

Analisa Pemilihan Fungsi Keanggotaan Pada Klasifikasi Sinyal Elektroencephalogram Emosi Manusia Berbasis *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS)

Maulisa Oktiana¹, Tobiyas Janitra², Yunidar³, Hubbul Walidainy⁴, Melinda⁵

^{1,2,3,4}Jurusan Teknik Elektro Dan Komputer, Universitas Syiah Kuala
Jl. Tgk. Syech Abdurrauf, No. 7. Darussalam, Banda Aceh, 23111, Indonesia

¹maulisaoktiana@unsyiah.ac.id

²tobiyas.janitra@gmail.com

⁴yunidar@unsyiah.ac.id

⁴hwalidainy@unsyiah.ac.id

⁵melinda@unsyiah.ac.id

Abstrak— Emosi merupakan hal terpenting dalam kehidupan manusia yang dapat diungkapkan secara verbal melalui bahasa emosional dan nonverbal. Emosi yang ada di otak membuat sel akan menghasilkan gelombang listrik yang disebut dengan *Bioelectricity*. *Bioelectricity* dapat diukur dengan menggunakan data *Electroencephalogram* (EEG) dan *Brain-Computer Interface* (BCI). BCI beroperasi menggunakan algoritma untuk mengklasifikasikan sinyal EEG, yaitu *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS). Penelitian ini mengevaluasi pengaruh fungsi keanggotaan dalam klasifikasi ANFIS menggunakan tiga variasi fungsi keanggotaan, yaitu *Triangle* (Trimf), *Trapezoidal* (Trapmf), dan *Generalized Bell* (Gbellmf). Pertama, data EEG diekstraksi menggunakan *Discrete Wavelet Transform* (DWT). Kemudian, emosi diklasifikasikan menggunakan ANFIS. Eksperimen menunjukkan penggunaan *membership function* yang paling baik untuk mengklasifikasikan emosi adalah *Generalized-Bell* pada jumlah epoch 10 dengan nilai RMSE yang didapatkan sebesar 0.63622.

Kata Kunci— ANFIS, BCI, DWT, Ekstraksi Fitur, EEG, Emosi.

I. PENDAHULUAN

Emosi merupakan hal terpenting dalam kehidupan manusia yang dapat diungkapkan secara verbal melalui bahasa emosional dan nonverbal, seperti ekspresi wajah, tekanan verbal, dan gerakan tubuh. Emosi yang ada pada manusia memiliki peran penting dalam berkomunikasi dalam kehidupan bermasyarakat. Emosi terjadi karena adanya aktivitas di otak manusia. Ketika otak manusia melakukan fungsi khusus seperti merasakan emosi, banyak sinyal listrik yang dihasilkan. Sinyal-sinyal ini berasal dari proses elektrokimia sel-sel tertentu yang disebut *Bioelectricity*. *Bioelectricity* menghasilkan gelombang yang terjadi di otak. *Bioelectricity* diukur menggunakan *Electroencephalogram* (EEG). EEG beroperasi dengan menangkap frekuensi sinyal listrik yang dihasilkan oleh otak akibat aktivitas mental subjek [1].

Penelitian sebelumnya sinyal EEG diklasifikasikan dengan pembelajaran logaritmik *generalized classifier neural network* berlandaskan dekomposisi pola empiris dan dekomposisi paket wavelet [2]. Penelitian [3] membagi kelas emosi menggunakan *Independent Component Analysis* (ICA) sebagai tahap *preprocessing* dan *Deep Neural Network* sebagai *classifier*. Metode tersebut menghasilkan akurasi yang kurang efektif dengan rata-rata 100 fitur menghasilkan akurasi 70%, sedangkan klasifikasi emosi yang tidak menggunakan ICA menghasilkan akurasi 65%.

Adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) merupakan sistem pembelajaran mesin yang menggabungkan prinsip kerja jaringan syaraf tiruan dengan *fuzzy inference system* (FIS). Penggabungan metode ini diharapkan dapat menutupi kelemahan dari masing-masing metode. Dengan penggabungan ini diharapkan akan mendapatkan hasil yang lebih akurat. Kelebihan metode ANFIS adalah dapat memodelkan aspek kualitatif pengetahuan manusia serta menerapkan aturan dalam proses mengambil keputusan. Selain itu, ANFIS memiliki kemampuan bekerja berdasarkan data historis yang dimasukkan kepadanya dan melakukan prediksi kejadian yang akan datang [4].

Pada penelitian [5] metode ANFIS diintegrasikan dengan metode ekstraksi fitur *Fast Fourier Transform* (FFT) untuk mengidentifikasi seseorang mengidap epilepsi atau tidak. Hasil yang didapatkan akurasi, sensitivitas dan presisi sebesar 100%. Namun, sinyal EEG merupakan sinyal *non-Stationary* yang frekuensinya berubah-ubah dalam waktu, dimana periode waktu dan frekuensi tidak konstan. Oleh karena itu, ekstraksi sinyal menggunakan deret Fourier menjadi kurang aplikatif disebabkan karena kondisi sinyal yang bersifat tidak stabil.

Penelitian ini mengeksplorasi jenis ekstraksi fitur yang lain yaitu *Discrete Wavelet Transform* (DWT) untuk metode ekstraksi fitur sinyal EEG. DWT merupakan fungsi matematika yang paling sukses dalam pengolahan sinyal [6-8]. DWT memiliki kelebihan dapat bekerja dengan baik pada

pemrosesan sinyal EEG yang merupakan sinyal *non-stationary*.

Adapun kontribusi utama dari penelitian ini adalah:

- Se jauh penelusuran literatur yang dilakukan penulis, penelitian ini merupakan yang pertama dalam menganalisis pemilihan fungsi keanggotaan pada klasifikasi ANFIS.
- Penelitian ini melakukan pemilihan fungsi keanggotaan dan jumlah input yang digunakan pada ANFIS. Diharapkan dengan algoritma tersebut dapat menghasilkan akurasi yang optimal dari sistem klasifikasi emosi dengan menggunakan data EEG.
- Penelitian ini secara signifikan meningkatkan akurasi klasifikasi emosi dengan mengintegrasikan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dan ANFIS.

II. MODEL EMOSI PADA MANUSIA

Emosi adalah suatu persepsi saat kondisi orang tersebut sadar maupun tidak sadar tentang suatu objek yang sering dikaitkan dengan perasaan dan pemikiran yang khas sehingga ada kecenderungan untuk bertindak. Emosi bisa diklasifikasikan antara emosi yang positif maupun yang negatif. Emosi positif seperti bahagia, merasakan perasaan yang menguntungkan, emosi yang negatif adalah kebalikan dari emosi positif seperti marah, rasa bersalah [9].

Menurut Othman el, Emosi dibagi menjadi 2 model [10], yaitu; 1) Model Arousal dan Valence, dan 2) Model Circumplex.

Model Arousal dan Valence

Gambar 1 memperlihatkan kuadran emosi berdasarkan Model Arousal dan Valence. Pembagian emosi dalam model ini terbagi menjadi empat kuadran emosional diantaranya ketakutan, senang, sedih, dan normal. Kuadran kedua ketakutan lebih tersebar luas di bidang ilmu saraf kognitif daripada emosi marah sehingga emosi marah sama dengan rasa takut. Koordinat saat takut berada pada $(-1, 1)$, senang pada koordinat $(1, 1)$, sedih pada koordinat $(-1, -1)$, dan netral pada koordinat $(0, 0)$ [11].

Model Circumplex

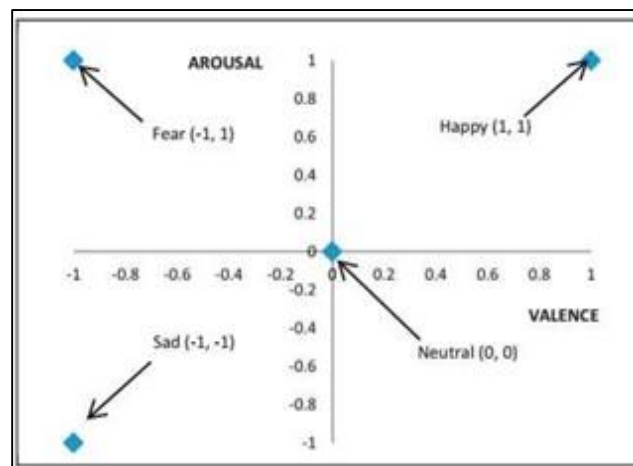
Gambar 2 memperlihatkan pembagian emosi model Circumplex. Keadaan netral diwakili oleh nilai $(0, 0)$. koordinat dari rasa takut adalah $(-0,7200, 0,4326)$, senang dengan koordinat $(0,9886, 0,0523)$, sedih $(-0,8765, -0,1545)$, dan netral $(0, 0)$ [12].

Sinyal EEG

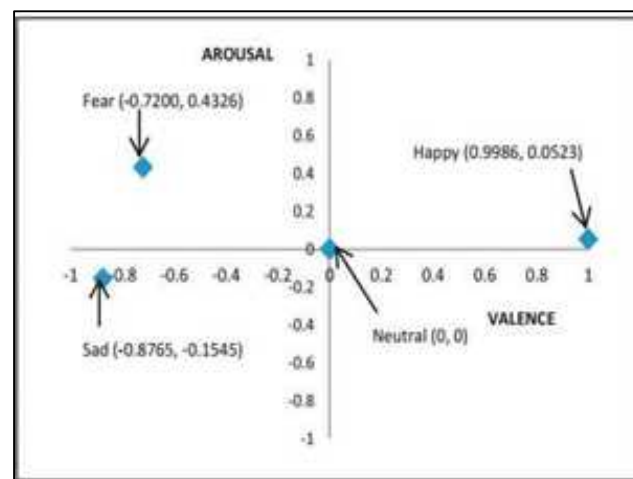
Sinyal Electroencephalogram (EEG) adalah catatan sinyal yang diperoleh dengan merekam aktivitas spontan gelombang otak dengan merekam fluktuasi tegangan neuron otak selama periode waktu tertentu [13]–[14]. EEG memungkinkan peneliti mengukur impuls listrik di seluruh permukaan otak dan melihat perubahan dari waktu ke waktu. Sinyal EEG bisa digunakan untuk menganalisis emosi.

Aktivitas sinyal EEG seringkali kecil, biasanya mikrovolt, dan frekuensi utama setinggi 30 Hz. Dalam kurun waktu

tertentu EEG bisa mendapatkan rekaman dan catatan aktifitas dari perangkat otak yang di sebut *Brain Computer Interface* (BCI). Kanal-kanal elektrode pada BCI akan menangkap sinyal elektrik yang dihasilkan oleh otak secara alami [14]–[18].



Gambar. 1 Kuadran emosi berdasarkan model Arousal dan Valence



Gambar. 2 Kuadran emosi berdasarkan 12-point Circumplex

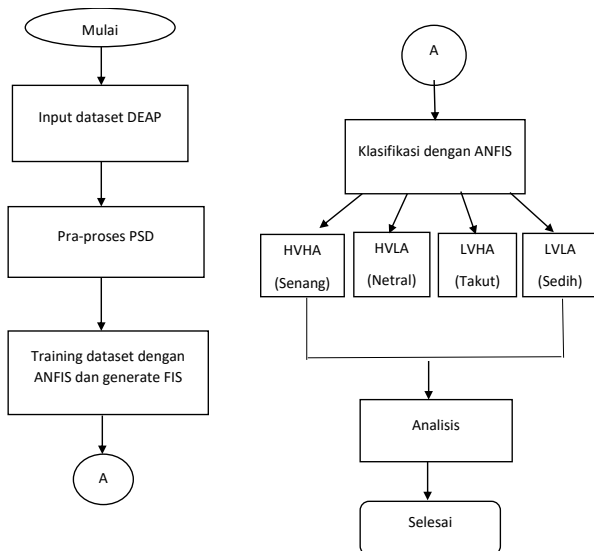
III. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan kumpulan data sinyal database for emotion analysis using physiological signal (DEAP) atau sinyal EEG berdasarkan emosi yang diperoleh dari referensi [19]. Data terdiri dari 32 data raw dalam format “.mat”. Data tersebut berbentuk array yang berisi 40 trial x 40 kanal x 8064 panjang sinyal. Data ini dibagi menjadi 4 label kategori emosi yang dinilai oleh para ahli, yaitu label Senang, Takut, Sedih, dan Netral. Selain itu, data ini juga diambil berdasarkan dua skenario, yaitu skenario A yang terdiri dari 4 *channel* dan skenario B yang terdiri dari 6 *channel*. Gambar 3 menunjukkan tahapan penelitian. Setiap blok akan dijelaskan sebagai berikut.

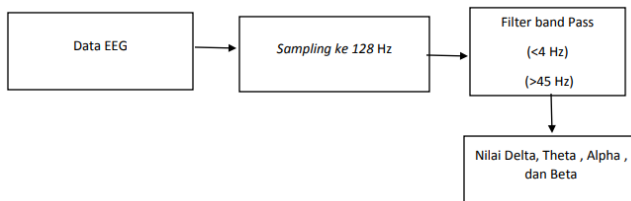
A. Preprocessing

Tahapan pertama adalah *pre-processing* data menggunakan *Power Spectral Density* (PSD) yang bertujuan untuk meminimalisir derau pada data mentah EEG. Filter *bandpass* diterapkan untuk menghilangkan derau yang kurang dari 4 Hz atau lebih besar dari 45 Hz.

Pada tahap *pre-processing* akan di peroleh nilai delta, theta, alpha dan beta dalam bentuk file teks *Power Spectral Density*. Proses perhitungan PSD ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar. 3 Tahapan penelitian



Gambar. 4 Diagram block preprocessing

B. Ekstraksi fitur Discrete Wavelet Transform

Ekstraksi fitur bertujuan untuk mencari nilai yang signifikan pada sinyal. Pada penelitian ini digunakan fitur *Discrete Wavelet Transform* (DWT) sebagai ekstraksi ciri guna mengubah sinyal EEG dari domain frekuensi ke domain waktu. DWT adalah sebuah metode dekomposisi citra pada frekuensi *sub-band* citra berbasis transformasi frekuensi. Komponen *sub-band* transformasi wavelet diskrit diperoleh dengan cara menurunkan level dekomposisi. Penggambaran sebuah skala waktu sinyal digital dalam transformasi ini diperoleh dengan melakukan teknik filterisasi [20]. Proses perhitungan DWT dijelaskan sebagai berikut:

- Hitung wavelet energi dengan menggunakan persamaan 1 dimana P merupakan energi gelombang relative, C_j adalah kelas selisih bobot, K yaitu koefisien (1,2,3, ... dst), dan N adalah banyaknya gelombang.

$$p_j = \frac{\sum_k |C_j(k)|^2}{\sum_j \sum_k |C_j(k)|^2} \quad (1)$$

- Kemudian hitung *Wavelet entropy* untuk mengkarakterisasi tingkat gangguan yang terkait dengan respons sinyal multi-frekuensi dengan menggunakan persamaan 2, dimana $S_{wt}(p|q)$ adalah nilai entropi, p_j merupakan probabilitas setiap pola permutasi, dan q_j yaitu variable distribusi.

$$S_{wt}(p|q) = \sum_j p_j \cdot \ln\left(\frac{p_j}{q_j}\right) \quad (2)$$

- Tahap selanjutnya adalah mengukur selisih atau distribusi antara data dengan nilai rata-rata menggunakan standar deviasi. Apabila standar deviasi bernilai rendah maka data mendekati nilai rata-rata, sebaliknya saat standar deviasi bernilai tinggi maka jangkauan data sangat besar. Pada saat pengukuran energi, standar deviasi digunakan untuk menentukan tingkat sebaran data berdasarkan nilai rata-rata energi yang dinormalisasi dan energi dekomposisi setiap detail ataupun perkiraan komponen. Standar deviasi dapat dilihat pada persamaan 3, dimana λ adalah standar deviasi, $C_{a,b}$ merupakan sampel kelas, dan σ^2 adalah varians populasi.

$$\lambda = C_{a,b} \cdot \sigma^2 \quad (3)$$

C. Training menggunakan Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) merupakan algoritma hybrid yang merupakan gabungan dari mekanisme *Fuzzy Inference System* (FIS) dan metode jaringan saraf tiruan. ANFIS memiliki dua parameter, yaitu parameter premis dan parameter konsekuen. Algoritma pelatihan *hybrid* ini dilakukan secara bertahap, maju, dan mundur [16], [18], [19]. Pada sistem ini terdapat sistem *fuzzy* model Sugeno yang dilatihnya dengan jaringan adaptif. Untuk merancang sistem tersebut, data dibagi menjadi tiga kategori yang diperoleh dari ekstraksi fitur yaitu data *training*, data validasi dan data pengujian. Kemudian data tersebut digunakan untuk desain sistem menggunakan *fuzzy logic toolbox*. Gambar 5 menunjukkan arsitektur ANFIS.

1) *Lapisan 1 – Fuzzifying Layer*: Pada layer ini, pembentukan himpunan fuzzy akan dilakukan dengan menggunakan fungsi keanggotaan. Fungsi keanggotaan merupakan sebuah kurva dimana terlihat penggambaran titik-titik masukkan data kedalam nilai derajat keanggotaan dengan interval 0 hingga 1 Ada beberapa fungsi keanggotaan yang bisa digunakan diantaranya:

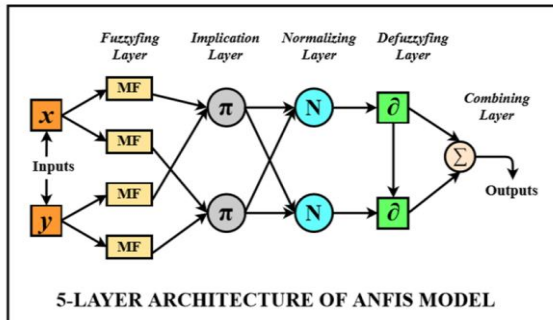
- Triangular membership function* (kurva segitiga), merupakan gabungan antara 2 garis atau linear.
- Trapezoidal membership function* (kurva trapezium), merupakan kurva yang berbentuk hampir mirip dengan

kurva segitiga, namun memiliki nilai keanggotaan 1 pada sebagian titik.

- *Generalized bell-shaped* (kurva lonceng), merupakan kurva yang memiliki ciri tiga parameter dan memiliki fungsi.

Keluaran pada layer 1 dinyatakan seperti pada persamaan 4, dengan i adalah data, $\mu A_i(x)$ merupakan derajat keanggotaan, x adalah data masukan, c adalah *mean*, dan a adalah standar deviasi.

$$O_{1i} = \mu A_i(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^2} \quad (4)$$



Gambar. 5 Arsitektur Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

2) *Lapisan 2 – Implication Layer*: Setiap simpul pada lapisan ini diberi label Π , bersifat non-adaptif (parameter tetap) yang mempunyai keluaran berupa perkalian dari semua sinyal yang masuk seperti pada persamaan 5. Pada persamaan tersebut, $\mu A_i(x)$ merupakan tingkat keanggotaan, $\mu B_i(y)$ adalah tingkat keanggotaan, dan w_i merepresentasikan kekuatan aktivasi. Masing-masing simpul yang keluar menyatakan derajat pangaktifan yang telah diatur oleh fuzzy. Secara umum, T-norm bisa mengutarakan maksud dari logika fuzzy AND serta dapat digunakan sebagai simpul lapisan ini.

$$O = w_i = \mu A_i(x) \mu B_i(y), \quad i = 1, 2 \quad (5)$$

3) *Lapisan 3 – Normalizing Layer*: Setiap node di lapisan ini diberi label N , dan non-adaptif. Setiap node menampilkan derajat aktivasi standar dengan bentuk seperti pada persamaan 6, dimana w merupakan kekuatan aktivasi. Jika aturan terbentuk lebih dari dua, maka fungsi dapat diperluas dengan membagi w_i dengan total w semua aturan.

$$O_{3,i} = w = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2 \quad (6)$$

4) *Lapisan 4 – Defuzzifying Layer*: Tiap node yang terdapat pada lapisan 4 merupakan node adaptif dengan fungsi simpul ditunjukkan pada persamaan 7, dengan $\bar{w}_i$ adalah derajat normalisasi aktivasi dari lapisan 3, dan $p_i q_i r_i$ adalah kumpulan parameter konsekuen.

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (7)$$

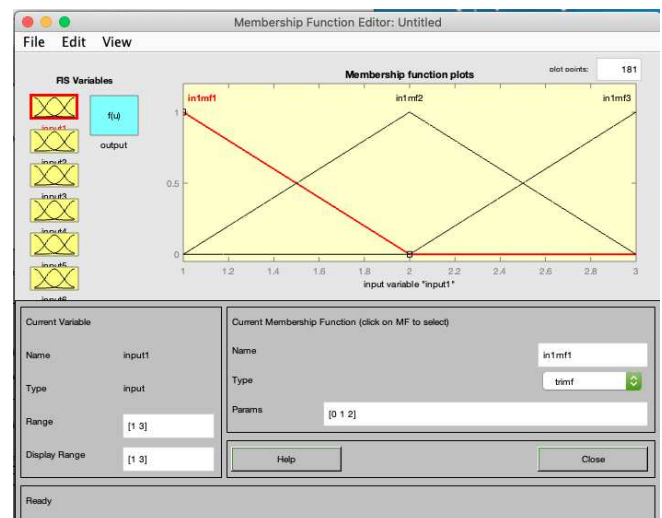
5) *Lapisan 5 – Combining Layer*: Node tunggal pada lapisan 5 ini diberi label Σ , dimana semua keluarannya dihitung sebagai pejumlahan dari semua sinyal input dengan

perhitungan pada persamaan 8 dimana $\bar{w}_i f_i$ merupakan hasil dari layer 5.

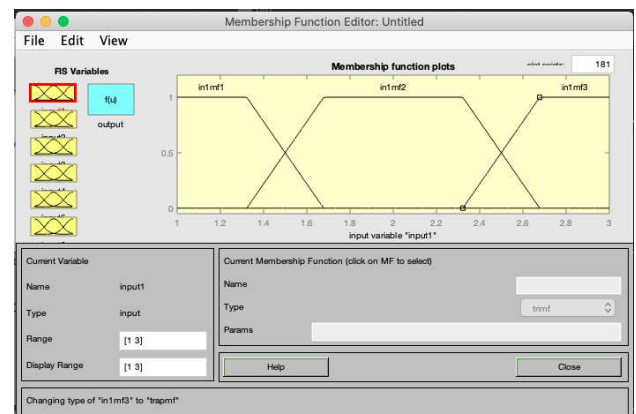
$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (8)$$

Dalam penelitian ini, proses training dilakukan hingga taraf error mencapai 0. Sebanyak 80% data yang digunakan dalam proses training merupakan data EEG. Langkah utama yang dilakukan pada ANFIS training adalah pilih “load data type training from file” yang sudah kita simpan dalam bentuk .dat. Tunggu sampai data tersebut muncul grafik. Pada bagian “generate fis” pilih “grid partition” untuk membuat data training fis, kemudian pilih jenis “membership function”. Terdapat tiga fungsi keanggotaan yang digunakan pada penelitian ini, yaitu *triangle* (Trimf), *trapezoidal* (Trapmf), dan *generalized bell-shaped* (gebellmf), seperti yang ditunjukkan pada Gambar 6, Gambar 7, dan Gambar 8.

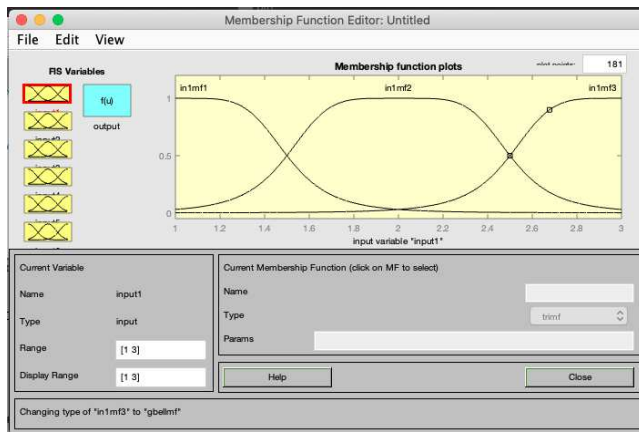
Pengukuran akurasi prediksi yang dihasilkan oleh ANFIS dapat menggunakan testing. Pada saat melakukan anfis testing, langkah utama adalah “load data type testing from file”. Selanjutnya pada bagian “Tes Fis”, pilih *plot against “testing data”* lalu klik “Test Now” dan akan muncul nilai *average testing*.



Gambar. 6 Fungsi keanggotaan trimf



Gambar. 7 Fungsi keanggotaan Trapesium



Gambar. 8 Fungsi keanggotaan gbelmf

D. Klasifikasi menggunakan Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

Hasil klasifikasi akan memperlihatkan nilai akurasi berupa *average testing error* atau RMSE dari dua kerangka kerja selanjutnya dievaluasi. Kesesuaian dari data dan program akan dievaluasi, dan jika terdapat kemungkinan masalah maka hal tersebut akan segera diperbaiki.

RMSE digunakan untuk mencari akurasi hasil prediksi berdasarkan data historis, apabila kecil nilai hasilnya maka semakin baik pula efek eksekusi dari hasil prediksi tersebut [20]. Perhitungan RMSE ditunjukkan pada persamaan 9, dimana RMSE adalah *Root Mean Square Error*, n adalah jumlah data, Y_t merepresentasikan nilai aktual indeks, serta $y't$ adalah nilai prediksi indeks. Gambar. 9 memperlihatkan panel toolbox klasifikasi ANFIS.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (Y_t - y't)^2}{n}} \quad (9)$$



Gambar. 9 Panel Toolbox Klasifikasi ANFIS

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Training Dan Testing ANFIS

Data pelatihan yang digunakan sebanyak 70 data pelatihan dan data pengujian sebanyak 30 data. Data pelatihan dan data pengujian disimpan dalam format .dat Pada kolom 1-4 adalah nilai delta, theta, alpha, beta. dan pada kolom 5 adalah nilai emosi. Untuk nilai status 1 berarti sedih, untuk nilai status 2 adalah takut, nilai status 3 adalah netral, dan untuk nilai status 4 adalah bahagia. Gambar 10 menunjukkan data pelatihan ANFIS, sedangkan Gambar 11 menunjukkan data pengujian ANFIS.

Setelah data siap, maka menuliskan perintah anfisedit pada *command window* Matlab sampai muncul panel ANFIS Editor atau bisa membuka pada pilihan *toolbox* ANFIS. Pada "load data" dipilih "Type training" kemudian "from file" kemudian pilih "DWT_train.dat." Selanjutnya pada bagian "Generate FIS" dipilih "Grid partition" sebagai "mode default".

PSD_train.dat
1 -1.993, -0.302, -2.560, -0.306, 4
2 -2.271, -0.302, -2.560, -0.306, 4
3 -2.403, -0.302, -2.560, -0.306, 4
4 -2.428, -0.320, -2.188, -0.291, 2
5 -2.284, -0.310, -3.712, -0.297, 3
6 -2.431, -0.317, -2.177, -0.295, 3
7 -2.229, -0.302, -2.647, -0.308, 3
8 -2.577, -0.308, -3.614, -0.296, 3
9 -2.565, -0.302, -2.864, -0.304, 1
10 -2.340, -0.303, -2.410, -0.306, 1
11 -2.383, -0.310, -3.643, -0.296, 1
12 -2.391, -0.307, -3.856, -0.299, 1
13 -2.416, -0.306, -2.541, -0.302, 1
14 -2.405, -0.316, -3.160, -0.291, 1
15 -2.408, -0.303, -2.506, -0.305, 2
16 -2.305, -0.316, -2.688, -0.293, 4

Gambar. 10 Data Pelatihan ANFIS

PSD_test.dat
1 -2.030, -0.309, -3.607, -0.301, 4
2 -2.074, -0.311, -3.404, -0.299, 4
3 -2.193, -0.332, -2.714, -0.279, 4
4 -2.116, -0.329, -3.750, -0.281, 4
5 -1.993, -0.322, -3.094, -0.290, 1
6 -1.981, -0.325, -4.779, -0.287, 1
7 -1.916, -0.321, -2.991, -0.293, 1
8 -1.985, -0.312, -2.951, -0.300, 2
9 -2.116, -0.318, -3.509, -0.292, 2
10 -2.285, -0.333, -1.832, -0.288, 2
11 -2.082, -0.316, -1.884, -0.305, 3
12 -2.132, -0.311, -3.633, -0.298, 3
13 -2.118, -0.318, -2.413, -0.294, 3
14 -2.136, -0.315, -5.648, -0.293, 2
15 -2.246, -0.313, -3.494, -0.294, 4

Gambar. 11 Data Pengujian ANFIS

Kemudian dipilih “*Generate FIS*” maka muncul tampilan untuk memilih jenis *membership function*, beserta jumlah *input membership function* pada pelatihan.

Pada bagian “*Train FIS*”, terdapat *optim Method* yang sudah diatur *hybrid*. Nilai *error tolerance* yang dipilih adalah 0. Pada penelitian ini digunakan *epoch* sebanyak 10. Setelah menetapkan 0 sebagai nilai *Error Tolerance* dan 10 sebagai nilai *Epoch* maka pilih “*Train Now*”. ANFIS akan memulai proses pelatihan sampai jumlah *epoch* yang telah ditentukan tercapai. Jika proses pelatihan setiap *epoch* selesai maka akan terlihat *error* pada panel ANFIS. Setelah itu, pada bagian “*Plot against*”, dipilih “*Training data*”, lalu dipilih “*Test Now*” untuk mengetahui ketepatan ANFIS dalam melatih.

B. Hasil Membership Function

Tabel I menunjukkan hasil *error* dan akurasi dari proses klasifikasi emosi percobaan pertama dan kedua yaitu menggunakan *membership function Trimf* dengan epoch 10.

Tabel II menunjukkan hasil *error* dan akurasi dari proses klasifikasi emosi percobaan pertama dan kedua yaitu menggunakan *membership function Trapmf* dengan epoch 10.

Tabel III menunjukkan hasil *error* dan akurasi dari proses klasifikasi emosi percobaan pertama dan kedua yaitu menggunakan *membership function Gbellmf* dengan epoch 10.

Berdasarkan percobaan yang telah dilakukan, rata-rata akurasi pada tahap pelatihan diperoleh sebesar 99.51% dan pada tahap pengujian diperoleh sebesar 95.91% sehingga dapat disimpulkan bahwa klasifikasi emosi menggunakan metode ANFIS sudah akurat. Pada penelitian yang sebelumnya pernah dilakukan klasifikasi emosi menggunakan metode ANN dimana hasil yang diperoleh kurang tepat yaitu akurasinya sebesar 34.03%.

TABLE I
HASIL TRIMF

Input MF	Output MF	Error		akurasi	
		Training	Testing	Training	Testing
2	constant	1,0866	1,2552	98,91%	98,74%
3	constant	0,85435	4,7202	99,14%	95,27%

TABLE II
HASIL TRAPMF

Input MF	Output MF	Error		akurasi	
		Training	Testing	Training	Testing
2	constant	1,088	2,6091	98,91%	97,39%
3	constant	0,94631	11,2702	99%	88,72%

TABLE III
HASIL GBELLMF

Input MF	Output MF	Error		akurasi	
		Training	Testing	Training	Testing
2	constant	1,071	1,2012	98,92%	98,79%
3	constant	0,63622	6,0813	99,36%	93,91%



Gambar.12 Grafik Perbandingan RMSE

C. Analisa RMSE

Hasil *output* dari sistem pengujian kemudian dibandingkan dengan menggunakan metode RMSE. Gambar 12 menunjukkan perbandingan RMSE. Percobaan 1 merupakan nilai *error* pengujian menggunakan *membership function trimf input 2*. Percobaan 2 merupakan nilai *error* pengujian menggunakan *membership function trimf input 3*. Percobaan 3 merupakan nilai *error* pengujian menggunakan *membership function trapmf input 2*. Percobaan 4 merupakan nilai *error* pengujian menggunakan *membership function trapmf input 3*. Percobaan 5 merupakan nilai *error* pengujian menggunakan *membership function gbellmf input 2*. Percobaan 6 merupakan nilai *error* pengujian menggunakan *membership function gbellmf input 3*. Hasil pengujian menunjukkan penggunaan jumlah *input* variasi 3 menghasilkan *error* yang tinggi daripada saat jumlah *input* variasi 2. Sehingga dapat disimpulkan derajat keanggotaan suatu himpunan *fuzzy* yang paling baik dalam memetakan titik masukan data pada nilai keanggotaan adalah variasi 2.

Selain itu, berdasarkan perbandingan *average testing error* didapatkan nilai *error* pengujian terkecil didapatkan pada percobaan 5, yaitu percobaan variasi tipe *membership function Generalized-Bell* dengan jumlah epoch 10 yaitu dengan nilai *error* pelatihan sebesar 1,2012.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini mengevaluasi pengaruh fungsi keanggotaan dalam klasifikasi ANFIS menggunakan tiga variasi fungsi keanggotaan, yaitu *Triangle* (Trimf), *Trapezoidal* (Trapmf), dan *Generalized Bell* (Gbellmf). Hasil kinerja dari metode ANFIS bekerja dengan sangat baik dalam mengklasifikasi emosi data EEG dengan pra-proses untuk menentukan 4 emosi. Dimana untuk output nilai 1 berarti kelompok emosi sedih, untuk output nilai 2 adalah emosi takut, output nilai 3 adalah keadaan netral, dan untuk output nilai 4 adalah emosi bahagia.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan fungsi keanggotaan terbaik diperoleh dengan arsitektur *membership function Generalized-Bell* pada jumlah epoch 10 dengan nilai RMSE yang didapatkan sebesar 0.63622. Sedangkan error tertinggi diperoleh pada jenis *Trapmf* dengan nilai RMSE sebesar 11.2702. Dapat disimpulkan bahwa variasi tipe *membership function* berpengaruh besar terhadap hasil simulasi pada

sistem. Penelitian selanjutnya dapat memperbaiki *membership function* guna memperbaiki proses pembelajaran ANFIS yaitu menggunakan *membership function* yang lain seperti Gaussian, dan lain sebagainya.

REFERENSI

- [1] H. Komijani, M. R. Parsaei, E. Khajeh, M. J. Golkar, and H. Zarrabi, "EEG classification using recurrent adaptive neuro-fuzzy network based on time-series prediction," *Neural Comput. Appl.*, vol. 31, no. 7, pp. 2551–2562, 2019, doi: 10.1007/s00521-017-3213-3.
- [2] S. B. Musa, "Klasifikasi Emosi Sinyal EEG berdasarkan Empirical Mode Decomposition dan Wavelet Packet Decomposition menggunakan Logarithmic Learning for Generalized Classifier Neural Network," *Tesis Its*, p. 91, 2017, [Online]. Available: <http://repository.its.ac.id/2459/>.
- [3] V. Naibaho, S. Prodi, T. Informatika, F. Teknik, and U. Telkom, "Klasifikasi Emosi Melalui Sinyal EEG yang Dihasilkan Otak dengan Menggunakan Discrete Wavelet Transform dan Backpropagation Artificial Neural Network Emotion Classification Through EEG Signal Produced by Brain Using Discrete Wavelet Transform and Backprop," *e-Proceeding Eng.*, vol. 2, no. 1, p. 2015, 2015.
- [4] I. Güler and E. D. Übeyli, "Adaptive neuro-fuzzy inference system for classification of EEG signals using wavelet coefficients," *J. Neurosci. Methods*, vol. 148, no. 2, pp. 113–121, 2005, doi: 10.1016/j.jneumeth.2005.04.013.
- [5] S. Suwanto, M. H. Bisri, D. C. R. Novitasari, and A. H. Asyhar, "Classification of EEG Signals using Fast Fourier Transform (FFT) and Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)," *J. Mat. "MANTIK"*, vol. 5, no. 1, pp. 35–44, 2019, doi: 10.15642/mantik.2019.5.1.35-44.
- [6] D. Y. Apriliyana and D. Triantoro, "Implementasi Discrete Wavelet Transform (Dwt) Dan Absolute Moment Block Truncation Coding (Ambtc) Pada Skema Watermarking Untuk Deteksi Dan Recovery Citra Medis Termodifikasi," vol. 2, no. 2, pp. 6718–6725, 2015.
- [7] D. Y. Apriliyana and D. Triantoro, "Implementasi Discrete Wavelet Transform (Dwt) Dan Absolute Moment Block Truncation Coding (Ambtc) Pada Skema Watermarking Untuk Deteksi Dan Recovery Citra Medis Termodifikasi," vol. 2, no. 2, pp. 6718–6725, 2015.
- [8] B. Rian, T. Nugroho, R. Purnamasari, S. Hadiyoso, F. T. Elektro, and U. Telkom, "Klasifikasi Emosi Berdasarkan Sinyal Eeg Dengan Menggunakan Metode Algoritma Genetika Dan Independent Component Analysis Emotion Classification Based on Eeg Signal Using Genetic Algorithm and Independent Component Analysis," vol. 6, no. 2, pp. 1–13, 2019.
- [9] S. F. Anindya, A. Turnip, H. H. Rachmat, and K. Kunci, "Aplikasi Transformasi Wavelet dan Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) untuk Deteksi P300 dalam Uji Kebohongan Berbasis EEG," 2015.
- [9] R. Karmila, E. C. Djamal, and D. Nursantika, "Identifikasi Tingkat Konsentrasi Dari Sinyal EEG Dengan Wavelet dan Adaptive Backpropagation," pp. 23–27, 2016.
- [10] M. A. Hendrawan, "Deteksi Kondisi Lelah Berbasis Sinyal Electroencephalograph (Eeg) Satu Kanal Menggunakan Linear Discriminant Analysis (Lda)," 2018.
- [11] W. Suparta and A. A. Samah, "Rainfall prediction by using ANFIS times series technique in South Tangerang, Indonesia," *Geod. Geodyn.*, no. xxxx, pp. 1–7, 2020, doi: 10.1016/j.geog.2020.08.001.
- [12] S. Aldy, "Klasifikasi Emosi Dari Data Sinyal EEG Menggunakan Independent Component Analysis (ICA), Wavelet Denoising Dan Multiplr Discriminant Analysis (MDA)," 2015.
- [13] I. Herdiansyah, E. C. Djamal, and A. Komarudin, "Klasifikasi Sinyal EEG Terhadap Tiga Kondisi Pikiran Menggunakan Autoregressive dan Adaptive Backpropagation," pp. 47–51, 2017.
- [14] Delvina Aulia Fasich, "Klastering Emosi Berdasarkan Gelombang Otak Sinyal EEG Menggunakan Fuzzy C-Means," *Institut Teknologi Sepuluh Nopember*, 2017.
- [15] M. Islam, T. Ahmed, S. M. Sheikh, U. Y. Salah, and M. Ahmad, "Human emotion recognition using frequency statistical measure of eeg signals," 2013. (Dikutip pada halaman 9)
- [16] R. Jenke, A. Peer, and M. Buss, "Feature extraction and selection for emotion recognition from eeg," *IEEE TRANSACTIONS ON AFFECTIVE COMPUTING*, vol. 5, July-September 2015. (Dikutip pada halaman 9, 23, 46).
- [17] R. Ersti and U. N. Wisesty, "Klasifikasi Sinyal EEG Menggunakan Deep Neural Network EEG Signal Classification using Deep Neural Network," vol. 3, no. 3, pp. 5213–5220, 2016.
- [18] S. Koelstra et al., "DEAP: A Database for Emotion Analysis Using Physiological Signals," *IEEE Trans. Affect. Comput.*, vol. 3, no. 1, pp. 18–31, Jan. 2012, doi: 10.1109/T-AFFC.2011.15.
- [19] M. Z. Lubis and H. Manik, "Signal Processing for Power Spectral Density (PSD)," 2016, doi: 10.13140/RG.2.1.2106.2006.