

KLASIFIKASI ALZHEIMER BERDASARKAN DATA CITRA MRI OTAK MENGUNAKAN FCM DAN ANFIS

Nilna Almuntaazah^{*1}, Muhammad Sahrul Kiromi², Nurissaidah Ulinnuha³

^{1,2,3}Universitas Islam Negeri Sunan Ampel, Surabaya

Email: ¹nilnaalmuntaazah@gmail.com, ²shaulkimo20@gmail.com, ³nuris.ulinnuha@uinsby.ac.id

^{*}Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 19 Desember 2022, diterima untuk diterbitkan: 21 Juni 2023)

Abstrak

Penyakit Alzheimer adalah kondisi neurologis yang secara bertahap membunuh sel-sel otak dan dapat membahayakan otak secara permanen. Sekitar 50 juta orang di seluruh dunia menderita penyakit Alzheimer atau demensia jenis lain. Jumlah pasien Alzheimer yang banyak mengindikasikan bahwa penting untuk melakukan deteksi dini dengan menggunakan pencitraan MRI otak. Penelitian ini bertujuan untuk mencegah terjadinya alzheimer dengan melakukan deteksi dini sehingga menurunkan kemungkinan meninggalnya pasien alzheimer. *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) adalah metode untuk mengklasifikasikan penyakit Alzheimer. ANFIS menggabungkan ANN dengan FIS sehingga keduanya dapat bekerja sama untuk memberikan hasil yang berarti. *Fuzzy C-Means* (FCM) 3 cluster pertama-tama akan mensegmentasi data citra MRI untuk menghasilkan citra WM, GM, dan CSF. Citra GM juga akan digunakan untuk metode ekstraksi fitur GLCM. Nilai sensitivitas rata-rata terbaik dicapai pada uji coba k-fold 5 dengan *type of membership function trapezoidal*, 50 epoch, dan sudut 90°, dengan sensitivitas 90,27%, sesuai dengan hasil uji berganda yang telah dijalankan. Sementara k-fold 10 ditemukan memiliki sudut dan jenis fungsi keanggotaan yang sama pada saat percobaan epoch 150, diperoleh nilai 89,94%.

Kata kunci: *Alzheimer, ANFIS, FCM, MRI*

ALZHEIMER CLASSIFICATION BASED ON BRAIN MRI IMAGES USING FCM AND ANFIS

Abstract

Alzheimer's disease is a neurological condition that gradually kills brain cells and can harm the brain permanently. About 50 million people worldwide have Alzheimer's disease or another kind of dementia. Given many Alzheimer's patients, it is essential to identify it using brain MRI imaging. This study intends to prevent Alzheimer's instances by performing early detection, lowering the likelihood that Alzheimer's patients would pass away. The Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) is a method for classifying Alzheimer's disease. ANFIS combines ANN with FIS such that the two can work together to provide meaningful outcomes. Fuzzy C-Means (FCM) 3 clusters will first segment the MRI image data to produce the WM, GM, and CSF pictures. The GM image will also be used for the GLCM method of feature extraction. The best average sensitivity value was reached during the k-fold 5 trial with the type of membership function trapezoidal, 50 epoch, and 90° angle, with a sensitivity of 90.27%, according to the results of multiple tests that have been run. While k-fold 10 was found to have the same angle and kind of membership function at the time of the epoch 150 trial, a value of 89.94% was attained.

Keywords: *Alzheimer, ANFIS, FCM, MRI*

1. PENDAHULUAN

Alzheimer merupakan gangguan penyusutan volume otak yang berakibat buruk pada kinerja otak (Krismantoro et al., 2021). Penderita akan mengalami hilang ingatan skala jangka pendek pada otak seperti menurunnya dalam pemecahan masalah, bahasa, dan keterampilan kognitifnya yang dapat

berpengaruh ketika penderita melakukan aktivitas. Gangguan penyakit ini umumnya berisiko setelah beranjak pada usia 65 tahun (Gemiralda et al., 2019). Penyakit Alzheimer merupakan jenis demensia yang paling umum dan dapat menyebabkan 60-70% kasus demensia (L. K. Huang et al., 2020). Pemicu penyakit ini disebabkan adanya *missfolding* protein

beta-amyloid secara bertumpuk pada jaringan otak hingga membentuk plak yang berakibat rusaknya sel-saraf (Sianturi, 2021). Menurut *World Alzheimer Report 2018*, yang diterbitkan oleh *Alzheimer's Disease International*, setidaknya ada 50 juta orang di seluruh dunia yang hidup dengan Alzheimer atau demensia lainnya, dan jumlah itu diperkirakan akan meningkat tiga kali lipat menjadi 152 juta pada tahun 2050 (Wong et al., 2021). Diagnosis yang tepat dari penyakit Alzheimer cukup sulit karena munculnya gejala penyakit secara bertahap. Penyakit Alzheimer juga belum memiliki obat atau cara yang dapat menghentikan, sehingga diperlukan diagnosis dini untuk memperlambat perkembangannya (Mirzaei & Adeli, 2022). Salah satu cara untuk diagnosis penyakit Alzheimer yakni dengan menggunakan fitur citra MRI (*Magnetic Resonance Imaging*).

Secara umum MRI merupakan pengolahan citra dari pemeriksaan diagnostic secara ilmu radiologi kedokteran yang menghasilkan gambaran sebagian tubuh manusia yang secara transversal, koronal, sagittal dan pra aksial tanpa menggunakan sinar X (Astuti, 2019). Pemindaian MRI dalam studi Alzheimer, dikarenakan MRI memiliki kontras yang tinggi, resolusi spasial yang baik, dan aksesibilitas yang tinggi (Khan et al., 2019). Pencitraan otak memainkan peran penting dalam diagnosis medis saat ini diantaranya, segmentasi citra yang bertujuan memperoleh jaringan dan organ serta struktur biologis terkait salah satu langkah terpenting dalam pencitraan medis, dan merupakan dukungan kuat untuk diagnosis penyakit, perencanaan bedah, dan desain perawatan (H. Huang et al., 2019). Segmentasi citra adalah proses pembagian beberapa sampel citra menjadi sejumlah area yang spesifik dan unik serta pengambilan objek sesuai yang diinginkan pada citra dengan komputer (Liu et al., 2019).

Segmentasi citra memiliki beberapa faktor yang menghasilkan citra relatif kurang memuaskan disebabkan dari citra itu sendiri seperti citra nampak buram dan terdapat *noise* pada citra. *Fuzzy C-Means* (FCM) merupakan algoritma yang sering digunakan dalam teknik *clustering*. Sebagai salah satu teknik utama *unsupervised machine learning*, metode *clustering* khususnya metode FCM telah banyak digunakan dalam segmentasi citra MRI otak. Secara umum, citra MRI otak dibagi menjadi *white matter* (WM), *gray matter* (GM) dan *cerebrospinal fluid* (CSF) (Bai, Zhang, Liu, & Chen, 2019; Song & Zhang, 2019).

Pada penelitian ini akan dilakukan pengklasifikasian otak yang sehat dan otak yang terkena Alzheimer dengan hasil foto MRI. Proses klasifikasi citra berdasarkan analisa tekstur biasanya membutuhkan ekstraksi fitur. Salah satu jenis ekstraksi fitur yaitu *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Setelah dilakukan ekstraksi fitur perlu dilakukan proses klasifikasi dengan

menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) yang merupakan kombinasi antara *Artificial Neural Network* (ANN) dan *Fuzzy Inference System* (FIS), dengan memiliki algoritma *hybrid learning* (Al-qaness et al., 2021; Iwendi et al., 2021). Penggabungan kedua metode ini menghasilkan hasil yang signifikan.

Beberapa penelitian yang telah menggunakan metode FCM sebagai metode segmentasi salah satunya penelitian yang dilakukan oleh Novitasari, dkk. (2018) yang mengklasifikasikan penyakit Alzheimer dengan menggunakan segmentasi FCM, ekstraksi fitur GLCM, dan klasifikasi SVM. Penelitian tersebut memperoleh hasil akurasi yang baik sebesar 93.33% (Novitasari et al., 2018). Sedangkan penelitian yang telah menggunakan metode ANFIS sebagai metode dalam klasifikasi salah satunya dilakukan oleh Santoso, dkk. (2020) untuk mendeteksi dini penyakit pada paru-paru. Hasil pada penelitian tersebut berbentuk aplikasi dimana hasil uji coba data *training* menghasilkan akurasi 94% sedangkan uji coba data *testing* menghasilkan akurasi sebesar 100% (Santoso et al., 2020). Kour, dkk. (2019) juga telah menggunakan metode ANFIS untuk mem-bandingkan antara kinerja dari *Subtractive Clustering* (SC) dengan *Fuzzy C-Means* (FCM) dalam mendiagnosis Alzheimer kelompok pasien usia 60-98. Data yang digunakan dalam format CSV yang terdiri dari beberapa parameter diantaranya Subject ID, M/F, MMSE, EDUC, SES, eTIV, CDR, Age, nWBV, ASF, dan Group. Penelitian tersebut hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa kinerja FCM ANFIS memiliki akurasi yang lebih baik serta nilai *error* yang lebih kecil dibandingkan dengan SC ANFIS (Kour et al., 2019).

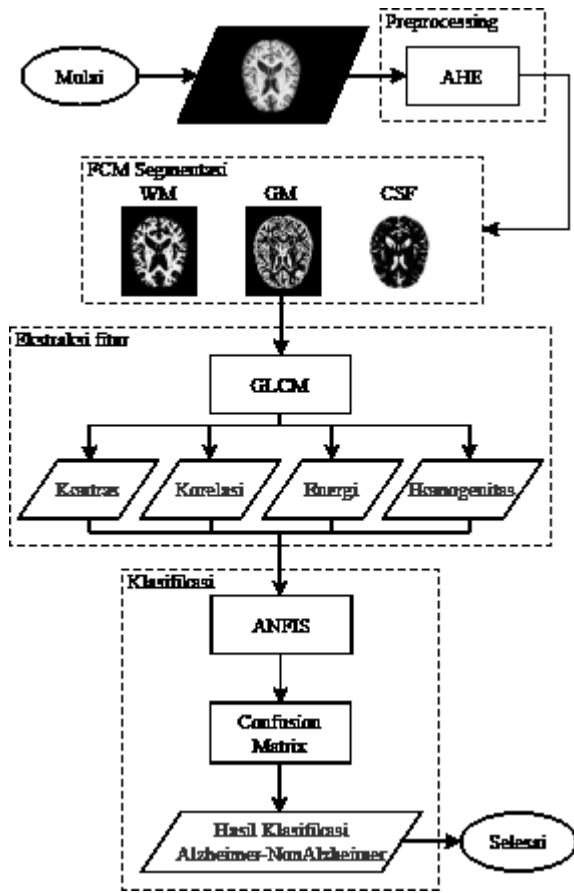
Berdasarkan beberapa penelitian di atas diketahui bahwa metode ANFIS merupakan metode yang tepat untuk proses klasifikasi sehingga pada penelitian ini digunakan untuk mengklasifikasikan Alzheimer dengan data berupa citra MRI. Penelitian ini diharapkan mampu menjadi alternatif untuk deteksi dini serta dapat membantu para tenaga medis dalam mendiagnosis pasien Alzheimer.

2. METODE PENELITIAN

Proses klasifikasi Alzheimer berdasarkan data citra MRI terdiri dari beberapa tahapan yang dapat dilihat pada Gambar 1.

2.1 Data

Data terkait dengan Alzheimer diperoleh dari situs Kaggle (Pinamonti, 2022) dengan total data sebanyak 1000 data citra MRI dalam format jpg berukuran 176x208 yang terdiri dari 2 jenis yaitu Alzheimer dan NonAlzheimer dengan masing-masing berjumlah 500 data.



Gambar 1. Sistem Klasifikasi ANFIS

2.2 FCM Segmentation

Fuzzy C-Means adalah kategori khusus dari teknik pengelompokan yang membuat setiap piksel menjadi bagian dari 2 *cluster* atau lebih yang berisi fungsi keanggotaan yang membantu dalam pengelompokan citra (Rao et al., 2020). FCM berurusan dengan masalah pengelompokan n titik data terukur atau objek ke dalam c cluster melalui proses minimalisasi berulang (Bai, Zhang, Liu, & Wang, 2019). Tujuan utama dari algoritma segmentasi citra FCM adalah untuk membagi titik sampel dari ruang vektor menjadi subruang c menurut beberapa ukuran jarak (H. Huang et al., 2019). Berikut tahapan proses segmentasi FCM (Novitasari et al., 2018):

- Membentuk matriks $m \times n$, dimana m banyak data dan n banyak variabel
- Menentukan nilai *error* (e), banyak *cluster* (c), bobot (w), iterasi awal dan banyak iterasi (t), dan fungsi objektif awal (p)
- Membuat bilangan acak sebagai elemen matriks partisi dengan ukuran $m \times c$
- Menghitung pusat *cluster* menggunakan Persamaan (1)

$$v_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^m \mu_{ik}^w x_{ij}}{\sum_{i=1}^m \mu_{ik}^w} \quad (1)$$

Dengan:

v_{kj} = pusat *cluster* ke k untuk atribut j

μ_{ik} = derajat keanggotaan untuk data sampel ke i pada *cluster* ke k

x_{ij} = data ke i , atribut ke j

- Menghitung fungsi objektif pada iterasi ke t dengan Persamaan (2)

$$p_t = \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^c \left(\left(\sum_{j=1}^n (x_{ij} - v_{kj})^2 \right) (\mu_{ik})^w \right) \quad (2)$$

- Menghitung perubahan matriks partisi

$$\mu_{ik} = \frac{(\sum_{j=1}^n (x_{ij} - v_{kj})^2)^{\frac{1}{w-1}}}{\sum_{k=1}^c (\sum_{j=1}^n (x_{ij} - v_{kj})^2)^{\frac{1}{w-1}}} \quad (3)$$

2.3 GLCM

GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*) adalah metode yang dapat menghasilkan nilai statistik orde ke-2 melalui perhitungan probabilitas antara dua buah piksel pada jarak (d) sudut (θ) tertentu (Andono & Rachmawanto, 2020). Alur penyelesaian dari metode GLCM ialah dengan mengkonstruksi *co-occurrence* pada data citra yang mana dapat menghitung nilai karakteristik matriks antar piksel (Salsabila et al., 2021). GLCM akan mengekstraksi fitur data citra dalam empat arah sudut yaitu $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ (Rizal et al., 2019). Pada ekstraksi ciri tekstur dari data citra dengan metode GLCM, dilakukan dengan empat tahapan yaitu fitur kontras, korelasi, energi dan homogenitas.

2.3.1 Kontras

Pada fitur kontras akan dilakukan dengan menghitung nilai dari besar perbandingan dalam suatu gambar, semakin besar perbandingan nya maka semakin besar kontrasnya dan sebaliknya semakin sedikit perbandingannya pada nilai keabuan antara dua piksel maka semakin kecil tingkat kontrasnya. Nilai kontras didefinisikan menggunakan Persamaan (4) (Pamungkas, 2019; Raharjo et al., 2019).

$$\text{Kontras} = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i, j) \quad (4)$$

Dengan:

i = tingkat keabuan baris ke- i

j = tingkat keabuan kolom ke- j

$p(i, j)$ = peluang keabuan baris ke- i , kolom ke- j

2.3.2 Korelasi

Fitur korelasi merupakan fitur yang digunakan untuk menampilkan ukuran saling keterkaitan secara linear pada derajat grayscale atau derajat keabuan pada citra. Nilai korelasi didefinisikan menggunakan Persamaan (5) (Pamungkas, 2019; Raharjo et al., 2019).

$$\text{Korelasi} = \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)p(i, j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (5)$$

Dengan:

μ = nilai rata-rata

σ = nilai standar deviasi

2.3.3 Energi

Fitur energi merupakan jumlah total dari seluruh perbedaan intensitas tingkat keabuan pada citra. Jika semakin besar nilai energi, maka semakin besar juga tingkat kesamaan pada suatu citra, dan begitu juga sebaliknya. Fitur energi didefinisikan berdasarkan Persamaan (6) (Pamungkas, 2019; Raharjo et al., 2019).

$$\text{Energi} = \sum_i \sum_j p^2(i, j) \quad (6)$$

2.3.4 Homogenitas

Fitur homogenitas dapat didefinisikan untuk menghitung tingkat keselarasan variasi dalam keabuan citra pada matriks *co-occurrence*. Tingginya nilai homogenitas disebabkan kesamaan nilai keabuan pada pasangan piksel. Nilai homogenitas dapat dicari menggunakan Persamaan (7) (Pamungkas, 2019; Raharjo et al., 2019).

$$\text{Homogenitas} = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{i + |i - j|} \quad (7)$$

2.4 ANFIS

Adaptive Neuro Fuzzy Inference System atau biasa disingkat ANFIS merupakan jaringan saraf tiruan dimana arsitekturnya dimodel dengan fuzzy rule Sugeno. Terdapat dua inputan yaitu x dan y serta memiliki output satu yaitu z . Sehingga jika menggunakan model Sugeno dengan orde satu, maka dapat disajikan dengan dua aturan sebagai berikut (Ayudia, 2020):

Rule 1: Jika x adalah A_1 dan y adalah B_1 , maka

$$f_1 = p_1 + q_1 + r$$

Rule 2: Jika x adalah A_2 dan y adalah B_2 , maka

$$f_2 = p_2 + q_2 + r$$

Variabel x dan y merupakan inputan bilangan pada node ke i , A_1 dan B_1 merupakan variabel *linguistic* yang dijabarkan melalui kesesuaian pada fungsi keanggotaan, lalu p , q dan r merupakan parameter *consequent*. Terdapat beberapa tipe fungsi keanggotaan diantaranya:

- Gaussian membership function* (gaussmf) merupakan fungsi keanggotaan yang memiliki kurva mulus dimana hanya menggunakan dua parameter yaitu c sebagai titik pusat dan σ sebagai titik lebar kurva yang dijabarkan secara matematis sebagai berikut (Xu et al., 2022):

$$f(x; \sigma, c) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}} \quad (8)$$

- Generalized bell-shaped membership function* (gbellmf) yaitu, bentuk simetris yang menyerupai bel dimana fungsi ini menggunakan parameter a sebagai lebar dari kurva, b untuk bilangan bulat positif, sedangkan c untuk menetapkan pusat kurva (Raharja et al., 2021).

$$f(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \quad (9)$$

- Trapezoidal membership function* (trapmf) yaitu, mempunyai panjang empat parameter untuk mendefinisikan kurva: a, b untuk sisi kaki dan c, d untuk sisi kanan kiri yang menyerupai potongan segitiga (Khairuddin et al., 2021).

$$\text{trapezoidal}(x; a, b, c, d) = \max \left(\min \left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}, 0 \right), 0 \right) \quad (10)$$

- Triangular membership function* (trimf), didefinisikan oleh tiga parameter untuk titik a dan c sebagai sisi kaki, dan b untuk titik puncak kurva (Chintawar et al., 2021)

$$\text{triangular}(x; a, b, c) = \max \left(\min \left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{c-x}{c-b}, 0 \right), 0 \right) \quad (11)$$

Arsitektur ANFIS terdiri atas lima *layer* atau lapisan yang akan dijabarkan sebagai berikut:

2.4.1 Layer 1

Lapisan ini disebut fuzzifikasi, *output* pada layer ini memberikan derajat keanggotaan yang sesuai dengan *node i* pada *layer* pertama. Jumlah total pada lapisan ini dilambangkan $o_{1,i}$ yang didefinisikan sebagai fungsi berikut (Al-qaness et al., 2021; Deif et al., 2021; Raharjo et al., 2019):

$$o_{1,i} = \mu_{A_i}(x), \quad i = 1, 2 \quad (12)$$

$$o_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y), \quad i = 1, 2 \quad (13)$$

x dan y merupakan nilai *input*-an ke *node i*.

2.4.2 Layer 2

Setiap node pada lapisan ini adalah *node* tetap yang berlabel dengan *output* nya yang dilambangkan $o_{2,i}$. *Output* pada lapisan ini memberikan derajat aktivasi (w_i) seperti dibawah ini (Al-qaness et al., 2021; Deif et al., 2021; Raharjo et al., 2019):

$$o_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_{i-2}}(y) \quad (14)$$

Setiap keluaran nodel dari lapisan ini menyatakan kuat dari aturan.

2.4.3 Layer 3

Pada *layer* ketiga ini, dilakukan perbandingan *node 1* ke *node i* ke semua jumlah perbandingan dari semua aturan yang difungsikan dengan *output* ($o_{3,i}$) sebagai berikut (Al-qaness et al., 2021; Deif et al., 2021; Raharjo et al., 2019):

$$o_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^2 w_i} \quad (15)$$

2.4.4 Layer 4

Semua *node* pada *layer* ini adalah *node* aktif dengan *output* ($o_{4,i}$) fungsi *node* (Al-qaness et al., 2021; Deif et al., 2021; Raharjo et al., 2019):

$$o_{4,i} = \bar{w}_l f_i = \bar{w}_l(p_i x + q_i y + r_i) \quad (16)$$

dengan \bar{w}_l adalah *output* dari *layer* 3 ($p_i x + q_i y + r_i$) adalah himpunan parameter pada *fuzzy* model Sugeno orde satu.

2.4.5 Layer 5

Pada *layer* terakhir ini, dilakukan dengan menghitung semua keluaran (\bar{w}_l) dari penjumlahan semua sinyal yang datang (f_i) dengan *output* ($o_{5,i}$) (Al-qaness et al., 2021; Deif et al., 2021; Raharjo et al., 2019):

$$o_{5,i} = \sum_i \bar{w}_l f_i \quad (17)$$

2.5 Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan teknik menghitung untuk mengetahui tingkat akurasi pada suatu klasifikasi (Pratiwi et al., 2021). *Confusion matrix* memiliki ketentuan variabel yang dapat dilihat pada Tabel 1 (Markoulidakis et al., 2021).

Tabel 1. <i>Confusion Matrix</i>		
Kelas	Kelas Hasil Klasifikasi	
Sebenarnya	Alzheimer	NonAlzheimer
Alzheimer	TP	FN
NonAlzheimer	FP	TN

Dimana:

- TP (*True Positive*) yaitu jumlah pasien Alzheimer yang terklasifikasi sebagai Alzheimer oleh sistem klasifikasi
- FP (*False Positive*) yaitu jumlah pasien NonAlzheimer yang terklasifikasi sebagai Alzheimer oleh sistem klasifikasi
- FN (*False Negative*) yaitu jumlah pasien Alzheimer yang terklasifikasi sebagai NonAlzheimer oleh sistem klasifikasi
- TN (*True Negative*) yaitu jumlah pasien NonAlzheimer yang terklasifikasi sebagai NonAlzheimer oleh sistem klasifikasi

Berdasarkan nilai-nilai TP, FP, FN, dan TN, evaluasi klasifikasi dianalisis dari beberapa parameter diantaranya sebagai berikut (Alqudah et al., 2019; Islam et al., 2017):

2.5.1 Akurasi

Akurasi merupakan perhitungan untuk mendapatkan hasil akurasi sistem dalam klasifikasi.

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (18)$$

2.5.2 Sensitivitas

Sensitivitas merupakan rasio dari nilai data positif yang diklasifikasi benar dengan semua data benar positif.

$$Sensitivitas = \frac{TP}{TP+FN} \quad (19)$$

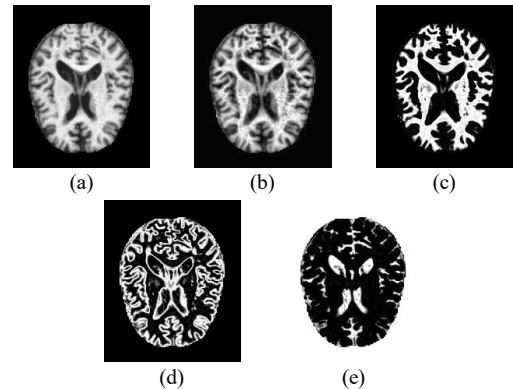
2.5.3 Spesifisitas

Spesifisitas merupakan rasio data negatif yang diklasifikasikan benar dengan semua data negatif.

$$Spesifisitas = \frac{TN}{TN+FP} \quad (20)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses klasifikasi Alzheimer pada penelitian ini, dilakukan dengan menggunakan metode ANFIS. Hasil yang dibahas dalam bab ini merupakan hasil pengujian dari berbagai model yang diaplikasikan dan dilakukan beberapa pengujian untuk mendapatkan hasil terbaik dan mengetahui parameter terbaik yang diperlukan. Sebagaimana telah diketahui pada tahap *preprocessing* dilakukan proses *Adaptive Histogram Equalization* (AHE) yang merupakan salah satu metode untuk meningkatkan kontras citra. Data akan melalui tahap segmentasi menggunakan FCM dengan 3 cluster, sehingga diperoleh citra WM, GM, dan CSF. Hasil *preprocessing* dan segmentasi pada citra MRI otak dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Citra (a) MRI (b) AHE (c) WM (d) GM (e) CSF

Data GM akan dianalisis tekstur dengan menggunakan metode GLCM, dilakukan pengujian berdasarkan empat sudut yang berbeda, yakni 0°, 45°, 90°, dan 135°. Data yang digunakan ada dua kelas yaitu data pasien Alzheimer dan NonAlzheimer dengan total data sebanyak 1000. Data tersebut akan dipisahkan menjadi data *training* dan data *testing* dengan menggunakan *k-fold cross validation* dengan nilai *k* yang digunakan adalah 5 dan 10. Pada proses ANFIS digunakan nilai *minimal error* sebesar 0,000001 dan *number of membership function* sebanyak 2. Penggunaan beberapa *type of membership function* diantaranya *gaussian*, *generalized bell*, *trapezoidal*, dan *triangle* serta *epoch* 50, 100, 150, dan 200 digunakan untuk uji coba. Pada tahap ini pula akan dilakukan evaluasi sistem dengan menggunakan *confusion matrix* yang nantinya akan menghasilkan nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas dari sistem tersebut.

Tabel 2. Hasil Rata-Rata Uji Coba *K-Fold 5*

Epoch	Type	Evaluasi	Sudut				Rata-Rata
			0°	45°	90°	135°	
50	Gauss	Akurasi	81.00	85.50	88.50	87.70	85.68
		Sensitivitas	82.18	87.36	89.06	89.97	87.14
		Spesifisitas	79.97	84.10	88.17	86.03	84.57
	Gbell	Akurasi	80.20	85.80	88.40	81.80	84.05
		Sensitivitas	81.72	87.09	89.11	81.55	84.87
		Spesifisitas	78.91	84.86	88.06	82.31	83.54
	Trap	Akurasi	80.80	84.40	88.60	81.30	83.78
		Sensitivitas	81.78	86.57	90.27	82.08	85.18
		Spesifisitas	80.07	83.00	87.15	81.02	82.81
	Tri	Akurasi	80.30	84.50	87.60	81.70	83.53
		Sensitivitas	80.84	86.31	90.21	81.59	84.74
		Spesifisitas	79.91	83.35	85.59	82.34	82.80
100	Gauss	Akurasi	81.30	85.40	88.50	81.00	84.05
		Sensitivitas	82.58	87.19	88.92	80.69	84.85
		Spesifisitas	80.19	84.07	88.32	81.66	83.56
	Gbell	Akurasi	80.20	85.30	88.40	81.60	83.88
		Sensitivitas	82.12	86.96	88.71	81.36	84.79
		Spesifisitas	78.58	84.05	88.32	82.16	83.28
	Trap	Akurasi	80.80	83.90	87.60	81.40	83.43
		Sensitivitas	81.56	85.96	90.04	81.77	84.83
		Spesifisitas	80.32	82.54	85.56	81.53	82.49
	Tri	Akurasi	79.90	84.00	87.60	80.50	83.00
		Sensitivitas	80.69	86.88	89.94	80.85	84.59
		Spesifisitas	79.27	81.85	85.84	80.63	81.90
150	Gauss	Akurasi	81.40	85.40	88.70	81.20	84.18
		Sensitivitas	82.73	87.03	88.96	81.32	85.01
		Spesifisitas	80.24	84.20	88.67	81.66	83.69
	Gbell	Akurasi	79.70	85.10	88.00	81.80	83.65
		Sensitivitas	81.35	86.79	88.51	81.66	84.58
		Spesifisitas	78.36	83.88	87.81	82.23	83.07
	Trap	Akurasi	80.30	84.10	87.70	81.40	83.38
		Sensitivitas	81.58	86.01	90.26	81.85	84.93
		Spesifisitas	79.41	82.87	85.58	81.42	82.32
	Tri	Akurasi	79.90	83.90	87.70	81.10	83.15
		Sensitivitas	80.81	86.72	89.97	81.31	84.70
		Spesifisitas	79.16	81.83	86.03	81.35	82.09
200	Gauss	Akurasi	81.50	85.30	88.70	81.20	84.18
		Sensitivitas	82.60	87.00	88.98	81.32	84.98
		Spesifisitas	80.53	84.04	88.70	81.66	83.73
	Gbell	Akurasi	79.50	85.10	87.90	81.60	83.53
		Sensitivitas	81.02	86.93	88.49	81.36	84.45
		Spesifisitas	78.26	83.73	87.65	82.16	82.95
	Trap	Akurasi	80.40	84.10	87.40	81.30	83.30
		Sensitivitas	81.78	86.01	90.01	81.72	84.88
		Spesifisitas	79.45	82.87	85.25	81.37	82.24
	Tri	Akurasi	80.10	83.80	87.70	80.90	83.13
		Sensitivitas	80.98	86.68	89.97	81.34	84.74
		Spesifisitas	79.36	81.68	86.03	80.88	81.99

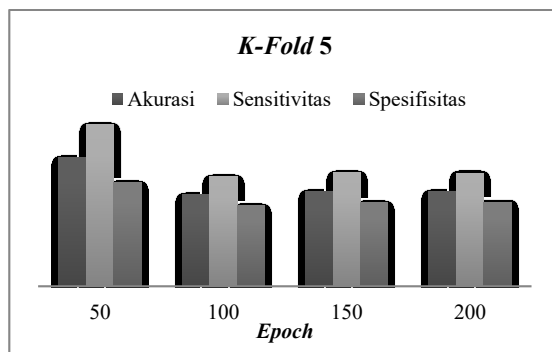
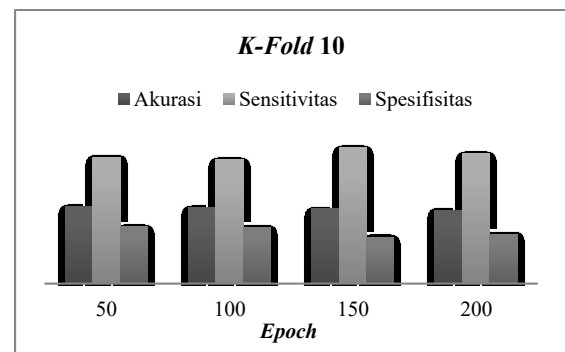
Tabel 2 dan 3 menunjukkan hasil rata-rata uji coba dengan menggunakan sudut, *k-fold cross validation*, *epoch*, dan *type of membership function*. Nilai rata-rata sensitivitas tertinggi pada *k-fold 5* adalah pada saat uji coba dengan menggunakan *type of membership function trapezoidal*, *epoch 50*, dan sudut 90° dengan nilai sebesar 90.27%. Sedangkan nilai rata-rata sensitivitas tertinggi pada *k-fold 10* terletak pada saat uji coba *epoch 150* dengan sudut dan *type of membership function* yang sama yaitu diperoleh nilai sebesar 89.94%.

Gambar 3 dan 4 menampilkan grafik perbandingan uji coba pada *type of membership function gaussian*. Uji coba yang telah dilakukan memberikan informasi bahwa penggunaan *type of*

membership function dan juga jumlah *epoch* akan mempengaruhi nilai akurasi. Semakin besar *epoch* yang digunakan tidak akan memastikan bahwa nilai yang dihasilkan akan semakin bagus, karena pada penelitian ini *epoch 50* cenderung menghasilkan akurasi yang lebih baik pada *k-fold 5* dan *epoch 150* pada *k-fold 10*. Sedangkan penggunaan *type of membership function gaussian* memiliki nilai rata-rata sensitivitas paling tinggi pada semua *epoch*. Hal ini menunjukkan bahwa *type of membership function gaussian* memiliki nilai yang lebih stabil pada keempat sudut uji coba, sedangkan *type of membership function trapezoidal* hanya unggul pada salah satu sudut saja.

Tabel 3. Hasil Rata-Rata Uji Coba *K-Fold* 10

Epoch	Type	Evaluasi	Sudut				Rata-Rata
			0°	45°	90°	135°	
50	Gauss	Akurasi	81.10	85.30	88.00	80.40	83.70
		Sensitivitas	83.25	87.15	88.88	79.88	84.79
		Spesifisitas	79.78	84.00	87.49	81.77	83.26
	Gbell	Akurasi	81.20	86.00	87.70	81.00	83.98
		Sensitivitas	82.18	87.30	88.26	81.22	84.74
		Spesifisitas	80.04	85.22	87.49	81.81	83.64
	Trap	Akurasi	80.20	84.00	87.90	79.90	83.00
		Sensitivitas	82.23	85.28	89.55	81.32	84.60
		Spesifisitas	79.13	83.29	86.87	79.85	82.29
	Tri	Akurasi	80.30	83.60	87.20	80.50	82.90
		Sensitivitas	81.13	85.44	89.88	81.17	84.41
		Spesifisitas	80.12	82.53	85.23	81.19	82.27
100	Gauss	Akurasi	80.70	85.30	87.90	80.80	83.68
		Sensitivitas	82.78	87.00	88.69	80.54	84.75
		Spesifisitas	79.36	84.15	87.48	82.02	83.25
	Gbell	Akurasi	81.00	85.60	87.50	81.10	83.80
		Sensitivitas	82.93	86.93	87.85	81.15	84.72
		Spesifisitas	79.67	84.82	87.55	81.93	83.49
	Trap	Akurasi	80.10	84.10	88.10	80.00	83.08
		Sensitivitas	82.31	85.18	89.92	81.41	84.71
		Spesifisitas	78.86	83.72	86.87	79.85	82.33
	Tri	Akurasi	80.20	83.50	87.10	81.20	83.00
		Sensitivitas	81.23	85.88	89.33	81.81	84.56
		Spesifisitas	79.95	81.94	85.52	81.58	82.25
150	Gauss	Akurasi	80.80	85.30	87.90	80.60	83.65
		Sensitivitas	82.99	86.99	88.69	81.32	85.00
		Spesifisitas	79.41	84.15	87.48	81.07	83.03
	Gbell	Akurasi	80.80	85.50	87.70	81.10	83.78
		Sensitivitas	82.61	86.90	88.26	81.32	84.77
		Spesifisitas	79.58	84.67	87.60	81.82	83.42
	Trap	Akurasi	79.70	84.20	88.20	80.00	83.03
		Sensitivitas	82.01	85.40	89.94	81.39	84.69
		Spesifisitas	78.45	83.67	87.04	79.85	82.25
	Tri	Akurasi	80.20	83.00	87.10	80.50	82.70
		Sensitivitas	81.20	85.42	89.33	81.73	84.42
		Spesifisitas	79.95	81.43	85.52	80.32	81.81
200	Gauss	Akurasi	80.90	85.30	88.00	80.30	83.63
		Sensitivitas	83.01	86.88	88.70	80.90	84.87
		Spesifisitas	79.60	84.28	87.64	80.86	83.10
	Gbell	Akurasi	80.70	85.40	87.60	81.20	83.73
		Sensitivitas	82.59	86.74	88.11	81.55	84.75
		Spesifisitas	79.42	84.64	87.57	81.90	83.38
	Trap	Akurasi	79.60	84.10	88.10	80.30	83.03
		Sensitivitas	81.97	85.26	89.72	81.52	84.62
		Spesifisitas	78.34	83.65	87.01	80.33	82.33
	Tri	Akurasi	80.30	83.10	87.10	80.60	82.78
		Sensitivitas	81.23	85.61	89.33	81.61	84.45
		Spesifisitas	80.09	81.46	85.52	80.61	81.92

Gambar 3. Grafik Perbandingan Pada *K-Fold* 5Gambar 4. Grafik Perbandingan Pada *K-Fold* 10

Pada penelitian ini data yang digunakan hanya mengklasifikasikan Alzheimer dan NonAlzheimer. Sedangkan pada penderita Alzheimer sendiri terdapat beberapa tingkatan seperti sangat ringan, ringan, sedang, dan berat. Oleh karena itu untuk penelitian selanjutnya dapat mengklasifikasikan tingkatan dalam Alzheimer sehingga dapat lebih maksimal dalam proses diagnosis. Penelitian yang telah dilakukan oleh Acharya, dkk menggunakan tiga metode diantaranya VGG16, ResNet-50, dan AlexNet untuk mengklasifikasikan empat tingkatan dalam Alzheimer yaitu kognitif ringan, Alzheimer ringan, Alzheimer sedang dan gangguan berat yang memperoleh hasil akurasi terbaik sebesar 95.70% pada metode AlexNet (Acharya et al., 2021).

4. KESIMPULAN

Sistem klasifikasi Alzheimer berdasarkan citra MRI otak yang telah dibuat dengan menggunakan segmentasi FCM dan klasifikasi ANFIS mendapatkan akurasi yang tinggi setelah dilakukan beberapa uji coba diantaranya pembagian data menggunakan *k-fold cross validation* dengan nilai $k = 5$ dan $k = 10$, uji coba empat sudut yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° , uji coba *type of membership function gaussian, generalized bell, trapezoidal, dan triangle*, serta uji coba *epoch* sebesar 50, 100, 150, dan 200. Model yang paling optimal berdasarkan nilai rata-rata sensitivitas dari semua *k-fold* didapatkan pada saat uji coba *k-fold* 5 dengan *type of membership function trapezoidal, epoch* 50, dan sudut 90° dengan sensitivitas sebesar 90.27%, akurasi 88.60%, dan spesifisitas 87.15% dimana hasil tersebut merupakan nilai yang baik untuk digunakan sebagai suatu sistem pembantu keputusan para tenaga medis dalam mendiagnosis pasien Alzheimer.

DAFTAR PUSTAKA

- ACHARYA, H., MEHTA, R., & KUMAR SINGH, D. 2021. Alzheimer Disease Classification Using Transfer Learning. *Proceedings - 5th International Conference on Computing Methodologies and Communication, ICCMC 2021*, 1503–1508.
- AL-QANESS, M. A. A., FAN, H., EWEES, A. A., YOUSRI, D., & ELAZIZ, M. A. 2021. Improved ANFIS Model for Forecasting Wuhan City Air Quality and Analysis COVID-19 Lockdown Impacts on Air Quality. *Environmental Research*, 194.
- ALQUDAH, A. M., ALQURAAH, H., QASMIEH, I. A., ALQUDAH, A., & AL-SHARU, W. 2019. Brain Tumor Classification Using Deep Learning Technique - A Comparison Between Cropped, Uncropped, and Segmented Lesion Images with Different Sizes. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 8(6), 3684–3691.
- ANDONO, P. N., & RACHMAWANTO, E. H. 2020. Evaluasi Ekstraksi Fitur GLCM dan LBP Menggunakan Multikernel SVM untuk Klasifikasi Batik. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(1), 1–9.
- ASTUTI, L. W. 2019. Ekstraksi Fitur Citra MRI Otak Menggunakan Data Wavelet Transform (DWT) untuk Klasifikasi Penyakit Tumor Otak. *Jurnal Ilmiah Informatika Global*, 10(2), 80–86.
- AYUDIA, T. 2020. Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Akibat Knsumsi Berlebihan Monsodium Glutamat (Msg) Menggunakan Metode Anfis. *Jurnal Pelita Informatika*, 8(3), 382–388.
- BAI, X., ZHANG, Y., LIU, H., & CHEN, Z. 2019. Similarity Measure-Based Possibilistic FCM with Label Information for Brain MRI Segmentation. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 49(7), 2618–2630.
- BAI, X., ZHANG, Y., LIU, H., & WANG, Y. 2019. Intuitionistic Center-Free FCM Clustering for MR Brain Image Segmentation. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 23(5), 2039–2051.
- CHINTAWAR, S., GHODKE, S., KHATAVKAR, V., ALSET, U., & MEHTA, H. 2021. Performance Evaluation of Speed Behaviour of Fuzzy-PI Operated BLDC Motor Drive. *2021 International Conference on Computational Performance Evaluation (ComPE)*, 179–184.
- DEIF, M., HAMMAM, R., & SOLYMAN, A. 2021. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) for Rapid Diagnosis of COVID-19 Cases Based on Routine Blood Tests. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 14(2), 178–189.
- GEMIRALDA, R. M., MARLAOKTA, M., STUDI, P., DOKTER, P., KEDOKTERAN, F., & LAMPUNG, U. 2019. Effect of Neuroprotector Turmeric on Alzheimer's Patients. *Jurnal Ilmu Keperawatan Jiwa*, 2(3), 171–178.
- HUANG, H., MENG, F., ZHOU, S., JIANG, F., & MANOGARAN, G. 2019. Brain Image Segmentation Based on FCM Clustering Algorithm and Rough Set. *IEEE Access*, 7, 12386–12396.
- HUANG, L. K., CHAO, S. P., & HU, C. J. 2020. Clinical Trials of New Drugs for Alzheimer Disease. *Journal of Biomedical Science*, 27(18), 1–13.
- ISLAM, M. T., AOWAL, M. A., MINHAZ, A. T., & ASHRAF, K. 2017. Abnormality Detection and Localization in Chest X-Rays using Deep Convolutional Neural Networks. *ArXiv*.
- IWENDI, C., MAHBOOB, K., KHALID, Z., JAVED, A. R., RIZWAN, M., & GHOSH, U.

2021. Classification of COVID-19 Individuals Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. *Multimedia Systems*.
- KHAIRUDDIN, S. H., HASAN, M. H., HASHMANI, M. A., & AZAM, M. H. 2021. Generating clustering-based interval fuzzy type-2 triangular and trapezoidal membership functions: A structured literature review. *Symmetry*, 13(2), 1–25.
- KHAN, U., ALI, A., KHAN, S., AADIL, F., DURRANI, M. Y., MUHAMMAD, K., BAIK, R., & LEE, J. W. 2019. Internet of Medical Things–Based Decision System for Automated Classification of Alzheimer’s using Three-Dimensional Views of Magnetic Resonance Imaging Scans. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 15(3).
- KOUR, H., MANHAS, J., & SHARMA, V. 2019. Brief Paper: Evaluation of Subtractive Clustering based Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System with Fuzzy C-Means based ANFIS System in Diagnosis of Alzheimer. *Journal of Multimedia Information System*, 6(2), 87–90.
- KRISMANTORO, E., SUPRIYANTI, R., & RAMADHANI, Y. 2021. *Klasifikasi Objek Alzheimer Citra Otak Magnetic Resonance Image (MRI) Dengan Metode Backpropagation Neural Network Berdasarkan Clinical Dementia Rating (CDR)*.
- LIU, B., HE, S., HE, D., ZHANG, Y., & GUIZANI, M. 2019. A Spark-Based Parallel Fuzzy c - Means Segmentation Algorithm for Agricultural Image Big Data. *IEEE Access*, 7, 42169–42180.
- MARKOULIDAKIS, I., RALLIS, I., GEORGOULAS, I., KOPSIAFTIS, G., DOULAMIS, A., & DOULAMIS, N. 2021. Multiclass Confusion Matrix Reduction Method and Its Application on Net Promoter Score Classification Problem. *Technologies*, 9(4), 81.
- MIRZAEI, G., & ADELI, H. 2022. Machine Learning Techniques for Diagnosis of Alzheimer Disease, Mild Cognitive Disorder, and Other Types of Dementia. *Biomedical Signal Processing and Control*, 72(PA), 103293.
- NOVITASARI, D. C. R., PUSPITASARI, W. T., WULANDARI, P., & FOEADY, A. Z. 2018. Klasifikasi Alzheimer dan Non Alzheimer Menggunakan Fuzzy C-Mean, Gray Level Co-occurrence Matrix, dan Support Vector Machine. *Jurnal Matematika MANTIK*, 04(02), 83–89.
- PAMUNGKAS, D. P. 2019. Ekstraksi Citra menggunakan Metode GLCM dan KNN untuk Identifikasi Jenis Anggrek (Orchidaceae). *Innovation in Research of Informatics (INNOVATICS)*, 1(2), 51–56.
- PINAMONTI, M. 2022. *Alzheimer MRI 4 Classes Dataset*.
- PRATIWI, B. P., HANDAYANI, A. S., & SARJANA, S. 2021. Pengukuran Kinerja Sistem Kualitas Udara Dengan Teknologi WSN Menggunakan Confusion Matrix. *Jurnal Informatika Upgris*, 6(2), 66–75.
- RAHARJA, M. A., DARMAWAN, I. D. M. B. A., NILAKUSUMAWATI, D. P. E., & SUPRIANA, I. W. 2021. Analysis of membership function in implementation of adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS) method for inflation prediction. *Journal of Physics: Conference Series*, 1722(1).
- RAHARJO, R. A., PRABOWO, S., & SATWIKO, A. G. P. 2019. Klasifikasi Jenis Buah Menggunakan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System ANFIS dan Image Processing. *E-Proceeding of Engineering*, 6(2), 9053–9068.
- RAO, L. J., CHALLA, R., SUDARSA, D., NARESH, C., & BASHA, C. Z. 2020. Enhanced Automatic Classification of Brain Tumours with FCM and Convolution Neural Network. *Proceedings of the 3rd International Conference on Smart Systems and Inventive Technology, ICSSIT 2020, IcSSIP*, 1233–1237.
- RIZAL, R. A., GULO, S., & SIHOMBING, O. D. C. 2019. Analisis Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dalam Mengenali Citra Ekspresi Wajah. *Jurnal Manajemen, Teknologi Informatika Dan Komunikasi (MANTIK)*, 3(2), 31–38.
- SALSABILA, A., YUNITA, R., & ROZIKIN, C. 2021. Identifikasi Citra Jenis Bunga menggunakan Algoritma KNN dengan Ekstraksi Warna HSV dan Tekstur GLCM. *Technomedia Journal*, 6(1), 124–137.
- SANTOSO, M. Y., DISRINAMA, A. M., & AMRULLAH, H. N. 2020. An Application of ANFIS for Lung Diseases Early Detection System. *Kinetik: Game Technology, Information System, Computer Network, Computing, Electronics, and Control*, 4, 29–36.
- SIANTURI, A. G. M. 2021. Stadium, Diagnosis, dan Tatalaksana Penyakit Alzheimer. *Majalah Kesehatan Indonesia*, 2(2), 39–44.
- SONG, J., & ZHANG, Z. 2019. A Modified Robust FCM Model with Spatial Constraints for Brain MR Image Segmentation. *Information (Switzerland)*, 10(2).
- WONG, R., LUO, Y., MOK, V. C., & SHI, L. 2021. Advances in Computerized MRI-Based

Biomarkers in Alzheimer's Disease. *Brain Science Advances*, 7(1), 26–43.

XU, P., LIU, B., HU, X., OUYANG, T., & CHEN, N. 2022. State-of-Charge Estimation for Lithium-ion Batteries Based on Fuzzy

Information Granulation and Asymmetric Gaussian Membership Function. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 69(7), 6635–6644.