *noise* pada citra yaitu dengan menggunakan *median filter salt and pepper*. *Function* yang digunakan pada program median filter yaitu *JJ=imnoise(JJ, 'salt & pepper')* dan *he=medfilt2(JJ)*. Hasil dari proses *median filter* dengan menggunakan *function* di matlab pada Gambar 4.9.

Gambar 4.9 Citra Hasil Proses *Median filter*

Citra yang dihasilkan pada proses tersebut lebih halus (*smooth*) dan jelas. Contoh perhitungan manualnya yaitu sebagai berikut. Langkah pertama ambil nilai citra yang berupa matriks 9×9 seperti pada Gambar 4.10.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

(i,j)	0	1	2	3	4	5	6	7	8
0	41	5	10	31	31	20	10	10	10
1	20	10	31	55	41	31	31	100	90
2	10	41	60	31	39	51	40	60	100
3	10	31	51	40	41	51	40	60	100
4	41	31	254	20	41	41	31	31	15
5	20	100	53	40	31	41	35	20	20
6	20	220	40	100	31	35	35	31	31
7	200	214	35	31	10	51	51	60	60
8	210	31	20	31	25	40	200	200	220

Gambar 4.10 Contoh Matriks Nilai Keabuan *Adaptive Histogram Equalization*

Langkah kedua adalah membuat mask ukuran 3×3 setelah itu dicari nilai tengahnya dengan menggunakan rumus (2.7). Kemudian hasilnya diletakkan di tengah (sumbu) dari mask yang digunakan sehingga terbentuk matriks baru. Berikut ini akan dijelaskan proses terbentuknya matriks baru pada proses pengolahan citra menggunakan *median filter*.

Nilai tengah dari mask 3×3 adalah sebagai berikut pada Persamaan 4.5.

$$median = \frac{9+1}{2} = 5 \tag{4.5}$$

Sehingga nilai yang akan digunakan menjadi matriks baru yaitu nilai pada urutan ke-5. Pada mask ke-1 tersaji pada Gambar 4.11.

(i,j)	0	1	2	3	4	5	6	7	8
0	41	5	10	31	31	20	10	10	10
1	20	10	31	55	41	31	31	100	90
2	10	41	60	31	39	51	40	60	100
3	10	31	51	40	41	51	40	60	100
4	41	31	254	20	41	41	31	31	15
5	20	100	53	40	31	41	35	20	20
6	20	220	40	100	31	35	35	31	31
7	200	214	35	31	10	51	51	60	60
8	210	31	20	31	25	40	200	200	220

Matriks dijajarkan:

41 5 10 20 10 31 10 41 60

Matriks diurutkan:

5 10 10 10 20 31 41 41 60

Nilai tengahnya: 20

Gambar 4.11 Perhitungan Nilai Tengah Matriks *Median Filter* Mask Ke-1

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Contoh mask ke-2 tersaji pada Gambar 4.12.

(i,j)	0	1	2	3	4	5	6	7	8
0	41	5	10	31	31	20	10	10	10
1	20	10	31	55	41	31	31	100	90
2	10	41	60	31	39	51	40	60	100
3	10	31	51	40	41	51	40	60	100
4	41	31	254	20	41	41	31	31	15
5	20	100	53	40	31	41	35	20	20
6	20	220	40	100	31	35	35	31	31
7	200	214	35	31	10	51	51	60	60
8	210	31	20	31	25	40	200	200	220

Matriks dijajarkan:

5 10 31 10 31 55 41 60 31

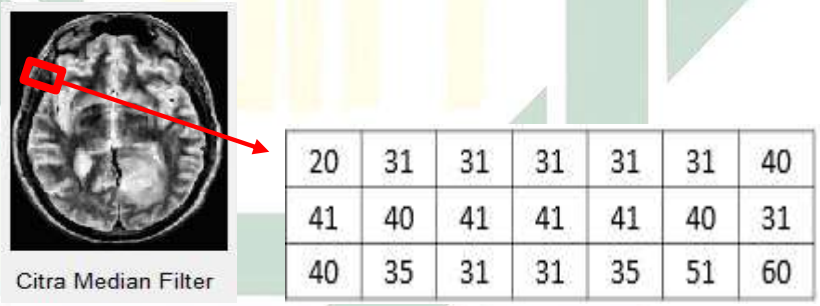
Matriks diurutkan:

5 10 10 31 31 31 41 55 60

Nilai tengahnya: 31

Gambar 4.12 Perhitungan Nilai Tengah Matriks *Median Filter* Mask Ke-2

Proses diatas diulangi sampai keseluruhan matriks. Hasil matriks dari contoh proses perhitungan menggunakan *median filter* tersaji pada Gambar 4.13.



Gambar 4.13 Hasil Contoh Matriks *Median Filter*

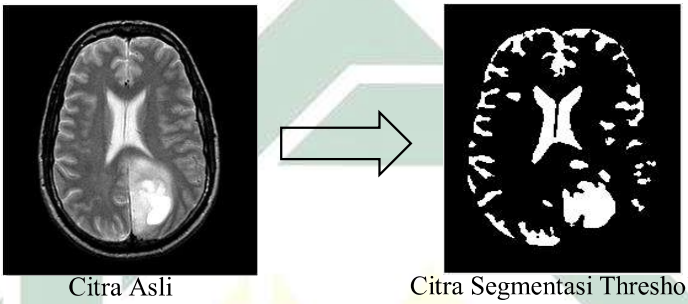
Proses selanjutnya yaitu segmentasi citra yang merupakan masuk ke dalam tahap perbaikan citra.

2. Segmentasi Citra Otak

Segmentasi digunakan untuk memperoleh objek citra yang dianggap sebagai sebuah informasi penting. Proses ini memisahkan objek dari *background* citra. Metode segmentasi yang digunakan pada penelitian ini

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

adalah segmentasi threshold otsu. Metode ini menghasilkan citra biner yaitu nilai pikselnya bernilai 0 atau 1 yang mana 0 adalah hitam dan 1 adalah putih. Pada program matlab digunakan function *level = graythres (I)* atau *level = otsu (I)* untuk mengubah citra *grayscale* menjadi citra biner. Berikut ini adalah hasil dari proses segmentasi pada Gambar 4.16.



Citra Asli Citra Segmentasi Threshold

Gambar 4.14 Citra Hasil Segmentasi *Threshold Otsu*

Secara matematis dapat dilihat pada gambar 4.17 sebagai berikut. Misalkan diberikan citra grayscale dengan ukuran 5×5 kemudian menggunakan rumus *threshold otsu*.

$$\sigma_B^2(k^*) = max_{1 \le x \le L} \ \sigma_B^2(k) \tag{2.14}$$

Misal *k* adalah nilai ambang yang akan dicari dengan nilai yang berkisar antara 1 sampai 255 kemudian citra terbagi kedalam 2 kelas. Kelas 1 berisi tingkat keabuan 0- *k*, kelas 2 berisi tingkat keabuan *k*+1 sampai *L* selanjutnya nilai *k* yang diperoleh secara otomatis berubah kedalam salah satu kelas hitam atau putih sehingga hasil nilai citra yang disegmentasi menggunakan threshold ditunjukkan pada Gambar 4.15.

168	50	25	212	27
15	186	190	10	12
47	220	200	185	15
24	12	15	24	230
8	190	230	236	8

Citra *Grayscale*

1	0	0	1	0
0	1	1	0	0
0	1	1	1	0
0	0	0	0	1
0	1	1	1	0

Citra Biner

Gambar 4.15 Hasil Matriks *Threshold*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

3. Descrete Wavelet Transform (DWT) Haar

Proses perbaikan citra dan segmentasi citra telah dilakukan, selanjutnya proses mengekstraksi citra. Pada penelitian ini digunakan metode DWT (*Discrete Transform Wavelet*) *Haar* untuk ekstraksi citra. Metode ini melakukan proses pentransformasian sinyal diskrit pada citra dengan menggunakan dua penapis yaitu tinggi dan rendah. Pada pengambilan nilai *wavelet* dianalisis dari histogram citra yaitu tinggi rendahnya suatu histogram. Proses DWT juga berfungsi untuk memperkecil ukuran citra sehingga nilai input klasifikasi lebih sedikit. Pada proses ini dilakukan dengan bantuan program matlab, function yang digunakan `[c,s]=wavedec2(bw,lavel,'haar')` bw merupakan *black & white* yang menyatak citra hitam dan putih. Lavel yaitu level dekomposisi pada proses wavelet, level dapat dihitung menggunakan rumus 2^n. Misalkan ukuran citra yang digunakan adalah 256×256 sehingga level yang digunakan adalah 5. Berikut penjelasan secara matematisnya.

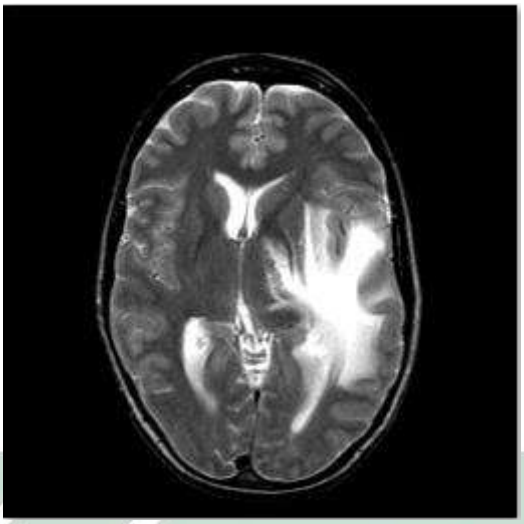
$$2^n = 256 \times 256$$

$$2^n = 65536$$

$$\log 65536 = 4{,}8 = 5$$

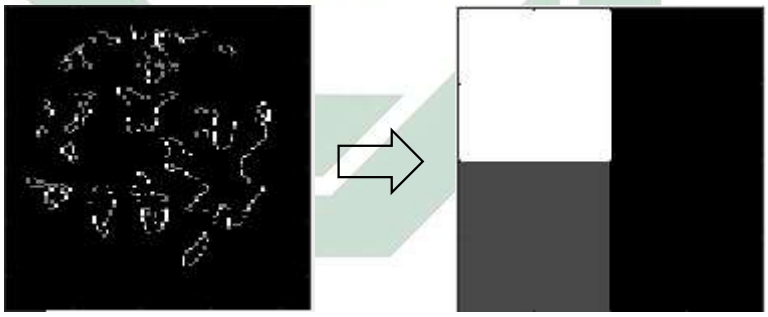
Haar merupakan salah satu keluarga wavelet yang paling tua dan sederhana. Haar memiliki waktu komputasi yang efisien dan mudah dalam pemrogramannya. Pada penelitian ini digunakan level dengan uji coba level 1 sampai level 5 dengan citra yang digunakan pada Gambar 4.16.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4.16 Citra MRI Otak

Hasil citra menggunakan transformasi wavelet haar pada percobaan level 1 sampai level 5 dengan program matlab dan citra yang digunakan sama pada Gambar 4.16 yang ditunjukkan berturut-turut pada Gambar 4.17, Gambar 4.18, Gambar 4.19, Gambar 4.20, dan Gambar 4.21.



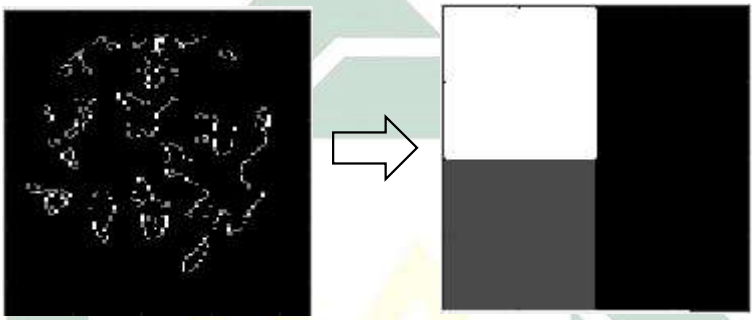
(1) Citra Awal DWT Level 1 (2) Citra Hasil DWT Level 1

Gambar 4.17 Hasil Citra Menggunakan DWT Haar Level 1

Citra awal DWT Haar level 1 yang ditunjukkan oleh citra (1) berupa bagian-bagian citra dengan penapis rendah dan tinggi kemudian di proses menggunakan DWT Haar serta level dekomposisinya adalah level 1 sehingga citra tersebut dibagi-bagi sesuai level dekomposisisnya (penapisnya) menjadi bagian lebih kecil, hasilnya berupa bagian-bagian dari penapisnya yaitu LL,

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

LH, HL, dan HH yang ditunjukkan pada citra (2) pada Gambar 4.17. Pada saat dilakukan training dengan menggunakan level 1 prosesnya sangat lama dan waktu yang lama untuk dapat mencapai target error ataupun target epoch/iterasi sehingga dilakukan uji coba yang kedua yaitu pengolahan citra DWT Haar level 2 pada Gambar 4.18.

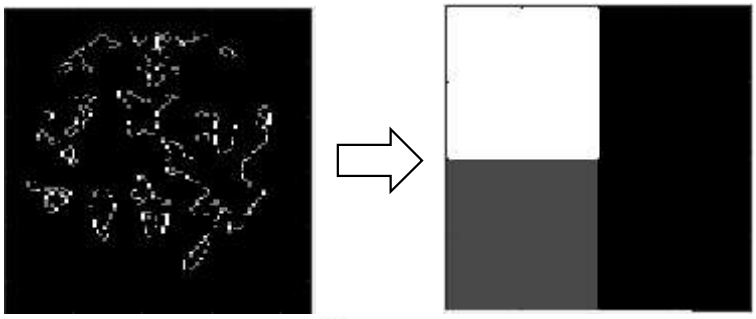


(3) Citra Awal DWT Level 2 (4) Citra Hasil DWT Level 2

Gambar 4.18 Hasil Citra Menggunakan DWT Haar Level 2

Citra awal DWT Haar level 2 merupakan proses awal dari DWT Haar ditunjukkan pada Gambar (3). Pada level 2 citra awal DWT Haar terdapat penambahan bidang warna dikarenakan pada level 1 hanya terdapat 4 buah filter. Filter rendah dan tinggi pada level 2 bukan lagi 4 buah tetapi sebanyak 7 buah filter rendah dan tinggi sehingga hasil citra DWT Haar level 2 ditunjukkan pada Gambar (4). Pada saat dilakukan training data citra dengan menggunakan level 2 proses yang dilakukan membutuhkan waktu yang lama dan prosesnya juga lama untuk dapat mencapai target error ataupun target *epoch*/iterasi seperti pada level 1 sehingga dilakukan pengujian selanjutnya yaitu menggunakan level 3 pada Gambar 4.19.

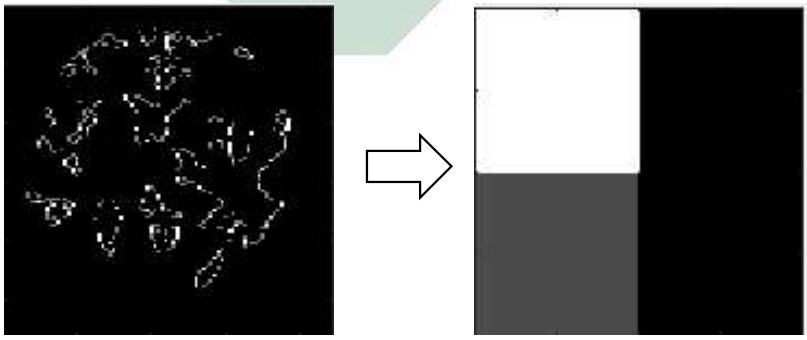
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



(5) Citra Awal DWT Level 3 (6) Citra Hasil DWT Level 3

Gambar 4.19 Hasil Citra Menggunakan DWT Haar Level 3

Citra awal DWT Haar level 3 yaitu proses awal dari DWT Haar yang ditunjukkan pada Gambar (5). Pada level 3 citra awal DWT Haar terdapat penambahan bidang warna dikarenakan pada level 2 hanya terdapat 7 buah filter. Filter rendah dan tinggi pada level 3 bukan lagi 7 buah tetapi sebanyak 10 buah filter rendah dan tinggi sehingga hasil citra DWT Haar level 3 ditunjukkan pada Gambar (6). Pada saat dilakukan proses training data citra dengan menggunakan level 3 waktu proses *training* yang dibutuhkan juga lama dan untuk dapat mencapai target error ataupun target *epoch*/iterasi dilakukan pengujian selanjutnya yaitu menggunakan level 4 pada Gambar 4.20.



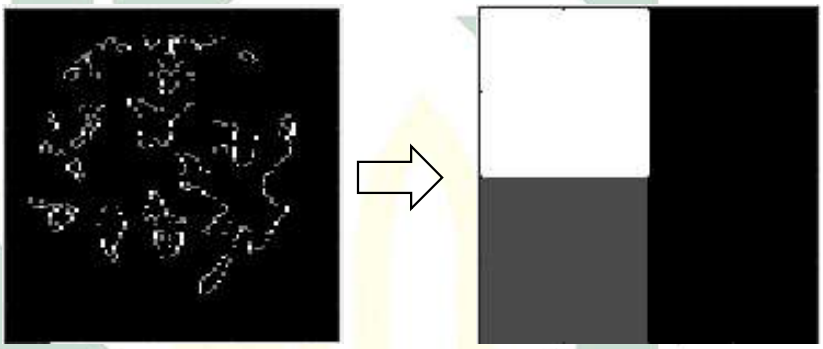
(7) Citra Awal DWT Level 4 (8) Citra Hasil DWT Level 4

Gambar 4.20 Hasil Citra Menggunakan DWT Haar Level 4

Citra awal DWT Haar level 4 ditunjukkan pada Gambar (7) yang merupakan proses awal DWT haar. Pada level 4 citra awal DWT Haar terdapat

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

penambahan bidang warna dikarenakan pada level 3 hanya terdapat 10 buah filter. Filter rendah dan tinggi pada level 4 bukan lagi 10 buah tetapi sebanyak 13 buah filter rendah dan tinggi sehingga hasil citra DWT Haar level 4 ditunjukkan pada Gambar (8). Pada proses *training* dengan menggunakan level dekomposisi 4 waktu yang dibutuhkan lumayan sedikit untuk mencapai target *error*. Kemudian dilakukan pengujian yaitu menggunakan level 5 yang sesuai dengan perhitungan level yang seharusnya digunakan pada Gambar 4.21.



(9) Citra Awal DWT Level 5 (10) Citra Hasil DWT Level 5

Gambar 4.21 Hasil Citra Menggunakan DWT Haar Level 5

Citra awal DWT Haar level 5 merupakan proses awal dari DWT Haar yang ditunjukkan pada Gambar (9). Pada level 5 citra awal DWT Haar terdapat penambahan bidang warna dikarenakan pada level 4 hanya terdapat 13 buah filter. Filter rendah dan tinggi pada level 5 bukan lagi 13 buah tetapi sebanyak 16 buah filter rendah dan tinggi sehingga hasil citra DWT Haar level 5 ditunjukkan pada Gambar (10). Level yang digunakan untuk uji coba adalah 1-5 dikarenakan ukuran citra yang diproses adalah 256×256 jika semakin besar level yang digunakan maka informasi penting dari citra akan hilang.

Berdasarkan percobaan level dekomposisi DWT diketahui bahwa subbidang filter berbeda-beda tergantung dengan level yang digunakan. Pada

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

level 5 diperoleh sub-sub bidang filter yang paling banyak yaitu sebanyak 16 buah subbidang. Pada proses komputasi menggunakan software Matlab R2015a digunakan level dekomposisi 4 dan 5 dikarenakan waktu komputasinya yang lebih cepat serta mendekati nilai perhitungan dari level yang digunakan untuk ukuran citra 256×256 . Selain menggunakan komputasi dapat pula dilakukan secara manual apabila ukuran citra kecil. Langkah-langkah perhitungan metode wavelet secara matematis:

a) Lakukan *transpose* pada matriks *input*
b) Mengkalikan filter rendah dan tinggi yang sudah digabung dengan matriks *input*
c) Lakukan *transpose* matriks hasil dari langkah b)
d) Mengkalikan filter rendah dan tinggi yang sudah digabung dengan hasil *transpose* pada langkah c)
e) Menampilkan *output* yang terdiri dari 4 subbidang yaitu LL, HL, LH, HH
f) Apabila level lebih dari 1 maka ulangi lagi langkah a) sampai dengan e) dengan inputannya yaitu matriks subbidang LL dari level sebelumnya, dan selanjutnya juga begitu.

Diberikan matriks *input* ukuran 4×4 dengan percobaan level 1 pada Gambar 4.22.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

212	150	70	55
211	110	65	10
130	215	33	30
150	168	50	25

Gambar 4.22 Contoh Matriks *Input*

Kemudian dilakukan langkah a) hasil perhitungannya pada Gambar 4.23.

212	211	130	150
150	110	215	168
70	65	33	50
55	10	30	25

Gambar 4.23 Matriks *Input Transpose*

Selanjutnya dilakukan langkah b) serta menentukan filter rendah dan tinggi yang ortogonal serta ortonormal dengan ukuran baris setengah dari ukuran piksel baris citra input sehingga ukuran filter rendah dan tinggi yaitu 2×4 piksel berikut prosesnya pada Gambar 4.24 dan 4.25.

0,7	0,7	0,0	0,0
0,0	0,0	0,7	0,7

Filter Rendah

0,7	-0,7	0,0	0,0
0,0	0,0	0,7	-0,7

Filter Tinggi

Gambar 4.24 Filter *Wavelet*

239.4000	57.4000	252.7000	42.7000
255.5000	-45.5000	194.6000	-40.6000
72.1000	25.9000	80.5000	10.5000
59.5000	17.5000	24.5000	-10.5000

Gambar 4.25 Hasil Perkalian Matriks *Input* dengan Filter Tinggi dan Rendah yang Digabung

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Kemudian dilakukan langkah c) hasilnya pada Gambar 4.26.

239.4000	255.5000	72.1000	59.5000
57.4000	-45.5000	25.9000	17.5000
252.7000	194.6000	80.5000	24.5000
42.7000	-40.6000	10.5000	-10.5000

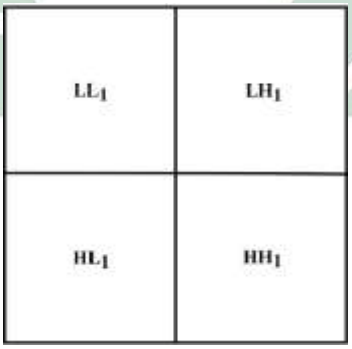
Gambar 4.26 Hasil *Transpose* Matriks

Selanjutnya langkah ke d) hasilnya pada Gambar 4.27.

218.0500	117.1100	220.5000	137.2000
58.3100	22.0500	-19.6000	-44.1000
233.2400	120.5400	153.3700	119.0700
37.2400	22.5400	-35.7700	-21.0700

Gambar 4.27 Hasil Matriks *Wavelet*

Kemudian dilakukan langkah ke e) dengan letak penapis/filter dekomposisi level 1 pada Gambar 4.28.



Level 1

Gambar 4.28 Citra Hasil Dekomposisi DWT Haar Level 1

Selanjutnya proses dan hasil langkah ke e) pada Gambar 4.29. Matriks yang dihasilkan pada langkah ke d) dibagi seperti Gambar 4.28. Apabila matriks yang dihasilkan berukuran 4×4 dan level yang digunakan adalah 1 maka

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

dibagi 4 yaitu matriks filter LL, matriks filter LH, matriks filter HL, dan matriks filter HH yang ditunjukkan pada Gambar 4.29.

218.0500	117.1100	220.5000	137.2000
58.3100	22.0500	-19.6000	-44.1000
233.2400	120.5400	153.3700	119.0700
37.2400	22.5400	-35.7700	-21.0700

Hasil Matriks Dekomposisi Level 1

Hasil Matriks Filter LL

218.0500	117.1100
58.3100	22.0500

Hasil Matriks Filter LH

220.5000	137.2000
-19.6000	-44.1000

Hasil Matriks Filter HL

233.2400	120.5400
37.2400	22.5400

Hasil Matriks Filter HH

153.3700	119.0700
-35.7700	-21.0700

Gambar 4.29 Hasil Matriks Dekomposisi Level 1

Pada proses tersebut dilakukan juga pengambilan fitur-fitur wavelet yaitu energi, rata-rata, dan standar deviasi dengan menggunakan rumus berturut-turut adalah (2.16), (2.17), dan (2.18). Misal diberikan matriks LH yang merupakan koefisien daerah tepi citra arah horisontal pada Gambar 4.30.

Hasil Matriks Filter LH

220.5000	137.2000
-19.6000	-44.1000

Gambar 4.30 Contoh Matriks Filter LH

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Kemudian dihitung nilai energi, rata-rata, dan standar deviasi dengan Persamaan masing-masing 2.16, 2.17, dan 2.18.

a. Energi dihitung semua arah yaitu aproksimasi, horisontal, vertikal, dan diagonal. Energi pada transformasi wavelet berguna sebagai masukan dan perhitungan jarak euclidean yang kemudian digunakan untuk menentukan kesamaan atau kemiripan dan ketidaksamaan dua vektor fitur. Berikut adalah perhitungan secara matematis energi dengan matriks yang digunakan yaitu arah horisontal pada Gambar 4.30 dengan mengalikan tinggi dan lebar dari citra yang akan dihitung kemudian masing-masing dikuadratkan serta mengkuadratkan elemen-elemen dari matriks kemudian dijumlahkan setelah itu dikalikan dengan seper dari tinggi dan lebar citra yang dikuadratkan.

$$E = \frac{1}{M^2 \times N^2} \sum_{i=1}^{M} \sum_{J=1}^{N} \left|X_{i,j}\right|^2$$

$$E = \frac{1}{2^2 \times 2^2} \left|220{,}5\right|^2 + \left|137{,}2\right|^2 + \left|-19{,}6\right|^2 + \left|-44{,}1\right|^2$$

$$E = \frac{1}{16} (48620{,}25 + 18823{,}84 + 384{,}16 + 1944{,}81)$$

$$E = \frac{1}{16} (69773{,}06) = 4360{,}82$$

Berdasarkan perhitungan diatas diperoleh nilai energi arah horisontal sebesar 4360,82.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

b. Rata-rata dihitung semua arah yaitu aproksimasi, horisontal, vertikal, dan diagonal. Pada arah horisontal, vertikal, dan diagonal dihitung setiap level dekomposisi yang digunakan. Misalkan level yang digunakan adalah 2 maka banyaknya rata-rata adalah sebanyak 7 yaitu rata-rata aproksimasi, rata-rata horisontal, vertikal, dan diagonal dekomposisi level 1 kemudian rata-rata horisontal, vertikal, dan diagonal dekomposisi level 2. Rata-rata digunakan untuk menunjukkan ukuran pemusatan nilai daerah citra. Berikut adalah perhitungan secara matematis rata-rata dengan matriks yang digunakan yaitu arah horisontal level 1 pada Gambar 4.30 dengan mengalikan tinggi dan lebar dari citra yang akan dihitung kemudian menjumlahkan elemen-elemen dari matriks selanjutnya dikalikan dengan seper dari tinggi dan lebar citra.

$$\mu = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^{M} \sum_{J=1}^{N} |X_{i,j}|$$

$$\mu = \frac{1}{2 \times 2} |220{,}5| + |137{,}2| + |-19{,}6| + |-44{,}1|$$

$$\mu = \frac{1}{4}(421{,}4) = 105{,}35$$

Berdasarkan hasil perhitungan diatas diperoleh nilai rata-rata horisontal pada level 1 sebesar 105,35.

c. Standar deviasi dihitung semua arah sama dengan rata-rata yaitu pada arah horisontal, vertikal, dan diagonal dihitung setiap level yang digunakan. Standar deviasi berfungsi untuk mengetahui keseragaaman piksel dari sebuah citra. Berikut perhitungan secara matematis standar deviasi dengan menggunakan matriks arah horisontal pada Gambar 4.30

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

dengan level dekomposisi yaitu 1 mengalikan tinggi dan lebar dari citra yang akan dihitung kemudian mengkuadratkan elemen-elemen dari matriks dikurangi rata-rata setelah itu dikalikan dengan seper dari tinggi dan lebar citra yang diakarpangkatkan.

$$STD = \sqrt{\frac{1}{M \times N}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\left(X_{i,j} - \mu\right)^2}$$

$$STD = \sqrt{\frac{1}{2 \times 2}(115{,}15)^2 + (31{,}85)^2 + (-124{,}95)^2 + (-149{,}45)^2}$$

$$STD = \sqrt{\frac{1}{2 \times 2}(13259{,}52) + (1014{,}42) + (-15612{,}50) + (-22335{,}30)}$$

$$STD = \sqrt{\frac{1}{2 \times 2}(-23673{,}86)}$$

$$STD = \sqrt{-5918{,}465} = 76{,}93$$

Berdasarkan hasil perhitungan diatas diperoleh nilai standar deviasi horisontal level 1 sebesar 76,93.

Pada proses ekstraksi fitur ini diperoleh vektor fitur DWT Haar dengan level dekomposisi yang bervariasi yaitu level 1-5 yang berukuran sesuai dengan level yang digunakan. Misalkan level dekomposisi yang digunakan adalah 3 maka diperoleh vektor fitur DWT Haar berukuran 1×30 piksel yang akan dijadikan masukan pada *Artificial Neural Network* (ANN) *Backpropagation*. Hasil vektor fitur terdiri dari fitur energi, rata-rata, dan standar deviasi. Fitur energi meliputi energi aproksimasi sebanyak 1 nilai, energi horisontal sebanyak 3 nilai, energi vertikal sebanyak 3 nilai, dan energi diagonal juga

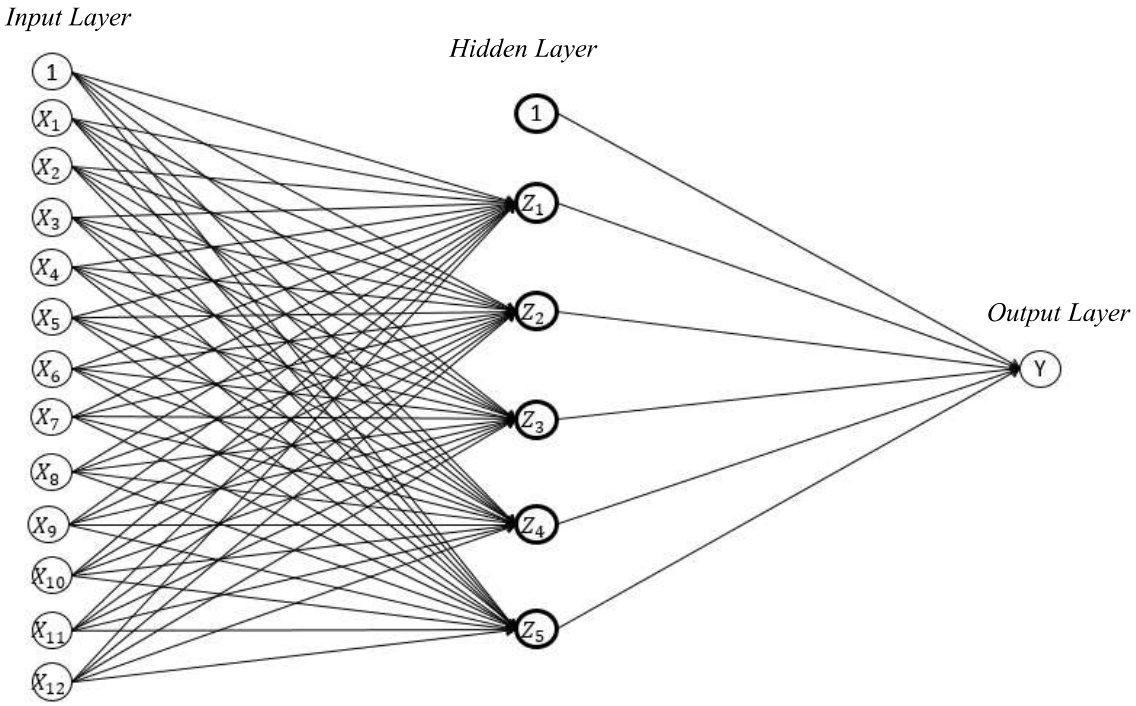
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

sebanyak 3 nilai. Fitur rata-rata meliputi rata-rata aproksimasi sebanyak 1 nilai, rata-rata horisontal sebanyak 3 nilai, rata-rata vertikal sebanyak 3 nilai, dan rata-rata diagonal juga sebanyak 3 nilai. Fitur standar deviasi meliputi standar deviasi aproksimasi sebanyak 1 nilai, standar deviasi horisontal sebanyak 3 nilai, standar deviasi vertikal sebanyak 3 nilai, dan standar deviasi diagonal juga sebanyak 3 nilai.

B. Klasifikasi Citra Otak

Tahap sebelumnya yang telah dilakukan yaitu ekstraksi citra dengan mengambil ciri fitur citra otak. Hasil dari ekstraksi citra yang berupa nilai vektor energi, rata-rata, dan standar deviasi kemudian akan dijadikan inputan untuk tahap klasifikasi. Klasifikasi digunakan untuk membedakan atau mengidentifikasi citra otak yang termasuk normal atau teridentifikasi tumor (glioma). Metode yang di gunakan untuk klasifikasi adalah *Artificial Neural Network Backpropagation*. *Artificial Neural Network* adalah metode yang mengadopsi dari pola atau perilaku jaringan saraf manusia. *Backpropagation* merupakan metode dari bagian *Artificial Neural Network* yang populer karena sangat baik dalam menangani masalah pengenalan pola-pola kompleks. *Backpropagation* adalah algoritma pembelajaran sehingga metode ini perlu adanya pembelajaran atau pelatihan agar memperoleh hasil yang sesuai dengan yang diinginkan. Pada proses *backpropagation* selain pembelajaran juga terdapat proses *testing* atau pengujian dengan inputannya bobot hasil dari proses *training*. Struktur proses backpropagation terdiri dari layer input, hidden layer, dan layer output. Struktur klasifikasi backpropagation penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 4.31.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4.31 Struktur *Backpropagation* Pada Contoh Data Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah citra otak yang terdiri dari citra otak normal dan citra glioma sebanyak 63 data. Data untuk pelatihan/*training* sebanyak 48 buah citra sedangkan untuk pengujian/*testing* sebanyak 12 buah citra. Pada proses klasifikasi *backpropagation* inputannya berupa vektor fitur dari proses ekstrasi citra otak. Proses ekstrasi citra menggunakan metode DWT Haar dengan menggunakan level dekomposisi 4 dan 5 sehingga nilai inputan dari setiap citra yaitu 39 dan 48 yang terdiri dari fitur energi, rata-rata, dan standar deviasi. Pada level dekomposisi 4 yang berjumlah 39 nilai dengan rincian fitur energi terdiri dari energi aproksimasi, energi horisontal, energi vertikal, dan energi horisontal. Fitur rata-rata terdiri dari rata-rata aproksimasi, rata-rata horisontal, rata-rata vertikal, dan rata-rata diagonal. Fitur standar deviasi terdiri dari standar deviasi aproksimasi, standar deviasi horisontal, standar deviasi vertikal, dan standar deviasi diagonal. Pada sub bidang horisontal, vertikal, dan diagonal hasilnya dikalikan dengan level

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

dekomposisi yang digunakan. Nilai inputan proses klasifikasi backpropagation tersaji pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Nilai Inputan *Backpropagation* Hasil Proses DWT

Dekomposisi Level 4	0.00053	-0.00045	0.00153	0.1290	0.14214	0.09405	0.00068
Dekomposisi Level 5	0.00062	-0.00012	0.00062	0.13059	0.14589	0.09450	0.00093

Dekomposisi Level 4	0.00026	0.00267	0.19186	0.20068	0.12458	0.00129	-0.00069
Dekomposisi Level 5	0.00051	0.00176	0.19334	0.20454	0.12588	0.00148	-0.00081

Dekomposisi Level 4	0.00191	0.24942	0.26125	0.16173	0.00351	-0.00126	0.00180
Dekomposisi Level 5	0.00119	0.25140	0.26278	0.16324	0.00365	-0.00138	0.00106

Dekomposisi Level 4	0.28662	0.29385	0.18809	1.39647	2.53332	37.30356	4.60752
Dekomposisi Level 5	0.28915	0.29517	0.18783	0.00334	-0.00129	0.00021	0.30587

Dekomposisi Level 4	6.19835	7.74292	6.60763	5.59444	6.44508	8.53762	6.03922
Dekomposisi Level 5	0.31668	0.21201	2.45814	3.82312	25.93135	4.67082	6.16203

Dekomposisi Level 4	2.45008	2.14166	3.20712	3.12473			
Dekomposisi Level 5	7.81746	6.67059	3.71432	5.82860	6.61038	8.27858	5.98848

Dekomposisi Level 5	4.25428	2.44608	2.17224	3.23176	2.95855	3.26437

Perhitungan *backpropagation* secara matematis dengan contoh inputan level dekomposisi sebesar 1 sehingga jumlah inputannya sebanyak 12 nilai yang berbentuk vektor. Diketahui nilai inputannya yaitu [0 0 6,6 3,8 3,5 6,8 4,1 4 5 5,4 4,8 2,6] kemudian layer tersembunyi sebanyak 1 dengan node sebanyak 5 dan unit layer tersembunyi sebanyak 5 $[Z_1, Z_2, Z_3, Z_4, Z_5]$, selanjutnya digunakan learning rate sebesar 0,2 agar didapatkan pola terbaik dari

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

sistem komputasi yang digunakan dimana semakin kecil nilai learning rate maka nilai error MSE akan semakin kecil yang mana akan berpengaruh pada hasil testing klasifikasi tetapi mengabaikan fungsi aktivasi dan jumlah epoch (iterasi) yang ditentukan. Bobot-bobot yang digunakan adalah nilai acak dengan rentang nilai -1 sampai dengan 1. Misal bobot dari layer input ke layer tersembunyi seperti pada Tabel 4.3 dan bobot-bobot dari layer tersembunyi ke layer output seperti pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Bobot Layer *Input* ke Layer Tersembunyi

	Z_1	Z_2	Z_3	Z_4	Z_5
0.00053	0,2	0,3	0,1	-0,1	0,3
-0.00045	0,3	0,2	0,1	0,3	-0,2
0.00153	-0,1	0,2	-0,3	0,3	-0,1
0.1290	-0,3	-0,2	0,2	0,1	0,1
0.14214	0,2	0,3	0,1	-0,2	0,3
0.09405	0,1	-0,3	-0,1	0,2	0,1
0.00068	0,3	0,1	0,3	-0,2	0,3
0.00026	0,2	0,3	0,2	-0,3	-0,1
0.00267	0,1	-0,2	0,2	0,1	0,3
0.19186	-0,3	0,1	-0,2	0,3	-0,2
0.20068	0,2	-0,3	0,1	0,1	-0,3
0.12458	0,1	0,2	-0,3	0,3	0,2
1	-0,1	0,3	-0,1	0,2	-0,3

Tabel 4.5 Bobot Layer Tersembunyi ke Layer *Output*

	Y
Z_1	0,3
Z_2	0,3
Z_3	0,1
Z_4	-0,2
Z_5	0,2
1	-0,1

Pada proses pelatihan backpropagation terdapat tiga fase yaitu fase propagasi maju, fase propagasi mundur, dan fase perubahan bobot. Secara matematis dijelaskan dengan contoh inputan dan bobot-bobot yang digunakan pada Tabel 4.3 dan Tabel 4.4.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

a) Fase Propagasi Maju

Pada fase ini dihitung nilai semua keluaran di unit dari layer tersembunyi (z_j). Berikut ini proses perhitungannya dengan menggunakan Persamaan 2.26 dan 2.27.

$$z_net_j = v_{j0} + \sum_{i=1}^{n} x_i v_{ji} \tag{2.26}$$

$$z_{net_1} = v_{10} + x_1 v_{11} + x_2 v_{12} + x_3 v_{13} + x_4 v_{14} + x_5 v_{15} + x_6 v_{16} + x_7 v_{17} + x_8 v_{18} + x_9 v_{19} + x_{10} v_{110} + x_{11} v_{111} + x_{12} v_{112}$$

$$z_{net_1} = (-0{,}1) + 0{,}12458\ (0{,}1) + 0{,}20068\ (0{,}2) + 0{,}19186\ (-0{,}3) + 0{,}00267\ (0{,}1) + 0{,}00026\ (0{,}2) + 0{,}00068\ (0{,}3) + 0{,}09405\ (0{,}1) + 0{,}14214\ (0{,}2) + 0{,}1290\ (-0{,}3) + 0{,}00153\ (-0{,}1) + (-0{,}00045)(0{,}3) + 0{,}00053\ (0{,}2) = -0{,}10549$$

$$z_{net_2} = v_{20} + x_1 v_{21} + x_2 v_{22} + x_3 v_{23} + x_4 v_{24} + x_5 v_{25} + x_6 v_{26} + x_7 v_{27} + x_8 v_{28} + x_9 v_{29} + x_{10} v_{210} + x_{11} v_{211} + x_{12} v_{212}$$

$$z_{net_2} = (0{,}3) + 0{,}12458\ (0{,}2) + 0{,}20068\ (-0{,}3) + 0{,}19186\ (0{,}1) + 0{,}00267\ (-0{,}2) + 0{,}00026\ (0{,}3) + 0{,}00068\ (0{,}1) + 0{,}09405\ (-0{,}3) + 0{,}14214\ (0{,}3) + 0{,}1290\ (-0{,}2) + 0{,}00153\ (0{,}2) + (-0{,}00045)(0{,}2) + 0{,}00053\ (0{,}3) = 0{,}2725111$$

$$z_{net_3} = v_{30} + x_1 v_{31} + x_2 v_{32} + x_3 v_{33} + x_4 v_{34} + x_5 v_{35} + x_6 v_{36} + x_7 v_{37} + x_8 v_{38} + x_9 v_{39} + x_{10} v_{310} + x_{11} v_{311} + x_{12} v_{312}$$

$$z_{net_3} = (-0{,}1) + 0{,}12458\ (-0{,}3) + 0{,}20068\ (0{,}1) + 0{,}19186\ (-0{,}2) + 0{,}00267\ (0{,}2) + 0{,}00026\ (0{,}2) + 0{,}00068\ (0{,}3) + 0{,}09405\ (-0{,}1) + 0{,}14214\ (0{,}1) + 0{,}1290\ (0{,}2) + 0{,}00153\ (-0{,}3) + (-0{,}00045)(0{,}1) + 0{,}00053\ (0{,}1) = -0{,}124730$$

$$z_{net_4} = v_{40} + x_1 v_{41} + x_2 v_{42} + x_3 v_{43} + x_4 v_{44} + x_5 v_{45} + x_6 v_{46} + x_7 v_{47} + x_8 v_{48} + x_9 v_{49} + x_{10} v_{410} + x_{11} v_{411} + x_{12} v_{412}$$

$$z_{net_4} = (0{,}2) + 0{,}12458\ (0{,}3) + 0{,}20068\ (0{,}1) + 0{,}19186\ (0{,}3) + 0{,}00267\ (0{,}1) + 0{,}00026\ (-0{,}3) + 0{,}00068\ (-0{,}2) + 0{,}09405\ (0{,}2) + 0{,}14214\ (-0{,}2) + 0{,}1290\ (0{,}1) + 0{,}00153\ (0{,}3) + (-0{,}00045)(0{,}3) + 0{,}00053\ (-0{,}1) = 0{,}318606$$

$$z_{net_5} = v_{50} + x_1 v_{51} + x_2 v_{52} + x_3 v_{53} + x_4 v_{54} + x_5 v_{55} + x_6 v_{56} + x_7 v_{57} + x_8 v_{58} + x_9 v_{59} + x_{10} v_{510} + x_{11} v_{511} + x_{12} v_{512}$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$z_{net_5} = (-0{,}3) + 0{,}12458\ (0{,}2) + 0{,}20068\ (-0{,}3) + 0{,}19186\ (-0{,}2)$$
$$+ 0{,}00267\ (0{,}3) + 0{,}00026\ (-0{,}1) + 0{,}00068\ (0{,}3) + 0{,}09405\ (0{,}1)$$
$$+ 0{,}14214\ (0{,}3) + 0{,}1290\ (0{,}1) + 0{,}00153\ (-0{,}1)$$
$$+ (-0{,}00045)(-0{,}2) + 0{,}00053\ (0{,}3) = -0{,}30764$$

Kemudian dihitung fungsi aktivasi dengan menggunakan rumus fungsi aktivasi bipolar yaitu memangkatkan nilai dari hasil perhitungan jaringan atau node keluaran layer tersembunyi.

$$z_j = f(z_net_j) = \frac{1}{1 + e^{-z_net_j}} \tag{2.27}$$

$$z_1 = f(z_net_1) = \frac{1}{1 + e^{-z_net_1}}$$

$$z_1 = f(z_net_1) = \frac{1}{1 + e^{-(-0{,}10549)}} = 2{,}111255$$

$$z_2 = f(z_net_2) = \frac{1}{1 + e^{-z_net_2}}$$

$$z_2 = f(z_net_2) = \frac{1}{1 + e^{-(0{,}2725111)}} = 1{,}761464$$

$$z_3 = f(z_net_3) = \frac{1}{1 + e^{-z_net_3}}$$

$$z_3 = f(z_net_3) = \frac{1}{1 + e^{-(-0{,}124730)}} = 2{,}13284$$

$$z_4 = f(z_net_j) = \frac{1}{1 + e^{-z_net_4}}$$

$$z_4 = f(z_net_j) = \frac{1}{1 + e^{-(0{,}318606)}} = 1{,}72716$$

$$z_5 = f(z_net_j) = \frac{1}{1 + e^{-z_net_5}}$$

$$z_5 = f(z_net_j) = \frac{1}{1 + e^{-(-0{,}30764)}} = 2{,}36021$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Berdasarkan perhitungan diatas diperoleh nilai unit layer tersembunyi $[Z_1 = 2{,}11,\ Z_2 = 1{,}76,\ Z_3 = 2{,}13,\ Z_4 = 1{,}73,\ Z_5 = 2{,}36]$. Langkah selanjutnya yaitu menghitung nilai semua jaringan atau node di unit layer output.

$$y_net_k = w_{k0} + \sum_{j=1}^{p} z_j w_{kj} \tag{2.28}$$

$$y_net_1 = w_{10} + z_1 w_{11} + z_2 w_{12} + z_3 w_{13} + z_4 w_{14} + z_5 w_{15}$$

$$y_net_1 = (-0{,}1) + 2{,}11\ (0{,}2) + 1{,}76\ (-0{,}2) + 2{,}13\ (0{,}1) + 1{,}73\ (0{,}3) + 2{,}36\ (0{,}3) = 1{,}41$$

$$y_k = f(y_net_k) = \frac{1}{1 + e^{-y_net_k}} \tag{2.29}$$

$$y_1 = f(y_net_1) = \frac{1}{1 + e^{-y_net_1}}$$

$$y_1 = f(1{,}41) = \frac{1}{1 + e^{-(1{,}41)}} = 1{,}244$$

Berdasarkan perhitungan diatas diperoleh hasil keluaran sebesar 1,244 karena nilai yang diperoleh belum memenuhi target yang ditentukan maka dilakukan proses propagasi mundur.

b) Fase Propagasi Mundur

Pada proses ini dihitung δ_k yang merupakan unit kesalahan dari layer keluaran. Perhitungan δ_k dengan menggunakan Persamaan 2.30.

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'^{(y_{net_k})} = (t_k - y_k) y_k (1 - y_k) \tag{2.30}$$

$$\delta_1 = (t_1 - y_1) f'^{(y_net_1)} = (t_1 - y_1) y_1 (1 - y_1)$$

$$= (0 - 1{,}244)\ 1{,}244\ (1 - 1{,}244) = 0{,}3776$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Berdasarkan perhitungan diatas diperoleh nilai δ_k =0,3776 yang akan digunakan dalam perubahan bobot layer dibawahnya untuk mengoreksi error dengan menggunakan Persamaan 2.31.

$$\Delta w_{kj} = \alpha\ \delta_k\ z_j \tag{2.31}$$

$$\Delta w_{10} = \alpha\ \delta_1\ (1) = 0{,}2\ (0{,}3776)\ (1) = 0{,}0755$$

$$\Delta w_{11} = \alpha\ \delta_1\ (z_1) = 0{,}2\ (0{,}3776)\ (2{,}11) = 0{,}1593$$

$$\Delta w_{12} = \alpha\ \delta_1\ (z_2) = 0{,}2\ (0{,}3776)\ (1{,}76) = 0{,}1329$$

$$\Delta w_{13} = \alpha\ \delta_1\ (z_3) = 0{,}2\ (0{,}3776)\ (2{,}13) = 0{,}1609$$

$$\Delta w_{14} = \alpha\ \delta_1\ (z_4) = 0{,}2\ (0{,}3776)\ (1{,}73) = 0{,}1307$$

$$\Delta w_{15} = \alpha\ \delta_1\ (z_5) = 0{,}2\ (0{,}3776)\ (2{,}36) = 0{,}1782$$

Kemudian menghitung nilai δ di unit layer tersembunyi dengan didasarkan kesalahan pada setiap unit tersembunyi Z_1 terlebih dahulu hitung pada jaringan atau node di layer tersembunyi dengan cara mengalikan nilai δ_k (faktor kesalahan) dari layer keluaran dengan perubahan bobot pada yang telah dilakukan pada layer keluaran.

$$\delta_net_j = \sum_{k=1}^{m} \delta_k\ w_{kj} \tag{2.32}$$

$$\delta_{net_1} = \delta_1\ w_{11} = 0{,}3776 * (0{,}3) = 0{,}113$$

$$\delta_{net_2} = \delta_1\ w_{12} = 0{,}3776 * (0{,}3) = 0{,}113$$

$$\delta_{net_3} = \delta_1\ w_{13} = 0{,}3776 * (0{,}1) = \ 0{,}038$$

$$\delta_{net_4} = \delta_1\ w_{14} = 0{,}3776 * (-0{,}2) = \ -0{,}076$$

$$\delta_{net_5} = \delta_1\ w_{15} = 0{,}3776 * (0{,}2) = \ 0{,}076$$

Selanjutnya dilakukan perhitungan faktor kesalahan δ di unit tersembunyi dengan cara mengalikan learning rate (α) , faktor kesalahan δ_j di unit layer tersembunyi, dan nilai inputannya.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$\delta_j = \delta_net_j\, f'(z_net_j) = \delta_net_j\, z_j(1 - z_j) \qquad (2.33)$$

$$\delta_1 = \delta_net_1\, z_1\, (1 - z_1) = (0{,}113) * 2{,}11 * (1 - 2{,}11) = -0{,}265$$

$$\delta_2 = \delta_net_2\, z_2\, (1 - z_2) = (0{,}113) * 1{,}76 * (1 - 1{,}76) = -0{,}151$$

$$\delta_3 = \delta_net_3\, z_3\, (1 - z_3) = (0{,}038) * 2{,}13 * (1 - 2{,}13) = -0{,}091$$

$$\delta_4 = \delta_net_4\, z_4\, (1 - z_4) = (-0{,}076) * 1{,}73 * (1 - 1{,}73) = 0{,}096$$

$$\delta_5 = \delta_net_5\, z_5\, (1 - z_5) = (0{,}076) * 2{,}36 * (1 - 2{,}36) = -0{,}244$$

Kemudian dihitung nilai jaringan atau node dari layer tersembunyi ke layer input dengan mengalikan nilai learning rate α, nilai unit kesalahan di unit layer tersembunyi dan nilai inputan. Persamaan yang digunakan yaitu 2.34 dengan menghasilkan nilai pada Tabel 4.6.

c) Fase Perubahan Bobot

Pada fase ini dihitung perubahan bobot baru jaringan atau node yang menuju ke unit layer keluaran dengan cara menjumlahkan bobot dari jaringan layer tersembunyi dan bobot dari hasil penjumlahan bobotnya dengan menggunakan Persamaan 2.35 dan 2.36 serta pada Tabel 4.7.

$$w_{kj}(baru) = w_{kj}(lama) + \Delta w_{kj} \qquad (2.35)$$

$$w_{10}(baru) = w_{10}(lama) + \Delta w_{10} = (-0{,}1) + 0{,}0755 = -0{,}0245$$

$$w_{11}(baru) = w_{11}(lama) + \Delta w_{11} = 0{,}3 + 0{,}1593 = 0{,}4593$$

$$w_{12}(baru) = w_{12}(lama) + \Delta w_{12} = 0{,}3 + 0{,}1329 = 0{,}4329$$

$$w_{13}(baru) = w_{13}(lama) + \Delta w_{13} = 0{,}1 + 0{,}1609 = 0{,}2609$$

$$w_{14}(baru) = w_{14}(lama) + \Delta w_{14} = (-0{,}2) + 0{,}1307 = -0{,}0693$$

$$w_{15}(baru) = w_{15}(lama) + \Delta w_{15} = 0{,}2 + 0{,}1782 = 0{,}3782$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4.6 Hasil Perhitungan Bobot dari Layer Tersembunyi ke Layer *Input*

	$\alpha\ \delta_j\ x_i$		$\alpha\ \delta_j\ x_i$
Δv_{10}	-0,053	Δv_{17}	-0,00498
Δv_{20}	-0,0302	Δv_{27}	-0,00284
Δv_{30}	-0,0182	Δv_{37}	-0,00171
Δv_{40}	0,0192	Δv_{47}	0,00180
Δv_{50}	-0,0488	Δv_{57}	-0,00458
Δv_{11}	-0,00002	Δv_{18}	-0,00003
Δv_{21}	-0,00001	Δv_{28}	-0,00002
Δv_{31}	-0,000009	Δv_{38}	-0,00001
Δv_{41}	0,00001	Δv_{48}	0,00001
Δv_{51}	-0,00002	Δv_{58}	-0,00003
Δv_{12}	0,00002	Δv_{19}	-0,00001
Δv_{22}	0,00001	Δv_{29}	-0,000007
Δv_{32}	0,000008	Δv_{39}	-0,000004
Δv_{42}	-0,000008	Δv_{49}	0,000004
Δv_{52}	0,00002	Δv_{59}	-0,00001
Δv_{13}	-0,00008	Δv_{110}	-0,00014
Δv_{23}	-0,00004	Δv_{210}	-0,00008
Δv_{33}	-0,00002	Δv_{310}	-0,00004
Δv_{43}	0,00002	Δv_{410}	0,00005
Δv_{53}	-0,00007	Δv_{510}	-0,00013
Δv_{14}	-0,00683	Δv_{111}	-0,01016
Δv_{24}	-0,00389	Δv_{211}	-0,00579
Δv_{34}	-0,00234	Δv_{311}	-0,00349
Δv_{44}	0,00247	Δv_{411}	0,00368
Δv_{54}	-0,00629	Δv_{511}	-0,00936
Δv_{15}	-0,00753	Δv_{112}	-0,01063
Δv_{25}	-0,00429	Δv_{212}	-0,00606
Δv_{35}	-0,00258	Δv_{312}	-0,00365
Δv_{45}	0,00272	Δv_{412}	0,00385
Δv_{55}	-0,00693	Δv_{512}	-0,00979
Δv_{16}	-0,00753	Δv_{113}	-0,00660
Δv_{26}	-0,00429	Δv_{213}	-0,00376
Δv_{36}	-0,00258	Δv_{313}	-0,00226
Δv_{46}	0,00272	Δv_{413}	0,00239
Δv_{56}	-0,00693	Δv_{513}	-0,00607

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$v_{ji}(baru) = v_{ji}(lama) + \Delta v_{ji} \tag{2.36}$$

Persamaan 2.36 digunakan untuk perhitungan bobot yang baru. Kemudian setelah diperoleh bobot baru maka dilakukan iterasi kedua seperti proses diatas yaitu propagasi maju, propagasi mundur, dan pembaruan bobot sampai memperoleh hasil pola atau target yang ditentukan misalnya target error atau iterasi.

Klasifikasi *backpropagation* pada penelitian ini dilakukan secara komputasi dengan menggunakan *software* Matlab R2015a. Penelitian identifikasi tumor pada otak (glioma) dilakukan dengan 2 macam pengujian berdasarkan proporsi data *training* dan *testing*. Pengujian pertama digunakan proporsi data *training* dan *testing* sebanyak 80% dan 20% dari total data 60 citra otak (normal dan tumor/glioma) sehingga terdapat 48 citra untuk proses *training* dan 12 citra untuk proses *testing* dengan *output* klasifikasi normal dan tumor (glioma). Kemudian pada pengujian kedua digunakan proporsi data *training* dan *testing* sebanyak 75% dan 25% dari total data 60 citra otak yaitu normal dan tumor atau glioma sehingga ada 45 citra untuk data pada proses *training* dan 15 citra untuk data dengan proses *testing*. Data inputan berupa vektor hasil dari proses ekstraksi citra menggunakan DWT haar dengan 2 macam level dekomposisi yaitu 4 dan 5.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4.7 Tabel Perhitungan Bobot Baru dari Layer Tersembunyi ke Layer *Input*

	$v_{ji}(lama) + \Delta v_{ji}$		$v_{ji}(lama) + \Delta v_{ji}$
Δv_{10}	-0,153	Δv_{17}	0,29996
Δv_{20}	0,2698	Δv_{27}	0,09997
Δv_{30}	-0,1182	Δv_{37}	0,29998
Δv_{40}	0,2192	Δv_{47}	-0,19998
Δv_{50}	-0,3488	Δv_{57}	0,29996
Δv_{11}	0,19997	Δv_{18}	0,19998
Δv_{21}	0,29998	Δv_{28}	0,29999
Δv_{31}	0,09999	Δv_{38}	0,19999
Δv_{41}	-0,09998	Δv_{48}	-0,29999
Δv_{51}	0,29997	Δv_{58}	-0,10001
Δv_{12}	0,30002	Δv_{19}	0,09985
Δv_{22}	0,20001	Δv_{29}	0,19991
Δv_{32}	0,100008	Δv_{39}	0,19995
Δv_{42}	0,29999	Δv_{49}	0,10005
Δv_{52}	-0,19997	Δv_{59}	0,29986
Δv_{13}	-0,10008	Δv_{110}	-0,31016
Δv_{23}	0,19995	Δv_{210}	0,09420
Δv_{33}	-0,30002	Δv_{310}	-0,20349
Δv_{43}	0,30002	Δv_{410}	0,30368
Δv_{53}	-0,10007	Δv_{510}	-0,20936
Δv_{14}	-0,30683	Δv_{111}	0,18936
Δv_{24}	-0,20389	Δv_{211}	-0,00579
Δv_{34}	0,19765	Δv_{311}	-0,00349
Δv_{44}	0,10247	Δv_{411}	0,00368
Δv_{54}	0,09370	Δv_{511}	-0,00936
Δv_{15}	0,19246	Δv_{112}	-0,01063
Δv_{25}	0,29570	Δv_{212}	-0,00606
Δv_{35}	0,09741	Δv_{312}	-0,00365
Δv_{45}	-0,19727	Δv_{412}	0,00385
Δv_{55}	0,29306	Δv_{512}	-0,00979
Δv_{16}	0,09501	Δv_{113}	0,09339
Δv_{26}	-0,30284	Δv_{213}	0,19623
Δv_{36}	-0,10171	Δv_{313}	-0,30226
Δv_{46}	0,20180	Δv_{413}	0,30239
Δv_{56}	-0,09541	Δv_{513}	-0,30607

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

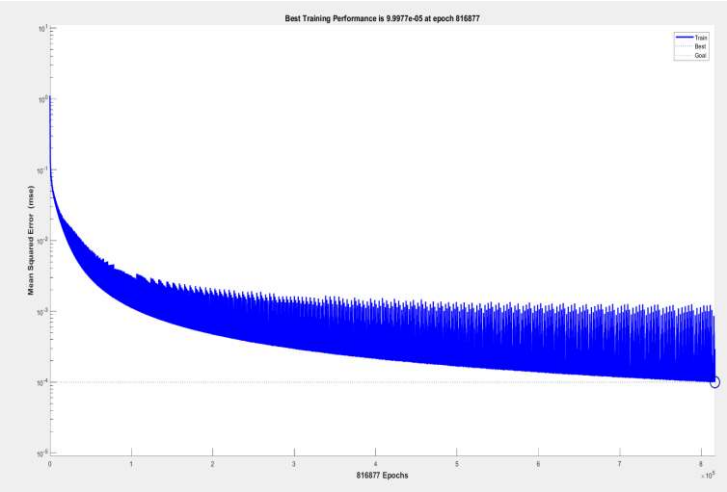
Kemudian dilakukan *training* dan *testing* pada data uji. Hasil proses *training* dan *testing* dengan metode *backpropagation* yang ditunjukkan pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8 Hasil Proses *Training* dan *Testing Backpropagation*

Parameter *Backpropagation*						**Hasil Prediksi**				
Data Training (%)	Data Testing (%)	Level	Hidden Layer	Epoch	LR	MSE	Akurasi (%)	Sensitivitas (%)	Spesifitas (%)	Terprediksi Benar
75	25	4	40	485974	0,00088	0,0000999	73,33	100	50	11
		5	70	118951	0,00192	0,0000999	73,33	100	50	11
		4	90	485265	0,00082	0,0000999	80	100	62,5	12
		4	30	574816	0,00082	0,0000999	86,67	100	75	13
		4	20	662616	0,00101	0,0000999	86,67	100	75	13
80	20	5	30	124107	0,00199	0,0000999	66.67	80	57,14	8
		5	35	179364	0,00163	0,0000996	75	100	57,14	9
		5	45	100679	0,00221	0,0000995	75	100	62,5	9
		4	12	307863	0,00299	0,0000999	75	80	71,43	9
		4	25	816877	0,00070	0,0000999	91,67	100	85,71	11

Pada Tabel 4.8 diperoleh hasil terbaik untuk identifikasi tumor otak (glioma) yang tersusun atas 80% data *training* dan 20% data *testing* dengan menggunakan level dekomposisi 4 sebagai nilai inputan yaitu sebanyak 1×39 tiap-tiap citra, layer tersembunyi sebanyak 25 unit, learning rate sebesar 0,00070, serta nilai eror MSE sebesar 0,0000999. Pada proses *training backpropagation* juga menghasilkan tiga jenis grafik yaitu *error* MSE, grafik *training*, dan grafik regresi. Grafik *error* MSE tersaji pada Gambar 4.32.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

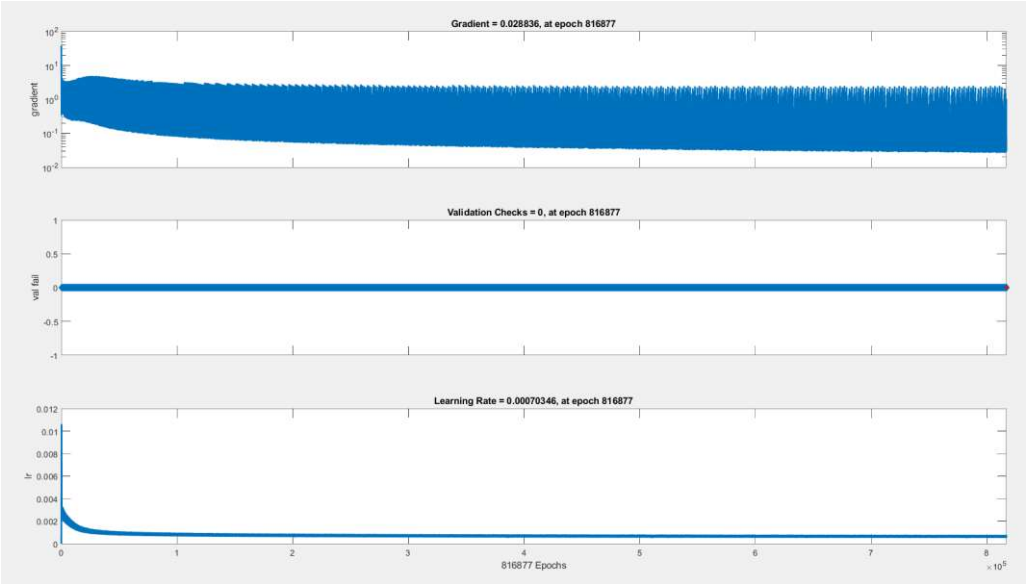


Gambar 4.32 Hasil Grafik *Error* Proses *Training Backpropagation*

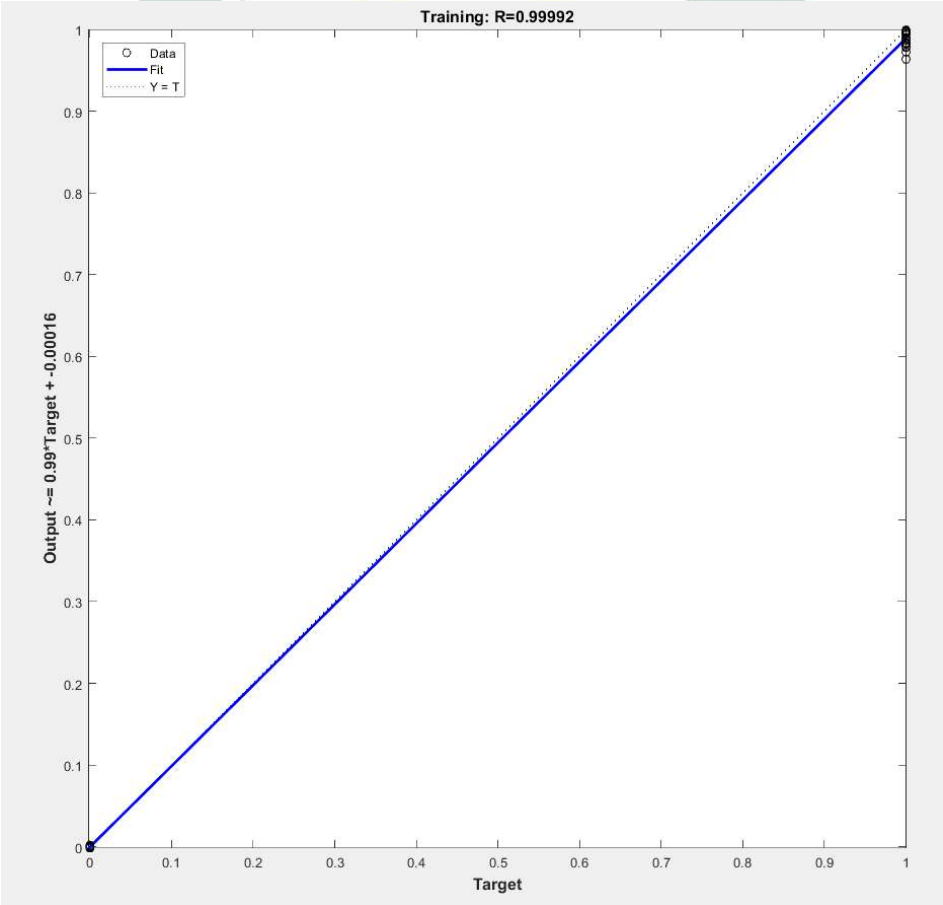
Pada Gambar 4.32 menunjukkan pola *error* dari data yang digunakan, jika pola dari garis datanya terus turun dan melandai yang mendekati nilai dari target *error* maka menghasilkan pengenalan pola yang baik sehingga akan berpengaruh pada hasil atau *output* yang mendekati nilai dari data sebenarnya. Proses *training* dilakukan untuk melatih program yang dibuat agar dapat melakukan pembelajaran dengan data yang telah dimasukkan atau diinputkan. Kemudian untuk grafik *training* ditunjukkan pada Gambar 4.33.

Analisis lain yaitu Gambar 4.33 yang merupakan grafik *training* terdiri dari grafik *gradient*, *validation check*, dan *learning rate*. Pada grafik *gradient* menunjukkan bahwa garis yang semakin turun dan melandai mengartikan bahwa nilai *gradient* yang dibentuk oleh sistem mendekati nilai dari target data sebenarnya. Target disimbolkan dengan garis putus-putus di Gambar 4.33. Grafik *validation check* untuk mengecek apakah proses *training* mengarah ke arah yang tepat atau malah menyimpang. Kemudian grafik *learning rate* untuk melihat tingkat *training* apakah mendekati nilai target atau jauh.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4.33 Grafik Hasil *Training Backpropagation*



Gambar 4.34 Grafik Regresi *Backpropagation*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Pada Gambar 4.33 menunjukkan nilai *gradient* pada proses *training* sebesar 0,02884, nilai *validation checks* sebesar 0, dan nilai *learning rate* sebesar 0,000704 pada iterasi sebesar 816877. Kemudian untuk memperkuat analisis dari proses *training* dapat dilakukan pada grafik *regression*. Gambar 4.34 menunjukkan korelasi yang baik antara data keluaran dengan data target yaitu sebesar 0,9999.

Proses selanjutnya dilakukan *testing backpropagation* dengan kategori target (data nyata) adalah 0 dan 1. Kategori 0 menyatakan normal dan 1 menyatakan teridentifiksi tumor pada otak atau glioma. Misalkan jika nilai *output backpropagation* adalah 0,99887 maka akan masuk kedalam kategori tumor (glioma). Hasil klasifikasi *backpropagation* ditunjukkan pada Tabel 4.9.

Tabel 4.9 Hasil Klasifikasi *Backpropagation*

Nama file gambar (.jpg)	*output backpropagation*	Kategori Target	Keterangan
glioma8	0,9626	1	Tumor (Glioma)
glioma9	0,9986	1	Tumor (Glioma)
glioma10	0,9993	1	Tumor (Glioma)
glioma11	0,9102	1	Tumor (Glioma)
glioma12	0,9733	1	Tumor (Glioma)
normal20	-0,6574	0	Normal
normal1	0,0024	0	Normal
normal2	0,0806	0	Normal
normal3	0,5373	0	Tumor (Glioma)
normal4	-0,4195	0	Normal
normal5	-0,0813	0	Normal
normal6	0,3831	0	Normal

Pada Tabel 4.9 telah menunjukkan hasil nilai keluaran *backpropagation* dengan pembulatan atau kategori target yaitu 0 dan 1. Hasil pengujian menunjukkan bahwa terdapat 6 citra tumor otak (glioma) dan 6 citra otak normal. Pada hasil klasifikasi *backpropagation* kita belum mengetahui apakah hasilnya benar dengan klasifikasi sebenarnya atau salah sehingga dilakukan perbandingan hasil klasifikasi *backpropagation* dengan hasil klasifikasi pada setiap citra *testing*. Perbandingan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

hasil klasifikasi citra sebenarnya dengan hasil klasifikasi menggunakan *backpropagation* tersaji pada Tabel 4.10.

Tabel 4.10 Perbandingan Hasil klasifikasi Sebenarnya dengan Hasil Klasifikasi *Backpropagation*

Nama file gambar (.jpg)	Hasil Sebenarnya	Hasil *Backpropagation*	Validasi
glioma8	Tumor (Glioma)	Tumor (Glioma)	Benar
glioma9	Tumor (Glioma)	Tumor (Glioma)	Benar
glioma10	Tumor (Glioma)	Tumor (Glioma)	Benar
glioma11	Tumor (Glioma)	Tumor (Glioma)	Benar
glioma12	Tumor (Glioma)	Tumor (Glioma)	Benar
normal20	Normal	Normal	Benar
normal1	Normal	Normal	Benar
normal2	Normal	Normal	Benar
normal3	Normal	Tumor (Glioma)	Salah
normal4	Normal	Normal	Benar
normal5	Normal	Normal	Benar
normal6	Normal	Normal	Benar

Pada Tabel 4.10 diperoleh perbandingan yaitu terdapat 11 citra teridentifikasi dengan tepat benar tumor (glioma) dan tepat benar normal kemudian ada 1 citra yang tidak teridentifikasi dengan tepat benar yaitu pada data *testing* ke-9. Kemudian dilakukan pengukuran ketepatan klasifikasi dikarenakan pada hasil pembelajaran *backpropagation* terkadang diperoleh hasil klasifikasi yang tidak tepat seperti pada Tabel 4.10. Pengukuran atau validasi pada penelitian ini sangat diperlukan karena tujuan pada penelitian ini adalah membuat sebuah sistem identifikasi.

Validasi sistem pada penelitian ini dianalisis dengan menggunakan *confussion matrix*. Pada *confussion matrix* digunakan pengukuran dengan mengamati sensitivitas, spesifitas, dan akurasi. Pengukuran dengan menggunakan *confussion matrix* tersaji pada Tabel 4.11.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4.11 Struktur *Confussion Matrix*

Nilai Prediksi / Nilai Sebenarnya	*Negative*	*Positive*
Negative	TN (*True Negative*)	FP (*False Positive*)
Positive	FN (*False Negative*)	TP (*True Positive*)

Pengamatan sensitivitas, spesifitas, dan akurasi berdasarkan pada tabel hasil klasifikasi data *testing*. Hasil *confussion matrix* klasifikasi *backpropagation* pada Gambar 4.33.

```
cm =

     6     1
     0     5
```

Gambar 4.35 Hasil *Confussion Matrix* Pada Klasifikasi *Backpropagation*

Pada Gambar 4.33 diperoleh tabel *confussion matrix* dari data *testing* yaitu terdapat 6 citra otak normal yang teridentifikasi tepat benar tidak sakit (TN) dan 5 citra tumor otak (glioma) yang teridentifikasi tepat benar sakit (TP) dari 12 citra proses *testing*. Proses selanjutnya yaitu untuk mengetahui nilai sensitivitas, spesifitas, dan juga akurasi dari hasil klasifikasi sistem *backpropagation*.

i. Pada penelitian ini diperoleh nilai sensitivitas sebesar 100%, artinya bahwa pasien yang menderita tumor jika melakukan uji diagnosa maka pasien tersebut berpeluang 100% positif menderita tumor. Secara matematis dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan 2.37 dan pengamatan *confussion matrix* pada Gambar 4.33.

$$sensitivitas = \frac{5}{5+0} \times 100\% = 100\%$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

ii. Pada proses hasil klasifikasi diperoleh nilai spesifitas sebesar 85,71% bermakna pasien yang tidak menderita tumor atau normal jika melakukan uji diagnosa, pasien tersebut berpeluang 85,71% tidak menderita glioma (tumor otak) atau normal. Spesifitas dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan 2.38 serta pengamatan *confussion matrix* pada Gambar 4.33.

$$spesifitas = \frac{6}{6+1} \times 100\% = 85{,}71\%$$

iii. Pada hasil klasifikasi diperoleh nilai akurasi sebesar 91,67%, artinya pasien yang normal dan menderita tumor (glioma) jika melakukan uji diagnosa, pasien tersebut berpeluang tepat 91,67% norma dan menderita tumor (glioma). Akurasi dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan 2.39 serta pengamatan *confussion matrix* pada Gambar 4.33 yaitu membagi hasil klasifikasi yang tepat menderita tumor (glioma) dan tidak menderita tumor (normal) dengan jumlah seluruh data *testing* kemudian dikalikan 100%.

$$akurasi = \frac{11}{12} \times 100\% = 91{,}67\%$$

Pada penelitian ini Tabel 4.8 juga diperoleh hasil spesifitas yang rendah yaitu sebesar 50%. Hal itu dikarenakan karena pengaruh dari proses pengolahan citra pada tahap segmentasi dan ekstraksi. Pada tahap segmentasi penelitian ini belum sepenuhnya citra yang digunakan tersegmentasi dengan baik karena objek yang ingin diambil dan yang tidak diambil polanya hampir sama sehingga objek yang berisi informasi penting ikut tersegmentasi serta pada tahap ekstraksi citra dengan analisis tekstur juga hanya mengambil dari fitur tekstur citra nya tanpa mengetahui pola dari citra.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB V

PENUTUP

A. Simpulan

Berdasarkan hasil penerapan dan percobaan menggunakan DWT dan ANN *Backpropagation* yang telah dilakukan untuk identifikasi tumor pada otak, maka diperoleh simpulan bahwa:

1. Metode *Descrete Wavelet Transform* (DWT) dapat digunakan untuk mengekstraksi fitur citra MRI otak dari hasil perbaikan citra dengan menggunakan *adaptive histogram equalization* dan *median filter*. Pada penelitian ini digunakan DWT Haar yang merupakan bagian dari keluarga *wavelet* yang paling mudah dan sederhana. Level dekomposisi yang digunakan yaitu level 4 dan level 5. Informasi ciri fitur dari citra MRI otak yang diperoleh dari proses DWT (*Descrete Wavelet Transform*) Haar bertujuan untuk membedakan antara *background* citra dan fitur citra. Ciri fitur yang diambil yaitu fitur energi, rata-rata, dan standar deviasi nantinya digunakan sebagai nilai inputan dari proses klasifikasi untuk mengidentifikasi otak normal dan glioma.
2. Berdasarkan hasil ekstraksi citra menggunakan DWT haar dan proses uji coba klasifikasi menggunakan *Artificial Neural Network backpropagation* untuk identifikasi citra MRI otak telah menunjukkan bahwa data *training* dan *testing* terbaik adalah 80% dan 20% dengan layer tersembunyi sebanyak 25, level dekomposisi yaitu 4 diperoleh hasil identifikasi tepat benar 6 citra

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

normal dan 5 citra tumor serta menghasilkan nilai akurasi terbaik sebesar 91,67%, sensitivitas sebesar 100%, dan spesifitas sebesar 85,71%.

B. Saran

Penelitian mengenai identifikasi tumor pada otak menggunakan metode *Descrete Wavelet Transform* (DWT) dan *Artificial Neural Network* (ANN) ini masih banyak kekurangan. Oleh karena itu, peneliti menyarankan suatu hal sebagai bahan perbaikan dan pengembangan penelitian selanjutnya yaitu pada proses segmentasi atau pemisahan *background* citra dan objek citra sebaiknya digunakan metode lain seperti menggunakan segmentasi *watershed* atau ditambahkan metode baru dengan menggunakan citra *grayscale* serta pada tahap ekstraksi citra lebih baik ditambahkan beberapa metode untuk mengenali pola-pola dari citra sehingga bukan hanya diambil dari teksturnya.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR PUSTAKA

Akobeng, A. (2006). Understanding Diagnostic Tests1: Sensitivity, Specifity, and Predictive Values. *Jurnal Acta Paediatrica*, 338-341.

Anggriyani, N. (2015). *Klasifikasi Kanker Serviks Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dengan Graphical User Interface.* Yogyakarta: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam UNY.

Anitha, R., & Raja, D. S. (2017). Segmentation of Glioma Tumors using Convolutional Neural Network. *Int J Imaging Syst Technol*, 354-360.

Ardil, H. A. (2006, Agustus). Permasalahan Serta Penanggulangan Tumor Otak dan Sumsum Tulang Belakang. *Pidato Pengukuhan Jabatan Guru Besar Tetap dalam Bidang Ilmu Bedah Saraf pada Fakultas Kedokteran*, p. hal 2.

Astuti, L. W., & T, H. (2012). Klasifikasi MRI Otak Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Berdasarkan Data Wavelet yang Direduksi dengan NCMF. *Seminar Nasional Informatika*, 71-77.

Changkong, dkk,. (2014). Automatic Cervical Cell Segmentation and Classification in Pap Smears. *Computer Methods and Program in Biomedicine*, 539-556.

Chusyairi, D. '. (2016). *Segmentasi Kanal Mandibula Menggunakan Metode Watershed Transform.* Malang: Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim.

Dimililer, K. (2013). Backpropagation Neural network Implementation for Medical Image Compression. *Journal of Aplied Mathematics*, 1-7.

Drevelegas, A. (2011). *Imaging of Brain Tumor with Histological Correlations second edition.* New York: Springer.

Enggariani. (2012). *Tumor Otak (Brain Tumors).* Pekanbaru: Fakultas Kedokteran Universitas Riau.

Fanani, A., & Ulinnuha, N. (2016). Watermaking Citra Digital Menggunakan Metode Discrete Cosine Transform. *Jurnal Matematika "MANTIK"*, 1-7.

Fausett, L. (1994). *Fundamentals of Neural Network: Architecture, Algorithms, and Aplications.* New Jersey: Prentice Hall.

Gonzales, R., & Woods, R. (2008). *Digital Image Processing.* New Jersey: Prentice Hall.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Guijarro, dkk,. (2015). Discrete Wavelet Transform for Improving Greeness Image Segmentation in Agricultural Images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 396-407.

Gunawan, dkk,. (2011). Perangkat Lunak Segmentasi Citra dengan Metode Watershed. *JSIFO STMIK Mikroskil*, 1-7.

Guo, dkk,. (2014). Two-dimensional Otsu's Thresholding Segmentation Method Based on Grid Box Filter. *Optik*, 5234-5240.

Gustianingsih, R. (2015). *Penerapan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Propagasi Balik untuk Mendiagnosis Tingkat Keganasan Kanker Payudara.* Bogor: Institut Pertanian Bogor.

Halimatussadiah. (2017). *Pemrosesan Awal Pendeteksian Glioma Melalui Citra MRI Menggunakan K-Means Clustering.* Medan: Universitas Sumatera Utara.

Hamidah, U. (2013). *Aplikasi Segmentasi Paru-paru pada Hasil Citra X-Ray Thorax Menggunakan Metode Homotopy Tree.* Malang: Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim.

Handayani, N. (2013). Analisis Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation untuk Pengenalan Sel Kanker Otak. *Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika*, 10-18.

Hartono, B., & Lusiana, V. (2014). Analisa Teknik Adaptive Histogram Equalization dan Contrast Stretching untuk Perbaikan Kualitas Citra. *Jurnal Teknologi Informasi DINAMIK*, 1-10.

Hermawan, A. (2006). *Jaringan Syaraf Tiruan (Teori dan Aplikasi).* Yogyakarta: Andi.

Hota, d. (2013). Artificial Neural Network , Decission Tree and Statistical Techniques Applied for Designing and Development E-mail Classifier. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, 164-169.

Johnson, K. A., & Becker, J. A. (2018, Juni 01). Retrieved from the whole brain Atlas: http://www.med.harvard.edu/aanlib/

Listyalina, L. (2017). Peningkatan Kualitas Citra Foto Rontgen Sebagai Media Deteksi Kanker Paru. *Jurnal Teknologi Informasi*, 101-107.

Masruroh, M. (2016). *Klasifikasi Kanker Serviks menggunakan Model Backpropagation Neural Network dan Preprocessing Citra dengan Operasi Spasial.* Yogyakarta: Universitas Negeri Yogyakarta.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Meilisa, F. (2016). *Deteksi Meningioma dan Schwannoma dari Citra CT-Scan Menggunakan Gray Level Co-occurence matrices (GLCM) dan Backpropagation.* Surabaya: Universitas Airlangga.

Munir, R. (2004). *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik.* Bandung: Informatika.

Muwakhid, I. A., & Nurdiyah, D. (2018). Otsu Method for Image Finish Segmentation with Components of Hue Saturation Value. *TRANSFORMATIKA*, 67-73.

Nayak, dkk,. (2015). Brain MR Image Classification using Two-dimensional Discrete Wavelet Transform and AdaBoost with Random Forest. *Neurocomputing*, 1-10.

Novamizanti, L., & Kurnia, A. (2015). Analisis Perbandingan Kompresi Haar Wavelet Transform dengan Embedded Zerotree Wavelet pada Citra . *ELKOMIKA*, 161-176.

Novitasari, D. C. (2015). KLasifikasi Sinyal EEG Menggunakan Metode Fuzzy C-Means Clustering (FCM) dan Adaptive Neighborhood Modified Backpropagation (ANMBP). *Jurnal Matematika "MANTIK"*, 31-36.

Novitasari, dkk,. (2016). Klasifikasi Menggunakan Metode Hybrid Bayessian-Neural Network (Studi Kasus: Identifikasi Virus Komputer). *Jurnal Matematika "MANTIK"*, 38-43.

Nurhayati, O. D. (2015). Analisis Citra Digital CT Scan dengan Metode Ekualisasi Histogram dan Statistik Orde Pertama. *Jurnal Sistem Komputer Vol. 5 No. 1*, 1-10.

Patel, dkk,. (2013). Image Segmentation using K-Mean Clustering for Finding Tumor in Medical Application. *International Journal of Computer Trends and Technology (IJCTT) Vol. 4*, 232-240.

Prihartono, dkk,. (2011). Identifikasi Iris Mata Menggunakan Alihragam Wavelet Haar. *TRANSMISI*, 71-75.

Purves, dkk,. (2001). *Neuroscience second Edition.* Sunderland: Sinauer Associates.

Puspitaningrum, D. (2006). *Pengantar Jaringan Syaraf Tiruan.* Yogyakarta: Andi Offset.

Putra, D. (2009). *Pengolahan Citra Digital.* Yogyakarta: Andi.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Riadi, dkk,. (2017). Analisis Komparasi Metode Perbaikan Kontras Berbasis Histogram Equalization pada Citra Medis. *SIMETRIS*, 383-388.

Sari, dkk,. (2013). *Karakteristik Klinis dan Histopatologi pada Tumor Otak di Dua Rumah Sakit di Bandar Lampung.* Lampung: Fakultas Kedokteran Universitas Lampung.

Siang, J. J. (2005). *Jaringan Syaraf Tiruan & Pemrogramannya Menggunakan MATLAB.* Yogyakarta: ANDI OFFSET.

Singh, dkk,. (2015). Image Processing Based Automatic Diagnosis of Glaucoma using Wavelet Features of Segmented Optic Disc from Fundus Image. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 108-120.

Sjahriar, R., & Iwan, E. (2005). *Radiologi Diagnostik Edisi Ke-2.* Jakarta: badan Penerbit FKUI.

Soesanti, dkk,. (2011). Ekstraksi Ciri dan Identifikasi Citra Otak MRI Berbasis Eigenbrain Image. *Forum Teknik Vol. 34 No. 1*, 47-52.

Sugiarto, E., & Fahmi, A. (2017). Fitur Ekstraksi Berbasis Discrete Wavelet Transformuntuk Pengenalan Karakter pada Plat Nomor Kendaraan. *Techno.COM*, 292-299.

Sukardja, I. D. (2000). *Onkologi Klinik Edisi 2.* Surabaya: Airlangga University Press.

Suma'inna, & Gumilar, G. (2013). Implementasi Transformasi Wavelet Daubechies Pada Kompresi Citra Digital. *Jurnal CAUCHY*, 212-215.

Sunjoyo, dkk,. (2016). Implementasi Transformasi Haar Wavelet untuk Deteksi Citra Jeruk Nipis yang Busuk. *INFORMATIKA*, 165-173.

Sutarno. (2010). Analisis Perbandingan Transformasi Wavelet pada Pengenalan Citra Wajah. *GENERIC*, 15-21.

Syafi'i, dkk,. (2015). Segmentasi Obyek Pada Citra Digital Menggunakan Metode Otsu Thresholding . *Jurnal Informatika*, 1-8.

Syuhada, M. (2015). *Realisasi Pengenalan Plat Nomor Kendaraan dengan Metode Histogram Citra dan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation.* Bandar Lampung: Universitas Lampung.

Untari, I. (2012). Kesehatan Otak Modal Dasar Hasilkan SDM Handal. *PROFESI*, 1-6.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Wong, H., & Lim, G. (2011). Measure of Diagnostic Accuracy: Sentivity, Specify, PPV and NPV. *Proceedings of Singapore Healthcare*, 316-318.

Wulan, T. D. (2012). *Deteksi Kanker Paru-paru dari Citra Foto Rontgen Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation.* Surabaya: Universitas Airlangga.

Yeung, dkk,. (2010). *Sensitivity Analysis for Neural Network.* London: Springer.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id