

TUGAS AKHIR

**PREDIKSI INFLOW DAN OUTFLOW UANG KARTAL
DI PROVINSI BALI DENGAN METODE NEURO-FUZZY**

KOMPETENSI KOMPUTASI



I KADEK MENTIK YUSMANTARA

1508405006

PROGRAM STUDI MATEMATIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS UDAYANA

BUKIT JIMBARAN

2021

TUGAS AKHIR

**PREDIKSI INFLOW DAN OUTFLOW UANG KARTAL
DI PROVINSI BALI DENGAN METODE NEURO-FUZZY**

KOMPETENSI KOMPUTASI



I KADEK MENTIK YUSMANTARA

1508405006

PROGRAM STUDI MATEMATIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS UDAYANA

BUKIT JIMBARAN

2021

“Tua yang kuat tidak melayu, akar yang dalam tidak terjangkau embun beku.”

(John Ronald Reuel Tolkien)

Untuk:

Ibuku dan ayahku yang telah membesarkanku

Kakakku dan adikku yang telah mendukungku

**PREDIKSI INFLOW DAN OUTFLOW UANG KARTAL
DI PROVINSI BALI DENGAN METODE NEURO-FUZZY**

KOMPETENSI KOMPUTASI

[SKRIPSI]

LEMBAR PERNYATAAN

Sebagai syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains bidang Matematika
pada Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Udayana

Tulisan ini merupakan hasil penelitian yang belum pernah dipublikasikan

I KADEK MENTIK YUSMANTARA

1508405006

Pembimbing II



Luh Putu Ida Harini, S.Si., M.Sc
NIP. 198002102003122001

Pembimbing I



Dr. Drs. G.K. Gandhiadi, M.T.
NIP. 196209301988031002

LEMBAR PENGESAHAN TUGAS AKHIR

Judul : Prediksi *Inflow* dan *Outflow* Uang Kartal di Provinsi Bali
dengan Metode *Neuro-Fuzzy*

Kompetensi : Komputasi

Nama : I Kadek Mentik Yusmantara

NIM : 1508405006

Tanggal Seminar : 28 Mei 2021

Disetujui oleh:

Pembimbing II

Luh Putu Ida Harini, S.Si., M.Sc
NIP. 198002102003122001

Pembimbing I

Dr. Drs. G.K. Gandhiadi, M.T.
NIP. 196209301988031002

Penguji I

Ir. I Putu Eka Nila Kencana, MT
NIP. 196506141992031004

Penguji III

I Wayan Sumarjaya, S.Si., M.Stats
NIP. 197704212005011001

Penguji II

I GN Lanang Wijayakusuma, S.Si., M.Kom.
NIP. 1986112820181113001

Mengetahui:

Program Studi Matematika FMIPA Unud
Koordinator,

Desak Putu Eka Nilakusmawati, S.Si., M.Si.
NIP. 197106111997022001

Judul : Prediksi *Inflow* dan *Outflow* Uang Kartal di Provinsi Bali
dengan Metode *Neuro-Fuzzy*

Nama : I Kadek Mentik Yusmantara

NIM : 1508405006

Pembimbing : 1. Dr. Drs. G.K. Gandhiadi, M.T.
2. Luh Putu Ida Harini, S.Si., M.Sc

ABSTRAK

Dalam makalah ini, kami menyajikan pendekatan baru untuk pemodelan *neuro-fuzzy* berbasis data untuk membuat prediksi bulanan *inflow* dan *outflow* uang kartal yang akurat di Provinsi Bali. Data berupa deret waktu bulanan dari Januari 2011 hingga Maret 2019 dengan identifikasi variabel upacara keagamaan dan variabel *dummy* bulan. Sebagaimana diketahui Provinsi Bali memiliki budaya yang unik, satu-satunya provinsi yang mayoritas beragama Hindu di Indonesia, dan termasuk destinasi wisata populer mancanegara. Model *neuro-fuzzy* dibuat dengan arsitektur ANFIS dan *sliding window time series analysis*, kemudian disimulasikan secara *walk forward validation*, selanjutnya diinterpretasikan menggunakan MAPE dan NRMSE. Berdasarkan simulasi 24 bulan terakhir, model *inflow* diperoleh MAPE 23,33% (layak dipertimbangkan) dan NRMSE 18,68% (akurat). Sedangkan untuk model *outflow* diperoleh MAPE 19,24% (akurat) dan NRMSE 8,71% (sangat akurat). Model yang diperoleh dan informasinya dapat membantu bank sentral di Provinsi Bali untuk menyiapkan *inflow* uang kartal dan mengelola teknik penghitungan uang kartal.

Kata kunci: *prediksi, inflow dan outflow, uang, neuro-fuzzy, keagamaan*

Title : Forecasting of Money Inflow and Outflow in Bali Province
using Neuro-Fuzzy Method
Name : I Kadek Mentik Yusmantara
NIM : 1508405006
Supervisors : 1. Dr. Drs. G.K. Gandhiadi, M.T.
2. Luh Putu Ida Harini, S.Si., M.Sc

ABSTRACT

In this paper, we present a novel approach to data-driven neuro-fuzzy modeling, which aims to create accurate monthly inflow and outflow forecast of money (M0) in Bali Province. The data is monthly time series included some religious ceremony identification variables and a monthly dummy variable from January 2011 to March 2019. Well known, Bali Province has unique cultures, the only one province which Hinduism majority religion in Indonesia, and listed as top tourism destination in the world. The neuro-fuzzy models were created using ANFIS architecture and sliding window time series analysis, then simulated using walk forward validation, interpreted using MAPE, and NRMSE. Based on the simulation of the last 24 months, the model of inflow obtained MAPE 23.33% (worth considering) and NRMSE 18.68% (accurate). Meanwhile, the model of outflow obtained MAPE 19.24% (accurate) and NRMSE 8.71% (very accurate). These models and their pieces of information could assist the central bank in Bali Province to prepare cash for money (M0) outflow and managed technic for counting money (M0) inflow.

Keyword: *forecast, inflow and outflow, money, neuro-fuzzy, religious*

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan ke hadapan Tuhan Yang Maha Esa, karena atas berkat rahmat-Nya dapat menyelesaikan tugas akhir dengan judul “Prediksi *Inflow* dan *Outflow* Uang Kartal di Provinsi Bali dengan Metode *Neuro-Fuzzy*”. Tugas akhir ini disusun untuk memenuhi persyaratan kelulusan S1 Program Studi Matematika di Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Udayana.

Penulis mengucapkan terima kasih kepada berbagai pihak yang telah memberikan bantuan dan dorongan sehingga tugas akhir ini dapat disusun dengan baik, antara lain:

1. Bapak Dr. Drs. G.K. Gandhiadi, M.T selaku dosen pembimbing utama yang telah membimbing, memberikan arahan, dan masukan yang sangat bernilai dalam penyelesaian tugas akhir ini.
2. Ibu Luh Putu Ida Harini, S.Si., M.Sc selaku dosen pembimbing pendamping yang telah membimbing, memberikan arahan, dan masukan yang sangat bernilai dalam penyelesaian tugas akhir ini.
3. Bapak I Wayan Sumarjaya, S.Si., M.Stats selaku ketua komisi tugas akhir yang telah memberikan kelancaran pelayanan dalam urusan akademik, sekaligus selaku penguji III yang telah memberikan saran dan koreksi yang sangat bermanfaat dalam penyusunan tugas akhir ini.

4. Ibu Desak Putu Eka Nilakusmawati, S.Si., M.Si. selaku dosen pembimbing akademik yang telah membimbing dan memberikan arahan selama penulis menjalani masa studi.
5. Bapak Ir. I Putu Eka Nila Kencana, MT selaku dosen penguji I yang telah mengajarkan ilmu, memberikan saran, dan koreksi yang sangat bermanfaat dalam penyusunan tugas akhir ini.
6. Bapak I GN Lanang Wijayakusuma, S.Si., M.Kom. selaku dosen penguji II yang telah mengajarkan ilmu, memberikan saran, dan koreksi yang sangat bermanfaat dalam penyusunan tugas akhir ini.
7. Seluruh dosen Matematika FMIPA Universitas Udayana yang telah mengajarkan ilmu selama studi.
8. Ibu Ni Luh Sukesi selaku pihak Bank Indonesia Provinsi Bali yang telah memberikan pertolongan yang bermanfaat untuk memperoleh data dalam penyusunan tugas akhir ini.
9. Bapak Agus Sistyo Widjajati selaku kepala Divisi SP PUR, Layanan dan Administrasi Bank Indonesia Provinsi Bali yang telah memberikan masukan dan saran yang bermanfaat dalam penyusunan tugas akhir ini.
10. Keluarga di rumah yang selalu memberikan dukungan untuk penulis sehingga dapat menyelesaikan kuliah S1 di Universitas Udayana.
11. Pihak Kanwil Kementerian Agama Provinsi Bali yang telah memberikan data keagamaan di Provinsi Bali dalam penyusunan tugas akhir ini.
12. Kawan-kawan yang telah mendukung, memberikan masukan, *sharing*, dan pertolongan yang bermanfaat dalam penyusunan tugas akhir ini.

13. Seluruh pihak yang telah membantu baik secara langsung maupun tidak langsung sehingga tugas akhir ini dapat diselesaikan.

Penulis menyadari bahwa tugas akhir ini masih mempunyai kekurangan dan tidak sempurna. Sehingga penulis sangat mengharapkan kritik dan saran dari pembaca tugas akhir ini. Di samping itu, penulis berharap tugas akhir ini memberikan manfaat untuk semua pembaca.

Bukit Jimbaran, 2021

Penulis

BIODATA ALUMNI



Nama	: I Kadek Mentik Yusmantara
NIM	: 1508405006
Jenis Kelamin	: Laki-laki
Tempat/Tanggal Lahir	: Gianyar, 31 Maret 1997
Alamat Asal	: Desa Beng, Kec. Gianyar, Kab. Gianyar, Bali
Alamat Sekarang	: Desa Beng, Kec. Gianyar, Kab. Gianyar, Bali
Agama	: Hindu
Tanggal Lulus	: 28 Mei 2021
Kompetensi	: Komputasi
IP Kumulatif	: 3.37
Predikat Kelulusan	: Sangat Memuaskan
Nilai TOEFL Lokal	: 463
Alamat Email	: mentikyusmantara@gmail.com
Nomor HP	: 081239970276
Nama Ibu	: Ni Wayan Yusmini
Nama Ayah	: I Nyoman Suargita
Alamat Ayah/Ibu	: Desa Beng, Kec. Gianyar, Kab. Gianyar, Bali

DAFTAR ISI

	Halaman
LEMBAR JUDUL	i
LEMBAR PERSEMBAHAN	ii
LEMBAR PERNYATAAN	iii
LEMBAR PENGESAHAN	iv
ABSTRAK	v
ABSTRACT	vi
KATA PENGANTAR	vii
BIODATA ALUMNI	x
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR TABEL	xvi
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR LAMPIRAN	xx
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	5
1.3 Batasan Masalah	6
1.4 Tujuan Penelitian	6
1.5 Manfaat Penelitian	7

BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	8
2.1 Penelitian Terdahulu	8
2.2 Logika <i>Fuzzy</i>	10
2.2.1 Himpunan <i>Fuzzy</i>	11
2.2.2 Fungsi Keanggotaan	12
2.2.3 Fuzzifikasi dan Defuzzifikasi.....	18
2.2.4 Operasi Dasar Zadeh	19
2.2.5 Penalaran Monoton	20
2.2.6 Fungsi Implikasi.....	21
2.3 <i>Neural Network</i>	22
2.3.1 Komponen <i>Neural Network</i>	22
2.3.2 Arsitektur <i>Neural network</i>	26
2.3.3 Proses Pembelajaran.....	28
2.4 <i>Sliding Window Time Series Analysis</i> (SWTS)	29
2.5 <i>Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System</i> (ANFIS)	31
2.5.1 Logika <i>Fuzzy</i> , Sistem Inferensi <i>Fuzzy</i> , dan Model Sugeno	31
2.5.2 Kelebihan ANFIS	32
2.5.3 Arsitektur ANFIS	34
2.5.4 Algoritme Pembelajaran <i>Hybrid</i>	38

2.6	Uang dan Uang Beredar.....	43
2.6.1	Uang	43
2.6.2	Uang Beredar.....	43
2.7	<i>Inflow</i> dan <i>Outflow</i> Uang Kartal	44
BAB III METODE PENELITIAN.....		46
3.1	Jenis dan Sumber Data.....	46
3.2	Analisis Data.....	46
3.3.1	Diagram Alir Analisis Data.....	46
3.3.2	Penyiapan Data.....	47
3.3.3	<i>Sliding Window Time Series Analysis</i> (SWTS).....	50
3.3.4	Perancangan arsitektur ANFIS	53
3.3.5	Menjalankan dan Evaluasi Performa Prediksi	57
BAB IV PEMBAHASAN.....		60
4.1	Model dan Simulasi Inferensi <i>Fuzzy</i> Deret Waktu	60
4.4.1	<i>Walk Forward Validation</i>	60
4.4.2	Normalisasi Data	61
4.4.3	<i>Sliding Window Time Series Analysis</i>	63
4.4.4	Algoritme <i>Mean Encoding</i>	64
4.4.5	Sistem Inferensi <i>Fuzzy</i>	66
4.4.6	Denormalisasi.....	66

4.4.7	Algoritme Simulasi ANFIS	67
4.2	Gambaran Umum <i>Inflow</i> dan <i>Outflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali	69
4.3	Model <i>Neuro-Fuzzy</i> Prediksi <i>Outflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali	72
4.3.1	Penentuan Banyak Partisi SWTS <i>Input-Inflow</i> dalam Model Prediksi <i>Outflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali....	73
4.3.2	Pembobotan Diskrit Hari Raya dalam Model Prediksi <i>Outflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali	75
4.3.3	Penentuan Penggunaan Variabel <i>Dummy</i> Bulan dalam Model Prediksi <i>Outflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali....	79
4.3.4	Model dan Simulasi Prediksi <i>Outflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali.....	80
4.4	Model <i>Neuro-Fuzzy</i> Prediksi <i>Inflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali .	83
4.4.1	Penentuan Banyak Partisi SWTS <i>Input Outflow</i> dalam Model Prediksi <i>Inflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali	83
4.4.2	Pembobotan Diskrit Hari Raya dalam Model Prediksi <i>Inflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali.....	85
4.4.3	Penentuan Penggunaan Variabel <i>Dummy</i> Bulan dalam Model Prediksi <i>Inflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali	89
4.4.4	Model dan Simulasi Prediksi <i>Inflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali.....	90

BAB V SIMPULAN DAN SARAN	94
5.1 Simpulan	94
5.2 Saran	95
DAFTAR PUSTAKA	97
LAMPIRAN.....	99

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
3.1 Data <i>Inflow</i> dan <i>Outflow</i> dengan Variabel <i>Dummy</i>	49
3.2 Interpretasi Prediksi berdasarkan <i>Error</i> (Lewis, 1982).....	58
4.1 Pembagian Data <i>Train</i> dan <i>Test</i> dalam <i>Simulasi Walk Forward Validation</i> ..	60
4.2 Sistem Inferensi <i>Fuzzy Input-Output</i> dengan <i>Sliding Window Time Series Analysis</i>	66
4.3 Penentuan Banyak Partisi <i>Inflow</i> untuk Model Prediksi <i>Outflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali.....	74
4.4 Perbandingan MAPE dan NRMSE tiap Hari Raya dalam Model Prediksi <i>Outflow</i> di Provinsi Bali.....	75
4.5 Perbandingan MAPE dan NRMSE Model Prediksi <i>Outflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali.....	79
4.6 Penentuan Banyak Partisi <i>Outflow</i> untuk Model Prediksi <i>Inflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali.....	84
4.7 Perbandingan MAPE dan NRMSE tiap Hari Raya dalam Model Prediksi <i>Inflow</i> di Provinsi Bali	85
4.8 Perbandingan MAPE dan NRMSE Model Prediksi <i>Inflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali.....	89

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
2.1 Diagram <i>Input Output</i>	10
2.2 Himpunan <i>Fuzzy</i> Variabel Umur	11
2.3 Representasi Linear Naik	12
2.4 Representasi Linear Turun	13
2.5 Representasi Segitiga	13
2.6 Representasi Trapesium	14
2.7 Contoh Representasi Bahu untuk Variabel Temperatur.....	15
2.8 Representasi Kurva-S Pertumbuhan (Cox, 1994)	15
2.9 Representasi Kurva-S Penyusutan (Cox, 1994).....	16
2.10 Representasi Kurva Lonceng <i>Phi</i> (Cox, 1994).....	17
2.11 Contoh Fungsi Implikasi: MIN	21
2.12 Contoh Fungsi Implikasi: DOT.....	22
2.13 Struktur <i>Neuron Neural Network</i>	23
2.14 <i>Neural Network</i> Sederhana	24
2.15 Bias pada <i>Neural Network</i>	25
2.16 Arsitektur <i>Neural Network</i> dengan Banyak Lapisan	27
2.17 Model <i>Fuzzy</i> Sugeno (Navarro, <i>et al.</i> , 2013)	32
2.18 Arsitektur ANFIS (Jang, <i>et al.</i> , 1997)	35

2.19 Arsitektur ANFIS dengan 3 <i>Input</i> , 3 Rule <i>Fuzzy</i> , dan 1 <i>Output</i> (Navarro, <i>et al.</i> , 2013).....	39
3.1 Diagram Alir Analisis Data.....	46
3.2 Rancangan Struktur ANFIS suatu Iterasi.....	54
3.3 Tabel Evaluasi Prediksi <i>Inflow</i> dan <i>Outflow</i> secara <i>Walk Forward Validation</i>	57
4.1 Grafik <i>Outflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali.....	69
4.2 Grafik <i>Outflow</i> Uang Kartal dengan Hari Raya Idul Fitri, Galungan, Kuningan, Nyepi, Saraswati, dan Pagerwesi di Provinsi Bali	70
4.3 Grafik <i>Inflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali	70
4.4 Grafik <i>Inflow</i> Uang Kartal dengan Hari Raya Idul Fitri, Galungan, Kuningan, Nyepi, Saraswati, dan Pagerwesi di Provinsi Bali	71
4.5 Skema Permintaan dan Persediaan Pasokan Uang di Bank Sentral.....	72
4.6 Grafik Penambahan, Pemilihan Bobot Hari Raya Idul Fitri, Galungan, dan Kuningan untuk Prediksi <i>Outflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali, dan Grafik Simulasi Bobot Terpilih.....	77
4.7 Grafik Penambahan, Pemilihan Bobot Hari Raya Nyepi, Saraswati, dan Pagerwesi untuk Prediksi <i>Outflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali	78
4.8 Model, Arsitektur, dan Simulasi Prediksi <i>Outflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali April 2017 s/d Maret 2019	81

4.9 Grafik Pemilihan Bobot Hari Raya Idul Fitri, Galungan, dan Kuningan untuk Prediksi <i>Inflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali	87
4.10 Grafik Pemilihan Bobot Hari Raya Nyepi, Saraswati, dan Pagerwesi untuk Prediksi <i>Inflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali	88
4.11 Model, Arsitektur, dan Simulasi Prediksi <i>Inflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali 2017 s/d Maret 2019	91

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran	Halaman
1. Tabel <i>Inflow</i> dan <i>Outflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali.....	100
2. Surat Balasan dari Bank Indonesia Provinsi Bali	103
3. Kode Program Normalisasi Data <i>Train</i>	104
4. Kode Program Normalisasi Data <i>Test</i>	104
5. Kode Program Denormalisasi	104
6. Kode Program <i>Mean Encoding</i>	105
7. Kode Program Menghitung MAPE	105
8. Kode Program Menghitung NRMSE.....	105
9. Kode Program <i>Sliding Window Time Series Analysis</i>	106
10. Data yang Diproses	106
11. Kode Program Penentuan Jumlah Partisi Model	107
12. Kode Program Pengujian MAPE dan NRMSE Hari Raya Tunggal.....	108
13. Kode Program Penentuan Bobot Hari Raya Idul Fitri, Galungan, & Kuningan	109
14. Kode Program Penentuan Bobot Hari Raya Nyepi, Saraswati, & Pagerwesi	110
15. Kode Program Model Prediksi <i>Outflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali	112
16. Kode Program Model Prediksi <i>Inflow</i> Uang Kartal di Provinsi Bali....	113

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Uang, sebagai alat pembayaran yang sah, memegang peranan penting untuk keberlangsungan aktivitas masyarakat. Saat melakukan transaksi, secara tidak langsung masyarakat terlibat dalam suatu sistem pembayaran yaitu memindahkan suatu nilai uang dari pihak yang satu ke pihak lainnya. Umumnya sistem pembayaran dilakukan dengan tunai menggunakan uang kartal, yaitu uang kertas dan uang logam. Perkembangan teknologi menyebabkan masyarakat mulai terbiasa melakukan aktivitas pembayaran non-tunai dengan uang giral seperti transfer bank dan *e-money*. Berbeda dengan uang kartal, uang giral diciptakan oleh bank umum dan dapat digunakan untuk melakukan transaksi antarbank oleh nasabahnya.

Banyaknya uang kartal dan uang giral yang ada dimasyarakat disebut dengan istilah jumlah uang beredar (M1) dalam arti sempit (Solikin & Suseno, 2002). Jumlah uang beredar dihitung secara nasional dari perhitungan uang kertas dan uang logam yang dicetak dikurangi jumlah persediaan uang, uang yang dicabut, ditarik, serta uang yang digunakan untuk kepentingan penelitian yaitu laboratorium uang, dan uji coba mesin. Uang beredar memengaruhi keberlangsungan sistem pembayaran pada sektor rumah tangga, kestabilan perekonomian, proses penciptaan uang, beserta *clean money policy* yaitu proses menjaga dan meningkatkan kualitas uang (Bank Indonesia, 2013). Sehingga diperlukan suatu usaha untuk menjaga kestabilan uang beredar. Misalnya proyeksi peredaran uang yang telah menjadi agenda bulanan bank sentral dan peserta operasi moneter (bank

umum dan lembaga lain yang telah terdaftar) untuk mendukung kegiatan transaksi operasi pasar terbuka (OPT), sebagai salah satu likuiditas perbankan mencapai sasaran kebijakan moneter. Likuiditas perbankan dalam hal ini dimaksud sebagai kemampuan perbankan untuk mendukung sasaran kebijakan tersebut.

Bank umum merupakan pihak yang menghubungkan masyarakat dan bank sentral dalam alir peredaran uang. Di Indonesia, alir peredaran uang secara langsung dikelola oleh bank sentral pada Divisi Sistem Pembayaran dan Pengelolaan Uang Rupiah. Berdasarkan statistik sistem pembayaran Bank Indonesia, *inflow* dan *outflow* menjadi dua indikator pengedaran uang di tingkat wilayah, khususnya uang kartal yang meliputi uang masyarakat dan perbankan. Setiap periode, bank umum melakukan aktivitas menyimpan uang kartal atau menarik uang kartal dari bank sentral untuk memenuhi kebutuhan peredaran uang di masyarakat. Transaksi penyimpanan uang masyarakat dan perbankan ke bank sentral disebut *inflow* uang kartal, sedangkan transaksi penarikan uang masyarakat dan perbankan dari bank sentral disebut *outflow* uang kartal.

Beberapa penelitian mengenai *inflow* dan *outflow* uang kartal sebagai indikator peredaran uang telah dilakukan, khususnya dalam melakukan proyeksi ke depan. Salah satunya Julyanto (2017) yang melakukan prediksi *inflow* dan *outflow* uang kartal di Jawa Barat berdasarkan data bulanan dilengkapi variabel *dummy* sebagai indikator musiman dengan metode *hybrid* ARIMAX-NN dan GARCH. Penelitian tersebut memperlihatkan adanya efek musiman untuk liburan tahun baru dan hari raya Idul Fitri yang menyebabkan tingginya *outflow* pada musim-musim tersebut. Penelitian tersebut didukung oleh penelitian sebelumnya di Jawa Tengah

(Rachmawati, *et al.*, 2015) yang menunjukkan adanya pola bulanan terhadap *inflow* dan *outflow* uang kartal dengan menggunakan beberapa metode yaitu ARIMA, *time series regression*, dan ARIMAX. Masing-masing penelitian tersebut menggunakan variabel *dummy* untuk memberikan suatu nilai sebagai indikasi suatu kejadian khusus yang diukur sedang berlangsung, yaitu variabel *dummy* bulan dan hari raya Idul Fitri.

Provinsi Bali memiliki keunikan tersendiri dibandingkan provinsi lainnya di Indonesia dari segi kebudayaan, kepercayaan, dan destinasi populer wisata mancanegara. Berdasarkan data penduduk menurut agama tahun 2019 oleh Perwakilan Wilayah Kementerian Agama Provinsi Bali terdapat 85,29% penduduk Hindu; 12,08% penduduk Islam; 0,67% penduduk Budha; 1,07% penduduk Kristen; 0,86% penduduk Katolik; dan 0,02% penduduk Konghucu dari 4.592.853 penduduk Provinsi Bali. Sehingga perayaan hari raya Hindu seperti Galungan dan Kuningan hampir dirayakan oleh sebagian besar penduduk Provinsi Bali. Selain itu aktivitas masyarakat Provinsi Bali dapat dipengaruhi oleh hari raya Idul Fitri karena termasuk dalam hari libur nasional dan merupakan hari raya yang dirayakan oleh hampir sebagian besar masyarakat selain Hindu. Penelitian yang dilakukan di Jawa Barat (Julyanto, 2017) dan Jawa Tengah (Rachmawati, *et al.*, 2015) menyimpulkan adanya efek hari raya Idul Fitri dan tahun baru terhadap *inflow* dan *outflow* uang kartal. Oleh sebab itu, penulis bermaksud melakukan penelitian terkait *inflow* dan *outflow* uang kartal untuk memprediksi serta mengetahui polanya di Provinsi Bali. Data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari divisi Sistem Pembayaran

dan Pengelolaan Uang Rupiah Bank Indonesia Provinsi Bali yang merupakan data bulanan dua variabel dari tahun 2011–2019.

Neural network merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk memprediksi kasus-kasus deret waktu, seperti *inflow* dan *outflow* uang kartal. Metode *neural network* merupakan metode numerik non-linear dengan konsep seperti otak manusia belajar, yaitu mempelajari suatu masalah untuk memecahkan permasalahan lain yang sejenis. Penerapannya telah banyak digunakan pada bidang industri dan bisnis. Salah satu jenis kasus yang paling sering diaplikasikan adalah prediksi deret waktu; seperti harga emas, harga saham, pengunjung laman web; kasus klasifikasi; seperti klasifikasi foto. *Neural network* dapat melakukan adaptasi dan pembelajaran terhadap data yang diolahnya, namun sistem ini mempunyai sifat “*black box*”. Sehingga saat metode ini melakukan suatu pembelajaran, proses yang dilakukannya tidak dapat dilihat secara langsung karena sebagian besar berlangsung pada lapisan tersembunyi (*hidden layer*).

Logika *fuzzy* mempunyai kemampuan untuk mengekspresikan cara kerja dari *Neural network* dari pengetahuan menjadi data numerik yang dapat diolah secara komputasi. Pengetahuan yang diolah dalam sistem *fuzzy* diinterpretasikan dalam bentuk fungsi keanggotaan (*membership function*) dengan aturan *fuzzy* yang berupa IF THEN RULES bersesuaian terhadap pengetahuan yang ada. *Neuro-fuzzy* adalah suatu model hibrida yang menggunakan teknik pelatihan dari *neural network* dengan menerapkan aturan-aturan *fuzzy* pada struktur jaringan yang diinterpretasikan (Cox, 1994). Aturan-aturan *fuzzy* pada struktur jaringan dapat memudahkan sistem untuk diinterpretasikan. Salah satu sistem *neuro-fuzzy* yaitu

adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) adalah sistem yang menggunakan *multi-layer feedforward network* dengan metode pembelajaran terawasi (*supervised learning*) untuk membuat model berdasarkan sistem *fuzzy* Tagaki-Sugeno. Selain itu, sistem ANFIS mempunyai performa yang lebih baik daripada *neural network* untuk membuat model yang dapat melakukan prediksi (Farahani & Mehralian, 2013).

Menurut penulis, prediksi *Inflow* dan *outflow* uang kartal merupakan kasus yang penting untuk diteliti khususnya di Provinsi Bali. Sebagaimana diketahui terdapat dua indikator utama uang beredar di tingkat wilayah yaitu *inflow* dan *outflow* uang kartal. Dengan menggunakan *neuro-fuzzy*, proses prediksi *inflow* dan *outflow* dapat dilakukan dengan efektif. Satu sistem *neuro-fuzzy* dapat digunakan memprediksi data *inflow* dan *outflow* sekaligus dengan model yang disesuaikan. Sehingga penulis membuat tugas akhir untuk memprediksi *inflow* dan *outflow* uang kartal di Provinsi Bali dengan metode *neuro-fuzzy*.

1.2 Rumusan Masalah

Berikut rumusan masalah dalam penelitian ini, yaitu:

- a. Bagaimana arsitektur *neuro-fuzzy* dan model prediksi *inflow* dan *outflow* uang kartal di Provinsi Bali?
- b. Bagaimana simulasi prediksi *inflow* dan *outflow* uang kartal di Provinsi Bali dengan model *neuro-fuzzy*?
- c. Bagaimana karakteristik data *inflow* dan *outflow* di Provinsi Bali?

1.3 Batasan Masalah

Berikut batasan masalah yang digunakan pada penelitian ini, yaitu:

- a. Prediksi *inflow* dan *outflow* dilakukan secara terpisah.
- b. Variabel tambahan dalam model yaitu variabel hari raya dan *dummy* bulan.
- c. Identifikasi variabel untuk hari raya hanya menggunakan Idul Fitri, Galungan, Kuningan, Nyepi, Saraswati, dan Pagerwesi. Hari raya Galungan dan Kuningan menggunakan satu variabel. Hari raya Saraswati dan Pagerwesi menggunakan satu variabel. Kemudian hari raya Idul Fitri dan Nyepi masing-masing menggunakan satu variabel.
- d. Pengaruh hari raya pada data *inflow* dan *outflow* di Provinsi Bali hanya menggunakan deskripsi karakteristik.
- e. Pembobotan hari raya dilakukan dengan percobaan titik-titik diskrit.

1.4 Tujuan Penelitian

Berikut tujuan dari penelitian ini, yaitu:

- a. membuat model *neuro-fuzzy* yang dapat memprediksi *inflow* dan *outflow* uang kartal di Provinsi Bali,
- b. membuat simulasi prediksi *inflow* dan *outflow* uang kartal di Provinsi Bali,
- c. mengetahui karakteristik data *inflow* dan *outflow* uang kartal di Provinsi Bali.

1.5 Manfaat Penelitian

Berikut manfaat penelitian ini, yaitu:

- a. Penelitian memberikan manfaat di bidang ilmu matematika khususnya pengaplikasian metode logika *fuzzy* dan *neural network* sebagai *hybrid system*.
- b. Penelitian memberikan manfaat di bidang ilmu ekonomi sebagai pengembangan metode untuk memprediksi, khususnya *inflow* dan *outflow* uang kartal.
- c. Penelitian ini memberikan manfaat di bidang penelitian untuk lembaga pemerintahan dan perbankan khususnya Bank Indonesia melakukan proyeksi *inflow* dan *outflow* uang kartal yang erat kaitannya dengan uang beredar.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian terkait *inflow* dan *outflow* uang kartal sebagai indikator utama uang beredar telah dilakukan di tingkat wilayah untuk mendukung pengembangan riset dalam upaya menjaga kestabilan uang beredar. Sebagaimana diketahui uang beredar memengaruhi keberlangsungan sistem pembayaran pada sektor rumah tangga, kestabilan perekonomian, proses penciptaan uang, beserta *clean money policy* yaitu proses menjaga dan meningkatkan kualitas uang (Bank Indonesia, 2013).

- a. Penelitian terkait prediksi *inflow* dan *outflow* uang kartal di Provinsi Jawa Barat menggunakan metode *hybrid* ARIMAX-NN dan GARCH menunjukkan adanya pola musiman yang disebabkan oleh hari raya Idul Fitri dan tahun baru (Julyanto, 2017). Data yang digunakan sebanyak 156 data dari Januari 2004 hingga Desember 2016. Simulasi dilakukan berdasarkan *train-test split* sebanyak 12 bulan terakhir dari Januari 2016 hingga Desember 2016 (*test*) dengan menggunakan 144 data pelatihan dari Januari 2004 hingga Desember 2015 (*train*). Penelitian menggunakan variabel *dummy* hari raya untuk melihat pola data terhadap pola musim hari Raya Idul Fitri dan tahun baru. Model terbaik yang diperoleh untuk memprediksi *outflow* uang kartal di Provinsi Jawa Barat menggunakan *hybrid* ARIMAX-NN dengan RMSE 1,238 Triliun Rupiah. Sedangkan model terbaik yang diperoleh untuk

memprediksi *inflow* uang kartal di Provinsi Jawa Barat menggunakan ARIMAX dengan nilai RMSE 1,851 Triliun Rupiah.

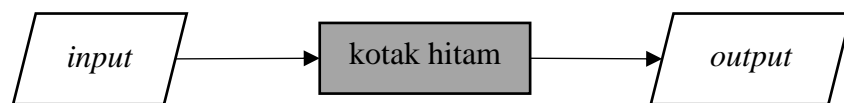
- b. Penelitian terkait prediksi *inflow* dan *outflow* uang kartal di Provinsi Jawa Tengah menunjukkan adanya pola bulanan dengan mendefinisikan variabel *dummy* bulan yaitu saat bulan Januari dan Agustus *inflow* uang kartal mengalami kenaikan yang cukup tinggi, saat bulan Desember *outflow* uang kartal mengalami kenaikan cukup tinggi (Rachmawati, *et al.*, 2015). Data yang digunakan dalam penelitian terbagi menjadi 4 kabupaten yaitu Semarang, Solo, Purwokerto, dan Tegal. Tiga kabupaten pertama masing-masing terdiri 156 data yaitu dari Januari 2003 hingga Desember 2015 dan kabupaten Tegal terdiri dari 144 data yaitu dari Januari 2004 hingga Desember 2015. Simulasi dilakukan berdasarkan *train-test split* sebanyak 12 bulan terakhir pada tahun 2015. Penelitian menggunakan beberapa metode untuk menentukan model terpilih, yaitu: ARIMA, *time series regression*, dan ARIMAX. Model terbaik yang diperoleh untuk memprediksi *inflow* uang kartal di Provinsi Jawa Tengah menggunakan ARIMA dengan rata-rata RMSE kabupaten adalah 0,269 Triliun Rupiah. Sedangkan model terbaik yang diperoleh untuk memprediksi *outflow* uang kartal di Provinsi Jawa Tengah menggunakan *Time Series Regression* dengan rata-rata RMSE kabupaten adalah 0,319 Triliun Rupiah.

Selain menggunakan sumber data yang berbeda wilayah, kedua penelitian tersebut menggunakan RMSE sebagai evaluasi keoptimalan model, sehingga sulit untuk dibandingkan keoptimalannya. Karena nilai RMSE bergantung pada rentang

data aktual yang dibandingkan terhadap hasil prediksi yang disimulasikan. Walaupun itu, kedua penelitian sama-sama menunjukkan adanya pengaruh musiman terhadap *inflow* dan *outflow* uang kartal, baik pengaruh bulan dan hari raya khususnya hari raya Idul Fitri.

2.2 Logika Fuzzy

Logika *fuzzy* diperkenalkan oleh Lotfi A. Zadeh tahun 1965 dengan dasar teori himpunan *fuzzy* yang menggunakan derajat keanggotaan sebagai penentu keberadaan suatu elemennya (Cox, 1994). Sehingga logika *fuzzy* dapat diartikan sebagai peningkatan dari logika *Boolean* dengan konsep kebenaran samar atau sebagian untuk menentukan keputusan. Pada logika *Boolean*, nilai kebenaran diekspresikan sebagai istilah biner 0 (salah) dan 1 (benar). Sedangkan logika *fuzzy* mengubah nilai kebenaran tersebut sebagai tingkat kebenaran. Dalam penerapannya, logika *fuzzy* dapat digunakan untuk memetakan permasalahan sebagai *input* ke *output* untuk membantu menentukan keputusan dari masalah tersebut.



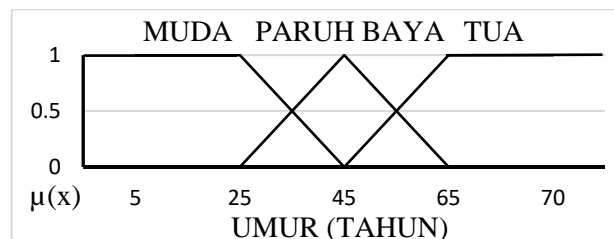
Gambar 2.1 Diagram *Input Output*

Gambar 2.1 merupakan diagram *input-output* dengan sebuah kotak hitam sebagai proses pengolahan data. Dalam hal ini, logika *fuzzy* berperan sebagai kotak hitam tersebut berupa metode yang dapat mengolah data *input* menjadi *output*. Misalnya *input* banyak bahan baku suatu produk dapat diproses untuk menghasilkan *output* berupa banyak produk yang dihasilkan.

2.2.1 Himpunan *Fuzzy*

Keanggotaan suatu himpunan tegas (*crisp*) mempunyai dua kemungkinan, yaitu satu (saat suatu elemen menjadi anggota suatu himpunan) dan nol (saat suatu elemen tidak menjadi anggota suatu himpunan). Namun, untuk kasus-kasus tertentu himpunan tegas dapat memberikan kesan tidak adil. Misalnya pengelompokan suhu dan umur, perbedaan nilai elemen yang sangat kecil menyebabkan perbedaan pengelompokan keanggotaan himpunan menjadi signifikan. Contohnya, seseorang dikatakan MUDA saat umur kurang dari atau sama dengan 34, sehingga saat berumur 34 tahun lebih 1 hari disebut TIDAK MUDA. Kenyataannya kedua umur tersebut tidak mempunyai perbedaan yang signifikan.

Himpunan *fuzzy* adalah jenis himpunan yang menggunakan derajat keanggotaan untuk menunjukkan eksistensi suatu elemennya. Derajat keanggotaan himpunan *fuzzy* berada pada interval 0 – 1, sehingga keanggotaan himpunan *fuzzy* dapat mengantisipasi kesan tidak adil yang dimiliki himpunan *crisp*. Derajat keanggotaan adalah nilai pemetaan suatu elemen terhadap fungsi keanggotaan *fuzzy* yang telah ditentukan untuk menunjukkan eksistensinya. Fungsi keanggotaan adalah kurva yang digunakan untuk menunjukkan derajat keanggotaan titik-titik *input* data di dalam himpunan *fuzzy* dengan interval 0 – 1.



Gambar 2.2 Himpunan *Fuzzy* Variabel Umur

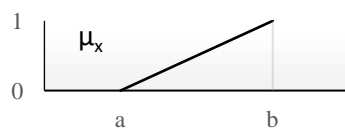
Gambar 2.2 menunjukkan grafik himpunan *fuzzy* dari variabel umur yang terdiri dari tiga himpunan *fuzzy*, yaitu MUDA, PARUH BAYA, dan TUA. Umur seseorang pada himpunan tersebut dapat termasuk ke dalam dua himpunan sekaligus. Misalnya, seseorang yang berumur 35 tahun termasuk MUDA dan PARUH BAYA. Namun, orang tersebut tidak dikelompokkan secara tegas. Hal ini diketahui dari derajat keanggotaan (μ_x) umur 35 tahun pada grafik, yaitu MUDA ($\mu_{\text{MUDA}} = 0,5$) dan PARUH BAYA ($\mu_{\text{PARUH BAYA}} = 0,5$).

2.2.2 Fungsi Keanggotaan

Fungsi keanggotaan adalah kurva yang digunakan untuk menunjukkan pemetaan titik-titik *input* data ke himpunan *fuzzy* dengan interval 0 – 1. Hal ini dapat dilakukan dengan pendekatan fungsi. Terdapat beberapa fungsi yang umumnya digunakan, yaitu:

a. Representasi Linear

Representasi linear adalah pemetaan *input* ke derajat keanggotaan sebagai suatu garis lurus dan merupakan bentuk paling sederhana untuk mendekati konsep yang kurang jelas.

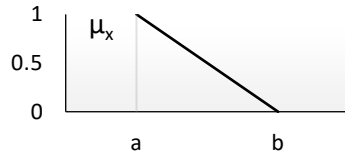


Gambar 2.3 Representasi Linear Naik

Fungsi keanggotaan:

$$\mu[x] = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ (x - a)/(b - a), & a \leq x \leq b \\ 1, & x \geq b \end{cases} \quad (2.1)$$

dengan $\mu[x]$ menyatakan derajat keanggotaan x , a menyatakan batas bawah keanggotaan, dan b menyatakan batas atas keanggotaan.



Gambar 2.4 Representasi Linear Turun

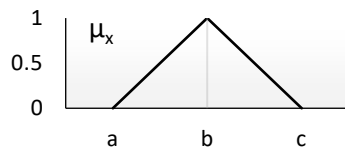
Fungsi keanggotaan:

$$\mu[x] = \begin{cases} (b-x)/(b-a), & a \leq x \leq b \\ 0, & x \geq b \end{cases} \quad (2.2)$$

dengan $\mu[x]$ menyatakan derajat keanggotaan x , a menyatakan batas bawah keanggotaan, dan b menyatakan batas atas keanggotaan.

b. Representasi Kurva Segitiga

Representasi kurva segitiga adalah pemetaan *input* ke derajat keanggotaan dari gabungan dua garis representasi linear naik dan turun.



Gambar 2.5 Representasi Segitiga

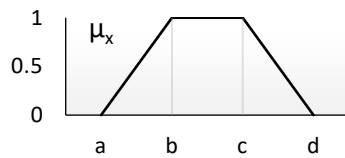
Fungsi keanggotaan:

$$\mu[x] = \begin{cases} 0, & x \leq a \text{ atau } x \geq c \\ (x-a)/(b-a), & a \leq x \leq b \\ (b-x)/(c-b), & b \leq x \leq c \end{cases} \quad (2.3)$$

dengan $\mu[x]$ menyatakan derajat keanggotaan x ; dan a, b, c menyatakan titik khusus batas keanggotaan.

c. Representasi Kurva Trapesium

Representasi kurva trapesium adalah pemetaan titik-titik *input* ke derajat keanggotaan yang membentuk bangun trapesium. Pada dasarnya representasi ini terbentuk dari representasi segitiga, hanya saja terdapat beberapa titik yang mempunyai nilai keanggotaan 1.



Gambar 2.6 Representasi Trapesium

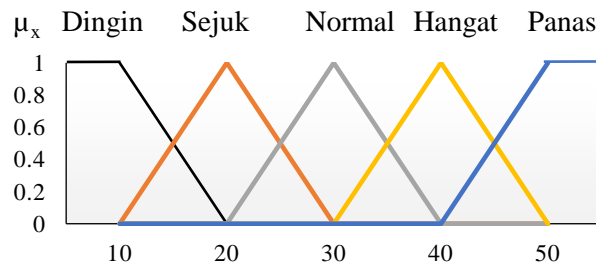
Fungsi keanggotaan:

$$\mu[x] = \begin{cases} 0, & x \leq a \text{ atau } x \geq d \\ (x - a)/(b - a), & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ (d - x)/(d - c), & c \leq x \leq d \end{cases} \quad (2.4)$$

dengan $\mu[x]$ menyatakan derajat keanggotaan x ; dan a, b, c, d menyatakan titik khusus batas keanggotaan.

d. Representasi Kurva Bentuk Bahu

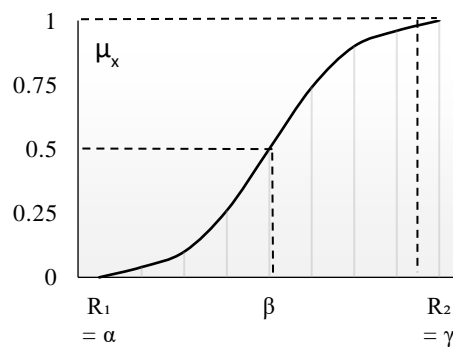
Representasi kurva bentuk bahu adalah pemetaan titik-titik *input* ke derajat keanggotaan membentuk beberapa kurva segitiga yang naik turun.



Gambar 2.7 Contoh Representasi Bahu untuk Variabel Temperatur

e. Representasi Kurva-S

Representasi kurva-S disebut juga kurva *sigmoid*, kurva jenis ini dibedakan menjadi kurva pertumbuhan dan kurva penyusutan.



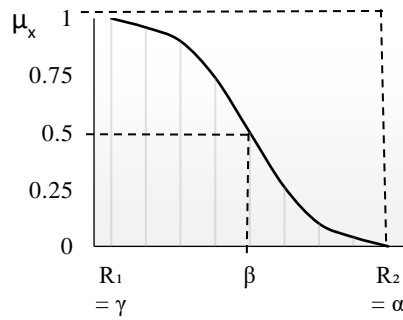
Gambar 2.8 Representasi Kurva-S Pertumbuhan (Cox, 1994)

Gambar 2.8 merupakan kurva pertumbuhan yang didefinisikan memiliki tiga nilai parameter berdasarkan nilai keanggotaannya, yaitu $\mu_x = 0 (\alpha)$, $\mu_x = 0,5 (\beta)$, dan $\mu_x = 1 (\gamma)$. Dengan R_1 menunjukkan batas elemen yang mempunyai derajat keanggotaan 0 dan R_2 menunjukkan batas elemen yang mempunyai derajat keanggotaan 1.

Fungsi keanggotaan:

$$S(x; \alpha, \beta, \gamma) = \begin{cases} 0, & x \leq \alpha \\ 2 \left(\frac{x - \alpha}{\gamma - \alpha} \right)^2, & \alpha \leq x \leq \beta \\ 1 - 2 \left(\frac{\gamma - x}{\gamma - \alpha} \right)^2, & \beta \leq x \leq \gamma \\ 1, & x \geq \gamma \end{cases} \quad (2.5)$$

dengan $S(x; \alpha, \beta, \gamma)$ menyatakan derajat keanggotaan berdasarkan parameter α, β , dan γ .



Gambar 2.9 Representasi Kurva-S Penyusutan (Cox, 1994)

Gambar 2.9 merupakan kurva penyusutan yang didefinisikan memiliki tiga nilai parameter berdasarkan nilai keanggotaannya, yaitu $\mu_x = 0$ (α), $\mu_x = 0,5$ (β), dan $\mu_x = 1$ (γ). Dengan R_1 menunjukkan batas elemen yang mempunyai derajat keanggotaan 1 dan R_2 menunjukkan batas elemen yang mempunyai derajat keanggotaan 0.

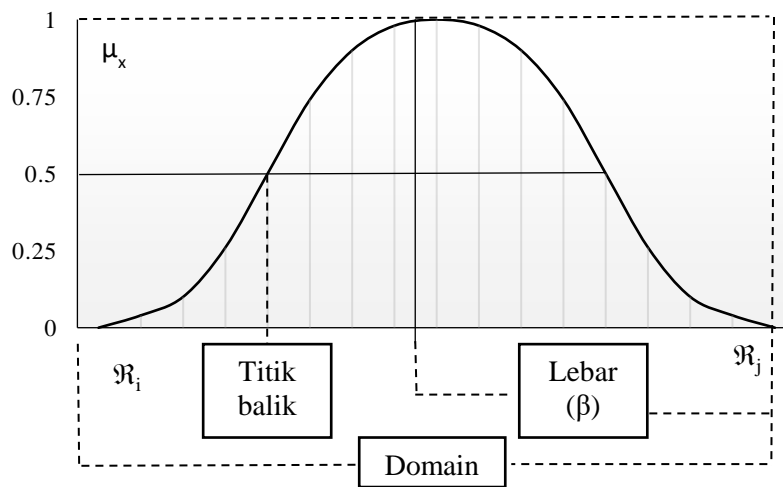
Fungsi keanggotaan:

$$S(x; \alpha, \beta, \gamma) = \begin{cases} 1, & x \leq \alpha \\ 1 - 2 \left(\frac{\gamma - x}{\gamma - \alpha} \right)^2, & \alpha \leq x \leq \beta \\ 2 \left(\frac{x - \alpha}{\gamma - \alpha} \right)^2, & \beta \leq x \leq \gamma \\ 0, & x \geq \gamma \end{cases} \quad (2.6)$$

dengan $S(x; \alpha, \beta, \gamma)$ menyatakan derajat keanggotaan berdasarkan parameter α, β , dan γ .

f. Representasi Kurva Bentuk Lonceng

Salah satu bentuk kurva bentuk lonceng adalah kurva *Phi*, yang diilustrasikan sebagai berikut.



Gambar 2.10 Representasi Kurva Lonceng *Phi* (Cox, 1994)

Gambar 2.10 merupakan salah satu kurva lonceng *Phi*, dengan derajat keanggotaan 1 terletak pada pusat domain (γ) dan lebar kurva (β). Lebar didefinisikan sebagai panjang domain dari x puncak ke R_j atau R_i dengan i, j menyatakan indeks titik sebagai titik batas domain dengan derajat keanggotaan 0.

Fungsi keanggotaan:

$$\Pi(x; \beta, \gamma) = \begin{cases} S\left(x; \gamma - \beta, \gamma - \frac{\beta}{2}, \gamma\right), & x \leq \gamma \\ 1 - S\left(x; \gamma, \gamma + \frac{\beta}{2}, \gamma + \beta\right), & x > \gamma \end{cases} \quad (2.7)$$

dengan $\Pi(x; \beta, \gamma)$ menyatakan fungsi derajat keanggotaan x dengan parameter β dan γ ; $S\left(x; \gamma - \beta, \gamma - \frac{\beta}{2}, \gamma\right)$ menyatakan fungsi *sigmoid* pertumbuhan dengan parameternya; dan $1 - S\left(x; \gamma, \gamma + \frac{\beta}{2}, \gamma + \beta\right)$ adalah fungsi *sigmoid* penyusutan dengan parameternya.

2.2.3 Fuzzifikasi dan Defuzzifikasi

Fuzzifikasi (*fuzzification*) merupakan suatu proses perubahan nilai tegas menjadi nilai dalam fungsi keanggotaan. Data yang telah dipetakan sebelumnya diubah ke dalam bentuk linguistik himpunan *fuzzy* yang didefinisikan oleh masukan sistem. Bentuk linguistik himpunan *fuzzy* merupakan fungsi-fungsi keanggotaan yang didefinisikan pada sistem untuk mengubah data yang dipetakan menjadi derajat keanggotaan tiap-tiap fungsi keanggotaan, misalnya fungsi keanggotaan tinggi, rendah, dan sedang dalam suatu sistem. Proses fuzzifikasi terdapat dua komponen, yaitu fungsi keanggotaan (*membership function*) dan anggota himpunan fungsi keanggotaan.

Defuzzifikasi (*defuzzification*) adalah proses perubahan dari keluaran sistem *fuzzy* menjadi bilangan *crisp*. Proses defuzzifikasi mempunyai dua jenis metode yaitu metode titik pusat (*center of area*) yang membagi momen pertama menjadi dua fungsi dan metode rata-rata maksimum (*mean of maximum*) yang memberikan nilai titik tengah dari keluaran fungsi keanggotaan maksimum.

2.2.4 Operasi Dasar Zadeh

Terdapat tiga operasi dasar pada himpunan *fuzzy* yang diciptakan oleh Zadeh, yaitu AND, OR, dan NOT. Nilai keanggotaan dari operasi dua himpunan *fuzzy* disebut *fire strength* atau α – *predikat* yang menunjukkan derajat keanggotaan baru dua atau lebih anggota himpunan *fuzzy* yang dioperasikan di dalam suatu himpunan *fuzzy* baru yang terbentuk.

a. Operator AND

Nilai α – *predikat* dari operator AND diperoleh dengan mengambil nilai keanggotaan terkecil antarelelemen pada himpunan-himpunan yang bersangkutan.

$$\mu_{A \cap B} = \min (\mu_A(x), \mu_B(y)) \quad (2.8)$$

dengan $\mu_{A \cap B}$ menyatakan nilai α – *predikat* operasi AND dua himpunan, $\mu_A(x)$ menyatakan derajat keanggotaan elemen x pada himpunan *fuzzy* A , dan $\mu_B(y)$ menyatakan derajat keanggotaan elemen y pada himpunan *fuzzy* B .

b. Operator OR

Nilai α – *predikat* dari operator OR diperoleh dengan mengambil nilai keanggotaan terbesar antarelelemen pada himpunan-himpunan yang bersangkutan.

$$\mu_{A \cup B} = \max (\mu_A(x), \mu_B(y)) \quad (2.9)$$

dengan $\mu_{A \cup B}$ menyatakan nilai α – *predikat* operasi OR dua himpunan, $\mu_A(x)$ menyatakan derajat keanggotaan elemen x pada himpunan *fuzzy* A , dan $\mu_B(y)$ menyatakan derajat keanggotaan elemen y pada himpunan *fuzzy* B .

c. Operator NOT

Nilai α – *predikat* operasi NOT pada himpunan *fuzzy* diperoleh dengan mengurangkan nilai 1 dengan derajat keanggotaan elemen bersangkutan.

$$\mu_{A'} = 1 - \mu_A(x) \quad (2.10)$$

dengan $\mu_{A'}$ menyatakan Operasi NOT pada himpunan *fuzzy* A

2.2.5 Penalaran Monoton

Penalaran monoton merupakan dasar untuk teknik implikasi *fuzzy*. Walaupun penalaran ini sudah sangat jarang digunakan, namun terkadang masih digunakan untuk skala *fuzzy*. Jika dua daerah *fuzzy* direalisasikan dengan implikasi sederhana sebagai berikut:

$$\text{IF } x \text{ is } A \text{ THEN } y \text{ is } B$$

Didefinisikan transfer fungsi sebagai model yang memetakan himpunan kuasa *fuzzy* dari semesta *input* penalaran monoton ke himpunan kuasa *fuzzy* dari semesta *output* penalaran monoton.

$$y = f((x, A), B) \quad (2.11)$$

Estimasi nilai *output* pada sistem *fuzzy*, langsung dari keanggotaan yang berhubungan dengan antesedennya.

2.2.6 Fungsi Implikasi

Setiap aturan pada fungsi implikasi *fuzzy* akan berhubungan dengan suatu relasi *fuzzy*. Bentuk umum dari aturan implikasi *fuzzy* adalah:

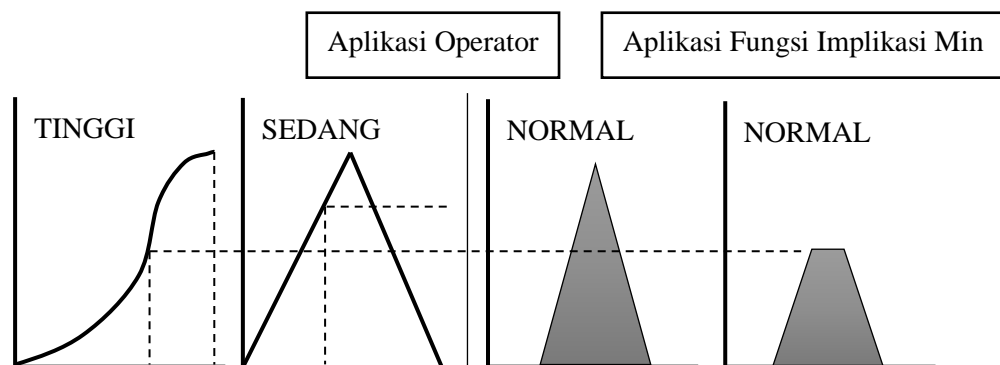
IF x is A THEN y is B

Variabel x, y merupakan skalar dan A, B merupakan himpunan *fuzzy*. Pernyataan yang mengikuti IF disebut dengan anteseden, sedangkan proposisi yang mengikuti THEN disebut konsekuen. Fungsi implikasi ini dapat diperluas dengan menggunakan operator *fuzzy* berikut,

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 $y \text{ is } B$

Terdapat dua fungsi implikasi yaitu:

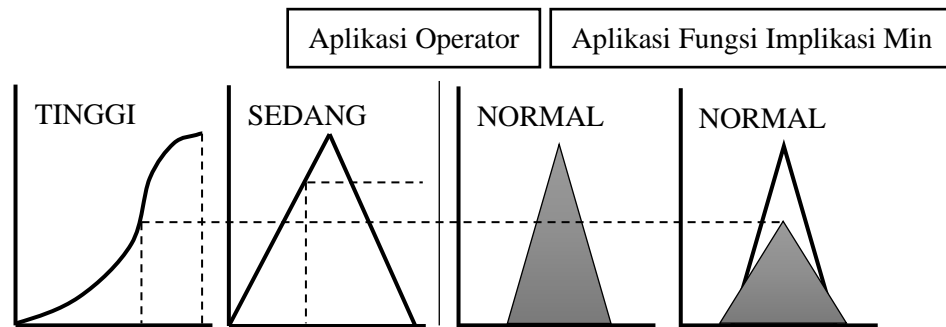
- Min (*minimum*), fungsi ini memotong *output* himpunan *fuzzy*



Gambar 2.11 Contoh Fungsi Implikasi: MIN

Gambar 2.11 merupakan contoh aplikasi fungsi aplikasi min yaitu IF permintaan TINGGI AND biaya produksi SEDANG THEN produksi barang NORMAL.

- b. Dot (*product*), fungsi ini menghasilkan skala *output* himpunan *fuzzy*



Gambar 2.12 Contoh Fungsi Implikasi: DOT

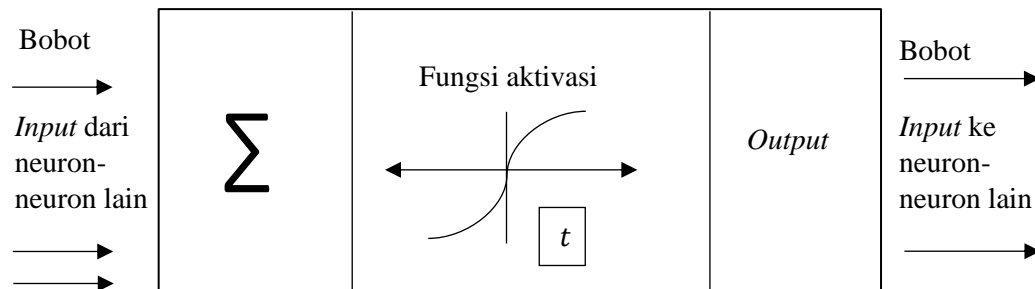
Gambar 2.12 merupakan contoh aplikasi fungsi aplikasi dot yaitu IF permintaan TINGGI AND biaya produksi SEDANG THEN produksi barang NORMAL.

2.3 Neural Network

2.3.1 Komponen Neural Network

Jaringan saraf adalah bentuk representasi dari otak manusia sebagai simulasi proses belajar yang dilakukannya. Jaringan saraf tiruan (*artificial neural network*, umumnya disebut *neural network*) merupakan istilah yang digunakan untuk implementasi jaringan saraf biologis menggunakan program komputer yang mampu melakukan proses pembelajaran sebagai proses perhitungan selayaknya otak manusia (Fausett, 1994). Seperti otak manusia, *neural network* terdiri dari beberapa neuron dan terdapat hubungan antara neuron-neuron tersebut. Ini mentransformasikan informasi yang diterima melalui sambungan keluar menuju neuron-neuron yang lain. Nilai yang mengukur hubungan neuron dengan neuron

lainnya dikenal dengan istilah bobot (*weight*). Informasi disimpan dengan nilai tertentu pada bobotnya.

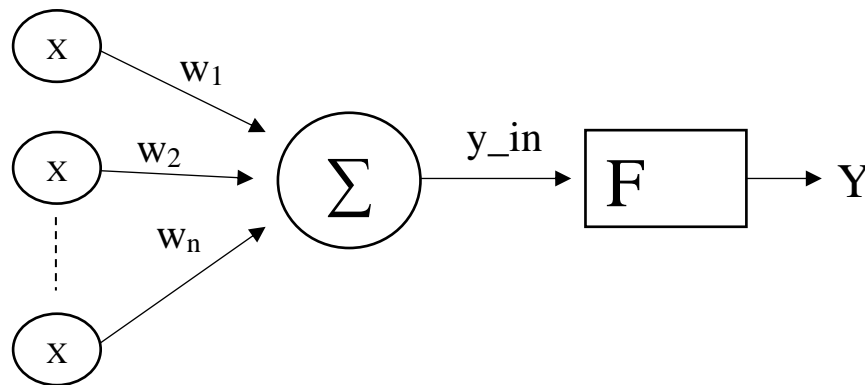


Gambar 2.13 Struktur Neuron *Neural Network* (Fausett, 1994)

Gambar 2.13 menunjukkan struktur neuron dari *neural network* pada umumnya. Neuron pada *neural network* cara kerjanya hampir sama dengan neuron-neuron biologis. Informasi yang masuk ke neuron (*input*) dikirim dengan pembobotan tertentu. Pada neuron, informasi akan diproses melalui fungsi perambatan (Σ) dengan menjumlahkan nilai-nilai bobot yang masuk. Kemudian, hasil dari fungsi perambatan dibandingkan dengan suatu nilai ambang tertentu (*threshold*) melalui fungsi aktivasi setiap neuron. Jika *input* melewati *threshold* (t), maka neuron diaktifkan. Jika *input* tidak melewati *threshold* (t), maka neuron tidak diaktifkan. Saat neuron diaktifkan, neuron akan mengirim *output* melalui bobot-bobot *output*-nya ke semua neuron yang berhubungan dengannya. Hal ini dilakukan oleh semua neuron pada *neural network*.

Neuron pada *neural network* dikumpulkan dalam beberapa lapisan (*layer*). Neuron pada suatu *layer* akan dihubungkan dengan *layer* sebelum dan sesudahnya, kecuali pada *layer input* dan *output*-nya. Informasi pada *neural network multi-layers* akan dirambatkan dari *layer* ke *layer*, mulai dari *layer input* hingga *layer*

output melalui *layer* penghubung. *Layer* penghubung ini dikenal dengan istilah *hidden layer*. Ini disesuaikan dengan algoritme pembelajaran pada fungsi aktivasi yang digunakan pada *neural network*, informasi juga dapat dirambatkan secara mundur ataupun maju.



Gambar 2.14 *Neural Network* Sederhana

Gambar 2.14 menunjukkan *neural network* sederhana dengan satu layer menggunakan fungsi aktivasi F . Pada jaringan tersebut sebuah neuron mentransformasikan N informasi *input* melalui masing-masing *input* neuronnya (x_1, x_2, \dots, x_n) dengan masing-masing bobotnya (w_1, w_2, \dots, w_n) .

Informasi tersebut dirambatkan oleh fungsi perambatan Σ dengan rumus:

$$y_{in} = \sum_{i=1}^N x_i w_i \quad (2.12)$$

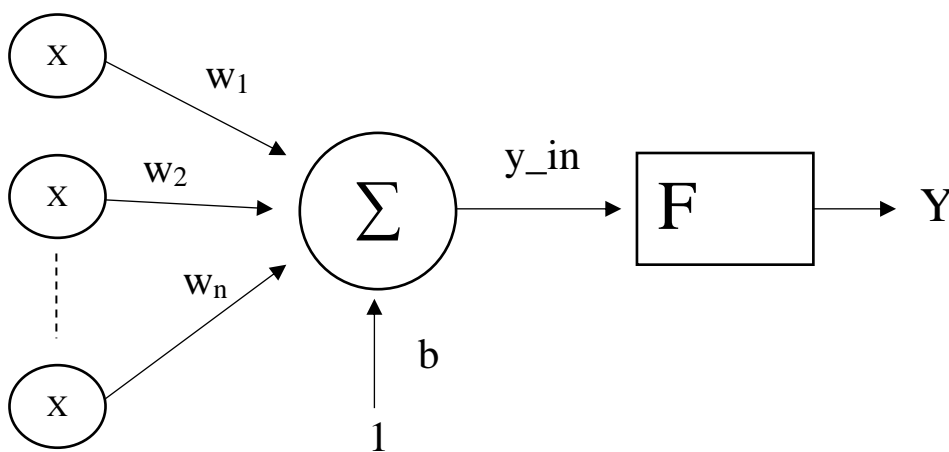
dengan y_{in} menyatakan fungsi perambatan, N menyatakan banyak *input*, i menyatakan indeks *input*, x menyatakan nilai *input*, dan w = bobot *input* (*weight*). Kemudian fungsi aktivasi F akan mengaktivasi y_{in} menjadi *output* jaringan.

Sehingga, *neural network* dengan jumlah neuron pada *layer output* sebanyak m buah diproses dengan fungsi perambatan:

$$y_{in_j} = \sum_{i=1}^N x_i w_{ij}; j = 1, 2, \dots, m \quad (2.13)$$

dengan y_{in_j} menyatakan fungsi perambatan *output ke - j* dan w_{ij} menyatakan bobot *input i* pada *output ke - j*.

Kemudian fungsi aktivasi F_j akan mengaktifkan y_{in_j} menjadi *output* jaringan



Gambar 2.15 Bias pada *Neural Network*

Gambar 2.15 menunjukkan jaringan dapat memuat bias untuk membantu mengakomodasi informasi. *Neural network* juga dapat tidak mampu mengakomodasi informasi dari data *input* maupun bobot tertentu. Untuk menyelesaikan hal tersebut, jaringan akan memuat bias yang senantiasa bernilai 1. Jika, *neural network* mempunyai bias, maka proses komputasi neuron dihitung dengan fungsi perambatan:

$$y_{in} = \sum_{i=1}^N x_i w_i + b \quad (2.14)$$

dengan b adalah bias.

Sehingga, *neural network* dengan jumlah neuron pada *layer output* sebanyak m buah diproses dengan fungsi perambatan:

$$y_{in_j} = \sum_{i=1}^N x_i w_{ij} + b_j; j = 1, 2, \dots, m \quad (2.15)$$

dengan b_j adalah bias yang menuju neuron j .

2.3.2 Arsitektur *Neural network*

Neuron-neuron pada *neural network* membentuk pola tertentu yang disebut arsitektur *neural network*. Terdapat tiga macam arsitektur *neural network*, yaitu:

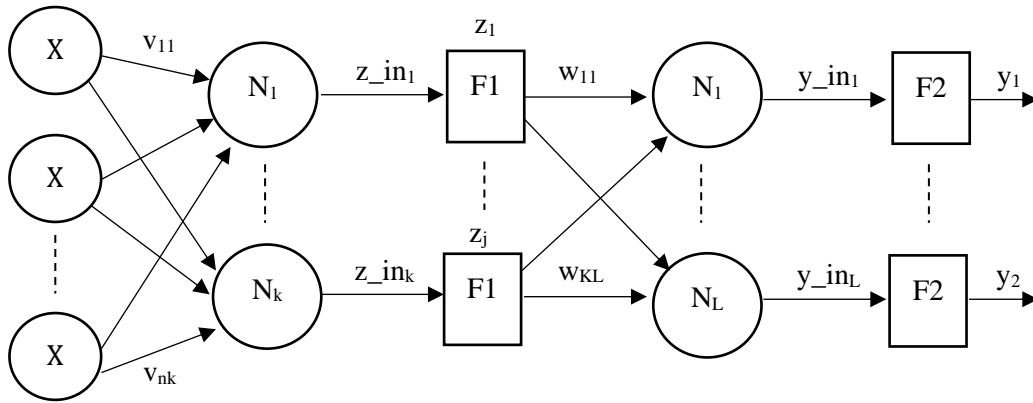
- a. *Neural network* dengan lapisan tunggal (*single layer*)

Neural network dengan lapisan tunggal hanya memiliki satu *layer* dengan bobot-bobot yang terhubung. Tipe ini hanya menerima *input* kemudian langsung mengolahnya menjadi *output* tanpa melewati *layer* lain (*hidden layer*) untuk mencapai *output*. Gambar 2.14 dan 2.15 merupakan contoh arsitektur *neural network* dengan lapisan tunggal.

- b. *Neural network* dengan banyak lapisan (*multi-layers*)

Neural network dengan banyak lapisan mempunyai satu atau lebih *layer* yang menjadi *hidden layer*. Ini merupakan penghubung antara *layer input* dan *layer*

output. Arsitektur ini dapat diketahui saat terdapat *layer* yang terletak antara dua lapisan yang bersebelahan. Tipe arsitektur ini dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih sulit dengan pembelajaran yang lebih rumit.



Gambar 2.16 Arsitektur *Neural Network* dengan Banyak Lapisan (Fausett, 1994)

Gambar 2.16 merupakan ilustrasi arsitektur *neural network* dengan banyak lapisan (*multi-layer*) yang memperlihatkan satu *hidden layer*. v_{ij} merupakan bobot dari neuron-neuron pada *layer input*, w_{jk} merupakan bobot dari neuron-neuron dari *hidden layer*. z_{in_j} adalah hasil pengolahan data pada *hidden layer*, kemudian dengan fungsi aktivasi $F1$ untuk menghasilkan z_j ($j = 1, 2, \dots, K$). Dirumuskan sebagai:

$$z_{in_j} = \sum_{i=1}^K x_i v_{ij} \quad (2.16)$$

dengan z_{in_j} menyatakan hasil pengolahan data dengan fungsi perambatan *hidden layer* ke j ; x_i menyatakan *input* ke i ; dan v_{ij} menyatakan bobot *input* ke i dengan

hidden layer ke $-j$. Kemudian diproses oleh fungsi aktivasi $F1$ untuk menghasilkan z_j , berikut:

$$z_j = F1(z_{in_j}) \quad (2.17)$$

dengan z_j menyatakan hasil pengolahan data dengan fungsi aktivasi $F1$ untuk z_{in_j} .

Sedangkan y_{in_k} merupakan hasil pengolahan data dengan fungsi perambatan pada *layer output*, kemudian dengan menggunakan fungsi aktivasi $F2$ untuk menghasilkan *output neural network* y_k ($k = 1, 2, \dots, L$). Dirumuskan sebagai:

$$y_{in_k} = \sum_{j=1}^K z_j w_{jk} \quad (2.18)$$

dengan y_{in_k} menyatakan hasil pengolahan data dengan fungsi perambatan *output layer* ke $-k$, z_j menyatakan data kiriman ke $-j$, dan w_{jk} menyatakan bobot *input* ke j dengan *output layer* ke $-k$.

Kemudian diproses oleh fungsi aktivasi $F2$ untuk menghasilkan y_k , berikut.

$$y_k = F2(y_{in_k}) \quad (2.19)$$

dengan y_k menyatakan hasil pengolahan data dengan fungsi aktivasi $F2$ untuk y_{in_k} .

2.3.3 Proses Pembelajaran

Bagian terpenting lainnya dari metode *neural network* adalah adanya proses pembelajaran. Tujuan utama dari proses pembelajaran adalah mengatur bobot-

bobot pada *neural network*, sehingga diperoleh bobot akhir sesuai dengan pola data yang dilatih. Saat proses pelatihan, algoritme pembelajaran memperbaiki bobot-bobot *neural network*. Nilai bobot akan bertambah saat informasi yang disampaikan oleh suatu neuron tersampaikan ke neuron berikutnya. Begitu juga sebaliknya, saat tidak tersampaikan bobot informasi antarneuron akan dikurangi. Proses pembelajaran dilakukan pada setiap data pembelajaran, dan nilai bobot disesuaikan secara dinamis hingga mencapai bobot yang cukup seimbang untuk setiap data pembelajaran. Jika hal ini telah tercapai, maka bobot pada *neural network* dapat memberikan *output* yang diharapkan untuk setiap *input* pembelajaran. Pada dasarnya, terdapat dua tipe algoritme pembelajaran (Fausett, 1994).

2.4 *Sliding Window Time Series Analysis (SWTS)*

Konsep *sliding window time series analysis* (SWTS) digunakan untuk mempersiapkan basis data berdasarkan catatan waktu dan prediksi yang telah ditentukan, kemudian diproses untuk menghasilkan suatu prediksi baru. SWTS dapat diterapkan pada beberapa metode, antara lain *autoregressive* (AR), *back-propagation neural network* (BPNN), *evolutionary extreme learning machine* (E-ELM), *extreme learning machine* (ELM), dan *radial basis function neural network* (RBFNN). Untuk menerapkan konsep SWTS, data yang digunakan direpresentasikan sebagai *state space* matriks. Data tersebut akan dipartisi menjadi sub-matriks ke sejumlah segmen yang terbatas sebagai catatan waktu Z dan data selanjutnya dihubungkan sebagai P prediksi yang telah ditentukan di masa depan. Suatu sistem SWTS dengan model tertentu yang dapat memberikan hasil yang baik,

berpotensi untuk menghasilkan aplikasi yang dapat digunakan secara *real time* (Mozaffari, *et al.*, 2014).

Asumsikan suatu kendaraan melaju dengan kecepatan (v) yang tercatat dalam satuan waktu (t), dengan $t = 1, 2, 3, \dots, T$. Misalnya, data kecepatan akan dipartisi dengan konsep SWTS menjadi beberapa segmen dengan panjang l satuan t waktu. Sehingga hasil partisi menghasilkan segmen sebanyak s dengan $n(x) - l$.

$$V = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ \vdots \\ v_T \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

$$Z = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_{(T-l)-1} \\ z_{(T-l)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_1 & v_2 & \dots & v_l \\ v_2 & v_3 & \dots & v_{l+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{(T-l)-1} & v_{(T-l)} & \dots & v_{T-2} \\ v_{(T-l)} & v_{(T-l)+1} & \dots & v_{T-1} \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

$$P = \begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_{(T-l)-1} \\ p_{(T-l)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_{l+1} \\ v_{l+2} \\ \vdots \\ v_{T-1} \\ v_T \end{bmatrix} \quad (2.22)$$

dengan V menyatakan matriks kecepatan dalam t waktu, Z menyatakan matriks partisi berisi segmen sebanyak s , dan P menyatakan matriks prediksi yang telah ditentukan untuk setiap segmen.

Kemudian didefinisikan *intelligent predictor* (ψ) sebagai suatu sistem *state space* matriks dengan formula matematika tertentu yang memetakan matriks Z dengan P dan dapat melakukan suatu prediksi deret waktu, sebagai berikut.

$$Y = \psi(X) \quad (2.23)$$

dengan Y menyatakan suatu vektor *output* serupa segmen dalam matriks P yang merupakan hasil prediksi dari *intelligent predictor* (ψ) dan X menyatakan suatu *input* serupa vektor pada matriks Z .

2.5 Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

Adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) adalah salah satu jenis *neural network* adaptif untuk sistem inferensi *fuzzy* yang memberikan kombinasi proses pembelajaran, mempunyai sifat adaptif, dan non-linier. Jaringan ANFIS mewakili sebuah sistem hibrida untuk memecahkan masalah kompleks dengan menggunakan sistem cerdas sebagai alternatif yang layak untuk skema kontrol berbasis model konvensional (Navarro, *et al.*, 2013).

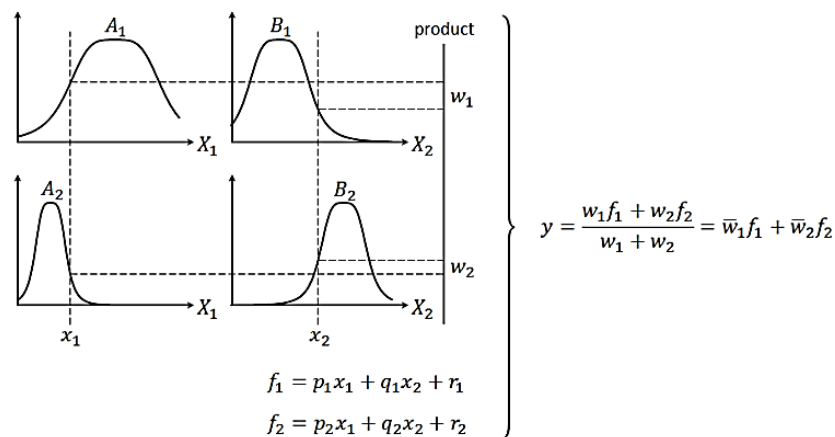
2.5.1 Logika Fuzzy, Sistem Inferensi Fuzzy, dan Model Sugeno

Logika *fuzzy* dalam ANFIS berfungsi sebagai suatu bagian dari prinsip matematika berdasarkan derajat keanggotaan untuk penetapan fungsi sebelum pemodelan informasi dan merupakan alat yang fleksibel sebagai aturan bahasa yang dapat ditentukan. Logika *fuzzy* dikembangkan untuk meniru logika manusia dan memperoleh solusi yang tepat meskipun informasinya bersifat ambigu.

Model *fuzzy* sugeno bertujuan untuk menghasilkan pendekatan sistematis terhadap aturan *fuzzy* terhadap *input-output* yang diberikan. Berikut bentuk aturan *fuzzy* sugeno:

$$\text{IF } x_1 \text{ is } A \text{ and } x_2 \text{ is } B \text{ then } y = f(x_1, x_2)$$

dengan A dan B menyatakan himpunan *fuzzy* dan $y = f(x_1, x_2)$ menyatakan fungsi yang mengasosiasikan nilai aktual x_1, x_2 berkaitan dengan A, B . Fungsi $f(x_1, x_2)$ biasanya menjadi fungsi polinomial yang disebut model *fuzzy* sugeno order satu.



Gambar 2.17 Model *Fuzzy* Sugeno (Navarro, et al., 2013)

Gambar 2.17 menunjukkan prosedur penalaran *fuzzy* untuk model sugeno orde satu.

2.5.2 Kelebihan ANFIS

Kelebihan arsitektur ANFIS dibandingkan *multilayer perceptron* (MPL) pada umumnya diperoleh dari lebih banyaknya penyajian konsep matematika sebagai aproksimator umum yang baik. ANFIS menyajikan beberapa kelebihan dibandingkan MPL (Navarro, et al., 2013) sebagai berikut.

1. ANFIS menyajikan proses pembelajaran yang lebih baik untuk jaringan dengan kompleksitas yang sama dan menghasilkan konvergensi *error* yang lebih kecil. Proses iterasi *epoch* pada arsitektur ANFIS dapat mendekati nilai

error konvergensi dengan stabil, dilihat dari perbedaan nilai *error* absolut iterasi *epoch* yang semakin kecil.

$$\varepsilon_{i+1} = |x_{i+1} - x_i| \quad (2.24)$$

dengan ε_{i+1} menyatakan nilai perbedaan konvergensi *error* absolut $i + 1$, x_{i+1} menyatakan nilai *error* iterasi $i + 1$, dan x_i menyatakan nilai *error* iterasi ke i . Karena menghasilkan nilai ε yang semakin mengecil, grafik konvergensi yang dihasilkan menjadi lebih stabil dan terlihat lebih non-linier dibandingkan MPL. Sehingga penerapannya dapat menggunakan lebih sedikit iterasi *epoch* untuk mendekati nilai konvergensi dan menghindari terjadinya *overfitting*.

2. MLP sering menyajikan konvergensi mendadak yang didahului oleh ketidakstabilan yang cukup besar. Sedangkan ANFIS menyajikan konvergensi yang lebih stabil dengan kompleksitas jaringan yang sama.
3. ANFIS menghasilkan pemetaan yang sangat non-linier, jauh lebih unggul dari MPL dengan kompleksitas jaringan yang sama.
4. ANFIS membutuhkan lebih sedikit parameter yang dapat disesuaikan daripada yang diperlukan oleh struktur *neural network* lainnya, misalnya *backpropagation* MPL.
5. Struktur ANFIS memperbolehkan komputasi paralel.

Secara khusus, ANFIS menyajikan dua kelebihan khusus:

1. Jaringan ANFIS menyajikan representasi pengetahuan yang terstruktur dengan baik.

2. Jaringan ANFIS memperbolehkan integrasi yang lebih baik dengan desain metode kontrol lain.

2.5.3 Arsitektur ANFIS

Arsitektur ANFIS terdiri dari lima *layer* dan setiap *layer* mempunyai tingkah laku spesifik. *Layer* 2, 3, dan 5 mempunyai tingkah laku konstan, sedangkan *layer* satu dan empat mempunyai berbagai parameter yang memodifikasi data, modifikasi tersebut digunakan untuk melakukan pembelajaran pada jaringan. Setiap neuron pada *layer* yang sama mempunyai tingkah laku yang sama dan tergantung pada parameter jaringan (*layer* 4 dan 5).

Arsitektur ANFIS menggunakan *rule base* model sugeno orde 1 yang menghasilkan *output* berupa konstanta atau persamaan linier:

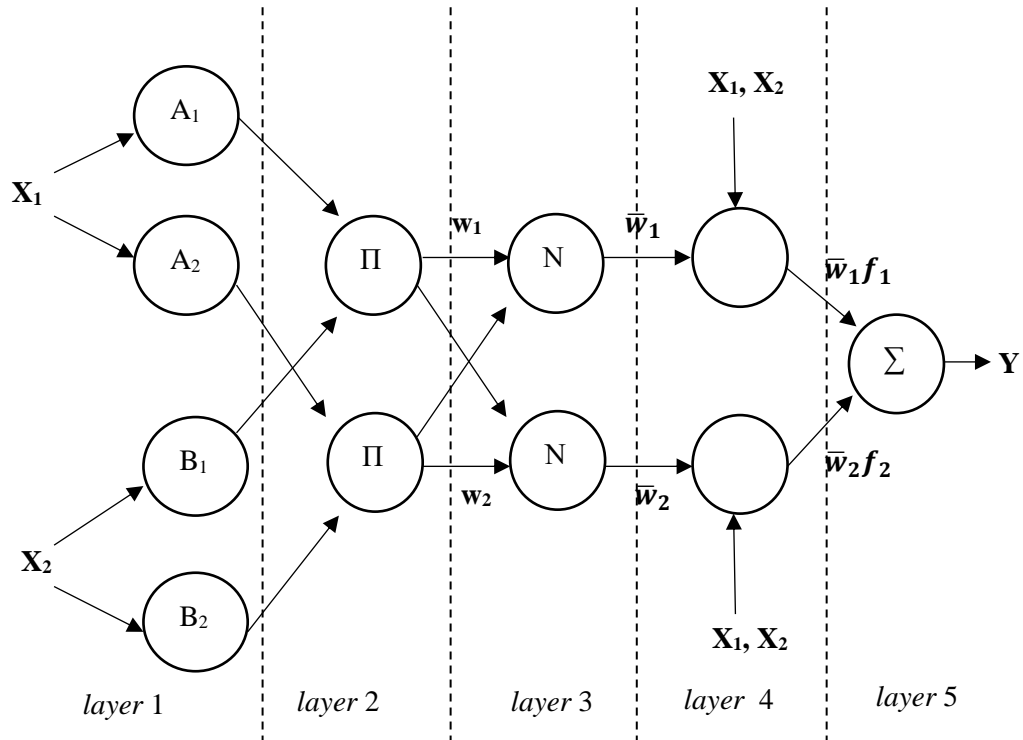
$$IF (x_1 \text{ is } A_1) \circ \dots \circ (x_n \text{ is } A_n) THEN z = p_1 * x_1 + \dots + p_n * x_n + q$$

dengan A_i adalah himpunan *fuzzy* ke- i sebagai anteseden, p_i adalah suatu konstanta tegas ke- i , dan q merupakan konstanta dalam konsekuen. Proses defuzzifikasi untuk mendapat nilai tegas *output* M dilakukan dengan menggunakan rata-rata terbobot, yaitu (Cox, 1994):

$$z = \frac{\sum_{k=1}^M \alpha_k z_k}{\sum_{k=1}^M \alpha_k} \quad (2.25)$$

dengan z menyatakan rata-rata terbobot sebagai defuzzifikasi *output* akhir,

α_k menyatakan nilai α – *predikat* ke- k , $k = 1, 2, \dots, M$ sebanyak *rule base* yang ada, dan z_k menyatakan *output rule base* ke- k .



Gambar 2.18 Arsitektur ANFIS (Jang, *et al.*, 1997)

Gambar 2.18 menunjukkan arsitektur ANFIS dengan 2 input x_1, x_2 dan satu output y , terdapat 2 aturan *rule base* model sugeno pada ANFIS, yaitu (Jang, *et al.*, 1997):

$$\text{IF } x_1 \text{ is } A_1 \text{ AND } x_2 \text{ is } B_1 \text{ THEN } y_1 = c_{11}x_1 + c_{12}x_2 + c_{10}$$

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

Jika α – predikat untuk kedua aturan adalah w_1 dan w_2 , maka dapat dihitung rata-rata terbobot:

$$y = \frac{w_1 y_1 + w_2 y_2}{w_1 + w_2} = \bar{w}_1 y_1 + \bar{w}_2 y_2$$

(2.26)

Jika diberikan n input dan p aturan fuzzy ANFIS, maka setiap neuron mempunyai tingkah laku berikut (Navarro, *et al.*, 2013):

Layer 1

Layer 1 terdiri dari $n \cdot p$ neuron adaptif yang melakukan proses fuzzifikasi. Derajat keanggotaan tiap input didefinisikan berdasarkan fungsi keanggotaan input-nya.

$$O_{ij}^{(1)} = \mu_{ij}(x_j); i = 1, \dots, p \text{ dan } j = 1, \dots, n \quad (2.27)$$

dengan x menyatakan vektor input dan $O_{ij}^{(1)}$ menyatakan neuron ke i di layer satu yang berhubungan dengan input ke j .

Fungsi keanggotaan fungsi μ_x mungkin berbeda-beda; fungsi triangular atau bell merupakan fungsi yang umum digunakan. Sebuah fungsi *generalized bell* akan dipilih pada studi ini, dengan pertimbangan fungsi ini dapat melakukan derivasi yang lebih baik saat melakukan pembelajaran *backpropagation*:

$$\mu_{ij}(x_j) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_j - c_{ij}}{a_{ij}} \right|^{2b_{ij}}} = \frac{1}{1 + \left(\left(\frac{x_j - c_{ij}}{a_{ij}} \right)^2 \right)^{b_{ij}}} \quad (2.28)$$

Fungsi di atas memiliki 3 parameter:

- a. a parameter yang memodifikasi lebar kurva.
- b. b parameter yang bersama dengan a , memodifikasi kurva bell di titik yang bersesuaian dengan $\mu = 0,5$.
- c. c parameter yang memodifikasi posisi tengah (*center*) dari kurva.

Ketiga parameter tersebut umumnya disebut *premise parameters*.

Layer 2

Layer dua merupakan layer dengan neuron konstan sebagai *output* dari semua entrinya. Tiap neuronnya umumnya disimbolkan dengan Π dan *output* masing-masing mewakili derajat keanggotaan (*fire strength*) dari aturan *fuzzy* yang terhubung dengannya.

Berdasarkan permasalahan yang diolahnya kemungkinan dari semua kombinasinya, tidak akan semua aturan dihitung. Namun jika semua kombinasi aturan perlu dihitung, *subset* kombinasi tersebut didefinisikan sebagai $O_i^{(2)}$ yang disesuaikan dengan formula berikut:

$$O_i^{(2)} = w_i = \prod_k \mu_{ik}; i = 1, \dots, p \quad (2.29)$$

Layer 3

Neuron pada layer 3 disimbolkan dengan N yang juga merupakan neuron tetap dan *output*-nya disebut *normalized fire strength*. *Output* dihitung berdasarkan rasio *rule's firing strength* yang bersesuaian dengan jumlahan seluruh *rule's firing strengths*.

$$O_i^{(3)} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{k=1}^p w_k}; i = 1, \dots, p \quad (2.30)$$

Layer 4

Neuron pada layer 4 merupakan neuron adaptif yang berisi hasil dari evaluasi parameter konsekuensi. *Output* didefinisikan dengan formula berikut:

$$O_i^{(4)} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i \left(\sum_{k=1}^n q_{ik} x_k + r_i \right); i = 1, \dots, p \quad (2.31)$$

Layer 5

Tiap neuron pada *layer* lima menjumlahkan semua *output* pada *layer* empat untuk menghitung *output* vektor pada jaringan.

$$O^{(5)} = y = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}; i = 1, \dots, p \quad (2.32)$$

2.5.4 Algoritme Pembelajaran Hybrid

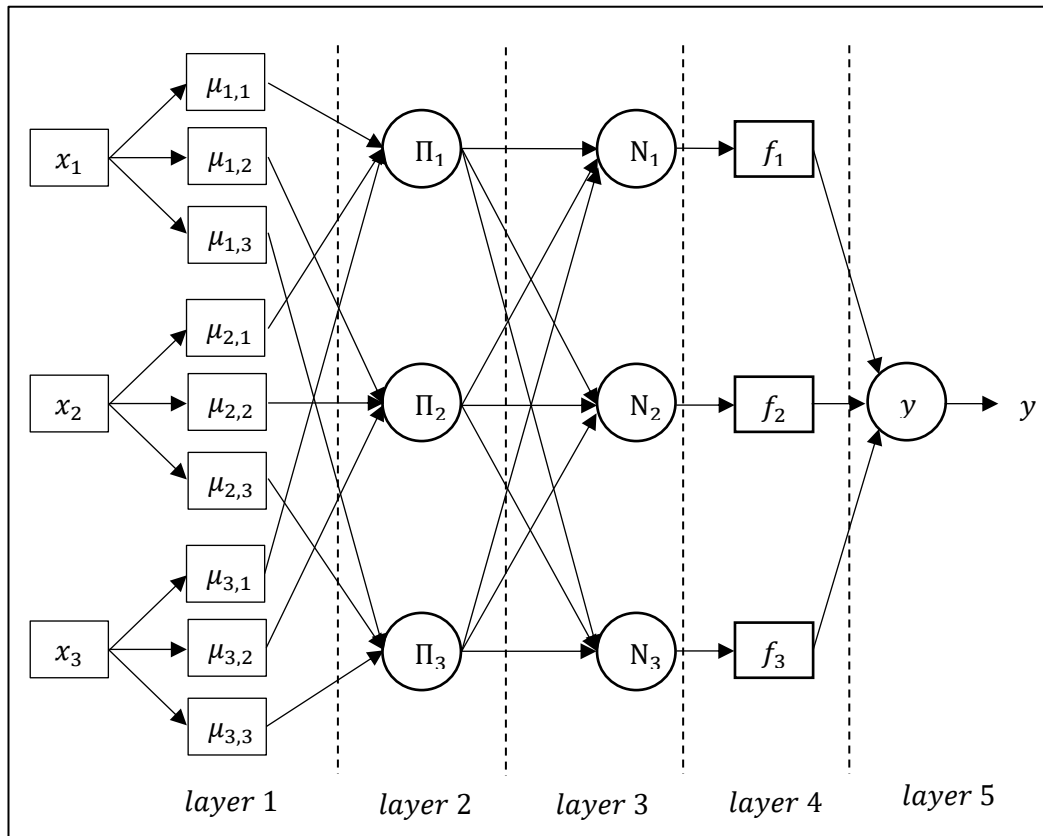
Jaringan ANFIS, sama halnya dengan jenis jaringan *neural network* lainnya yang dijalankan menggunakan algoritme *backpropagation* saja untuk menghasilkan *error* dan mengatur parameter adaptif untuk meminimalkan *error*. Namun, ANFIS menyajikan beberapa kelinieran yang disajikan oleh parameternya, strukturnya, dan mengizinkan aplikasi dari kelebihan efisiensi metode *least squares*. Penggunaan kedua metode dari *least squares* dan *steepest descent* pada ANFIS disebut dengan *hybrid learning* (Navarro, et al., 2013).

Seperti penjelasan sebelumnya, parameter adaptif ANFIS dibedakan menjadi dua, yaitu parameter premis (*layer* satu) dan parameter konsekuen (*layer* empat). Kontribusi dari set terakhir dari premis ke jaringan *output* linier yaitu:

$$y = \sum_{i=1}^p \bar{w}_i \left(\sum_{k=1}^n q_{ik} x_k + r_i \right) \quad (2.33)$$

Perhitungan tersebut disarankan menggunakan metode *least squares* atau *recursive least squares*. Untuk nilai eksak $\bar{\theta}$ didapatkan tanpa membutuhkan beberapa iterasi dan secara langsung mengurangi beban penggunaan sumber daya komputasi serta waktu dari suatu proses maju yang dinamakan *forward pass*. Sebaliknya, parameter

premis akan dihitung menggunakan metode *steepest descent* dengan propagasi mundur (*backpropagation*) ketika terjadinya *backward pass*. Kedua langkah tersebut merupakan prosedur dari metode *hybrid learning*.



Gambar 2.19 Arsitektur ANFIS dengan 3 Input, 3 Rule Fuzzy, dan 1 Output

(Navarro, et al., 2013)

Forward Pass

Saat proses *forward pass* berjalan, metode *least squares* digunakan untuk mengevaluasi parameter konsekuen. Mengingat notasi pada subbab (2.5.2), (2.5.3), dan 3 input jaringan diperlihatkan pada Gambar 2.19, vektor θ dapat didefinisikan sebagai (Navarro, et al., 2013):

$$\theta = \{q_{11} \ q_{12} \ q_{13} \ r_1 \ q_{21} \ q_{22} \ q_{23} \ r_2 \ q_{31} \ q_{32} \ q_{33} \ r_3\}^T \quad (2.34)$$

dan y akan menjadi vektor *output*. Mengingat bahwa jumlah pelatihan yang dijalankan harus didefinisikan sistem sebagai $n(p + 1)$, dengan n mengacu pada jumlah *input* dan p terhadap jumlah aturan *fuzzy*. Vektor y dapat dinotasikan sebagai:

$$\theta = \{y_1 \ y_2 \ \dots \ y_{n(p+1)}\}^p \quad (2.35)$$

Sementara itu, matriks A dapat didefinisikan setelah formula :

$$A = \begin{bmatrix} w_1 x_1^{(1)} & w_1 x_2^{(1)} & w_1 x_3^{(1)} & \bar{w}_1 & \dots & w_p x_1^{(1)} & w_p x_2^{(1)} & w_p x_3^{(1)} & \bar{w}_p \\ w_1 x_1^{(2)} & w_1 x_2^{(2)} & w_1 x_3^{(2)} & \bar{w}_1 & \dots & w_p x_1^{(2)} & w_p x_2^{(2)} & w_p x_3^{(2)} & \bar{w}_p \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ w_1 x_1^{(m)} & w_1 x_2^{(m)} & w_1 x_3^{(m)} & \bar{w}_1 & \dots & w_p x_1^{(m)} & w_p x_2^{(m)} & w_p x_3^{(m)} & \bar{w}_p \end{bmatrix} \quad (2.36)$$

dengan *superscript* di dalam kurung menyatakan nomor pasangan pelatihan dan m didefinisikan sebagai $m \equiv n(p + 1)$ untuk menyederhanakan notasi. Menggunakan prosedur rekursif, vektor a^T bersesuaian dengan pasangan pelatihan $k + 1$ didefinisikan oleh setiap baris matriks A

$$a^T = \{\bar{w}_1 x_2^{(k+1)} \ \bar{w}_1 x_3^{(k+1)} \ \bar{w}_1 x_4^{(k+1)} \ \bar{w}_1 \ \dots \ \bar{w}_p x_2^{(k+1)} \ \bar{w}_p x_3^{(k+1)} \ \bar{w}_p x_4^{(k+1)} \ \bar{w}_p\} \quad (2.37)$$

Backward Pass

Saat proses *backward pass*, sinyal *error* menyebar dari belakang hingga parameter premis. Ketika diketahui gradiennya, parameter tersebut kemungkinan akan diperbarui dengan *steepest descent* (Navarro, *et al.*, 2013) :

$$a_{ij}(k+1) \equiv a_{ij}(k) - \kappa_j \frac{\nabla E}{\|\nabla E\|} \quad (2.38)$$

Aturan rantai digunakan untuk menghitung derivasi parsial:

$$\frac{\partial E}{\partial a_{ij}} = \sum_{k=1}^p \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial \bar{w}_k} \frac{\partial \bar{w}_k}{\partial w_i} \frac{\partial w_i}{\partial \mu_{ij}} \frac{\partial \mu_{ij}}{\partial a_{ij}} = \frac{\partial w_i}{\partial \mu_{ij}} \frac{\partial \mu_{ij}}{\partial a_{ij}} \sum_{k=1}^p \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial \bar{w}_k} \frac{\partial \bar{w}_k}{\partial w_i} \quad (2.39)$$

dengan di sini $a_{i,k}$ berarti parameter premis baik $a_{i,k}$, $b_{i,k}$, atau $c_{i,k}$. Derivasi parsial berasal dari:

$$\frac{\partial E}{\partial y} = \frac{\partial}{\partial y} \left[\frac{1}{2} (y_d - y)^2 \right] = y - y_d \equiv e \quad (2.40)$$

$$\frac{\partial y}{\partial \bar{w}_k} = \frac{\partial}{\partial \bar{w}_k} \left[\bar{w}_k \left(\sum_{l=1}^n q_{kl} x_l + r_k \right) \right] = f_k \equiv e_{3,k} \quad (2.41)$$

$$\frac{\partial \bar{w}_k}{\partial w_i} = \begin{cases} \frac{\partial}{\partial w_k} \left(\frac{w_k}{\sum_{l=1}^p w_l} \right) = \frac{\bar{w}_k}{w_k} (1 - \bar{w}_k); i = k \\ \frac{\partial}{\partial w_i} \left(\frac{w_k}{\sum_{l=1}^p w_l} \right) = \frac{\bar{w}_k^2}{w_k}; i \neq k \end{cases} \quad (2.42)$$

$$(2.43)$$

$$\frac{\partial \bar{w}_k}{\partial \mu_{ij}} = \frac{\prod_{l=1}^n \mu_{il}}{\mu_{il}} = \frac{w_i}{\mu_{ij}}$$

Derivasi $\frac{\partial \mu_{ij}}{\partial a_{ij}}$ tergantung pada fungsi keanggotaan yang digunakan, dan akan berbeda untuk setiap parameter premis $a_{i,k}$, $b_{i,k}$, atau $c_{i,k}$. Untuk menyederhanakan notasi, berikut diperkenalkan sebuah fungsi

$$\varphi_{ij}(x) = \frac{x_j - c_{ij}}{a_{ij}}; i = 1, \dots, p \text{ dan } j = 1, \dots, n \quad (2.44)$$

Itu juga ditegaskan, nilai absolut dengan formula (2.2) mungkin ditulis ulang untuk mempermudah derivasi:

$$\begin{aligned} \mu_{ij}(x_j) &= \frac{1}{1 + \left| \frac{x_j - c_{ij}}{a_{ij}} \right|^{2b_{ij}}} = \frac{1}{1 + \left(\left(\frac{x_j - c_{ij}}{a_{ij}} \right)^2 \right)^{b_{ij}}} \\ &= \frac{1}{1 + (\varphi_{ij}^2)^{b_{ij}}} \end{aligned} \quad (2.45)$$

Berikut hasil derivasi parsial. Untuk parameter premis a_{ik} :

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mu_{ij}}{\partial a_{ij}} &= \frac{\partial}{\partial a_{ij}} \frac{1}{1 + \varphi_{ij}^{2b_{ij}}} = \frac{-1}{(1 + \varphi_{ij}^{2b_{ij}})^2} 2b_{ij} \varphi_{ij}^{2b_{ij}-1} \frac{c_{ij} - x_j}{a_{ij}^2} \\ &= \frac{2b_{ij}}{a_{ij}} \varphi_{ij}^{2b_{ij}} \mu_i^2 \end{aligned} \quad (2.46)$$

Untuk parameter b_{ij} :

$$\frac{\partial \mu_{ij}}{\partial b_i} = \frac{\partial}{\partial b_i} \frac{1}{1 + \varphi_i^{2b_i}} = \frac{-\varphi_i^{2b_i} \ln \varphi_i^2}{(1 + \varphi_i^{2b_i})^2} = -\varphi_i^{2b_i} \ln \varphi_i^2 \mu_i^2 \quad (2.47)$$

Untuk parameter c_{ij} :

$$\frac{\partial \mu_i}{\partial c_i} = \frac{\partial}{\partial c_i} \frac{1}{1 + \varphi_i^{2b_i}} = \frac{1}{(1 + \varphi_i^{2b_i})^2} \frac{2b_i \varphi_i^{2b_i-1}}{a_i} = \frac{2b_i}{x - c_i} \varphi_i^{2b_i} \mu_i^2 \quad (2.48)$$

2.6 Uang dan Uang Beredar

2.6.1 Uang

Uang adalah suatu benda yang dapat ditukarkan dengan suatu benda lainnya, dapat digunakan untuk menilai benda lain, dan dapat disimpan (Solikin & Suseno, 2002). Terdapat tiga jenis uang yaitu: uang kartal, uang giral, dan uang kuasi. Umumnya penggunaan uang bersifat tunai, yang biasanya menggunakan uang kartal yaitu uang kertas dan uang logam yang diciptakan bank sentral. Namun, saat bertransaksi dalam jumlah besar penggunaan uang kartal menjadi tidak efisien, karena harus menghitung dalam jumlah besar. Untuk mengatasi hal ini diciptakanlah uang giral oleh bank umum, seperti cek, transfer bank, dan *e-money*. Untuk menggunakan uang giral harus mempunyai rekening giro dari bank umum, lalu transaksi bisa dilakukan sewaktu-waktu layaknya uang kartal. Kemudian, uang kuasi merupakan jenis uang yang mempunyai jangka waktu untuk dapat ditarik atau digunakan, misalnya deposito dan surat berharga.

2.6.2 Uang Beredar

Banyaknya uang yang digunakan sektor swasta domestik sebagai kewajiban sistem moneter dalam mengeluarkan dan mengedarkan uang dikenal dengan istilah uang beredar. Berikut definisi uang beredar berdasarkan jenis uangnya (Solikin & Suseno, 2002):

- a. Uang beredar dalam arti sempit (M1) adalah uang beredar yang terdiri dari uang kartal dan uang giral.

- b. Uang beredar dalam arti luas (M2) adalah uang beredar yang terdiri dari uang kartal, uang giral, dan uang kuasi.

Jumlah uang beredar (M1) dihitung secara nasional dari perhitungan uang kertas dan uang logam yang dicetak dikurangi jumlah persediaan uang, uang yang dicabut, ditarik, serta uang yang digunakan untuk kepentingan penelitian yaitu laboratorium uang dan uji coba mesin. Uang beredar mempengaruhi keberlangsungan sistem pembayaran di sektor rumah tangga, kestabilan perekonomian, proses penciptaan uang, beserta *clean money policy* yaitu proses menjaga dan meningkatkan kualitas uang (Bank Indonesia, 2013).

2.7 *Inflow dan Outflow Uang Kartal*

Inflow dan *outflow* uang kartal merupakan aliran uang kertas dan uang logam antara masyarakat dengan bank sentral. Ini menjadi indikator utama pengedaran uang. Berikut definisi *inflow* dan *outflow* uang kartal (Bank Indonesia, 2016):

- a. *Inflow* uang kartal adalah informasi mengenai aliran uang kertas dan uang logam yang masuk dari perbankan dan masyarakat ke Bank Indonesia, terdiri dari setoran bank umum, setoran non-bank, kas keliling dalam rangka hasil penukaran, penyetoran dalam rangka kas titipan di bank umum, dan penyetoran lainnya.
- b. *Outflow* uang kartal adalah informasi mengenai aliran uang kertas dan uang logam yang keluar dari Bank Indonesia kepada perbankan dan masyarakat, terdiri dari penarikan bank umum, penarikan non-bank, kas keliling dalam

rangka penukaran, penarikan dalam rangka kas titipan di bank umum, dan penarikan lainnya.

Saat *inflow* lebih besar dari *outflow*, hal ini disebut dengan *net inflow*, dan sebaliknya disebut dengan *net outflow*.

BAB III

METODE PENELITIAN

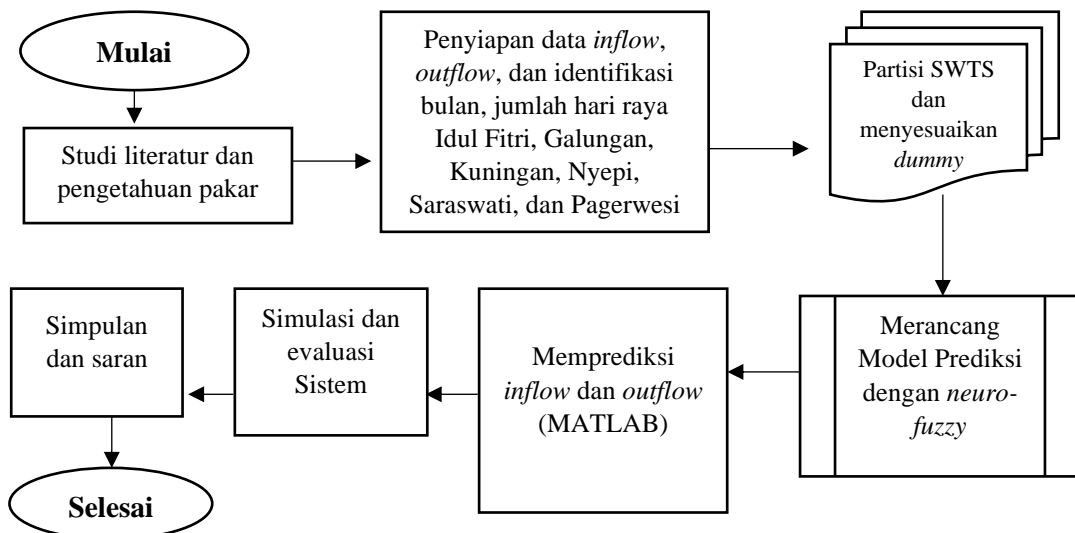
3.1 Jenis dan Sumber Data

Jenis data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diambil dari Divisi Sistem Pembayaran dan Pengelolaan Uang Rupiah Bank Indonesia Provinsi Bali. Data yang diambil merupakan data deret waktu dua variabel yaitu *inflow* dan *outflow* uang kartal sebanyak 99 data dengan interval bulanan dari Januari 2011 sampai dengan Maret 2019.

3.2 Analisis Data

3.3.1 Diagram Alir Analisis Data

Secara garis besar, analisis data ditunjukkan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Diagram Alir Analisis Data

3.3.2 Penyiapan Data

Data yang disiapkan menggunakan Microsoft Excel 2016 dengan format *comma separated value* (CSV), karena sederhana dan kompatibel untuk beragam perangkat lunak *numerical tools*. Adapun beberapa hal yang dilakukan, yaitu:

- a. Penyiapan data *inflow* dan *outflow* berjumlah masing-masing sebanyak 99 data dalam satuan juta rupiah. Data *inflow* dan *outflow* masing-masing disimbolkan dengan variabel A_i dan B_i dengan i menyatakan data ke – 1, 2, 3, ... 99, dimulai dari bulan Januari 2011 sampai dengan Maret 2019.
- b. Identifikasi variabel *dummy* bulan

Variabel *dummy* diidentifikasi suatu nilai nominal yang kemudian di proses dengan metode mean encoding. Sehingga setiap bulan didefinisikan dengan nilai *dummy* 1 – 12, yaitu Januari = 1, Februari = 2, Maret = 3, April = 4, Mei = 5, Juni = 6, Juli = 7, Agustus = 8, September = 9, Oktober = 10, November = 11, dan Desember = 12. Selanjutnya *dummy* bulan disimbolkan dengan variabel M_i dengan i menyatakan data ke – 1, 2, 3, ... 99, dimulai dari bulan Januari 2011 sampai dengan Maret 2019.

- c. Identifikasi jumlah hari raya Galungan dan Kuningan per bulan

Untuk mengidentifikasi jumlahan hari raya Galungan dan Kuningan per bulan digunakan bantuan program “Balabali Kalender” untuk sistem operasi Microsoft Windows (BalaBali, 2012). Nilai identifikasi hari raya Galungan dan Kuningan dihitung mundur selama 28 hari dari hari raya Kuningan. Selanjutnya jumlahan hari raya Galungan dan Kuningan per bulan

disimbolkan dengan variabel G_i dengan i menyatakan data ke – $1, 2, 3, \dots 99$, dimulai dari bulan Januari 2011 sampai dengan Maret 2019.

a. Identifikasi jumlah hari raya Idul Fitri per bulan

Puncak hari raya Idul Fitri berlangsung selama 2 hari, penelitian ini menggunakan interval 28 hari untuk hari raya Idul Fitri dengan H_1 dan H_2 . Perhitungan dihitung mundur selama tiga minggu dari H_1 ditambahkan perhitungan maju selama satu minggu dari H_2 . Jumlah hari raya diambil sesuai dengan banyaknya hari yang memuat hari raya Idul Fitri per bulan yang dihitung. Selanjutnya jumlah hari raya Idul Fitri per bulan disimbolkan dengan variabel F_i dengan i menyatakan data ke – $1, 2, 3, \dots 99$, dimulai dari bulan Januari 2011 sampai dengan Maret 2019.

b. Identifikasi jumlah hari raya Nyepi per bulan

Identifikasi hari raya Nyepi dihitung mundur dari Ngembak Geni selama 14 hari. Selanjutnya jumlah hari raya Nyepi per bulan disimbolkan dengan variabel N_i dengan i menyatakan data ke – $1, 2, 3, \dots 99$, dimulai dari bulan Januari 2011 sampai dengan Maret 2019.

c. Identifikasi jumlah hari raya Saraswati dan Pagerwesi per bulan

Identifikasi hari raya Saraswati dan Pagerwesi dihitung mundur dari Pagerwesi selama 7 hari. Selanjutnya jumlah hari raya Saraswati dan Pagerwesi per bulan disimbolkan dengan variabel S_i dengan i menyatakan

data ke $- 1, 2, 3, \dots 99$, dimulai dari bulan Januari 2011 sampai dengan Maret 2019.

Diperoleh 99 data seperti yang ditunjukkan Tabel 3.1 berikut.

i	Tanggal	<i>Inflow</i> (juta)	<i>Outflow</i> (juta)		GK	IF	N	SP	Bulan	Catatan
	-	A_i	B_i		G_i	F_i	N_i	S_i	M_i	-
1	Jan-2011	463494	177048		0	0	0	0	1	
2	Feb-2011	401271	353182		0	0	8	0	2	
3	Mar-2011	531832	580844		0	0	6	0	3	5 (N)
4	Apr-2011	430927	662005		0	0	0	7	4	27 (SP)
5	May-2011	474448	652356		0	0	0	0	5	
⋮										
97	Jan-2019	3472271	362282		5	0	0	0	1	5 (GK)
98	Feb-2019	1615987	1287582		0	0	6	0	2	
99	Mar-2019	1701099	2032198		0	0	8	0	3	7 (N)

Tabel 3.1 Data *Inflow* dan *Outflow* dengan Variabel *Dummy*

Sehingga data yang akan diproses selanjutnya merupakan sebuah vektor baris berukuran 7.

$$x_i = [a_i \quad b_i \quad g_i \quad f_i \quad n_i \quad s_i \quad m_i] \quad (3.1)$$

dengan x_i menyatakan data ke $- i$ yang akan diproses, i menyatakan data ke $1, 2, 3, \dots 99$, a_i menyatakan *inflow* uang kartal data ke $- i$, b_i menyatakan *outflow* uang kartal data ke $- i$, g_i menyatakan jumlah hari raya Galungan dan Kuningan data ke $- i$, dan f_i menyatakan jumlah hari raya Idul Fitri data ke $- i$, n_i menyatakan jumlah hari raya Nyepi data ke $- i$, s_i menyatakan jumlah hari raya Saraswati dan Pagerwesi data ke $- i$, dan m_i menyatakan nilai variabel *dummy* data ke $- i$.

3.3.3 Sliding Window Time Series Analysis (SWTS)

Pengolahan data berdasarkan *sliding window time series analysis* (SWTS) menggunakan perangkat lunak MATLAB 2016a. Adapun langkah-langkah yang dilakukan:

a. Partisi data dengan *sliding window time series analysis* (SWTS)

Sebelum diproses *neuro-fuzzy*, data *inflow* dan *outflow* yang disiapkan sebelumnya dipartisi berdasarkan *sliding window time series analysis* (SWTS) menjadi beberapa segmen. Didefinisikan nilai panjang segmen (l) adalah tiga.

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ \vdots \\ x_{99} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 & g_1 & f_1 & n_1 & s_1 & m_1 \\ a_2 & b_2 & g_2 & f_2 & n_2 & s_2 & m_2 \\ a_3 & b_3 & g_3 & f_3 & n_3 & s_3 & m_3 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{99} & b_{99} & g_{99} & f_{99} & n_{99} & s_{99} & m_{99} \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ \vdots \\ y_{99} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 \\ a_2 & b_2 \\ a_3 & b_3 \\ \vdots & \vdots \\ a_{99} & b_{99} \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

diperoleh partisi matriks Y adalah matriks I sebagai partisi *input*, O sebagai partisi *output*, P sebagai matriks hasil partisi.

$$I = \begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \\ \vdots \\ i_{(99-l)-1} \\ z_{(99-l)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 & y_2 & \cdots & y_l \\ y_2 & y_3 & \cdots & y_{l+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{(99-l)-1} & y_{(99-l)} & \cdots & y_{97} \\ y_{(99-l)} & y_{(99-l)+1} & \cdots & y_{98} \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

$$O = \begin{bmatrix} o_1 \\ o_2 \\ \vdots \\ o_{(99-l)-1} \\ o_{(99-l)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{1+l} & b_{1+l} \\ a_{2+l} & b_{2+l} \\ \vdots & \vdots \\ a_{98} & b_{98} \\ a_{99} & b_{99} \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

$$P = [I \ O] = \begin{bmatrix} y_1 & y_2 & \dots & y_l & a_{1+l} & b_{1+l} \\ y_2 & y_3 & \dots & y_{l+1} & a_{2+l} & b_{2+l} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ y_{(99-l)-1} & y_{(99-l)} & \dots & y_{97} & a_{98} & b_{98} \\ y_{(99-l)} & y_{(99-l)+1} & \dots & y_{98} & a_{99} & b_{99} \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

untuk $l = 3$, diperoleh

$$I = \begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \\ \vdots \\ i_{95} \\ i_{96} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 & y_2 & y_3 \\ y_2 & y_3 & y_4 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ y_{95} & y_{96} & y_{97} \\ y_{96} & y_{97} & y_{98} \end{bmatrix} \quad O = \begin{bmatrix} o_1 \\ o_2 \\ \vdots \\ o_{98} \\ o_{99} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_4 & b_4 \\ a_5 & b_5 \\ \vdots & \vdots \\ a_{98} & b_{98} \\ a_{99} & b_{99} \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

Misalnya digunakan untuk memprediksi *outflow* dengan data *inflow*, diperoleh

$$[I_a \ O_b] = \begin{bmatrix} i_{a_1} & o_{b_1} \\ i_{a_2} & o_{b_2} \\ \vdots & \vdots \\ i_{a_{95}} & o_{b_{95}} \\ i_{a_{96}} & o_{b_{96}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_{a_1} & y_{a_2} & y_{a_3} & b_4 \\ y_{a_2} & y_{a_3} & y_{a_4} & b_5 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ y_{a_{95}} & y_{a_{96}} & y_{a_{97}} & b_{98} \\ y_{a_{96}} & y_{a_{97}} & y_{a_{98}} & b_{99} \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

$$= \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 & b_4 \\ a_2 & a_3 & a_4 & b_5 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{95} & a_{96} & a_{97} & b_{98} \\ \underbrace{a_{96} & a_{97} & a_{98}}_{input} & \underbrace{b_{99}}_{output} \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

- b. Menambahkan variabel hari raya dengan pembobotannya sebagai *input*

Tambahan variabel hari raya dimaksudkan untuk meningkatkan performa model. Nilai variabel hari raya merupakan jumlah seluruh identifikasi yang telah dilakukan dengan pembobotan terhitung.

$$H = \sum HR \times B \quad (3.10)$$

Dengan H menyatakan nilai variabel hari raya yang diproses, HR menyatakan identifikasi suatu nilai hari raya dalam suatu bulan, dan B menyatakan nilai

bobot hari raya tersebut. Nilai pembobotan awal didefinisikan dengan $B = 1$, kemudian disesuaikan untuk menghasilkan performa yang optimal. Karena variabel hari raya merupakan suatu variabel yang nilainya pasti, maka nilai variabelnya pada tiap segmen diambil pada bulan yang diprediksi. Misalnya untuk $l = 3$, diperoleh matriks partisi *sliding window time series* dengan tambahan variabel hari raya berikut.

$$[I_a \ H \ O_b] = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 & h_4 & b_4 \\ a_2 & a_3 & a_4 & h_5 & b_5 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{95} & a_{96} & a_{97} & h_{98} & b_{98} \\ a_{96} & a_{97} & a_{98} & h_{99} & b_{99} \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

$\underbrace{\hspace{10em}}_{input}$
 $\underbrace{\hspace{2em}}_{output}$

- c. Menambahkan variabel *dummy* bulan sebagai *input*

Tambahan variabel *dummy* bulan dimaksudkan untuk meningkat performa prediksi model. Nilai nominal bulan dikonversi dengan algoritme *mean encoding*, sebagai suatu nilai rata-rata *output* dalam data *training* masing-masing nominal bulan. Nilai bulan tiap segmen disesuaikan dengan bulan *output*. Sehingga diperoleh matriks partisi *sliding window time series* dengan tambahan variabel hari raya dan variabel *dummy* bulan berikut.

$$[I_a \ H \ M \ O_b] = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 & h_4 & m_4 & b_4 \\ a_2 & a_3 & a_4 & h_5 & m_5 & b_5 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{95} & a_{96} & a_{97} & h_{98} & m_{98} & b_{98} \\ a_{96} & a_{97} & a_{98} & h_{99} & m_{99} & b_{99} \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

$\underbrace{\hspace{10em}}_{input}$
 $\underbrace{\hspace{2em}}_{output}$

- d. Menentukan *Intelligent predictor*

Intelligent predictor pada *sliding window time series analysis* memetakan elemen *input* matriks partisi dengan elemen *output* menggunakan metode

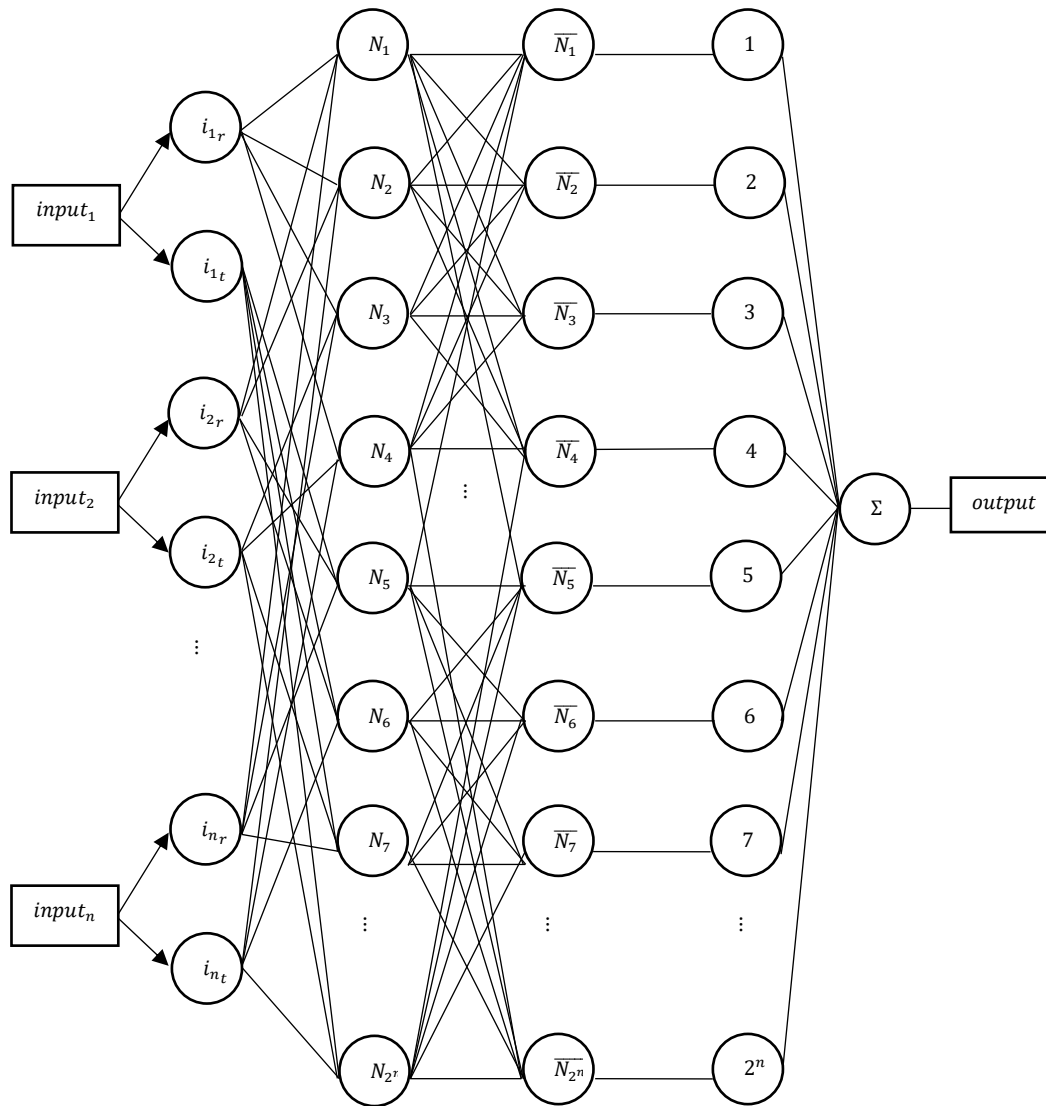
neuro-fuzzy sebagai proses pembelajaran (*train*) dan prediksi (*test*). Sehingga dapat dibentuk *state space* matriks dari proses prediksi baru.

$$output = \psi(input) \quad (3.13)$$

dengan ψ menyatakan *intelligent predictor* yaitu sistem inferensi *fuzzy* dengan arsitektur ANFIS untuk melakukan proses *train – test*, *input* menyatakan elemen *input* pada matriks partisi, dan *output* menyatakan elemen *output* pada matriks partisi.

3.3.4 Perancangan arsitektur ANFIS

Perancangan arsitektur ANFIS menggunakan *rule base* sugeno dengan algoritme pembelajaran *hybrid*. Defuzzifikasi data *input* menggunakan dua variabel linguistik, yaitu RENDAH dan TINGGI. Pembuatan arsitektur menggunakan *library grid partition (genfis1)* di MATLAB. Karena tiap *input* difuzzikan ke dalam dua variabel linguistik, aturan *fuzzy* yang dibentuk arsitektur *grid partition* dengan menggunakan MATLAB adalah sebanyak 2^n dengan n adalah jumlah *input* pada arsitektur ANFIS.



Gambar 3.2 Rancangan Struktur ANFIS suatu Iterasi

Gambar 3.2 menunjukkan rancangan arsitektur ANFIS suatu iterasi untuk memprediksi *inflow* dan *outflow*. Dengan vektor *input* menyatakan $[input_1 \ \dots \ input_n]$ merupakan *input* data yang diproses oleh *neuro-fuzzy* yang terdiri dari lima *layer* sebagai *intelligent predictor*, menghasilkan vektor *output* menyatakan $[a]$ untuk prediksi *inflow* atau $[b]$ untuk prediksi *outflow*. Arsitektur ANFIS akan dijalankan dengan menggunakan perangkat lunak MATLAB 2016a.

i. *Layer 1*: Fuzzifikasi

Fuzzifikasi tiap *input* sebagai *premise* aturan *fuzzy* dengan 2 fungsi keanggotaan *generalized bell* (*gbell*). Fungsi keanggotaan diperlihatkan sebagai berikut.

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c}{a} \right|^{2b}}; b = 1 \quad (3.14)$$

- a Fungsi keanggotaan *input inflow* setiap indeks: RENDAH dan TINGGI
- b Fungsi keanggotaan *input outflow* setiap indeks: RENDAH dan TINGGI
- c Fungsi keanggotaan *input* hari raya: RENDAH dan TINGGI
- d Fungsi keanggotaan *input dummy* bulan: RENDAH dan TINGGI

Digunakan algoritme FCM untuk membentuk 2 *cluster* yang menentukan *premise parameters* a (standar deviasi *cluster*) dan c (*centroid cluster*) fungsi keanggotaan *generalized bell* (*gbell*) tiap neuron sesuai kecenderungannya. parameter a, c pada fungsi keanggotaan *generalized bell* (*gbell*) tiap neuron pada *layer* satu, dihitung berdasarkan masing-masing kolom matriks *input* menghasilkan masing-masing matriks parameter a dan c berorde $(\text{ukuran kolom input}) \times 2$.

ii. *Layer 2*: Aturan *fuzzy*

Layer dua merupakan *hidden layer* berisi neuronnya sebanyak 2^n , dengan n menyatakan jumlah kolom *input* yang dihubungkan dengan operator AND untuk membentuk aturan *fuzzy*. Jumlah aturan *fuzzy* yang dibentuk sebanyak 2^n .

iii. Layer 3: Normalized Fire Strength

Tiap neuron pada *layer* tiga menghitung *normalized fire strength* tiap α – *predikat* pada *layer* dua yang terhubung dengannya.

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^n w_i}; i = 1, 2, \dots, 2^n \quad (3.15)$$

Dengan w_i adalah tiap derajat keanggotaan fungsi operasi *fuzzy* yang menuju *neuron* ke – i pada *layer* tiga.

iv. Layer 4: Defuzzifikasi

Layer empat merupakan proses defuzzifikasi dengan menggunakan *consequent parameter* yang bersesuaian dengan aturan *fuzzy* sugeno pada *layer* dua.

$$\vartheta_i = \bar{w}_i f_i; i = 1, 2, \dots, 2^n \quad (3.16)$$

$$f_i = c_{1i} \text{input}1_i + c_{2i} \text{input}2_i + \dots + c_{ni} \text{input}n + c_{n+1i} \quad (3.17)$$

dengan ϑ_i menyatakan *neuron* ke – i pada *layer* empat, \bar{w}_i menyatakan *normalized fire strength* yang menuju *neuron* ke – i pada *layer* empat, dan f_i menyatakan fungsi defuzzifikasi sebagai fungsi linier yang memuat *consequent parameter* (c_1, c_2, \dots, c_{n+1}) yang bersesuaian dengan aturan *fuzzy* ke – i .

v. Layer 5: Output keseluruhan

Arsitektur ANFIS terdiri dari satu neuron yang berisi prediksi *inflow* atau *outflow* uang kartal. Tiap sinyal yang menuju tiap neuron pada *layer* lima akan dihitung jumlahnya pada masing-masing neuron.

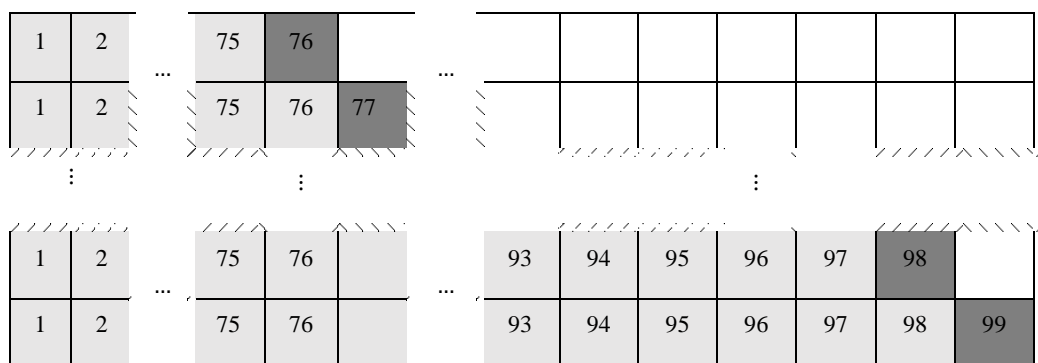
$$\vartheta_{1,2} = \sum_i^n \bar{w}_i f_i; n = 1, 2, 3, \dots, 2^n \quad (3.18)$$

dengan:

$\vartheta_{1,2}$ = neuron ke – 1 atau 2 pada *layer* lima

Arsitektur ANFIS dilatih menggunakan algoritme pembelajaran *hybrid* untuk dibandingkan.

3.3.5 Menjalankan dan Evaluasi Performa Prediksi



Gambar 3.3 Tabel Evaluasi Prediksi *Inflow* dan *Outflow* secara *Walk Forward Validation*

Untuk memprediksi *inflow* dan *outflow* uang kartal di Provinsi Bali, arsitektur ANFIS dijalankan dan dievaluasi menggunakan perangkat lunak MATLAB 2016a. Penghitungan *error* tiap *test* dilakukan secara *walk forward validation*, sehingga dapat memberikan simulasi nyata karena data aktual sebelumnya dapat ditambahkan sebagai data *train* saat *test* berikutnya (Falessi, *et al.*, 2018).

Analisis performa secara *walk forward validation* ditunjukkan Gambar 3.3 dengan melakukan 24 kali *splitting*. Dengan *T* pada tabel menyatakan segmen data berpasangan untuk *Z* dan *P*. Warna abu-abu muda menunjukkan data pelatihan dan abu-abu tua menyatakan data *test*. Hasil *Test* dievaluasi untuk 24 bulan terakhir atau

sekitar 24% dari seluruh data. Evaluasi dihitung berdasarkan nilai MAPE dan NRMSE yaitu (Khair, *et al.*, 2017):

$$MAPE = \frac{\sum_N \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i}}{N} \times 100\% \quad (3.19)$$

dengan *MAPE* menyatakan “*mean absolute percentage error*”, \hat{y}_i menyatakan nilai prediksi data ke i , y_i menyatakan data aktual yang diprediksi, dan N menyatakan total data.

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2}{N}}}{y_{max} - y_{min}} \quad (3.20)$$

dengan *NRMSE* menyatakan “*normalized root mean square error*”, \hat{y}_i ini nilai prediksi data ke i , y_i menyatakan data aktual yang diprediksi, N menyatakan total data, y_{max} menyatakan data aktual maksimum yang diprediksi, dan y_{min} menyatakan data aktual minimum yang diprediksi. Nilai MAPE dan NRSME model diinterpretasikan berdasarkan tabel berikut.

Interpretasi Nilai <i>Error</i>	
Nilai (%)	Interpretasi
< 10	Sangat Akurat
[10 – 20]	Akurat
(20 – 50]	Patut dipertimbangkan (Wajar)
> 50	Tidak Akurat

Tabel 3.2 Interpretasi Prediksi berdasarkan *Error* (Lewis, 1982)

Evaluasi MAPE dan NRMSE digunakan untuk melihat akurasi simulasi berdasarkan model yang dirancang. Nilai MAPE dan NRMSE lebih mudah untuk

dipahami karena *error* simulasi dihitung berdasarkan persentase. Sehingga kedua perhitungan *error* dapat dibandingkan. Dilain pihak perhitungan NRMSE secara langsung menghasilkan nilai *error* lain yang berkaitan yaitu MSE dan RMSE. Sebagaimana dua penelitian rujukan yang digunakan penelitian ini menggunakan evaluasi RMSE untuk menghitung *error*. Namun, nilai RMSE tidak dapat digunakan sebagai pembanding nilai *error* hasil kedua penelitian tersebut dikarenakan secara kuantitatif nilai RMSE bersesuaian dengan rentang data yang disimulasikan penelitian terkait.

BAB IV

PEMBAHASAN

4.1 Model dan Simulasi Inferensi *Fuzzy* Deret Waktu

Simulasi model inferensi *fuzzy* untuk prediksi deret waktu sebagai n input dan satu output-nya berdasarkan *walk forward validation*. Data input didefinisikan sebagai satu variabel utama dan variabel *dummy* hari raya dan bulan dalam ekstensi CSV. Variabel tambahan berupa variabel hari raya terdiri dari Idul Fitri, Galungan, Kuningan, Nyepi, Saraswati, Pagerwesi dan bulan. *Dummy* bulan yang berbentuk nominal diproses dengan algoritme *mean encoding*. Sedangkan variabel *dummy* hari raya yang diproses merupakan jumlahan seluruh hari raya dengan masing-masing bobot terhitung.

4.4.1 *Walk Forward Validation*

Tabel 4.1 menunjukkan sistem inferensi *fuzzy* disimulasikan secara *walk forward validation* dilakukan terhadap 24.

Data <i>train</i> vs <i>test</i>	Simulasi
1 s/d $(n - 22)$ vs $(n - 23)$	Prediksi $(n - 23)$ vs Aktual <i>Output</i> $(n - 23)$
1 s/d $(n - 21)$ vs $(n - 22)$	Prediksi $(n - 22)$ vs Aktual <i>Output</i> $(n - 22)$
\vdots	\vdots
1 s/d $(n - 1)$ vs n	Prediksi (n) vs Aktual <i>Output</i> (n)

Tabel 4.1 Pembagian Data Train dan Test dalam *Simulasi Walk Forward Validation*

4.4.2 Normalisasi Data

Data *train* dan *test* dinormalkan untuk setiap simulasi berdasarkan nilai minimal dan maksimal di setiap kolom data *train*. Normalisasi dilakukan untuk membentuk data simulasi yang menghasilkan model yang optimal dan menghindari hasil prediksi negatif atau terlampaui besar. Matriks data *train* dinormalkan berdasarkan nilai minimal dan maksimal tiap kolomnya. Sedangkan data *test* dinormalkan berdasarkan nilai minimal dan maksimal tiap kolom data *train*. Berikut algoritme normalisasi dalam bentuk *function*.

Algoritme normalisasi data *train*:

$$[N \ P] = f_normal(X)$$

- i. Definisikan *function* “f_normal”
- ii. Definisikan matriks X sebagai *input function* “f_normal”
- iii. Definisikan matriks N sebagai *output* yaitu matriks X yang telah dinormalkan
- iv. Definisikan matriks P sebagai *output* dengan baris ke -1 nilai minimum dan ke -2 maksimum tiap kolom matriks X
- v. Hitung matriks U sebagai ukuran matriks x
- vi. Definisikan $j = 1$
- vii. Lakukan blok berikut selama $j \leq u_{1,2}$
 - a. $p_{1,j} =$ nilai minimum kolom ke $-j$ matriks X
 - b. $p_{2,j} =$ nilai maksimum kolom ke $-j$ matriks X
 - c. Definisikan $i = 1$
 - d. Lakukan blok berikut selama $i \leq u_{1,1}$

$$n_{i,j} = (x_{i,j} - u_{1,j}) / (u_{2,j} - u_{1,j})$$

viii. Selesai

Algoritme normalisasi data *test*:

$$N = f_normal_x(X, P)$$

- i. Definisikan *function* “f_normal_x”
- ii. Definisikan matriks X yang dinormalkan sebagai *input function* “f_normal_x”
- iii. Definisikan matriks P sebagai parameter nilai minimum dan maksimum tiap kolom matriks *train* pada *input* fungsi “f_normal_x”
- iv. Definisikan N sebagai *output* fungsi “f_normal_x”
- v. Hitung matriks U sebagai ukuran matriks x
- vi. Definisikan $j = 1$
- vii. Lakukan blok berikut selama $j \leq u_{12}$
 - a. $min = p_{1,j}$
 - b. $max = p_{2,j}$
 - c. Definisikan $i = 1$
 - d. Lakukan blok berikut selama $i \leq u_{1,1}$

$$n_{i,j} = (x_{i,j} - min) / (max - min)$$

viii. Selesai

4.4.3 Sliding Window Time Series Analysis

Partisi data digunakan untuk membentuk data yang diproses pada sistem inferensi *fuzzy*. Partisi data mengikuti metode *sliding window time series analysis* (SWTS) dengan modifikasi variabel *dummy input* diambil dari *dummy* yang terjadi pada *output*-nya. Berikut algoritme *sliding window time series analysis* dalam bentuk *function*.

$$K = f_swts_matrix(M, p, in, out, [D])$$

- i. Definisikan *function* “f_swts_matrix”
- ii. Definisikan *input* matriks M sebagai matriks yang akan dipartisi
- iii. Definisikan *input* jumlah partisi p , in sebagai indeks kolom partisi *input*, out sebagai indeks kolom partisi *output*, dan indeks kolom *dummy* dalam vektor D berorde 1×2 berisi nilai 0 (*tidak digunakan*) atau 1 (*gunakan*)
- iv. Definisikan K sebagai *output function* “f_swts_matrix”
- v. Hitung s sebagai jumlah segmen = jumlah data – p
- vi. Definisikan matriks nol K dengan ukuran $s \times p$
- vii. Definisikan $x = 1$
- viii. Lakukan blok berikut hingga $x \leq s$
 - a. Definisikan $t = 1$
 - b. Lakukan blok berikut hingga $t \leq p$

$$k_{x,t} = m_{t+(x-1)p, input}$$

- c. Jika $d_1 = 1$ (*dummy* hari raya)

$$k_{x,p+d_1} = m_{x+p,3}$$

⋮

- o. Jika $d_2 = 1$ (*dummy* bulan)

$$k_{x,p+d_1+d_2} = m_{x+p,4}$$

- p. $k_{x,p+d_1+d_2+1} = m_{x+p,output}$

- ix. Selesai

4.4.4 Algoritme *Mean Encoding*

Mean Encoding digunakan untuk mengubah data nominal dari *dummy* bulan berdasarkan *mean output* data *training*. Metode ini bertujuan sebagai model *neuro-fuzzy* saat implementasi *input* data *dummy* bulan. Sehingga sistem inferensi *fuzzy* dapat berjalan dengan penggunaan sumber daya komputasi yang lebih kecil dan meminimalkan kompleksitas model (*dimensionality reduction*) dibandingkan dengan menambahkan variabel baru untuk setiap bulan.

Algoritme fungsi pembentuk nilai *mean* masing-masing bulan:

$$R = f_mean_encoding (train, out)$$

- i. Definisikan *function* “*f_mean_encoding*”
- ii. Definisikan *R* sebagai *output* dari *function* “*f_mean_encoding*”
- iii. Definisikan “*train*” sebagai matriks data *training* dan “*out*” sebagai indeks *output training*
- iv. Definisikan variabel $dat = train$
- v. Definisikan *C* matriks nol berorde 12×2
- vi. Lakukan blok berikut hingga $i \leq 12$

a. Lakukan blok berikut hingga $x \leq \text{panjang}(\text{dat})$

i. Jika $\text{dat}_{1,4} = i$

$$C_{i,1} = C_{i,1} + \text{dat}_{x,out}$$

$$C_{1,2} = C_{i,2} + 1$$

b. Selesai

vii. Hitung R sebagai pembagian setiap kolom 1 dengan 2 matriks C .

viii. Selesai

Algoritme fungsi pengubahan nilai nominal bulan ke nilai *mean*:

$$E = f_encode(bulan, R)$$

i. Definisikan *function* “f_encode”

ii. Definisikan “bulan” dan “R” sebagai *input function* “f_encode”

iii. Definisikan variabel $\text{dat} = \text{bulan}$

iv. Definisikan variabel $\text{code} = R$

v. Lakukan blok berikut hingga $i \geq \text{panjang}(\text{dat})$

a. Lakukan blok berikut hingga $x \geq 12$

i. Jika $\text{dat}_i = x$

$$E_{i,1} = \text{code}_x$$

b. Selesai

vi. Print matriks E

vii. Selesai

4.4.5 Sistem Inferensi Fuzzy

Sistem inferensi *fuzzy* untuk prediksi deret waktu menggunakan arsitektur ANFIS sebagai *intelligent predictor* dengan *input* dan *output* diperlihatkan pada gambar berikut.

<i>Input</i> utama berdasarkan segmen SWTS (X)	Inferensi <i>fuzzy</i> (ANFIS)	<i>Output</i> berdasarkan segmen SWTS (Y)
<i>Input</i> variabel tambahan (hari raya atau bulan)		

Tabel 4.2 Sistem Inferensi *Fuzzy Input-Output* dengan *Sliding Window Time Series Analysis*

4.4.6 Denormalisasi

Denormalisasi digunakan untuk mengembalikan nilai *output* prediksi dan *output* aktual sehingga performa model prediksi yang dibuat dapat dievaluasi. Denormalisasi dilakukan pada setiap simulasi *walk forward validation* berdasarkan parameter nilai minimal dan maksimal tiap kolom data *train*.

Algoritme denormalisasi:

$$D = \text{denormal}(A, P)$$

- Definisikan *function* “denormal”
- Definisikan *input* matriks A yang diproses
- Definisikan *input* matriks P sebagai parameter denormalisasi
- Definisikan *output* matriks D

- e. Hitung U ukuran matriks A
- f. Definisikan $j = 1$
- g. Lakukan blok berikut hingga $j \leq u_{1,2}$
 - a. Definisikan $i = 1$
 - b. Lakukan blok berikut hingga $i \leq ij_{1,1}$

$$d_{i,j} = (a_{i,j} \times (p_{2,j} \times p_{1,j}) + p_{1,j})$$

- h. Selesai

4.4.7 Algoritme Simulasi ANFIS

Berikut algoritme program yang digunakan untuk menghasilkan prediksi deret waktu dengan tambahan variabel hari raya atau bulan.

- a. Baca in = indeks kolom *input* utama ANFIS dimasukkan pengguna
- b. Baca out = indeks kolom *output* ANFIS dimasukkan pengguna
- c. Baca $part$ = jumlah partisi SWTS dimasukkan pengguna
- d. Definisikan $s = 24$ sebagai jumlah simulasi
- e. Definisikan dan baca data CSV sebagai matriks dengan jumlah kolom 7, yaitu kolom *Inflow*, *Outflow*, Galungan & Kuningan, Idul Fitri, Nyepi, Pagerwesi & Saraswati, dan *dummy* bulan.
- f. Definisikan matriks F berdasarkan data CSV dan pembobotannya

$$F = [CSV_{v,1} \ CSV_{v,2} \ (CSV_{v,3}b1 + CSV_{v,4}b2 + CSV_{v,5}b3 + CSV_{v,6}b4) \\ + CSV_{v,7}]$$

- g. Definisikan $i = 1$
- h. Lakukan blok berikut hingga $i \leq s$

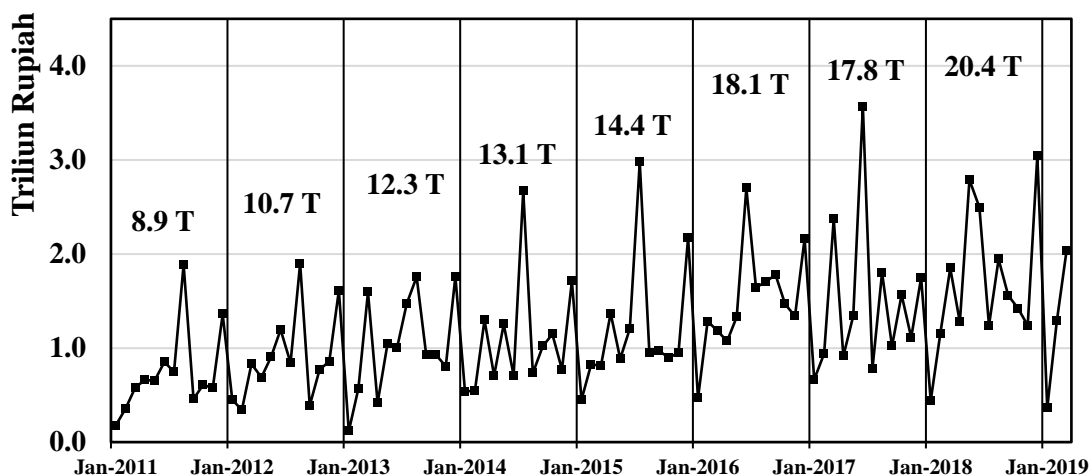
- i. Definisikan $t = s + 1 - i$
- ii. Definisikan $SPLIT = panjang\ baris\ (F) - t$
- iii. $R = f_{mean\ encoding}(F\ dengan\ indeks\ baris \leq SPLIT, out)$
- iv. $Fe = [F_{v,1} F_{v,2} F_{v,3} (f_{encode}(F_{v,3}, R))]$
- v. $[PRETRAIN\ P] = f_{normal}\ (Fe\ dengan\ indeks\ baris \leq SPLIT)$
- vi. $PRETEST = f_{normal_x}\ (Fe\ dengan\ indeks\ SPLIT + 1, P)$
- vii. $SIMULASI = \begin{bmatrix} PRETRAIN \\ PRETEST \end{bmatrix}$
- viii. $DATASET = f_{swts_matrix}\ (SIMULASI, part, in, out, [D])$
- ix. $TRAIN = DATASET\ dengan\ indeks\ baris \leq SPLIT - part$
- x. $TEST = DATASET\ dengan\ indeks\ baris = SPLIT + 1 - part$
- xi. Lakukan pelatihan terhadap $TRAIN$ dengan ANFIS
- xii. Definisikan $Y_{i,1} = f_{denormal_x}\ (TEST_{1,m}, P_{1 \leq y \leq 2,m})$ sebagai data aktual ke $-i$ pada simulasi, dengan m menyatakan indeks kolom terakhir masing-masing matriks, dan y menyatakan indeks baris matriks P
- xiii. Definisikan $Y_{i,2} =$ hasil prediksi dari data $TEST_{1,1 \leq y < m}$ yang dengan y menyatakan indeks kolom matriks $TEST$

$$Y_{i,2} = f_{denormal_x}\ (Prediksi(TEST_{1,1 \leq y < m}), P_{1 \leq y \leq 2,m})$$

- i. Buat grafik dengan matriks Y berdasarkan kolom aktual (x) dan prediksi (xi)
- j. Hitung MAPE matriks Y berdasarkan kolom aktual (x) dan prediksi (xi)
- k. Hitung NRMSE matriks Y berdasarkan kolom aktual (x) dan prediksi (xi)
- l. Selesai

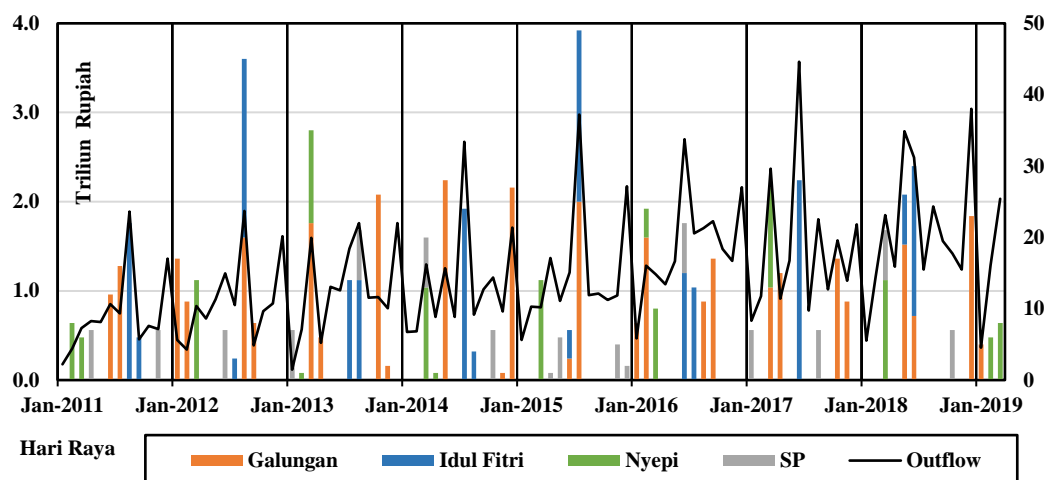
4.2 Gambaran Umum *Inflow* dan *Outflow* Uang Kartal di Provinsi Bali

Gambaran umum data untuk membuat model prediksi diperlihatkan oleh *Inflow* dan *Outflow* uang kartal di Provinsi Bali bulan Januari 2011 sampai dengan Maret 2019. Berikut pola diperlihat oleh masing-masing grafik berikut.



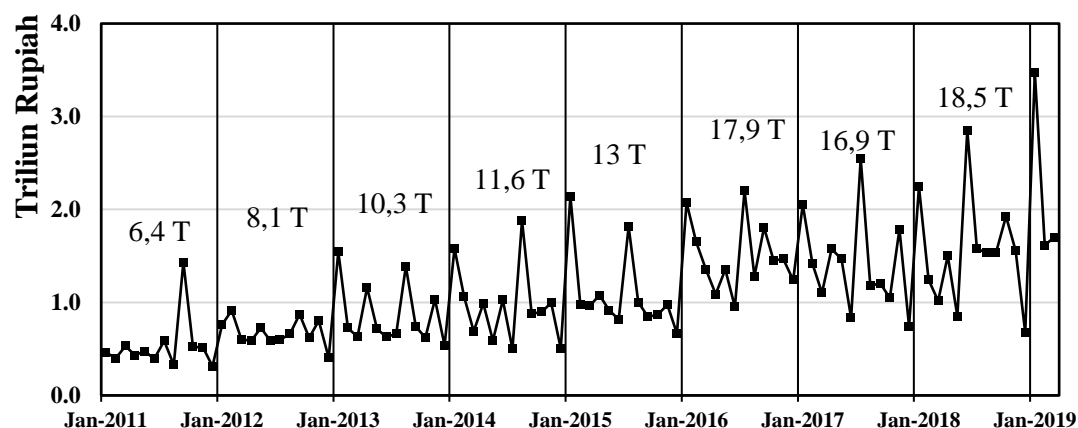
Gambar 4.1 Grafik *Outflow* Uang Kartal di Provinsi Bali

Gambar 4.1 menunjukkan *outflow* uang kartal di Provinsi Bali dari tahun 2011 sampai dengan 2018 mengalami peningkatan lebih dari 0,7 triliun rupiah/tahun. Kecuali pada tahun 2017, *inflow* uang kartal di Provinsi Bali mengalami penurunan sebanyak 0,317 triliun rupiah. Penurunan tersebut terjadi setelah adanya risiko resesi ekonomi global yang disebabkan oleh pengetatan kebijakan ekonomi di RRC dan pemilihan Donald Trump sebagai presiden Amerika Serikat (Zulfikar & Jayadi, 2017). Kemudian pola fluktuasi naik dan turun selalu terjadi setiap bulan Desember dan Januari.

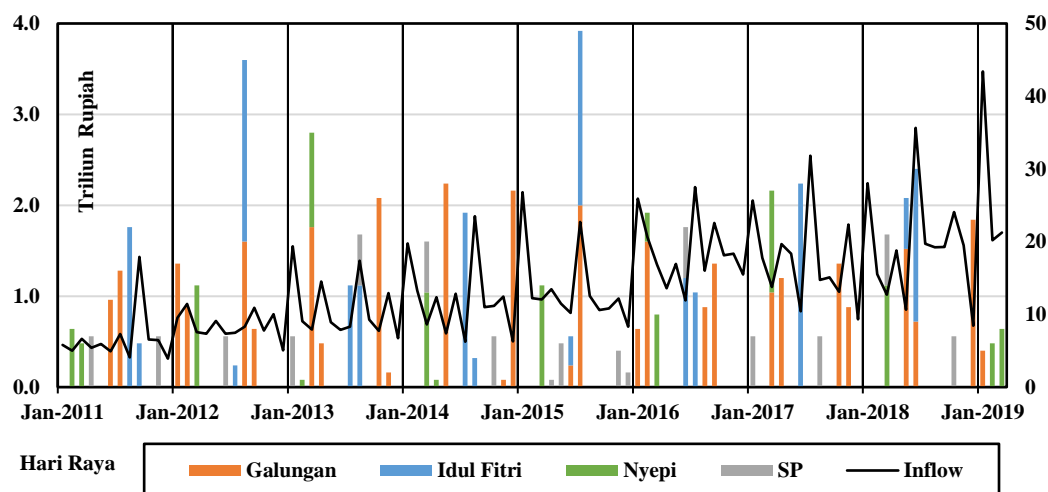


Gambar 4.2 Grafik *Outflow* Uang Kartal dengan Hari Raya Idul Fitri, Galungan, Kuningan, Nyepi, Saraswati, dan Pagerwesi di Provinsi Bali

Gambar 4.2 menunjukkan hasil Identifikasi hari raya Idul Fitri, Galungan, Kuningan, Nyepi, Saraswati, dan Pagerwesi pada data *outflow* uang kartal di Provinsi Bali. Saat hari raya Idul Fitri, jumlah *outflow* uang kartal di Provinsi Bali tahun 2011 sampai dengan Maret 2019 hampir semua berada di titik tertinggi tiap tahunnya. Sehingga dapat diketahui saat hari raya Idul Fitri mempunyai pengaruh tertinggi terhadap permintaan jumlah penggunaan uang kartal di masyarakat.



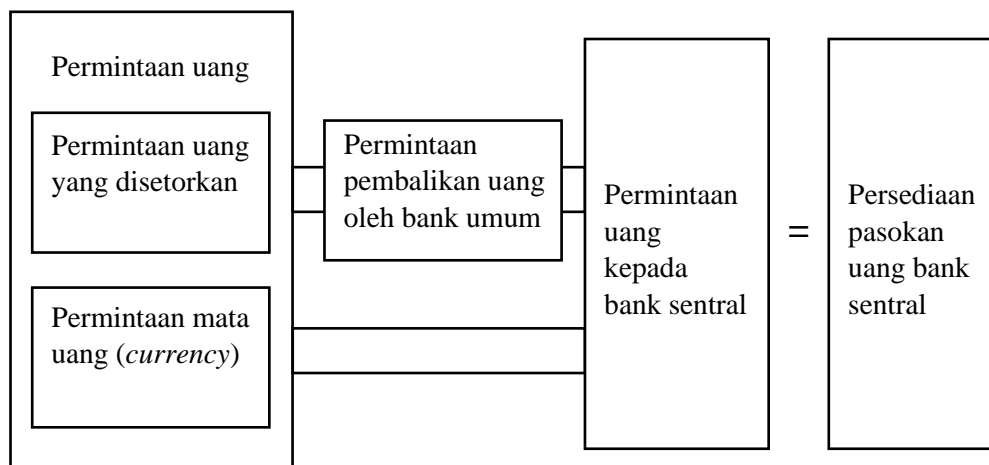
Gambar 4.3 Grafik *Inflow* Uang Kartal di Provinsi Bali



Gambar 4.4 Grafik *Inflow* Uang Kartal dengan Hari Raya Idul Fitri, Galungan, Kuningan, Nyepi, Saraswati, dan Pagerwesi di Provinsi Bali

Gambar 4.4 menunjukkan *inflow* uang kartal dari tahun 2011 sampai 2018 terus mengalami peningkatan lebih dari 1,1 triliun rupiah/tahun. Namun, sama halnya dengan *outflow* uang kartal di tahun 2017, *inflow* uang kartal juga mengalami penurunan yaitu sebesar 0,95 triliun rupiah. Terjadi pola fluktuasi di bulan Desember dan Januari. Gambar 4.4 menunjukkan identifikasi hari raya Idul Fitri, Galungan & Kuningan, Nyepi, Pagerwesi, dan Saraswati.

4.3 Model *Neuro-Fuzzy* Prediksi *Outflow* Uang Kartal di Provinsi Bali



Gambar 4.5 Skema Permintaan dan Persediaan Pasokan Uang di Bank Sentral

Gambar 4.5 merupakan skema permintaan dan persediaan pasokan uang di bank sentral, yang menunjukkan bagaimana sistem keuangan berlangsung antara masyarakat, bank umum, dan bank sentral (Chinn & University of Wisconsin, 2011). Permintaan uang yang disetorkan masyarakat menjadi penentu permintaan pembalikan uang yang dilakukan oleh bank umum kepada bank sentral, secara langsung merujuk pada *outflow* uang kartal dari bank sentral. Yaitu permintaan pembalikan uang, menunjukkan bank umum menarik uang yang telah disimpan sebelumnya di bank sentral. Sistem keuangan tersebut menunjukkan adanya saling keterkaitan antara *inflow* dan *outflow* uang kartal yang dilakukan oleh suatu bank umum dengan bank sentral. Karena saat suatu bank umum melakukan aktivitas *outflow*, kemungkinan besar bank tersebut tidak akan melakukan aktivitas *inflow* dalam jangka pendek.

Sehingga dapat dibuat perancangan model prediksi *outflow* dari bagan dan data hari raya di Provinsi Bali sebagai berikut.

$$Y_{outflow} = F(p(Inflow), \exists \sum (HR \times b), d_{bulan}) \quad (4.1)$$

dengan $Y_{outflow}$ menyatakan prediksi *outflow*, F menyatakan simbol fungsi *intelligent predictor* dari sistem *neuro-fuzzy*, $p(Inflow)$ menyatakan fungsi SWTS data *inflow*, d_{bulan} menyatakan *dummy* bulan, $\exists \sum (HR \times b)$ menyatakan jumlah beberapa jenis hari raya dengan masing-masing nilai bobotnya. Konfigurasi *neuro-fuzzy* menggunakan *library* *genfis1* (MATLAB 2016a) *sugeno* dan nilai parameter *epoch* standar yaitu 30.

4.3.1 Penentuan Banyak Partisi SWTS *Input-Inflow* dalam Model Prediksi *Outflow* Uang Kartal di Provinsi Bali

Berikut hasil dari model *neuro-fuzzy* yang hanya menggunakan data *inflow* sebagai *input* dalam n -partisi untuk memprediksi *outflow* di Provinsi Bali selama 24 bulan terakhir untuk menentukan nilai partisi yang digunakan pada langkah selanjutnya.

$$Y_{outflow} = F(p(Inflow)) \quad (4.2)$$

Partisi (n)	MAPE	NRMSE	Simulasi
1	38,25%	23,42%	
2	33,09%	21,90%	
3	37,42%	22,86%	
4	69,58%	83,93%	

Tabel 4.3 Penentuan Banyak Partisi *Inflow* untuk Model Prediksi *Outflow* Uang Kartal di Provinsi Bali

Berdasarkan Tabel 4.3 digunakan partisi $n = 2$, karena menghasilkan nilai MAPE (33.09%) dan NRMSE (21,90%) terkecil. Di lain pihak, penggunaan n di atas 2 meningkatkan kompleksitas arsitektur *neural network* dan sistem tidak dapat menentukan *output* yang baik terhadap semua *input* yang disimulasikan ditandai dengan adanya hasil prediksi terlampaui tinggi dan negatif.

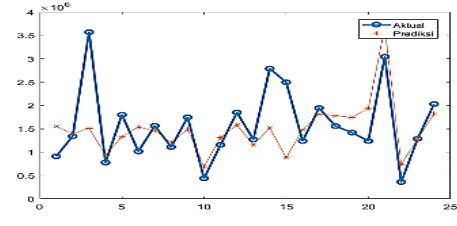
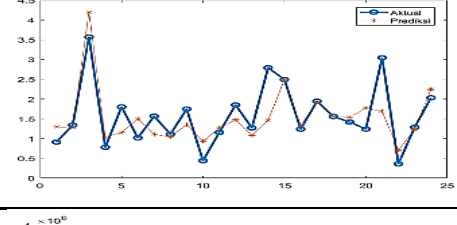
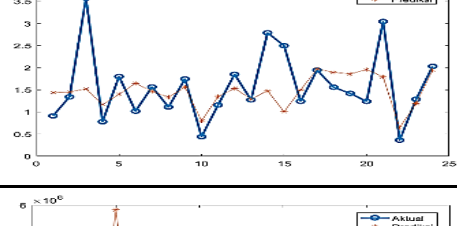
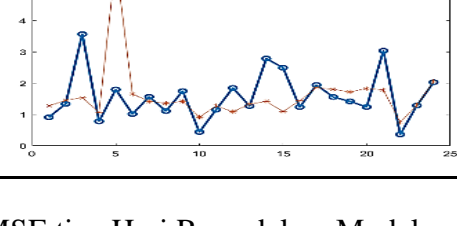
4.3.2 Pembobotan Diskrit Hari Raya dalam Model Prediksi *Outflow* Uang

Kartal di Provinsi Bali

Pembobotan hari raya Idul Fitri, Galungan, Kuningan, Saraswati, dan Pagerwesi dilakukan dengan menjalankan model *neuro-fuzzy* menggunakan data *inflow* dua partisi.

$$Y_{outflow} = F(p_2(Inflow), \exists \sum (HR \times b)) \quad (4.3)$$

Berikut performa tunggal tiap hari raya dengan menggunakan bobot satu.

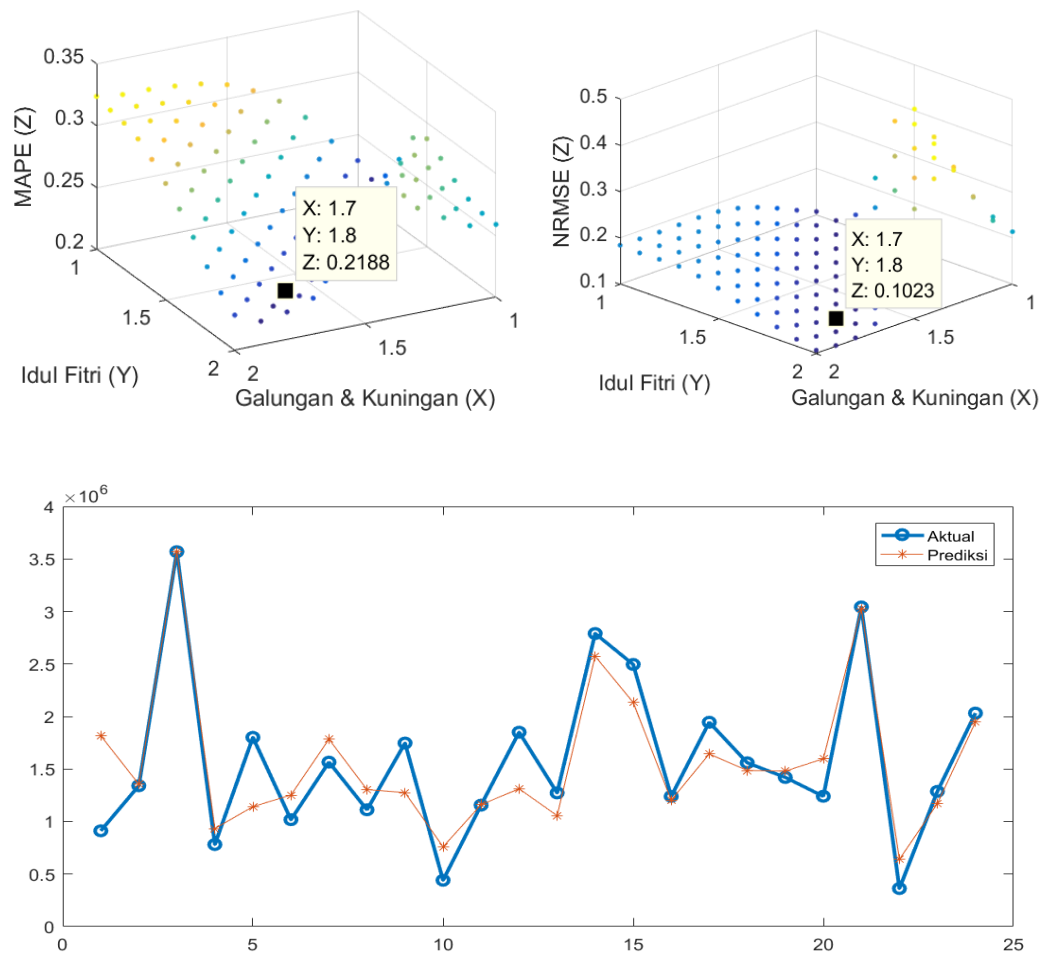
No.	Hari Raya	MAPE	NRMSE	Simulasi
1	Galungan dan Kuningan	29,87%	21,01%	
2	Idul Fitri	27,40%	15,75%	
3	Nyepi	32,52%	22,08%	
4	Saraswati dan Pagerwesi	41,90%	33,86%	

Tabel 4.4 Perbandingan MAPE dan NRMSE tiap Hari Raya dalam Model

Prediksi *Outflow* di Provinsi Bali

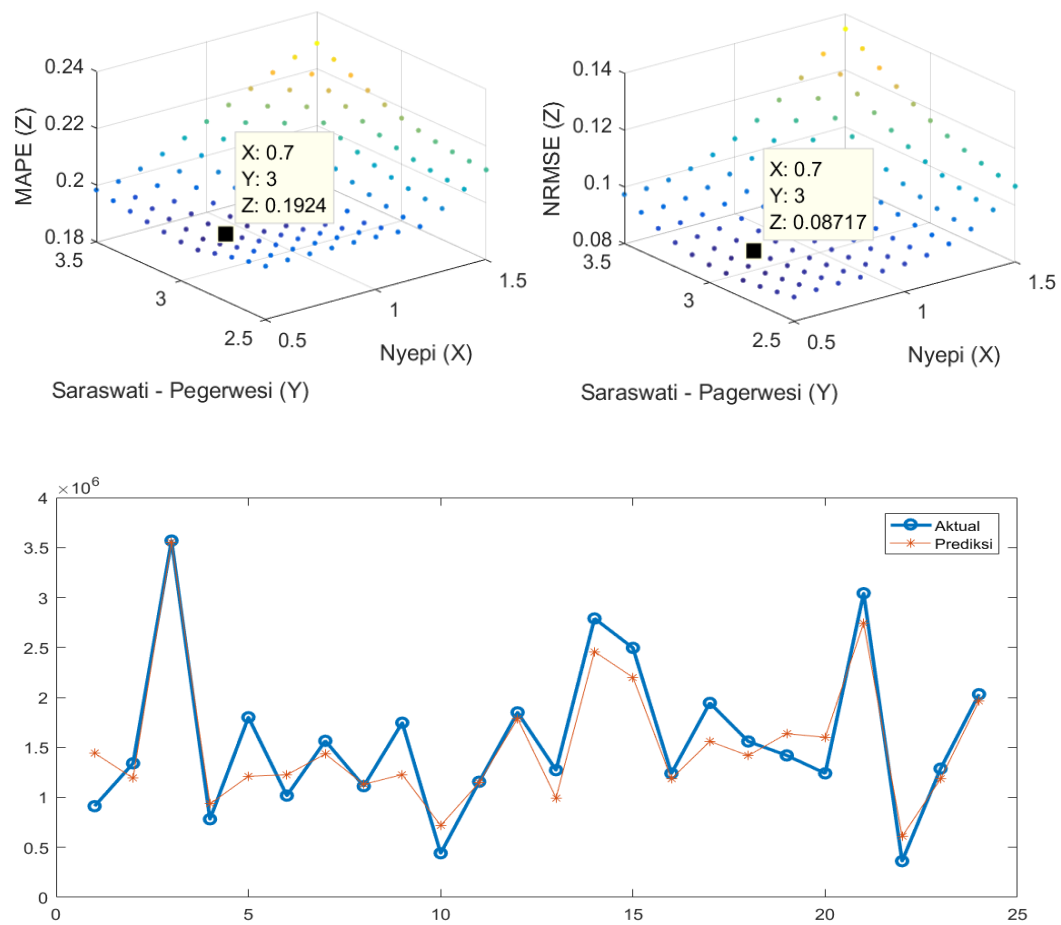
Kemudian dilakukan penggabungan hari raya menjadi satu variabel untuk memasukkan semua informasi hari raya yang disiapkan ke dalam model dengan tujuan meminimalkan *error* simulasi. Penggabungan dilakukan untuk mereduksi dimensi *input* hari raya yang ada untuk meminimalkan kejadian serupa yang terjadi di subbab 4.3.1 saat jumlah variabel semakin banyak. Teknik penggabungan dilakukan dengan menjumlahkan tiap hari raya dengan mencari masing-masing bobot yang sesuai dengan percobaan titik-titik diskrit dalam selang interval tertentu yang menghasilkan *error* simulasi yang lebih kecil.

Percobaan titik-titik diskrit mengizinkan penerapan praktis kode program simulasi yang telah dibuat untuk memperoleh bobot yang dapat meminimalkan *error* simulasi, tanpa mendefinisikan fungsi matematis baru dalam kode program untuk menghitung *error* simulasi terhadap pembobotannya, dengan kelemahan tidak diketahuinya bobot optimal, minimum lokal *error*, maupun minimum global *error* baik MAPE maupun NRMSE. Dibandingkan dengan mencari bobot optimal yang memerlukan kode program dengan fungsi *error* simulasi terhadap bobotnya yang didefinisikan secara langsung. Kemudian pemilihan bobot dilakukan berdasarkan nilai MAPE terkecil yang dihasilkan pasangan titik-titik diskrit yang dicoba.



Gambar 4.6 Grafik Penambahan, Pemilihan Bobot Hari Raya Idul Fitri, Galungan, dan Kuningan untuk Prediksi *Outflow* Uang Kartal di Provinsi Bali, dan Grafik Simulasi Bobot Terpilih

Gambar 4.6 menunjukkan grafik 3D untuk pembobotan diskrit hari Idul Fitri $\{y \mid (1 \leq y \leq 2) \wedge y \text{ kelipatan } 0,1\}$, hari raya Galungan dan Kuningan $\{x \mid (1 \leq x \leq 2) \wedge x \text{ kelipatan } 0,1\}$ secara urut. Percobaan menghasilkan MAPE terkecil yaitu hari raya Idul Fitri 1,8 sedangkan hari raya Galungan dan Kuningan 1,7. Menghasilkan nilai MAPE (21,88%) dan NRMSE (10,23%).



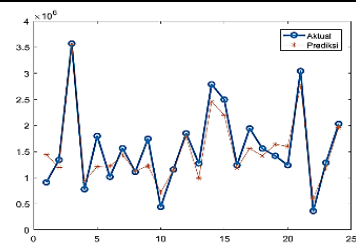
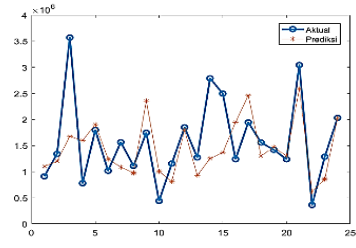
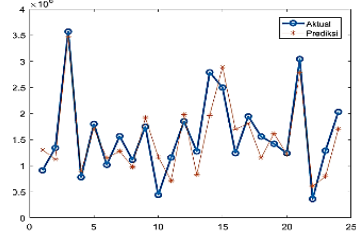
Gambar 4.7 Grafik Penambahan, Pemilihan Bobot Hari Raya Nyepi, Saraswati, dan Pagerwesi untuk Prediksi *Outflow* Uang Kartal di Provinsi Bali

Gambar 4.7 menunjukkan grafik 3D untuk penambahan hari raya dan pembobotan diskrit Nyepi $\{x \mid (0,5 \leq y \leq 1,5) \wedge x \text{ kelipatan } 0,1\}$, hari raya Saraswati dan Pagerwesi $\{y \mid (2,5 \leq x \leq 3,5) \wedge y \text{ kelipatan } 0,1\}$ secara urut. Percobaan yang menghasilkan MAPE terkecil yaitu hari raya Idul Fitri 1,8 sedangkan hari raya Galungan dan Kuningan 1,7. Menghasilkan nilai MAPE (21,88%) dan NRMSE (10,23%).

4.3.3 Penentuan Penggunaan Variabel *Dummy* Bulan dalam Model Prediksi

Outflow Uang Kartal di Provinsi Bali

Variabel *dummy* bulan yang diproses dalam sistem inferensi *fuzzy* diolah terlebih dahulu menggunakan algoritme *mean encoding*. Berikut perbandingan model inferensi *fuzzy* menggunakan variabel hari raya dan variabel *dummy* bulan.

No.	Model	MAPE	NRMSE	Simulasi
1	$Y_{Outflow} = F(p_2(Inflow), \exists \sum (HR \times b))$	19,24%	8,71%	
2	$Y_{Outflow} = F(p_2(Inflow), \exists d_{bulan})$	33,74%	20,59%	
3	$Y_{Outflow} = F(p_2(Inflow), \exists \sum (HR \times b), \exists d_{bulan})$	26,73%	11,11%	

Tabel 4.5 Perbandingan MAPE dan NRMSE Model Prediksi *Outflow* Uang Kartal di Provinsi Bali

Tabel 4.5 menunjukkan penambahan variabel *dummy* bulan pada model tidak mampu memberikan performa yang lebih baik dari model yang hanya menggunakan variabel hari raya dengan pembobotannya. Sehingga model prediksi

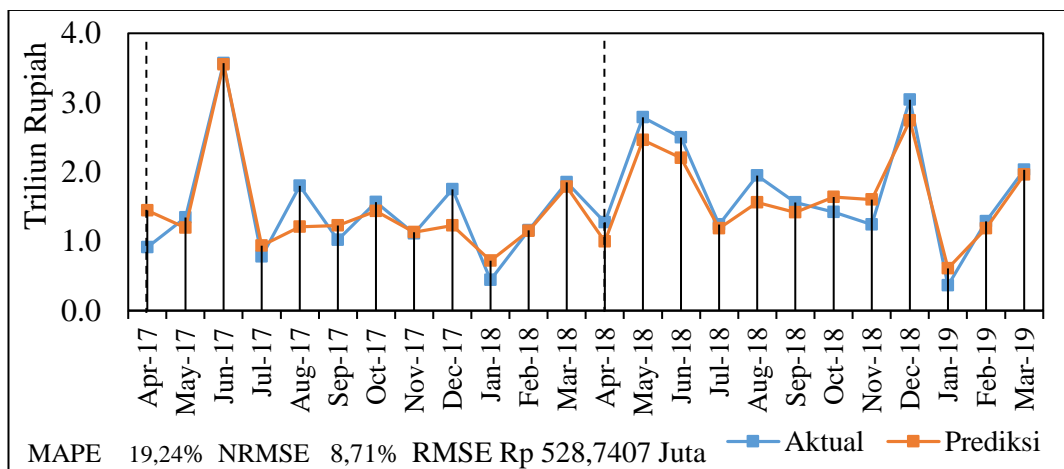
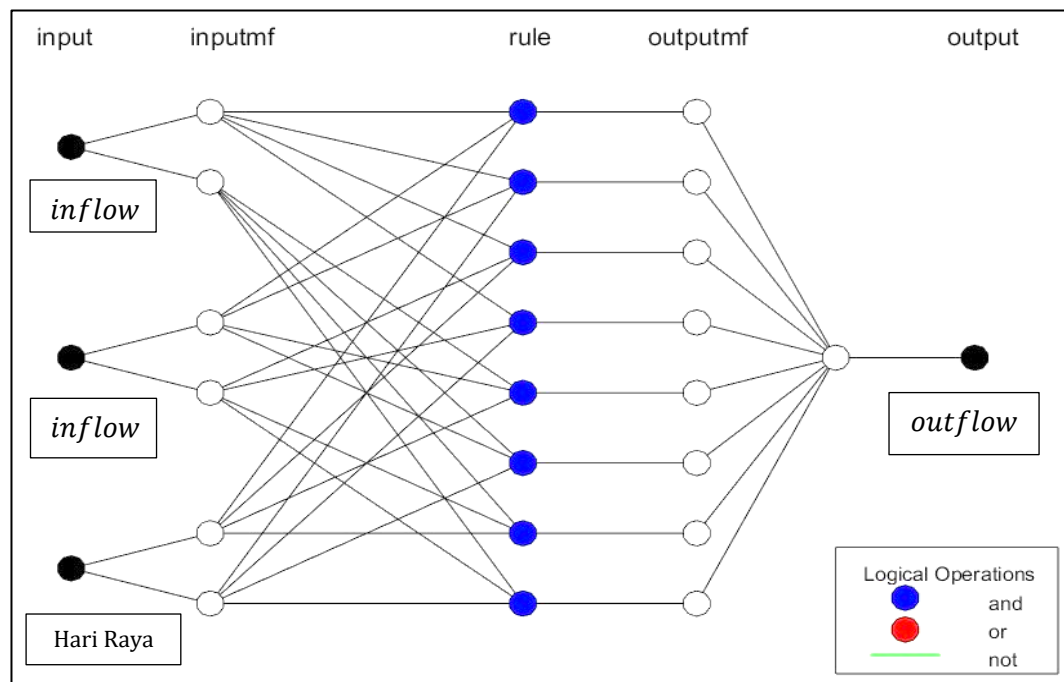
outflow uang kartal di Provinsi Bali yang dipilih tidak menggunakan variabel *dummy* bulan.

4.3.4 Model dan Simulasi Prediksi *Outflow* Uang Kartal di Provinsi Bali

Model prediksi *outflow* uang kartal di Provinsi Bali yang digunakan menggunakan nilai partisi dua dan pembobotan hari raya pada variabel *dummy*.

$$Y_{Outflow} = F(p(Inflow), \exists \sum (HR \times b))$$

$$Y_{Outflow} = F \left(p_2(Inflow), (H_{gk} \times 1,7 + H_{if} \times 1,8 + H_n \times 0,7 + H_{sp} \times 3) \right) \quad (4.4)$$



Gambar 4.8 Model, Arsitektur, dan Simulasi Prediksi *Outflow* Uang Kartal di Provinsi Bali April 2017 s/d Maret 2019

<i>Outflow</i>	Aktual *	Prediksi *	Error *	% Error
Apr-17	911877	1442091	530213.9	58.15%
May-17	1340866	1193748	147118.3	10.97%
Jun-17	3569264	3551575	17688.9	0.50%
Jul-17	781438	934394.7	152956.7	19.57%
Aug-17	1801478	1211076	590402	32.77%
Sep-17	1017944	1226152	208208.4	20.45%
Oct-17	1565914	1433991	131923.3	8.42%
Nov-17	1111984	1130580	18596.05	1.67%
Dec-17	1747078	1228575	518503.3	29.68%
Jan-18	441305	718899	277594	62.90%
Feb-18	1156299	1148925	7374.449	0.64%
Mar-18	1850518	1788032	62485.75	3.38%
Apr-18	1272789	995109	277680	21.82%
May-18	2789956	2457860	332096.3	11.90%
Jun-18	2495678	2200916	294761.9	11.81%
Jul-18	1240037	1185855	54182.19	4.37%
Aug-18	1945239	1560258	384981.1	19.79%
Sep-18	1559463	1417860	141603.2	9.08%
Oct-18	1420029	1637301	217272	15.30%
Nov-18	1240506	1601645	361138.7	29.11%
Dec-18	3042895	2742857	300038.5	9.86%
Jan-19	362282	609634	247352	68.28%
Feb-19	1287582	1183923	103659.3	8.05%
Mar-19	2032198	1963573	68624.88	3.38%

MSE*	279566,7317
RMSE*	528,7407
NRMSE	8,71744 %
MAPE	19,24393 %

* Juta Rupiah

Tabel 4.6 Tabel Simulasi Prediksi *Outflow* Uang Kartal di Provinsi Bali April
2017 s/d Maret 2019

Gambar 4.8 dan Tabel 4.6 menunjukkan hasil simulasi menggunakan model yang terpilih yaitu prediksi *outflow* uang kartal di Provinsi Bali bulan April 2017 s/d April 2019. Model menggunakan arsitektur ANFIS dengan 8 aturan *fuzzy*. Simulasi model terpilih menghasilkan nilai MAPE sebesar 19,24% dan NRMSE sebesar 8.71%. Sehingga dapat dikatakan model *neuro-fuzzy* menghasilkan

performa akurasi yang akurat berdasarkan nilai MAPE dan sangat akurat berdasarkan nilai NRMSE melalui simulasi prediksi 24 bulan terakhir.

4.4 Model *Neuro-Fuzzy* Prediksi *Inflow* Uang Kartal di Provinsi Bali

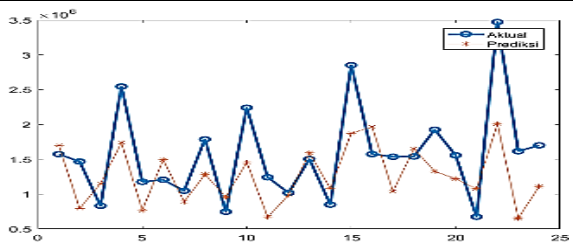
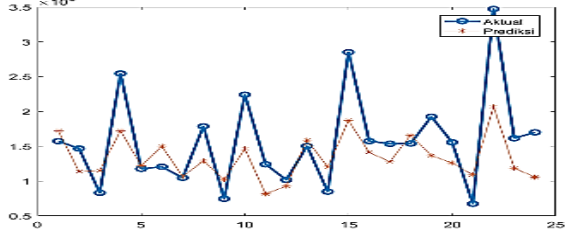
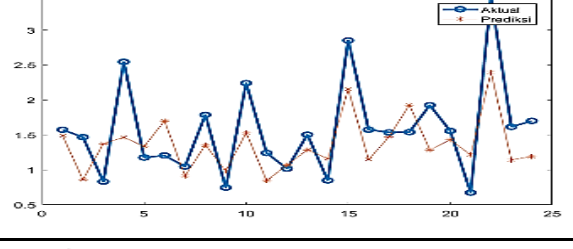
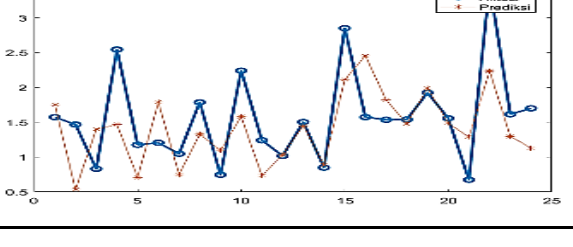
Berikut rancangan model prediksi *inflow* uang kartal di Provinsi Bali berdasarkan Gambar 4.5 sebagai skema pasokan uang di bank sentral.

$$Y_{Inflow} = F(p(Outflow), \exists \sum (HR \times b), d_{bulan}) \quad (4.5)$$

dengan Y_{Inflow} menyatakan prediksi *inflow*, F menyatakan simbol fungsi *intelligent predictor* dari sistem *neuro-fuzzy*, $p(Outflow)$ menyatakan partisi SWTS terhadap data *outflow*, d_{bulan} menyatakan *dummy* bulan, $\exists \sum (HR \times b)$ menyatakan jumlah beberapa jenis hari raya dengan masing-masing nilai bobotnya. Konfigurasi *neuro-fuzzy* menggunakan *library* *genfis1* (MATLAB 2016a) *sugeno* dan nilai parameter *epoch* standar yaitu 30.

4.4.1 Penentuan Banyak Partisi SWTS *Input Outflow* dalam Model Prediksi *Inflow* Uang Kartal di Provinsi Bali

Berikut hasil dari model *neuro-fuzzy* yang hanya menggunakan data *outflow* sebagai *input* dalam *n*-partisi untuk memprediksi *outflow* di Provinsi Bali selama 24 bulan terakhir untuk menentukan nilai partisi yang digunakan pada langkah selanjutnya.

Partisi (n)	MAPE	NRMSE	Grafik
1	29,95%	20,93%	
2	25,23%	18,54%	
3	28,71%	18,39%	
4	31,09%	20,40%	

Tabel 4.7 Penentuan Banyak Partisi *Outflow* untuk Model Prediksi *Inflow* Uang Kartal di Provinsi Bali

Berdasarkan Tabel 4.7 digunakan partisi $n = 2$, karena menghasilkan nilai MAPE (25,23%) dan NRMSE (18,54%) terkecil.

4.4.2 Pembobotan Diskrit Hari Raya dalam Model Prediksi *Inflow* Uang

Kartal di Provinsi Bali

Pembobotan hari raya Idul Fitri, Galungan Kuningan, dan Saraswati Pagerwesi dilakukan dengan menjalankan model *neuro-fuzzy* menggunakan data *outflow* dua partisi.

$$Y_{Inflow} = F(p_2(Outflow), \exists \sum (HR \times b)) \quad (4.6)$$

Berikut performa tunggal tiap hari raya dengan pembobotan = 1

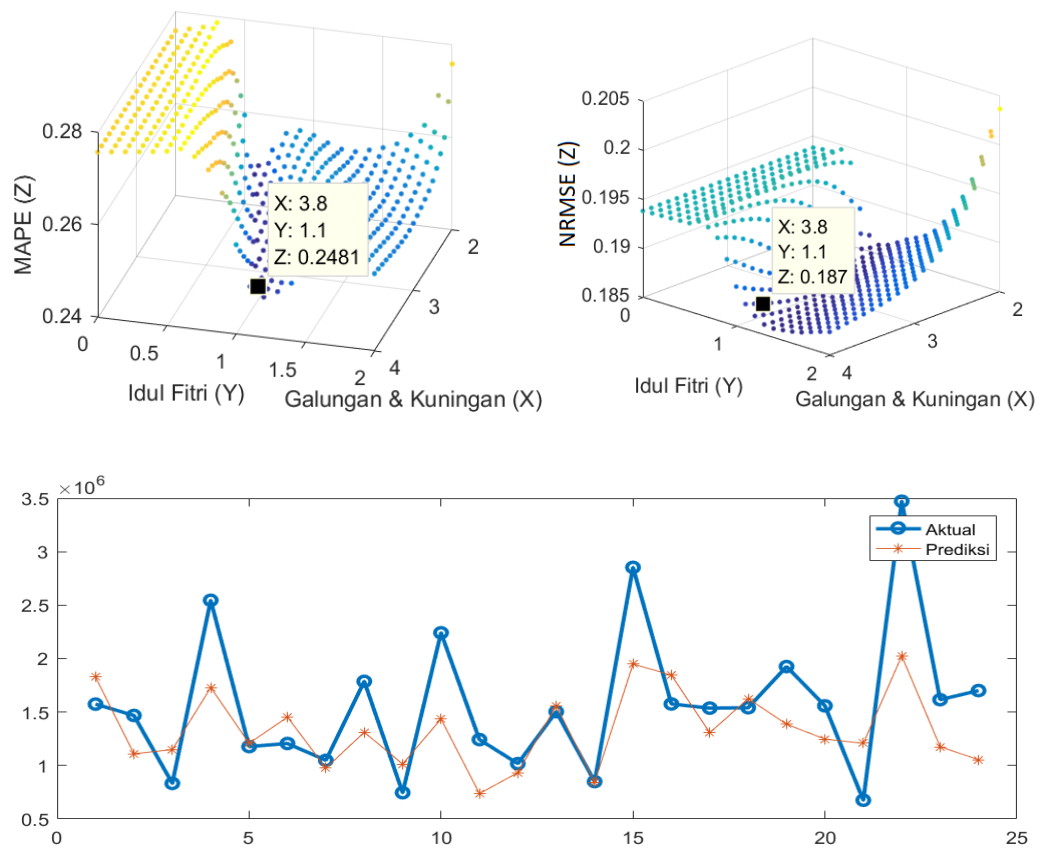
No.	Hari Raya	MAPE	NRMSE	Grafik
1	Galungan dan Kuningan	27,57%	19,38%	
2	Idul Fitri	32,65%	23,09%	
3	Nyepi	28,64%	19,93%	
4	Saraswati dan Pagerwesi	30,71%	23,04%	

Tabel 4.8 Perbandingan MAPE dan NRMSE tiap Hari Raya dalam Model

Prediksi *Inflow* di Provinsi Bali

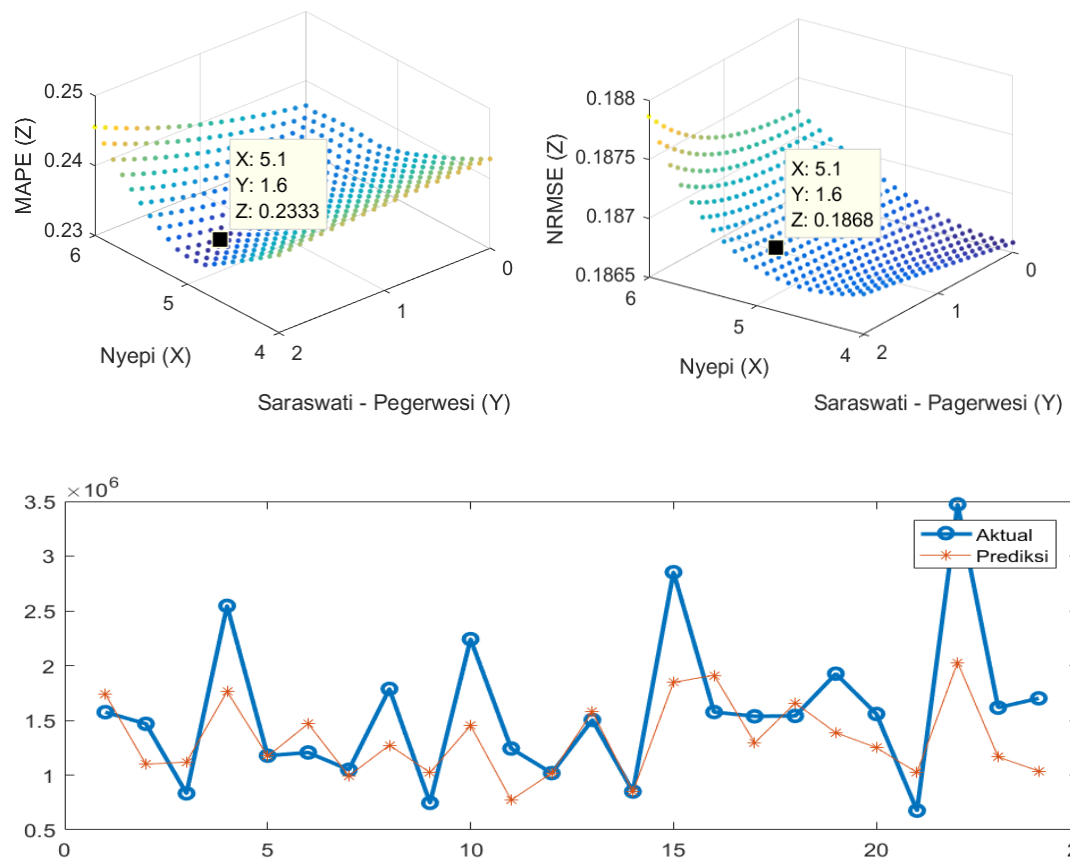
Tabel 4.8 menunjukkan penggunaan bobot tunggal masing-masing hari raya tidak mampu meningkatkan performa akurasi prediksi *inflow* uang kartal di Provinsi Bali. Kemudian dilakukan penggabungan hari raya menjadi satu variabel untuk memasukkan semua informasi hari raya yang disiapkan ke dalam model dengan tujuan meminimalkan *error* simulasi. Penggabungan dilakukan untuk mereduksi dimensi *input* hari raya yang ada untuk meminimalkan kejadian serupa yang terjadi di subbab 4.3.1 saat jumlah variabel semakin banyak. Teknik penggabungan dilakukan dengan menjumlahkan tiap hari raya dengan mencari masing-masing bobot yang sesuai dengan percobaan titik-titik diskrit dalam selang interval tertentu yang menghasilkan *error* simulasi yang lebih kecil.

Percobaan titik-titik diskrit mengizinkan penerapan praktis kode program simulasi yang telah dibuat untuk memperoleh bobot yang dapat meminimalkan *error* simulasi, tanpa mendefinisikan fungsi matematis baru dalam kode program untuk menghitung *error* simulasi terhadap pembobotannya, dengan kelemahan tidak diketahuinya bobot optimal, minimum lokal *error*, maupun minimum global *error* baik MAPE maupun NRMSE. Dibandingkan dengan mencari bobot optimal yang memerlukan kode program dengan fungsi *error* simulasi terhadap bobotnya yang didefinisikan secara langsung. Kemudian pemilihan bobot dilakukan berdasarkan nilai MAPE terkecil yang dihasilkan pasangan titik-titik diskrit yang dicoba.



Gambar 4.9 Grafik Pemilihan Bobot Hari Raya Idul Fitri, Galungan, dan Kuningan untuk Prediksi *Inflow* Uang Kartal di Provinsi Bali

Gambar 4.9 menunjukkan grafik 3D untuk pembobotan diskrit hari Idul Fitri $\{y \mid (2 \leq y \leq 4) \wedge y \text{ kelipatan } 0,1\}$, hari raya Galungan dan Kuningan $\{x \mid (0 \leq x \leq 2) \wedge x \text{ kelipatan } 0,1\}$ secara urut. Percobaan menghasilkan MAPE terkecil yaitu hari raya Idul Fitri 1,8 sedangkan hari raya Galungan dan Kuningan 1,7. Menghasilkan nilai MAPE (24,81%) dan NRMSE (18,7%).



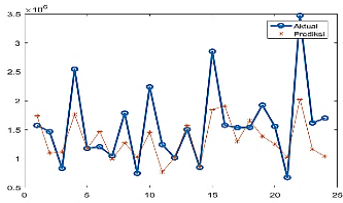
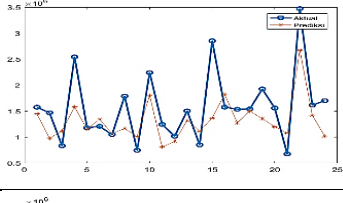
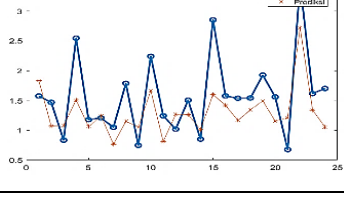
Gambar 4.10 Grafik Pemilihan Bobot Hari Raya Nyepi, Saraswati, dan Pagerwesi untuk Prediksi *Inflow* Uang Kartal di Provinsi Bali

Gambar 4.10 menunjukkan grafik 3D untuk penambahan hari raya dan pembobotan diskrit Nyepi $\{x \mid (4 \leq y \leq 6) \wedge x \text{ kelipatan } 0,1\}$, hari raya Saraswati dan Pagerwesi $\{y \mid (0 \leq x \leq 2) \wedge y \text{ kelipatan } 0,1\}$ secara urut. Percobaan yang menghasilkan MAPE terkecil yaitu hari raya Idul Fitri 1,8 sedangkan hari raya Galungan dan Kuningan 1,7. Menghasilkan nilai MAPE (23,33%) dan NRMSE (18,68%).

4.4.3 Penentuan Penggunaan Variabel *Dummy* Bulan dalam Model Prediksi

Inflow Uang Kartal di Provinsi Bali

Variabel *dummy* bulan yang diproses dalam sistem inferensi *fuzzy* diolah terlebih dahulu menggunakan algoritme *mean encoding*. Berikut perbandingan model inferensi *fuzzy* menggunakan variabel hari raya dan variabel *dummy* bulan untuk memprediksi *inflow* uang kartal di Provinsi Bali.

No.	Model	MAPE	NRMSE	Grafik
1	$Y_{Outflow} = F(p_2(outflow), \exists \sum(HR \times b))$	23,33%	18,68%	
2	$Y_{Outflow} = F(p_2(outflow), \exists d_{bulan})$	24,25%	18,38%	
3	$Y_{Outflow} = F(p_2(outflow), \exists \sum(HR \times b), \exists d_{bulan})$	26,92%	18,03%	

Tabel 4.9 Perbandingan MAPE dan NRMSE Model Prediksi *Inflow* Uang Kartal di Provinsi Bali

Tabel 4.9 menunjukkan penambahan variabel *dummy* bulan pada model tidak mampu memberikan performa MAPE yang lebih baik dari model yang hanya menggunakan variabel hari raya dengan pembobotannya. Walaupun penggunaan variabel *dummy* bulan dapat meningkatkan performa MAPE prediksi *inflow* uang kartal di Provinsi Bali, nilainya tetap tidak mampu memberikan performa yang

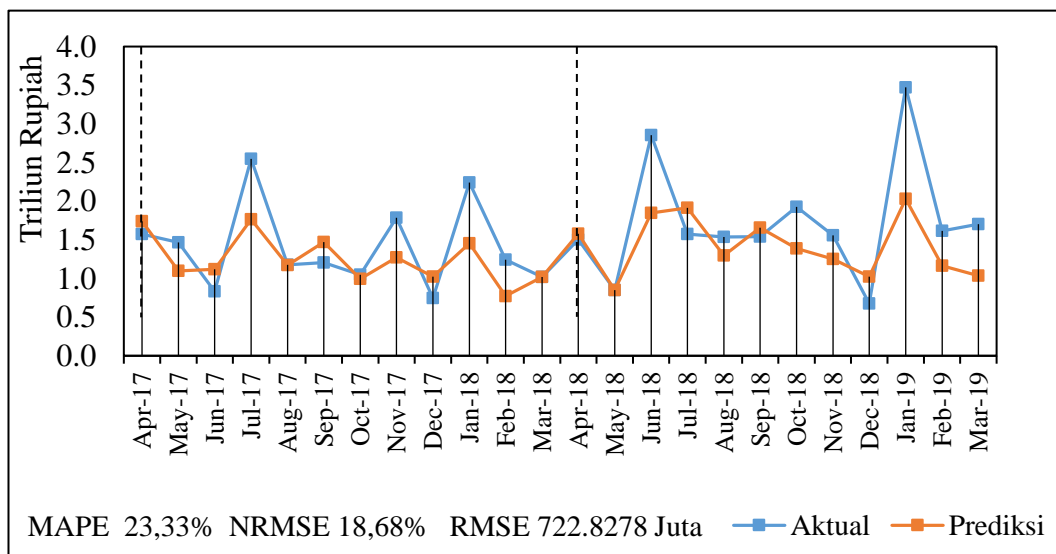
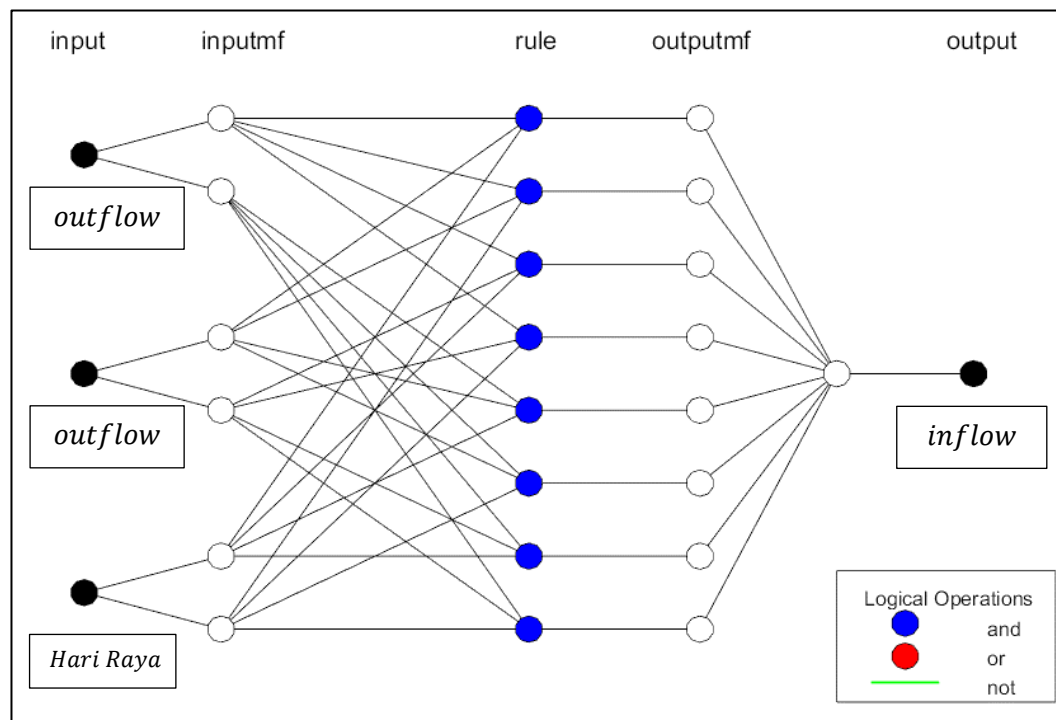
lebih baik. Secara pembulatan, nilai NRMSE ketiga model memberikan performa yang sama yaitu 18%. Sehingga model prediksi *inflow* uang kartal di Provinsi Bali yang dipilih hanya menggunakan variabel hari raya.

4.4.4 Model dan Simulasi Prediksi *Inflow* Uang Kartal di Provinsi Bali

Model prediksi *outflow* uang kartal di Provinsi Bali yang digunakan menggunakan nilai partisi dua dan pembobotan hari raya pada variabel *dummy*.

$$Y_{Inflow} = F(p(outflow), \exists \sum (HR \times b))$$

$$Y_{Inflow} = F \left(p_2(outflow), (H_{gk} \times 3,8 + H_{if} \times 1,1 + H_n \times 5,1 + H_{sp} \times 1,6) \right) \quad (4.7)$$



Gambar 4.11 Model, Arsitektur, dan Simulasi Prediksi *Inflow* Uang Kartal di Provinsi Bali 2017 s/d Maret 2019

Bulan	Aktual *	Prediksi *	Error *	% Error	MSE*	522480.166
Apr-17	1574501	1739118	164617.4	10.46%	RMSE*	722.8278
May-17	1468280	1099605	368675.2	25.11%	NRMSE	18.6833 %
Jun-17	832971	1118750	285779.1	34.31%	MAPE	23.3315 %
Jul-17	2545409	1763130	782278.6	30.73%	* Juta Rupiah	
Aug-17	1177318	1173255	4063.005	0.35%		
Sep-17	1206451	1468920	262469	21.76%		
Oct-17	1048498	992650.1	55847.93	5.33%		
Nov-17	1787167	1273073	514094.2	28.77%		
Dec-17	746288	1023131	276842.6	37.10%		
Jan-18	2241563	1451997	789566	35.22%		
Feb-18	1242840	772476.9	470363.1	37.85%		
Mar-18	1018004	1018935	930.7684	0.09%		
Apr-18	1503677	1578762	75084.53	4.99%		
May-18	850029	849105.2	923.7607	0.11%		
Jun-18	2853158	1847143	1006015	35.26%		
Jul-18	1575913	1911582	335669.2	21.30%		
Aug-18	1537060	1294693	242366.7	15.77%		
Sep-18	1540617	1657635	117017.7	7.60%		
Oct-18	1925819	1386998	538821.4	27.98%		
Nov-18	1558490	1250321	308169	19.77%		
Dec-18	675762	1024493	348731.2	51.61%		
Jan-19	3472271	2028911	1443360	41.57%		
Feb-19	1615987	1164915	451072.2	27.91%		
Mar-19	1701099	1037068	664031.1	39.04%		

Tabel 4.10 Tabel Simulasi Prediksi *Inflow* Uang Kartal di Provinsi Bali 2017 s/d
Maret 2019

Gambar 4.11 dan Tabel 4.10 menunjukkan hasil simulasi menggunakan model yang terpilih yaitu prediksi *inflow* uang kartal di Provinsi Bali bulan April 2017 s/d April 2019. Model menggunakan arsitektur ANFIS dengan 8 aturan *fuzzy*. Model menghasilkan performa MAPE sebesar 23,33% dan NRMSE sebesar 18,68%. Sehingga dapat dikatakan model *neuro-fuzzy* menghasilkan performa

akurasi yang wajar berdasarkan nilai MAPE dan akurat berdasarkan nilai NRMSE melalui simulasi prediksi 24 bulan terakhir.

BAB V

SIMPULAN DAN SARAN

5.1 Simpulan

Model *neuro-fuzzy* untuk prediksi *inflow* dan *outflow* bulanan uang kartal di Provinsi Bali dibuat berdasarkan analisis *sliding window time series analysis* dan simulasi *walk forward validation* sebanyak 24 bulan atau sekitar 24% dari seluruh data dalam penelitian. Data *inflow* dan *outflow* setiap proses prediksi dalam simulasi, dinormalkan terlebih dahulu terhadap data *train*. Kemudian data dipartisi menggunakan konsep *sliding window time series analysis*. Proses untuk menghasilkan suatu prediksi menggunakan arsitektur ANFIS dengan masing-masing *input* difuzzikan ke dalam dua himpunan *fuzzy* RENDAH dan TINGGI. Proses pembelajaran menggunakan algoritme pembelajaran *hybrid* dengan *epoch* 30. *Output* tiap prediksi dilakukan denormalisasi terhadap *train* datanya. Kemudian hasil simulasi dievaluasi dengan MAPE dan NRSME.

Model prediksi *inflow* dan *outflow* uang kartal di provinsi Bali terbaik yang dihasilkan penelitian ini adalah model yang menggunakan partisi *sliding window time series analysis* dengan panjang segmen 2 dan ditambahkan jumlahan nilai variabel hari raya di bulan yang diprediksi dikalikan masing-masing bobotnya. Selain itu secara karakteristik, data *inflow* dan *outflow* uang kartal di Provinsi Bali dipengaruhi oleh beberapa hari raya keagamaan khususnya Idul Fitri, Galungan, Kuningan, Nyepi, Saraswati, dan Pagerwesi. Prediksi *inflow* menghasilkan *error* MAPE 23,33% (patut dipertimbangkan) dan NRMSE 16,68% (akurat). Prediksi

Outflow menghasilkan *error* MAPE 19,24% (akurat) dan NRMSE 8,71% (sangat akurat).

Berdasarkan analisis deskriptif, karakteristik *inflow* dan *outflow* uang kartal di Provinsi Bali dapat dipengaruhi oleh efek bulanan yang terlihat jelas saat bulan Desember *inflow* umumnya rendah dan *outflow* umumnya tinggi selanjutnya pola terbalik terjadi di bulan Januari. Walaupun penduduk Provinsi Bali mayoritas beragama Hindu, model tetap menunjukkan hari raya Idul Fitri memberikan efek yang signifikan untuk meminimalkan *error* prediksi *outflow* uang kartal dibandingkan hari raya Galungan dan Kuningan sebagai hari raya besar di Provinsi Bali. Hal ini dimungkinkan terjadi karena akses uang di bank sentral sebagian besar dilakukan oleh bank umum dan akses uang masyarakat juga diperantarai oleh bank umum. Di lain pihak, penambahan *input* masing-masing hari raya yang diidentifikasi memberikan hasil yang tidak dapat meminimalkan *error*. Namun, saat dilakukan penjumlahan hari raya dengan pembobotannya nilai *error* hasil prediksi *inflow* uang kartal dapat diminimalkan walaupun efeknya tidak sebaik prediksi *outflow* uang kartal.

5.2 Saran

Adapun beberapa saran dari hasil penelitian ini yang dapat diteliti lebih lanjut.

- a. Konsep *sliding window time series analysis* mengizinkan segmentasi untuk partisi *output*, sehingga membuka celah penelitian prediksi *inflow* dan *outflow* uang kartal untuk beberapa bulan ke depan.

- b. Penelitian ini hanya menggunakan 4 variabel hari raya keagamaan, disarankan menambah hari raya yang mungkin dapat meminimalkan *error*.
- c. Penelitian ini menggunakan beberapa hari raya sekaligus, disarankan untuk melakukan penelitian lebih lanjut yang fokus ke hari raya Galungan dan Kuningan sebagai hari raya besar penduduk mayoritas untuk menemukan hal baru di dalamnya.
- d. Hari raya Idul Fitri merupakan hari raya penduduk minoritas di Provinsi Bali dan memberikan efek paling signifikan terhadap prediksi *outflow* uang kartal. Hal ini merupakan hal yang menarik untuk diteliti lebih lanjut di lingkup perbankan sekaligus masyarakat, karena arus uang kartal di masyarakat dilakukan oleh bank sebagai pihak yang secara langsung berkomunikasi dengan bank sentral.
- e. Arsitektur standar ANFIS *grid partition* dapat menghasilkan *output* negatif atau terlalu tinggi saat dimensi variabel *input* lebih dari 3 walaupun sudah dinormalisasi. Hal ini dapat diteliti lebih lanjut untuk menemukan solusi arsitektur ANFIS yang dapat menerima input variabel yang lebih banyak untuk memprediksi *inflow* dan *outflow* uang kartal di Provinsi Bali.
- f. Penelitian ini tidak menemukan model yang akurat untuk memprediksi *inflow* dan *outflow* uang kartal di Provinsi Bali dengan menggunakan variabel *dummy* bulan. Disarankan melakukan penelitian lebih lanjut terkait hal ini.

DAFTAR PUSTAKA

- BalaBali, 2012. *BalaBali Kalender*. [Online]
Available at: <http://www.balabali.com/id/balabali-kalender-id>
[Diakses 13 10 2019].
- Bank Indonesia, 2013. *Sistem Pembayaran - Bank Sentral Republik Indonesia*. [Online]
Available at: <https://www.bi.go.id/id/sistem-pembayaran/Contents/Default.aspx>
[Diakses 10 06 2019].
- Bank Indonesia, 2016. *Metadata Uang Kartal yang Diedarkan (UYD)*. [Online]
Available at: <https://www.bi.go.id/id/statistik/metadata/SSKI/Documents/Uang%20Kartal%20yang%20Diedarkan.pdf>
[Diakses 13 10 2019].
- Chinn, M. & University of Wisconsin, 2011. *Economics 302 Section 001: Intermediate Macroeconomic Theory*. [Online]
Available at: https://www.ssc.wisc.edu/~mchinn/web302_s11.html
[Diakses 02 07 2020].
- Cox, E., 1994. *The Fuzzy Systems Handbook (A Practitioner's Guide to Building, Using, and Maintaining Fuzzy Systems)*. Massachusetts: Academic Press.
- Falessi, D., Narayana, L., Thai, J. F. & Turhan, B., 2018. *Preserving Order of Data When Validating Defect Prediction Models*. Melbourne: Monash University.
- Farahani, M. K. & Mehralian, S., 2013. Comparison Between Artificial Neural Network and Neuro-Fuzzy for Gold Price Prediction. *Iranian Conference on Fuzzy Systems (IFSC)*.
- Fausett, L., 1994. *Fundamentals of Neural Network (Architectures, Algorithms, and Applications)*. New Jersey: Prentice-Hall.
- Guan, J., Zurada, J. & Levitan, A. S., 2008. An Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Based Approach to Real Estate Property Assessment. *University of Louisville*, Volume 30.
- Harris, R., Kogan, G. & Lee, S., 2012. *Neural Networks*. [Online]
Available at: <http://i->

systems.github.io/HSE545/machine%20learning%20all/16%20Deep%20learning/Neural%20network.html

[Diakses 19 10 2019].

- Jang, J., Sun, C. & Mizutani, E., 1997. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*. London: Prentice-Hall.
- Julyanto, 2017. Peramalan Inflow dan Outflow Uang Kartal di Provinsi Jawa Barat Menggunakan Hybrid ARIMAX-Neural Network dan Garch. *Tugas Akhir Statistika ITS*, pp. 1-200.
- Khair, U., Fahmi, H., Al Hakim, S. & Rahim, R., 2017. Forecasting Error Calculation with Mean Absolute Deviation and Mean Absolute Percentage Error. *International Conference on Information and Communication Technology (IconICT)*, pp. 1-6.
- Kusumadewi, S. & Hartati, S., 2006. *Neuro-Fuzzy; Integrasi Sistem Fuzzy & Jaringan Syaraf*. 2 penyunt. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Kusumadewi, S. & Purnomo, H., 2010. *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan*. 2 penyunt. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Lewis, C., 1982. *Industrial and business forecasting methods*. London: Butterworths.
- Mozaffari, L., Mozaffari, A. & L. Azad, N., 2014. Vehicle speed prediction via a sliding-window time series analysis and an evolutionary least learning machine: A case study on San Francisco urban roads. *Engineering Science and Technology, an International Journal (ELSEVIER)*, pp. 1-13.
- Navarro, R. I., Dalmases, O. L. & Akhi-Elarab, F. N., 2013. *Annex1: Introduction to Neural Networks and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS)*, Barcelona: Universitat Politècnica de Catalunya.
- Rachmawati, N. I., S. & S., 2015. Peramalan Inflow dan Outflow Uang Kartal Bank Indonesia di Wilayah Jawa Tengah dengan Menggunakan Metode ARIMA, Time Series Regression, dan ARIMAX. *JURNAL SAINS DAN SENI ITS*, Volume vol. 4, no. 2, pp. 323-329.
- S. & S., 2002. *Uang - Pengertian, Penciptaan, dan Peranannya dalam Perekonomian*. 1 penyunt. Jakarta: PSSK BI.
- Zulfikar, R. & Jayadi, A., 2017. Tantangan Turbulensi Ekonomi Global terhadap Ekonomi Politik Internasional Indonesia. *JIEP*, Volume 17, pp. 89-98.

LAMPIRAN


Lampiran 1. Tabel *Inflow* dan *Outflow* Uang Kartal di Provinsi Bali

<i>i</i>	Tanggal	<i>Inflow</i>	<i>Outflow</i>	GK	IF	N	SP	B	(Identifikasi)
1	11-Jan	463494	177048	0	0	0	0	1	
2	11-Feb	401271	353182	0	0	8	0	2	
3	11-Mar	531832	580844	0	0	6	0	3	5 (N)
4	11-Apr	430927	662005	0	0	0	7	4	27 (SP)
5	11-May	474448	652356	0	0	0	0	5	
6	11-Jun	393347	852018	12	0	0	0	6	
7	11-Jul	585286	745902	16	0	0	0	7	16 (GK)
8	11-Aug	328008	1888160	0	22	0	0	8	30 s/d 31 (IF)
9	11-Sep	1434021	458376	0	6	0	0	9	
10	11-Oct	522305	608869	0	0	0	0	10	
11	11-Nov	515895	572378	0	0	0	7	11	23 (SP)
12	11-Dec	313515	1360662	0	0	0	0	12	
13	12-Jan	762493	451042	17	0	0	0	1	
14	12-Feb	914660	341392	11	0	0	0	2	11 (GK)
15	12-Mar	603756	830243	0	0	14	0	3	23 (N)
16	12-Apr	585881	688713	0	0	0	0	4	
17	12-May	728347	904201	0	0	0	0	5	
18	12-Jun	587198	1196882	0	0	0	7	6	20 (SP)
19	12-Jul	596798	840915	0	3	0	0	7	
20	12-Aug	663438	1896554	20	25	0	0	8	18 s/d 19 (IF)
21	12-Sep	871173	387914	8	0	0	0	9	8 (GK)
22	12-Oct	622053	772627	0	0	0	0	10	
23	12-Nov	802973	857067	0	0	0	0	11	
24	12-Dec	404706	1612139	0	0	0	0	12	
25	13-Jan	1548758	116346	0	0	0	7	1	16 (SP)
26	13-Feb	724834	569057	0	0	1	0	2	
27	13-Mar	632427	1594141	22	0	13	0	3	12 (N)
28	13-Apr	1160039	417249	6	0	0	0	4	6 (GK)
29	13-May	714103	1045963	0	0	0	0	5	
30	13-Jun	628709	1004926	0	0	0	0	6	
31	13-Jul	666159	1473210	0	14	0	0	7	
32	13-Aug	1389624	1758548	0	14	0	7	8	7 s/d 8 (IF) 14 (SP)
33	13-Sep	741637	922709	0	0	0	0	9	
34	13-Oct	620508	929811	26	0	0	0	10	
35	13-Nov	1035421	804413	2	0	0	0	11	2 (GK)
36	13-Dec	537774	1760051	0	0	0	0	12	
37	14-Jan	1580201	539792	0	0	0	0	1	
38	14-Feb	1062124	545373	0	0	0	0	2	

39	14-Mar	689119	1297235	0	0	13	7	3	12 (SP) 31 (N)
40	14-Apr	989931	706540	0	0	1	0	4	
41	14-May	589624	1253956	28	0	0	0	5	31 (GK)
42	14-Jun	1027545	708637	0	0	0	0	6	
43	14-Jul	499798	2669935	0	24	0	0	7	28 s/d 29 (IF)
44	14-Aug	1880504	733769	0	4	0	0	8	
45	14-Sep	878820	1017975	0	0	0	0	9	
46	14-Oct	894885	1149326	0	0	0	7	10	8 (SP)
47	14-Nov	995447	770140	1	0	0	0	11	
48	14-Dec	501960	1710937	27	0	0	0	12	27 (GK)
49	15-Jan	2142302	448787	0	0	0	0	1	
50	15-Feb	977623	824469	0	0	0	0	2	
51	15-Mar	965673	816207	0	0	14	0	3	21 (N)
52	15-Apr	1078286	1369167	0	0	0	1	4	
53	15-May	916619	887811	0	0	0	6	5	6 (SP)
54	15-Jun	815523	1207460	3	4	0	0	6	
55	15-Jul	1816122	2976886	25	24	0	0	7	17 s/d 18 (IF) 25 (GK)
56	15-Aug	1003757	953146	0	0	0	0	8	
57	15-Sep	849184	968630	0	0	0	0	9	
58	15-Oct	865926	898484	0	0	0	0	10	
59	15-Nov	975217	948154	0	0	0	5	11	
60	15-Dec	665419	2171439	0	0	0	2	12	2 (SP)
61	16-Jan	2074503	467613	8	0	0	0	1	
62	16-Feb	1651815	1284039	20	0	4	0	2	20 (GK)
63	16-Mar	1349241	1185719	0	0	10	0	3	9 (N)
64	16-Apr	1088347	1072467	0	0	0	0	4	
65	16-May	1353816	1332924	0	0	0	0	5	
66	16-Jun	952591	2701599	0	15	0	7	6	29 (SP)
67	16-Jul	2201824	1644170	0	13	0	0	7	6 s/d 7 (IF)
68	16-Aug	1280533	1701470	11	0	0	0	8	
69	16-Sep	1804249	1780981	17	0	0	0	9	17 (GK)
70	16-Oct	1450342	1467690	0	0	0	0	10	
71	16-Nov	1467487	1337692	0	0	0	0	11	
72	16-Dec	1238954	2163224	0	0	0	0	12	
73	17-Jan	2052490	664224	0	0	0	7	1	25 (SP)
74	17-Feb	1421019	940126	0	0	0	0	2	
75	17-Mar	1101715	2369521	13	0	14	0	3	28 (N)
76	17-Apr	1574501	911877	15	0	0	0	4	15 (GK)
77	17-May	1468280	1340866	0	0	0	0	5	
78	17-Jun	832971	3569264	0	28	0	0	6	24 s/d 25 (IF)
79	17-Jul	2545409	781438	0	0	0	0	7	

80	17-Aug	1177318	1801478	0	0	0	7	8	23 (SP)
81	17-Sep	1206451	1017944	0	0	0	0	9	
82	17-Oct	1048498	1565914	17	0	0	0	10	
83	17-Nov	1787167	1111984	11	0	0	0	11	11 (GK)
84	17-Dec	746288	1747078	0	0	0	0	12	
85	18-Jan	2241563	441305	0	0	0	0	1	
86	18-Feb	1242840	1156299	0	0	0	0	2	
87	18-Mar	1018004	1850518	0	0	14	7	3	21 (SP) 17 (N)
88	18-Apr	1503677	1272789	0	0	0	0	4	
89	18-May	850029	2789956	19	7	0	0	5	
90	18-Jun	2853158	2495678	9	21	0	0	6	14 s/d 15 (IF) 9(GK)
91	18-Jul	1575913	1240037	0	0	0	0	7	
92	18-Aug	1537060	1945239	0	0	0	0	8	
93	18-Sep	1540617	1559463	0	0	0	0	9	
94	18-Oct	1925819	1420029	0	0	0	7	10	17 (SP)
95	18-Nov	1558490	1240506	0	0	0	0	11	
96	18-Dec	675762	3042895	23	0	0	0	12	
97	19-Jan	3472271	362282	5	0	0	0	1	5 (GK)
98	19-Feb	1615987	1287582	0	0	6	0	2	
99	19-Mar	1701099	2032198	0	0	8	0	3	7 (N)

Lampiran 2. Surat Balasan dari Bank Indonesia Provinsi Bali

 **BANK INDONESIA**
BANK SENTRAL REPUBLIK INDONESIA

No. 21/800/Dpr/Srt/B Denpasar, 10 April 2019

Kepada
Yth. Dekan FMIPA
Universitas Udayana
Kampus Bukit Jimbaran, Kuta Selatan
BADUNG

Perihal : Ijin Pengambilan Data

Menunjuk surat Saudara No. 1737/UN14.2.8/PD/2019 tanggal 27 Maret 2019 perihal tersebut di atas, dengan ini kami informasikan bahwa data yang dibutuhkan oleh mahasiswa Saudara sebagai berikut:

No	Jenis data yang diminta	Keterangan
1	Data Inflasi, PDB dan IHK	Merupakan kewenangan BPS untuk menginformasikan.
2	Nilai Tukar/Kurs Rupiah	Nilai tukar rata-rata (<i>kurs</i> tengah) secara nasional dapat diakses melalui <i>website</i> Bank Indonesia.
3	Suku Bunga	Merupakan kewenangan OJK untuk menginformasikan.
4	Uang Beredar	Kami hanya menatausahakan <i>inflow</i> dan <i>outflow</i>

Berkenaan dengan hal tersebut, kami mengharapkan agar Saudara dapat menginformasikan kepada mahasiswa Saudara yaitu:

Nama : I Kadek Mentik Yusmantara
NIM : 1508405006
Fakultas/Prodi : MIPA / Matematika

Apabila ada hal-hal yang memerlukan informasi lebih lanjut, Saudara dapat menghubungi Sdri. Ni Luh Sukesi (Telp. 0361-248982 ext 8201).

Demikian agar maklum. Atas perhatian dan kerjasama Saudara kami ucapkan terima kasih.

**KANTOR PERWAKILAN BANK INDONESIA
PROVINSI BALI**
Kepala Divisi,

Sapto Widyatmiko
Deputi Direktur

Jl. Letda Tantular No. 4, Denpasar 80234, Indonesia, Tel: 62-361-248982 (Hunting) Fax: 62-361-222988. www.bi.go.id
BI. 100 (A4B)

Kontak: Ni Luh Sukesi (0361 – 248982 ext 8201)

Lampiran 3. Kode Program Normalisasi Data *Train* (*f_normal.m*)

```
%function untuk menormalkan data train
function [N P] = f_normal(x)
    U = size(x);
    for j = 1:1:U(1,2)
        P(1,j) = min(x(:,j));
        P(2,j) = max(x(:,j));
        for i = 1:1:U(1,1)
            N(i,j) = (x(i,j)-P(1,j))/(P(2,j)-P(1,j));
        end
    end
end;
```

Lampiran 4. Kode Program Normalisasi Data *Test* (*f_normal_x.m*)

```
%function untuk menormalkan data test
function [N] = f_normal_x(x,P)
    U = size(x);
    for j = 1:1:U(1,2)
        min = P(1,j);
        max = P(2,j);
        for i = 1:1:U(1,1)
            N(i,j) = (x(i,j)-min)/(max-min);
        end
    end
end;
```

Lampiran 5. Kode Program Denormalisasi (*f_denormal.m*)

```
%function denormal
function [D] = f_denormal(A,ab)
    ij = size(A);
    for j = 1:1:ij(1,2)
        for i = 1:1:ij(1,1)
            D(i,j) = (A(i,j)*(ab(2,j)-ab(1,j))+ab(1,j));
        end
    end
end;
```

Lampiran 6. Kode Program *Mean Encoding* (*f_mean_encoding.m*)

```
%function untuk mean encoding
function [R] = f_mean_encoding(train,out)
    dat = train;
    C = zeros(12,2);
    for i = 1:1:12
        for x = 1:1:length(dat)
            if dat(x,4)==i
                C(i,1) = C(i,1) + dat(x,out);
                C(i,2) = C(i,2) + 1;
            end
        end
    end
    R = C(:,1)./C(:,2);
end;
end;
```

Lampiran 7. Kode Program Menghitung MAPE (*f_mape.m*)

```
%function untuk menghitung MAPE
function [M percent] = f_mape(m)
    dat = m;
    n = length(dat);
    sum = 0;
    for i = 1:1:n
        percent(i,1) = abs(dat(i,1)-dat(i,2))/dat(i,1);
        sum = sum + percent(i,1);
    end
    M = sum/n;
end;
```

Lampiran 8. Kode Program Menghitung NRMSE (*f_rmse.m*)

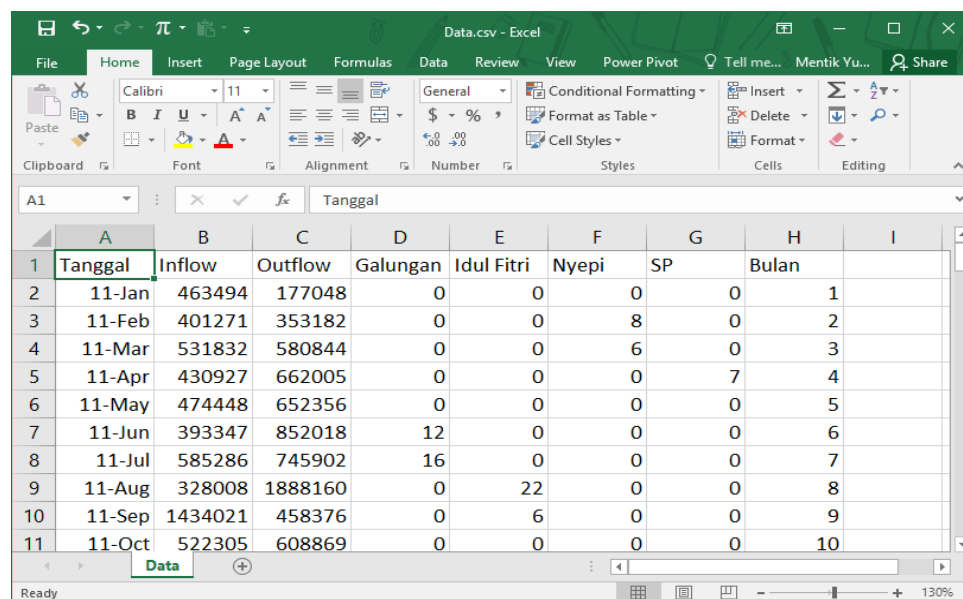
```
%function untuk menghitung NRMSE
function [M percent] = f_rmse(m)
    dat = m;
    n = length(dat);
    sum = 0;
    for i = 1:1:n
        X(i,1) = (dat(i,1)-dat(i,2))^2;
    end
    M = sqrt(mean(X))/(max(dat(:,1))-min(dat(:,1)));
end;
```

Lampiran 9. Kode Program *Sliding Window Time Series Analysis*

(*f_swts_matrix.m*)

```
%function sliding window time series analysis (SWTS)
%p = menyatakan panjang waktu
%input, output = 1 (inflow), 2 (outflow)
%dummy d = 1 (menggunakan)
function [ K ] = f_swts_matrix(M,p,input,output,d)
    format bank;
    s = length(M)-p;
    K = zeros(s,p);
    for x = 1:1:s
        for t = 1:1:p
            K(x,t) = M(t+(x-1),input);
        end;
        if (d(1)==1)
            K(x,p+d(1)) = M(x+p,3);
        end;
        if (d(2)==1)
            K(x,p+d(1)+d(2)) = M(x+p,4);
        end;
        K(x,p+d(1)+d(2)+1) = M(t+x,output);
    end;
end;
```

Lampiran 10. Data yang Diproses (*Data.csv*)



	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	Tanggal	Inflow	Outflow	Galungan	Idul Fitri	Nyepi	SP	Bulan	
2	11-Jan	463494	177048	0	0	0	0	1	
3	11-Feb	401271	353182	0	0	8	0	2	
4	11-Mar	531832	580844	0	0	6	0	3	
5	11-Apr	430927	662005	0	0	0	7	4	
6	11-May	474448	652356	0	0	0	0	5	
7	11-Jun	393347	852018	12	0	0	0	6	
8	11-Jul	585286	745902	16	0	0	0	7	
9	11-Aug	328008	1888160	0	22	0	0	8	
10	11-Sep	1434021	458376	0	6	0	0	9	
11	11-Oct	522305	608869	0	0	0	0	10	

Lampiran 11. Kode Program Penentuan Jumlah Partisi Model (*partisi.m*)

```
fprintf('* Program Penentuan Jumlah Partisi * \n');
fprintf('Tekan 1 untuk Inflow dan 2 untuk Outflow \n');
clear;
in = input('Masukkan INPUT = ');
out = input('Masukkan OUTPUT = ');
p = input('Masukkan PARTISI = ');
s = 24;
fprintf('Test split sebanyak %g segmen terakhir \n',s);
data_csv = csvread('Data.csv',1,1);
file = [data_csv(:,1:2) ((data_csv(:,3)* 0) + (data_csv(:,4)* 0) +
(data_csv(:,5)* 0) + (data_csv(:,6)* 0)) data_csv(:,7)];

%walk forward validation
for i = 1:1:s
    t = s+1-i;
    split = length(file)-t;
    %normalisasi
    [pre_train ab] = f_normal(file(1:split,:));
    pre_test = f_normal_x(file(split+1,:),ab);
    simulasi = [pre_train; pre_test];
    %sliding window data simulasi
    dataset = f_swts_matrix(simulasi,p,in,out,[0 0]);
    train = dataset(1:split-p,:);
    test = dataset(split+1-p,:);
    %generasi arsitektur ANFIS
    fisx = genfis1(train,2,'gbellmf','constant');
    epoch_n = [30 0];
    dispOpt = zeros(1,4);
    %menjalankan pelatihan
    fis = anfis(train,fisx,epoch_n,dispOpt);
    %memprediksi test
    Y(i,1) = f_denormal(test(1,end),ab(:,out));
    Y(i,2) = f_denormal(evalfis(test(1,1:end-1),fis),ab(:,out));
end

%membuat grafik simulasi
plot(1:s,Y(:,1),'-o','linewidth',2);
hold on;
plot(1:s,Y(:,2),'-*');
hold off;
legend('Aktual','Prediksi');

%menghitung error
[M P] = f_mape(Y);
fprintf('Aktual vs Prediksi \n');
disp([Y P]);
fprintf('MAPE = %g \n',M);
fprintf('Normalized RMSE = %g \n',f_rmse(Y));
```


Lampiran 12. Kode Program Pengujian MAPE dan NRMSE Hari Raya

Tunggal (*hari_raya_tunggal.m*)

```
fprintf('* Pengujian MAPE dan NRMSE Hari Raya Tunggal * \n');
fprintf('Tekan 1 untuk Inflow dan 2 untuk Outflow \n'); clear;
in = input('Masukkan INPUT = ');
out = input('Masukkan OUTPUT = ');
p = input('Masukkan PARTISI = ');
s = 24;
fprintf('Catatan: Test split sebanyak %g segmen terakhir \n',s);

data_csv = csvread('data.csv',1,1);
file = [data_csv(:,1:2) ((data_csv(:,3)* 1) + (data_csv(:,4)* 0) +
(data_csv(:,5)* 0) + (data_csv(:,6)* 0)) data_csv(:,7)];

%walk forward validation
for i = 1:1:s
    t = s+1-i;
    split = length(file)-t;
    %normalisasi
    [pre_train ab] = f_normal(file(1:split,:));
    pre_test = f_normal_x(file(split+1,:),ab);
    simulasi = [pre_train; pre_test];
    %sliding window data simulasi
    dataset = f_swts_matrix(simulasi,p,in,out,[1 0]);
    train = dataset(1:split-p,:);
    test = dataset(split+1-p,:);
    %generasi arsitektur ANFIS
    fisx = genfis1(train,2,'gbellmf','constant');
    epoch_n = [30 0];
    dispOpt = zeros(1,4);
    %menjalankan pelatihan
    fis = anfis(train,fisx,epoch_n,dispOpt);
    %memprediksi test
    Y(i,1) = f_denormal(test(1,end),ab(:,out));
    Y(i,2) = f_denormal(evalfis(test(1,1:end-1),fis),ab(:,out));
end

%membuat grafik simulasi
plot(1:s,Y(:,1),'-o','linewidth',2);
hold on;
plot(1:s,Y(:,2),'-*');
hold off;
legend('Aktual','Prediksi');

%menghitung error
[M P] = f_mape(Y);
fprintf('Aktual vs Prediksi \n');
disp([Y P]);
fprintf('MAPE = %g \n',M);
fprintf('Normalized RMSE = %g \n',f_rmse(Y));
```

```

Catatan: Pembobotan Tunggal Galungan dan Kuningan
file = [data_csv(:,1:2) ((data_csv(:,3)* 1) + (data_csv(:,4)* 0) +
(data_csv(:,5)* 0) + (data_csv(:,6)* 0)) data_csv(:,7)];

Catatan: Pembobotan Tunggal Idul Fitri
file = [data_csv(:,1:2) ((data_csv(:,3)* 0) + (data_csv(:,4)* 1) +
(data_csv(:,5)* 0) + (data_csv(:,6)* 0)) data_csv(:,7)];

Catatan: Pembobotan Tunggal Nyepi
file = [data_csv(:,1:2) ((data_csv(:,3)* 0) + (data_csv(:,4)* 0) +
(data_csv(:,5)* 1) + (data_csv(:,6)* 0)) data_csv(:,7)];

Catatan: Pembobotan Tunggal Saraswati dan Pagerwesi
file = [data_csv(:,1:2) ((data_csv(:,3)* 0) + (data_csv(:,4)* 0) +
(data_csv(:,5)* 0) + (data_csv(:,6)* 1)) data_csv(:,7)];

```

Lampiran 13. Kode Program Penentuan Bobot Hari Raya Idul Fitri, Galungan, & Kuningan (*bobot_if_gk.m*)

```

fprintf('* Program Pembobotan Hari Raya Idul Fitri, Galungan, &
Kuningan * \n');
fprintf('Tekan 1 untuk Inflow dan 2 untuk Outflow \n'); clear;
in = input('Masukkan INPUT = ');
out = input('Masukkan OUTPUT = ');
p = input ('Masukkan PARTISI = ');
s = 24;
fprintf('Catatan: Test split sebanyak %g segmen terakhir \n',s);

data_csv = csvread('data.csv',1,1);
p_kolom = 1;

%interval bobot (disesuaikan)
ia = 1;
ib = 2;
ic = 1;
id = 2;
step = 0.1;
tic;

for bg = ia:step:ib
    p_baris = 1;
    for bi = ic:step:id
        file = [data_csv(:,1:2) ((data_csv(:,3)* bg) +
(data_csv(:,4)* bi))];
        for i = 1:1:s
            %Menjalankan simulasi
            t = s+1-i;
            split = length(file)-t;
            %Normalisasi
            [pre_train ab] = f_normal(file(1:split,:));

```



```

data_csv = csvread('data.csv',1,1);
p_kolom = 1;
ia = 1;
ib = 2;
ic = 1;
id = 2; step = 0.1;
tic;
for bg = ia:step:ib
    p_baris = 1;
    for bi = ic:step:id
        file = [data_csv(:,1:2) ((data_csv(:,3)* g_k) +
(data_csv(:,4)* i_f) + (data_csv(:,5)* bg) + (data_csv(:,6)*
bi))];
        for i = 1:1:s
            %menjalankan simulasi
            t = s+1-i;
            split = length(file)-t;
            %normalisasi
            [pre_train ab] = f_normal(file(1:split,:));
            pre_test = f_normal_x(file(split+1,:),ab);
            simulasi = [pre_train; pre_test];
            %sliding window data simulasi
            dataset = f_swts_matrix(simulasi,p,in,out,[1 0]);
            train = dataset(1:split-p,:);
            test = dataset(split+1-p,:);
            %generasi arsitektur ANFIS
            fisx = genfis1(train,2,'gbellmf','constant');
            epoch_n = [30 0];
            dispOpt = zeros(1,4);
            %menjalankan pelatihan
            fis = anfis(train,fisx,epoch_n,dispOpt);
            %memprediksi test
            Y(i,1) = f_denormal(test(1,end),ab(:,out));
            Y(i,2) = f_denormal(evalfis(test(1,1:end-
1),fis),ab(:,out));
        end
        rmse_x(p_baris,p_kolom) = f_rmse(Y)
        mape_x(p_baris,p_kolom) = f_mape(Y)
        clear Y; p_baris = p_baris + 1;
    end
    p_kolom = p_kolom + 1;
end
toc;
%grafik perbandingan
figure(1);
surf(ia:step:ib,ic:step:id,mape_x,'FaceColor','none','LineStyle','
none','Marker','.', 'MarkerEdgeColor','flat','MarkerSize',8);
xlabel('Nyepi (X)');
ylabel('Saraswati - Pegerwesi (Y)');
zlabel('MAPE (Z)');
figure(2);
surf(ia:step:ib,ic:step:id,rmse_x,'FaceColor','none','LineStyle','
none','Marker','.', 'MarkerEdgeColor','flat','MarkerSize',8);
xlabel('Nyepi (X)');
ylabel('Saraswati - Pegerwesi (Y)');
zlabel('NRMSE (Z)');

```

Lampiran 15. Kode Program Model Prediksi *Outflow* Uang Kartal di Provinsi

Bali (*model_outflow.m*)

```
% Walk Forward Validation
fprintf('* Program Prediksi Outflow ANFIS * \n');
fprintf('Tekan 1 untuk Inflow dan 2 untuk Outflow \n');
clear;
in = input('Masukkan INPUT = ');
out = input('Masukkan OUTPUT = ');
p = input('Masukkan PARTISI = ');
s = 24;
fprintf('Catatan: Test split sebanyak %g segmen terakhir \n',s);
data_csv = csvread('data.csv',1,1);
model = [data_csv(:,1:2) ((data_csv(:,3)* 1.7) + (data_csv(:,4)*
1.8) + (data_csv(:,5)* 0.7) + (data_csv(:,6)* 3)) data_csv(:,7)];
file = model;
for i = 1:1:s
    %menjalankan simulasi
    t = s+1-i;
    split = length(file)-t;
    %mean encoding dummy bulan data training
    R = f_mean_encoding(file(1:split,:),out);
    file_e = [file(:,1:3) f_encode(file(:,4),R)];
    %normalisasi
    [pre_train ab] = f_normal(file_e(1:split,:));
    pre_test = f_normal_x(file_e(split+1,:),ab);
    simulasi = [pre_train; pre_test];
    %Sliding window data simulasi
    dataset = f_swts_matrix(simulasi,p,in,out,[1 0]);
    train = dataset(1:split-p,:);
    test = dataset(split+1-p,:);
    %Generasi arsitektur ANFIS
    fisx = genfis1(train,2,'gbellmf','constant');
    epoch_n = [30 0];
    dispOpt = zeros(1,4);
    %Menjalankan pelatihan
    fis = anfis(train,fisx,epoch_n,dispOpt);
    %Memprediksi test
    Y(i,1) = f_denormal(test(1,end),ab(:,out));
    Y(i,2) = f_denormal(evalfis(test(1,1:end-1),fis),ab(:,out));
end
%membuat grafik simulasi
plot(1:s,Y(:,1),'-o','linewidth',2); hold on;
plot(1:s,Y(:,2),'-*'); hold off;
legend('Aktual','Prediksi');
%Menghitung error
[M P] = f_mape(Y);
fprintf('Aktual vs Prediksi \n');
disp([Y P]);
fprintf('MAPE = %g \n',M);
fprintf('Normalized RMSE = %g \n',f_rmse(Y));
fprintf('* Simulasi Model Neuro-Fuzzy Untuk Prediksi Outflow Telah
Dijalankan * \n');
```

Lampiran 16. Kode Program Model Prediksi *Inflow* Uang Kartal di Provinsi

Bali (*model_inflow.m*)

```
% walk forward validation
fprintf('* Program Prediksi Inflow ANFIS * \n'); clear;
in = 2;
out = 1;
p = 2;
s = 24;
fprintf('Test split sebanyak %g segmen terakhir \n',s);
data_csv = csvread('data.csv',1,1);
model = [data_csv(:,1:2) ((data_csv(:,3)* 3.8) + (data_csv(:,4)*
1.1) + (data_csv(:,5)* 5.1) + (data_csv(:,6)* 1.6))
data_csv(:,7)];
file = model;
for i = 1:1:s
    %menjalankan simulasi
    t = s+1-i;
    split = length(file)-t;
    %mean encoding dummy bulan data training
    R = f_mean_encoding(file(1:split,:),out);
    file_e = [file(:,1:3) f_encode(file(:,4),R)];
    %normalisasi
    [pre_train ab] = f_normal(file_e(1:split,:));
    pre_test = f_normal_x(file_e(split+1,:),ab);
    simulasi = [pre_train; pre_test];
    %sliding window data simulasi
    dataset = f_swts_matrix(simulasi,p,in,out,[1 0]);
    train = dataset(1:split-p,:);
    test = dataset(split+1-p,:);
    %generasi arsitektur ANFIS
    fisx = genfis1(train,2,'gbellmf','constant');
    epoch_n = [30 0];
    dispOpt = zeros(1,4);
    %menjalankan pelatihan
    fis = anfis(train,fisx,epoch_n,dispOpt);
    %memprediksi test
    Y(i,1) = f_denormal(test(1,end),ab(:,out)); %Aktual
    Y(i,2) = f_denormal(evalfis(test(1,1:end-1),fis),ab(:,out));
end
%membuat grafik simulasi
plot(1:s,Y(:,1),'-o','linewidth',2);
hold on;
plot(1:s,Y(:,2),'-*');
hold off;
legend('Aktual','Prediksi');
%menghitung error
[M P] = f_mape(Y);
fprintf('Aktual vs Prediksi \n');
disp ([Y P]);
fprintf('MAPE = %g \n',M);
fprintf('Normalized RMSE = %g \n',f_rmse(Y)); fprintf('* Simulasi
Model Neuro-Fuzzy Untuk Prediksi Inflow Telah Dijalankan * \n')
```