

**PENERAPAN *ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM* (ANFIS)
MENGUNAKAN FUNGSI KEANGGOTAAN *GENERALIZED BELL*
UNTUK PERAMALAN DATA *TIME SERIES***

(Skripsi)

Oleh

RACHMA ADJI RAMADANTI



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2022**

ABSTRACT

APPLICATION OF ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS) USING GENERALIZED BELL MEMBERSHIP FUNCTION FOR TIME SERIES DATA FORECASTING

By

Rachma Adji Ramadanti

Time series analysis is one of the analytical techniques in statistics that uses observational data from time to time in a row with fixed time intervals. In this analysis, a model is built and identified from the data patterns of events from the past. ANFIS is one of the methods that can be used to forecast time series data, ANFIS is a kind of artificial neural network (ANN) based on Takagi Sugeno's fuzzy inference system. The purpose of this study is to apply ANFIS to predict time series data using the generalized bell membership function. Next, estimate the ANFIS model and obtain the level of accuracy from the Consumer Price Index (CPI) forecasting model using the ANFIS method. The predictor variables used are inflation and money supply, for the response variable used is the CPI. The best model is selected based on the RMSE value. The results of the analysis show that the use of the ANFIS method is good for data forecasting because the prediction results are quite close to the actual data and the RMSE of the 2-cluster ANFIS model provides a good level of accuracy for forecasting the CPI with an RMSE value of 5,29907.

Keywords : time series data, ANFIS, consumer price index, forecasting

ABSTRAK

PENERAPAN *ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM* (ANFIS) MENGUNAKAN FUNGSI KEANGGOTAAN *GENERALIZED BELL* UNTUK PERAMALAN DATA *TIME SERIES*

Oleh

Rachma Adji Ramadanti

Analisis deret waktu (*time series*) merupakan salah satu teknik analisis dalam statistika yang menggunakan data pengamatan dari waktu ke waktu secara beruntun dengan interval waktu yang tetap. Dalam analisis ini, model dibangun dan diidentifikasi dari pola data peristiwa dari masa lalu. ANFIS merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk melakukan peramalan data *time series*, ANFIS adalah sejenis jaringan saraf tiruan (JST) yang didasarkan pada sistem inferensi *fuzzy* Takagi Sugeno. Tujuan dari penelitian ini adalah menerapkan ANFIS untuk meramalkan data *time series* menggunakan fungsi keanggotaan *generalized bell*. Selanjutnya menduga model ANFIS dan memperoleh tingkat akurasi dari model peramalan Indeks Harga Konsumen (IHK) dengan metode ANFIS. Variabel prediktor yang digunakan adalah inflasi dan uang beredar, untuk variabel respon yang digunakan adalah IHK. Model terbaik dipilih berdasarkan pada nilai RMSE. Hasil analisis menunjukkan bahwa penggunaan metode ANFIS sudah baik untuk peramalan data karena hasil prediksi sudah cukup mendekati data aktual dan RMSE model ANFIS dengan *2-cluster* memberikan tingkat keakuratan yang baik untuk meramalkan IHK dengan nilai RMSE sebesar 5,29907.

Kata kunci : data *time series*, ANFIS, indeks harga konsumen, peramalan

**PENERAPAN *ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM* (ANFIS)
MENGUNAKAN FUNGSI KEANGGOTAAN *GENERALIZED BELL*
UNTUK PERAMALAN DATA *TIME SERIES***

Oleh
RACHMA ADJI RAMADANTI
1917031046

Skripsi

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
SARJANA MATEMATIKA

Pada

Jurusan Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Lampung



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2022**

Judul Skripsi

: **PENERAPAN ADAPTIVE NEURO FUZZY
INFERENCE SYSTEM (ANFIS) MENGGUNAKAN
FUNGSI KEANGGOTAAN GENERALIZED BELL
UNTUK PERAMALAN DATA TIME SERIES**

Nama Mahasiswa

: **Rachma Adji Ramadanti**

Nomor Pokok Mahasiswa

: **1917031046**

Jurusan

: **Matematika**

Fakultas

: **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**

MENYETUJUI

1. **Komisi Pembimbing**

Drs. Nusyirwan, M.Si.
NIP. 196610101992031028

Pandri Ferdias, S.Si., M.Sc.
NIP. 198706122019031007

2. **Ketua Jurusan Matematika**

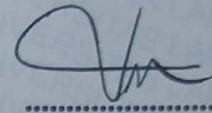
Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.
NIP. 197403162005011001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

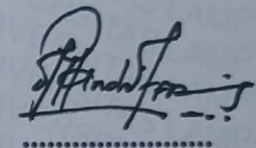
Ketua

: **Drs. Nusyirwan, M.Si.**



Sekretaris

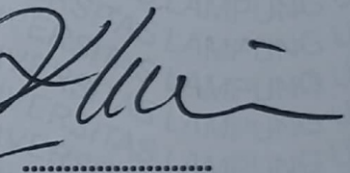
: **Pandri Ferdias, S.Si., M.Sc**



Penguji

Bukan Pembimbing

: **Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si.**



2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



Dr. Eng. Supto Dwi Yuwono, M. T.

NID. 197407052000031001

Tanggal Lulus Ujian Skripsi: **8 Desember 2022**

PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : **Rachma Adji Ramadanti**
Nomor Pokok Mahasiswa : **1917031046**
Jurusan : **Matematika**
Judul Skripsi : **PENERAPAN ADAPTIVE NEURO FUZZY
INFERENCE SYSTEM (ANFIS)
MENGUNAKAN FUNGSI
KEANGGOTAAN GENERALIZED BELL
UNTUK PERAMALAN DATA TIME SERIES**

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri dan semua tulisan yang tertuang dalam skripsi ini telah mengikuti kaidah karya penulisan ilmiah Universitas Lampung.

Bandar Lampung, 8 Desember 2022

Penulis



Rachma Adji Ramadanti
NPM. 1917031046

RIWAYAT HIDUP

Penulis bernama lengkap Rachma Adji Ramadanti lahir di Girikarto, Sekampung, Lampung Timur pada 01 November 2001. Penulis merupakan anak kedua dari dua bersaudara pasangan Bapak Sukoyo dan Ibu Titin Dwi Sumanti.

Penulis menempuh pendidikan taman kanak-kanak (TK) di TK LKMD Girikarto pada tahun 2006 sampai dengan 2007. Kemudian melanjutkan pendidikan Sekolah Dasar di SDN 1 Girikarto pada tahun 2007 sampai dengan 2013. Penulis melanjutkan pendidikan Sekolah Menengah Pertama di SMPN 1 Sekampung pada tahun 2013 sampai dengan 2016. Kemudian menempuh pendidikan Sekolah Menengah Atas di SMAN 1 Sekampung pada tahun 2016 sampai dengan 2019. Pada tahun 2019 penulis melanjutkan pendidikan Strata Satu (S1) di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) Universitas Lampung melalui jalur SBMPTN.

Selama menjadi mahasiswa, penulis aktif dalam organisasi Rois FMIPA Unila sebagai Anggota Muda Rois (AMAR) dan anggota Generasi Muda Penerus HIMATIKA (GEMATIKA) pada periode 2019. Pada periode 2020, penulis menjadi anggota bidang Keilmuan Himpunan Mahasiswa Jurusan Matematika (HIMATIKA), anggota bidang Infokom Rois FMIPA Unila. Kemudian, pada periode 2021 menjadi sekretaris bidang Keilmuan Himpunan Mahasiswa Jurusan Matematika (HIMATIKA) dan anggota luar biasa Koperasi Mahasiswa (Kopma) Unila

Pada bulan Agustus sampai dengan Desember 2021 penulis mengikuti kegiatan Merdeka Belajar – Kampus Merdeka (MBKM) yaitu Kampus Mengajar Angkatan

2 dan mendapat penempatan di SDN 2 Margototo. Pada bulan Januari sampai dengan Februari 2022, penulis melaksanakan Kerja Praktik (KP) di Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Metro. Pada bulan Juni sampai dengan Agustus 2022, sebagai bentuk aplikasi bidang ilmu kepada masyarakat, penulis melaksanakan kegiatan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Belimbing Sari, Kecamatan Jabung, Kabupaten Lampung Timur.

PERSEMBAHAN

Bismillahirrahmanirrahim
Alhamdulillahirobbil'alamin

Dengan segala kerendahan hati mengucapkan syukur kepada Allah SWT
Atas segala ridhonya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.

Saya persembahkan karya ini kepada :

Kedua Orang Tua

Terima kasih atas segala kasih sayang, pengorbanan, doa, pengetahuan, dan nasehat. Terima kasih yang tiada terhingga telah mendukung segala bentuk keinginan penulis. Terima kasih telah mengajarkan banyak hal luar biasa, dan banyak pelajaran yang berharga sehingga menjadikan penulis menjadi seseorang yang kuat .

Dosen Pembimbing dan Pembahas

Terimakasih kepada dosen pembimbing dan pembahas yang sudah sangat membantu, memberikan motivasi, serta memberikan arahan dan ilmu yang berharga.

Sahabat-sahabatku

Terimakasih atas semua keceriaan dan semangat yang telah diberikan

Almamater tercinta, Universitas Lampung

KATA INSPIRASI

“Man Jadda Wajada”

“Karena sesungguhnya sesudah kesulitan itu ada kemudahan, sesungguhnya sesudah kesulitan itu ada kemudahan”- (Q.S. Al-Insyirah 5-6)

“Allah tidak akan membebani seseorang melainkan sesuai dengan kesanggupannya”-(Q.S. Al-Baqarah 286)

خَيْرُ النَّاسِ أَنْفَعُهُمْ لِلنَّاسِ

“Sebaik-baik manusia adalah orang yang bermanfaat bagi manusia”

SANWACANA

Puji syukur kehadiran Allah SWT, atas segala rahmat dan karunianya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul “**Penerapan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) Menggunakan Fungsi Keanggotaan *Generalized Bell* Untuk Peramalan *Data Time Series***”. Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Matematika (S. Mat) pada Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

Dalam kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada :

1. Bapak Drs. Nusyirwan, M.Si., selaku pembimbing utama atas kesediaan waktu, pemikiran dalam memberikan evaluasi, arahan, dan saran yang membangun dalam proses penyusunan skripsi ini.
2. Bapak Pandri Ferdias, S.Si., M.Si., selaku pembimbing kedua atas kesediaan waktu, arahan, dan saran yang membangun dalam proses penyusunan skripsi ini.
3. Ibu Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si., selaku dosen pembahas atas kesediaan waktu, saran, dan masukan yang membangun selama proses penyusunan skripsi ini.
4. Bapak Agus Sutrisno, S.Si., M.Si., selaku dosen pembimbing akademik yang telah memberikan bimbingan, motivasi, dan nasehat selama penulis menjalankan perkuliahan.
5. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si., selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
6. Bapak Dr. Eng. Suropto Dwi Yuwono, M.T., selaku dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

7. Seluruh Dosen, Staf, dan Civitas Akademika Jurusan Matematika Fakultas Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
8. Bapak dan Ibu tersayang, adik-adik, beserta keluarga besar yang selalu memberikan semangat dukungan, dan do'a kepada penulis.
9. Untuk keluarga berencana, Dini, Sinta, Puja, Aldi, Wiranto, dan Fazri, terima kasih untuk segala dukungan, bantuan, kebersamaan, keceriaan, dan kedamaian dalam menjalani perkuliahan dan selama proses penyusunan skripsi ini.
10. Untuk Fitri, Revita, Mutiara, Fira, Ragil, dan Mardiana atas segala bentuk dukungan, semangat, dan masih menemani penulis dari SMA hingga saat ini.
11. Teman-teman pimpinan HIMATIKA 2021. Terima kasih atas segala pengalaman dan kebersamaan selama ini.
12. Untuk keluarga beringin, keilmuan HIMATIKA periode 2021 atas segala bentuk semangat dan dukungannya kepada penulis.
13. Teman-teman Matematika 2019, dan Abang Yunda yang telah membantu selama perkuliahan selama ini.
14. Teman-teman KKN Belimbing Sari, untuk segala kebersamaannya di Jabung.
15. Seluruh pihak terkait yang membantu dalam menyelesaikan skripsi ini yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu.

Penulis menyadari skripsi ini masih jauh dari kata sempurna dan masih terdapat banyak kekurangan. Oleh sebab itu, saran dan kritikan yang membangun senantiasa penulis harapkan. Dan semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi pihak yang memerlukan. Aamiin.

Bandar Lampung, 8 Desember 2022

Penulis

Rachma Adji Ramadanti

NPM. 1917031046

DAFTAR ISI

	Halaman
DAFTAR TABEL	xvi
DAFTAR GAMBAR	xix
I. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang dan Masalah	1
1.2 Tujuan Penelitian.....	4
1.3 Manfaat Penelitian.....	4
II. TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Analisis Deret Waktu (<i>Time Series</i>)	5
2.2 <i>Clustering</i>	5
2.2.1 Algoritma <i>K-Medoids</i>	7
2.3 Normalisasi dan Denormalisasi Data	8
2.4 Jaringan Saraf Tiruan (JST).....	8
2.4.1 Pemodelan Jaringan Saraf Tiruan (JST)	9
2.4.2 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan (JST).....	10
2.4.3 Proses Pembelajaran	11
2.5 Logika <i>Fuzzy</i>	12
2.5.1 Himpunan <i>Fuzzy</i>	13
2.5.2 Fungsi Keanggotaan <i>Generalized Bell</i>	14
2.6 Sistem Inferensi <i>Fuzzy</i>	15
2.6.1 Metode Takagi Sugeno Kang (TSK)	16
2.7 <i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System</i> (ANFIS)	17
2.7.1 Struktur ANFIS.....	18
2.7.2 <i>Least Square Estimator</i> (LSE).....	21
2.7.3 Model Propagasi <i>Error</i>	22
2.8 Algoritma Pembelajaran <i>Hybrid</i>	26
2.9 Akurasi Hasil Pengujian.....	26

2.10	Indeks Harga Konsumen (IHK).....	27
2.11	Inflasi.....	28
III.	METODELOGI PENELITIAN.....	30
3.1	Waktu dan Tempat Penelitian	30
3.2	Data Penelitian.....	30
3.3	Metode Penelitian.....	31
IV.	HASIL DAN PEMBAHASAN	36
4.1	Analisis Deskriptif.....	36
4.2	<i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)</i>	38
4.2.1	Proses Pelatihan Model ANFIS	38
4.2.2	Pengujian Model ANFIS.....	129
V.	KESIMPULAN	132
	DAFTAR PUSTAKA	133
	LAMPIRAN	137
	Lampiran 1. Data Penelitian.....	138
	Lampiran 2. <i>Syntax</i> Pelatihan ANFIS pada 2 <i>cluster</i>	140
	Lampiran 3. <i>Syntax</i> Pelatihan ANFIS untuk Evaluasi Model pada 2 <i>cluster</i>	146
	Lampiran 4. <i>Syntax</i> Pelatihan ANFIS pada 3 <i>cluster</i>	151
	Lampiran 5. <i>Syntax</i> Pelatihan ANFIS untuk Evaluasi Model pada 3 <i>cluster</i>	158
	Lampiran 6. <i>Syntax</i> Pengujian ANFIS pada 2 <i>cluster</i>	164
	Lampiran 7. <i>Syntax</i> Pengujian ANFIS pada 3 <i>cluster</i>	166

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Prosedur Pembelajaran <i>Hybrid</i> metode ANFIS	26
2. Analisis Deskriptif Data Inflasi, Uang Beredar, dan IHK Tahun 2018-2021 ..	36
3. Data <i>Input</i>	40
4. Data <i>Input</i> Hasil Normalisasi	42
5. <i>Medoid</i> Awal untuk 2 <i>cluster</i>	44
6. Hasil Perhitungan Jarak <i>Euclidean</i> pada Iterasi-1 untuk 2 <i>cluster</i>	45
7. <i>Medoid</i> Baru Iterasi ke-2 untuk 2 <i>cluster</i>	47
8. Hasil Perhitungan Jarak <i>Euclidean</i> pada Iterasi-2 untuk 2 <i>cluster</i>	47
9. Hasil <i>clustering</i> data <i>input</i> untuk 2 <i>cluster</i>	50
10. Hasil <i>clustering</i> data <i>input</i> untuk 2 <i>cluster</i>	52
11. Hasil Perhitungan <i>Mean</i> untuk 2 <i>cluster</i>	54
12. Hasil Perhitungan standar deviasi untuk 2 <i>cluster</i>	54
13. Parameter Premis Fungsi <i>Generalized Bell</i> untuk 2 <i>cluster</i>	55
14. Persamaan Fungsi <i>Generalized Bell</i> untuk 2 <i>cluster</i>	55
15. Hasil Perhitungan <i>Output Layer</i> 1 untuk 2 <i>cluster</i>	56
16. Operasi Logika <i>Fuzzy</i> pada <i>Layer</i> 2 untuk 2 <i>cluster</i>	58
17. Hasil Perhitungan <i>Output Layer</i> 2 (<i>Fire Strength</i>) untuk 2 <i>cluster</i>	58
18. Hasil <i>Output Layer</i> 3 (<i>Normalized Fire Strength</i>) untuk 2 <i>cluster</i>	60
19. Parameter Konsekuen untuk 2 <i>cluster</i>	63
20. Tabel Nilai <i>f</i> untuk 2 <i>cluster</i>	63
21. Hasil <i>Output Layer</i> 4 untuk 2 <i>cluster</i>	64
22. Hasil <i>Output Layer</i> 5 untuk 2 <i>cluster</i>	65
23. Perbandingan <i>Output</i> Jaringan dan <i>Output</i> Aktual untuk 2 <i>cluster</i>	66
24. Nilai Propagasi <i>Error Layer</i> 5 untuk 2 <i>cluster</i>	70

25. Nilai Propagasi <i>Error Layer</i> 3 untuk 2 <i>cluster</i>	72
26. Nilai Propagasi <i>Error Layer</i> 2 untuk 2 <i>cluster</i>	74
27. Nilai Propagasi <i>Error Layer</i> 1 untuk 2 <i>cluster</i>	76
28. Nilai Parameter <i>Mean (c)</i> baru untuk 2 <i>cluster</i>	80
29. Nilai Parameter Standar Deviasi (<i>a</i>) baru untuk 2 <i>cluster</i>	81
30. <i>Medoid</i> Awal untuk 3 <i>cluster</i>	83
31. Hasil Perhitungan Jarak <i>Euclidean</i> pada Iterasi-1 untuk 3 <i>cluster</i>	83
32. <i>Medoid</i> Baru Iterasi ke-2 untuk 3 <i>cluster</i>	85
33. Hasil Perhitungan Jarak <i>Euclidean</i> pada Iterasi-2 untuk 3 <i>cluster</i>	86
34. Hasil <i>clustering</i> data <i>input</i> untuk 3 <i>cluster</i>	89
35. Hasil <i>clustering</i> data <i>input</i> untuk 3 <i>cluster</i>	91
36. Hasil Perhitungan <i>Mean</i> untuk 3 <i>cluster</i>	93
37. Hasil Perhitungan standar deviasi untuk 3 <i>cluster</i>	94
38. Parameter Premis Fungsi <i>Generalized Bell</i> untuk 3 <i>cluster</i>	94
39. Persamaan Fungsi <i>Generalized Bell</i> untuk 3 <i>cluster</i>	95
40. Hasil Perhitungan <i>Output Layer</i> 1 untuk 3 <i>cluster</i>	96
41. Operasi Logika <i>Fuzzy</i> pada <i>Layer</i> 2 untuk 3 <i>cluster</i>	98
42. Hasil Perhitungan <i>Output Layer</i> 2 (<i>Fire Strength</i>) untuk 3 <i>cluster</i>	98
43. Hasil <i>Output Layer</i> 3 (<i>Normalized Fire Strength</i>) untuk 3 <i>cluster</i>	101
44. Parameter Konsekuen untuk 3 <i>cluster</i>	104
45. Tabel Nilai <i>f</i> untuk 3 <i>cluster</i>	105
46. Hasil <i>Output Layer</i> 4 untuk 3 <i>cluster</i>	107
47. Hasil <i>Output Layer</i> 5 untuk 3 <i>cluster</i>	109
48. Perbandingan <i>Output</i> Jaringan dan <i>Output</i> Aktual untuk 3 <i>cluster</i>	110
49. Nilai Propagasi <i>Error Layer</i> 5 untuk 3 <i>cluster</i>	113
50. Nilai Propagasi <i>Error Layer</i> 3 untuk 3 <i>cluster</i>	116
51. Nilai Propagasi <i>Error Layer</i> 2 untuk 3 <i>cluster</i>	120
52. Nilai Propagasi <i>Error Layer</i> 1 untuk 3 <i>cluster</i>	122
53. Nilai Parameter <i>Mean (c)</i> baru untuk 3 <i>cluster</i>	127
54. Nilai Parameter Standar Deviasi (<i>a</i>) baru untuk 3 <i>cluster</i>	128
56. Data <i>Testing</i>	129
55. Evaluasi Model ANFIS terhadap RMSE	130

57. Nilai RMSE pada Proses Pengujian	130
58. Hasil Peramalan Data <i>Testing</i>	131

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan	11
2. Fungsi Keanggotaan <i>Generalized Bell</i>	14
3. Diagram Blok Sistem Inferensi <i>Fuzzy</i>	15
4. Arsitektur ANFIS	18
5. Propagasi <i>Error</i> pada Arsitektur ANFIS	22
6. Diagram Alir Pelatihan Model ANFIS	33
7. Diagram Alir Perhitungan Derajat Keanggotaan	34
8. Diagram Alir <i>K-Medoids Clustering</i>	35
9. Plot Deret Waktu Data Inflasi Tahun 2018-2021	36
10. Plot Deret Waktu Data Uang Beredar Tahun 2018-2021	37
11. Plot Deret Waktu Data IHK Tahun 2018-2021	37
12. Desain Arsitektur ANFIS dengan 2 Variabel <i>Input</i> dan 2 <i>cluster</i>	39
13. Grafik Data Setelah di Normalisasi	44
14. Hasil <i>Clustering K-Medoids</i> untuk 2 <i>cluster</i> dengan program R	50
15. Plot Data <i>Output</i> Aktual dan <i>Output</i> Jaringan untuk 2 <i>cluster</i>	68
16. Alur Propagasi <i>Error</i> Arsitektur ANFIS untuk 2 <i>cluster</i>	69
17. Desain Arsitektur ANFIS dengan 2 Variabel <i>Input</i> dan 3 <i>cluster</i>	81
18. Hasil <i>Clustering K-Medoids</i> untuk 3 <i>cluster</i> dengan program R	88
19. Plot Data <i>Output</i> Aktual dan <i>Output</i> Jaringan untuk 3 <i>cluster</i>	112
20. Alur Propagasi <i>Error</i> Arsitektur ANFIS untuk 3 <i>cluster</i>	113
21. Plot Data <i>Testing Output</i> Aktual dan <i>Output</i> Jaringan	131

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang dan Masalah

Analisis deret waktu (*time series*) merupakan salah satu teknik analisis dalam statistika yang menggunakan data pengamatan dari waktu ke waktu secara beruntun dengan interval waktu yang tetap. Dalam analisis ini, model dibangun dan diidentifikasi dari pola data peristiwa dari masa lalu. Kemudian dari model tersebut dapat dilakukan peramalan (*forecasting*) untuk mendapatkan prediksi dari suatu nilai pada masa yang akan datang.

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk melakukan peramalan data *time series* adalah *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS). ANFIS merupakan sejenis jaringan saraf tiruan (JST) yang didasarkan pada sistem inferensi *fuzzy* Takagi Sugeno. Metode ini mengintegrasikan metode dari jaringan saraf tiruan (*artificial neural network*) dan logika *fuzzy* (*fuzzy inference system*), sehingga metode ini memiliki potensi untuk menangkap manfaat keduanya dalam satu kerangka kerja (Hakim, dkk., 2021). Selain itu ANFIS dipilih karena pada dasarnya *neural network* dapat belajar dari data peristiwa sebelumnya. Sama halnya seperti *neural network*, logika *fuzzy* dapat menyediakan perhitungan fungsi tanpa pemodelan matematis sebagaimana output bergantung dengan input. *Neuro-Fuzzy* memiliki kekuatan komputasional dan *lowlevel learning* dari *neural network* serta keuntungan dari *high-level human like thinking* dari sistem *fuzzy*, sehingga menjadikan keduanya lebih baik untuk masalah *non-linear prediction* (Azhar & Mahmudy, 2018).

Struktur jaringan ANFIS terdiri dari lima lapisan, yaitu lapisan *fuzzifikasi input*, operasi logika *fuzzy*, *normalized firing strength*, *defuzzifikasi*, dan perhitungan *output*. Fungsi keanggotaan yang digunakan untuk input *fuzzifikasi* dalam penelitian ini adalah fungsi *generalized bell*. Fungsi ini memiliki 3 parameter yaitu $\{a, b, c\}$, fungsi ini memiliki keunggulan yaitu kemulusan dan nilainya tidak pernah 0 pada semua titik.

Dalam metode ANFIS terdapat dua parameter yaitu parameter premis dan parameter konsekuen. Dalam penelitian ini, parameter premis awal diperoleh dari proses *clustering*. Proses *clustering* diperlukan untuk membagi data menjadi beberapa kelompok. Salah satu metode *clustering* yang dapat digunakan adalah *K-Medoids Clustering*. *K-Medoids* adalah algoritma yang digunakan untuk menemukan *medoids* didalam sebuah kelompok (*cluster*) yang merupakan titik pusat dari suatu kelompok (*cluster*) (Sindi, dkk., 2020). Selain itu, *K-Medoids* dipilih karena algoritma *K-Medoids* tidak sensitif terhadap *outlier* (Han & Kamber, 2006). Parameter konsekuen diduga dengan menggunakan LSE (*Least Square Estimator*). Parameter-parameter dalam ANFIS ini merupakan parameter yang adaptif, sehingga parameter ini diadaptasi dengan pelatihan *hybrid*. Pelatihan *hybrid* dilakukan dalam dua langkah, yaitu langkah maju (*forward*) dengan parameter premis tetap dan parameter konsekuen diperoleh dengan menggunakan LSE, dan langkah mundur (*backward*) untuk memperbaiki parameter premis dengan menggunakan model propagasi *error* (*steepest descent*) dan parameter konsekuen tetap.

Beberapa penelitian yang pernah dilakukan oleh peneliti terdahulu menggunakan metode ANFIS adalah prediksi curah hujan menggunakan metode ANFIS yang dilakukan oleh Azhar dan Mahmudy (2018), dalam penelitian ini menggunakan *K-Means* sebagai metode untuk mengelompokkan data yang digunakan untuk *input* ANFIS. Nurvitasari dan Irhamah (2012) melakukan peramalan kecepatan angin rata-rata harian dengan menggunakan fungsi transfer sebagai *input* ANFIS. Istiqomah (2021) melakukan perbandingan metode ARIMA dan ANFIS dalam meramalkan nilai tukar petani dalam penelitian tersebut lag AR digunakan sebagai

input ANFIS. Penelitian lain juga dilakukan oleh Mutmainah (2021) yaitu memprediksi indeks harga konsumen di kota Denpasar-Bali menggunakan metode ANFIS dengan menggunakan metode *fuzzy c-means* dalam mengelompokan data yang digunakan sebagai penentuan parameter premis, kemudian membandingkan akurasi prediksi yang terbaik dari model ANFIS yang dibentuk dengan beberapa *cluster*, dalam penelitian tersebut diperoleh model ANFIS dengan 3 *cluster* yang memberikan akurasi terbaik dibandingkan dengan beberapa jumlah *cluster* yang lain.

Indeks Harga Konsumen (IHK) merupakan indikator ekonomi penting terhadap pasar keuangan dan menjadi indikator umum tingkat inflasi di Indonesia yang dihitung dan dipublikasikan setiap bulannya oleh Badan Pusat Statistik (BPS). Di Indonesia, IHK bersumber dari nilai konsumsi barang dan jasa oleh masyarakat yang menghasilkan Indeks Biaya Hidup (IBH). Perkembangan IHK dapat memperlihatkan perkembangan tingkat harga suatu barang dan jasa yang dibeli masyarakat dari waktu ke waktu. IHK digunakan untuk mengukur tingkat inflasi dan juga dapat digunakan sebagai pertimbangan penyesuaian upah, gaji, uang pensiun, dan kontrak lainnya. Salah satu indikator yang memperlihatkan suatu kegiatan perekonomian dari masyarakat di dalam menggunakan uang adalah uang beredar, inflasi menunjukkan perubahan atau kenaikan harga barang dan jasa secara terus menerus dalam waktu tertentu, sehingga menimbulkan penurunan nilai mata uang yang berlaku di masyarakat, ketika nilai mata uang menurun maka akan terjadi kenaikan jumlah uang beredar.

Oleh karena itu, dalam penelitian ini dilakukan peramalan data *time series* Indeks Harga Konsumen (IHK) di Indonesia menggunakan metode ANFIS, variabel *input* yang digunakan adalah uang beredar dan inflasi, dengan parameter premis yang digunakan sebagai *input* ANFIS yaitu *mean* dan standar deviasi dari *cluster* yang diperoleh dari proses *clustering* menggunakan *K-Medoids*. Penelitian ini diharapkan mampu memberikan model yang terbaik untuk meramalkan data Indeks Harga Konsumen (IHK) dengan nilai RMSE yang terkecil.

1.2 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah :

1. Menerapkan ANFIS untuk meramalkan data *time series* menggunakan fungsi keanggotaan *generalized bell*,
2. Menduga model ANFIS dan memperoleh tingkat akurasi dari model peramalan Indeks Harga Konsumen (IHK) dengan metode ANFIS.

1.3 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah :

1. Dapat meramalkan data *time series* dengan metode ANFIS menggunakan fungsi keanggotaan *generalized bell*,
2. Mendapatkan model ANFIS terbaik yang digunakan untuk meramalkan data Indeks Harga Konsumen (IHK).

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Deret Waktu (*Time Series*)

Analisis deret waktu (*time series*) merupakan metode peramalan kuantitatif untuk menentukan pola data masa lalu yang dikumpulkan berdasarkan urutan waktu dalam suatu rentang waktu tertentu yang disebut deret waktu (*time series*) (Montgomery, 2008). Tujuan analisis deret waktu (*time series*) adalah untuk melihat pola pergerakan dari waktu ke waktu dari sebuah kejadian, untuk mengontrol sebuah sistem, meramalkan, dan memprediksi kejadian pada waktu yang akan datang (Qadrini, dkk., 2020).

2.2 *Clustering*

Clustering atau klasterisasi adalah suatu metode pada data mining yang bertujuan mengelompokkan objek-objek kedalam beberapa *cluster*. *Cluster* adalah sekelompok atau sekumpulan objek data yang mempunyai kemiripan karakteristik satu sama lain dalam *cluster* yang sama dan berbeda karakteristik terhadap objek yang berbeda *cluster* (Hariyanto & Shita, 2018).

Menurut Supranto (2004), analisis kelompok adalah metode yang digunakan untuk mengklasifikasi objek (responden) ke dalam kelompok yang relatif homogen, yang disebut *cluster* atau kelompok. Objek dalam setiap kelompok cenderung mirip satu sama lain dan berbeda jauh dengan objek dari kelompok

lainnya. Selain itu, setiap objek hanya masuk ke dalam satu kelompok saja, tidak terjadi tumpang tindih (*overlapping* atau *interaction*). Analisis kelompok terbagi menjadi dua, yaitu metode hierarki dan non hierarki. Berikut penjelasan untuk masing-masing jenis :

a. Metode Hierarki

Metode ini biasa digunakan untuk individu yang tidak terlalu banyak, dan jumlah kelompok yang hendak dibentuk belum diketahui. Pengelompokan ini disajikan dalam bentuk dendogram, yang mirip dengan struktur diagram pohon atau *tree diagram* (Usman & Sobari, 2013). Metode hierarki terbagi menjadi dua, yaitu *agglomerative* (metode penggabungan) dan *divisive* (metode pembagian). Metode *agglomerative* dimulai dengan setiap objek dalam satu kelompok yang terpisah. Kelompok dibentuk dengan mengelompokkan objek ke dalam kelompok yang semakin membesar. Proses ini dilanjutkan sampai semua objek menjadi anggota dari suatu kelompok tunggal (*a single cluster*). Sedangkan metode *divisive* dimulai dari semua objek dikelompokkan menjadi kelompok tunggal. Kemudian kelompok tersebut dibagi atau dipisah, sampai setiap objek berada dalam kelompok yang terpisah (Supranto, 2004).

Beberapa metode pengklasteran hierarki antara lain :

1. *Single Linkage*
2. *Complete Linkage*
3. *Average Linkage*

b. Pengklasteran Sekatan (*Partitioning*) / Metode Non-Hierarki

Pengklasteran berbasis *partitioning* menghasilkan partisi dari data sehingga objek dalam *cluster* lebih mirip satu sama lain daripada objek yang ada dalam *cluster* lain. Berbeda dengan pengklasteran hierarki, prosedur pengklasteran sekatan tidak dilakukan secara bertahap, dan jumlah klasternya juga ditentukan terlebih dahulu (Machfudhoh & Wahyuningsih, 2013). Beberapa metode pengklasteran sekatan antara lain :

1. *K-Means*
2. *K-Medoids*

2.2.1 Algoritma *K-Medoids*

K-Medoids merupakan suatu algoritma yang digunakan untuk menemukan *medoids* di dalam sebuah kelompok (*cluster*) yang merupakan titik pusat dari suatu kelompok (*cluster*). Algoritma *K-Medoids* lebih baik dibandingkan dengan *K-Means* karena pada *K-Medoids* kita menemukan k sebagai objek yang representatif untuk meminimalkan jumlah ketidaksamaan objek data, sedangkan pada *K-Means* menggunakan jumlah jarak *euclidean distances* untuk objek data (Sindi, dkk., 2020). Berikut langkah-langkah algoritma *K-Medoids* :

- Inisialisasi pusat *cluster* sebanyak k (jumlah *cluster*).
- Hitung setiap objek ke *cluster* terdekat menggunakan persamaan ukuran jarak *euclidean*. Perhitungan jarak *euclidean* menggunakan Persamaan 2.1 :

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=0}^n (x_{ia} - x_{ja})^2} \quad (2.1)$$

- Setelah menghitung jarak *euclidean*, inisialisasikan pusat *cluster* baru secara acak pada masing-masing objek sebagai kandidat *non medoids*
- Hitung jarak setiap objek yang berada pada masing-masing *cluster* dengan kandidat *non medoids*.
- Hitung total simpangan (S) dengan menghitung

$$S = \text{total distance baru} - \text{total distance lama}$$

Jika $S < 0$ maka tukar objek dengan data *cluster non medoids* untuk membentuk sekumpulan k objek baru sebagai *medoids*

- Ulangi langkah c-e hingga tidak terjadi perubahan pada *medoid*, sehingga didapatkan *cluster* beserta anggota masing-masing *cluster*.
- Setelah selesai, maka didapatkan data yang telah dikelompokkan ke dalam *cluster*, dimana data tersebut akan digunakan untuk pencarian *mean* dan standar deviasi pada Persamaan 2.2 dan Persamaan 2.3

$$\bar{x} = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n} \quad (2.2)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{(n - 1)}} \quad (2.3)$$

Keterangan :

\bar{x} = rata-rata (*mean*) setiap *cluster*

σ = standar deviasi setiap *cluster*

x_i = data *input* ke-*i* setiap *cluster*

n = banyaknya data setiap *cluster*

2.3 Normalisasi dan Denormalisasi Data

Metode normalisasi yang digunakan pada penelitian ini adalah normalisasi *min-max*. Normalisasi *min-max* adalah transformasi suatu variabel dengan merubah nilai variabelnya menjadi berukuran lebih kecil. Metode ini *re-scale* dari suatu *range* ke *range* baru lain. Pada penelitian ini data diskalakan pada *range* 0 dan 1. Berikut rumus dari normalisasi *min-max* (Chamidah & Salamah, 2012)

$$x' = \frac{x - x_{Min}}{x_{Max} - x_{Min}} \quad (2.4)$$

Denormalisasi merupakan suatu proses untuk membangkitkan nilai yang telah dinormalisasi menjadi nilai asli. Berikut rumus denormalisasi (Ashar, dkk., 2018).

$$x = x'(x_{Max} - x_{Min}) + x_{Min} \quad (2.5)$$

2.4 Jaringan Saraf Tiruan (JST)

Menurut Siang (2009), jaringan saraf tiruan adalah paradigma pemrosesan suatu informasi yang terinspirasi oleh sistem sel saraf biologi, sama seperti otak yang memproses suatu informasi. Elemen mendasar dari paradigma tersebut adalah

struktur yang baru dari sistem pemrosesan informasi. Jaringan saraf tiruan seperti manusia, belajar dari suatu contoh. Jaringan ini dibentuk untuk memecahkan suatu masalah tertentu seperti pengenalan pola atau klasifikasi karena proses pembelajaran.

Jaringan saraf tiruan (*artificial neural network*) adalah sistem pengolah informasi yang memiliki karakter seperti jaringan saraf biologis, yaitu jaringan otak manusia. JST dibentuk sebagai generalisasi model matematika dari jaringan syaraf biologi, dengan asumsi bahwa :

1. Pemrosesan informasi terjadi pada banyak elemen sederhana (*neuron*)
2. Sinyal dikirimkan diantara *neuron-neuron* melalui penghubung-penghubung
3. Penghubung antar *neuron* memiliki bobot yang akan memperkuat atau memperlemah sinyal
4. Untuk menentukan *output*, setiap *neuron* menggunakan sinyal aktivasi (biasanya bukan fungsi linear) yang dikenakan pada jumlahan *input* yang diterima. Besarnya *output* ini selanjutnya dibandingkan dengan suatu batas ambang.

Jaringan saraf tiruan (JST) ditentukan oleh tiga hal, yaitu:

1. Pola hubungan antar *neuron* (disebut arsitektur jaringan)
2. Metode untuk menentukan bobot penghubung (disebut metode pembelajaran atau *training*)
3. Fungsi aktivasi.

2.4.1 Pemodelan Jaringan Saraf Tiruan (JST)

Secara umum, proses pemodelan JST terbagi menjadi dua bagian, yaitu proses *training* dan proses *testing*. Proses *training* merupakan proses pembelajaran dari sistem jaringan saraf yang mengatur nilai *input* serta bagaimana pemetaannya pada *output* sampai diperoleh model yang sesuai. Proses *training* terjadi pada saat

pengaturan bobot dan bias. Sedangkan proses *testing* atau pengujian adalah proses menguji ketelitian dari model yang sudah diperoleh dari proses *training*. (Yao & Tan, 2000).

Dalam setiap lapisan, nilai *input* ditransformasi ke dalam lapisan secara nonlinear oleh elemen-elemen proses dan kemudian diproses maju ke lapisan berikutnya. Akhirnya, nilai-nilai *output* \hat{y} , yang dapat berupa nilai-nilai skalar atau vektor, dihitung pada lapisan *output* dengan persamaan berikut.

$$\hat{y}(k) = f^o \left[\sum_{j=1}^a v_j^o f_j^h \left(\sum_{i=1}^p w_{j,i}^h x_i(k) + b_j^h \right) + b^o \right] \quad (2.6)$$

Keterangan :

$x_i(k)$ = Perubahan input ke- i , ($i = 1, 2, \dots, p$) dimana p merupakan jumlah *input*

$\hat{y}(k)$ = Nilai dugaan dari peubah *output*

k = Indeks pasangan data *input-target* ($x_i(k), \hat{y}(k)$),

$k = 1, 2, \dots, n$. dimana n merupakan pola

$w_{j,i}^h$ = Bobot dari *input* ke- i yang menuju *neuron* ke- j pada lapisan tersembunyi

b_j^h = Bias pada *neuron* ke- j pada lapisan tersembunyi,

($j = 1, 2, \dots, q$) dimana q merupakan jumlah *node* lapisan tersembunyi

f_j^h = Fungsi aktivasi di *neuron* ke- j pada lapisan tersembunyi

v_j^o = Bobot dari *neuron* ke- j dilapisan tersembunyi menuju *neuron output*

b^o = Bias pada *neuron* di lapisan *output*

f^o = Fungsi aktivasi pada *neuron* di lapisan *output*.

2.4.2 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan (JST)

Menurut Siang (2009), hubungan antar *neuron* atau yang biasa disebut sebagai arsitektur jaringan. *Neuron-neuron* tersebut terkumpul dalam lapisan-lapisan

yang disebut *neuron layer*. Lapisan-lapisan penyusunan JST dibagi menjadi tiga, yaitu:

a. Lapisan *Input* (*Input Layer*)

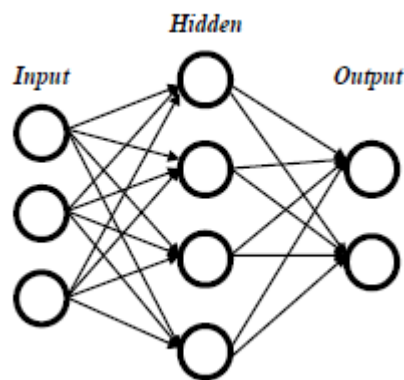
Unit-unit dalam lapisan *input* disebut unit-unit *input* yang bertugas menerima pola *input* dari luar yang menggambarkan suatu permasalahan.

b. Lapisan Tersembunyi (*Hidden Layer*)

Unit-unit dalam lapisan tersembunyi disebut unit-unit tersembunyi yang nilai *output*-nya tidak dapat diamati secara langsung.

c. Lapisan *Output* (*Output Layer*)

Unit-unit dalam lapisan *output* disebut unit-unit *output*, yang merupakan solusi JST terhadap suatu permasalahan.



Gambar 1. Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan

2.4.3 Proses Pembelajaran

Umumnya, jika menggunakan jaringan saraf tiruan, hubungan antara *input* dan *output* harus diketahui secara pasti dan jika hubungan tersebut telah diketahui maka dapat dibuat suatu model. Hal lain yang penting adalah proses belajar hubungan *input/output* dilakukan dengan pembelajaran. Ada dua tipe pembelajaran yang dikenal yaitu pembelajaran terawasi dan pembelajaran tidak terawasi (Warsito, dkk., 2008)

a. Pembelajaran terawasi (*supervised learning*)

Metode pembelajaran pada jaringan syaraf disebut terawasi jika output yang diharapkan telah diketahui sebelumnya. Pada proses pembelajaran, satu pola input akan diberikan ke satu neuron pada lapisan input. Pola ini akan dirambatkan di sepanjang jaringan syaraf hingga sampai ke neuron pada lapisan output.

Lapisan output ini akan membangkitkan pola output yang nantinya akan dicocokkan dengan pola output targetnya. Apabila terjadi perbedaan antara pola output hasil pembelajaran dengan pola target, maka akan muncul error. Apabila nilai error cukup besar, mengindikasikan bahwa masih perlu dilakukan lebih banyak pembelajaran lagi.

b. Pembelajaran tak terawasi (*unsupervised learning*)

Pada metode pembelajaran yang tak terawasi ini tidak memerlukan target output. Pada metode ini, tidak dapat ditentukan hasil yang seperti apakah yang diharapkan selama proses pembelajaran. Selama proses pembelajaran, nilai bobot disusun dalam suatu range tertentu tergantung pada nilai input yang diberikan. Tujuan pembelajaran ini adalah mengelompokkan unit-unit yang hampir sama dalam suatu area tertentu.

2.5 Logika Fuzzy

Logika *fuzzy* pertama kali dikenalkan oleh Zadeh pada tahun 1965. Dasar logika *fuzzy* adalah teori himpunan *fuzzy*. Pada teori himpunan *fuzzy*, peranan derajat keanggotaan sebagai penentu keberadaan elemen dalam suatu himpunan sangatlah penting. Pada himpunan tegas (*crisp*), nilai keanggotaan hanya terdapat dua kemungkinan, yaitu 0 dan 1. Pada himpunan *fuzzy*, nilai keanggotaan terletak pada rentang 0 sampai 1, dimana 0 adalah nilai minimum dan 1 adalah nilai maksimum. Apabila x memiliki nilai keanggotaan *fuzzy* $\mu_A(x) = 0$, berarti x tidak menjadi anggota himpunan A , apabila x memiliki nilai keanggotaan *fuzzy* $\mu_A(x) = 1$, berarti x menjadi anggota penuh pada himpunan A .

Dalam hal yang lain, logika *fuzzy* digunakan sebagai suatu cara untuk menetapkan permasalahan dari *input* menuju *output* yang diharapkan. Logika *fuzzy* dapat dianggap sebagai kotak hitam (*black box*) yang menghubungkan antara ruang *input* menuju ke ruang *output* (Kamsyakawuni, 2012).

2.5.1 Himpunan *Fuzzy*

Himpunan *fuzzy* memiliki dua atribut, yaitu linguistik dan numerik. Atribut linguistik adalah atribut yang digunakan untuk penamaan suatu *group* yang mewakili suatu keadaan atau kondisi tertentu dengan menggunakan bahasa alami, seperti muda, parubaya, tua. Sedangkan atribut numerik adalah suatu nilai yang menunjukkan ukuran dari suatu variabel (Kusumadewi & Purnomo, 2010).

Beberapa hal yang perlu diketahui dalam memahami sistem *fuzzy* yaitu:

1. Variabel *fuzzy*

Variabel *fuzzy* merupakan suatu lambang atau kata yang menunjuk kepada suatu yang tidak tertentu dalam sistem *fuzzy*.

2. Himpunan *fuzzy*

Himpunan *fuzzy* merupakan suatu *group* yang mewakili suatu kondisi atau keadaan tertentu dalam suatu variabel *fuzzy*.

3. Semesta pembicaraan

Semesta pembicaraan adalah keseluruhan nilai yang diperbolehkan untuk dioperasikan dalam suatu variabel *fuzzy*. Semesta pembicaraan merupakan himpunan bilangan *real* yang senantiasa bertambah secara tetap. Nilai semesta pembicaraan dapat berupa bilangan positif ataupun negatif.

4. Domain

Domain himpunan *fuzzy* adalah keseluruhan nilai yang diizinkan dalam semesta pembicaraan dan boleh dioperasikan dalam suatu himpunan *fuzzy*. Seperti halnya semesta pembicaraan, domain merupakan himpunan bilangan *real* yang senantiasa bertambah secara tetap. Nilai domain dapat berupa bilangan positif ataupun negatif.

2.5.2 Fungsi Keanggotaan *Generalized Bell*

Fungsi keanggotaan atau *membership function* (MF) merupakan suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik *input* data ke dalam nilai keanggotaan yang memiliki nilai interval antara 0 dan 1. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk mendapatkan nilai keanggotaan adalah dengan melalui pendekatan fungsi (Kuncahyo, dkk., 2012). Fungsi yang digunakan adalah fungsi keanggotaan *generalized bell*. Fungsi keanggotaan *generalized bell* merupakan fungsi yang *smooth* dan *non-linear* serta memiliki parameter $\{a, b, c\}$ yang didefinisikan seperti pada Persamaan 2.7.

$$bell(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c}{a} \right|^{2b}} \quad (2.7)$$

Keterangan :

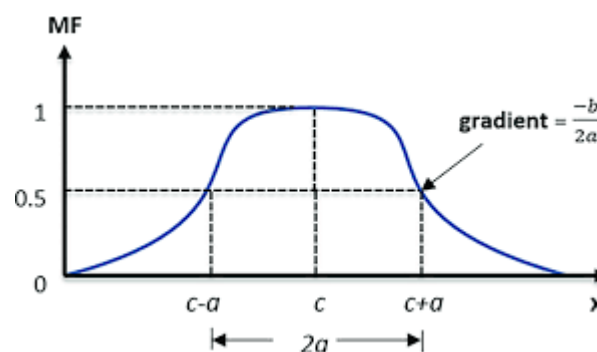
x = data input

a = standar deviasi

b = 1 (*slopes*)

c = rata-rata

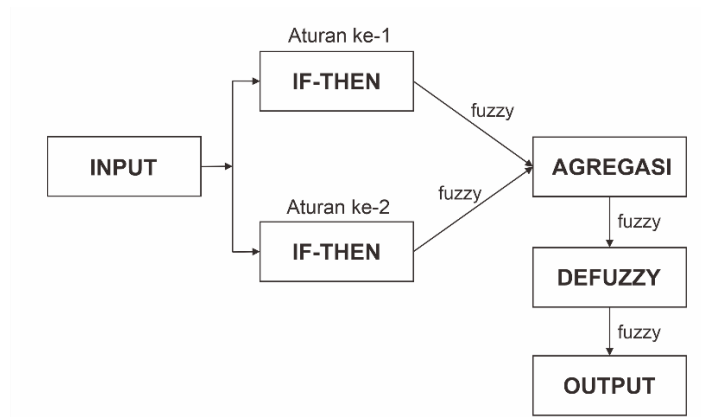
Parameter b selalu positif, agar kurva menghadap ke bawah, seperti yang terlihat pada Gambar 2 (Mancini, *et al.*, 2012)



Gambar 2. Fungsi Keanggotaan *Generalized Bell*

2.6 Sistem Inferensi Fuzzy

Sistem inferensi *fuzzy* (*fuzzy inference system*) atau disebut juga dengan *fuzzy inference engine* adalah sistem yang dapat melakukan penalaran hampir serupa dengan manusia. Tiga komponen konsep *fuzzy inference system* yaitu baris aturan (mengandung seleksi dari aturan-aturan *fuzzy*), basis data dan mekanisme penalaran. Sistem inferensi *fuzzy* pada dasarnya mendefinisikan pemetaan non linear dari vektor *input* menjadi skalar *output*. Proses pemetaan melibatkan *input-output* fungsi keanggotaan, operator-operator *fuzzy*, aturan *fuzzy IF-THEN*, agregasi dari himpunan *output* dan defuzifikasi. Model umum dari sistem inferensi *fuzzy* ditunjukkan oleh Gambar 3.



Gambar 3. Diagram Blok Sistem Inferensi *Fuzzy*

(Kusumadewi & Hartati, 2010).

Terdapat tiga metode dalam sistem inferensi *fuzzy* (*fuzzy inference system*). Diantaranya adalah *fuzzy inference system* metode Tsukamoto, Mamdani dan Sugeno. Metode Tsukamoto merupakan perluasan dari penalaran monoton. Pada metode Tsukamoto, setiap konsekuen pada aturan yang berbentuk *IF-THEN* harus direpresentasikan dengan suatu himpunan *fuzzy* dengan fungsi keanggotaan yang monoton. Sebagai hasilnya, *output* hasil inferensi dari tiap-tiap aturan diberikan

secara tegas (*crisp*) berdasarkan α –predikat (*fire strength*). Hasil akhirnya diperoleh dengan menggunakan rata-rata terbobot.

Metode Mamdani sering dikenal sebagai metode *Max-Min*. Metode ini diperkenalkan oleh Ebrahim Mamdani pada tahun 1975. Untuk mendapatkan *output*, diperlukan 4 tahapan yaitu pembentukan himpunan *fuzzy*, aplikasi fungsi implikasi, komposisi aturan dan penegasan (*defuzzy*).

Metode yang terakhir adalah metode Sugeno. Pada penelitian ini digunakan metode Sugeno orde-satu. Penalaran metode Sugeno hampir sama dengan penalaran Mamdani, hanya saja *output* sistem tidak berupa himpunan *fuzzy*, melainkan berupa konstanta atau persamaan linear. Metode ini diperkenalkan oleh Takagi-Sugeno Kang pada tahun 1985, sehingga metode ini sering juga dinamakan dengan metode TSK (Kusumadewi & Purnomo, 2010).

2.6.1 Metode Takagi Sugeno Kang (TSK)

Metode TSK adalah salah satu metode dalam sistem inferensi *fuzzy*. Dalam metode TSK ini terdiri atas 2 jenis, yaitu (Kusumadewi & Purnomo, 2010):

1. Model *fuzzy* Sugeno orde-nol

Secara umum bentuk model *fuzzy* Sugeno orde-nol adalah:

$$IF(x_1 \text{ is } A_1) \circ (x_2 \text{ is } A_2) \circ (x_3 \text{ is } A_3) \circ \dots \circ (x_n \text{ is } A_n) THEN z = k \quad (2. 8)$$

Dengan A_i adalah himpunan *fuzzy* ke- i sebagai anteseden dan k adalah suatu konstanta (tegas) sebagai konsekuen.

2. Model *fuzzy* Sugeno orde-satu

Secara umum bentuk model *fuzzy* Sugeno orde-satu adalah:

$$IF(x_1 \text{ is } A_1) \circ \dots \circ (x_n \text{ is } A_n) THEN z = p_1 * x_1 + \dots + p_n * x_n + q \quad (2. 9)$$

Dengan A_i adalah himpunan *fuzzy* ke- i sebagai anteseden dan p_i adalah suatu konstanta (tegas) ke- i dan q juga merupakan suatu konstanta dalam konsekuen.

2.7 *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)*

ANFIS adalah jaringan yang berbasis pada sistem inferensi *fuzzy*. Parameter ANFIS dapat dipisahkan menjadi dua, yaitu parameter premis dan konsekuen yang dapat diadaptasikan dengan pelatihan *hybrid*. Pelatihan *hybrid* dilakukan dalam dua langkah, yaitu langkah maju dan langkah mundur.

ANFIS merupakan arsitektur yang secara fungsional sama dengan *fuzzy rule base* model Sugeno dan juga sama dengan jaringan saraf tiruan fungsi radial dengan sedikit batasan tertentu (Kusumadewi S., 2006). ANFIS adalah penggabungan mekanisme *fuzzy inference system* yang digambarkan dalam arsitektur jaringan saraf. Sistem inferensi yang digunakan adalah sistem inferensi *fuzzy* model Takagi-Sugeno-Kang (TSK) orde satu dengan pertimbangan kesederhanaan dan kemudahan komputasi.

Arsitektur ANFIS juga sama dengan jaringan saraf dengan fungsi radial dengan batasan tertentu. Agar jaringan dengan fungsi basis radial ekuivalen dengan *fuzzy* berbasis aturan model Sugeno orde satu, maka diperlukan batasan:

1. Keduanya harus memiliki metode agregasi yang sama (rata-rata terbobot atau penjumlahan terbobot) untuk menurunkan semua *outputnya*.
2. Jumlah fungsi aktivasi harus sama dengan jumlah aturan *fuzzy (IF-THEN)*.
3. Jika ada beberapa *input* pada basis aturannya, maka tiap-tiap fungsi aktivasi harus sama dengan fungsi keanggotaan tiap-tiap inputnya.
4. Fungsi aktivasi dan aturan-aturan *fuzzy* harus memiliki fungsi yang sama untuk *neuron-neuron* dan aturan-aturan yang ada di sisi outputnya.

2.7.1 Struktur ANFIS

Struktur ANFIS yang menggambarkan sistem inferensi *fuzzy* Takagi-Sugeno-Kang (TSK) terdapat pada Gambar 4. Misalkan terdapat 2 input x_1, x_2 dan 1 *output* y . Ada 2 aturan pada basis aturan Sugeno seperti Persamaan 2.10.

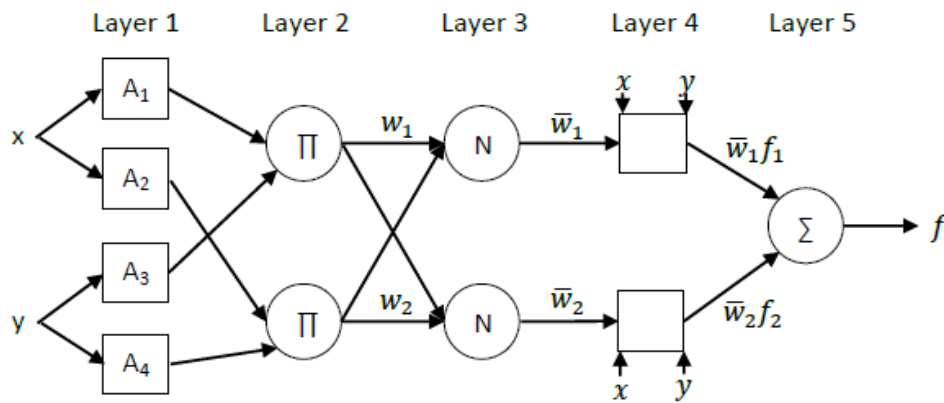
$$\text{IF } x_1 \text{ is } A_1 \text{ AND } x_2 \text{ is } B_1 \text{ THEN } y_1 = k_{11}x_1 + k_{12}x_2 + k_{10} \quad (2.10)$$

$$\text{IF } x_1 \text{ is } A_2 \text{ AND } x_2 \text{ is } B_2 \text{ THEN } y_2 = k_{21}x_1 + k_{22}x_2 + k_{20}$$

Keterangan :

y_i = output

$k_{i,j}$ = parameter konsekuen



Gambar 4. Arsitektur ANFIS

Berikut merupakan penjelasan untuk tiap-tiap *layer* atau lapisan pada arsitektur jaringan ANFIS :

1. Lapisan 1

Semua simpul pada lapisan ini adalah simpul adaptif (parameter dapat berubah) dengan fungsi simpul pada Persamaan 2.11

$$O_{1,i} = \mu A_i(x), \text{ untuk } i = 1, 2, \text{ atau} \quad (2.11)$$

$$O_{1,i} = \mu B_{i-2}(y) \text{ untuk } i = 3, 4$$

Dengan x dan y adalah masukan pada simpul i , A_i atau (B_{i-2}) adalah fungsi keanggotaan masing-masing simpul. Simpul $O_{1,i}$ berfungsi untuk menyatakan derajat keanggotaan tiap masukan terhadap himpunan *fuzzy* A dan B . Fungsi keanggotaan yang digunakan adalah jenis *generalized bell*. Parameter $\{a, b, c\}$, pada fungsi keanggotaan *generalized bell* dinamakan parameter yang adaptif

2. Lapisan 2

Semua simpul pada lapisan ini adalah non-adaptif (parameter tetap). Fungsi simpul ini adalah mengalikan setiap sinyal masukan yang datang. Fungsi simpul seperti pada Persamaan 2.12.

$$O_{2,i} = w_i = \mu A_i(x) \mu B_i(y), \quad i = 1, 2 \quad (2.12)$$

Tiap keluaran simpul menyatakan derajat pengaktifan (*firing strength*) tiap aturan *fuzzy*. Fungsi ini dapat diperluas apabila bagian premis memiliki lebih dari dua himpunan *fuzzy*. Banyaknya simpul pada lapisan ini menunjukkan banyaknya aturan yang dibentuk.

3. Lapisan 3

Setiap simpul pada lapisan ini adalah simpul non-adaptif yang menampilkan fungsi derajat pengaktifan ternormalisasi (*normalized firing strength*) yaitu rasio keluaran simpul ke- i pada lapisan sebelumnya terhadap seluruh keluaran lapisan sebelumnya, dengan bentuk fungsi simpul seperti pada Persamaan 2.13.

$$O_{3,i} = \bar{w} = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2 \quad (2.13)$$

Apabila dibentuk lebih dari dua aturan, fungsi dapat diperluas dengan membagi w_i dengan jumlah total w untuk semua aturan.

4. Lapisan 4

Setiap simpul pada lapisan ini adalah simpul adaptif dengan fungsi simpul seperti pada Persamaan 2.14.

$$O_{4,i} = \overline{w}_l f_i = \overline{w}_l (k_{i1}x_1 + k_{i2}x_2 + k_{i0}) \quad (2.14)$$

Dengan \overline{w}_l adalah derajat pengaktifan ternormalisasi dari lapisan 3 dan parameter k_{i1}, k_{i2}, k_{i0} menyatakan parameter konsekuen yang adaptif. Pada penelitian ini parameter konsekuen pada persamaan berikut

$$y = f_i = k_{i1}x_1 + k_{i2}x_2 + k_{i0} \quad (2.15)$$

atau dalam bentuk matriks dapat dituliskan sebagai

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{k} \quad (2.16)$$

Akan diduga dengan menggunakan *least square estimator* (LSE). Dengan matriks \mathbf{A} merupakan matriks desain yang diperoleh dengan mengalikan hasil *output* pada lapisan 3 dengan data *input*. Entri pada tiap kolom matriks tersebut dihitung menggunakan rumus berikut.

$$a_{i1} = O_{3,1} \times x_{1i} \quad (2.17)$$

$$a_{i2} = O_{3,1} \times x_{2i} \quad (2.18)$$

$$a_{i3} = O_{3,1} \quad (2.19)$$

$$a_{i4} = O_{3,2} \times x_{1i} \quad (2.20)$$

$$a_{i5} = O_{3,2} \times x_{2i} \quad (2.21)$$

$$a_{i6} = O_{3,2} \quad (2.22)$$

5. Lapisan 5

Pada lapisan ini hanya ada satu simpul tetap yang fungsinya untuk menjumlahkan semua masukan. Fungsi simpul seperti pada Persamaan 2.23.

$$O_{5,i} = \sum_i \overline{w}_l f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (2.23)$$

Jaringan adaptif dengan lima lapisan tersebut ekuivalen dengan sistem inferensi *fuzzy* TSK (Jang, *et al*, 1997).

2.7.2 Least Square Estimator (LSE)

Jika diketahui keluaran dari model linear y yang diekspresikan melalui Persamaan 2.24.

$$y = k_1 f_1(x) + k_2 f_2(x) + \dots + k_n f_n(x) \quad (2.24)$$

Keterangan:

y = $[y_1, y_2, \dots, y_m]^T$ model vektor *output*

x = $[x_1, x_2, \dots, x_p]^T$ model vektor *input*

f_n = fungsi x yang diketahui

k_n = parameter yang diestimasi

Dengan menggunakan notasi matriks didapatkan:

$$\mathbf{A}\mathbf{k} = \mathbf{y} \quad (2.25)$$

Penyelesaian terbaik untuk k , yang meminimalkan *error* atau $\|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{k}\|^2$ adalah *least square estimator* (LSE) k^* :

Diketahui bahwa $\boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}$

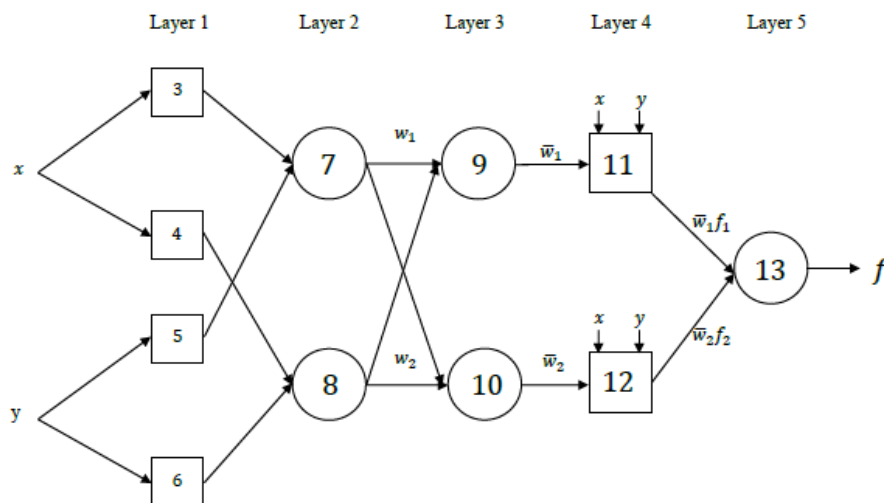
$$\begin{aligned} \min \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{k}\|^2 &= \min \sum_{i=1}^n \varepsilon^2 \\ &= \min (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})^T (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}) \\ &= \min (\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{k})^T (\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{k}) \\ \frac{\partial}{\partial k} (\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{k})^T (\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{k}) &= 0 \\ \frac{\partial}{\partial k} (\mathbf{y}^T - \mathbf{k}^T \mathbf{A}^T) (\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{k}) &= 0 \\ \frac{\partial}{\partial k} (\mathbf{y}^T \mathbf{y} - \mathbf{y}^T \mathbf{A}\mathbf{k} - \mathbf{k}^T \mathbf{A}^T \mathbf{y} + \mathbf{k}^T \mathbf{A}^T \mathbf{A}\mathbf{k}) &= 0 \\ \frac{\partial}{\partial k} (\mathbf{y}^T \mathbf{y} - 2\mathbf{k}^T \mathbf{A}^T \mathbf{y} + \mathbf{k}^T \mathbf{A}^T \mathbf{A}\mathbf{k}) &= 0 \\ -2\mathbf{A}^T \mathbf{y} + 2\mathbf{A}^T \mathbf{A}\mathbf{k} &= 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
2\mathbf{A}^T\mathbf{A}\mathbf{k} &= 2\mathbf{A}^T\mathbf{y} \\
\mathbf{A}^T\mathbf{A}\mathbf{k} &= \mathbf{A}^T\mathbf{y} \\
\mathbf{k}^* &= (\mathbf{A}^T\mathbf{A})^{-1}\mathbf{A}^T\mathbf{y}
\end{aligned} \tag{2. 26}$$

Dimana \mathbf{A}^T adalah bentuk *transpose* dari \mathbf{A} (Jang, *et al*, 1997).

2.7.3 Model Propagasi Error

Jaringan adaptif dilatih untuk mendapatkan nilai parameter a dan c . Untuk melakukan perbaikan terhadap a dan c tersebut, digunakan model propagasi *error* dengan konsep *steepest descent*. Pada arsitektur metode ANFIS terdapat lima lapisan. Pada setiap lapisan dalam arsitektur ANFIS memiliki rumus *error* masing-masing untuk masing-masing lapisannya. Pada Gambar 5 merupakan struktur ANFIS yang akan dicari rumus-rumus *error* pada tiap lapisan.



Gambar 5. Propagasi Error pada Arsitektur ANFIS

Error pada lapisan 5

Apabila kita memilih jaringan adaptif seperti pada Gambar 4 yang hanya memiliki 1 *neuron* pada lapisan *output* (*neuron* 13), maka propagasi *error* menuju pada lapisan ke-5 seperti pada Persamaan 2.27.

$$\varepsilon_{13} = \frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} = -2(d_{13} - x_{13}) = -2(y_p - y'_p) \quad (2.27)$$

Dengan y_p adalah target *output* data pelatihan ke- p , y'_p adalah *output* jaringan pada data pelatihan ke- p , dan E_p adalah jumlah kuadrat *error* (SSE) pada *layer* kelima $E_p = \sum (y_p - y'_p)^2$

Error pada lapisan 4

Jaringan adaptif pada Gambar 5 propagasi *error* yang menuju pada lapisan ke-4, yaitu *neuron* 11 dan *neuron* 12 adalah seperti pada Persamaan 2.28 dan Persamaan 2.29.

$$\varepsilon_{11} = \left(\frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} \right) \left(\frac{\partial f_{13}}{\partial x_{11}} \right) = \varepsilon_{13} \left(\frac{\partial f_{13}}{\partial x_{11}} \right) = \varepsilon_{13}(1) = \varepsilon_{13} \quad (2.28)$$

Karena $f_{13} = \overline{w}_1 f_1 + \overline{w}_2 f_2$, maka $\frac{\partial f_{13}}{\partial (\overline{w}_1 f_1)} = 1$.

$$\varepsilon_{12} = \left(\frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} \right) \left(\frac{\partial f_{13}}{\partial x_{12}} \right) = \varepsilon_{13} \left(\frac{\partial f_{13}}{\partial x_{12}} \right) = \varepsilon_{13}(1) = \varepsilon_{13} \quad (2.29)$$

Karena $f_{13} = \overline{w}_1 f_1 + \overline{w}_2 f_2$, maka $\frac{\partial f_{13}}{\partial (\overline{w}_2 f_2)} = 1$.

Error pada lapisan 3

Jaringan adaptif pada Gambar 5 propagasi *error* yang menuju lapisan ke-3, yaitu *neuron* 9 dan *neuron* 10 seperti pada Persamaan 2.30 dan Persamaan 2.31

$$\varepsilon_9 = \left(\frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} \right) \left(\frac{\partial f_{13}}{\partial x_{11}} \right) \left(\frac{\partial f_{11}}{\partial x_9} \right) = \varepsilon_{11} \left(\frac{\partial f_{11}}{\partial x_9} \right) = \varepsilon_{11} f_1 \quad (2.30)$$

Karena $f_{11} = \overline{w}_1 f_1$, maka $\frac{\partial f_{11}}{\partial \overline{w}_1} = f_1$

Dan

$$\varepsilon_{10} = \left(\frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} \right) \left(\frac{\partial f_{13}}{\partial x_{12}} \right) \left(\frac{\partial f_{12}}{\partial x_{10}} \right) = \varepsilon_{12} \left(\frac{\partial f_{12}}{\partial x_{10}} \right) = \varepsilon_{12} f_2 \quad (2.31)$$

Karena $f_{12} = \overline{w}_2 f_2$, maka $\frac{\partial f_{12}}{\partial \overline{w}_2} = f_2$

Error pada lapisan 2

Jaringan adaptif pada Gambar 5 propagasi *error* yang menuju pada lapisan ke-2, yaitu *neuron* 7 dan *neuron* 8 seperti pada Persamaan 2.32 dan Persamaan 2.33.

$$\begin{aligned}
 \varepsilon_7 &= \left(\frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} \right) \left(\frac{\partial f_{13}}{\partial x_{11}} \right) \left(\frac{\partial f_{11}}{\partial x_9} \right) \left(\frac{\partial f_9}{\partial x_7} \right) + \left(\frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} \right) \left(\frac{\partial f_{13}}{\partial x_{12}} \right) \left(\frac{\partial f_{12}}{\partial x_{10}} \right) \left(\frac{\partial f_{10}}{\partial x_7} \right) \\
 &= \varepsilon_9 \left(\frac{\partial f_9}{\partial x_7} \right) + \varepsilon_{10} \left(\frac{\partial f_{10}}{\partial x_7} \right) \\
 &= \varepsilon_9 \left(\frac{w_2}{(w_1 + w_2)^2} \right) + \varepsilon_{10} \left(-\frac{w_2}{(w_1 + w_2)^2} \right) \\
 &= \frac{w_2}{(w_1 + w_2)^2} (\varepsilon_9 - \varepsilon_{10})
 \end{aligned} \tag{2.32}$$

Karena $f_9 = \frac{w_1}{w_1 + w_2}$, maka $\frac{\partial f_9}{\partial w_1} = \frac{w_2}{(w_1 + w_2)^2}$; dan $f_{10} = \frac{w_2}{w_1 + w_2}$, maka

$$\frac{\partial f_{10}}{\partial w_1} = -\frac{w_2}{(w_1 + w_2)^2}$$

$$\begin{aligned}
 \varepsilon_8 &= \left(\frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} \right) \left(\frac{\partial f_{13}}{\partial x_{12}} \right) \left(\frac{\partial f_{12}}{\partial x_{10}} \right) \left(\frac{\partial f_{10}}{\partial x_8} \right) + \left(\frac{\partial E_p}{\partial x_{13}} \right) \left(\frac{\partial f_{13}}{\partial x_{11}} \right) \left(\frac{\partial f_{11}}{\partial x_9} \right) \left(\frac{\partial f_9}{\partial x_8} \right) \\
 &= \varepsilon_{10} \left(\frac{\partial f_{10}}{\partial x_8} \right) + \varepsilon_9 \left(\frac{\partial f_9}{\partial x_8} \right) \\
 &= \varepsilon_{10} \left(\frac{w_1}{(w_1 + w_2)^2} \right) + \varepsilon_9 \left(-\frac{w_1}{(w_1 + w_2)^2} \right) \\
 &= \frac{w_1}{(w_1 + w_2)^2} (\varepsilon_{10} - \varepsilon_9)
 \end{aligned} \tag{2.33}$$

Karena $f_9 = \frac{w_1}{w_1 + w_2}$, maka $\frac{\partial f_9}{\partial w_2} = -\frac{w_1}{(w_1 + w_2)^2}$; dan $f_{10} = \frac{w_2}{w_1 + w_2}$, maka

$$\frac{\partial f_{10}}{\partial w_2} = \frac{w_1}{(w_1 + w_2)^2}$$

Error pada lapisan 1

Jaringan adaptif pada Gambar 5 propagasi *error* yang menuju pada lapisan ke-1, yaitu *neuron* 3, 4, 5, dan 6 seperti pada Persamaan 2.34, Persamaan 2.35, Persamaan 2.36, dan Persamaan 2.37.

Karena $f_7 = w_1 = \mu_{A1}(x_1) \cdot \mu_{B1}(x_2)$, $f_8 = w_2 = \mu_{A2}(x_1) \cdot \mu_{B2}(x_2)$,
 $f_3 = A_1, f_4 = A_2, f_5 = B_1, f_6 = B_2$, maka :

$$\varepsilon_3 = \varepsilon_7 \left(\frac{\partial f_7}{\partial x_3} \right) = \varepsilon_7 \left(\frac{\partial(\mu_{A1}(x_1)\mu_{B1}(x_2))}{\partial(\mu_{A1}(x_1))} \right) = \varepsilon_7 \mu_{B1}(x_2) \quad (2.34)$$

$$\varepsilon_4 = \varepsilon_8 \left(\frac{\partial f_8}{\partial x_4} \right) = \varepsilon_8 \left(\frac{\partial(\mu_{A2}(x_1)\mu_{B2}(x_2))}{\partial(\mu_{A2}(x_1))} \right) = \varepsilon_8 \mu_{B2}(x_2) \quad (2.35)$$

$$\varepsilon_5 = \varepsilon_7 \left(\frac{\partial f_7}{\partial x_5} \right) = \varepsilon_7 \left(\frac{\partial(\mu_{A1}(x_1)\mu_{B1}(x_2))}{\partial(\mu_{B1}(x_1))} \right) = \varepsilon_7 \mu_{A1}(x_1) \quad (2.36)$$

$$\varepsilon_6 = \varepsilon_8 \left(\frac{\partial f_8}{\partial x_6} \right) = \varepsilon_8 \left(\frac{\partial(\mu_{A2}(x_1)\mu_{B2}(x_2))}{\partial(\mu_{B2}(x_1))} \right) = \varepsilon_8 \mu_{A2}(x_1) \quad (2.37)$$

Selanjutnya, *error* tersebut dapat digunakan untuk mencari informasi *error* terhadap parameter a dan c , seperti pada Persamaan 2.38 dan Persamaan 2.39.

$$\varepsilon_{aik} = \frac{2(x_i - c_{ik})^2}{a_{ik}^2 \left(1 + \left(\frac{x_i - c_{ik}}{a_{ik}} \right)^2 \right)^2} * \varepsilon_i \quad (2.38)$$

Dan

$$\varepsilon_{cik} = \frac{2(x_i - c_{ik})^2}{a_{ik}^3 \left(1 + \left(\frac{x_i - c_{ik}}{a_{ik}} \right)^2 \right)^2} * \varepsilon_i \quad (2.39)$$

Dari persamaan di atas, perubahan nilai parameter a_{ik} dan c_{ik} (Δa_{ik} dan Δc_{ik}) dapat ditentukan seperti pada Persamaan 2.40.

$$\Delta a_{ik} = \eta \varepsilon_{aik}, \text{ dan } \Delta c_{ik} = \eta \varepsilon_{cik} x_i \quad (2.40)$$

Dengan η adalah laju pembelajaran yang terletak pada interval $[0,1]$ sehingga nilai a_{ik} dan c_{ik} yang baru dapat dihitung seperti pada Persamaan 2.41 dan Persamaan 2.42.

$$a_{ik} = a_{ik(lama)} + \Delta a_{ik}, \text{ dan} \quad (2.41)$$

$$c_{ik} = c_{ik(lama)} + \Delta c_{ik} \quad (2.42)$$

(Suyanto, 2008)

2.8 Algoritma Pembelajaran *Hybrid*

Pada arsitektur ANFIS yang ditunjukkan pada Gambar 4 saat nilai dari parameter premis tetap, *output* keseluruhan dapat dinyatakan sebagai kombinasi linear dari parameter konsekuensi. Dalam simbol, dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
 f &= \frac{w_1}{w_1 + w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} f_2 \\
 &= \bar{w}_1(p_1x + q_1y + r_1) + \bar{w}_2(p_2x + q_2y + r_2) \\
 &= (\bar{w}_1x)p_1 + (\bar{w}_1y)q_1 + (\bar{w}_1)r_2 + (\bar{w}_2x)p_2 + (\bar{w}_2y)q_2 + (\bar{w}_2)r_2
 \end{aligned} \tag{2.43}$$

adalah linear pada parameter konsekuensi p_1, q_1, r_1, p_2, q_2 , dan r_2 .

Algoritma pembelajaran *hybrid* akan mengatur parameter-parameter konsekuensi p_k, q_k , dan r_k secara maju (*forward*), dan akan mengatur parameter-parameter premis a, b , dan c secara mundur (*backward*).

Tabel 1. Prosedur Pembelajaran *Hybrid* metode ANFIS

	Arah Maju	Arah Mundur
Parameter Premis	Tetap	<i>Steepest descent</i>
Parameter Konsekuensi	<i>Least square estimator</i>	Tetap
Sinyal	Keluaran <i>neuron</i>	Sinyal <i>error</i>

(Jang, *et al*, 1997)

2.9 Akurasi Hasil Pengujian

Metode yang digunakan untuk melihat akurasi hasil pengujian adalah RMSE (*Root Mean Square Error*). Semakin kecil nilai RMSE maka tingkat keberhasilan proses pelatihan semakin baik. Berikut merupakan rumus dari RMSE (Valentina, 2019).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)^2}{N}} \quad (2.44)$$

Keterangan :

N : banyaknya data

y_i : *output* aktual (target jaringan)

\bar{y}_i : *output* prediksi (*output* jaringan)

2.10 Indeks Harga Konsumen (IHK)

Menurut Badan Pusat Statistik (2022), Indeks Harga Konsumen (IHK) merupakan indeks yang menghitung rata-rata perubahan harga dari suatu paket barang dan jasa yang dikonsumsi oleh rumah tangga dalam kurun waktu tertentu. Indeks Harga Konsumen (IHK) merupakan salah satu indikator ekonomi yang digunakan untuk mengukur tingkat perubahan harga (inflasi/deflasi) di tingkat konsumen. Perubahan IHK dari waktu ke waktu menggambarkan tingkat kenaikan (inflasi) atau tingkat penurunan (deflasi) dari barang dan jasa. Dengan adanya perubahan pola konsumsi masyarakat, maka mulai Januari 2020, pengukuran inflasi di Indonesia menggunakan IHK tahun dasar 2018=100. Beberapa perubahan mendasar dalam penghitungan IHK (2018=100) dibandingkan (IHK 2012=100), khususnya dari sisi cakupan, klasifikasi pengelompokan komoditas, metodologi penghitungan IHK, paket komoditas, dan diagram timbang. Perubahan tersebut didasarkan pada Survei Biaya Hidup (SBH) yang dilaksanakan oleh BPS selama tahun 2018, sebagai salah satu bahan dasar utama dalam penghitungan IHK.

Rumus Indeks Harga Konsumen (IHK) (BPS, 2013) :

$$IHK_n = \frac{\sum \frac{P_{ni}}{P_{(n-1)i}} P_{(n-1)i} Q_{oi}}{\sum_{i=1}^k P_{oi} Q_{oi}} \times 100 \quad (2.45)$$

dengan :

IHK_n	= Indeks periode ke- n
P_{ni}	= Harga jenis barang ke- i , periode ke- n
$P_{(n-1)i}$	= Harga jenis barang i , periode ke- $(n - 1)$
$P_{(n-1)i}Q_{oi}$	= Nilai konsumsi jenis barang i , periode ke- $(n - 1)$
$P_{oi}Q_{oi}$	= Nilai konsumsi jenis barang i , pada tahun dasar
k	= Jumlah jenis barang paket komoditas

2.11 Inflasi

Menurut Badan Pusat Statistik (2022), inflasi adalah kecenderungan naiknya harga barang dan jasa pada umumnya yang berlangsung secara terus menerus. Jika harga barang dan jasa di dalam negeri meningkat, maka inflasi mengalami kenaikan. Naiknya harga barang dan jasa tersebut menyebabkan turunnya nilai uang. Dengan demikian, inflasi dapat juga diartikan sebagai penurunan nilai uang terhadap nilai barang dan jasa secara umum.

Inflasi dihitung berdasarkan Indeks Harga Konsumen (IHK) dengan rumus *Laspeyres* yang dimodifikasi (*Modified Laspeyres*). Rumus tersebut mengacu pada manual Organisasi Buruh Dunia (*International Labour Organization/ ILO*). Pengelompokan IHK didasarkan pada klasifikasi Internasional baku yaitu *Classification of Individual Consumption According to Purpose* (COICOP) yang diadaptasi di Indonesia menjadi Klasifikasi Baku Pengeluaran Konsumsi Rumah Tangga (BPS, 2013).

Menurut Badan Pusat Statistik (2013), berikut merupakan rumus inflasi :

a. Untuk bulanan (*month to month*)

$$\frac{IHK \text{ bulan } (n) - IHK \text{ bulan } (n - 1)}{IHK \text{ bulan } (n - 1)} \times 100 \quad (2.46)$$

- b. Untuk Tahun Kalender (*year to date*)

$$\frac{IHK \text{ bulan } (n) \text{ tahun } (t) - IHK \text{ bulan desember tahun } (t - 1)}{IHK \text{ bulan desember tahun } (t - 1)} \times 100 \quad (2.47)$$

- c. Untuk Tahunan (*year on year*)

$$\frac{IHK \text{ bulan } (n) \text{ tahun } (t) - IHK \text{ bulan } (n) \text{ tahun } (t - 1)}{IHK \text{ bulan } (n) \text{ tahun } (t - 1)} \times 100 \quad (2.48)$$

III. METODELOGI PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada Semester Ganjil tahun akademik 2022/2023 bertempat di Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung

3.2 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari *website* resmi Badan Pusat Statistik (BPS).

Inflasi : <https://www.bps.go.id/indicator/3/1708/1/inflasi-90-kota-umum-.html>

Uang Beredar : <https://www.bps.go.id/indicator/13/123/1/uang-beredar.html>

IHK : <https://www.bps.go.id/indicator/3/2/1/indeks-harga-konsumen-umum-.html>

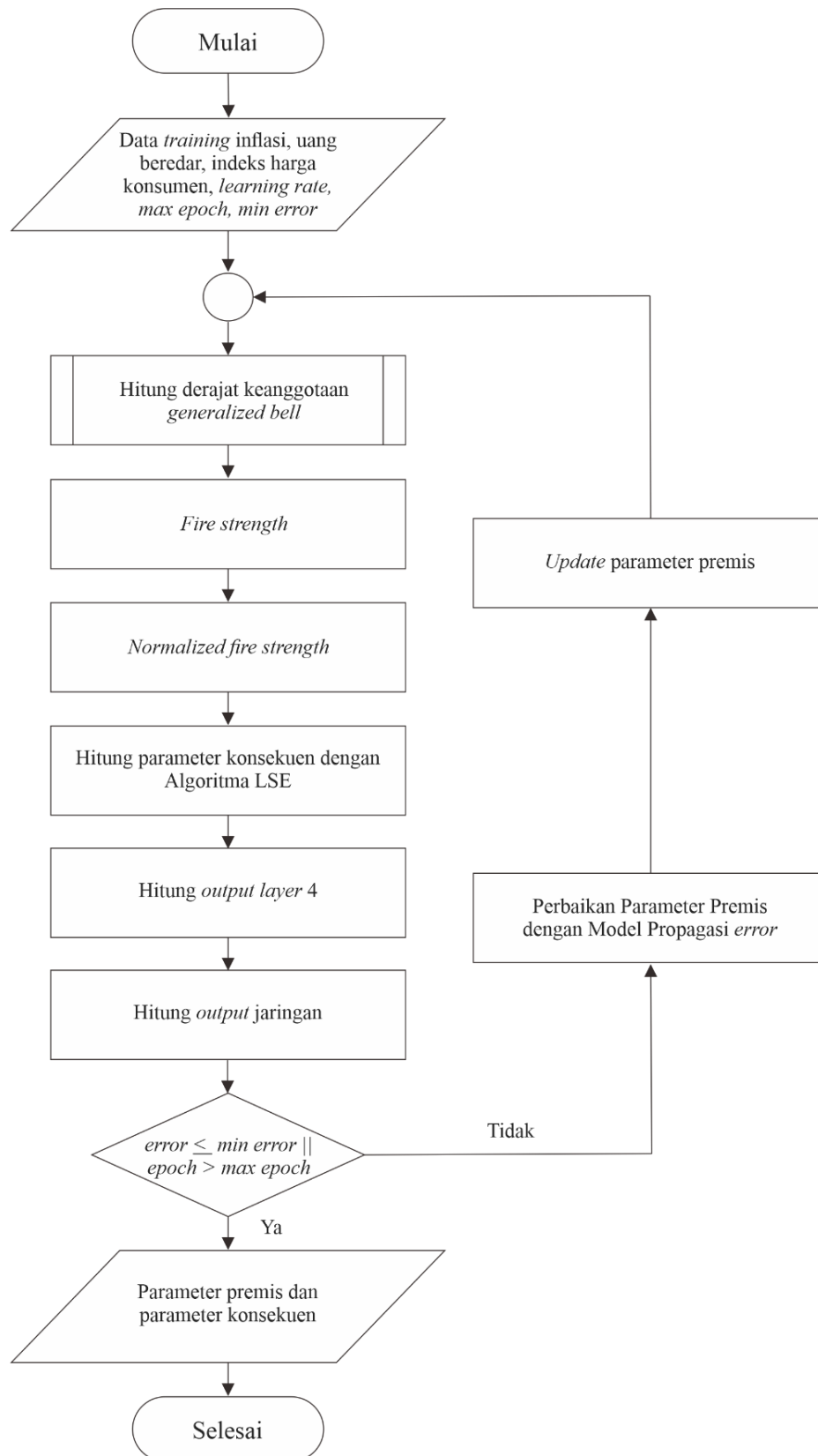
Ada 3 variabel yang digunakan, yaitu Inflasi (x_1), Uang Beredar (x_2), dan Indeks Harga Konsumen (IHK) (y). Data yang digunakan terdiri dari data *training* dan data *testing*. Data *training* yang digunakan adalah data Inflasi (x_1), Uang Beredar (x_2), dan Indeks Harga Konsumen (IHK) (y) bulanan tahun 2018 – 2021. Dan untuk data *testing* yaitu data Inflasi (x_1), Uang Beredar (x_2), dan Indeks Harga Konsumen (IHK) (y) dari bulan Januari – Juni 2022.

3.3 Metode Penelitian

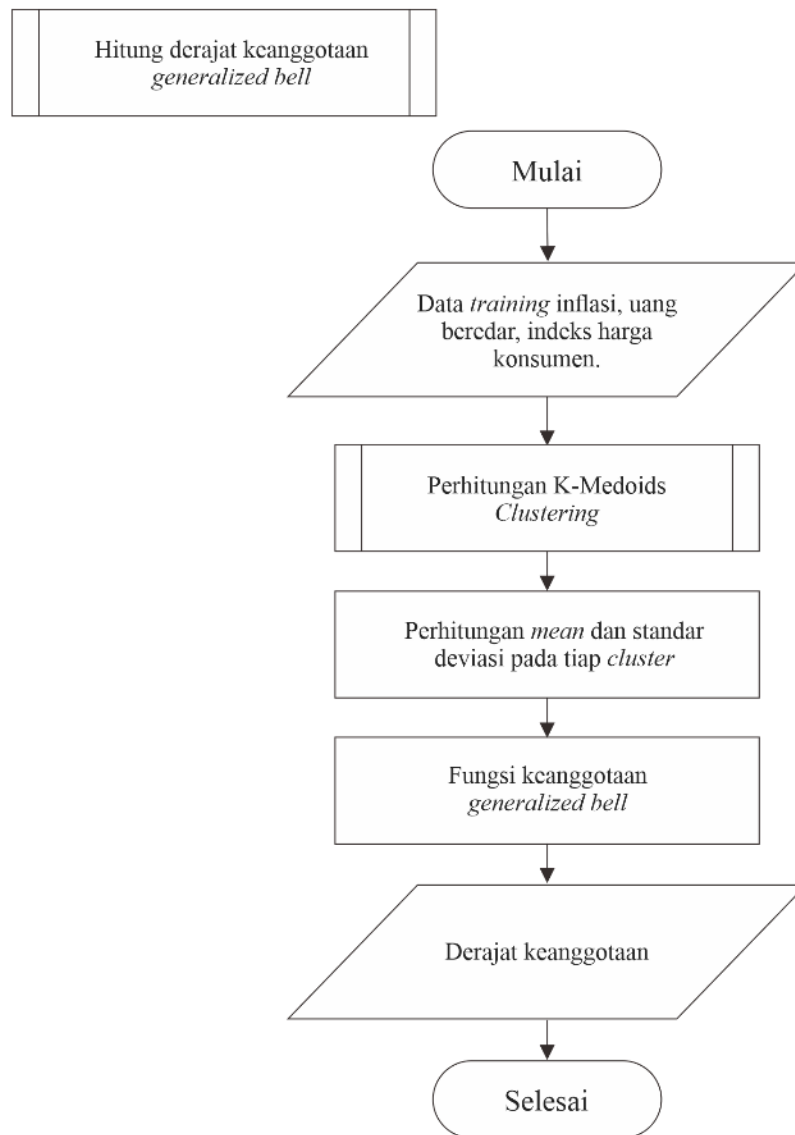
Langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini adalah :

1. Analisis deskriptif terhadap variabel inflasi (x_1), uang beredar (x_2), dan indeks harga konsumen (IHK) (y).
2. Perancangan dan pelatihan model ANFIS menggunakan data *training*. Pada proses ini diterapkan algoritma pembelajaran *hybrid* untuk mengatur parameter-parameter yang ada di dalam ANFIS, pada alur maju (*forward*) akan mengatur parameter-parameter konsekuen p_k , q_k , dan r_k menggunakan LSE, dan pada alur mundur (*backward*) akan mengatur parameter-parameter premis a , b , dan c menggunakan propagasi *error* dengan konsep *steepest descent*.
 - a. Normalisasi data menggunakan normalisasi *min-max*.
 - b. *Clustering* menggunakan *K-Medoids*. Proses *clustering* ini bertujuan untuk mengelompokkan data kedalam beberapa *cluster*. Langkah-langkah *clustering* menggunakan algoritma *K-Medoids* sebagai berikut.
 - 1) Inisialisasi pusat *cluster* sebanyak k (jumlah *cluster*).
 - 2) Hitung setiap objek ke *cluster* terdekat menggunakan persamaan ukuran jarak *euclidean*.
 - 3) Setelah menghitung jarak *euclidean*, inisialisasikan pusat *cluster* baru secara acak pada masing-masing objek sebagai kandidat *non medoids*
 - 4) Hitung jarak setiap objek yang berada pada masing-masing *cluster* dengan kandidat *non medoids*.
 - 5) Hitung total simpangan (S). Jika $S < 0$ maka tukar objek dengan data *cluster non medoids* untuk membentuk sekumpulan k objek baru sebagai *medoids*
 - 6) Ulangi langkah 3-5 hingga tidak terjadi perubahan pada *medoid*, sehingga didapatkan *cluster* beserta anggota masing-masing *cluster*.
 - c. Denormalisasi data hasil *clustering*.

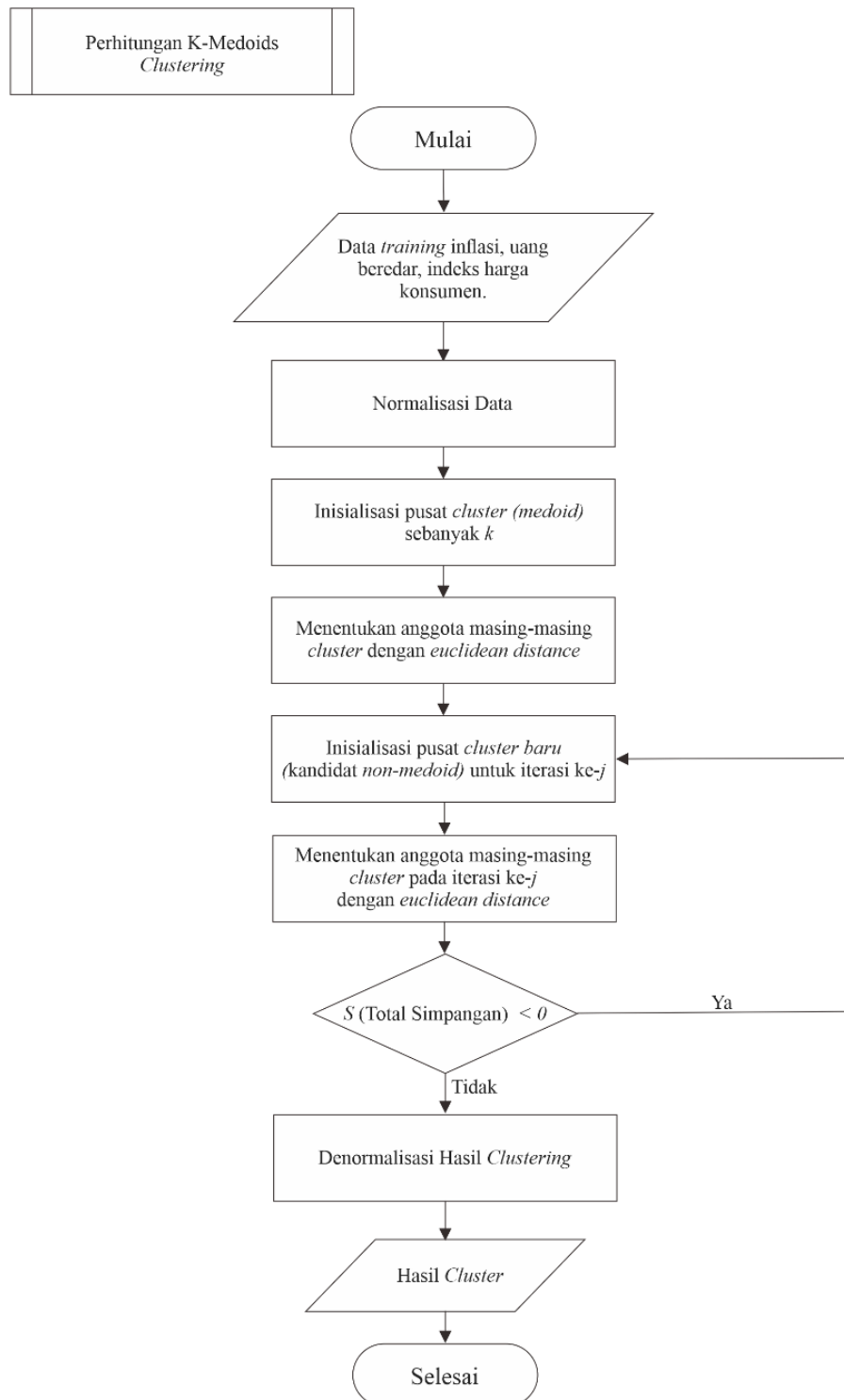
- d. Menghitung *mean* dan standar deviasi dari tiap *cluster* yang terbentuk.
Mean dan standar deviasi ini digunakan sebagai parameter premis untuk menghitung derajat keanggotaan dengan menggunakan fungsi keanggotaan *generalized bell* yang digunakan sebagai input ANFIS.
 - e. Alur Maju (*forward*)
 - 1) *Layer 1* : Menghitung derajat keanggotaan dengan menggunakan fungsi keanggotaan *generalized bell*.
 - 2) *Layer 2* : Menghitung *fire strength*, yaitu perkalian antara nilai dari setiap derajat keanggotaan.
 - 3) *Layer 3* : Melakukan normalisasi pada nilai *fire strength*.
 - 4) *Layer 4* : Menduga nilai parameter konsekuen dengan menggunakan Algoritma LSE (*Least Square Estimator*) dan menghitung *output* lapisan ke-4 (*defuzzyfikasi*)
 - 5) *Layer 5* : Menghitung nilai *output* jaringan
 - f. Apabila nilai *error* yang didapatkan lebih besar dari nilai *error* yang diharapkan, lakukan perbaikan parameter premis menggunakan alur mundur (*backward*) yaitu propagasi *error* dengan konsep *steepest descent*.
 - 1) Menghitung propagasi *error layer 5*
 - 2) Menghitung propagasi *error layer 4*
 - 3) Menghitung propagasi *error layer 3*
 - 4) Menghitung propagasi *error layer 2*
 - 5) Menghitung propagasi *error layer 1*
 - 6) Menghitung *error* dari parameter premis
 - 7) Menghitung perubahan dari parameter premis
 - 8) Menghitung nilai parameter premis yang baru
 - g. Membandingkan nilai target *output* dengan *output* yang terbentuk yang kemudian dicocokkan dengan nilai *error*.
3. Pengujian model ANFIS yang telah dibentuk pada proses pelatihan untuk data *testing* . Kemudian dihitung nilai *error*-nya menggunakan RMSE.



Gambar 6. Diagram Alir Pelatihan Model ANFIS



Gambar 7. Diagram Alir Perhitungan Derajat Keanggotaan



Gambar 8. Diagram Alir K-Medoids Clustering

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Model ANFIS yang terbaik adalah model ANFIS yang terbentuk dari 2-cluster sehingga diperoleh fungsi keanggotaan *generalized bell* untuk meramalkan data IHK menggunakan ANFIS sebagai berikut.

$$\mu A_1(x_1) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_1 - 0.2804}{0.211394} \right|^{2(1)}}$$

$$\mu A_2(x_1) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_1 - 0.101739}{0.205131} \right|^{2(1)}}$$

$$\mu B_1(x_2) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_2 - 596687.6}{34985.47} \right|^{2(1)}}$$

$$\mu B_2(x_2) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_2 - 709350.2}{56857.07} \right|^{2(1)}}$$

2. Diperoleh model ANFIS yang terbaik adalah model ANFIS dengan 2-cluster dengan aturan inferensi *fuzzy* Takagi Sugeno sebagai berikut.

IF x_1 is A_1 AND x_2 is B_1 THEN $y_1 = -13.3x_1 + 0.0000348x_2 + 160.01$

IF x_1 is A_2 AND x_2 is B_2 THEN $y_2 = 19.34x_1 - 0.0000834x_2 + 162.031$

Hasil peramalan data IHK yang didapatkan dengan menggunakan metode ANFIS cukup mendekati dengan data aktual, dengan tingkat akurasi atau nilai RMSE yang diperoleh sebesar 5,29907.

DAFTAR PUSTAKA

- Ashar, N. M., Cholissodin, I., & Dewi, C. 2018. Penerapan Metode Extreme Learning Machine (ELM) Untuk Memprediksi Jumlah Produksi Pipa Yang Layak (Studi Kasus Pada PT. KHI Pipe Industries). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer e-ISSN*. 2(11): 4621-4628
- Azhar, M. I., & Mahmudy, W. F. (2018). Prediksi curah hujan menggunakan metode adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer e-ISSN*. 2(11): 4932-4939
- Badan Pusat Statistik (BPS) diakses dari <http://www.bps.go.id/>, diakses pada tanggal 20 September 2022 pada jam 09.45 WIB
- Badan Pusat Statistik (BPS). 2013. *Data Strategis BPS*. Badan Pusat Statistik, Jakarta.
- Chamidah, N., & Salamah, U. 2012. Pengaruh normalisasi data pada jaringan syaraf tiruan backpropagasi gradient descent adaptive gain (bpgdag) untuk klasifikasi. *ITSMART: Jurnal Teknologi dan Informasi*. 1(1): 28-33.
- Istiqomah, D.N. 2021. Implementasi Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) dan ARIMA untuk Peramalan Time Series (Skripsi). Jurusan Matematika FMIPA Universitas Lampung, Bandar Lampung.
- Hakim, G.P.N., Septiyana, D., Firdausi, A., Mariati, F.R.I., & Budiyanto, S. 2021. *SISTEM FUZZY: Panduan Lengkap Aplikatif*. Yogyakarta: Penerbit Andi.

- Han, J., Kamber, M. 2006. *Data Mining: Concept and Techniques*. Waltham: Morgan Kauffman Publisher.
- Hariyanto, M., & Shita, R. T. 2018. *Clustering Pada Data Mining untuk Mengetahui Potensi Penyebaran Penyakit DBD Menggunakan Metode Algoritma K-Means dan Metode Perhitungan Jarak Euclidean Distance*. *SKANIKA*. 1(1): 117-122.
- Jang, J.S.R., Sun, C.T. dan Mizutani, E. 1997. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*. London: Prentice-Hall, Inc.
- Kamsyakawuni, A., Gernowo, R., & Sarwoko, E. A. 2012. Aplikasi Sistem Pakar untuk Diagnosa Penyakit Hipertiroid dengan Metode Inferensi Fuzzy Mamdani. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*. 2(2): 58-66.
- Kuncahyo, B. T., Ginardi, R. V., & Arieshanti, I. 2012. Penerapan Metode Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Untuk Memprediksi Nilai Post Test Mahasiswa Pada Jurusan Teknik Informatika FTIF ITS. Surabaya: Fakultas Teknologi Informasi, ITS.
- Kusumadewi, S. 2006. *Fuzzy Multi-Attribute Decision Making (FUZZY MADM)*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Kusumadewi, S., & Purnomo, H. 2010. *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan* (Edisi 2 ed.). Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Kusumadewi, S., & Hartati, S. 2010. *Neuro Fuzzy Integrasi Sistem Fuzzy & Jaringan Saraf* (Edisi 2 ed.). Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Machfudhoh, S., Wahyuningsih, N. 2013. Analisis Cluster Kabupaten/Kota Berdasarkan Pertumbuhan Ekonomi Jawa Timur. *Jurnal Sains dan Seni Pommit*. 2(1): 1-8.
- Mancini, I. M., Lioi, D. S., Caniani, D., & Masi, S. 2012. *Fuzzy Logic and Neuro-Fuzzy Networks for Environmental Hazard Assessment*. Potenza: INTECH Open Access Publisher.

- Montgomery, D.C. 2008. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Mutmainah. 2021. Prediksi Indeks Harga Konsumen (IHK) di Kota Denpasar-Bali Menggunakan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) (Skripsi). Jursusan Matematika FST UIN Syarif Hidayatullah, Jakarta.
- Nurvitasari, Y., & Irhamah, I. 2012. Pendekatan Fungsi Transfer Sebagai Input Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) dalam Peramalan Kecepatan Angin Rata-Rata Harian Di Sumenep. *Jurnal Sains dan Seni ITS*. **1**(1): D62-D68.
- Qadrini, L., Asrirawan, A., Mahmudah, N., Fahmuddin, M., & Amri, I. F. 2021. Forecasting bank Indonesia currency inflow and outflow using ARIMA, time series regression (TSR), ARIMAX, and NN approaches in lampung. *Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi*. **17**(2): 166-177.
- Siang, J.J. 2009. *Jaringan Saraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan MATLAB*. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- Sindi, S., Ningse, W. R. O., Sihombing, I. A., Zer, F. I. R., dan Hartama, D. 2020. Analisis algoritma *k-medoids clustering* dalam pengelompokan penyebaran covid-19 di indonesia. *JurTI (Jurnal Teknologi Informasi)*. **4**(1): 166-173.
- Supranto, J. 2004. Analisis Multivariat : Arti dan Interpretasi. Jakarta: PT. Rineka Cipta.
- Suyanto. 2008. *Soft Computing*. Bandung: Informatika
- Usman, H. & Sobari, N. 2013. *Aplikasi Teknik Multivariat Untuk Riset Pemasaran*. Jakarta: PT. Raja Grafindo Persada.
- Valentina, T. S., Tarno, T., & Prahutama, A. 2019. Pemilihan Input Model Anfis Untuk Data Runtun Waktu Menggunakan Metode Forward Selection Dilengkapi Gui Matlab (Studi Kasus: Jumlah Penumpang Kereta Api di Wilayah Jawa Non Jabodetabek). *Jurnal Gaussian*. **8**(2): 233-243.

Warsito, B., Ispriyanti, D., & Widayanti, H. 2008. Clustering Data Pencemaran Udara Sektor Industri di Jawa Tengah dengan Kohonen Neural Network. *Jurnal Presipitasi*. **4**(1): 1-6.

Yao, J., & Tan, C. 2000. A Case Study on Using Neural Network to Perform Technical Forecasting of Forex. New Zealand: Department of Information System Massey University.