

PEMANFAATAN ALGORITMA JARINGAN SYARAF TIRUAN LEVENBERG MARQUADT UNTUK MENDETEKSI PENYAKIT ALZHEIMER

Rocky Yefrenes Dillak¹⁾, Martini Ganantowe Bintiri²⁾, Dwi Murdaningsih Pangestuty³⁾

¹⁾Jurusan Teknik Informatika AMIKOM Yogyakarta

Jl. Ring Road Utara Condong Catur Sleman-Yogyakarta

²⁾Jurusan Teknik Sipil Universitas Sintuwu Maroso

Jl. P. Timor No. 1 Poso Sulawesi Tengah 94615

³⁾Jurusan Ilmu Komputer Universitas Gadjah Mada Yogyakarta

Bulaksumur, Yogyakarta 55281, Telp (0274) 588688, Fax. (0274) 565223

e-mail : rocky_dillak@yahoo.com, gana75mart@yahoo.com

Abstrak

Analisis visual EEG sangat berguna dalam membantu diagnosis penyakit Alzheimer (AD) ketika diagnosis yang dilakukan sesuai protocol klinis masih belum pasti. Namun, beberapa analisis bergantung pada ketidaktepatan peralatan yang melekat, patient movement, electrical record, interpretasi dokter terhadap variasi analisis visual. Jaringan syaraf tiruan (JST) dapat menjadi tool yang sangat baik dalam melakukan prediksi dan pengenalan pola. Pada penelitian ini menggunakan JST levenberg marquadt (LM) yang merupakan pengembangan JST backpropagation standar, yang mampu menangani masalah informasi yang tidak tepat, tidak pasti, dan tidak komplit untuk mengenali pola yang ditentukan EEG untuk mengkaji nilai EEG sebagai metode tambahan yang mungkin untuk mendiagnosa AD. Diperoleh EEG record dari 33 pasien dengan penyakit Alzheimer dan 34 pasien control yang diambil pada saat santai. Hasil analisis EEG dari data tersebut yang bekerja antara 8.0 dan 12.0 Hz (dengan frekuensi rata-rata 10Hz), mengizinkan range 0.5 Hz menetapkan sebagai pola pasien normal. JST LM dapat mengenali gelombang milik masing-masing band of clinical yang digunakan (teta, beta, alfa, dan delta), terutama untuk kesepakatan diagnosis klinis dengan sensitivity 88%, dan specivity 79 % serta akurasi 78%

Kata Kunci : *electroencephalogram, penyakit Alzheimer, pengenalan pola, levenberg marquadt, jaringan syaraf tiruan.*

1. PENDAHULUAN

Penyakit Alzheimer adalah penyakit pada syaraf yang sifatnya irreversible akibat penyakit ini berupa kerusakan ingatan, penilaian, pengambilan keputusan, orientasi fisik secara keseluruhan dan pada cara berbicara. Diagnosa yang didasarkan pada ilmu syaraf akan penyebab kepikunan hanya dapat dilakukan dengan cara otopsi. Tanda-tanda umum yang muncul berupa hilangnya neuron, pikun, cairan ekstraseluler yang mengandung peptida β amyloid dan kusutnya neurofibril serta terjadinya hiperfosforilasi dari mikrotubular protein tau. Amyloid pada senile plaques adalah hasil dari potongan-potongan protein yang lebih besar, prekursor protein β -amyloid, tiga seri enzim protease yaitu α - β - dan γ -sekretase. γ -sekretase secara khas muncul dan bertanggung jawab dalam pembentukan peptida β -amyloid -A β 42- yaitu 42 gugus asam amino yang memiliki arti patogenetik penting karena berupa serat toksik yang tak larut dan terakumulasi dalam bentuk senile plaques berupa massa serabut amyloid pada korteks cerebralis yang diisolasi dari pasien Alzheimer (Hardy dan Sekoe, 2002).

Aktivitas pada otak manusia menunjukkan berbagai pola aktivasi baik dalam kondisi normal maupun abnormal. Kondisi normal mencakup kondisi fisik (seperti tidur, terjaga, dan bekerja) dan kondisi mental (seperti ketenangan, kebahagiaan, dan kemarahan). Kondisi abnormal terutama dia mati pada gangguan neurologis dan ketidakseimbangan akibat pengaruh obat-obatan, termasuk kejang pada epilepsi dan demensia (Ghosh-Dastidar, 2007). Penelitian aktivitas otak memerlukan citra fungsional yang dihasilkan dari pengukuran sinyal otak dengan electroencephalogram (EEG), Magneto - Encephalography (MEG), dan functional Magnetic Resonance Imaging (fMRI).

Elektroencephalograph/Elektro Enselo Grafi (EEG) adalah suatu alat yang mempelajari gambar dari rekaman aktifitas listrik di otak, termasuk teknik perekaman EEG dan interpretasinya. Neuron-neuron di korteks otak mengeluarkan gelombang-gelombang listrik dengan voltase yang sangat kecil (mV), yang kemudian dialirkan ke mesin EEG untuk diamplifikasi sehingga terekamlah elektroenselelogram yang ukurannya cukup untuk dapat ditangkap oleh mata pembaca EEG sebagai gelombang alfa, beta, theta dan sebagainya.

EEG digunakan untuk menganalisa penyakit Alzheimer seccara visual namun pemeriksaan dengan EEG memiliki kelemahan bahwa interpretasi itu bisa saja salah. Untuk mengatasi hal tersebut maka pada penelitian ini dikembangkan sebuah metode untuk melakukan deteksi terhadap penyakit AD yang diekstrak dari EEG lalu dilatih menggunakan JST Levenberg-Marquardt.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Klasifikasi penyakit AD sudah banyak dilakukan oleh para peneliti. Pada umumnya data yang dipake sebagai variabel diperoleh dari hasil pemeriksaan EEG lalu di latih menggunakan sistem machine learning untuk dikenali pola data input dan outputnya.

Tabaton, et al. (2010) yang mengembangkan early warning system untuk mendeteksi penyakit AD. Penelitian tersebut menggunakan 22 variabel yang merupakan risk factor penyebab AD. Variabel tersebut dilatih menggunakan jaringan syaraf tiruan backpropagation untuk dikenali pola input dan outputnya. Hasil dari penelitian ini adalah sistem dapat mengenali pola data input output dengan akurasi sebesar 80.07%.

Lopes (2010) melakukan penelitian tentang deteksi penyakit AD menggunakan data yang diperoleh dari hasil pemeriksaan EEG. data - data tersebut (theta, delta, alpha, and beta) dilatih menggunakan Paraconsistent Artificial Neural Networks. hasil dari penelitian ini adalah sensitivity 82% dan specificity 61% .

Di Luca, et al. (2005) melakukan penelitian tentang diagnose AD menggunakan Mult Layer perceptron (MLP) dan membandingkan hasil MLP dengan pendekatan statistik konvensional. Hasil dari penelitian ini adalah pendekatan MLP memberikan hasil yang lebih baik dan signifikan dibandingkan dengan pendekatan statistik konvensional. Hasil dari penelitian ini adalah sebesar 90% untuk MLP dan 73% untuk pendekatan statistik.

Penggunaan JST Levenberg-Marquardt sebagai *machine learning* sudah sering digunakan, seperti penelitian yang dilakukan oleh Basil dan Temurtas (2011) yang melakukan deteksi penyakit hepatitis menggunakan JST Levenberg-Marquardt. Data-data yang dipakai sebagai data pelatihan diperoleh dari database UCI. Hasil yang diperoleh dari penelitian ini adalah JST Levenberg-Marquardt dapat melakukan klasifikasi terhadap penyakit hepatitis dengan akurasi sebesar 91,87%. Penelitian serupa juga dilakukan oleh Alwakeel dan Shaaban (2010) yang melakukan penelitian Face Recognition menggunakan JST Levenberg-Marquardt dengan akurasi 98%, sedangkan pada penelitian ini peneliti memanfaatkan JST Levenberg-Marquardt untuk mendeteksi penyakit Alzheimer berdasarkan data hasil analisis visual EEG.

Algoritma Levenberg-Marquardt merupakan pengembangan algoritma *backpropagation* standar. Pada algoritma *backpropagation*, proses *update* bobot dan bias menggunakan *negative gradient descent* secara langsung sedangkan algoritma *levenberg-marquardt* menggunakan pendekatan matrik Hessian (H) yang dapat dihitung dengan,

$$H = J^T e \quad (1)$$

Sedangkan gradient dapat dihitung dengan,

$$g = J^T J \quad (2)$$

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

$$\Delta X = [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e \quad (3)$$

Sehingga perbaikan pembobot dapat ditentukan dengan,

$$X = X + \Delta X \quad (4)$$

$$X = \Delta X + [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e \quad (5)$$

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial e_{11}(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_{11}(x)}{\partial x_2} & \frac{\partial e_{11}(x)}{\partial x_3} & \dots & \frac{\partial e_{11}(x)}{\partial x_n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial e_{k1}(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_{k1}(x)}{\partial x_2} & \frac{\partial e_{k1}(x)}{\partial x_3} & \dots & \frac{\partial e_{k1}(x)}{\partial x_n} \\ \frac{\partial e_{12}(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_{12}(x)}{\partial x_2} & \frac{\partial e_{12}(x)}{\partial x_3} & \dots & \frac{\partial e_{12}(x)}{\partial x_n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial e_{k2}(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_{k2}(x)}{\partial x_2} & \frac{\partial e_{k2}(x)}{\partial x_3} & \dots & \frac{\partial e_{k2}(x)}{\partial x_n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial e_{kp}(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_{kp}(x)}{\partial x_2} & \frac{\partial e_{kp}(x)}{\partial x_3} & \dots & \frac{\partial e_{kp}(x)}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (6)$$

X = fungsi bobot-bobot jaringan dan bias

$$X = [v_{11}, v_{12}, \dots, v_{ij}; v_{01}, v_{02}, \dots, v_{0j}; w_{11}, w_{jk}; w_{01}, w_{02}, \dots, w_{oK}]$$

E adalah vektor yang menyatakan semua error pada output jaringan

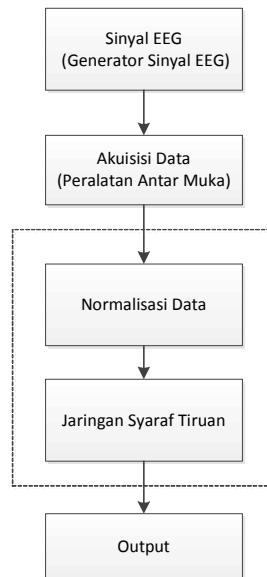
$$e = [t_1 - y_1, t_2 - y_2, \dots, t_p - y_p]^T$$

μ = konstanta learning

I = matrik identitas

3. METODE PENELITIAN

Tahapan dalam metodologi penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Arsitektur Sistem

3.1. Akuisi Data EEG

Data-data pada penelitian ini diperoleh dari hasil analisis visual EEG sebanyak 67 record (34 normal dan 33 AD). Proses analisis visual EEG dilakukan pada pasien dalam keadaan sadar dan rileks dengan mata terbuka. Penelitian ini menggunakan EEG 32 chanel EMSA dengan frekuensi 200 Hz.

3.2. Normalisasi Data

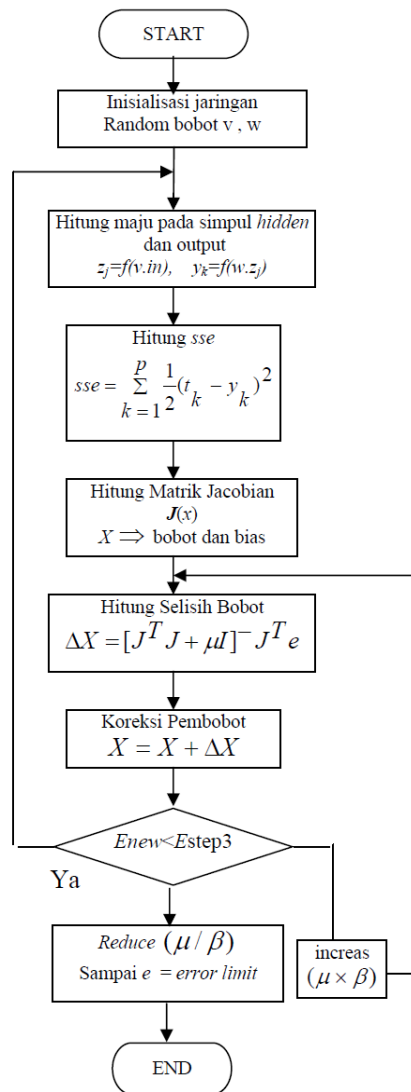
Hasil pemeriksaan actual EEG sangat variatif dan memiliki nilai yang sangat tinggi (Lopez, et al. 2010) sehingga perlu dilakukan proses normalisasi data agar memudahkan pada proses pelatihan untuk pengenalan pola menggunakan JST Levenberg-Marquardt. Proses normalisasi data menggunakan persamaan :

$$X = \left(\frac{a}{m} \right) \tag{8}$$

Dimana a adalah nilai hasil pemeriksaan yaitu nilai yang akan dinormalisasi dan m adalah nilai tertinggi dari hasil pemeriksaan, dan X adalah hasil normalisasi.

3.3. Pelatihan JST Levenberg-Marquardt

Fitur-fitur yang digunakan sebagai input bagi pelatihan JST adalah delta, theta, alpha, beta, media, Favorable Evidence, Contrary Evidence sedangkan target dari JST adalah 1 (normal) dan 2 (AD). Pada penelitian ini arsitektur JST Levenberg-Marquardt yang digunakan adalah tujuh (7) *input neuron* pada *input layer*, satu (1) *hidden layer* dengan delapan (8) *hidden neuron*, dan satu output neuron pada *output layer*. Algoritma JST Levenberg-Marquardt seperti ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Pelatihan JST Levenberg-Marquardt

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil pelatihan JST, maka dilakukan pengujian untuk mengenali pola data input serta pola data output menggunakan bobot JST. Hasil pengujian selanjutnya akan dianalisis menggunakan analisis sensitifitas dan spesifisitas berdasarkan persamaan di bawah ini

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6.1)$$

$$Specivicity = \frac{TN}{TN + FP}$$

Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem dapat mengenali pola data dengan kinerja sensitivity 88%, dan specivity 79 % serta akurasi 78%

5. KESIMPULAN

Metode penelitian yang dikembangkan dapat digunakan untuk membedakan antara normal dan abnormal (penyakit alzheimer) dengan menggunakan data input hasil analisis visual EEG. Hasil pelatihan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Levenberg-Marquardt memiliki kinerja yang cukup baik karena mampu mengenali pola data dengan akurasi sebesar 78%, sensitivity 88%, dan specivity 79 %.

DAFTAR PUSTAKA

- Alwakeel, M., Shaaban, Z., 2010. Face Recognition Based on Haar Wavelet Transform and Principal Component Analysis via Levenberg-Marquardt Backpropagation Neural Network, *European Journal of Scientific Research*, vol 42(1), 25-31.
- Bascill, M., Temurtas, F., 2011. A Study on Hepatitis Disease Diagnosis Using Multilayer Neural Network with Levenberg-Marquardt Training Algorithm, *J. Med. Syst.*, 35, 433-436.
- Ghosh-Dastidar, S., 2007, Models of EEG data mining and classification in temporal lobe epilepsy: wavelet chaos neural network methodology and spiking neural networks, *Dissertation*, The Ohio State University.
- Hardy J, Selkoe DJ., 2002, The amyloid hypothesis of Alzheimer's disease: progress and problems on the road to therapeutics. *Science* 2002;297:353-356, [Erratum, *Science* 2002;297:2209.].
- Lopez, H., Abe, J., Anghinah, R., 2010. Application of Paraconsistent Artificial Neural Networks as a Method of Aid in The Diagnosis of Alzheimer Disease, *J. Med. Syst.*, 34, 1073-1081.
- Luca, M., Grossi, E., Borroni, B., Zimmermann, M., Marcello, E., Colciaghi, F., Gardoni, F., Intraligi, M., Padovani, A., Buscema, M., 2005. Artificial Neural Networks Allow the Use of Simultaneous Measurement of Alzheimer Disease Markers for Early Detections of the Disease, *Journal of Translational Medicine*.
- Tabaton, M., Odetti, P., Cammarata, S., Borghi, R., Monacelli, F., Caltagirone, C., Bossu, P., Buscema, M., Grossi, E., 2010. Artificial Neural Networks Identify the Predictive Value of Risk Factors on the Conversion of Amnesic Mild Cognitive Impairment, *Journal of Alzheimers Disease*, 19, 1035-1040.