

**PREDIKSI KONSUMSI SOLAR SEBAGAI BAHAN BAKAR MESIN POMPA
AIR MENGGUNAKAN METODE *ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE*
*SYSTEM (ANFIS) DAN SUBTRACTIVE CLUSTERING***

TUGAS AKHIR

**Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Strata-1
Pada Program Studi Teknik Industri Fakultas Teknologi Industri**



Nama : Astiati

No. Mahasiswa : 12522031

**PROGRAM STUDI TEKNIK INDUSTRI
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA
YOGYAKARTA
2016**

PERNYATAAN KEASLIAN

Demi Allah, saya akui karya ini adalah hasil kerja saya sendiri kecuali nukilan dan ringkasan yang setiap satunya telah saya jelaskan sumbernya. Jika dikemudian hari ternyata terbukti pengakuan saya ini tidak benar dan melanggar peraturan yang sah dalam karya tulis dan hak kekayaan intelektual maka saya bersedia ijazah yang telah saya terima untuk ditarik kembali oleh Universitas Islam Indonesia.

Yogyakarta, Oktober 2016



SURAT KETERANGAN**PT MADUBARU****PG.PS.MADUKISMO****SURAT KETERANGAN****No. : 5702 /DIR/MB/IX/2016**

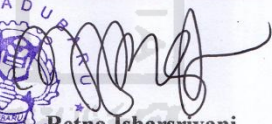
Yang bertanda tangan di bawah ini menerangkan bahwa,

N a m a : Astiati
No. Mhs. : 12522031

Adalah mahasiswa Jurusan Teknik Industri Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia Yogyakarta yang telah selesai melaksanakan penelitian di Bagian Instalasi Sie Traktor Pabrik Gula Madukismo Yogyakarta mulai tanggal 10 Agustus 2016 s/d 30 September 2016.

Demikian Surat Keterangan ini dibuat untuk dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

Yogyakarta, 30 September 2016
a/n Direktur PT Madubaru


Retna Isharsriyani
Kabag. SDM & Umum

UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA
PT. MADUBARU
YOGYAKARTA
PG.PS.MADUKISMO

LEMBAR PENGESAHAN PEMBIMBING

PREDIKSI KONSUMSI SOLAR SEBAGAI BAHAN BAKAR MESIN POMPA
AIR MENGGUNAKAN METODE *ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE*
SYSTEM (ANFIS) DAN *SUBTRACTIVE CLUSTERING*

TUGAS AKHIR



(Muhammad Ridwan Andi Purnomo, S.T., M.Sc., Ph.D.)

LEMBAR PENGESAHAN PENGUJI

**PREDIKSI KONSUMSI SOLAR SEBAGAI BAHAN BAKAR MESIN POMPA
AIR MENGGUNAKAN METODE *ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE*
SYSTEM (ANFIS) DAN *SUBTRACTIVE CLUSTERING***

TUGAS AKHIR

Oleh

Nama : Astiati
No. Mahasiswa : 12522031

Telah dipertahankan di depan sidang penguji sebagai salah satu syarat
untuk memperoleh gelar Sarjana Strata-1 Teknik Industri

Yogyakarta, Oktober 2016

Tim Penguji

Muhammad Ridwan Andi Purnomo, S.T., M.Sc., Ph.D.

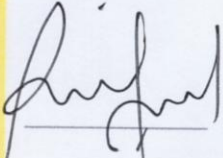
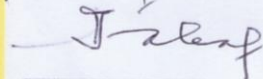
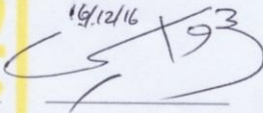
Ketua

Ir. Ali Parkhan, M.T.

Anggota I

Harwati, S.T., M.T.

Anggota II

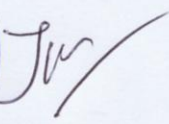


16/12/16


Mengetahui,

Ketua Jurusan Teknik Industri

Universitas Islam Indonesia




Astiati Rochman, S.T., M.Eng.

HALAMAN PERSEMBAHAN

Untuk kedua orang tua saya, Bapak Asna Djazuli dan Ibu Chafsoh,
yang selalu mendoakan dan memberikan kasih sayang serta *supply* energi setiap waktu.

Untuk kakak-kakak saya, Fajriyanto, Khasuna Nur 'Aini, dan Nasukha Nur Rahmah
yang selalu memberikan doa dan dukungan setiap waktu.



MOTTO

فَإِنَّ مَعَ الْعُسْرِ يُسْرًا ۝ إِنَّ مَعَ الْعُسْرِ يُسْرًا ۝

“Maka sesungguhnya beserta kesulitan itu ada kemudahan. Sesungguhnya beserta kesulitan itu ada kemudahan.”

(Al-Insyirah:5-6)

“Allah is the answer to emptiness, struggles, hopelessness, and fear.”

(Bilal Philips)



KATA PENGANTAR



Assalamu 'alaikum Warahmatullah Wabarakatuh

Alhamdulillah, segala puji dan syukur penulis haturkan kepada Allah SWT atas berkat rahmat dan nikmat yang dicurahkan kepada seluruh hamba-Nya. Tak lupa sholawat dan salam senantiasa penulis panjatkan kepada nabi besar Muhammad SAW beserta keluarga, sahabat, serta para pengikutnya yang telah berjuang dan membimbing kita keluar dari kegelapan menuju jalan terang benderang untuk menggapai ridho Allah SWT. Atas berkat rahmat Allah SWT, tugas akhir yang berjudul “Prediksi Konsumsi Solar Sebagai Bahan Bakar Mesin Pompa Air Menggunakan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (Anfis)* dan *Subtractive Clustering*” dapat diselesaikan dengan baik. Tugas akhir ini disusun sebagai salah satu syarat yang harus dipenuhi untuk menyelesaikan studi Strata-1 pada Jurusan Teknik Industri Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia.

Penyelesaian penyusunan tugas akhir ini tentu tidak lepas dari dukungan, bantuan, dan bimbingan dari berbagai pihak. Untuk itu penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak yang telah memberikan dukungan, bantuan, dan bimbingan secara langsung maupun tidak langsung yaitu kepada:

1. Bapak, Ibu, Mas Antok, Mbak Una, dan Mbak Nana yang selalu memberikan doa, dukungan, dan kasih sayang setiap waktu.
2. Bapak Muhammad Ridwan Andi Purnomo, ST., M.Sc., Ph.D. yang selalu membimbing dan memberikan solusi serta saran dalam penyelesaian tugas akhir ini.
3. Bapak Dr. Drs. Imam Djati Widodo, M. Eng. Sc. selaku Dekan Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia.
4. Bapak Yuli Agusti Rochman, S. T., M. Eng. selaku Ketua Program Studi Teknik Industri Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia.
5. Bapak Nashruddin Abdus Salam selaku Kepala Bagian Instalasi St. Traktor PG Madukismo dan Bapak Margono selaku pegawai administrasi bagian Instalasi St. Traktor PG Madukismo.
6. Kepala Laboratorium, Laboran, dan seluruh keluarga besar Asisten Data Mining/Statistika Industri dan Optimasi.
7. Teman membuat keributan, Reza, Virny, Faisal, Dika.
8. Teman main, teman berbagi cerita dan berbagi semangat, Uti, Aulia, Elsa, Luthfi, Ocak, Rahma, Neni.
9. Teman curhat random dan tempat pelarian, Keke, Wening, Tya, Fita.
10. Keluarga besar Teknik Industri UII, khususnya angkatan 2012.
11. Semua pihak yang telah mendoakan, mendukung, dan memotivasi selama penulisan tugas akhir yang tidak dapat disebutkan satu per satu.

Semoga kebaikan-kebaikan yang diberikan menjadi amal sholeh dan mendapat balasan yang berlipat ganda dari Allah SWT. Aamiin.

Akhir kata, penulis berharap semoga tugas akhir ini dapat memberikan manfaat khususnya di dunia ilmu pengetahuan. Penulis menyadari adanya kekurangan dalam penulisan tugas akhir ini, sehingga dengan kerendahan hati penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun.

Wassalamu 'alaikum Warahmatullah Wabarakatuh

Yogyakarta, Oktober 2016

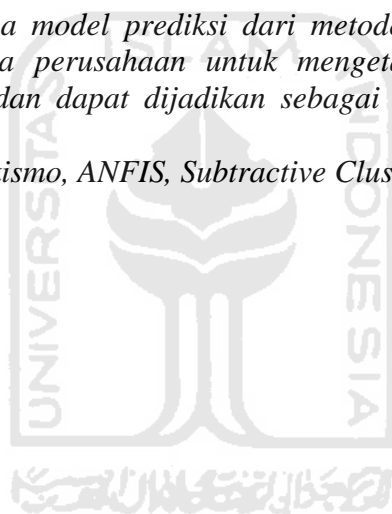
Astiati



ABSTRAK

Solar merupakan salah satu bahan bakar minyak yang banyak digunakan oleh perusahaan-perusahaan yang bergerak dalam bidang industri. PG Madukismo adalah salah satu perusahaan yang menggunakan solar sebagai bahan bakar mesin pompa air yang merupakan alat bantu perkebunan untuk mengairi kebun tebu sehingga dapat menunjang proses produksi. Namun, konsumsi solar pada alat-alat perkebunan milik PG Madukismo terkadang tidak terkendali karena perusahaan belum dapat meramalkan banyaknya solar yang dibutuhkan pada periode tertentu. Pada penelitian ini, diimplementasi metode ANFIS dan Subtractive Clustering sebagai metode untuk meramalkan konsumsi solar yang hasilnya akan dibandingkan. Hasil prediksi konsumsi solar menggunakan ANFIS menghasilkan nilai MAD sebesar 130,05 dan MAPE sebesar 21,8396%, sedangkan hasil prediksi konsumsi solar menggunakan Subtractive Clustering menghasilkan nilai MAD sebesar 135,15 dan MAPE sebesar 23,5192%. Dari kedua parameter nilai eror tersebut, maka dianggap bahwa metode ANFIS merupakan metode yang lebih baik untuk meramalkan konsumsi solar pada kasus ini. Hasil penelitian yang berupa model prediksi dari metode ANFIS diharapkan dapat memberikan gambaran pada perusahaan untuk mengetahui konsumsi solar pada periode yang akan datang dan dapat dijadikan sebagai bahan pertimbangan untuk mengambil keputusan.

Kata kunci: solar, PG Madukismo, ANFIS, Subtractive Clustering, MAD, MAPE.



DAFTAR ISI

TUGAS AKHIR	i
PERNYATAAN KEASLIAN	ii
SURAT KETERANGAN	iii
LEMBAR PENGESAHAN PEMBIMBING.....	iv
LEMBAR PENGESAHAN PENGUJI.....	v
HALAMAN PERSEMBAHAN	vi
MOTTO	vii
KATA PENGANTAR	viii
ABSTRAK.....	x
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR TABEL.....	xiii
DAFTAR GAMBAR.....	xiv
DAFTAR LAMPIRAN.....	xv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah.....	5
1.3 Batasan Masalah	5
1.4 Tujuan Penelitian	5
1.5 Manfaat Penelitian	6
1.5.1 Bagi Perusahaan.....	6
1.5.2 Bagi Peneliti.....	6
1.6 Sistematika Penulisan	6
BAB II KAJIAN PUSTAKA.....	8
2.1 Kajian Deduktif.....	8
2.1.1 Solar.....	8
2.1.2 Peramalan.....	9
2.1.3 <i>Knowledge Discovery in Database (KDD)</i>	11
2.1.4 Logika <i>Fuzzy</i>	12
A.1 Himpunan <i>Fuzzy</i>	13
A.2 Fungsi Keanggotaan <i>Fuzzy</i>	14
A.3 Sistem Inferensi <i>Fuzzy</i> Sugeno	16
2.1.5 <i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)</i>	18
2.1.6 <i>Subtractive Clustering</i>	20
2.1.7 Pemilihan Model Peramalan	24
2.2 Kajian Induktif.....	25
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	30
3.1 Objek Penelitian.....	30
3.2 Metode Pengumpulan Data.....	30
3.3 Jenis Data.....	31
3.4 Diagram Alur Penelitian	32
BAB IV PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA.....	35
4.1 Data Konsumsi Solar	35
4.2 <i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)</i>	38
4.2.1 <i>Preprocessing Data</i>	38
4.2.2 <i>Processing Data</i>	39
4.2.3 Nilai <i>Error</i> Prediksi Menggunakan ANFIS.....	47

4.3	<i>Subtractive Clustering</i>	47
4.3.1	Nilai Error Prediksi Menggunakan <i>Subtractive Clustering</i>	53
BAB V PEMBAHASAN		54
5.1	Prediksi Konsumsi Solar	54
5.2	<i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System</i> (ANFIS).....	54
5.3	<i>Subtractive Clustering</i>	56
BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN		58
6.1	Kesimpulan	58
6.2	Saran	61
6.2.1	Bagi Perusahaan.....	61
6.2.2	Bagi Penelitian Selanjutnya	61
DAFTAR PUSTAKA		62
LAMPIRAN.....		65



DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Perbedaan ANN dan <i>Fuzzy Logic</i>	18
Tabel 2.2 Kriteria MAPE.....	25
Tabel 4.1 <i>Training data</i> konsumsi solar	35
Tabel 4.2 Rekapitulasi pengujian ANFIS	46
Tabel 4.3 Rekapitulasi pengujian <i>Subtractive Clustering</i>	52



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Tahapan KDD	11
Gambar 2.2 Representasi Kurva Segitiga	14
Gambar 2.3 Representasi Kurva Trapesium	15
Gambar 2.4 Representasi Kurva <i>Generalized Bell</i>	15
Gambar 2.5 Representasi Kurva <i>Gaussian</i>	16
Gambar 2.6 Skema Sistem Inferensi <i>Fuzzy</i>	16
Gambar 2.7 Arsitektur ANFIS (Jang, 1993).....	19
Gambar 3.1 Diagram alur penelitian.....	32
Gambar 4.1 Anfis Editor.....	39
Gambar 4.2 Input <i>training data</i>	40
Gambar 4.3 Input <i>checking data</i>	40
Gambar 4.4 Inisiasi FIS	41
Gambar 4.5 Struktur ANFIS	41
Gambar 4.6 <i>Membership function</i> variabel luas kebun	42
Gambar 4.7 <i>Membership function</i> variabel waktu kerja.....	42
Gambar 4.8 <i>Membership function</i> variabel jenis tanah	42
Gambar 4.9 <i>Training error</i> ANFIS.....	45
Gambar 4.10 <i>Checking data</i> ANFIS.....	46
Gambar 4.11 Output ANFIS	46
Gambar 4.12 Plot data variabel input dan output	48
Gambar 4.13 <i>Cluster centers</i> pada variabel jenis tanah dan konsumsi solar.....	50
Gambar 4.14 Output Subtractive Clustering.....	52
Gambar 4.15 Plotting data <i>Subtractive Clustering</i>	53

DAFTAR LAMPIRAN

A.	<i>Checking Data ANFIS</i>	65
B.	<i>Checking Data Subtractive Clustering</i>	75



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Indonesia merupakan negara yang memiliki penduduk paling banyak nomor 4 di dunia dengan jumlah penduduk mencapai lebih dari 237 juta jiwa (BPS, 2012). Jumlah penduduk yang besar tersebut menyebabkan pertumbuhan dan perkembangan yang pesat di berbagai aktivitas ekonomi. Untuk mendukung hal tersebut, maka diperlukan hasil alam yang dapat memenuhi kebutuhan pangan dan non pangan penduduk Indonesia. Salah satu kebutuhan non pangan yang dibutuhkan oleh penduduk Indonesia adalah bahan bakar (Astari Miranti, 2013).

Menurut Ahmad Fauzi (2016), bahan bakar adalah suatu materi yang dapat diubah menjadi energi. Proporsi energi yang paling banyak digunakan oleh penduduk Indonesia adalah minyak bumi, yang umumnya dimanfaatkan dalam bentuk bahan bakar minyak (BBM). BBM memegang peranan penting dalam aktifitas ekonomi di Indonesia karena dimanfaatkan pada berbagai macam jenis kegiatan seperti pembangkit listrik, bahan bakar kendaraan bermotor, bahan bakar peralatan-peralatan industri, dan lain-lain.

Namun seperti yang kita ketahui, bahan bakar minyak merupakan salah satu sumber daya alam yang tidak dapat diperbaharui. Peningkatan konsumsi yang tidak disertai peningkatan produksi akibat semakin langkanya minyak bumi menyebabkan tingginya harga minyak bumi dan langkanya bahan bakar minyak (BBM) di pasar sehingga masyarakat sulit untuk mendapatkannya (Astari Miranti, 2013).

Salah satu jenis BBM yang dihasilkan dari proses pengolahan minyak bumi mentah yang dipisahkan fraksi-fraksinya pada proses destilasi sehingga memiliki titik

didih yang tinggi adalah solar. Pada umumnya, solar digunakan sebagai bahan bakar kendaraan bermesin diesel maupun peralatan-peralatan industri lainnya. Banyak perusahaan yang bergerak dalam bidang industri memanfaatkan solar sebagai bahan bakar penggerak mesin selama proses produksi. Dalam hal tersebut, solar dibutuhkan dalam jumlah banyak karena peralatan industri membutuhkan energi panas yang tinggi untuk menggerakkan mesin-mesin motornya. Padahal, harga solar cenderung mahal dan jika pemakaiannya tidak dioptimalkan maka akan terjadi pemborosan bahan bakar.

PG Madukismo merupakan salah satu anak perusahaan dari PT Madubaru yang berlokasi di Padokan Tirtonirmolo Kasihan Bantul Yogyakarta. PG Madukismo bergerak dalam bidang produksi gula. Untuk menunjang proses produksi gula, maka dibutuhkan tebu yang berkualitas bagus. PG Madukismo memiliki banyak kebun tebu yang tersebar di seluruh wilayah Daerah Istimewa Yogyakarta. Kebun-kebun tersebut dikelola oleh petani dan kemitraan yang bekerja sama dengan perusahaan. Untuk memelihara kebun-kebun tebu tersebut, PG Madukismo menyediakan alat bantu perkebunan berupa mesin traktor dan mesin pompa air. Mesin-mesin tersebut menggunakan bahan bakar minyak berupa solar. Persediaan dan penyimpanan solar juga diatur oleh perusahaan. Namun, konsumsi solar pada alat-alat perkebunan tersebut terkadang tidak terkendali atau dengan kata lain perusahaan belum dapat meramalkan banyaknya solar yang harus disediakan pada periode tertentu sehingga terkadang perusahaan kehabisan stok solar padahal beberapa kebun tebu membutuhkan kinerja mesin pompa air untuk proses pengairan.

Konsumsi solar sebagai bahan bakar mesin pompa air di PG Madukismo dipengaruhi oleh tiga variabel yaitu luas kebun tebu yang diairi, waktu kerja mesin pompa air, dan jenis tanah pada kebun tebu yang diairi. Luas kebun dan jenis tanah pada kebun yang diairi menentukan sedikit banyaknya air yang dibutuhkan untuk mengairi dan hal tersebut tentu saja menentukan sejumlah energi yang dibutuhkan untuk mengoperasikan mesin pompa air. Selain itu, waktu kerja mesin pompa air juga mempengaruhi seberapa banyak energi yang dibutuhkan sehingga dengan kata lain ketiga variabel tersebut mempengaruhi konsumsi solar pada mesin pompa air.

Pada penelitian ini, akan diimplementasikan dua metode peramalan pada data historis konsumsi solar. Dari hasil prediksi kedua metode tersebut, akan dilihat manakah

metode peramalan yang lebih baik digunakan untuk memprediksi konsumsi solar ketika variabel yang mempengaruhinya adalah luas kebun, waktu kerja mesin pompa air, dan jenis tanah pada kebun yang diairi. Metode peramalan yang dianggap lebih baik adalah metode yang memiliki nilai eror paling kecil. Prediksi konsumsi solar di PG Madukismo bertujuan untuk memberikan gambaran pada perusahaan agar mengetahui berapa banyak konsumsi solar yang dibutuhkan untuk periode-periode di masa yang akan datang, sehingga konsumsi solar dapat dioptimalkan pada saat-saat tertentu dan hasil peramalannya dapat dijadikan sebagai bahan pertimbangan untuk membuat keputusan di masa yang akan datang.

Menurut Haizer dan Render (2009), peramalan adalah seni dan ilmu untuk memperkirakan kejadian di masa depan. Hal tersebut dapat dilakukan dengan melibatkan pengambilan data historis dan memproyeksikannya ke masa mendatang dengan suatu bentuk model matematis atau prediksi intuisi bersifat subyektif. Sedangkan menurut Sonny Koeswara dan Arfi Herdiawan (2009), peramalan adalah proses untuk memperkirakan berapa banyak kebutuhan dalam ukuran kuantitas, kualitas, waktu, dan lokasi yang dibutuhkan di masa yang akan datang dalam memenuhi permintaan barang ataupun jasa.

Victor Mallang et al. (2014) memaparkan bahwa teknik peramalan data deret waktu bisa diklasifikasikan ke dalam kelompok teknik peramalan statistika dan kelompok teknik peramalan non-statistika. Model-model *moving average*, *exponential smoothing* dan berbagai model peramalan lain dari *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) tergolong ke dalam kelompok pertama. Selain itu, terdapat metode *Fuzzy Time Series* (FTS) serta algoritma genetika yang tergolong ke dalam kelompok kedua yang juga dikenal sebagai *soft modeling technology*.

Di sisi lain, Muhammad Yulio Tri Prakoso (2015) menjelaskan bahwa metode analisis deret waktu (*time series*) adalah suatu analisis terhadap pengamatan, pencacahan dan penyusunan peristiwa dari waktu ke waktu secara beruntun dengan interval waktu yang tetap. Pada analisis deret waktu, model diidentifikasi dan dibangun dari pola kejadian yang terjadi di masa lalu kemudian dapat dilakukan peramalan (*forecasting*). Salah satu metode yang dapat digunakan untuk meramalkan adalah

Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) yang merupakan salah satu metode *hybrid* hasil penggabungan dua metode.

ANFIS atau *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* merupakan gabungan dari logika *fuzzy* dan jaringan syaraf tiruan (Sri Kusumadewi dan Sri Hartati, 2010). ANFIS merupakan metode yang menggunakan jaringan syaraf tiruan untuk mengimplementasikan sistem inferensi *fuzzy*. Penggabungan dua metode tersebut diharapkan dapat menghasilkan peramalan dengan akurasi yang tinggi dikarenakan ANFIS memiliki kelebihan yang ada pada jaringan syaraf tiruan dan sistem inferensi *fuzzy* yaitu kemampuan pembelajaran dan penalaran.

Di sisi lain, Ade Gafar Abdullah (2008) memaparkan adanya perkembangan suatu model prediksi non linier berbasis kecerdasan tiruan melalui pendekatan logika *Fuzzy* dengan menggunakan algoritma *Fuzzy Subtractive Clustering*. Hal tersebut didukung oleh Robert Kurniawan dan Baiq Nurul Haqiqi (2015) yang mengatakan bahwa metode *Subtractive Clustering* adalah alternatif metode pengelompokan yang dapat digunakan jika jumlah kelompok tidak diketahui sebelumnya. Metode *Subtractive Clustering* memperoleh hasil yang lebih konsisten dibandingkan dengan *Fuzzy C-Means* (FCM) dan memiliki kecepatan yang lebih baik dibandingkan FCM.

Fuzzy Subtractive Clustering adalah metode pengelompokan berdasarkan derajat keanggotaan yang mencakup himpunan *fuzzy* sebagai dasar pembobotan. Masing-masing data diberikan nilai kemungkinan untuk dapat bergabung ke setiap kelompok yang ada, tanpa membatasi untuk menjadi anggota di satu kelompok saja. Data dengan derajat keanggotaan terbesar menunjukkan kecenderungan suatu data akan bergabung menjadi anggota kelompok tertentu (Jang, 1993).

Terdapat istilah *overfitting* dalam metode *Subtractive Clustering*. *Overfitting* terjadi jika *training* memaksa output dari FIS untuk terlalu dekat dengan *training* output data (Agus Naba, 2009). Pada saat yang sama, *checking error* akan membesar karena FIS diuji dengan data yang belum pernah dilatihkan sebelumnya, yaitu *checking data*. Untuk menghindari masalah *overfitting*, sebaiknya dipilih FIS yang menghasilkan minimum *checking error*. Dengan demikian maka kemampuan generalisasi data oleh FIS akan tetap terjaga.

Pada penelitian ini terdapat dua metode yang akan diimplementasikan yaitu metode ANFIS dan *Subtractive Clustering*, yang akan digunakan sebagai metode prediksi konsumsi solar yang digunakan sebagai bahan bakar mesin pompa air di PG Madukismo. Hasil prediksi kedua metode tersebut akan dibandingkan dengan melihat nilai *Mean Absolute Deviation* (MAD) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dari masing-masing metode peramalan serta nilai akurasi peramalan yang paling tinggi, sehingga didapatkan metode peramalan yang lebih baik digunakan untuk meramalkan konsumsi solar pada kasus ini.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah yang didapatkan dari latar belakang masalah di atas adalah:

1. Bagaimana aturan (*rule*) yang dihasilkan untuk memprediksi konsumsi solar dengan menggunakan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS)?
2. Bagaimana aturan (*rule*) yang dihasilkan untuk memprediksi konsumsi solar dengan menggunakan *Subtractive Clustering*?
3. Bagaimana perbandingan hasil prediksi konsumsi solar menggunakan ANFIS dan *Subtractive Clustering* serta model peramalan manakah yang lebih baik?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah:

1. Penelitian ini tidak menggunakan data konsumsi bahan bakar minyak selain solar.
2. Data yang digunakan adalah data konsumsi solar selama 100 kali proses pengairan kebun tebu pada tahun 2015, data luas kebun yang diairi, data waktu kerja mesin pompa air, dan data jenis tanah pada kebun tebu yang diairi.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai pada penelitian ini adalah:

1. Mengetahui *rule* yang dihasilkan untuk memprediksi konsumsi solar dengan menggunakan *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS).
2. Mengetahui *rule* yang dihasilkan untuk memprediksi konsumsi solar dengan menggunakan *Subtractive Clustering*.

3. Mengetahui perbandingan hasil prediksi konsumsi solar menggunakan ANFIS dan *Subtractive Clustering* serta mengetahui model peramalan yang lebih baik.

1.5 Manfaat Penelitian

1.5.1 Bagi Perusahaan

Manfaat yang diharapkan dapat diberikan dari penelitian ini untuk perusahaan adalah:

1. Hasil penelitian dapat digunakan perusahaan sebagai acuan dasar dalam memprediksi konsumsi solar pada periode-periode selanjutnya.
2. Sebagai bahan pertimbangan tindak lanjut dari hasil prediksi yang didapatkan.

1.5.2 Bagi Peneliti

Mahasiswa mampu menerapkan ilmu pengetahuan tentang *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) dan *Subtractive Clustering*.

1.6 Sistematika Penulisan

Penelitian ini ditulis berdasarkan kaidah penulisan ilmiah sesuai dengan sistematika seperti berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini berisi deskripsi pendahuluan kegiatan penelitian yaitu latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian dan sistematika penulisan.

BAB II KAJIAN PUSTAKA

Bab ini berisi uraian tentang teori-teori dari referensi buku maupun jurnal serta hasil penelitian terdahulu berkaitan dengan masalah penelitian yang digunakan sebagai acuan penyelesaian masalah

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan mengenai alur penelitian dari awal hingga akhir penelitian, selain itu juga menjelaskan mengenai data yang digunakan serta objek penelitian.

BAB IV PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA

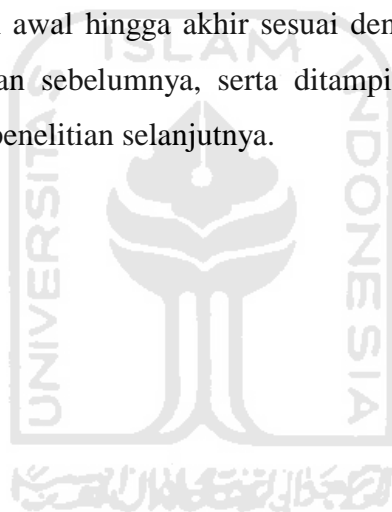
Pada bab ini menyajikan data yang telah didapat yang selanjutnya diolah sesuai dengan metode yang telah ditetapkan untuk mencapai tujuan yang diharapkan.

BAB V PEMBAHASAN

Pada bab ini menjelaskan mengenai pembahasan serta analisa berdasarkan hasil yang didapat dari pengolahan data yang sesuai dengan tujuan yang telah dipaparkan.

BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab terakhir ini disajikan kesimpulan yang didapatkan dari hasil penelitian dari awal hingga akhir sesuai dengan rumusan masalah yang telah ditetapkan sebelumnya, serta ditampilkan saran-saran yang dapat berguna bagi penelitian selanjutnya.

DAFTAR PUSTAKA**LAMPIRAN**

BAB II

KAJIAN PUSTAKA

2.1 Kajian Deduktif

2.1.1 Solar

Solar adalah salah satu jenis bahan bakar yang dihasilkan dari proses pengolahan minyak bumi, pada dasarnya minyak mentah dipisahkan fraksi-fraksinya pada proses destilasi sehingga dihasilkan fraksi solar dengan titik didih 250°C sampai 300°C. Kualitas solar dinyatakan dengan bilangan *cetane* (pada bensin disebut oktan), yaitu bilangan yang menunjukkan kemampuan solar mengalami pembakaran di dalam mesin serta kemampuan mengontrol jumlah ketukan (*knocking*), semakin tinggi bilangan *cetane* ada solar maka kualitas solar akan semakin bagus (Reval Anjas, 2015).

Pada umumnya, solar digunakan sebagai bahan bakar kendaraan bermesin diesel maupun peralatan-peralatan industri lainnya. Agar menghasilkan pembakaran yang baik, solar harus memenuhi syarat-syarat standar yang menentukan kualitas solar yaitu sebagai berikut:

1. Mudah terbakar.
2. Tidak mudah mengalami pembekuan pada suhu yang dingin.
3. Memiliki sifat anti *knocking* dan membuat mesin bekerja dengan lembut.
4. Memiliki kekentalan yang memadai agar dapat disemprotkan oleh *ejector* di dalam mesin.
5. Tetap stabil atau tidak mengalami perubahan struktur, bentuk dan warna dalam proses penyimpanan.
6. Memiliki kandungan sulfur sekecil mungkin, agar tidak berdampak buruk bagi mesin kendaraan serta tidak menimbulkan polusi.

2.1.2 Peramalan

Peramalan adalah kegiatan memperkirakan atau memprediksikan apa yang akan terjadi pada masa yang akan datang dengan waktu yang relatif lama. Sedangkan ramalan adalah suatu situasi atau kondisi yang diperkirakan akan terjadi pada masa yang akan datang. Untuk memprediksikan hal tersebut, diperlukan data yang akurat di masa lalu sehingga dapat dilihat prospek situasi dan kondisi di masa yang akan datang. Menurut Haizer dan Render (2009), peramalan adalah seni dan ilmu untuk memperkirakan kejadian di masa depan. Hal tersebut dapat dilakukan dengan melibatkan pengambilan data historis dan memproyeksikannya ke masa mendatang dengan suatu bentuk model matematis atau prediksi intuisi bersifat subyektif.

Metode peramalan merupakan cara memperkirakan apa yang akan terjadi pada masa depan secara sistematis dan pragmatis atas dasar data yang relevan pada masa yang lalu. Selain itu, metode peramalan dapat memberikan cara pengerjaan yang teratur dan terarah serta dapat dimungkinkan melakukan analisis dengan menggunakan teknik-teknik yang lebih maju. Penggunaan teknik-teknik tersebut diharapkan dapat memberikan tingkat keakuratan yang lebih besar karena dapat diuji penyimpangan atau deviasi yang terjadi secara ilmiah (Makridakis, 1999).

Untuk melakukan peramalan diperlukan metode tertentu dan metode mana yang digunakan tergantung dari data dan informasi yang akan diramal serta tujuan yang hendak dicapai. Terdapat beberapa metode dalam peramalan antara lain:

1. Peramalan berdasarkan jangka waktu menurut Heizer dan Render (2009) yaitu:

a. Peramalan jangka pendek

Peramalan ini digunakan untuk jangka waktu kurang satu tahun, umumnya kurang dari tiga bulan. Peramalan ini digunakan untuk rencana pembelian, penjadwalan kerja, jumlah tenaga kerja, tingkat produksi.

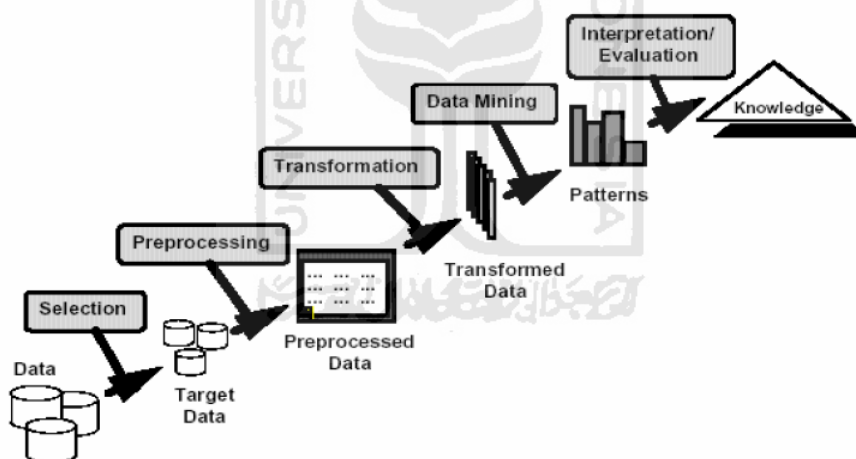
b. Peramalan jangka menengah

Peramalan ini umumnya mencakup hitungan bulanan hingga tiga tahun. Peramalan ini digunakan untuk perencanaan penjualan, perencanaan dan penganggaran produksi dan menganalisis berbagai rencana operasi.

- c. Peramalan jangka panjang
Peramalan ini digunakan untuk jangka waktu tiga tahun atau lebih. Peramalan digunakan untuk merencanakan produk baru, penganggaran modal, lokasi fasilitas, atau ekspansi dan penelitian serta pengembangan.
2. Peramalan berdasarkan rencana operasi
 - a. Ramalan ekonomi yaitu ramalan yang membahas siklus bisnis dengan memprediksi tingkat inflasi dan indikator perencanaan lainnya.
 - b. Ramalan teknologi yaitu ramalan yang berkaitan dengan tingkat kemajuan teknologi dan produk baru.
 - c. Ramalan permintaan yaitu ramalan yang berkaitan dengan proyeksi permintaan terhadap produk perusahaan. Ramalan ini disebut juga ramalan penjualan, yang mengarahkan produksi, kapasitas dan sistem penjadwalan perusahaan.
 3. Peramalan berdasarkan metode atau pendekatan (Makridakis, 1999)
 - a. Peramalan Kualitatif
Peramalan kualitatif merupakan peramalan yang didasarkan atas data kualitatif pada masa lalu. Hasil peramalan yang dibuat sangat tergantung pada orang yang menyusunnya. Hal ini penting karena hasil peramalan tersebut ditentukan berdasarkan pemikiran yang bersifat intuisi, pendapat dan pengetahuan serta pengalaman penyusunan. Biasanya metode peramalan kualitatif digunakan ketika data historis tidak tersedia.
 - b. Peramalan Kuantitatif
Peramalan kuantitatif merupakan peramalan yang didasarkan atas data kuantitatif pada masa lalu dengan menggunakan berbagai model matematis atau metode statistik dan data historis atau variabel-variabel kausal untuk meramalkan permintaan. Hasil peramalan yang dibuat sangat tergantung pada metode yang dipergunakan dalam peramalan tersebut. Baik tidaknya metode yang digunakan ditentukan oleh perbedaan antara penyimpangan hasil ramalan dengan kenyataan yang terjadi. Peramalan kuantitatif hanya dapat digunakan apabila terdapat 3 (tiga) kondisi sebagai berikut:
 - 1) Adanya informasi masa lalu yang dapat dipergunakan.
 - 2) Informasi tersebut dapat dikuantitatifkan dalam bentuk data.
 - 3) Dapat diasumsikan bahwa pola yang lalu akan berkelanjutan pada masa yang akan datang.

2.1.3 Knowledge Discovery in Database (KDD)

Knowledge Discovery in Database (KDD) merupakan serangkaian proses untuk mencari dan mengidentifikasi pola (*pattern*) dalam data, dimana pola yang ditemukan bersifat sah, baru, bermanfaat dan dapat dimengerti yang berhubungan dengan teknik integrasi, penemuan ilmiah, interpretasi, dan visualisasi dari pola sekumpulan data (Zaiane, 1999). Dalam KDD, data tidak hanya melalui sebuah proses untuk menemukan hasil akhir, namun diperlukan adanya beberapa tahapan hingga mendapatkan hasil akhir. Salah satu tahapan utama dalam KDD adalah *data mining*, yaitu teknik penggalian informasi dari jumlah data yang cukup banyak (Han dan Kamber, 2006). Sedangkan menurut *Gartner Group* (Lorase, 2005), *data mining* adalah sebuah proses yang memanfaatkan data yang sedikit hingga cukup besar dengan menggunakan teknik pengenalan pola seperti statistika dan matematika untuk menemukan informasi berupa pola, hubungan, dan kecenderungan antar data yang dapat bermanfaat. Secara garis besar, tahapan KDD dapat dijelaskan sebagai berikut (Kusrini, 2009):



Gambar 2.1 Tahapan KDD

1. Data Selection

Pemilihan atau seleksi data dari sekumpulan data operasional perlu dilakukan sebelum tahap penggalian informasi dalam KDD dimulai. Data hasil seleksi yang akan digunakan untuk proses *data mining*, disimpan dalam suatu berkas, dan terpisah dari basis data operasional.

2. Preprocessing atau Cleaning

Sebelum proses *data mining* dilakukan, perlu dilakukan proses *cleaning* pada data yang menjadi fokus KDD. Proses *cleaning* antara lain adalah membuang duplikasi data, memeriksa data yang inkonsisten, memperbaiki kesalahan pada data dan melakukan

proses *enrichment*, yaitu proses memperkaya data yang sudah ada dengan data atau informasi lain yang relevan dan diperlukan untuk KDD. Tahap *preprocessing* atau *cleaning* adalah sebagai berikut:

- a. *Data cleaning*, yaitu membersihkan data yang dirasa kurang tepat seperti data yang terduplikasi, data tidak konsisten, dan data tidak lengkap.
- b. Data integrasi, yaitu menggabungkan data dari beberapa sumber.
- c. Diskretisasi data, yaitu bagian dari data reduksi tetapi memiliki arti penting tersendiri, terutama untuk data numerik, seperti memberikan *range* dalam sebuah data numerik.
- d. Data reduksi, yaitu menghilangkan variabel yang kurang bermanfaat.

3. *Data Transformation*

Coding adalah proses transformasi pada data yang telah dipilih, sehingga data tersebut sesuai untuk proses *data mining*. Proses *coding* dalam KDD merupakan proses kreatif dan sangat tergantung pada jenis atau pola informasi yang akan dicari dalam basis data.

4. *Data Mining*

Data mining adalah proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu. Teknik, metode, atau algoritma dalam *data mining* sangat bervariasi. Pemilihan metode atau algoritma yang tepat sangat tergantung pada tujuan dan proses KDD secara keseluruhan.

5. *Interpretation/ Evaluation*

Pola informasi yang dihasilkan dari proses *data mining* perlu ditampilkan dalam bentuk yang mudah dimengerti oleh pihak yang berkepentingan. Tahap ini merupakan bagian dari proses KDD yang disebut *interpretation*. Tahap ini mencakup pemeriksaan apakah pola informasi yang ditemukan bertentangan dengan fakta atau hipotesis yang sudah ada sebelumnya.

2.1.4 Logika Fuzzy

Logika *fuzzy* pertama kali dikemukakan oleh Lotfi A. Zadeh pada tahun 1965. Zadeh (1965) memberikan suatu pemecahan terhadap persoalan yang tidak pasti. Logika *fuzzy* adalah pengembangan dari konsep logika *boolean*. Logika benar dan salah dari logika *boolean* tidak dapat mengatasi masalah gradasi yang ada di dunia nyata. Zadeh memodifikasi teori himpunan dimana setiap anggotanya memiliki derajat keanggotaan yang bernilai kontinyu dari 0 sampai 1, lalu himpunan tersebut dinamakan himpunan

fuzzy. Maka dari itu, himpunan *fuzzy* berfungsi untuk mengatasi masalah gradasi tersebut. Sri Kusumadewi dan Hari Purnomo (2013) menjelaskan beberapa alasan digunakannya logika *fuzzy*, antara lain:

- a. Konsep matematis yang menjadi dasar penalaran *fuzzy* sangat sederhana dan mudah dimengerti
- b. Logika *fuzzy* sangat fleksibel
- c. Logika *fuzzy* memiliki toleransi terhadap data yang tidak tepat
- d. Logika *fuzzy* mampu memodelkan fungsi-fungsi nonlinier yang sangat komplekse
- e. Logika *fuzzy* dapat membangun dan mengaplikasikan pengalaman para pakar secara langsung tanpa harus melalui proses pelatihan
- f. Logika *fuzzy* dapat bekerjasama dengan teknik-teknik kendali secara konvensional
- g. Logika *fuzzy* didasarkan pada bahasa alami.

A.1 Himpunan *Fuzzy*

Pada himpunan *crisp*, nilai keanggotaan bernilai 0 atau 1. Suatu vektor x dalam suatu himpunan A , yang sering ditulis dengan $\mu_A[x]$, memiliki 2 kemungkinan (Sri Kusumadewi dan Hari Purnomo, 2013), yaitu:

- a. satu (1), yang berarti bahwa suatu *item* menjadi anggota dalam suatu himpunan, atau
- b. nol (0), yang berarti bahwa suatu *item* tidak menjadi anggota dalam suatu himpunan

Sedangkan pada himpunan *fuzzy*, nilai keanggotaan bernilai kontinu dari 0 sampai 1. Nilai keanggotaan suatu *item* dinyatakan dengan derajat keanggotaan yang nilainya terletak pada interval $[0,1]$. Nilai keanggotaan *fuzzy* memberikan suatu ukuran terhadap pendapat atau keputusan.

Menurut Sri Kusumadewi dan Hari Purnomo (2013), ada beberapa hal yang perlu diketahui dalam memahami sistem *fuzzy*, yaitu:

1. Variabel *fuzzy*

Variabel *fuzzy* merupakan variabel yang akan dibahas dalam suatu sistem *fuzzy*.

2. Himpunan *fuzzy*

Himpunan *fuzzy* merupakan suatu grup yang mewakili suatu kondisi atau keadaan tertentu dalam suatu variabel *fuzzy*. Himpunan *fuzzy* memiliki 2 atribut, yaitu:

- a. Linguistik, yaitu penamaan suatu grup yang mewakili suatu kondisi tertentu dengan menggunakan bahasa alami atau pendefinisian suatu kondisi dengan menggunakan kata-kata
- b. Numeris, yaitu suatu nilai (angka) yang menunjukkan ukuran dari suatu variabel atau pendefinisian suatu ukuran variabel menggunakan angka.

Misalnya pada kriteria nilai ujian mahasiswa, secara linguistik dapat dikelompokkan menjadi sangat buruk, buruk, cukup, baik, dan sangat baik.

Sedangkan secara numeris dapat ditunjukkan dengan nilai 20, 40, 60, 70, dan 90.

3. Semesta Pembicaraan

Semesta pembicaraan adalah keseluruhan dari nilai yang diperbolehkan untuk dioperasikan dalam suatu variabel *fuzzy*. Ada kalanya nilai semesta pembicaraan ini tidak dibatasi batas atasnya.

4. Domain

Domain himpunan *fuzzy* adalah keseluruhan nilai yang diperbolehkan dalam semesta pembicaraan dan dapat dioperasikan dalam suatu himpunan *fuzzy*.

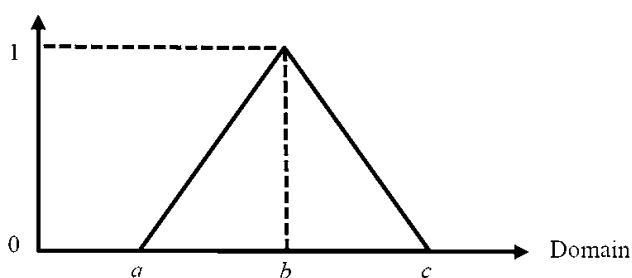
A.2 Fungsi Keanggotaan Fuzzy

Fungsi keanggotaan (*membership function*) adalah suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik *input* data ke dalam derajat keanggotaan yang memiliki nilai interval $[0,1]$. Salah satu cara mendapatkan derajat keanggotaan adalah dengan melalui pendekatan fungsi. Ada beberapa jenis pendekatan fungsi yang biasa digunakan untuk mencari fungsi keanggotaan, antara lain:

1. Representasi Kurva Segitiga

Kurva segitiga merupakan gabungan antara 2 garis (Sri Kusumadewi dan Sri Hartati, 2010). Representasi kurva segitiga ditunjukkan pada Gambar 2.2.

Derajat Keanggotaan $\mu(x)$



Gambar 2.2 Representasi Kurva Segitiga

Fungsi keanggotaan segitiga dinyatakan dengan persamaan berikut:

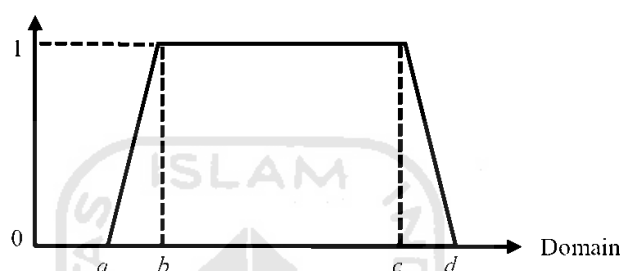
$$S(x; a, b, c) = \begin{cases} 0; & x < a \\ (x - a)/(b - a); & a \leq x \leq b \\ (c - x)/(c - b); & b < x \leq c \\ 0; & x > c \end{cases} \dots\dots\dots(2.1)$$

2. Representasi Kurva Trapezium

Kurva trapesium merupakan representasi kurva yang berbentuk trapesium. Pada kurva trapesium terdapat beberapa titik yang memiliki derajat keanggotaan bernilai

1. Representasi kurva trapesium ditunjukkan pada Gambar 2.3.

Derajat Keanggotaan $\mu(x)$



Gambar 2.3 Representasi Kurva Trapezium

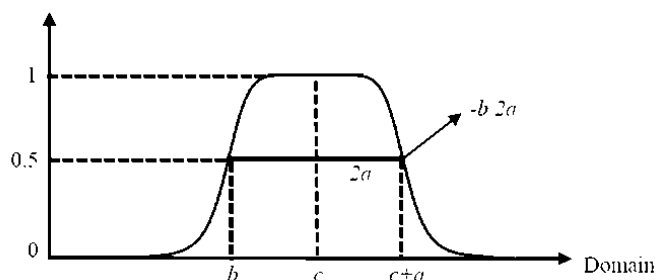
Fungsi keanggotaan trapesium dinyatakan dengan persamaan berikut:

$$T(x; a, b, c) = \begin{cases} 0; & x < a \\ (x - a)/(b - a); & a \leq x \leq b \\ 1; & b < x \leq c \\ (c - x)/(c - b); & b < x \leq c \\ 0; & x > c \end{cases} \dots\dots\dots(2.2)$$

3. Representasi Kurva *Generalized Bell*

Kurva *generalized bell* merupakan representasi kurva yang menyerupai bentuk lonceng. Kurva *generalized bell* menggunakan c untuk menunjukkan nilai domain pada pusat kurva dan a untuk menunjukkan setengah lebar kurva. Representasi kurva *generalized bell* ditunjukkan pada Gambar 2.4.

Derajat Keanggotaan $\mu(x)$



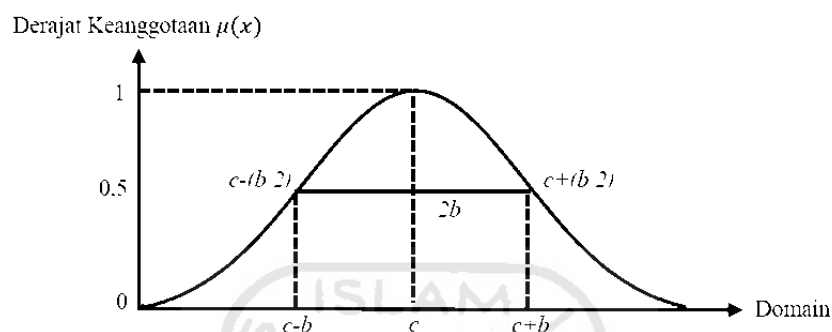
Gambar 2.4 Representasi Kurva *Generalized Bell*

Fungsi keanggotaan *Generalized Bell* dinyatakan dengan persamaan berikut:

$$\text{bell } x; a, b, c = \frac{1}{1 + \frac{x-c}{a} \frac{1}{2b}} \dots \dots \dots (2.3)$$

4. Representasi Kurva *Gaussian*

Kurva *gaussian* menggunakan c untuk menunjukkan nilai domain pada pusat kurva (titik pusat domain) dan b untuk menunjukkan setengah lebar kurva (standar deviasi pada himpunan *fuzzy*). Representasi kurva *gaussian* dapat dilihat pada Gambar 2.5.



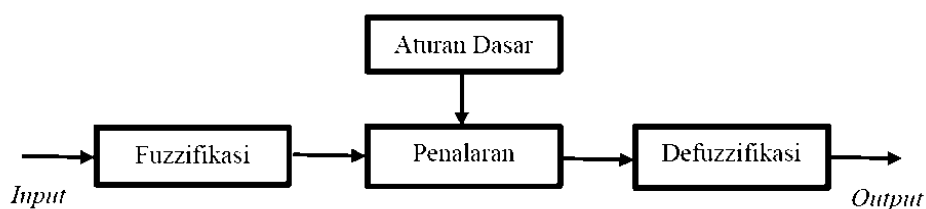
Gambar 2.5 Representasi Kurva *Gaussian*

Fungsi keanggotaan *Gaussian* dinyatakan dengan persamaan berikut:

$$G \ x; b, c = e^{-\frac{(x-c)^2}{2b^2}} \dots \dots \dots (2.4)$$

A.3 Sistem Inferensi *Fuzzy* Sugeno

Sistem inferensi *fuzzy* Sugeno pertama kali dikemukakan oleh Takagi dan Sugeno pada tahun 1985. Sistem ini juga biasa disebut sistem inferensi *fuzzy* TSK. *Output* dari metode Sugeno tidak berupa himpunan *fuzzy*, melainkan berupa konstanta atau persamaan linier (Sri Kusumadewi dan Sri Hartati, 2010). Secara skematik, sistem inferensi *fuzzy* dapat dilihat pada Gambar 2.6.



Gambar 2.6 Skema Sistem Inferensi *Fuzzy*

Sistem inferensi *fuzzy* Sugeno menggunakan aturan IF-THEN dimana *output* metode ini berupa konstanta atau persamaan linier. Sistem ini memiliki beberapa

tahapan untuk mengolah *input* yang ada untuk menghasilkan *output*, di antaranya adalah:

a. Tahap fuzzifikasi

Pada tahap ini, data penelitian yang berupa himpunan *crisp* akan ditransformasi menjadi bentuk himpunan *fuzzy* (Jang, 1993).

b. Tahap pembentukan aturan dasar

Aturan dasar *fuzzy* menggambarkan hubungan antara fungsi keanggotaan *input* dengan fungsi keanggotaan *output*. Menurut Cox (1994), metode Sugeno terdiri dari dua jenis, yaitu:

a. Sugeno Orde Nol

Model ini memiliki aturan sebagai 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 $z = k$

Dengan A_i merupakan himpunan *fuzzy* ke- i sebagai antesenden dan k merupakan suatu konsekuen berupa konstanta.

b. Sugeno orde satu

Model ini memiliki aturan sebagai berikut:

IF $x_1 \text{ is } A_1 \circ x_2 \text{ is } A_2 \circ \dots \circ x_n \text{ is } A_n$ THEN $z = p_1 * x_1 + \dots + p_n * x_n + q$

Dengan A_i merupakan himpunan *fuzzy* ke- i sebagai antesenden dan p_i merupakan konstanta ke- i dan q merupakan suatu konsekuen berupa konstanta.

c. Tahap komposisi aturan

Jika sistem terdiri dari beberapa aturan, maka inferensi diperoleh dari kumpulan dan korelasi antar aturan. Proses komposisi aturan dilakukan dengan cara menjumlahkan hasil perkalian antara *fire strength* (α) dengan nilai *output* (z) seperti persamaan berikut:

$$\sum_{r=1}^R \alpha_r z_r \dots\dots\dots(2.5)$$

Dimana:

$\alpha_r = \text{fire strength}$ aturan ke- r

$z_r = \text{output}$ konsekuen aturan ke- r

$R = \text{banyaknya}$ aturan

d. Tahap defuzzifikasi

Pada tahap ini, *output* yang dihasilkan ditransformasikan kembali menjadi nilai *crisp*. Sri Kusumadewi dan Sri Hartati (2010) menjelaskan bahwa defuzzifikasi

dapat dilakukan dengan mencari nilai rata-rata terbobot (*weighted average*) menggunakan persamaan berikut:

$$z = \frac{\sum_{r=1}^R a_r z_r}{\sum_{r=1}^R a_r} \dots\dots\dots(2.6)$$

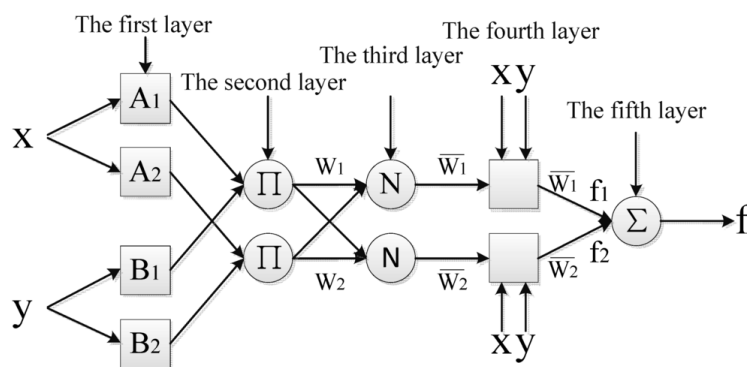
2.1.5 Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

Menurut Sri Kusumadewi dan Sri Hartati (2010), *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) merupakan gabungan antara prinsip belajar dari Jaringan Syaraf Tiruan (JST) untuk adaptasi fungsi keanggotaan dari *fuzzy*. Kombinasi kedua jenis metode tersebut bertujuan untuk saling melengkapi kelebihan dan mengurangi kekurangan masing-masing metode. Secara fungsional, arsitektur ANFIS sama dengan *fuzzy rule base* dengan model Sugeno. Dapat dikatakan bahwa ANFIS adalah suatu metode yang menggunakan algoritma pembelajaran terhadap sekumpulan data untuk melakukan penyetelan aturan.

Jaringan *adaptive* yang berfungsi untuk mengurangi jumlah himpunan parameter akan dilatih dengan sebuah algoritma pembelajaran *hybrid* dalam ANFIS guna mendapatkan dan membangun himpunan *input* dan *output* berdasarkan pengetahuan manusia. Jang (1993) menyatakan bahwa *Fuzzy Inference System* (FIS) model Sugeno ordo satu yang dimasukkan ke dalam kerangka jaringan adaptif akan digunakan untuk memfasilitasi proses pembelajaran dan adaptasi seperti terlihat dalam gambar berikut:

Tabel 2.1 Perbedaan ANN dan *Fuzzy Logic*

Kriteria	ANN	<i>Fuzzy Logic</i>
Sangat baik untuk masalah dan informasi yang kurang presisi dan memiliki kebenaran parsial.	Tidak	Ya
Memiliki kemampuan untuk menjelaskan proses penalaran.	Tidak	Ya
Memiliki kemampuan <i>learning</i> .	Ya	Tidak



Gambar 2.7 Arsitektur ANFIS (Jang, 1993)

Jaringan ANFIS terdiri dari lima lapisan sebagai berikut (Sri Kusumadewi dan Sri Hartati, 2010):

1. Lapisan 1 (lapisan fuzzy)

Setiap simpul yang berada pada lapisan 1 adalah simpul adaptif yang artinya nilai parameter dapat berubah dengan fungsi simpul sebagai berikut:

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) ; i = 1,2 \dots\dots\dots(2.7)$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y) ; i = 3,4 \dots\dots\dots(2.8)$$

Dengan x dan y adalah *input* pada simpul ke- i . Sedangkan A_i dan B_{i-2} adalah fungsi keanggotaan masing-masing simpul. $O_{1,i}$ berfungsi menyatakan suatu derajat keanggotaan setiap *input* terhadap himpunan *fuzzy* A dan B dengan A_1, A_2, B_1, B_2 merupakan variabel linguistik. Fungsi keanggotaan yang digunakan adalah fungsi keanggotaan *generalized bell*. Fungsi keanggotaan *generalized bell* dapat ditulis sebagai berikut:

$$f(x; a_i, b_i, c_i) = \frac{1}{1 + \frac{(x-c_i)^{2b_i}}{a_i}} \dots\dots\dots(2.9)$$

Dimana a_i, b_i dan c_i merupakan himpunan parameter yang disebut parameter premis. Dengan mengambil nilai $b_i = 1$, maka hanya parameter a_i dan c_i yang akan mengalami perubahan selama proses pembelajaran. Jika nilai dari parameter ini berubah, maka kurva *generalized bell* juga akan berubah.

2. Lapisan 2 (lapisan produk)

Setiap simpul yang berada pada lapisan 2 adalah simpul non-adaptif yang artinya nilai parameternya tetap. Fungsi simpul ini mengalikan setiap sinyal *input* yang datang sebagai berikut:

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y) ; i = 1,2 \dots\dots\dots(2.10)$$

Setiap simpul *output* menyatakan derajat pengaktifan pada setiap aturan *fuzzy*. Banyaknya aturan yang dibentuk mengikuti banyaknya simpul pada lapisan ini.

3. Lapisan 3 (lapisan normalisasi)

Setiap simpul yang berada pada lapisan ini adalah simpul non-adaptif yang menyatakan fungsi derajat ternormalisasi yang merupakan rasio *output* simpul ke-*i* pada lapisan sebelumnya sebagai berikut:

$$O_{3,1} = w_i \frac{w_i}{w_1+w_2}, \text{ dengan } i = 1,2 \dots\dots\dots(2.11)$$

Jika terdapat lebih dari 2 aturan, maka fungsi dapat diperluas dengan membagi \bar{w}_i dengan jumlah total w untuk semua aturan.

4. Lapisan 4 (lapisan defuzzifikasi)

Setiap simpul pada lapisan ini adalah simpul adaptif dengan fungsi simpul sebagai berikut:

$$O_{4,1} = w_i f_i = w_i (p_i x + q_i y + r_i) \dots\dots\dots(2.12)$$

Dengan \bar{w}_i adalah derajat pengaktifan normalisasi yang dihasilkan dari lapisan 3 dan p_i, q_i, r_i adalah parameter konsekuen yang adaptif.

5. Lapisan 5 (lapisan total output)

Lapisan ini adalah lapisan terakhir yang berfungsi menjumlahkan seluruh *input* dengan fungsi simpul sebagai berikut:

$$O_{5,1} = \sum_i w_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \dots\dots\dots(2.13)$$

2.1.6 Subtractive Clustering

Subtractive clustering merupakan perpanjangan dari *mountain clustering* diusulkan pada tahun 1995 oleh Chiu (Zhang, 2012). Sebelumnya, Yager dan Filev berhasil mengembangkan *mountain clustering* untuk analisis dalam mencari *cluster center*. Meskipun metode ini efektif untuk data dengan dimensi yang rendah, namun akan menjadi tidak efisien apabila diterapkan pada data dengan dimesi yang tinggi. Seperti yang telah dipaparkan oleh Chiu (1995), *subtractive clustering* merupakan salah satu metode yang relative sederhana dan cukup efektif untuk memperkirakan pusat *cluster* berdasarkan ukuran kepadatan titik data, dimana titik-titik data tersebut merupakan kandidat dari pusat *cluster* yang akan dicari.

Konsep dari *subtractive clustering* adalah menentukan daerah-daerah dalam suatu variabel yang memiliki densitas tinggi terhadap titik-titik disekitarnya. Titik dengan jumlah tetangga terbanyak akan dipilih sebagai pusat *cluster*. Titik yang sudah terpilih menjadi pusat *cluster* ini kemudian akan dikurangi densitasnya. Kemudian algoritma akan memilih titik lain yang memiliki tetangga terbanyak untuk dijadikan pusat *cluster* yang lain. Hal ini akan dilakukan berulang-ulang hingga semua titik diuji (Sri Kusumadewi dan Hari Purnomo, 2013).

Metode *subtractive clustering* tergolong metode *unsupervised clustering* dimana jumlah pusat *cluster* tidak diketahui. Metode ini menggunakan data sebagai kandidat dari pusat *cluster*, sehingga beban komputasi tergantung dari jumlah data dan tidak bergantung dari dimensi data. Jumlah pusat *cluster* yang dicari ditentukan melalui proses iterasi untuk mencari titik-titik dengan jumlah tetangga terbanyak. Apabila terdapat n buah data yaitu x_1, x_2, \dots, x_n dan dengan menganggap bahwa data-data tersebut sudah dalam keadaan normal, maka densitas suatu titik dapat dihitung dengan persamaan berikut

$$D_k = \sum_{j=1}^n e^{-\frac{x_k - x_j}{r_a}} \quad \dots \dots \dots (2.14)$$

Dimana

D_k : densitas titik ke-k

x_k : titik ke-k

r_a : konstanta positif

Dengan demikian, suatu titik data akan memiliki densitas yang besar jika titik tersebut memiliki banyak tetangga. Setelah menghitung densitas tiap-tiap titik, maka titik dengan densitas tertinggi akan terpilih menjadi pusat kelompok. Misalkan x_{cl} adalah titik yang terpilih menjadi pusat kelompok dan D_{cl} adalah ukuran densitasnya, selanjutnya densitas dari titik-titik di sekitarnya akan dikurangi dengan persamaan berikut

$$D_k = D_k - D_{cl} e^{-\frac{x_k - x_j}{r_a}} \quad \dots \dots \dots (2.15)$$

Dimana r_b adalah konstanta positif. Hal ini berarti bahwa titik-titik yang berada dekat dengan pusat kelompok x_{c1} akan mengalami pengurangan densitas secara besar-besaran. Hal ini akan berakibat titik-titik tersebut memiliki kemungkinan yang kecil untuk menjadi pusat kelompok berikutnya. Nilai r_b menunjukkan suatu lingkungan yang mengakibatkan titik-titik berkurang ukuran densitasnya. Nilai r_b diperoleh dari persamaan berikut

$$r_b = \text{squash factor} \times r_a \dots\dots\dots(2.16)$$

Biasanya *squash factor* bernilai 1.500. Dengan demikian r_b bernilai lebih besar dibandingkan r_a . Setelah densitas tiap -tiap titik diperbaiki, selanjutnya akan dicari pusat kelompok yang kedua yaitu x_{c2} . Setelah x_{c2} diperoleh, ukuran densitas tiap titik data akan diperbaiki kembali. Langkah-langkah ini dilakukan berulang-ulang sampai semua titik teruji. Pada implementasinya bisa digunakan 2 bilangan sebagai faktor pembanding, yaitu *accept ratio* dan *reject ratio*. Apabila hasil bagi antara potensi tertinggi suatu titik data dengan potensi tertinggi yang pertama kali diperoleh pada iterasi pertama lebih besar daripada *accept ratio*, maka titik data tersebut diterima sebagai pusat kelompok baru. Apabila hasil bagi antara potensi tertinggi suatu titik data dengan potensi tertinggi yang pertama kali diperoleh pada iterasi pertama lebih kecil daripada *accept ratio* namun lebih besar daripada *reject ratio*, maka titik data tersebut baru akan diterima sebagai pusat kelompok yang baru jika titik tersebut terletak pada jarak yang cukup jauh dengan pusat kelompok yang lainnya. Namun, jika hasil bagi antara potensi tertinggi suatu titik data dengan potensi tertinggi yang pertama kali diperoleh pada iterasi pertama lebih kecil daripada *accept ratio* maupun *reject ratio*, maka titik tersebut tidak akan diperhitungkan lagi untuk menjadi pusat kelompok yang baru.

Tahapan *subtractive clustering* menurut Sri Kusumadewi dan Hari Purnomo (2013) adalah sebagai berikut:

1. Input data yang akan dicluster: x_{ij} , dengan $i=1,2,\dots,n$; dan $j=1,2,\dots,m$
2. Tetapkan nilai:
 - a. r_j (jari-jari setiap atribut data); $j=1,2,\dots,m$
 - b. q (*squash factor*)
 - c. *accept ratio*
 - d. *reject ratio*

- e. Xmin (minimum data diperbolehkan)
- f. Xmax (maksimum data diperbolehkan)
3. Normalisasi
- $$x_{ij} = \frac{x_{ij} - Xmin_j}{Xmax_j - Xmin_j}$$
- $i=1,2,\dots,n; j=1,2,\dots,m$
4. Tentukan potensi awal tiap-tiap titik data
- a. $i = 1$
- b. Kerjakan hingga $i = n$,
- i. $T_j = x_{ij}$ (T_i merupakan data ke- i atribut ke- j), $j=1,2,\dots,m$
- ii. Hitung:
- $$Dist_{kj} = \frac{T_j - x_{kj}}{r_j}, j=1,2,\dots,m; k=1,2,\dots,n$$
- iii. Potensi awal
- Jika $m=1$, maka:
- $$D_i = \sum_{k=1}^n e^{-4 Dist^2_{kj}}$$
- Jika $m>1$, maka:
- $$D_i = \sum_{k=1}^n e^{-4 \sum_{j=1}^m Dist^2_{kj}}$$
- iv. $i = i + 1$
5. Cari titik dengan potensi tertinggi
- a. $M = \max[D_i | i=1,2,\dots,n]$
- b. $h = 1$, sedemikian hingga $D_i = M$
6. Tentukan pusat *cluster* dan kurangi potensinya terhadap titik-titik di sekitarnya
- a. Center = []
- b. $V_j = X_{hj}, j=1,2,\dots,m$
- c. $C = 0$ (jumlah *cluster*)
- d. Kondisi = 1
- e. $Z = M$
- f. Kerjakan jika (kondisi $\neq 0$) dan ($Z \neq 0$):
- 1) Kondisi = 0 (sudah tidak ada calon pusat baru lagi)
 - 2) Rasio = Z/M

- 3) Jika rasio > rasio penerimaan, maka kondisi = 1; (ada calon pusat baru)
 - 4) Jika tidak, maka rasio > rasio penolakan, (calon pusat baru akan diterima sebagai pusat jika keberadaannya akan memberikan keseimbangan terhadap data-data yang letaknya cukup jauh dengan pusat *cluster* yang telah ada)
7. Kembalikan pusat *cluster* dari bentuk ternormalisasi ke bentuk semula

$$\text{Center}_{ij} = \text{Center}_{ij} * (X_{\max_j} - W_{\min_j}) + X_{\min_j}$$

8. Hitung nilai sigma *cluster*

$$\sigma_j = r_j \times \frac{X_{\max_j} - X_{\min_j}}{\bar{8}}$$

2.1.7 Pemilihan Model Peramalan

Dalam analisis runtun waktu, data yang lalu dapat digunakan untuk meramalkan data di masa depan. Akurasi hasil peramalan dapat dihitung dari selisih hasil peramalan dengan nilai data aktual. Dengan menghitung selisih tersebut akan dihasilkan sebuah ukuran kesalahan (*error*). Pengujian hasil peramalan yang dapat divalidasi menggunakan indikator yang umum digunakan yaitu rata-rata penyimpangan absolute atau biasa disebut dengan MAD (*Mean Absolute Deviation*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*).

1. MAD (*Mean Absolute Deviation*)

MAD mengukur ketepatan ramalan dengan menghitung rata-rata dari jumlah nilai absolut masing-masing *error*. Nilai *error* adalah selisih nilai aktual dengan nilai hasil peramalan. Nilai MAD dapat dihitung dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Y_t - Y'_t \dots\dots\dots(2.17)$$

Dimana

Y_t = Aktual permintaan ke-t

Y'_t = Peramalan ke-t

n = jumlah periode data

2. MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*)

MAPE mengukur ketepatan peramalan menghitung rata-rata presentase yang dihitung dengan menjumlahkan presentase nilai absolut masing-masing *error*. Nilai MAPE dapat dihitung dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - Y'_t|}{Y_t} \times 100\% \dots\dots\dots(2.18)$$

Dimana

Y_t = Aktual permintaan ke-t

Y'_t = Peramalan ke-t

n = jumlah periode data

Nilai MAPE yang masih diperbolehkan dalam batas nilai error peramalan yaitu sebesar 20%-50%. Nilai tersebut menunjukkan kemampuan peramalan seperti yang ditunjukkan dalam kriteria MAPE pada Tabel 2.2 di bawah ini (Chang, Wang, & Liu, 2007) dalam Riansyah Halimi et al. (2013):

Tabel 2.2 Kriteria MAPE

MAPE	Kriteria
< 10%	Kemampuan peramalan sangat baik
10%-20%	Kemampuan peramalan baik
20%-50%	Kemampuan peramalan cukup baik
> 50%	Kemampuan peramalan buruk

2.2 Kajian Induktif

Telah banyak penelitian yang membahas mengenai peramalan. Farizal et al. (2014) menggunakan Regresi Linier Berganda untuk meramalkan konsumsi bahan bakar jenis premium di Indonesia. Dalam penelitian tersebut, digunakan metode *knowledge acquisition* yaitu dengan cara melakukan diskusi dengan *expert* untuk mendapatkan masukan tentang faktor-faktor yang mempengaruhi konsumsi premium dilakukan dengan menggunakan wawancara semi terbuka. Dari model yang diperoleh, terdapat empat variable yang berpengaruh pada jumlah konsumsi premium yaitu inflasi, disparitas harga pertamax dan premium, pertumbuhan ekonomi dan jumlah mobil.

Di sisi lain, Victor Mallang et al. (2014) meramalkan konsumsi premium di Kota Denpasar dengan menggunakan algoritma Genetika. Kinerja Algoritma Genetika dalam meramalkan jumlah kebutuhan BBM jenis premium di Kota Denpasar cukup baik

dengan nilai *error* yang dihasilkan yaitu MAE 553,2690 sebesar dan MAPE sebesar 3,0217%

Indah Lusi Safitri (2014) menentukan peramalan permintaan produk domestik regional bruto dengan menggunakan logika *fuzzy*. Penelitian tersebut memanfaatkan metode prediksi ANFIS dan FIS dengan *fuzzy* model Sugeno. Data yang digunakan adalah data *Gross Domestic Product* (GDP) selama 8 tahun, dimana 1 tahun dibagi menjadi 4 kuartal. Logika *fuzzy* dalam penelitian tersebut memiliki 3 input dan 1 output dengan hasil akhir 27 *rule* dan nilai RMSE sebesar 0.51644.

Muhammad Yulio Tri Prakoso (2015) melakukan penelitian tentang peramalan indeks harga konsumen (IHK) dengan Jaringan Syaraf Tiruan dan ANFIS. Algoritma yang digunakan dalam penelitian tersebut adalah *Leat-square Estimator* (LSE) dan *Error Back Propagation* (EBP). Tujuan dari penelitian tersebut adalah untuk mendapatkan model peramalan IHK terbaik berdasarkan nilai *Mean Absolute Deviation* (MAD) dan *Mean Absolute Precentage Error* (MAPE).

Arezoo Sarkheyli et al. (2015) menggunakan ANFIS untuk memprediksi hubungan antara parameter input dan output dalam proses produksi pada mesin yang berbeda. Arezoo menggunakan MGA (*Modified Genetic Algorithm*) untuk mengoptimalkan model prediksi dan aturan *fuzzy* yang dihasilkan oleh ANFIS. Hasil yang didapatkan pada penelitian tersebut adalah nilai akurasi model prediksi menggunakan ANFIS-MGA adalah sebesar 97,74%, dimana nilai akurasi tersebut lebih besar daripada nilai akurasi model prediksi menggunakan ANFIS dengan *Genetic Algorithm* (GA), *Taguchi-GA*, algoritma *Hybrid Learning* (HL), *Leave-One-Out Cross-Validation* (LOO-CV), *Particle Swarm Optimization* (PSO) dan metode *Grid Partition* (GP).

Kurniawan Nur Aryadi et al. (2015) menggunakan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) sebagai kontroler, yang merupakan kombinasi *Fuzzy Logic Control* dengan *Neural Network* yang memiliki kemampuan adaptasi. Implementasi kontroler pada penelitian ini dilakukan secara simulasi dengan menggunakan Matlab/Simulink dan akan dibandingkan hasilnya dengan *Genetic-Fuzzy Automatic-Antilock Braking System*. Hasil penelitian dan analisis yang didapatkan dari simulasi

ANFIS *Automatic-Antilock Braking System* berhasil mencapai jarak pemberhentian yang paling pendek serta nilai *integral absolute error* (IAE) dari slip yang paling kecil jika dibandingkan dengan *Genetic-Fuzzy Automatic-Antilock Braking System*.

Imam Ahmad (2015) melakukan penelitian tentang studi kelayakan finansial pemanfaatan minyak goreng bekas sebagai bahan produksi biodiesel. Penelitian tersebut terdiri dari dua tahapan. Tahap pertama adalah melakukan perhitungan model kelayakan fuzzy dengan *input* harga biodiesel, harga minyak jelantah dan suku bunga dengan *output*-nya, yaitu: *Net Present Value* (NPV), *Internal Rate of Return* (IRR), *Net Benefit Cost Ratio* (Net B/C) serta *Payback Period* (PBP) dan tahap kedua adalah melakukan prediksi kelayakan menggunakan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) dengan hasil analisis untuk masing-masing tipe *membership function* (mf) *triangular* diperoleh akurasi 77%, *mf gaussian* akurasi 53% dan *mf trapezoid* akurasi 61%.

Valeria Cynthia Dewi et al. (2015) membuat aplikasi yang dapat mengidentifikasi kisaran usia kertas dengan proses yang lebih cepat, biaya lebih murah, dan tidak harus dilakukan oleh pegawai laboratorium. Terdapat dua proses yaitu pembacaan citra dengan *Image Processing* dengan cara mengambil nilai rata-rata CMYK dari 60 data latih dan proses pencocokan dengan metode ANFIS Sugeno (TSK) fungsi keanggotaan Gaussian. Hasil pengujian menunjukkan tingkat keberhasilan aplikasi dalam mengidentifikasi 60 data latih sebesar 100% dan terhadap 40 data yang belum dilatih sebesar 42,5%.

Selain itu, banyak juga penelitian yang mengimplementasikan *Subtractive Clustering* untuk mengelompokkan dan memprediksi suatu hal. Yenny Yuliantini (2012), mengelompokkan tingkat partisipasi pendidikan di Kabupaten Boyolali menggunakan *Fuzzy Subtractive Clustering*. Data yang digunakan dalam penelitian tersebut adalah data angka partisipasi pendidikan yang meliputi angka partisipasi kasar (APK), angka partisipasi murni (APM) dan angka partisipasi sekolah (APS) pada jenjang SMA, MA serta SMK di Kabupaten Boyolali pada tahun 2009. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pengelompokkan tingkat partisipasi pendidikan menghasilkan 5 kelompok, yaitu kelompok pertama dan kedua yang memiliki tingkat partisipasi pendidikan belum tuntas serta kelompok ketiga, keempat dan kelima yang mencapai tingkat ketuntasan pendidikan.

Heru Dibyo Laksono dan Muhammad Hafis (2013) menggunakan algoritma *Subtractive Clustering* dan *Fuzzy Inference System* tipe Sugeno untuk memperkirakan kebutuhan listrik di Provinsi Sumatera Barat dari tahun 2012-2021. Perkiraan kebutuhan energi listrik jangka panjang tersebut mengacu pada statistik masa lalu dan atas dasar analisis karakteristik konsumsi energi masa lalu yang dipengaruhi oleh beberapa faktor, seperti jumlah penduduk, jumlah pelanggan listrik, rasio elektrifikasi, PDRB (atas dasar harga konstan tahun 2000) dan lain sebagainya. Data yang digunakan pada penelitian tersebut adalah data historis/aktual dari tahun 2002 sampai 2011. Hasil perkiraan menunjukkan bahwa kebutuhan energi listrik di Provinsi Sumatera Barat pada tahun 2021 adalah sebesar 4895.20GWh, persis sama dengan perkiraan yang dilakukan oleh PLN.

Intan Nur Farida dan Yosia Septi Lestyningtyas (2015) menggunakan *Fuzzy Subtractive Clustering* untuk mempermudah proses prediksi pemenang kandidat ketua OSIS di SMA Negeri 5 Kediri. Data yang digunakan adalah angket yang berisi pendapat para siswa mengenai visi, misi dan kegiatan kandidat ketua OSIS. Hasil prediksi digunakan sebagai gambaran agar para kandidat ketua OSIS mengetahui seberapa banyak dukungan yang akan didapat dan menjadi acuan untuk mencari dukungan yang lebih banyak.

Robert Kurniawan dan Baiq Nurul Haqiqi (2015) menggunakan metode *Hybrid Subtractive Fuzzy C-Mean* (SFCM) yang merupakan kombinasi antara FCM dan *Subtractive Clustering* (SC) untuk mengelompokkan kasus persebaran demam berdarah di Jawa Timur. Pada penelitian tersebut, metode SCFM diaplikasikan dengan 13 variabel dari data demam berdarah dan didapatkan hasil pengelompokan dengan 2 kelompok, 3 kelompok, dan 4 kelompok. Dari 6 indeks validasi untuk mengetahui jumlah pengelompokan yang tepat menunjukkan bahwa pengelompokan menjadi 2 kelompok memberikan hasil pengelompokan yang lebih bagus dibandingkan dengan pengelompokan yang lainnya.

Pada penelitian ini, akan diimplementasikan metode *Subtractive Clustering* dan ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*) untuk memprediksi konsumsi solar yang digunakan sebagai bahan bakar mesin pompa air pada PG Madukismo. Hasil prediksi dari kedua metode tersebut kemudian akan dibandingkan untuk mengetahui

metode peramalan mana yang lebih baik digunakan. Prediksi konsumsi solar di PG Madukismo bertujuan untuk mengetahui nilai konsumsi solar di masa yang akan datang sehingga konsumsi solar dapat dioptimalkan pada saat-saat tertentu dan hasil dari peramalan tersebut dapat dijadikan sebagai bahan pertimbangan untuk membuat keputusan di masa yang akan datang.



BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Objek Penelitian

Objek penelitian ini adalah PG Madukismo yang merupakan salah satu anak perusahaan PT Madubaru yang berlokasi di Padokan Tirtonirmolo Kasihan Bantul Yogyakarta. PG Madukismo bergerak dalam bidang produksi gula yang memiliki banyak kebun tebu yang tersebar di seluruh wilayah Daerah Istimewa Yogyakarta. Kebun-kebun tersebut diolah oleh petani dan kemitraan yang bekerja sama dengan perusahaan. PG Madukismo menyediakan alat bantu perkebunan berupa mesin traktor dan mesin pompa air yang menggunakan bahan bakar minyak berupa solar. Penelitian ini berfokus pada prediksi konsumsi solar yang digunakan sebagai bahan bakar mesin pompa air karena konsumsi solar pada alat-alat perkebunan tersebut terkadang tidak terkendali atau dengan kata lain perusahaan belum dapat meramalkan banyaknya solar yang harus disediakan pada periode tertentu.

3.2 Metode Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Wawancara

Wawancara dilakukan langsung kepada pegawai PG Madukismo, yaitu kepala bagian Instalasi St. Traktor untuk mengetahui bagaimana sistemasi penggunaan solar di perusahaan.

2. Data Historis

Data historis didapatkan dari pegawai administrasi bagian Instalasi St. Traktor, yaitu data konsumsi solar selama 100 kali proses pengairan kebun tebu pada tahun 2015, data luas kebun yang diairi, data waktu kerja mesin pompa air, dan data jenis tanah pada kebun tebu yang diairi.

3. Studi Pustaka

Studi pustaka dilakukan untuk memperoleh data-data penunjang dengan cara mendalami buku-buku, situs internet, jurnal, dan literatur-literatur lain yang berhubungan dengan masalah yang dihadapi.

3.3 Jenis Data

Jenis data yang digunakan dalam penelitian ini ada dua macam, yaitu:

1. Data Primer

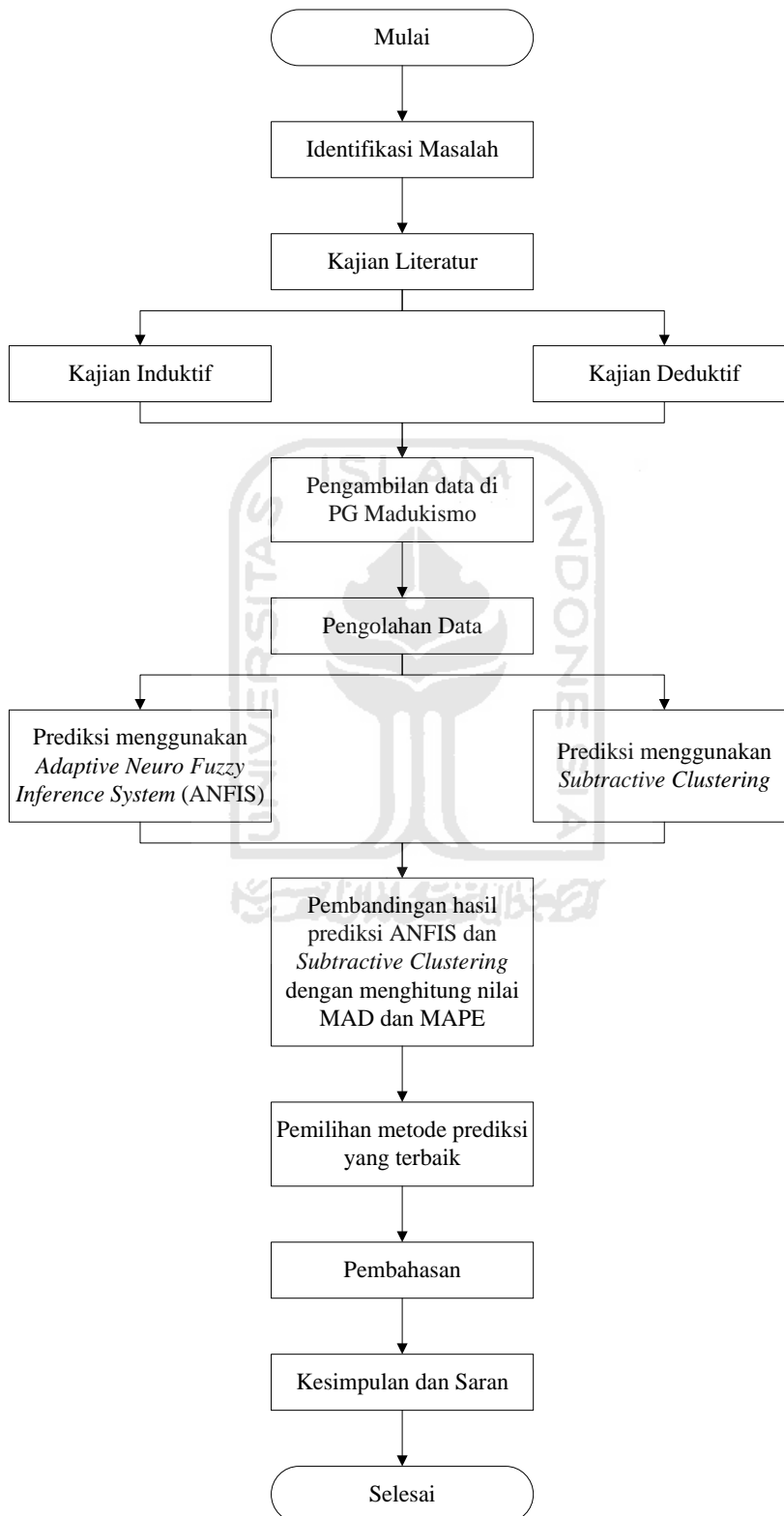
Data primer merupakan data yang diperoleh langsung di lokasi penelitian. Data primer pada penelitian ini adalah hasil wawancara pada kepala bagian Instalasi St. Traktor PG Madukismo tentang sistemasi penggunaan solar di perusahaan.

2. Data Sekunder

Data sekunder adalah data yang digunakan untuk mendukung data primer. Data sekunder pada penelitian ini adalah data konsumsi solar selama 100 kali proses pengairan kebun tebu pada tahun 2015, data luas kebun yang diairi, data waktu kerja mesin pompa air, dan data jenis tanah pada kebun tebu yang diairi yang diperoleh dari pegawai administrasi bagian Instalasi St. Traktor PG Maduksimo. Data tersebut kemudian akan dibagi menjadi dua jenis, yaitu 80 data sebagai *training data* dan 20 data sebagai *checking data*. Selain itu, data sekunder yang digunakan pada penelitian ini adalah data pendukung yang diperoleh dari buku-buku, situs internet, jurnal, dan literatur-literatur lainnya.

3.4 Diagram Alur Penelitian

Diagram alur penelitian ini adalah sebagai berikut:



Gambar 3.1 Diagram alur penelitian

Berikut ini adalah penjelasan diagram alur penelitian dari Gambar 3.1 di atas:

1. Tahap pertama yang dilakukan pada penelitian ini adalah mengidentifikasi permasalahan yang akan diteliti. Identifikasi masalah dilakukan pada perusahaan yang menjadi tempat penelitian, yaitu PG Madukismo. Penelitian ini berfokus pada prediksi konsumsi solar yang digunakan sebagai bahan bakar mesin pompa air perkebunan tebu yang dimiliki oleh perusahaan. Sebelumnya telah dilakukan studi pendahuluan untuk memilih metode yang akan digunakan untuk memprediksi konsumsi solar tersebut, yaitu *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)* dan *Subtractive Clustering*.
2. Selanjutnya dilakukan pencarian kajian literatur sesuai dengan topik penelitian yang diangkat. Kajian literatur terdiri dari dua jenis kajian yaitu kajian deduktif dan kajian induktif. Kajian deduktif sering dikenal dengan kajian teoritis yaitu kajian yang didapatkan dari teori-teori para ahli yang digunakan sebagai landasan untuk memecahkan masalah dalam penelitian, sedangkan kajian induktif merupakan kajian yang berasal dari penelitian-penelitian terdahulu yang dapat dijadikan sebagai referensi serta pembanding dengan penelitian yang sedang dilakukan sekarang.
3. Pengambilan data dilakukan di PG Maduksimo dengan dua metode, yaitu wawancara dan pengambilan data historis. Wawancara dilakukan kepada kepala bagian Instalasi St. Traktor PG Madukismo untuk mengetahui sistemasi penggunaan solar di perusahaan, sedangkan pengambilan data historis konsumsi solar dilakukan di bagian administrasi bagian Instalasi St. Traktor PG Maduksimo. Data yang digunakan adalah data historis konsumsi solar (dalam satuan liter) selama 100 kali proses pengairan kebun tebu dan data tiga variabel yang mempengaruhi konsumsi solar yaitu luas kebun yang diairi (dalam satuan hektar), waktu kerja mesin pompa air (dalam satuan jam), dan jenis tanah pada kebun yang diairi (dibagi menjadi tiga jenis yaitu ringan, sedang, dan berat). Kemudian masing-masing data tersebut dikelompokkan ke dalam bentuk interval sesuai dengan hasil diskusi dan wawancara dengan kepala bagian Instalasi St. Traktor PG Madukismo.
4. Tahap pengolahan data dimulai dengan membagi dua data historis, yaitu 80 data sebagai *training data* dan 20 data sebagai *checking data*. Selanjutnya data akan diolah menggunakan *software* MATLAB R2013a. Untuk pengolahan data menggunakan metode ANFIS, sebelumnya data dikelompokkan dulu ke dalam

bentuk interval. Sedangkan untuk pengolahan dengan menggunakan *Subtractive Clustering*, data tidak perlu dikelompokkan ke dalam bentuk interval.

5. Setelah didapatkan hasil prediksi konsumsi solar dari metode ANFIS dan *Subtractive Clustering*, selanjutnya dilakukan perbandingan nilai besar kesalahan (*error*) hasil prediksi tersebut dengan menghitung nilai *Mean Absolute Deviation* (MAD) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).
6. Metode prediksi yang dianggap lebih baik untuk digunakan adalah metode yang memiliki nilai MAD dan MAPE terkecil.
7. Pembahasan dilakukan untuk mengulas hasil pengolahan data serta kelebihan dan kekurangan metode yang digunakan dalam penelitian.
8. Dari hasil pembahasan kemudian diambil kesimpulan berdasarkan rumusan masalah penelitian serta saran yang ditujukan untuk perusahaan dan penelitian selanjutnya.



BAB IV

PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA

4.1 Data Konsumsi Solar

Data yang digunakan dalam penelitian ini didapatkan dari pegawai administrasi bagian Instalasi St. Traktor PG Madukismo, yaitu data konsumsi solar selama 100 kali proses pengairan kebun tebu pada tahun 2015, data luas kebun yang diairi, data waktu kerja mesin pompa air, dan data jenis tanah pada kebun tebu yang diairi. Berdasarkan hasil diskusi dan wawancara yang telah dilakukan serta untuk keperluan input data, masing-masing data variabel yang mempengaruhi konsumsi solar akan dikelompokkan. Luas kebun dibagi menjadi tiga kelompok yaitu sempit, sedang, dan luas. Luas kebun sebesar 0,5-3 hektar memiliki kategori sempit, luas kebun sebesar 3,1-6 hektar memiliki kategori sedang, dan luas kebun sebesar 6,1-15 hektar memiliki kategori luas. Sedangkan masa kerja dibagi menjadi tiga kelompok yaitu sebentar, sedang, dan lama. Waktu kerja selama 1-2 bulan memiliki kategori sebentar, waktu kerja selama 3-4 bulan memiliki kategori sedang, dan waktu kerja selama 5-12 bulan memiliki kategori lama. Terakhir, variabel jenis tanah juga dibagi menjadi tiga kelompok yaitu tanah berat yang disimbolkan dengan angka 1, tanah sedang disimbolkan dengan angka 2, dan tanah ringan disimbolkan dengan angka 3.

Data tersebut kemudian dibagi menjadi dua jenis, yaitu 80 data sebagai *training data* dan 20 data sebagai *checking data*. Tabel 4.1 di bawah ini merupakan data historis konsumsi solar yang digunakan untuk membangun model prediksi atau *training data*:

Tabel 4.1 *Training data* konsumsi solar

No.	Luas Kebun (ha)	Waktu Kerja (jam)	Jenis Tanah	Konsumsi Solar (lt)
1	5	1920	1	2000
2	5	960	3	800
3	2.5	192	1	200

No.	Luas Kebun (ha)	Waktu Kerja (jam)	Jenis Tanah	Konsumsi Solar (lt)
4	4.36	576	3	400
5	2.2	768	1	600
6	3.5	1344	1	1000
7	1.3	384	1	200
8	2	384	2	200
9	3.5	384	2	200
10	4	960	2	800
11	2.5	384	2	200
12	4.2	384	2	200
13	0.8	576	2	200
14	1.1	384	2	200
15	2.7	960	2	600
16	3.7	384	2	200
17	5	576	3	400
18	6.7	192	2	200
19	3.4	192	2	200
20	1.8	192	2	200
21	4.6	384	2	200
22	5.7	384	3	400
23	7.5	384	2	400
24	3	576	2	400
25	2.5	576	2	400
26	3.2	384	2	200
27	6	192	2	200
28	3.3	576	2	400
29	8	768	1	400
30	3.6	576	2	1000
31	3.1	384	3	200
32	6	384	2	400
33	4	576	2	400
34	4	576	3	400
35	3	576	3	400
36	2.6	192	2	200
37	1.2	192	2	200
38	4.7	576	3	400
39	1.7	384	2	200
40	5	576	2	400
41	10	192	3	400
42	4.9	576	2	400
43	1.7	192	2	200
44	1.8	192	2	200
45	2	192	2	200
46	7.7	192	3	400
47	7.6	576	2	400

No.	Luas Kebun (ha)	Waktu Kerja (jam)	Jenis Tanah	Konsumsi Solar (lt)
48	1.5	384	2	200
49	2	576	1	600
50	3.8	192	1	200
51	1	192	2	200
52	4.2	576	2	400
53	1.8	576	1	600
54	3.9	384	3	400
55	5.7	192	3	200
56	2	384	2	400
57	2.3	192	2	200
58	2.8	192	2	200
59	1	192	3	200
60	1.8	192	3	200
61	1.2	576	3	400
62	1.1	192	2	200
63	2.8	192	2	200
64	4	576	3	400
65	4	192	2	200
66	3.9	192	2	200
67	1.3	576	2	400
68	2.2	192	2	200
69	2.3	384	3	200
70	2.7	192	2	200
71	2.6	192	2	200
72	2	192	2	200
73	5	384	3	400
74	7	576	3	400
75	1.2	192	2	200
76	1.3	192	2	200
77	10	576	2	1000
78	2.8	576	3	600
79	3.1	576	3	600
80	1.8	576	3	600

Tabel 4.2 di bawah ini merupakan data historis konsumsi solar yang digunakan untuk menguji model prediksi atau *checking data*:

Tabel 4.2 *Checking data* konsumsi solar

No.	Luas Kebun (ha)	Waktu Kerja (jam)	Jenis Tanah	Konsumsi Solar (lt)
1	1.7	192	2	200
2	2.1	576	3	600
3	1.7	384	2	200
4	6.7	192	2	200
5	0.8	576	1	200

No.	Luas Kebun (ha)	Waktu Kerja (jam)	Jenis Tanah	Konsumsi Solar (lt)
6	4.2	384	2	200
7	4.7	192	2	200
8	2	192	2	200
9	9	192	3	400
10	2	576	2	400
11	3.1	576	2	800
12	1.2	192	2	200
13	3	384	3	200
14	4	192	2	200
15	3.5	384	3	200
16	4	192	2	200
17	4.5	384	2	200
18	4.8	192	2	200
19	10	192	3	2000
20	3.9	192	2	200

4.2 Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

4.2.1 Preprocessing Data

Sebelum mengolah data menggunakan metode ANFIS, *training data* dan *checking data* harus melalui tahap *preprocessing* terlebih dahulu. *Preprocessing data* merupakan tahap kedua dalam KDD (*Knowledge Discovery in Database*), yaitu proses yang digunakan untuk membersihkan data yang tidak sesuai atau data yang tidak diperlukan agar data siap untuk diolah. Tahap-tahap *preprocessing data* adalah sebagai berikut:

1. Data cleaning dan data reduksi

Data cleaning merupakan proses menghilangkan data yang tidak sesuai atau tidak lengkap. Sedangkan data reduksi merupakan proses menghilangkan atribut atau variabel yang tidak sesuai dengan tujuan penelitian. Dalam data solar yang akan diolah, tidak ada data yang tidak sesuai atau tidak lengkap. Sedangkan untuk atribut atau variabel dalam data konsumsi solar, terdapat tiga variabel yang mempengaruhi konsumsi solar yang digunakan seluruhnya.

2. Diskretisasi data

Diskretisasi data merupakan proses pengubahan data nominal menjadi kategorikal. Seluruh data yang ada nantinya akan diubah menjadi data ordinal yaitu sempit, sedang, dan luas untuk variabel luas lahan; sebentar, sedang, dan lama untuk

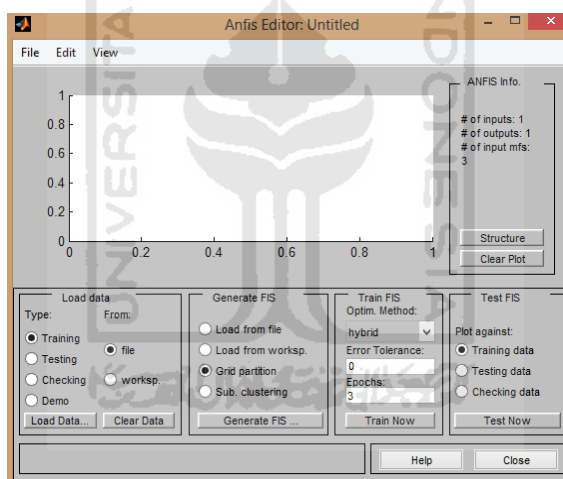
variabel waktu kerja; berat, sedang, dan ringan untuk variabel jenis tanah. Aturan nilai data ordinal tersebut akan dijelaskan pada proses transformasi.

4.2.2 Processing Data

Data yang sudah melalui *preprocessing data* kemudian akan diolah dengan menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS). Berikut ini adalah tahap-tahap metode tersebut:

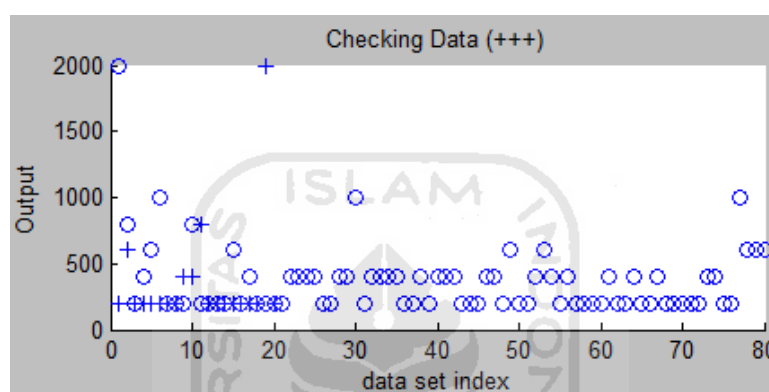
1. Input *training data* dan *checking data*

Dari 100 data konsumsi solar yang telah didapatkan, 80 data digunakan sebagai *training data* dan 20 data digunakan sebagai *checking data*. Data yang akan dimasukkan ke dalam *software* MATLAB terlebih dulu disimpan pada folder Matlab pada Documents. Data-data tersebut kemudian dimasukkan dengan menulis *syntax* “anfisedit” seperti pada Gambar 4.1 di bawah ini:



Gambar 4.1 Anfis Editor

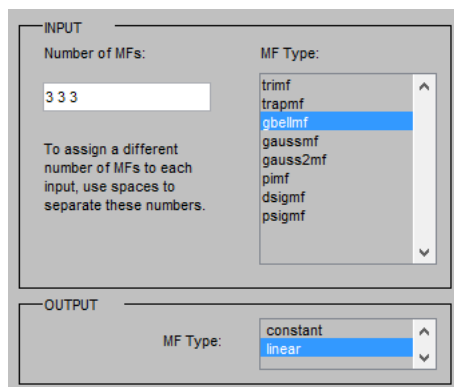
Selanjutnya, pada kolom Load Data, pilih *training* untuk memasukkan *training data* dan pilih *checking* untuk memasukkan *checking data*. *Training data* digunakan untuk membuat model prediksi, sedangkan *checking data* digunakan untuk menguji model prediksi.

Gambar 4.2 Input *training data*Gambar 4.3 Input *checking data*

Setelah *training data* dan *checking data* dimasukkan, tahap selanjutnya adalah melakukan inisiasi FIS yaitu dengan memilih Grid Partition pada toolbox Generate FIS.

2. Inisiasi FIS

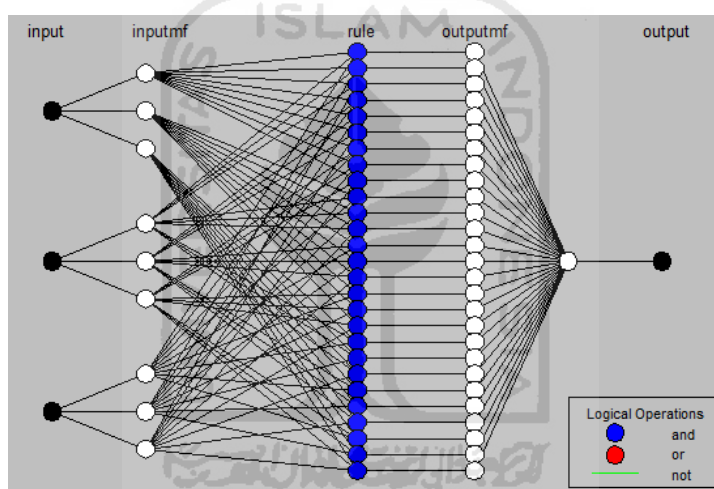
Tahap inisiasi FIS dilakukan dengan meng-*generate* FIS pada bagian input. Pada Number of MF's diisi dengan angka 3 3 3 yang berarti bahwa data yang diinputkan memiliki tiga variabel input dan ketiga variabel inputnya, yaitu luas kebun, waktu kerja, serta jenis tanah memiliki 3 *fuzzy value*. Kemudian pilih *gbellmf* pada *Membership Function Type* (MF Type) di bagian input dan pilih linear pada MF Type di bagian output seperti pada Gambar 4.4 di bawah ini:



Gambar 4.4 Inisiasi FIS

3. ANFIS structure

Setelah dilakukan inisiasi FIS, struktur ANFIS dapat ditampilkan dengan memilih Structure pada *toolbox* ANFIS Info. Struktur ANFIS yang terbentuk pada penelitian ini adalah sebagai berikut:



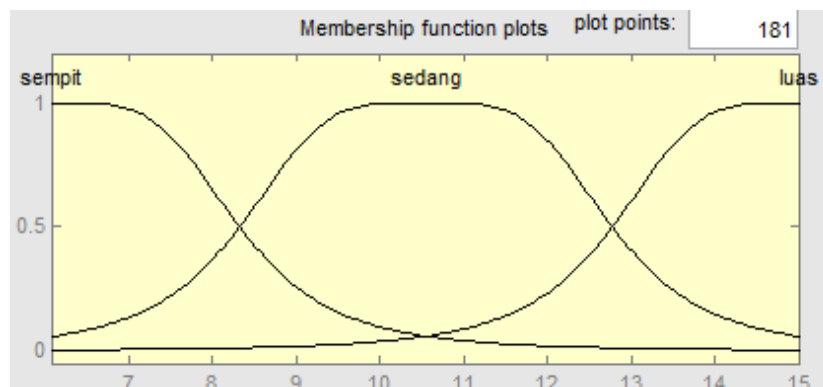
Gambar 4.5 Struktur ANFIS

Pada Gambar 4.5 di atas, diketahui bahwa struktur ANFIS yang terbentuk memiliki tiga variabel input yaitu luas kebun, waktu kerja, serta jenis tanah, dimana masing-masing terdiri dari 3 *membership function* (MF) sehingga terdapat 27 *rule* dengan menggunakan penghubung AND. Selain itu, struktur ANFIS memiliki satu buah output dengan output MF yang terbentuk sebanyak 27 buah. Garis-garis yang menghubungkan antar *node* menunjukkan bahwa *rule* telah bersesuaian.

4. Membership function

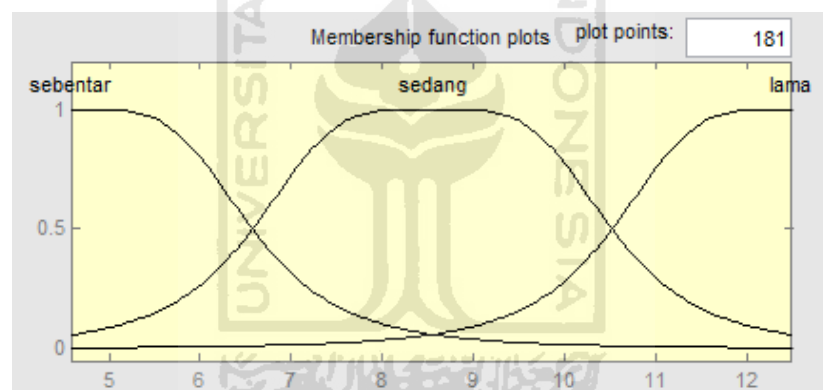
Membership function digunakan untuk menentukan kategori-kategori data tiap variabel ke dalam *software* MATLAB. Kategori-kategori tersebut telah dibuat sebelumnya pada proses diskretisasi data. Pembuatan *membership function*

dilakukan pada kedua variabel input dengan menggunakan tipe fungsi keanggotaan gbell seperti Gambar 4.6, Gambar 4.7, dan Gambar 4.8 di bawah ini:



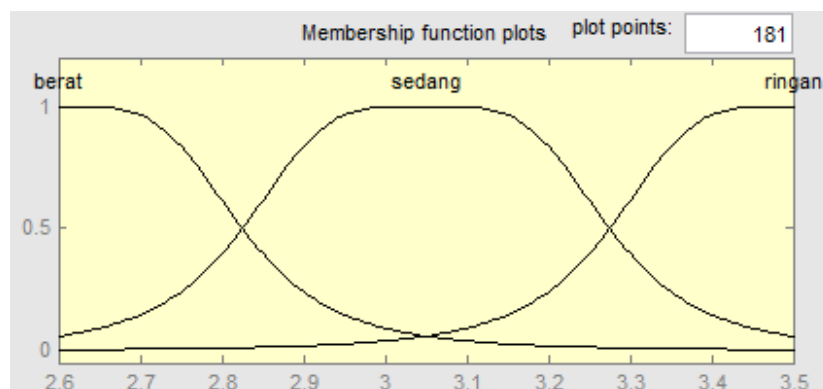
Gambar 4.6 *Membership function* variabel luas kebun

Pada Gambar 4.6 di atas, luas kebun dibagi menjadi tiga kategori, yaitu 0,5-3 untuk luas kebun kategori sempit, 3,1-6 untuk luas kebun kategori sedang, dan 6,1-15 untuk luas kebun kategori luas.



Gambar 4.7 *Membership function* variabel waktu kerja

Sedangkan pada Gambar 4.7 di atas, waktu kerja dibagi menjadi tiga kategori, yaitu 96-480 untuk waktu kerja kategori sebentar, 481-864 untuk waktu kerja kategori sedang, dan 865-2400 untuk waktu kerja kategori lama.



Gambar 4.8 *Membership function* variabel jenis tanah

Pada Gambar 4.8 di atas, jenis tanah dibagi menjadi tiga kategori, yaitu 0,5-1,5 untuk jenis tanah berat, 1,6-2,5 untuk jenis tanah sedang, dan 2,6-3,5 untuk jenis tanah ringan.

5. *Rule evaluation*

Setelah melakukan tahap fuzzifikasi, selanjutnya dilakukan tahap *rule evaluation* yang menggunakan *if-then rules* dengan penghubung AND. *Rule* yang terbentuk sejumlah 27 *rule* yang berasal dari perkalian 3 *fuzzy value* milik variabel luas kebun, 3 *fuzzy value* milik variabel masa kerja, dan 3 *fuzzy value* milik variabel jenis tanah. Dua puluh tujuh *rule* tersebut adalah sebagai berikut:

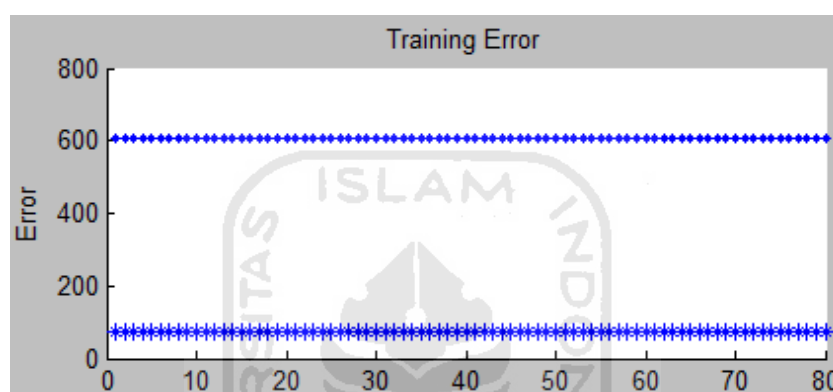
- 1) If (luas is sempit) and (waktu is sebentar) and (tanah is ringan) then (solar is out1mf1) (1)
- 2) If (luas is sempit) and (waktu is sebentar) and (tanah is sedang) then (solar is out1mf2) (1)
- 3) If (luas is sempit) and (waktu is sebentar) and (tanah is berat) then (solar is out1mf3) (1)
- 4) If (luas is sempit) and (waktu is sedang) and (tanah is ringan) then (solar is out1mf4) (1)
- 5) If (luas is sempit) and (waktu is sedang) and (tanah is sedang) then (solar is out1mf5) (1)
- 6) If (luas is sempit) and (waktu is sedang) and (tanah is berat) then (solar is out1mf6) (1)
- 7) If (luas is sempit) and (waktu is lama) and (tanah is ringan) then (solar is out1mf7) (1)
- 8) If (luas is sempit) and (waktu is lama) and (tanah is sedang) then (solar is out1mf8) (1)
- 9) If (luas is sempit) and (waktu is lama) and (tanah is berat) then (solar is out1mf9) (1)
- 10) If (luas is sedang) and (waktu is sebentar) and (tanah is ringan) then (solar is out1mf10) (1)
- 11) If (luas is sedang) and (waktu is sebentar) and (tanah is sedang) then (solar is out1mf11) (1)
- 12) If (luas is sedang) and (waktu is sebentar) and (tanah is berat) then (solar is out1mf12) (1)

- 13) If (luas is sedang) and (waktu is sedang) and (tanah is ringan) then (solar is out1mf13) (1)
- 14) If (luas is sedang) and (waktu is sedang) and (tanah is sedang) then (solar is out1mf14) (1)
- 15) If (luas is sedang) and (waktu is sedang) and (tanah is berat) then (solar is out1mf15) (1)
- 16) If (luas is sedang) and (waktu is lama) and (tanah is ringan) then (solar is out1mf16) (1)
- 17) If (luas is sedang) and (waktu is lama) and (tanah is sedang) then (solar is out1mf17) (1)
- 18) If (luas is sedang) and (waktu is lama) and (tanah is berat) then (solar is out1mf18) (1)
- 19) If (luas is luas) and (waktu is sebentar) and (tanah is ringan) then (solar is out1mf19) (1)
- 20) If (luas is luas) and (waktu is sebentar) and (tanah is sedang) then (solar is out1mf20) (1)
- 21) If (luas is luas) and (waktu is sebentar) and (tanah is berat) then (solar is out1mf21) (1)
- 22) If (luas is luas) and (waktu is sedang) and (tanah is ringan) then (solar is out1mf22) (1)
- 23) If (luas is luas) and (waktu is sedang) and (tanah is sedang) then (solar is out1mf23) (1)
- 24) If (luas is luas) and (waktu is sedang) and (tanah is berat) then (solar is out1mf24) (1)
- 25) If (luas is luas) and (waktu is lama) and (tanah is ringan) then (solar is out1mf25) (1)
- 26) If (luas is luas) and (waktu is lama) and (tanah is sedang) then (solar is out1mf26) (1)
- 27) If (luas is luas) and (waktu is lama) and (tanah is berat) then (solar is out1mf27) (1)

6. *Training* ANFIS

Training ANFIS dilakukan untuk melatih model ANFIS yang telah terbentuk. Metode optimasi parameter keanggotaan yang disediakan ada dua jenis yaitu

Backpropagation dan *Hybrid*. Pada penelitian ini, metode optimasi parameter keanggotaan yang digunakan adalah *Hybrid*. Sebelumnya, *error tolerance* yang berelasi dengan *error size* ditentukan terlebih dahulu. *Error tolerance* digunakan sebagai acuan berhentinya pelatihan model ANFIS. Untuk menghindari subjektivitas dalam menentukan nilai *error* terbaik, maka digunakan nilai default *error* yaitu 0 dan jumlah iterasi atau epoch yang ditetapkan adalah sebesar 80. Nilai epoch digunakan untuk menentukan batas iterasi atau iterasi maksimum yang diinginkan. Proses training akan berhasil jika *error* yang terjadi memenuhi batas *error* yang telah ditentukan.

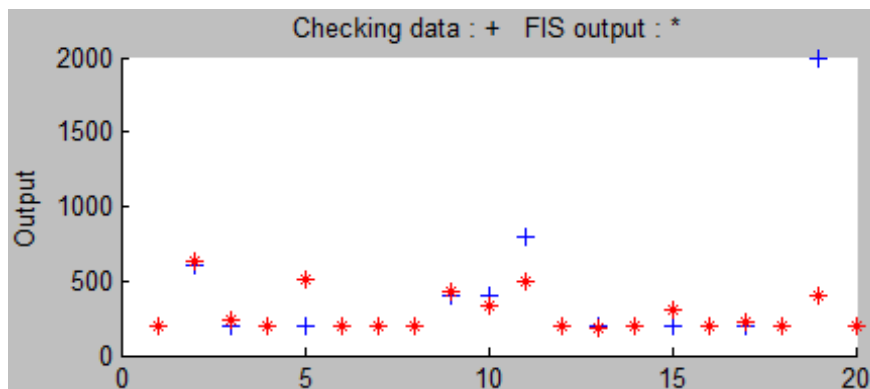


Gambar 4.9 Training error ANFIS

Pada Gambar 4.9 di atas, dapat dilihat bahwa grafik *training error* sejajar dengan *checking error*-nya. Dengan nilai epoch sebesar 80, *error* yang dihasilkan pada proses ini adalah 72,9038.

7. *Checking* ANFIS

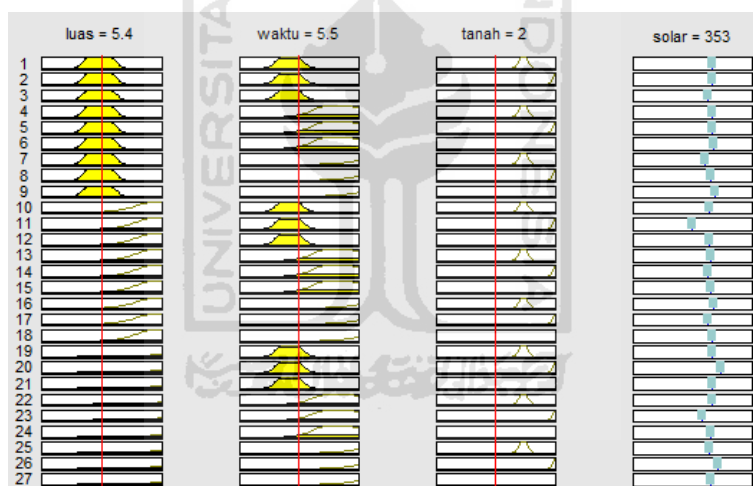
Checking ANFIS adalah tahap pengujian pasca training ANFIS yang dilakukan untuk mengetahui performansi model ANFIS yang telah dilatih dengan data awal. Tahap ini dilakukan dengan melakukan *plotting training data* dan *checking data* yang telah dilatih sebelumnya. Pada *toolbox* Test FIS pilih *Checking data* kemudian pilih Test Now, sehingga muncul Gambar 4.10 di bawah ini:

Gambar 4.10 *Checking data* ANFIS

Pada Gambar 4.9 di atas, dapat dilihat bahwa hasil plotting *training data* dan *checking data* menunjukkan sebagian besar titik yang saling bersesuaian.

8. ANFIS output

Tahap terakhir yang dilakukan adalah menampilkan hasil output dari metode ANFIS. Berikut ini adalah hasil model prediksi konsumsi solar yang dihasilkan:



Gambar 4.11 Output ANFIS

Setelah didapatkan model tersebut, kemudian model digunakan untuk mengujikan 20 *checking data*. Berikut ini adalah hasil rekapitulasi pengujian model menggunakan *checking data*:

Tabel 4.2 Rekapitulasi pengujian ANFIS

No.	Luas Kebun (ha)	Waktu Kerja (jam)	Jenis Tanah	Konsumsi Solar (lt)	Prediksi ANFIS (lt)
1	1.7	192	2	200	208
2	2.1	576	3	600	551
3	1.7	384	2	200	239
4	6.7	192	2	200	183
5	0.8	576	1	200	425

No.	Luas Kebun (ha)	Waktu Kerja (jam)	Jenis Tanah	Konsumsi Solar (lt)	Prediksi ANFIS (lt)
6	4.2	384	2	200	208
7	4.7	192	2	200	211
8	2	192	2	200	208
9	9	192	3	400	720
10	2	576	2	400	443
11	3.1	576	2	800	489
12	1.2	192	2	200	197
13	3	384	3	200	303
14	4	192	2	200	188
15	3.5	384	3	200	315
16	4	192	2	200	188
17	4.5	384	2	200	208
18	4.8	192	2	200	216
19	10	192	3	2000	400
20	3.9	192	2	200	187

Dari tabel 4.3 di atas kemudian akan dihitung nilai eror hasil rekapitulasi pengujian model prediksi ANFIS dengan menggunakan parameter nilai MAD (*Mean Absolute Deviation*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*).

4.2.3 Nilai Error Prediksi Menggunakan ANFIS

Dengan menggunakan Persamaan 2.17, didapatkan nilai MAD untuk prediksi konsumsi solar menggunakan ANFIS adalah sebesar 130,05. Sedangkan dengan menggunakan Persamaan 2.18, didapatkan nilai MAPE untuk prediksi konsumsi solar menggunakan ANFIS adalah sebesar 21,8396%. Hal tersebut berarti hasil prediksi konsumsi solar dengan menggunakan metode ANFIS memiliki akurasi sebesar 78,1604%.

4.3 Subtractive Clustering

Pada pengolahan dengan menggunakan metode *Subtractive Clustering*, data tidak perlu melalui tahap *preprocessing* terlebih dahulu, akan tetapi data tetap dibagi menjadi dua yaitu 80 data sebagai *training data* dan 20 data sebagai *checking data*. Tahap-tahap metode *Subtractive Clustering* adalah sebagai berikut:

1. Memasukkan data input dan data output

Data input dan data output dapat dimasukkan dengan mengetikkan *syntax* “tripdata” pada *command window software* MATLAB. Pada kolom datin, dimasukkan data

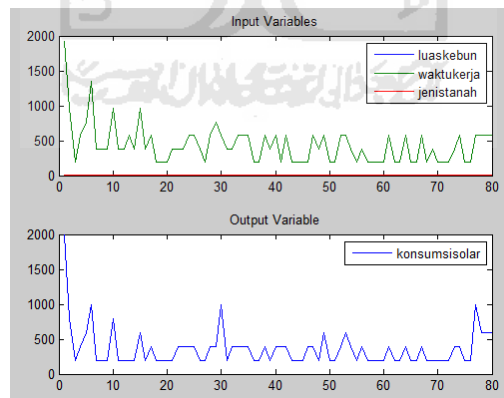
input yang berupa *training data* dari data luas kebun, waktu kerja, dan jenis tanah. Sedangkan pada kolom *datout*, dimasukkan data output yang berupa data konsumsi solar.

2. Merepresentasikan input dan output

Input dan output yang digunakan pada pengolahan data harus direpresentasikan di dalam *software* MATLAB dengan menggunakan *syntax* sebagai berikut:

```
subplot(2,1,1)
plot(datin)
legend('luaskebun','waktukerja','jenistanah');
title('Input Variables','fontsize',10)
subplot(2,1,2)
plot(datout)
legend('konsumsisolar');
title('Output Variable','fontsize',10)
```

Dari *syntax* di atas, dapat diketahui bahwa data input terdiri dari tiga variabel yaitu luas kebun, waktu kerja, dan jenis tanah. Sedangkan data output terdiri dari satu variabel yaitu konsumsi solar.



Gambar 4.12 Plot data variabel input dan output

3. Cluster Data

Pada tahap ini, dilakukan pengelompokan data dengan menggunakan *syntax* sebagai berikut:

```
[C,S] = subclust([datin datout],0.2);
```

Argumen pertama dalam *syntax* di atas menunjukkan data mana yang akan dikelompokkan, sedangkan argumen kedua menunjukkan jari-jari yang menjadi radius tiap kelompok (*cluster*) yang terbentuk. Selanjutnya, dilakukan tahap untuk menampilkan *cluster* yang terbentuk dengan menggunakan *syntax* sebagai berikut:

```
C %#ok<*NOPTS>
```

C menunjukkan seluruh pusat dari *cluster* yang terbentuk. Setiap baris dari C menunjukkan posisi *cluster*.

```
C =
    2.0000 192.0000    2.0000 200.0000
    3.7000 384.0000    2.0000 200.0000
    4.3600 576.0000    3.0000 400.0000
    4.2000 576.0000    2.0000 400.0000
    2.8000 576.0000    3.0000 600.0000
    2.0000 576.0000    1.0000 600.0000
    2.5000 576.0000    2.0000 400.0000
```

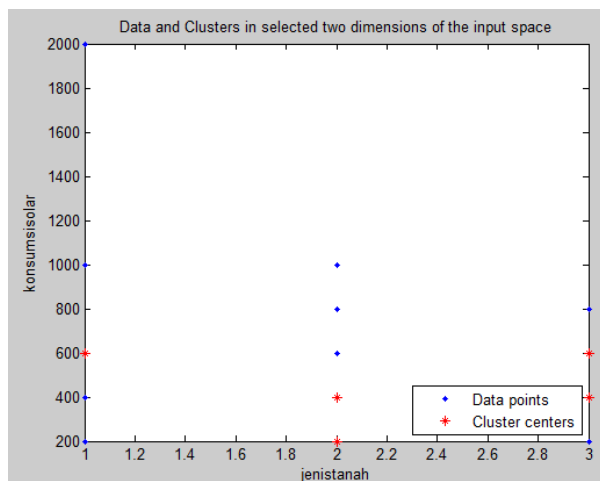
Syntax di atas memiliki 7 baris dan 4 kolom. Hal tersebut menunjukkan ada 7 *cluster* yang terbentuk dan 4 posisi *cluster* dalam tiap dimensi. Misalnya, pada *cluster* pertama letak *cluster* ada pada titik 2.0000, 192.0000, 2.0000, dan 200.0000 pada *cluster* kedua letak *cluster* ada pada titik 3.7000, 384.0000, 2.0000, dan 200.0000, dan seterusnya.

4. Cluster Data Plot

Setelah data terbentuk menjadi 7 *cluster*, tahap selanjutnya adalah menampilkan plot data yang menunjukkan *cluster* telah diidentifikasi dengan menggunakan variabel jenis tanah dan konsumsi solar. *Syntax* yang digunakan adalah sebagai berikut:

```
clf;
plot(datin(:,3), datout(:,1), '.', C(:,3),C(:,4),r*)
legend('Data points', 'Cluster centers', 'Location', 'SouthEast')
xlabel('jenistanah','fontsize',10)
ylabel('konsumsisolar','fontsize',10)
title('Data and Clusters in selected two dimensions of the input
space','fontsize',10)
```

Pada *syntax* di atas, telah ditentukan label x dan label y pada plot yang akan dimunculkan. Selanjutnya akan muncul plot data sebagai berikut:



Gambar 4.13 *Cluster centers* pada variabel jenis tanah dan konsumsi solar

Pada Gambar 4.13 di atas, diketahui label x pada plot data adalah variabel jenis tanah dan label y pada plot data adalah variabel konsumsi solar. Sedangkan titik kecil berwarna biru menunjukkan *data points* dan bintang berwarna merah menunjukkan *cluster centers*. Selanjutnya digunakan *syntax* “S” untuk memunculkan nilai sigma yang menentukan kisaran pengaruh pusat *cluster* di setiap dimensi data sebagai berikut:

$$S = \begin{bmatrix} 0.6505 & 122.1881 & 0.1414 & 127.2792 \end{bmatrix}$$

S yang muncul memiliki 4 kolom yang menunjukkan nilai sigma dari masing-masing dimensi *cluster*.

5. Membangkitkan *Fuzzy Inference System* (FIS)

Pada tahap ini digunakan *syntax* `genfis2` yang berfungsi untuk membangkitkan FIS menggunakan *Subtractive Clustering*. `genfis2` menggunakan *Subtractive Clustering* untuk mengelompokkan data dan menggunakan pusat *cluster* serta kisaran pengaruh pusat *cluster* untuk membangun FIS yang kemudian akan digunakan untuk memeriksa dan memahami pola yang terbentuk. *Syntax* yang digunakan adalah sebagai berikut:

```
myfis=genfis2(datin,datout,0.2);
```

Argumen pertama dalam *syntax* di atas menunjukkan variabel input, argument kedua menunjukkan variabel output, sedangkan argumen ketiga menunjukkan jari-jari yang menjadi radius *cluster*. Selanjutnya dilakukan tahap mendefinisikan variabel input dan variabel output dalam *syntax* untuk membangkitkan FIS. *Syntax* yang digunakan adalah sebagai berikut:

```

% Assign names to inputs and outputs
myfis = setfis(myfis, 'input',1,'name','luaskebun');
myfis = setfis(myfis, 'input',2,'name','waktukerja');
myfis = setfis(myfis, 'input',3,'name','jenistanah');
myfis = setfis(myfis, 'output',1,'name','konsumsisolar');

```

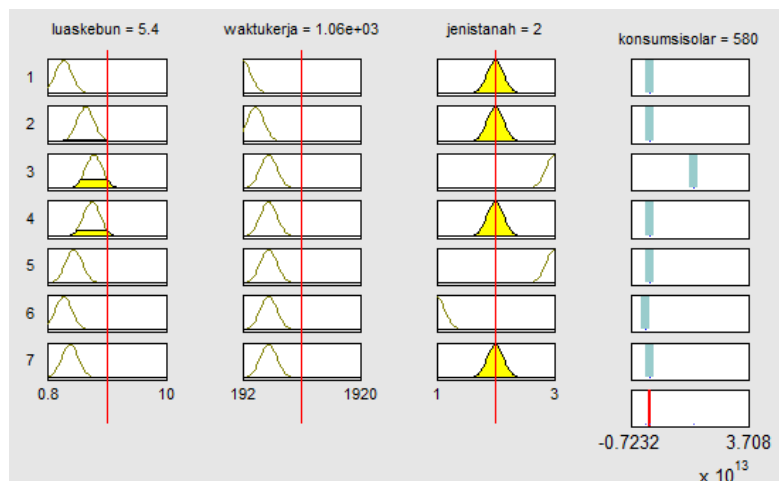
Pada *syntax* diatas telah didefinisikan bahwa input 1 adalah luas kebun, input 2 adalah waktu kerja, input 3 adalah jenis tanah, dan outputnya adalah konsumsi solar.

6. Output *Subtractive Clustering*

Tahap terakhir yang dilakukan adalah melihat hasil output dari metode *Subtractive Clustering* dengan menggunakan *syntax* “ruleedit(myfis)” dan “ruleview(myfis)”. *Syntax* “ruleedit(myfis)” digunakan untuk menampilkan aturan (*rules*) yang terbentuk dari model prediksi yang dihasilkan. Jumlah *rule* yang terbentuk sesuai dengan jumlah *cluster* data, yaitu tujuh. Tujuh *rule* tersebut adalah sebagai berikut:

- 1) If (luaskebun is in1cluster1) and (waktukerja is in2cluster1) and (jenistanah is in3cluster1) then (konsumsisolar is out1cluster1) (1)
- 2) If (luaskebun is in1cluster2) and (waktukerja is in2cluster2) and (jenistanah is in3cluster2) then (konsumsisolar is out1cluster2) (1)
- 3) If (luaskebun is in1cluster3) and (waktukerja is in2cluster3) and (jenistanah is in3cluster3) then (konsumsisolar is out1cluster3) (1)
- 4) If (luaskebun is in1cluster4) and (waktukerja is in2cluster4) and (jenistanah is in3cluster4) then (konsumsisolar is out1cluster4) (1)
- 5) If (luaskebun is in1cluster5) and (waktukerja is in2cluster5) and (jenistanah is in3cluster5) then (konsumsisolar is out1cluster5) (1)
- 6) If (luaskebun is in1cluster6) and (waktukerja is in2cluster6) and (jenistanah is in3cluster6) then (konsumsisolar is out1cluster6) (1)
- 7) If (luaskebun is in1cluster7) and (waktukerja is in2cluster7) and (jenistanah is in3cluster7) then (konsumsisolar is out1cluster7) (1)

Sedangkan *syntax* “ruleview(myfis)” digunakan untuk menampilkan model prediksi konsumsi solar berdasarkan metode *Subtractive Clustering*. Berikut ini adalah model prediksi yang dihasilkan:

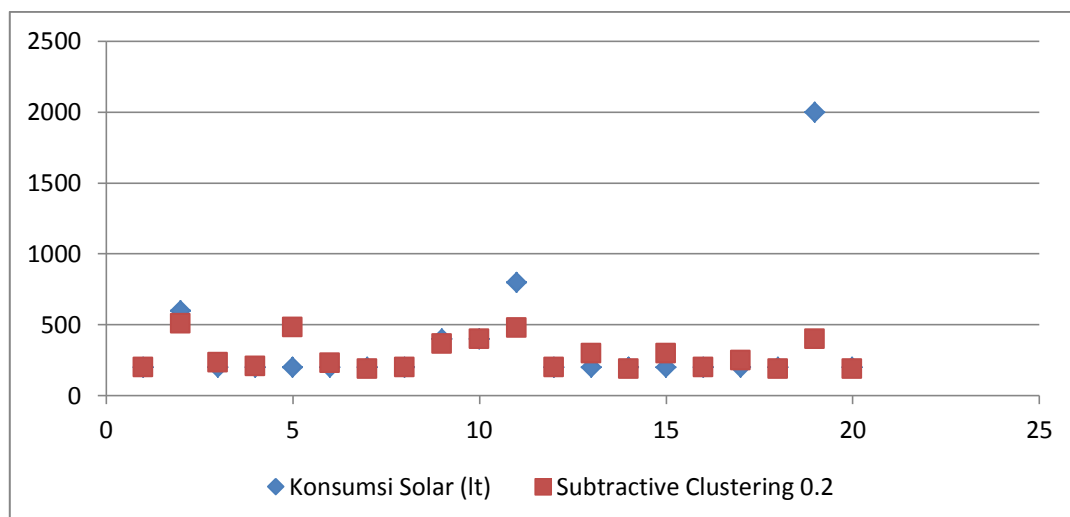


Gambar 4.14 Output Subtractive Clustering

Setelah didapatkan model tersebut, kemudian model digunakan untuk mengujikan 20 *checking data*. Berikut ini adalah hasil rekapitulasi pengujian model menggunakan *checking data* serta hasil plotting 20 *training data* dan *checking data*:

Tabel 4.3 Rekapitulasi pengujian *Subtractive Clustering*

No.	Luas Kebun (ha)	Waktu Kerja (jam)	Jenis Tanah	Konsumsi Solar (lt)	Prediksi <i>Subtractive Clustering</i> (lt)
1	1.7	192	2	200	200
2	2.1	576	3	600	508
3	1.7	384	2	200	232
4	6.7	192	2	200	209
5	0.8	576	1	200	484
6	4.2	384	2	200	229
7	4.7	192	2	200	187
8	2	192	2	200	200
9	9	192	3	400	364
10	2	576	2	400	401
11	3.1	576	2	800	478
12	1.2	192	2	200	199
13	3	384	3	200	298
14	4	192	2	200	188
15	3.5	384	3	200	297
16	4	192	2	200	198
17	4.5	384	2	200	249
18	4.8	192	2	200	187
19	10	192	3	2000	399
20	3.9	192	2	200	188



Gambar 4.15 Plotting data *Subtractive Clustering*

Dari Tabel 4.3 di atas kemudian akan dihitung nilai eror hasil rekapitulasi pengujian model prediksi *Subtractive Clustering* dengan menggunakan parameter nilai MAD (*Mean Absolute Deviation*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Pada Gambar 4.11 terlihat sebagian besar data historis dan hasil prediksi bersesuaian. Selanjutnya akan dihitung nilai eror prediksi tersebut dengan menggunakan parameter nilai MAD (*Mean Absolute Deviation*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*).

4.3.1 Nilai Eror Prediksi Menggunakan *Subtractive Clustering*

Dengan menggunakan Persamaan 2.17, didapatkan nilai MAD untuk prediksi konsumsi solar menggunakan *Subtractive Clustering* adalah sebesar 135.15. Sedangkan dengan menggunakan Persamaan 2.18, didapatkan nilai MAPE untuk prediksi konsumsi solar menggunakan *Subtractive Clustering* adalah sebesar 23,5192%. Hal tersebut berarti hasil prediksi konsumsi solar dengan menggunakan metode *Subtractive Clustering* memiliki akurasi sebesar 76,4808%.

BAB V

PEMBAHASAN

5.1 Prediksi Konsumsi Solar

Prediksi konsumsi solar yang digunakan sebagai bahan bakar mesin pompa air pada PG Madukismo dipengaruhi oleh tiga variabel yaitu luas kebun, waktu kerja, dan jenis tanah. Data luas kebun menunjukkan luas kebun tebu, dalam satuan hektar, yang harus diairi untuk menunjang pertumbuhan tanaman tebu agar siap untuk dipanen. Data waktu kerja menunjukkan lama kerja mesin pompa air, dalam satuan bulan, selama dioperasikan untuk mengairi satu kebun tebu. Sedangkan data jenis tanah menunjukkan jenis tanah pada kebun tebu yang diairi, tanah ringan akan sulit diairi dan akan semakin banyak membutuhkan konsumsi solar, begitu juga sebaliknya. Hal tersebut berarti bahwa model prediksi konsumsi solar yang dihasilkan pada penelitian ini hanya dapat digunakan untuk meramalkan konsumsi solar ketika variabel input yang dipertimbangkan adalah luas kebun, waktu kerja, dan jenis tanah.

Pada penelitian ini, prediksi konsumsi solar dilakukan dengan menggunakan dua metode, yaitu ANFIS dan *Subtractive Clustering*. Pengolahan data berdasarkan kedua metode tersebut dilakukan dengan menggunakan *software* MATLAB. Perlu diketahui sebelumnya jika kedua metode tersebut memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing. Kelebihan dan kekurangan kedua metode tersebut akan dibahas pada sub bab-sub bab berikutnya.

5.2 *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS)

Secara fungsional, struktur ANFIS sama dengan *fuzzy rule base* model Sugeno. Dapat dikatakan bahwa ANFIS adalah suatu metode yang menggunakan algoritma

pembelajaran terhadap sekumpulan data untuk membentuk aturan (*rules*). Menurut Bagus Fatkhurrozi et al. (2012), sistem *neuro fuzzy* berdasar pada sistem inferensi *fuzzy* yang dilatih menggunakan algoritma pembelajaran yang diturunkan dari jaringan saraf tiruan. ANFIS memiliki kelebihan yang ada pada jaringan saraf tiruan (pembelajaran) dan sistem inferensi *fuzzy* (penalaran). Di dalam metode ANFIS terdapat proses pembelajaran atau proses adaptasi di mana parameter-parameter ANFIS (baik *premise* maupun *consequent*) akan diperbaharui selama proses pembelajaran.

Dalam penelitian ini, ANFIS dipilih sebagai salah satu metode untuk memprediksi konsumsi solar karena metode tersebut merupakan salah satu metode pengambilan keputusan yang memiliki tingkat akurasi yang tinggi. Selain itu, seperti yang telah dijelaskan sebelumnya, ANFIS merupakan metode *fuzzy inference system* dan mesin pembelajaran jaringan saraf tiruan (*neural network*) yang menggunakan jaringan saraf tiruan untuk mengimplementasikan *fuzzy inference system*. Keunggulan *fuzzy inference system* adalah dapat menerjemahkan pengetahuan dari pakar dalam bentuk aturan-aturan.

Jaringan *adaptive* dalam ANFIS berfungsi untuk mengurangi jumlah himpunan parameter yang dilatih dengan sebuah algoritma pembelajaran *hybrid* untuk mendapatkan dan membangun himpunan input dan output berdasarkan pengetahuan manusia. Variabel input dan output harus dijelaskan secara linguistik/bahasa. Variabel input yang digunakan dalam penelitian ini adalah variabel luas kebun yang memiliki fungsi keanggotaan sempit, sedang, dan luas serta variabel masa kerja yang memiliki fungsi keanggotaan pendek, sedang, dan panjang. Sedangkan variabel outputnya adalah variabel konsumsi solar. Variabel input digunakan untuk membangun model/struktur ANFIS yang kemudian dapat digunakan untuk memetakan data input menjadi output. Pengujian struktur ANFIS dilakukan menggunakan *checking data* dengan menentukan nilai epoch sebesar 80 sehingga menghasilkan nilai eror yaitu 72,9038. Dalam penelitian ini, prediksi konsumsi solar menggunakan metode ANFIS memiliki nilai MAD sebesar 130,05 dan nilai MAPE sebesar 21,8396%. Berdasarkan evaluasi tersebut, model peramalan ANFIS memiliki nilai MAPE antara 20%-50% sehingga termasuk ke dalam kriteria peramalan yang cukup baik.

Dari hasil uji coba yang dilakukan, diketahui bahwa perubahan nilai *epoch* yang ditetapkan pada ANFIS akan berpengaruh pada hasil yang dikeluarkan. Hal tersebut terjadi karena nilai *epoch* yang semakin besar akan menyebabkan proses learning yang dilakukan menjadi semakin banyak. Dengan semakin banyaknya proses learning yang dilakukan, maka parameter akan disesuaikan sehingga dapat menghasilkan nilai eror yang minimum.

Di samping kelebihanannya, metode ANFIS tentu saja memiliki beberapa kelemahan. Misalnya adalah ketika akan menerjemahkan pengetahuan dari pakar dalam bentuk aturan-aturan, biasanya dibutuhkan waktu yang lama untuk menetapkan fungsi keanggotaan (*membership function*). Oleh karena itu, dibutuhkan teknik pembelajaran dari jaringan syaraf tiruan untuk mengotomatisasi proses tersebut sehingga dapat mengurangi waktu pencarian.

5.3 *Subtractive Clustering*

Konsep dasar dari *Subtractive Clustering* adalah menentukan daerah-daerah dalam suatu variabel yang memiliki densitas tinggi terhadap titik-titik di sekitarnya. Titik dengan jumlah tetangga terbanyak akan dipilih sebagai *centroid* (pusat *cluster*). Titik yang sudah terpilih sebagai *centroid* akan dikurangi densitasnya. Kemudian algoritma tersebut akan memilih titik lain yang memiliki tetangga terbanyak untuk dijadikan *centroid* yang lain. Hal tersebut akan dilakukan berulang-ulang hingga semua titik diuji.

Dalam penelitian ini, *Subtractive Clustering* dipilih sebagai salah satu metode untuk memprediksi konsumsi solar karena metode tersebut mampu membangkitkan aturan tanpa menginisialisasi jumlah *cluster* di awal proses. Pembentukan jumlah aturan/*cluster* dipengaruhi oleh jari-jari dan *reject*, ratio, sedangkan *accept ratio* tidak mempengaruhi hasil *cluster*. Metode *Subtractive Clustering* dapat diimplementasikan dalam pembentukan aturan *fuzzy* dengan menggunakan bantuan pusat *cluster* dan sigma dalam proses ekstraksi aturan (W. Agung Putra et al., 2013). Selain itu, *Subtractive Clustering* memiliki hasil yang lebih konsisten dan memiliki kecepatan membangkitkan aturan yang lebih baik, serta dapat menghasilkan deretan pusat *cluster*, derajat keanggotaan, dan sejumlah *cluster* yang dapat menjadi informasi untuk membangun FIS tanpa perlu bertanya kepada pakar.

Di sisi lain, *Subtractive Clustering* tentu saja memiliki beberapa kelemahan. Kelemahan metode tersebut adalah tidak bisa melihat anggota setiap dimensi dari *cluster* yang terbentuk secara visual, namun hanya dapat melihat *centroid* saja. Selain itu, jari-jari *cluster* yang ditentukan di awal pembentukan *cluster* juga akan berpengaruh dengan hasil yang didapatkan. Jika jari-jari *cluster* terlalu besar, *cluster* yang terbentuk akan semakin sedikit dan tingkat kemiripan anggota di dalam *cluster* akan semakin rendah. Sedangkan jika jari-jari *cluster* terlalu kecil, *cluster* yang terbentuk akan semakin banyak dan tingkat kemiripan anggota di dalam *cluster* akan semakin tinggi. Namun jari-jari *cluster* yang terlalu kecil dapat menimbulkan terjadinya *overfitting* atau kondisi dimana model prediksi yang dihasilkan terlalu cocok ke *training data* tetapi tidak cocok ke *checking data*, sehingga kemampuan generalisasi ke populasi menjadi buruk.

Dari uji coba yang telah dilakukan, dengan menetapkan jari-jari *cluster* sebesar 0,2 maka didapatkan 7 *cluster*. Model prediksi yang dihasilkan dengan menggunakan metode *Subtractive Clustering* tersebut kemudian diuji dengan menggunakan *checking data* sehingga didapatkan nilai MAD sebesar 135,15 dan nilai MAPE sebesar 23,5192%. Berdasarkan evaluasi tersebut, model peramalan *Subtractive Clustering* memiliki nilai MAPE antara 20%-50% sehingga termasuk ke dalam kriteria peramalan yang cukup baik. Jika dilihat dari nilai MAD dan nilai MAPE pada masing-masing metode peramalan yang telah diujicobakan, *Subtractive Clustering* dianggap tidak lebih baik daripada ANFIS jika digunakan sebagai metode peramalan yang digunakan memprediksi konsumsi solar sebagai bahan bakar mesin pompa air di PG Madukismo untuk periode-periode selanjutnya dalam kasus ini.

BAB VI

KESIMPULAN DAN SARAN

6.1 Kesimpulan

Dari perhitungan dan pembahasan yang telah dilakukan, kesimpulan yang dapat diambil pada penelitian ini adalah:

1. Aturan (*rule*) yang dihasilkan untuk memprediksi konsumsi solar dengan menggunakan metode ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*) adalah sebagai berikut:
 - 1) If (luas is sempit) and (waktu is sebentar) and (tanah is ringan) then (solar is out1mf1) (1)
 - 2) If (luas is sempit) and (waktu is sebentar) and (tanah is sedang) then (solar is out1mf2) (1)
 - 3) If (luas is sempit) and (waktu is sebentar) and (tanah is berat) then (solar is out1mf3) (1)
 - 4) If (luas is sempit) and (waktu is sedang) and (tanah is ringan) then (solar is out1mf4) (1)
 - 5) If (luas is sempit) and (waktu is sedang) and (tanah is sedang) then (solar is out1mf5) (1)
 - 6) If (luas is sempit) and (waktu is sedang) and (tanah is berat) then (solar is out1mf6) (1)
 - 7) If (luas is sempit) and (waktu is lama) and (tanah is ringan) then (solar is out1mf7) (1)
 - 8) If (luas is sempit) and (waktu is lama) and (tanah is sedang) then (solar is out1mf8) (1)
 - 9) If (luas is sempit) and (waktu is lama) and (tanah is berat) then (solar is out1mf9) (1)

- 10) If (luas is sedang) and (waktu is sebentar) and (tanah is ringan) then (solar is out1mf10) (1)
- 11) If (luas is sedang) and (waktu is sebentar) and (tanah is sedang) then (solar is out1mf11) (1)
- 12) If (luas is sedang) and (waktu is sebentar) and (tanah is berat) then (solar is out1mf12) (1)
- 13) If (luas is sedang) and (waktu is sedang) and (tanah is ringan) then (solar is out1mf13) (1)
- 14) If (luas is sedang) and (waktu is sedang) and (tanah is sedang) then (solar is out1mf14) (1)
- 15) If (luas is sedang) and (waktu is sedang) and (tanah is berat) then (solar is out1mf15) (1)
- 16) If (luas is sedang) and (waktu is lama) and (tanah is ringan) then (solar is out1mf16) (1)
- 17) If (luas is sedang) and (waktu is lama) and (tanah is sedang) then (solar is out1mf17) (1)
- 18) If (luas is sedang) and (waktu is lama) and (tanah is berat) then (solar is out1mf18) (1)
- 19) If (luas is luas) and (waktu is sebentar) and (tanah is ringan) then (solar is out1mf19) (1)
- 20) If (luas is luas) and (waktu is sebentar) and (tanah is sedang) then (solar is out1mf20) (1)
- 21) If (luas is luas) and (waktu is sebentar) and (tanah is berat) then (solar is out1mf21) (1)
- 22) If (luas is luas) and (waktu is sedang) and (tanah is ringan) then (solar is out1mf22) (1)
- 23) If (luas is luas) and (waktu is sedang) and (tanah is sedang) then (solar is out1mf23) (1)
- 24) If (luas is luas) and (waktu is sedang) and (tanah is berat) then (solar is out1mf24) (1)
- 25) If (luas is luas) and (waktu is lama) and (tanah is ringan) then (solar is out1mf25) (1)

26) If (luas is luas) and (waktu is lama) and (tanah is sedang) then (solar is out1mf26) (1)

27) If (luas is luas) and (waktu is lama) and (tanah is berat) then (solar is out1mf27) (1)

Pada metode ANFIS, terdapat 27 *rule* yang berasal dari perkalian 3 *fuzzy value* milik variabel luas kebun, 3 *fuzzy value* milik variabel masa kerja, dan 3 *fuzzy value* milik variabel jenis tanah.

2. Aturan (*rule*) yang dihasilkan untuk memprediksi konsumsi solar dengan menggunakan metode *Subtractive Clustering* adalah sebagai berikut:

1) If (luaskebun is in1cluster1) and (waktukerja is in2cluster1) and (jenistanah is in3cluster1) then (konsumsisolar is out1cluster1) (1)

2) If (luaskebun is in1cluster2) and (waktukerja is in2cluster2) and (jenistanah is in3cluster2) then (konsumsisolar is out1cluster2) (1)

3) If (luaskebun is in1cluster3) and (waktukerja is in2cluster3) and (jenistanah is in3cluster3) then (konsumsisolar is out1cluster3) (1)

4) If (luaskebun is in1cluster4) and (waktukerja is in2cluster4) and (jenistanah is in3cluster4) then (konsumsisolar is out1cluster4) (1)

5) If (luaskebun is in1cluster5) and (waktukerja is in2cluster5) and (jenistanah is in3cluster5) then (konsumsisolar is out1cluster5) (1)

6) If (luaskebun is in1cluster6) and (waktukerja is in2cluster6) and (jenistanah is in3cluster6) then (konsumsisolar is out1cluster6) (1)

7) If (luaskebun is in1cluster7) and (waktukerja is in2cluster7) and (jenistanah is in3cluster7) then (konsumsisolar is out1cluster7) (1).

Pada metode *Subtractive Clustering*, terdapat tujuh *rule* yang terbentuk sesuai dengan jumlah *cluster* data.

3. Perbandingan hasil prediksi konsumsi solar dengan menggunakan ANFIS dan *Subtractive Clustering* adalah:

a. Hasil prediksi konsumsi solar dengan menggunakan metode ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*) memiliki nilai MAD sebesar 130,05 dan nilai MAPE sebesar 21,8396%.

b. Hasil prediksi konsumsi solar dengan menggunakan metode *Subtractive Clustering* MAD sebesar 135,15 dan nilai MAPE sebesar 23,5192%.

Dari perbandingan tersebut, maka diketahui bahwa metode ANFIS merupakan metode yang lebih baik yang dapat digunakan untuk memprediksi konsumsi solar untuk mesin pompa air di PG Madukismo pada periode-periode selanjutnya.

6.2 Saran

Saran yang dapat diberikan dari hasil penelitian ini untuk perusahaan dan untuk perkembangan penelitian selanjutnya adalah:

6.2.1 Bagi Perusahaan

Saran yang diberikan untuk perusahaan berdasarkan hasil penelitian ini adalah agar perusahaan dapat menggunakan metode peramalan yang terpilih sebagai acuan dasar dalam meramalkan konsumsi solar pada periode-periode yang akan datang. Selain itu, hasil peramalan yang didapatkan dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan tindak lanjut untuk menentukan kebijakan-kebijakan di masa yang akan datang.

6.2.2 Bagi Penelitian Selanjutnya

Saran yang diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah agar melakukan uji coba dengan menggunakan metode peramalan lain yang memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi untuk diimplementasikan. Selain itu, diharapkan penelitian selanjutnya dapat melakukan penelitian dengan data historis yang lebih lengkap dan melakukan pengujian terhadap variabel-variabel input sebelum melakukan peramalan, sehingga mengetahui secara pasti variabel input apa saja yang berpengaruh terhadap variabel output.

DAFTAR PUSTAKA

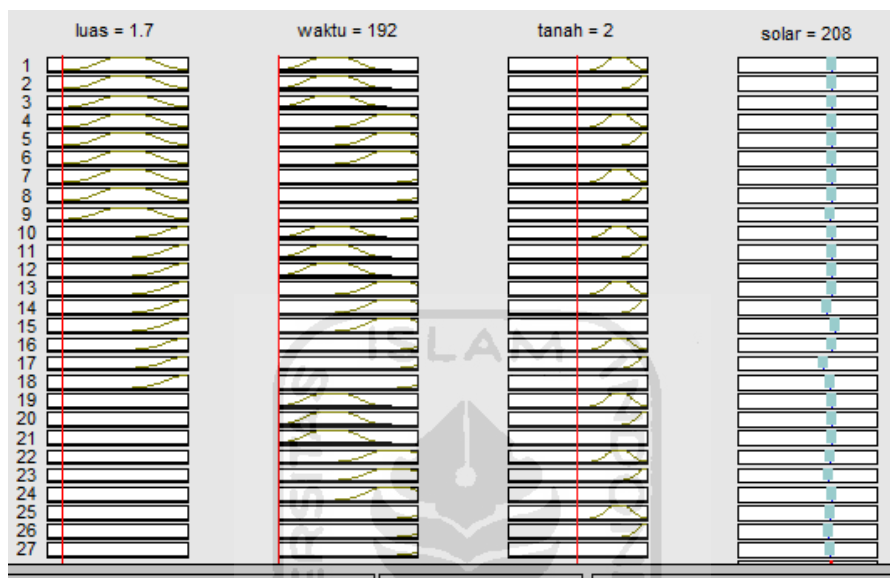
- Abdullah, Ade Gafar. 2008. Short Term Load Forecasting (STLF) Melalui Pendekatan Logika Fuzzy. *Electrans Vol VII No. 14*.
- Ahmad, Imam. 2015. Analisis Studi Kelayakan Finansial Pemanfaatan Minyak Goreng Bekas Sebagai Bahan Produksi Biodiesel Menggunakan ANFIS. [Tesis] Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Anjas, Reval. 2015. Definisi Bahan Bakar Diesel (Solar). (online): <http://www.prosesindustri.com/2015/02/definisi-bahan-bakar-diesel-solar.html> (7 Maret 2016)
- Aryadi, Kurniawan Nur, Aris Triyanto dan Budi Setiyono. 2015. Desain Sistem Kontrol Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) pada Model Automatic-Antilock Braking System. *Transient, Vo. 4 No. 4*.
- Badan Pusat Statistik (BPS). 2012. *Statistik Indonesia 2012*. Jakarta: BPS Pr.
- Chiu, S. L.. 1995. Extracting Fuzzy Rules for Pattern Classification by Cluster Estimation. *The 6th International Fuzzy Systems Assosiation World Congress. Proceeding 1-4*.
- Cox, Earl. 1994. The Fuzzy Systems Handbook (A Prctitioner's Guide to Building, Using, and Maintaining Fuzzy Systems). *Massachussets: Academic press, Inc*.
- Dewi, Valeria Cynthia, Victor Amrizal dan Eka Muzayyana Agustin. 2015. Penggunaan Metode ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) pada Aplikasi Prediksi Usia Kertas. *Jurnal Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah Jakarta*.
- Fauzi, Ahmad. 2016. Pengertian Bahan Bakar. (online): <http://www.juragansolar.com/pengertian-bahan-bakar/> (24 Maret 2016)
- Farida, Intan Nur dan Yosia Septi Lestyningtyas. 2015. Implementasi Fuzzy Clustering untuk Prediksi Pemilihan Ketua OSIS. *Cogito Smart Journal Vol. 1 No. 1*.
- Farizal, Amar Rachman dan Hadi Al Rasyid. 2014. Model Peramalan Konsumsi Bahan Bakar Jenis Premium di Indonesia dengan Regresi Linier Berganda. *Jurnal Ilmiah Teknik Industri Vol. 13 No. 2*.

- Fatkhurrozi, Bagus, M. Aziz Muzlim dan Didik R. Santoso. 2012. Penggunaan Artificial Neuro Fuzzy Inference Sistem (ANFIS) dalam Penentuan Status Aktivitas Gunung Merapi. *Jurnal EECCIS Vol. 6, No. 2*.
- Han, J., M. Kamber and J. Pei. 2012. *Data Mining Concepts and Techniques, 3rd Edition*. United States of America: Elsevier Inc.
- Halimi, Riansyah, Wiwik Anggraeni, S.Si, M.Kom., Raras Tyasnurita S.Kom., MBA. 2013. Pembuatan Aplikasi Peramalan Jumlah Permintaan Produk dengan Metode Time Series Exponential Smoothing Holts Winter di PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk. *Jurnal TEKNIK POMITS Vol. 1, No. 1*.
- Heizer, Jay dan Barry Render. 2009. *Manajemen Operasi, Edisi 9, Terj. Chriswan Sungkono*. Jakarta: Salemba Empat.
- Jang JSR. 1993. Anfis: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transaction on System, Man, and Cybernetics*. 23 (3).
- Koeswara, Sonny dan Arfi Herdiawan. 2009. Pendekatan Metode Peramalan untuk Mengetahui Permintaan Kaca Bening (Indoflot) FL dan Kaca Warna (Panasap) DGFL dengan Ukuran 60x48 Inchi Ketebalan 5 mm di PT. Asahimas Flat Glass Tbk. *Jurnal Pasti Vol. 2 No. 2*.
- Kurniawan, Robert dan Baiq Nurul Haqiqi. 2015. Pengelompokan Menggunakan Metode Subtractive Fuzzy C-Means (SFCM), Studi Kasus Demam Berdarah di Jawa Timur. *Media Statistika, Vol. 8 No.2*.
- Kusrini dan Luthfi E. Taufiq. 2009. *Algoritma Data Mining*. Yogyakarta: Andi.
- Kusumadewi, Sri dan Sri Hartati. 2010. *Neuro-Fuzzy Integrasi Sistem Fuzzy dan jaringan Syaraf Edisi 2*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Kusumadewi, Sri dan Hari Purnomo. 2013. *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan Edisi Kedua*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Laksono, Heru Dibyo dan Muhammad Hafis. 2013. Aplikasi Fuzzy Clustering dengan Menggunakan Algoritma Subtractive Clustering untuk Perkiraan Kebutuhan Energi Listrik Jangka Panjang di Provinsi Sumatera Barat dari Tahun 2012-2021. *Jurnal Teknologi Informasi & Pendidikan Vol. 6 No. 2*.
- Lorase, D. T. 2005. *Discovering Knowledge in Database*. New Jersey: John Willey and Sons Inc.
- Makridakis. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan Edisi 2*. Jakarta: Binarupa Aksara.
- Mallang, Victor, Ketut Jayanegara, Made Asih dan Putu Eka N. Kencana. 2014. Aplikasi Algoritma Genetika untuk Meramalkan Konsumsi Premium Kota Denpasar. *E-Jurnal Matematika Vol. 3(4)*.

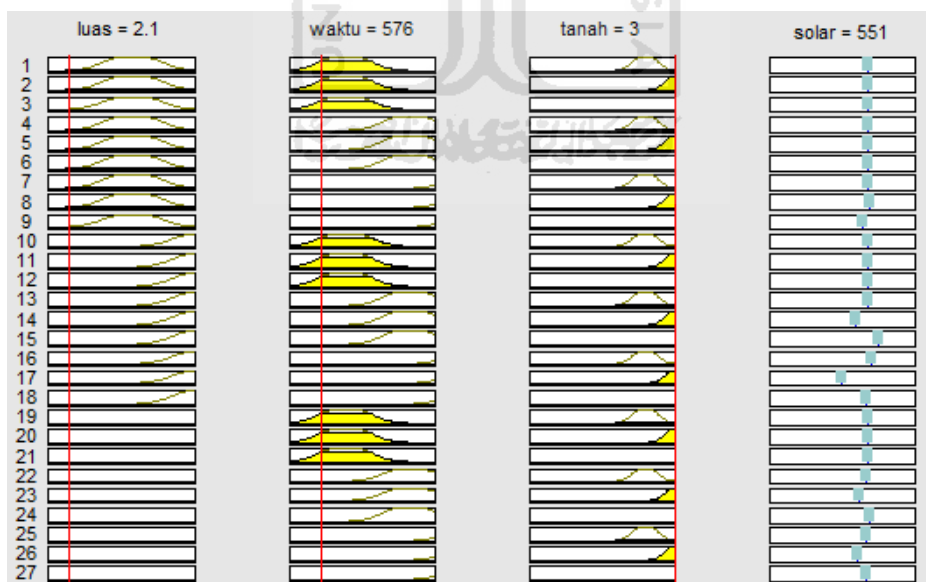
- Miranti, Astari. 2013. Peramalan Permintaan Biodiesel dan Analisis Faktor-faktor yang Memengaruhi Permintaan Biodiesel di Indonesia. [Skripsi] Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Naba, Dr. Eng. Agus. 2009. *Belajar Cepat Fuzzy Logic Menggunakan MATLAB*. Yogyakarta: CV Andi Offset.
- Prakoso, Muhammad Yulio Tri. 2015. Peramalan Indeks Harga Konsumen dengan Jaringan Syaraf Tiruan dan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS). [Skripsi] Jember: Universitas Jember.
- Putra, W. Agung, Laili Muflikhah dan Budi Darma Setiawan. 2013. Implementasi Algoritma Subtractive Clustering untuk Pembangkitan Aturan Fuzzy pada Rekomendasi Penerima Beasiswa. *Repository Jurnal Mahasiswa PTIIK UB Vol. 1 No. 9*.
- Safitri, Indah Lusi. 2014. Peramalan Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) DIY Tahun 2014 dengan Menggunakan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (Anfis). [Skripsi] Yogyakarta: Universitas Islam Indonesia.
- Sarkheyli, Arezo, Azlan Mohd Zain and Safian Sharif. 2015. Robust optimization of ANFIS based on a new modified GA. *Neurocomputing 166*.
- Yuliantini, Yenny. 2012. Pengelompokan Tingkat Partisipasi Pendidikan di Kabupaten Boyolali dengan Fuzzy Subtractive Clustering. [Skripsi] Surakarta: Universitas Sebelas Maret.
- Zadeh, Lotfi A.. 1965. *Fuzzy Sets, Information and Control*.
- Zaiane, O. R.. 1999. *Principles of Knowledge Discovery in Databases*. Kanada: University of Alberta.
- Zhang, T.. 2012. *Mechanical Engineering and Technology*. India: Scientific Publishing Service Pvt. Ltd.

LAMPIRAN

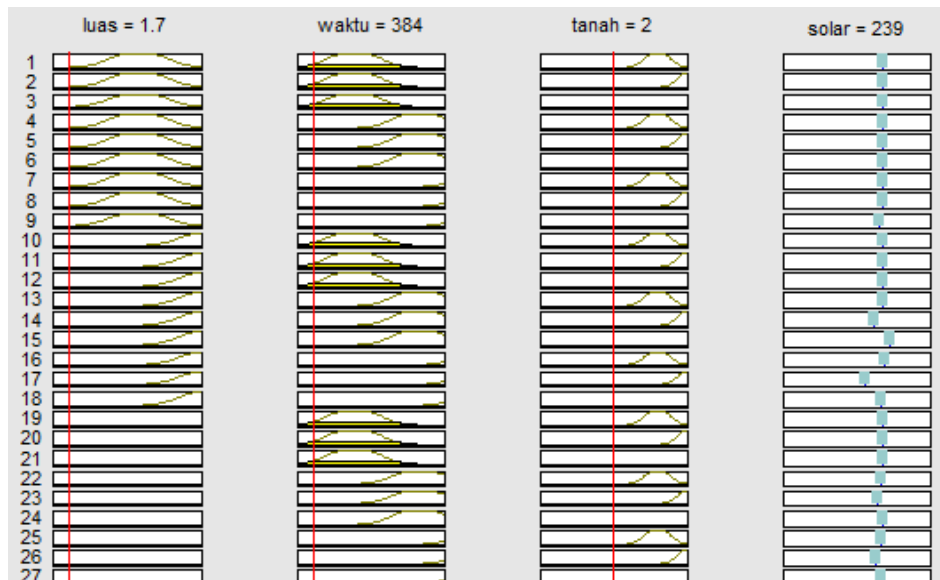
A. *Checking Data ANFIS*



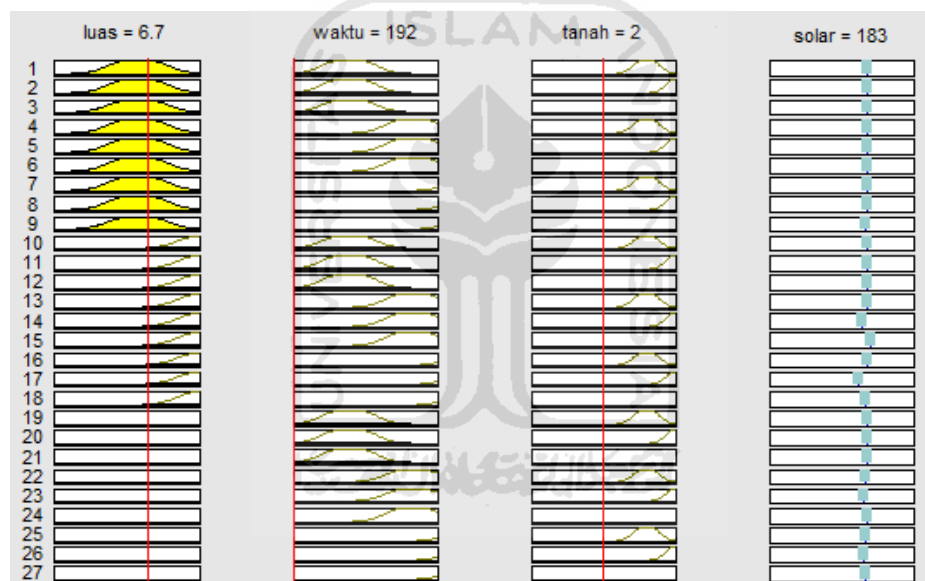
Gambar A.1 Pengujian *checking data* ke-1



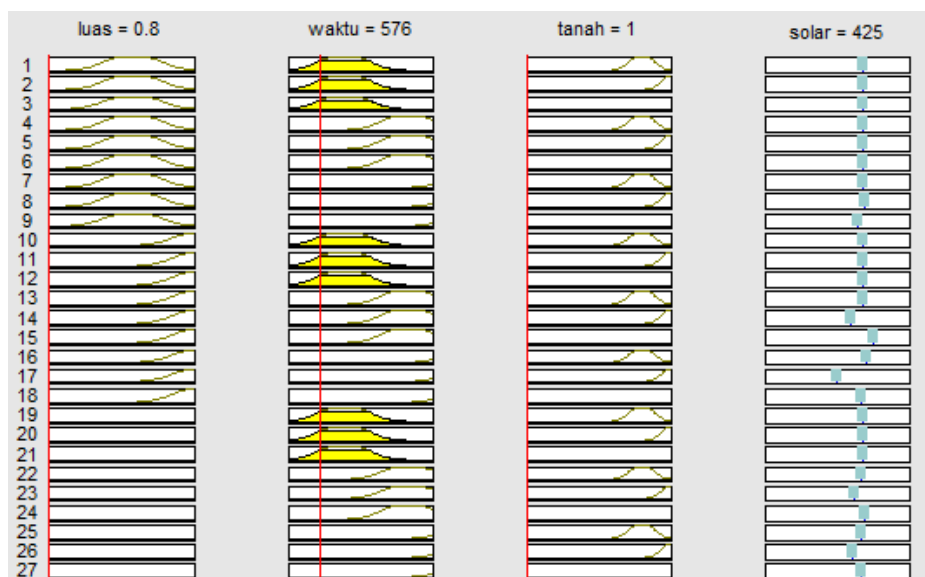
Gambar A.2 Pengujian *checking data* ke-2



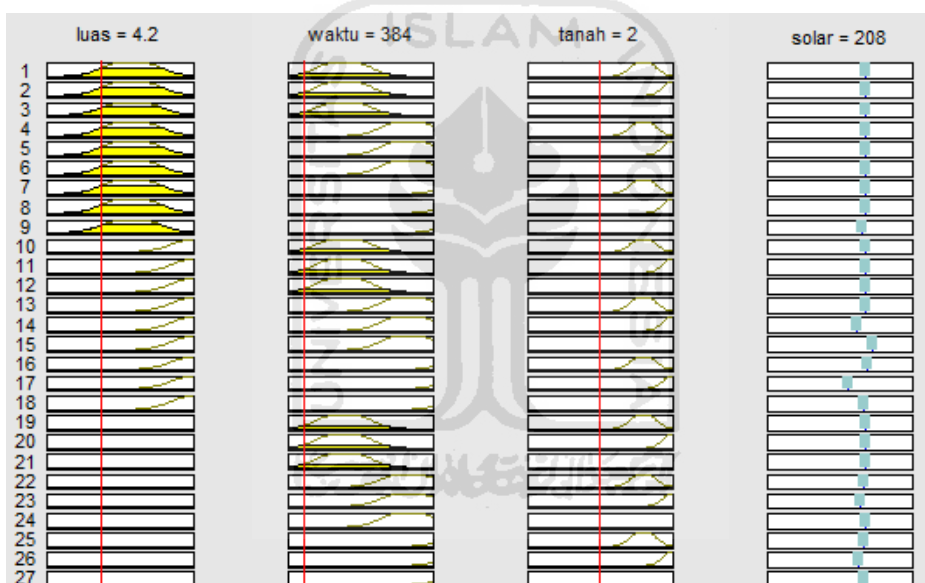
Gambar A.3 Pengujian *checking data* ke-3



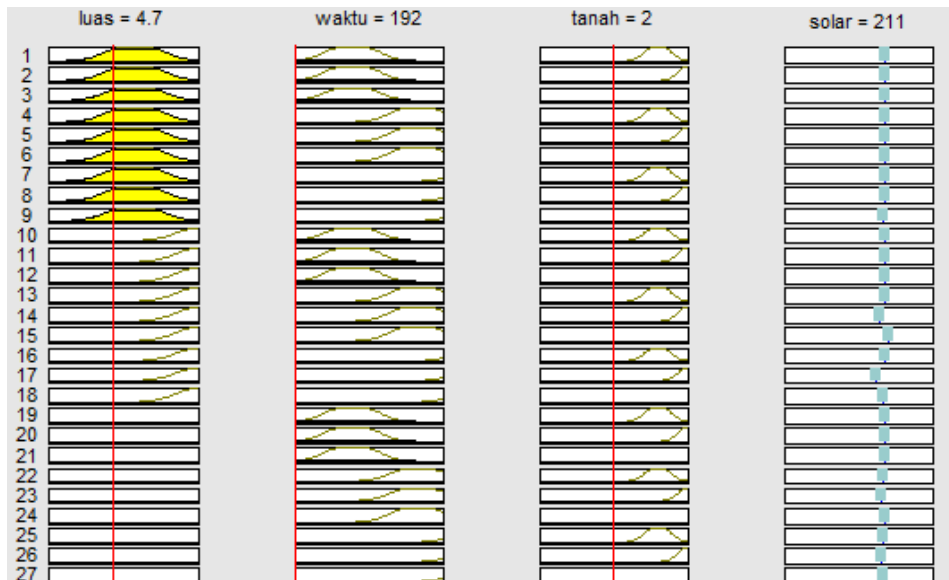
Gambar A.4 Pengujian *checking data* ke-4



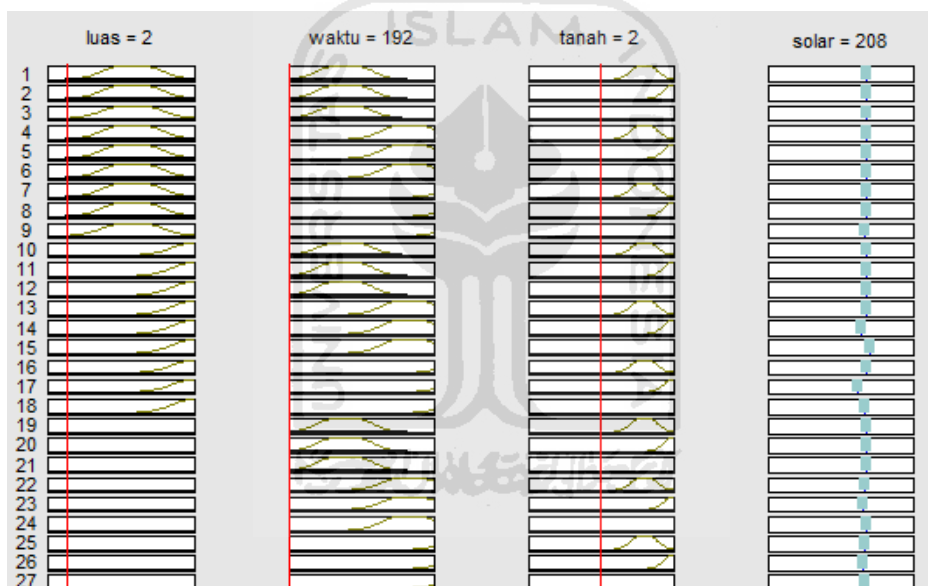
Gambar A.5 Pengujian *checking data* ke-5



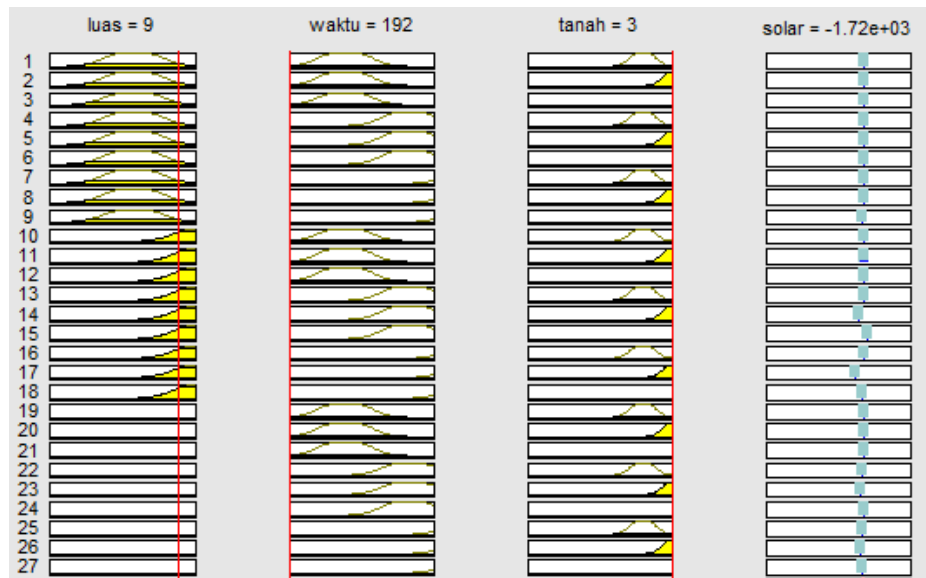
Gambar A.6 Pengujian *checking data* ke-6



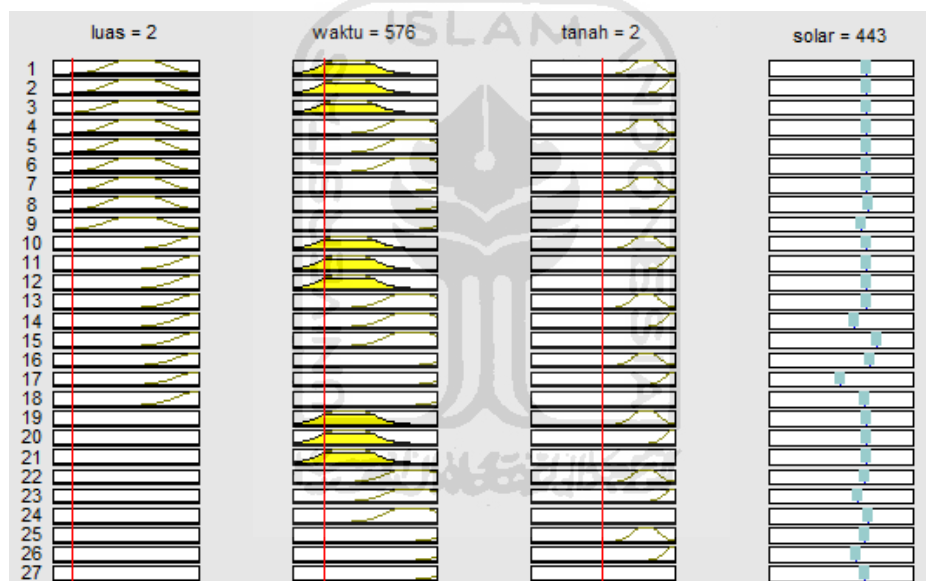
Gambar A.7 Pengujian *checking data* ke-7



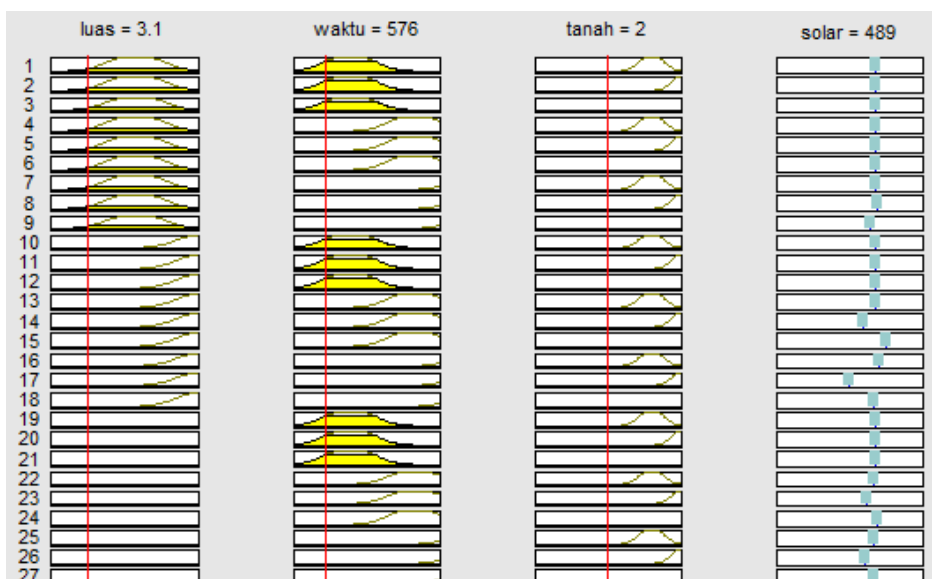
Gambar A.8 Pengujian *checking data* ke-8



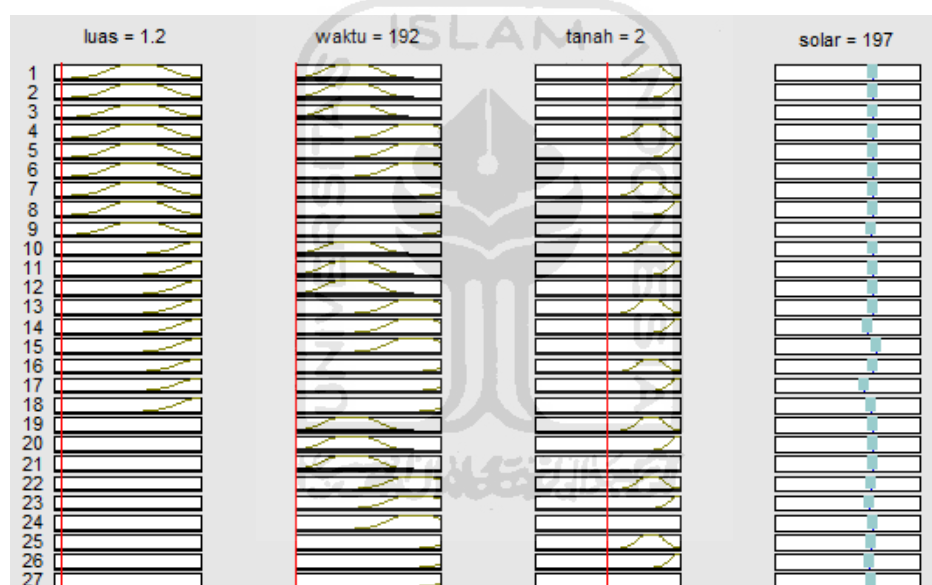
Gambar A.9 Pengujian *checking data* ke-9



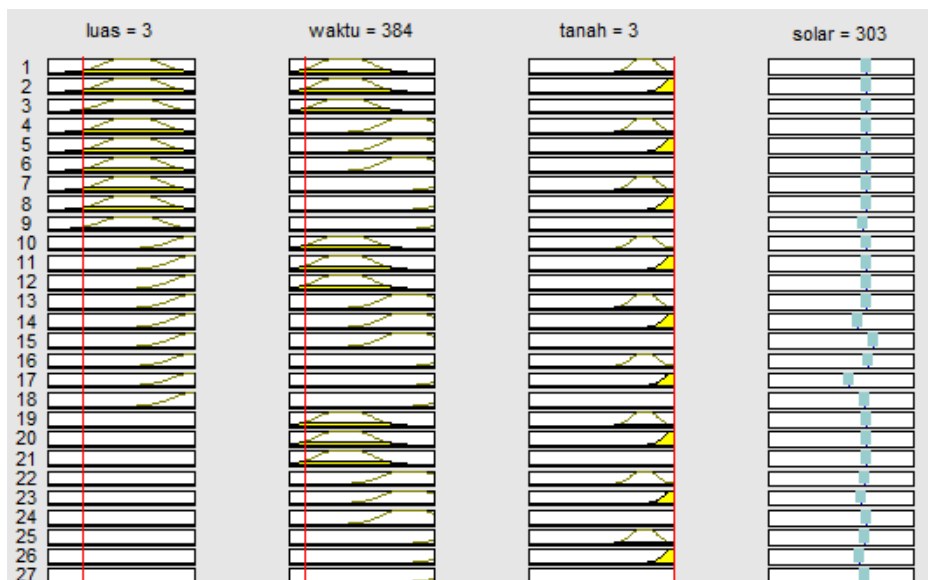
Gambar A.10 Pengujian *checking data* ke-10



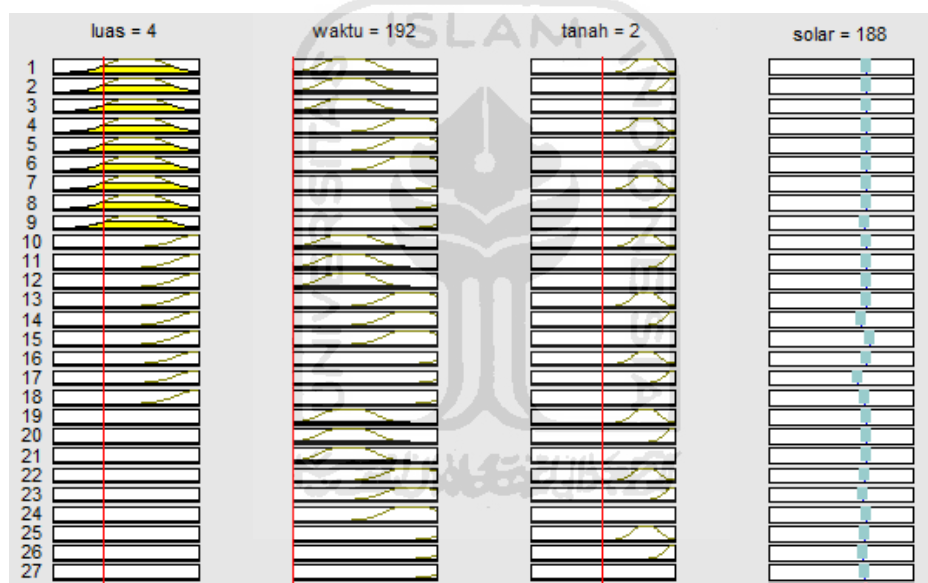
Gambar A.11 Pengujian *checking data* ke-11



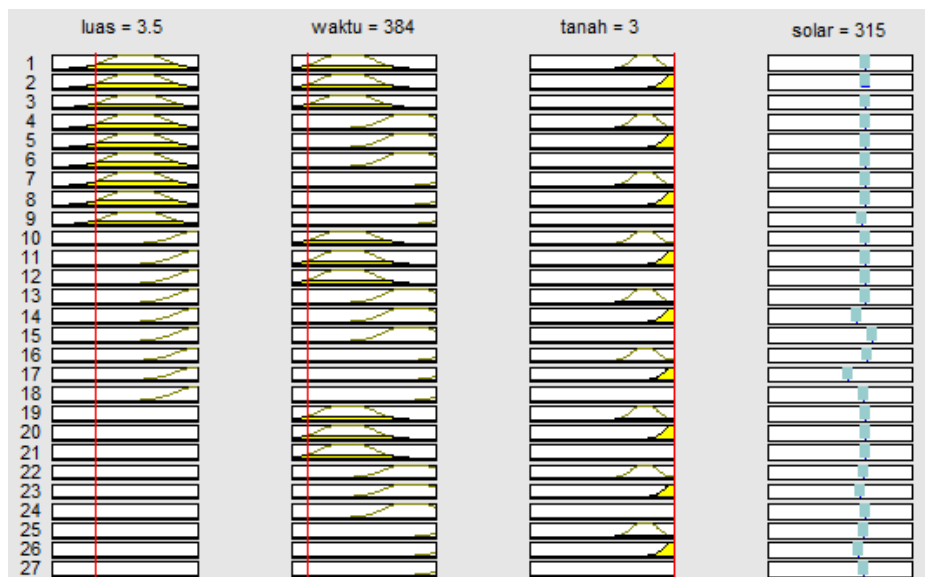
Gambar A.12 Pengujian *checking data* ke-12



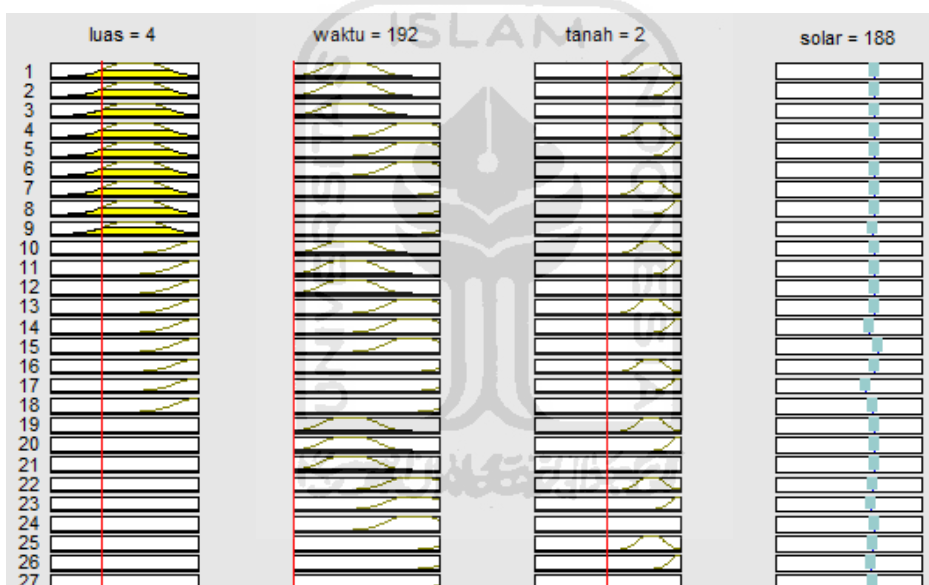
Gambar A.13 Pengujian *checking data* ke-13



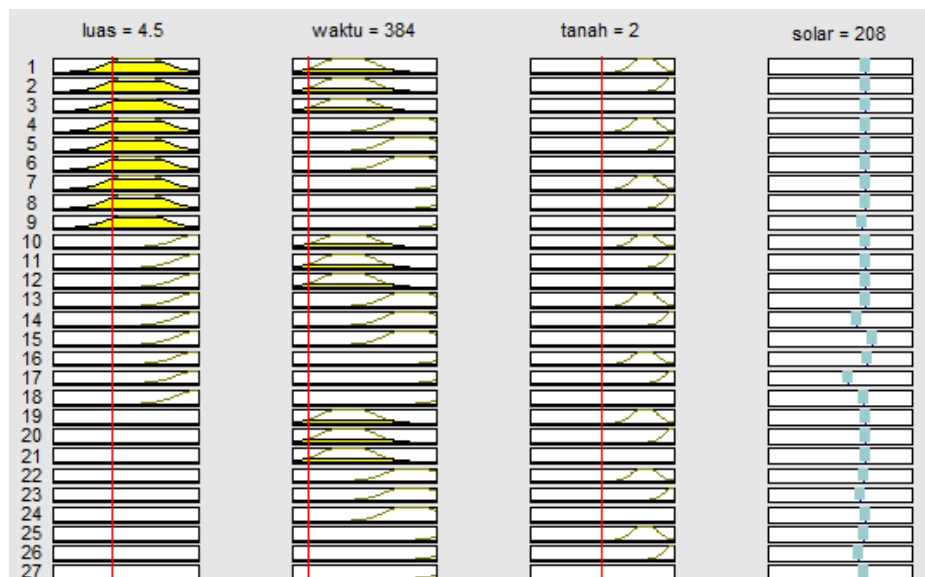
Gambar A.14 Pengujian *checking data* ke-14



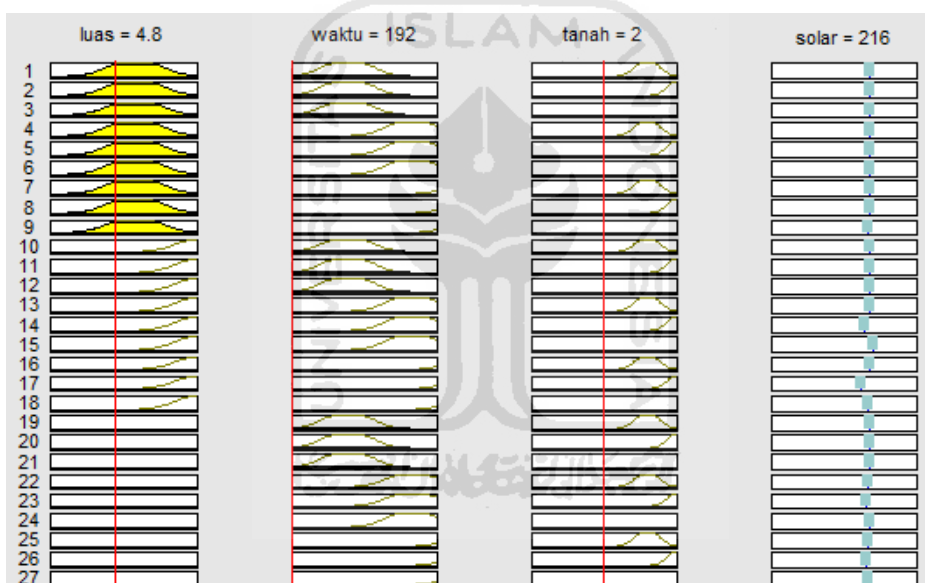
Gambar A.15 Pengujian *checking data* ke-15



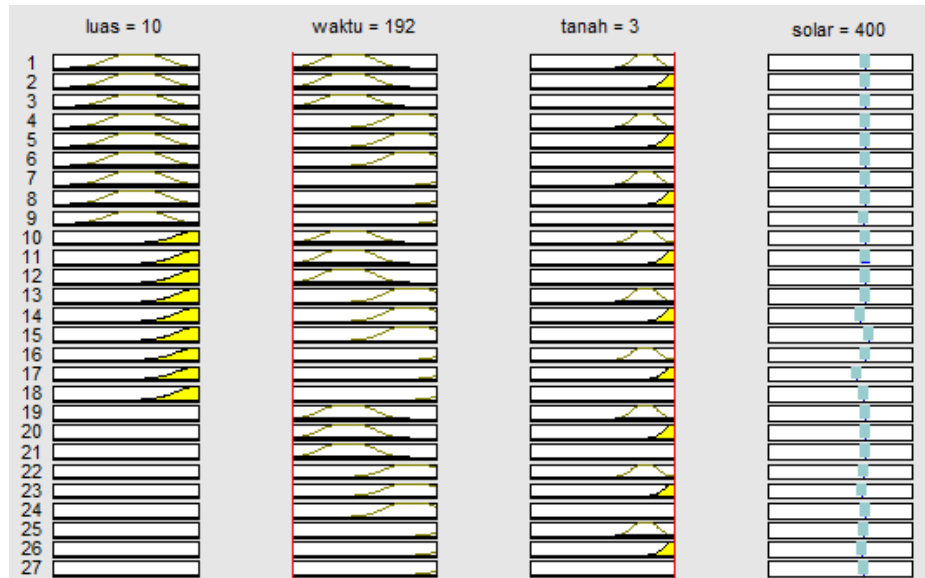
Gambar A.16 Pengujian *checking data* ke-16



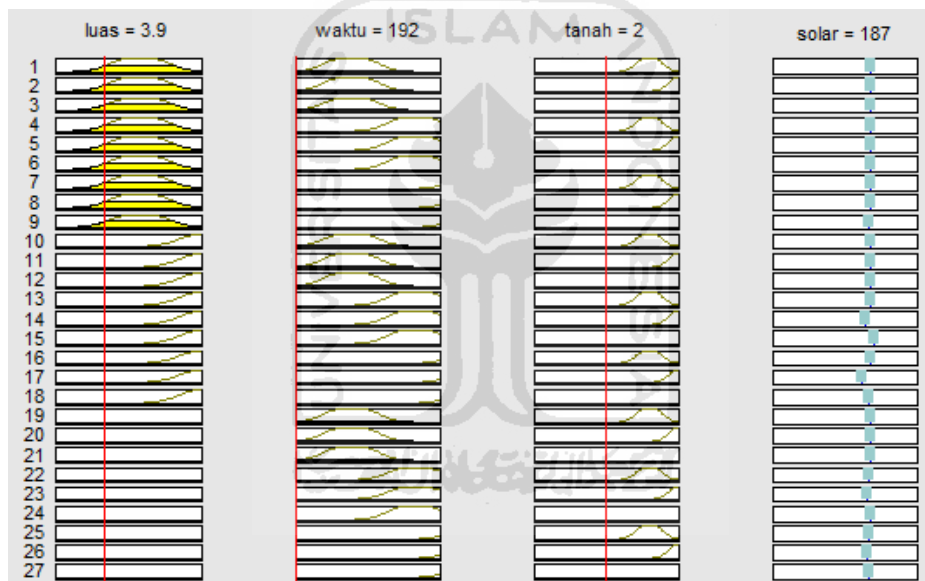
Gambar A.17 Pengujian *checking data* ke-17



Gambar A.18 Pengujian *checking data* ke-18

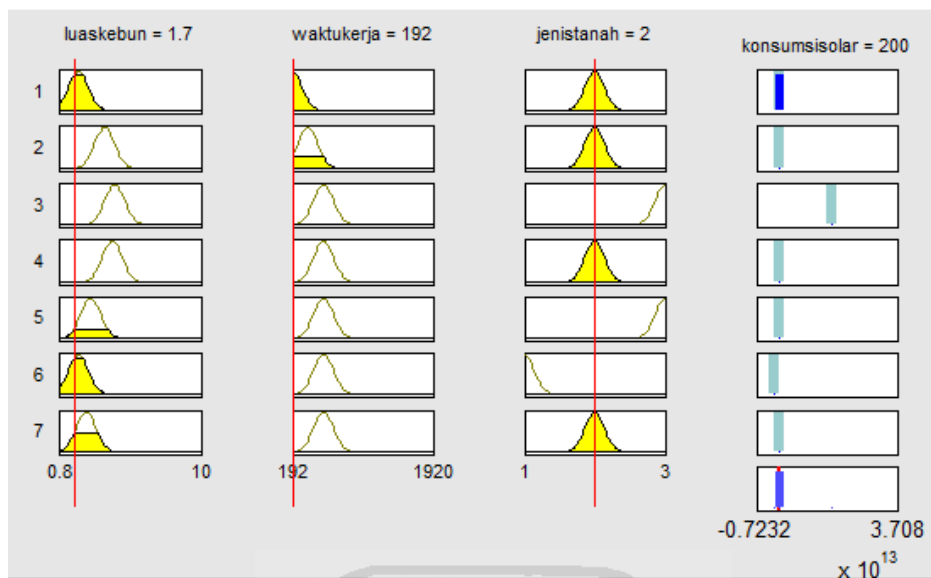


Gambar A.19 Pengujian *checking data* ke-19

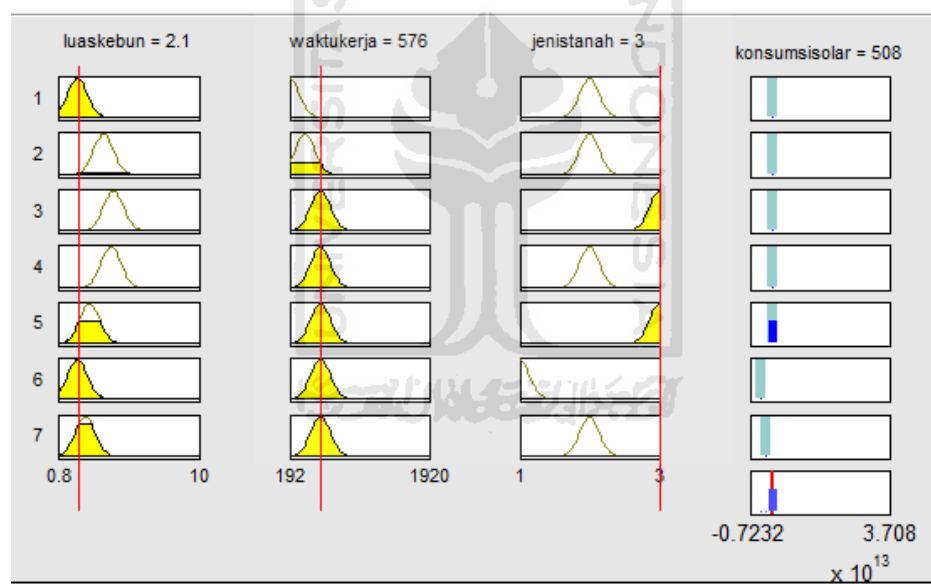


Gambar A.20 Pengujian *checking data* ke-20

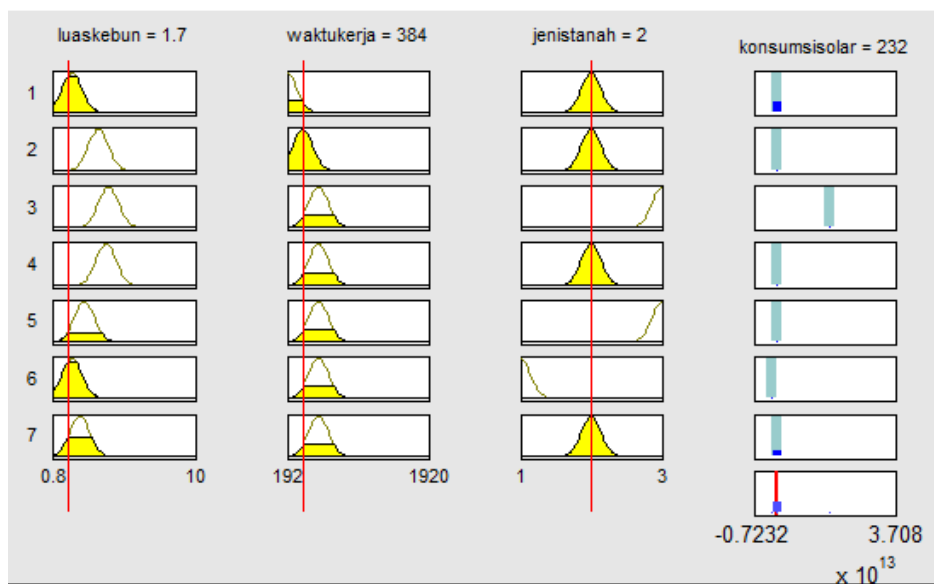
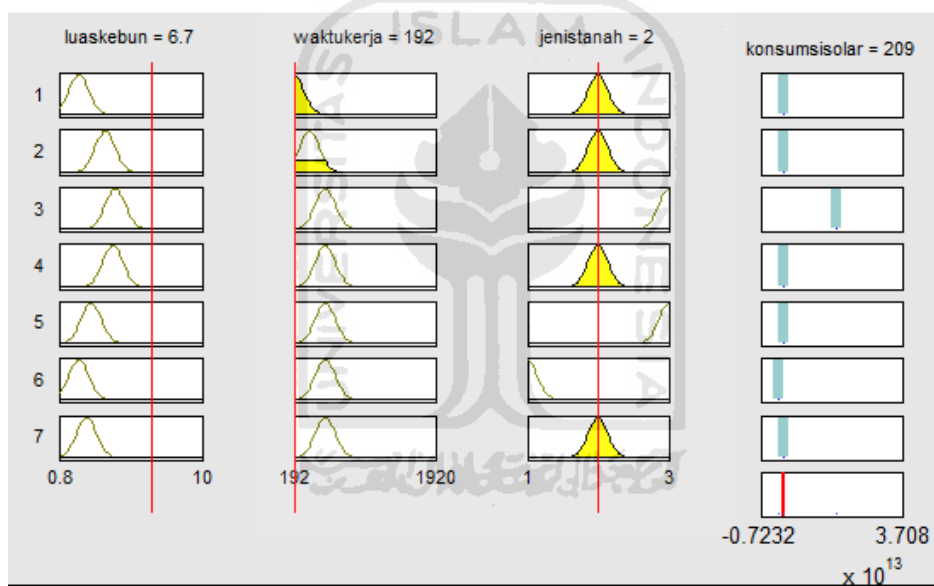
B. *Checking Data Subtractive Clustering*

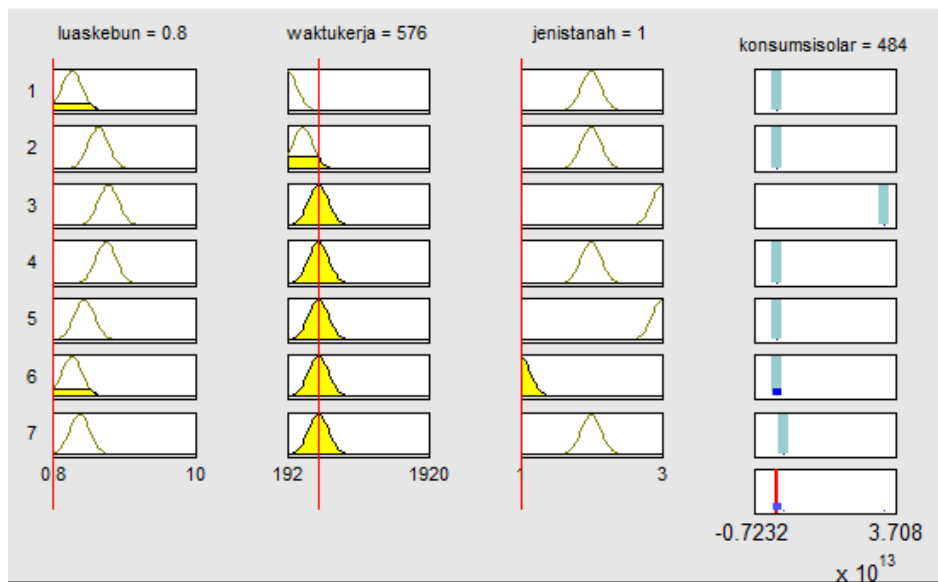


Gambar B.1 Pengujian *checking data ke-1*

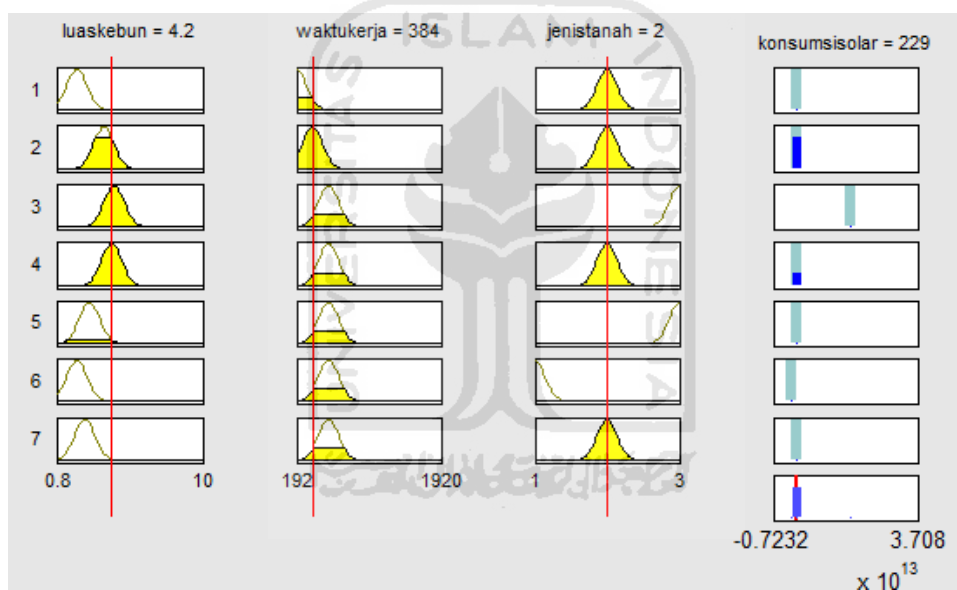


Gambar B.2 Pengujian *checking data ke-2*

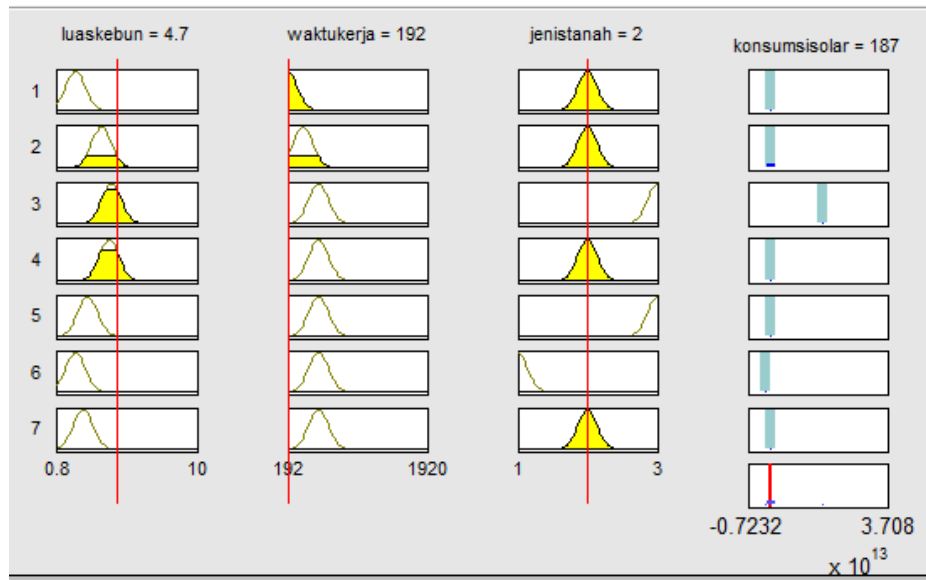
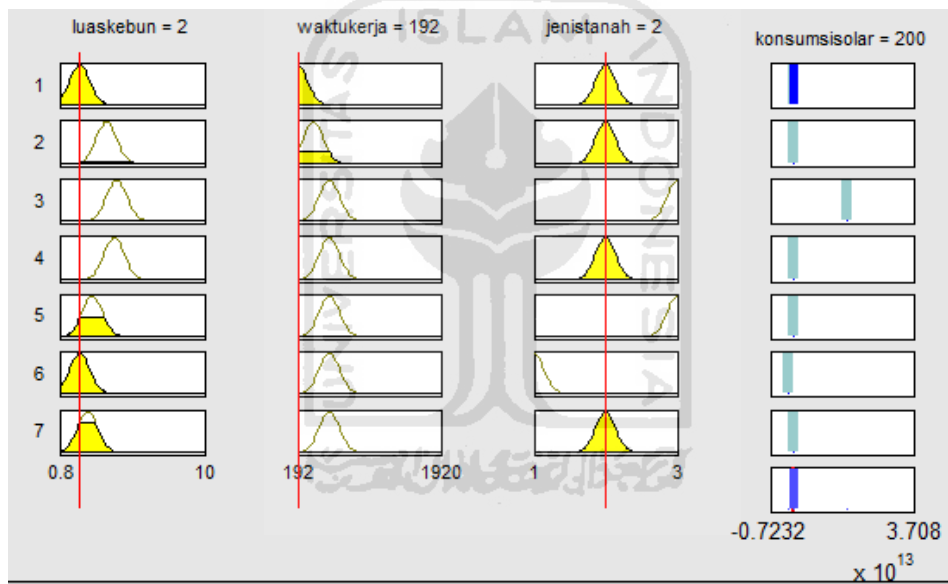
Gambar B.3 Pengujian *checking data ke-3*Gambar B.4 Pengujian *checking data ke-4*

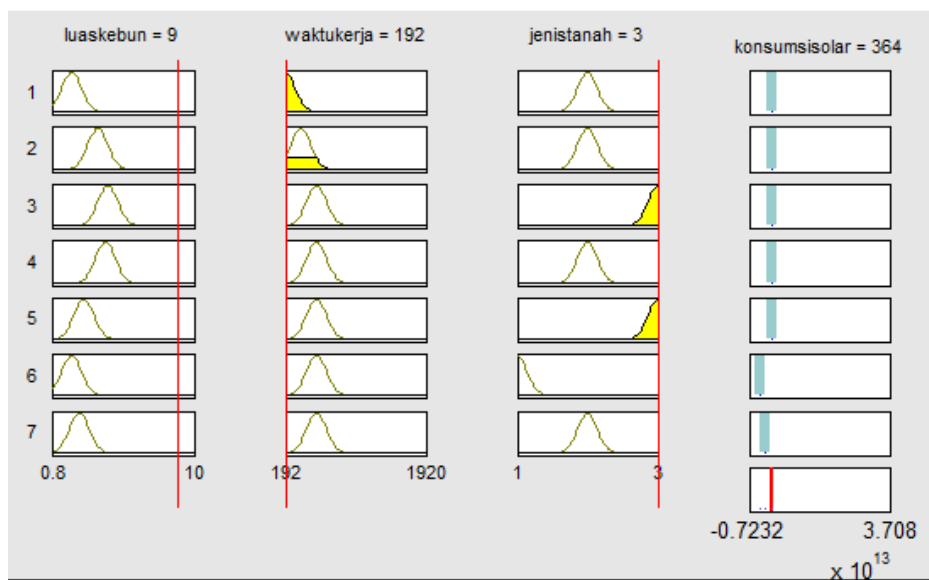
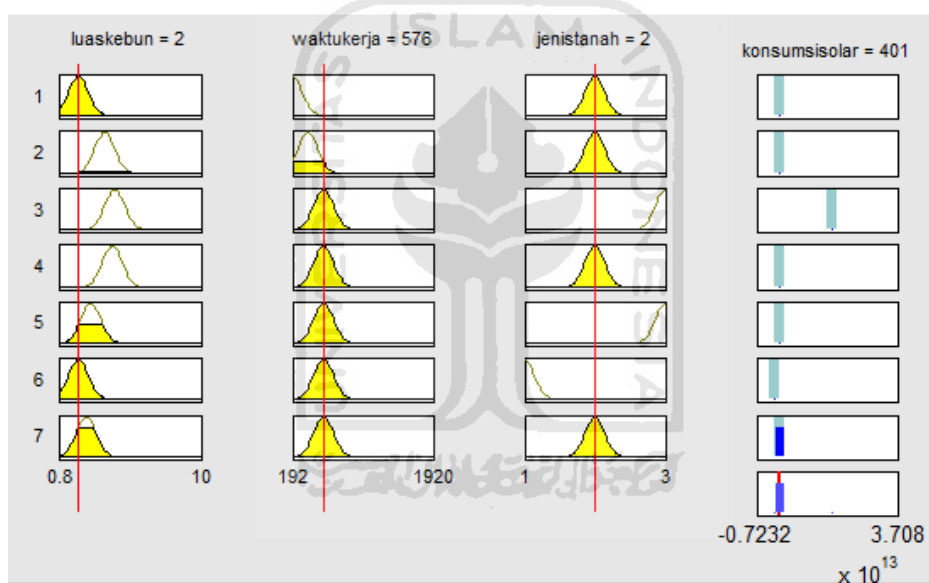


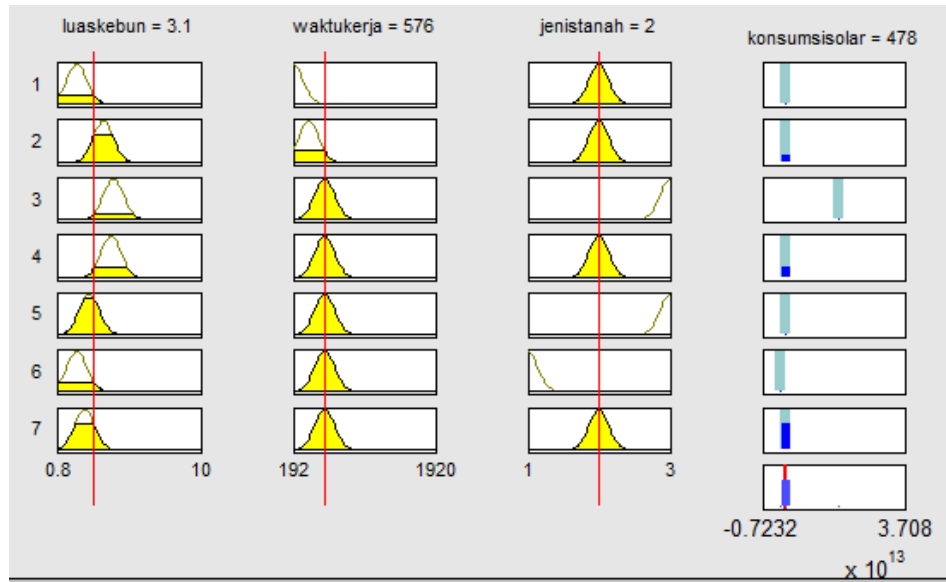
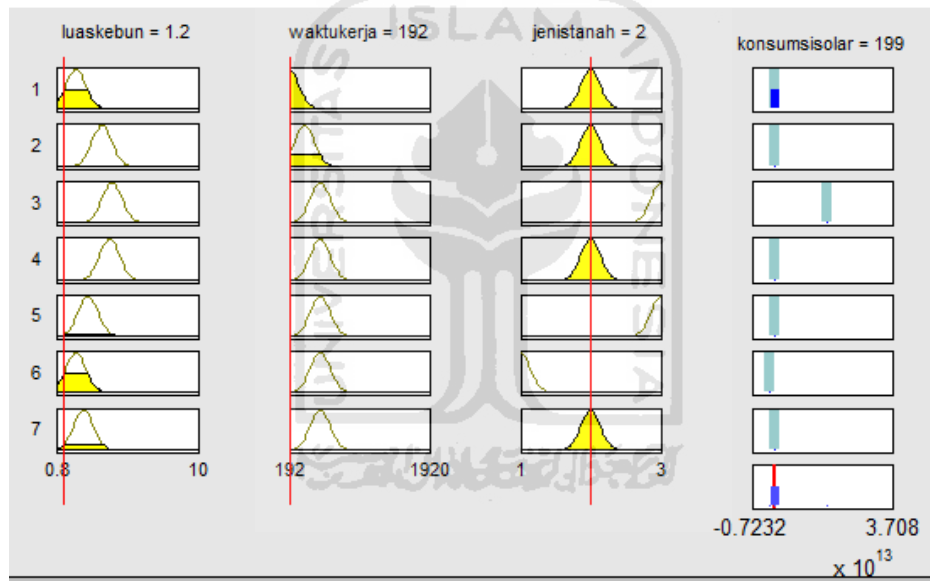
Gambar B.5 Pengujian *checking data ke-5*

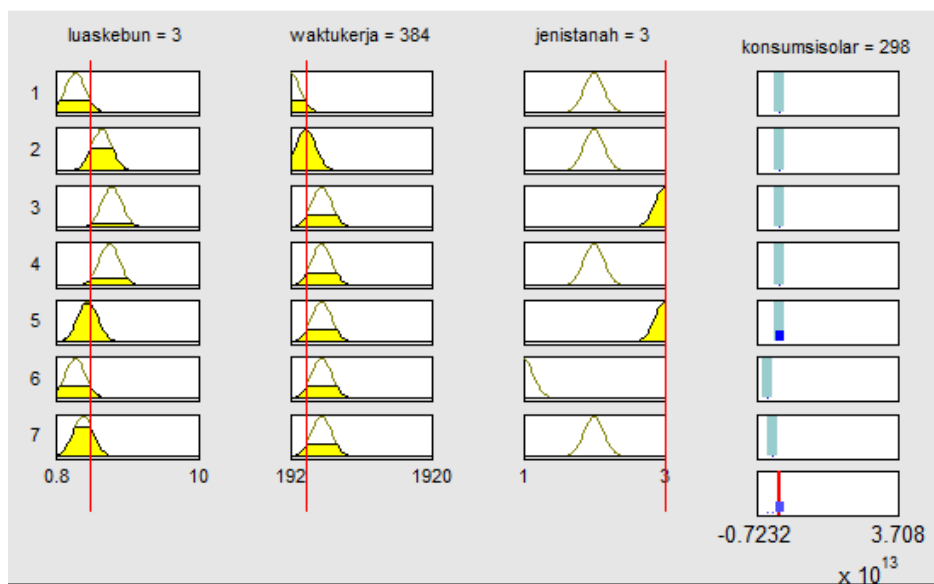
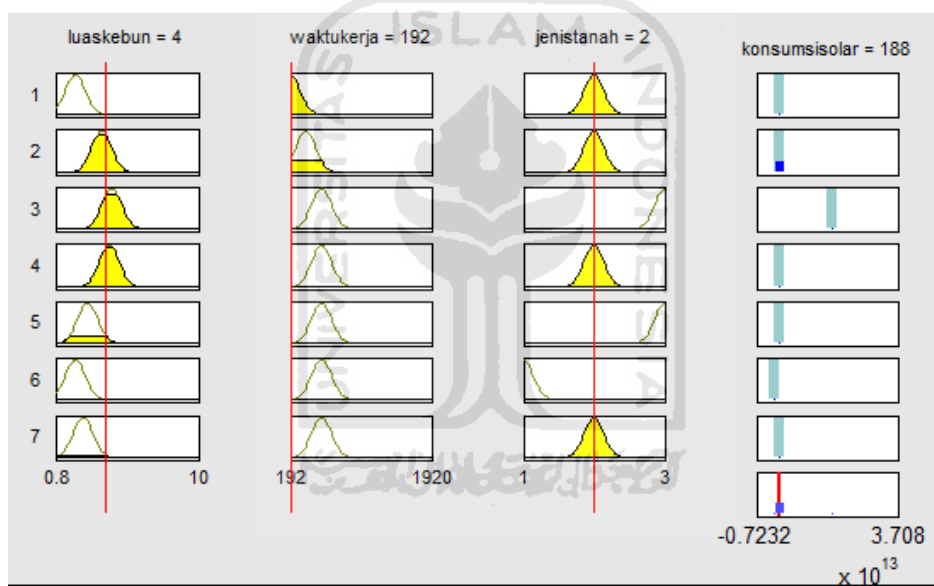


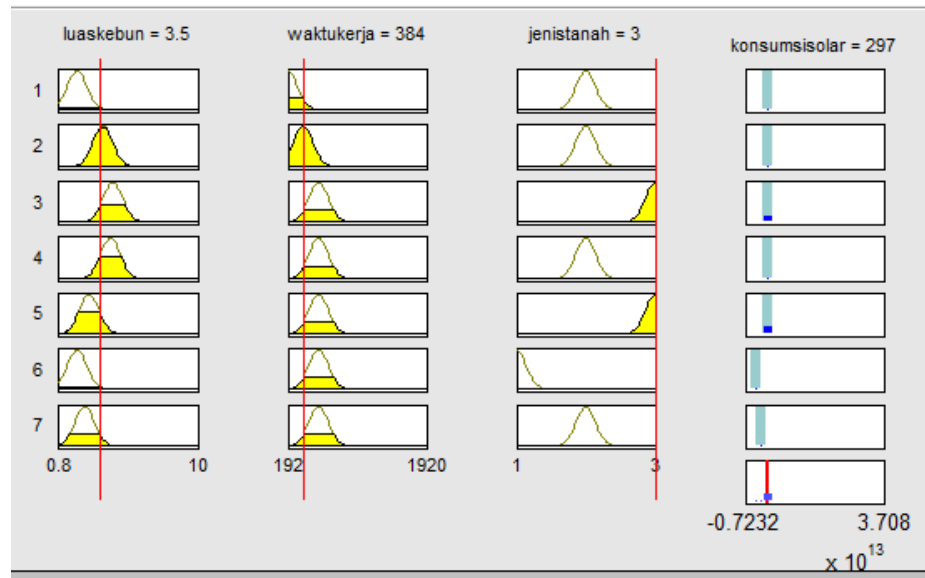
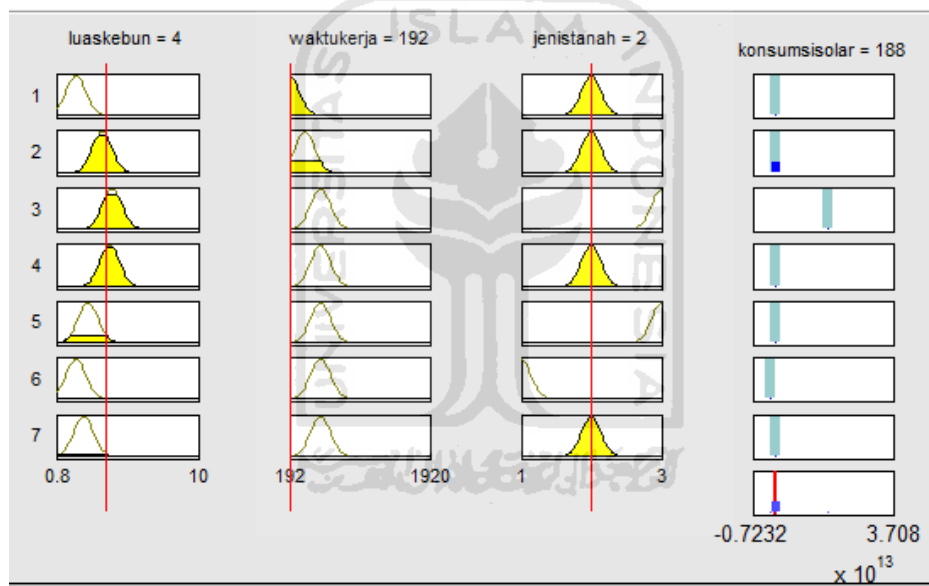
Gambar B.6 Pengujian *checking data ke-6*

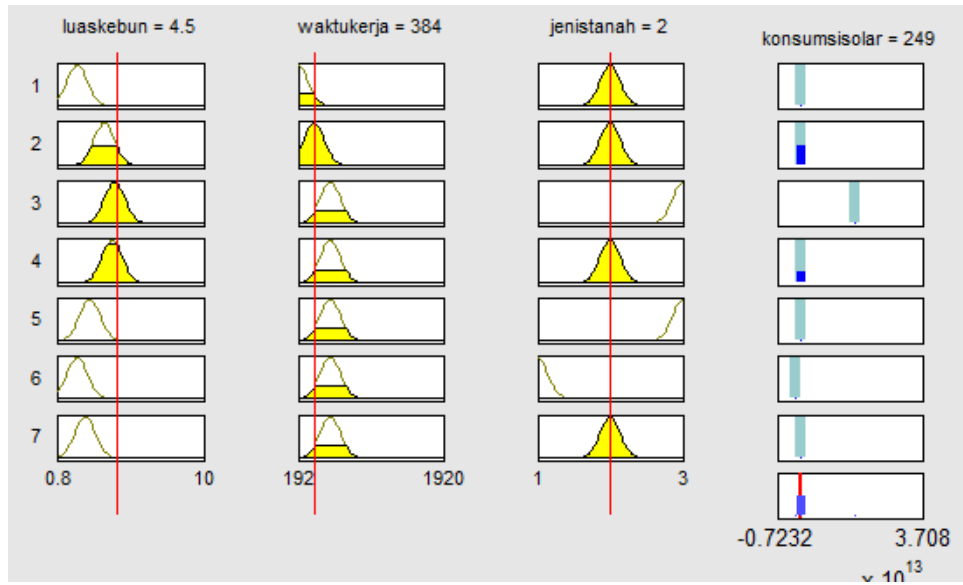
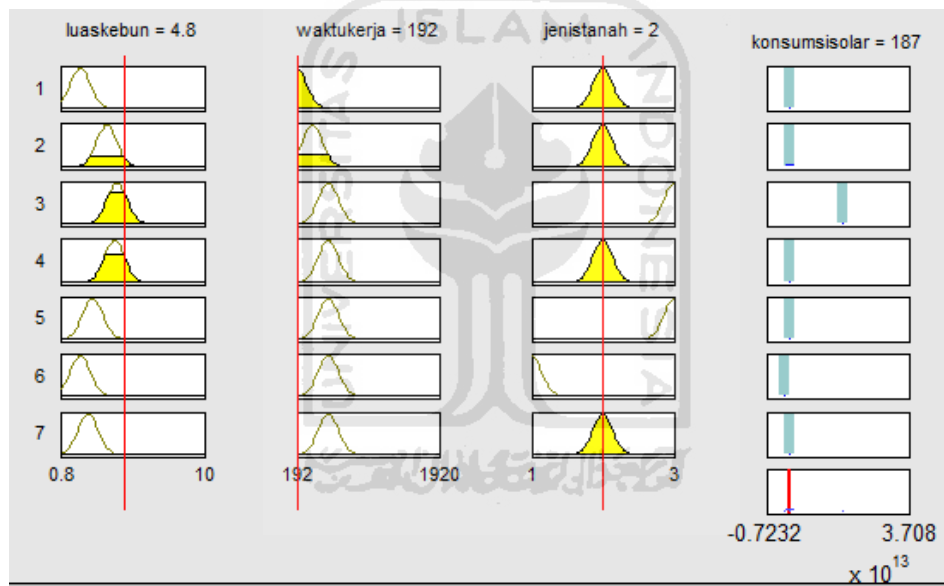
Gambar B.7 Pengujian *checking data* ke-7Gambar B.8 Pengujian *checking data* ke-8

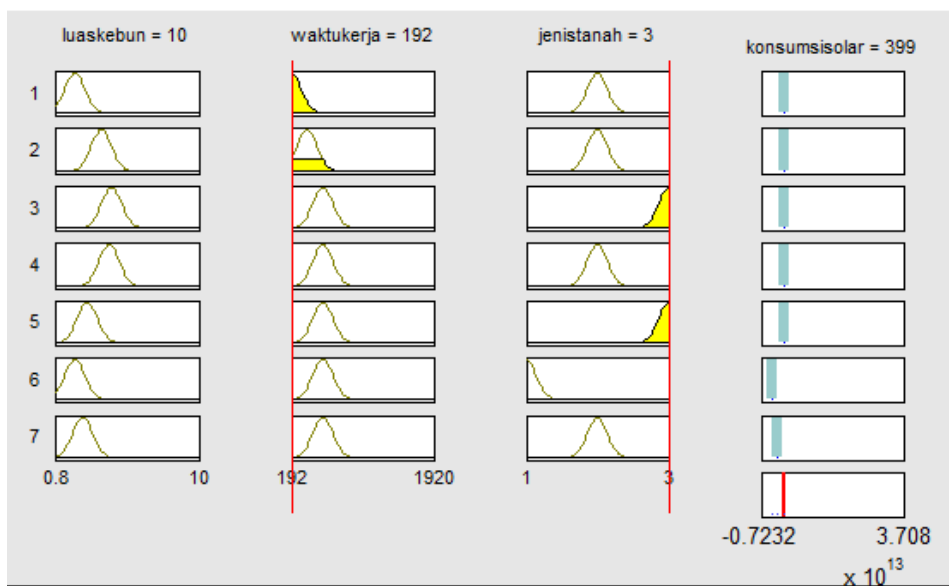
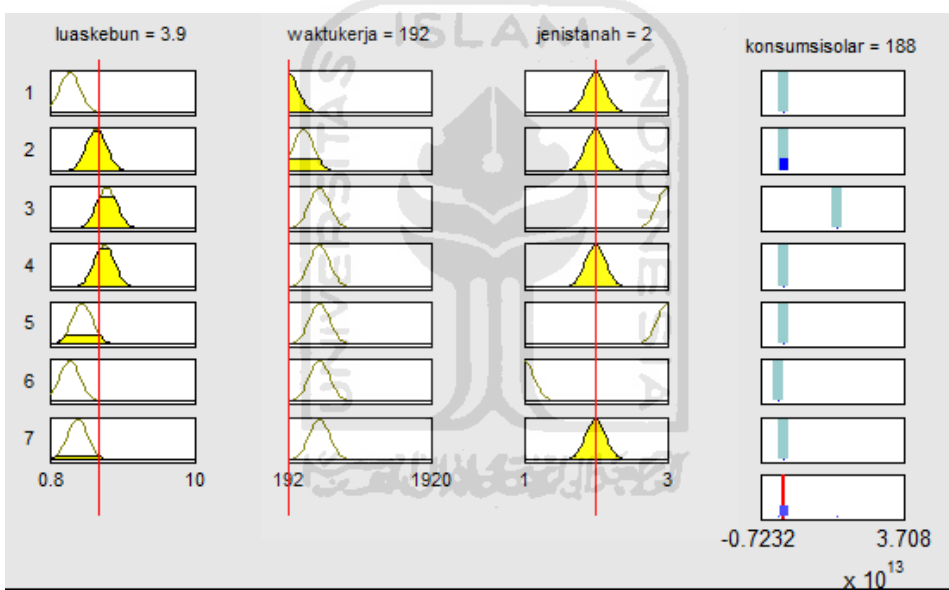
Gambar B.9 Pengujian *checking data ke-9*Gambar B.10 Pengujian *checking data ke-10*

Gambar B.11 Pengujian *checking data* ke-11Gambar B.12 Pengujian *checking data* ke-12

Gambar B.13 Pengujian *checking data* ke-13Gambar B.14 Pengujian *checking data* ke-14

Gambar B.15 Pengujian *checking data ke-15*Gambar B.16 Pengujian *checking data ke-16*

Gambar B.17 Pengujian *checking data* ke-17Gambar B.18 Pengujian *checking data* ke-18

Gambar B.19 Pengujian *checking data* ke-19Gambar B.20 Pengujian *checking data* ke-20