

**PENERAPAN METODE *ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM*
(ANFIS) UNTUK MEMPREDIKSI KONSENTRASI POLUTAN UDARA DI
PROVINSI DAERAH ISTIMEWA YOGYAKARTA**

TUGAS AKHIR

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



Nama : Adhe Rizky Anugerah

No. Mahasiswa : 13 522 171

PROGRAM STUDI TEKNIK INDUSTRI

FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI

UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA

YOGYAKARTA

2017

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, Mei 2017

Adhe Rizky Anugerah

SURAT KETERANGAN



UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI

JURUSAN: TEKNIK KIMIA, TEKNIK INDUSTRI, TEKNIK INFORMATIKA, TEKNIK ELEKTRO DAN TEKNIK MESIN

Kampus: Jl. Kaliurang Km. 14.5 Telp. (0274) 895287 / Fax. (0274) 895007 Sleman Yogyakarta 55584

http://www.uui.ac.id atau http://www.fti.uui.ac.id e-mail: ft@uui.ac.id

SURAT KETERANGAN PENELITIAN

Nomor : 180/A/Ka.Lab SIOP/FTI-UUI/VI/2017

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Kami yang bertanda tangan dibawah ini, menerangkan bahwa mahasiswa dengan keterangan sebagai berikut :

Nama : Adhe Rizky Anugerah
 No. Mhs : 13 522 171
 Dosen Pembimbing : Muhammad Ridwan Andi Purnomo, S.T., M.Sc., Ph.D.

Telah selesai melaksanakan penelitian yang berjudul "Penerapan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)* untuk Memprediksi Konsentrasi Putaran Udara di Propinsi Daerah Istimewa Yogyakarta " di Laboratorium Statistik Industri dan Optimasi, Prodi Teknik Industri, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia tercatat mulai tanggal 27 Januari sampai dengan tanggal 27 April 2017.

Demikian surat keterangan kami keluarkan, agar dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Dikeluarkan : di Yogyakarta

Tanggal : 27 April 2017

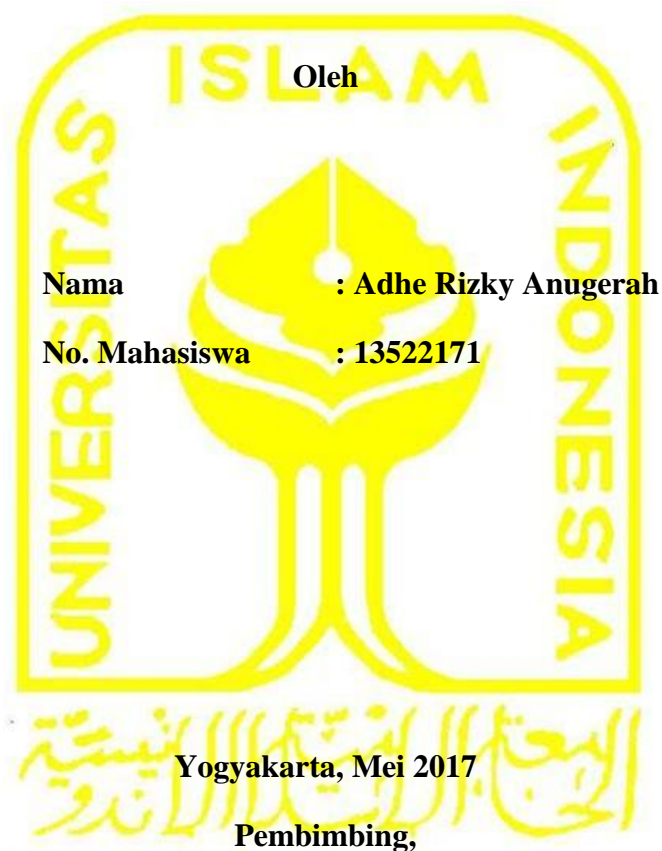
Mengetahui,
Kepala Lab. Statistik Industri dan Optimasi

Vembri Noor Helia, S.T.,M.T

LEMBAR PENGESAHAN PEMBIMBING

**PENERAPAN METODE *ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM*
(ANFIS) UNTUK MEMPREDIKSI KONSENTRASI POLUTAN UDARA DI
PROVINSI DAERAH ISTIMEWA YOGYAKARTA**

TUGAS AKHIR



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

LEMBAR PENGESAHAN PENGUJI

**PENERAPAN METODE *ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM*
(ANFIS) UNTUK MEMPREDIKSI KONSENTRASI POLUTAN UDARA DI
PROVINSI DAERAH ISTIMEWA YOGYAKARTA**

TUGAS AKHIR

Oleh

Nama : Adhe Rizky Anugerah

No. Mahasiswa : 13522171

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

Yogyakarta, Mei 2017

Tim Penguji

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

Ketua

Dr. Drs. Imam Djati Widodo, M.Eng.Sc.

Anggota I

Sri Indrawati, S.T., M.Eng

Anggota II

Mengetahui,

Ketua Jurusan Teknik Industri

Universitas Islam Indonesia

Yuli Agusti Rochman, S.T., M.Eng.

HALAMAN PERSEMBAHAN

Izinkan saya mengingat satu per satu wajah mereka yang telah banyak membantu saya selama ini. Izinkan saya berdoa untuk mereka “Jazaakumullaahu khairan katsiiraan”.

Teruntuk kedua orangtua, Bapak Erlan dan Ibu Afrina Purnama, keluarga besar tercinta, serta pembimbing dalam tugas akhir ini Bapak Muhammad Ridwan Andi Purnomo, S.T., M.Sc., Ph.D

MOTTO

وَإِذْ تَأَذَّنَ رَبُّكُمْ لَئِن شَكَرْتُمْ لَأَزِيدَنَّكُمْ وَلَئِن كَفَرْتُمْ إِنَّ عَذَابِي لَشَدِيدٌ ﴿٧﴾

Dan (ingatlah), tatkala Tuhanmu memaklumkan : "Sesungguhnya jika kamu bersyukur, niscaya Aku akan menambahkan (nimat) kepadamu, tetapi jika kamu mengingkari (nikmat-Ku), maka sesungguhnya azab-Ku sangat pedih".

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 “Penerapan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) untuk Memprediksi Konsentrasi Polutan Udara Di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta” 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. Dekan Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia.
2. Ketua Program Studi Teknik Industri Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia.
3. Bapak Muhammad Ridwan Andi Purnomo, ST., M.Sc., Ph.D. yang selaku membimbing dan memberikan solusi serta saran dalam penyelesaian tugas akhir ini.
4. Kedua orangtua dan keluarga besar yang selalu memberikan doa, dukungan, dan kasih sayang setiap waktu.
5. Departemen Pencemaran Udara Badan Lingkungan Hidup dan Higiene Perusahaan dan Kesehatan Kerja yang telah memberikan data dan ilmu yang sangat bermanfaat
6. Kepala Laboratorium, Laboran, dan seluruh keluarga besar Asisten Statistika Industri dan Optimasi (SIOP) terkhusus teman berbagi cerita Zula, Septiansyah, Famila, Kiki dan Dini.
7. 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 mengharap kritik dan saran yang membangun.

Wassalamu'alaikum Warahmatullah Wabarakatuh

Yogyakarta, Mei 2017

Adhe RizkyAnugerah

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk membuat model prediksi konsentrasi polutan udara di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta, yang meliputi sulfur dioksida (SO_2), nitrogen dioksida (NO_2), ozon (O_3), hidrokarbon (HC), timah hitam (Pb), dan debu diameter (PM_{10}) yang dipengaruhi oleh beberapa variabel meteorologi yaitu suhu udara, kelembapan, dan kecepatan angin. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS). Hasilnya menunjukkan bahwa terjadi overfitting pada data yang menyebabkan selisih yang besar antara data training dan data checking. Error dalam format MAD yang terbentuk antara data training dan checking pada masing-masing polutan udara secara berurutan adalah NO_2 (4,56 dan 733), O_3 (3,54 dan 430,62), SO_2 (5,47 dan 413,8), Pb (0,126 dan 20,48), HC (18,83 dan 2675) dan PM_{10} (10,74 dan 600,2). Hal ini disebabkan karena pembentukan model prediksi terlalu berfokus pada minimasi error dan kurang tepatnya pemilihan sample untuk membentuk model prediksi. Untuk memperkecil gap dan MAD pada data checking, data penyebab error yang besar dikeluarkan pada saat proses prediksi dan hasilnya menunjukkan terjadi penurunan error yang sangat signifikan.

Kata Kunci: polutan udara, ANFIS, dan overfitting.

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.....	ix
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR TABEL.....	xii
DAFTAR GAMBAR.....	xiii
DAFTAR LAMPIRAN.....	xv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah.....	5
1.3 Batasan Masalah	5
1.4 Tujuan Penelitian	5
1.5 Manfaat Penelitian	6
1.6 Struktur Penelitian	6
BAB II KAJIAN PUSTAKA.....	8
2.1 Kajian Deduktif.....	8
2.1.1 Pencemaran Udara	8
2.1.2 Sumber Pencemaran Udara.....	9
2.1.3 Bahan Pencemar Udara.....	11
2.1.5 Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS).....	19
2.2 Kajian Induktif	31
BAB III METODE PENELITIAN.....	37
3.1 Identifikasi Masalah.....	37
3.2 Perumusan Masalah	37
3.3 Kajian Literatur	38
3.3.1 Pencemaran Udara	38

3.3.2	Bahan Pencemar Udara.....	38
3.3.3	ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System)	38
3.4	Metode Pengumpulan data.....	38
3.5	Pengolahan Data	39
3.6	Alur Penelitian	40
3.7	Analisis Hasil.....	41
3.8	Kesimpulan dan Saran	41
	BAB IV PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA.....	42
4.1	Data Udara Ambien	42
4.2	<i>Preprocessing</i> Data.....	47
4.3	<i>Processing</i> Data	47
4.3.1	Penentuan Rasio <i>Training</i> dan <i>Testing Set</i>	48
4.3.2	Model Prediksi Konsentrasi NO ₂ (Nitrogen Dioksida)	49
4.3.3	Model Prediksi Konsentrasi O ₃ (Ozon)	58
4.3.4	Model Prediksi Konsentrasi SO ₂ (Sulfur Dioksida)	63
4.3.5	Model Prediksi Konsentrasi Pb (Timah Hitam)	68
4.3.6	Model Prediksi Konsentrasi HC (Hidrokarbon)	73
4.3.7	Model Prediksi Konsentrasi PM ₁₀ (Debu Diameter 10)	78
	BAB V PEMBAHASAN	83
5.1	Sumber dan Analisis Data.....	83
5.2	Pemilihan Training dan Testing Set.....	85
5.3	Hasil Prediksi Konsentrasi Polutan Udara dengan ANFIS.....	86
	BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN	89
6.1	Kesimpulan	89
6.2	Saran	90
	REFERENSI.....	91
	LAMPIRAN.....	100

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Baku Mutu Udara Ambien Nasional	8
Tabel 2. 2 Sumber dan Bahan Pencemar di Udara	11
Tabel 2. 3 Pengaruh SO ₂ Terhadap Kesehatan (Putri, 2012).....	13
Tabel 2. 4 Proses Pembelajaran ANFIS.....	30
Tabel 4. 1 Lokasi pengambilan sample polutan udara.....	43
Tabel 4. 2 Variabel Inputan	44
Tabel 4. 3 Data Udara Ambien 2009-2015	46
Tabel 4. 4 Hasil Perbandingan Error untuk NO ₂	48
Tabel 4. 5 Hasil Perbandingan Error untuk O ₃	49
Tabel 4. 6 Perbandingan antara Data Real dan Hasil Prediksi NO ₂	57
Tabel 4. 7 Perbandingan antara Data Real dan Hasil Prediksi	62
Tabel 4. 8 Perbandingan antara Data Real dan Hasil Prediksi SO ₂	67
Tabel 4. 9 Perbandingan antara Data Real dan Hasil Prediksi	72
Tabel 4. 10 Perbandingan antara Data Real dan Hasil Prediksi HC.....	77
Tabel 4. 11 Perbandingan antara Data Real dan Hasil Prediksi PM ₁₀	81
Tabel 5. 1 Data Statistik Deskriptif Konsentrasi Polutan Udara di D.I. Yogyakarta	83

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. 1 Tujuh Negara dengan Kematian Tertinggi Akibat Polutan	2
Gambar 2. 1 Representasi Linear Naik	22
Gambar 2. 2 Representasi Linear Naik	22
Gambar 2. 3 Representasi Linear Segitiga.....	23
Gambar 2. 4 Representasi Linear Trapesium.....	24
Gambar 2. 5 Representasi Kurva Bahu.....	25
Gambar 2. 6 Komponen Syaraf	26
Gambar 2. 7 Arsitektur ANFIS.....	28
Gambar 3. 1 Alur Penelitian	40
Gambar 4. 1 Peta Objek Penelitian.....	42
Gambar 4. 2 Plot Training dan checking data	50
Gambar 4. 3 Jendela Grid Partition pada FIS	51
Gambar 4. 4 Struktur ANFIS dengan NO ₂ sebagai output	51
Gambar 4. 5 Fungsi Keanggotaan Variabel Suhu.....	52
Gambar 4. 6 Fungsi Keanggotaan Variabel Kelembapan.....	52
Gambar 4. 7 Fungsi Keanggotaan Variabel Kecepatan Angin.....	53
Gambar 4. 8 Hasil Pelatihan FIS	55
Gambar 4. 9 Checking data output dan FIS output.....	55
Gambar 4. 10 Hasil Pasca Pelatihan FIS pada testing data	56
Gambar 4. 11 Hasil Prediksi Konsentrasi NO ₂ dengan ANFIS	57
Gambar 4. 12 Perbandingan dan Error Prediksi Konsentrasi NO ₂	58
Gambar 4. 13 Hasil Pelatihan ANFIS Konsentrasi O ₃	60
Gambar 4. 14 Hasil Pasca-Pelatihan FIS Konsentrasi O ₃	60
Gambar 4. 15 Hasil Pelatihan Checking Data	61
Gambar 4. 16 Hasil Prediksi Konsentrasi O ₃ dengan ANFIS	62
Gambar 4. 17 Perbandingan dan Error Prediksi Konsentrasi O ₃	63
Gambar 4. 18 Hasil Pelatihan ANFIS Konsentrasi SO ₂	65
Gambar 4. 19 Hasil Pasca-Pelatihan FIS Konsentrasi SO ₂	65
Gambar 4. 20 Hasil Pelatihan Pasca FIS Konsentrasi SO ₂ Checking Data	66
Gambar 4. 21 Hasil Prediksi Konsentrasi SO ₂ dengan ANFIS.....	67
Gambar 4. 22 Perbandingan dan Error Prediksi Konsentrasi SO ₂	68
Gambar 4. 23 Hasil Pelatihan ANFIS Konsentrasi Pb	70
Gambar 4. 24 Hasil Pasca-Pelatihan FIS Konsentrasi Pb	70
Gambar 4. 25 Hasil Pelatihan Pasca FIS Konsentrasi Pb Checking Data	71
Gambar 4. 26 Hasil Prediksi Konsentrasi Pb dengan ANFIS.....	71
Gambar 4. 27 Perbandingan dan Error Prediksi Konsentrasi Pb.....	73
Gambar 4. 28 Hasil Pelatihan ANFIS Konsentrasi HC	75
Gambar 4. 29 Hasil Pasca-Pelatihan FIS Konsentrasi HC	75
Gambar 4. 30 Hasil Pelatihan Pasca FIS Konsentrasi HC.....	76
Gambar 4. 31 Hasil Prediksi Konsentrasi HC dengan ANFIS	76

Gambar 4. 32 Perbandingan dan Error Prediksi Konsentrasi HC.....	78
Gambar 4. 33 Hasil Pelatihan ANFIS Konsentrasi PM10.....	80
Gambar 4. 34 Hasil Pasca-Pelatihan FIS Konsentrasi PM10	80
Gambar 4. 35 Hasil Pelatihan FIS Konsentrasi PM10 Checking Data.....	80
Gambar 4. 36 Hasil Prediksi Konsentrasi PM10 dengan ANFIS	81
Gambar 4. 37 Perbandingan dan Error Prediksi Konsentrasi PM10	82
Gambar 5. 1 Trend Perubahan Konsentrasi Polutan Udara	85
Gambar 5. 2 Perbandingan MAD antara Data Training dan Checking	87
Gambar 5. 3 Perbandingan MAD antara Data Training dan Checking	88
Gambar 5. 4 Perbandingan MAD antara Data Training dan Checking	88

DAFTAR LAMPIRAN

Data Polutan Udara Provinsi D.I.Y.....	100
--	-----

BAB I

PENDAHULUAN

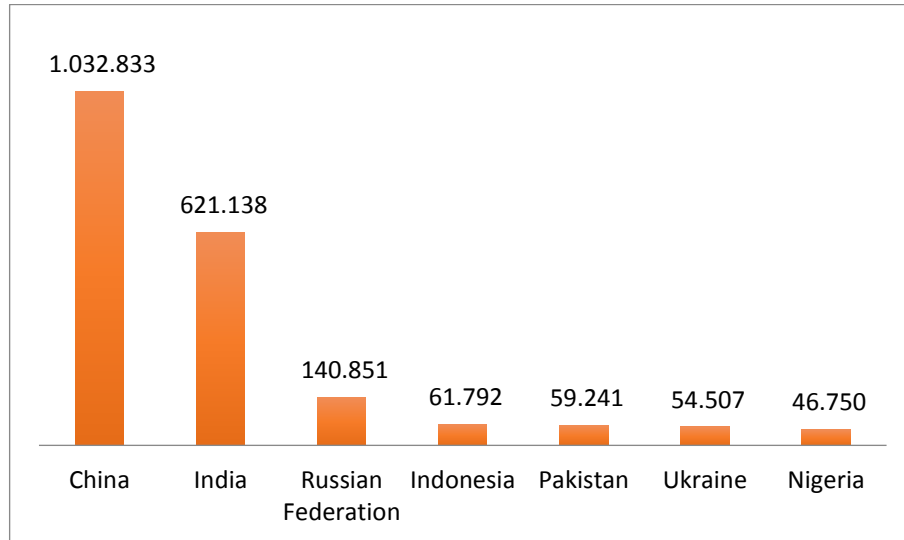
1.1 Latar Belakang

Polusi udara merupakan kontaminasi udara pada *atmosphere* yang diakibatkan karena gas, cairan, atau limbah padat yang dapat mempengaruhi kesehatan manusia dan biosfer, mengurangi visibilitas, dan dapat merusak material (United States Environmental Protection Agency, 2003). Polusi udara merupakan masalah bagi negara berkembang dan diyakini dapat menimbulkan korban lebih banyak dibandingkan dengan AIDS, penyakit malaria, kanker payudara, maupun tuberkulosis (Janssen, et al, 2013). Terdapat beberapa polutan udara utama yang dapat membahayakan kesehatan manusia, yaitu *particulate matter* (PM), Sulfur Dioksida (SO₂), Nitrogen Oksida (NO_x), dan Karbon Monoksida (CO) (Chen, et al, 2015).

Konsentrasi polusi udara memiliki hubungan yang erat dengan jumlah kematian pada semua penyakit pernafasan dan *ischemic heart disease* (IHD) (Wong, et al, 2002). Terdapat beberapa penelitian yang menunjukkan hubungan antara polutan udara dengan kesehatan manusia, seperti debu diameter (*particulate matter*) (Turner, et al., 2011), sulfur dioksida (Istantinova, 2013), karbon monoksida (Levy, 2015), nitrogen dioksida (Wu, et al., 2016), *ozone* (Bromberg, 2016), hidrokarbon (Li, et al, 2015), dan timah hitam (Eqani, et al., 2016).

Studi membuktikan bahwa polutan udara menyebabkan 1,2% total kematian di dunia dan menyebabkan lebih dari dua juta kematian dini tiap tahunnya (Yu, et al, 2016). Diantara kematian yang disebabkan karena polusi udara, hampir setengahnya terjadi di negara berkembang (WHO, 2005). Indonesia termasuk dalam daftar negara dengan korban meninggal akibat polusi udara peringkat ke 4 di dunia, setelah India, China, dan Rusia. Pada tahun 2012, terdapat 61.792 korban yang meninggal akibat polusi udara, artinya setiap 100.000 orang terdapat 25 kematian akibat polutan udara di Indonesia

(WHO, 2012). Gambar 1.1 menunjukkan data jumlah kematian akibat polutan udara beberapa negara di dunia:



Gambar 1. 1 Tujuh Negara dengan Kematian Tertinggi Akibat Polutan Udara

Peningkatan jumlah populasi akan berpengaruh pada pertumbuhan jumlah kendaraan dan industri yang akan mempengaruhi komposisi kimia pada atmosfer (Prasad, et al., 2016). Yogyakarta merupakan salah satu provinsi di Indonesia yang memiliki pertumbuhan dan kepadatan penduduk yang cukup tinggi. Pada tahun 2015, jumlah penduduk Yogyakarta mencapai 3.679.176 jiwa atau meningkat sebesar 126.714 jiwa dalam 3 tahun (BPS Provinsi DIY, 2016), selain itu terjadi peningkatan produksi industri skala besar dan sedang sebesar 5,44% (BPS Provinsi DIY, 2015). Selama periode ini, di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta, jumlah kendaraan telah meningkat pesat ke angka 279.359 (BPS Provinsi DIY, 2015).

Penyakit saluran nafas (asma, *bronchitis*, pneumonia) merupakan salah satu dari sepuluh penyakit menular terbanyak dalam beberapa tahun terakhir di Yogyakarta (Dinas Kesehatan DIY, 2013). Pada tahun 2013, Provinsi D.I. Yogyakarta merupakan provinsi dengan tingkat prevalensi asma peringkat ke-3 di Indonesia (Kementerian Kesehatan RI, 2014). Berdasarkan data dari Rumah Sakit Respira Yogyakarta terdapat total 11.739 pasien rawat jalan dan 357 pasien rawat inap yang disebabkan karena penyakit paru atau pernafasan. Beberapa penyebab keluhan pernafasan ini karena adanya alergen diluar ruangan, perubahan cuaca, dan polusi di luar ruangan (Mangunnegoro, 2004).

Berdasarkan data di atas, karena adanya hubungan antara polutan udara dengan kesehatan manusia, maka penting untuk mengukur konsentrasi polutan pada jangka waktu tertentu yang didapat dari sistem pemantau kualitas udara (Tian & Chen, 2010). Di United State *real time- air quality forecasting* (RT-AQF) telah dikembangkan dan diimplementasikan pada banyak kota, dan publik diinformasikan dengan indeks kualitas udara (AQI) yang akan datang, termasuk konsentrasi polutan udara dan hubungannya dengan risiko kesehatan pada beberapa media, seperti TV, radio, dan internet (Yahya, et al, 2014). Di Indonesia, khususnya Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta tidak memiliki sistem peramalan terhadap polusi udara tersebut. Untuk itu, peramalan terhadap polusi udara di D.I.Yogyakarta sangat diperlukan untuk memberikan peringatan dini pada masyarakat mengenai polusi udara sehingga masyarakat dapat melakukan pengambilan keputusan terkait perilaku terhadap polutan udara, dapat dilakukannya aksi pencegahan dan penetapan regulasi pemerintah mengenai polusi udara, sehingga korban akibat polutan udara dapat berkurang.

Pentingnya memprediksi polusi udara membuat banyak peneliti yang mengkaji masalah ini, seperti Feng et al (2015) yang melakukan prediksi kadar polutan PM_{2.5} di 13 stasiun pemantauan di Beijing, China dengan menggunakan kombinasi analisis lintasan udara dan *wavelet transformation* untuk meningkatkan akurasi prediksi yang dihasilkan dari *artificial neural network*. Selain itu, Anushka et al (2014) mengembangkan sistem prediksi dengan menggunakan teknik *artificial neural network* (ANN) untuk memprediksi kadar NO₂ di Auckland, Selandia Baru. Sedangkan, Wang et al (2015) mengembangkan model untuk memprediksi kadar harian PM₁₀ dan SO₂ dengan menggunakan *hybrid* ANN dan SVM dengan merevisi eror pada metode tradisional.

Berdasarkan data di atas, penelitian ini akan membuat model prediksi terhadap polutan udara, yang meliputi sulfur dioksida (SO₂), nitrogen dioksida (NO₂), ozon (O₃), hidrokarbon (HC), timah hitam (Pb), dan debu diameter (PM₁₀) yang dipengaruhi oleh variabel meteorologi atau aspek fisika yang meliputi suhu udara, kelembapan, dan kecepatan angin di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta karena studi terdahulu menunjukkan bahwa variasi aspek meteorologi, seperti arah angin, kecepatan angin, dan kelembapan relatif dapat mempengaruhi variasi pada kualitas polutan udara (Elminir,

2005), selain itu dapat juga disebabkan karena sumber polutan (Altunkaynak, et al., 2005).

Data polutan udara dan meteorologi udara termasuk dalam kajian *big data*, yang tidak hanya berfokus pada *volume* yang besar tetapi juga kecepatan aliran data, dan variasi data yang biasa disingkat dengan 3Vs (Laney, 2001). Karakteristik *big data* dalam penelitian ini adalah *variety*, yaitu data yang berasal dari informasi yang berbeda. Karakteristik ini menimbulkan tantangan yang besar, yaitu kemampuan untuk mengintegrasikan data yang beragam, baik terstruktur, semi terstruktur, atau bahkan yang tidak berstruktur (Wang, et al., 2016). Dalam penelitian ini, dikumpulkan data meteorologi yang akan memengaruhi polutan udara. Selain itu, karakteristik *big data* yang ada dalam penelitian ini adalah *veracity*, yang merujuk pada data yang tidak lengkap dan mengandung *noise* (Gandomi & Haider, 2015).

Teknik Fuzzy set, yang termasuk kedalamnya perkembangan dari *fuzzy set*, *fuzzy logic*, *fuzzy system*, telah menjadi metode yang kuat dan baik untuk mengolah *big data* (Pedrycz, 2013). Kehadiran teknik *fuzzy* didalam *big data*, dapat meningkatkan kapabilitas dalam merepresentasikan informasi (Wang, et al., 2016).

Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) merupakan salah satu model yang populer dalam *artificial intelligent* yang mengambil keunggulan dari *neural network* dan model *fuzzy* (Barak & Sadegh, 2016). Metode ANFIS merupakan metode efektif untuk proses prediksi karena tingkat kesalahannya yang lebih kecil dibandingkan dengan menggunakan metode ANN (Kocyigit & Ata, 2010).

Metode ANFIS adalah penggabungan konsep *Backpropagation Neural Network* dan logika samar (*fuzzy logic*) dimana logika samar dinyatakan dalam model “*if-then*” yang tidak memerlukan analisis matematik untuk pemodelan, mampu menggunakan variabel linguistik sebagai salah satu *database* dalam pengambilan keputusan untuk prediksi (Jang, 1993). Kelebihan metode ini adalah dapat memberikan nilai performansi peramalan yang lebih baik dibandingkan dengan model tradisional (seperti : model regresi) karena memiliki kemampuan adaptasi dan *fitting data* untuk mendiskripsikan proses fisik yang tidak *linear* (Paschalidou, et al, 2011). Metode ini termasuk dalam

supervised learning yang melibatkan langkah pelatihan untuk membuat model matematis dan prediksi untuk menghitung *output* dari satu *set input* yang telah dibuat (Kurt & Oktay, 2010). Dari pernyataan di atas maka penelitian ini menggunakan metode ANFIS dalam memprediksi konsentrasi polutan di Daerah Istimewa Yogyakarta.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan pemaparan latar belakang di atas, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah “Bagaimana membangun suatu model prediksi konsentrasi *air pollutant* di Daerah Istimewa Yogyakarta dengan menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) ? ”

1.3 Batasan Masalah

Agar penelitian ini lebih terarah dan tidak meluas, maka penulis perlu memberikan batasan-batasan sebagai berikut :

1. Variabel yang dipertimbangkan berupa faktor meteorologi (Suhu udara, kelembapan, dan kecepatan angin), sedangkan *economical, industrial parameters*, dan variabel lainnya tidak dipertimbangkan.
2. Data kualitas udara ambien tidak menggunakan data sebelum tahun 2007 dan setelah tahun 2015.
3. Penelitian ini hanya menggunakan metode *adaptive neuro fuzzy inference system* (ANFIS) dan tidak dilakukan komparasi dengan metode lain.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan yang akan dicapai dalam penelitian ini adalah membangun model prediksi konsentrasi *air pollutant* berbahaya di Daerah Istimewa Yogyakarta dengan menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS).

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Dapat dihasilkannya model prediksi untuk peringatan dini terhadap polusi udara.
2. Dapat memberikan informasi kepada Pemerintah Provinsi D.I. Yogyakarta untuk membuat keputusan publik khususnya yang berkaitan dengan polusi udara dan kesehatan.

1.6 Struktur Penelitian

Tugas akhir ini ditulis dalam beberapa bab yang dapat dijelaskan seperti struktur berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan mengenai latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan.

BAB II KAJIAN PUSTAKA

Bab ini berisi mengenai kajian deduktif dan induktif yang menjadi landasan dalam penelitian serta membandingkan antara penelitian yang dilakukan dengan penelitian terdahulu.

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 Pencemaran Udara

Pengertian pencemaran udara berdasarkan Undang-Undang Nomor 23 tahun 1997 pasal 1 ayat 12 mengenai Pencemaran Lingkungan yaitu pencemaran yang disebabkan oleh aktivitas manusia seperti pencemaran yang berasal dari pabrik, kendaraan bermotor, pembakaran sampah, sisa pertanian, dan peristiwa alam seperti kebakaran hutan, letusan gunung api yang mengeluarkan debu, gas, dan awan panas.

Hutagalung (2008) mengartikan pencemaran udara sebagai masuknya atau dimasukkannya zat, energi, dan atau komponen lain ke dalam udara ambien oleh kegiatan manusia, sehingga mutu udara ambien turun sampai ke tingkat tertentu yang menyebabkan udara ambien tidak dapat memenuhi fungsinya.

Sedangkan menurut PP No.41 Tahun 1999 tentang pengendalian pencemaran udara, pencemaran udara adalah masuknya atau dimasukkannya zat, energi, dan atau komponen lain ke dalam udara ambien oleh kegiatan manusia, sehingga mutu udara ambien turun sampai ke tingkat tertentu yang menyebabkan udara ambien tidak dapat memenuhi fungsinya. Berdasarkan lampiran peraturan Peraturan Pemerintah Republik Indonesia Nomor 41 tahun 1999 tentang pengendalian pencemaran udara tanggal 26 mei 1999, telah ditetapkan baku mutu udara ambien nasional, yang disajikan melalui Tabel 2.1 di bawah ini :

Tabel 2. 1 Baku Mutu Udara Ambien Nasional

No.	Parameter	Waktu Pengukuran	Baku Mutu
1	SO ₂	1 Jam	900 ug/Nm ³
	(Sulfur	24 Jam	365 ug/Nm ³
	Dioksida)	1 Thn	60 ug/Nm ³
2	CO	1 Jam	30.000 ug/Nm ³
	(Karbon	24 Jam	10.000 ug/Nm ³

No.	Parameter	Waktu Pengukuran	Baku Mutu
	Monoksida)	1 Thn	
3	NO ₂ (Nitrogen Dioksida)	1 Jam 24 Jam	400 ug/Nm ³ 150 ug/Nm ³
4	O ₃ (Oksidan)	1 Thn 1 Jam	100 ug/Nm ³ 235 ug/Nm ³
5	HC (Hidro Karbon)	3 Jam	160 ug/Nm ³
6	PM ₁₀ (Partikel < 10 um)	24 Jam	150 ug/Nm ³
	PM _{2.5}	24 Jam	65 ug/Nm ³
7	TSP (Debu)	1 Jam 24 Jam	15 ug/Nm ³ 230 ug/Nm ³
8	Pb(Timah Hitam)	1 Jam 24 Jam	90 ug/Nm ³ 2 ug/Nm ³
9	Dustfall (Debu Jatuh)	1 Jam 30 Hari	1 ug/Nm ³ 10 Ton/Km ² /Bulan (Pemukiman) 20 Ton/Km ² /Bulan (Industri)
10	Total Fluorides (as F)	24 Jam 90 Hari	3 ug/Nm ³ 0,5 ug/Nm ³
11	Fluor Indeks	30 Hari	40 ug/100 cm ² dari kertas limed filter
12	Khlorine dan Khlorine Dioksida	24 Jam	150 ug/Nm ³
13	Sulphat Indeks	30 Hari	1 mg SO ₃ /100 cm ³ Dari Lead Peroksida

2.1.2 Sumber Pencemaran Udara

Menurut Rahman (2005) Sumber pencemaran udara dapat dikelompokkan menjadi 3 kelompok besar, yaitu :

1. *Point Source*, yaitu sumber pencemaran udara yang bersifat menetap, seperti asap pabrik, instalasi pembangkit tenaga listrik, pembakaran sampah rumah tangga, asap dapur, dan lain sebagainya.
2. *Non Point Source*, sumber pencemaran udara yang tidak menetap, seperti gas buang kendaraan bermotor, pesawat udara, kereta api, dan kegiatan-kegiatan lain yang menghasilkan gas emisi dengan lokasi berpindah-pindah.

3. *Compound Area Source*, yaitu sumber pencemar udara campuran yang berasal dari *point source* dan *non point source*, berasal dari bandara, terminal, pelabuhan, dan kawasan industri.

Sedangkan menurut Sanu (2001), penyebab pencemaran udara ada 2 macam, yaitu :

- a. Karena faktor internal (secara alamiah) yaitu :
 1. Debu yang beterbangan akibat tiupan angin.
 2. Abu (debu) yang dikeluarkan dari letusan gunung berapi beserta gas-gas vulkanik.
 3. Proses pembusukan sampah organik.
- b. Karena faktor eksternal (akibat ulah manusia) yaitu :
 1. Hasil pembakaran bahan bakar fosil.
 2. Debu/serbuk dari kegiatan industri.
 3. Pemakaian zat-zat kimia yang disemprotkan ke udara.

Fardiaz (1992) menyatakan bahwa sumber pencemaran udara yang utama berasal dari sektor transportasi, khususnya kendaraan bermotor. Di Indonesia, setidaknya 70% pencemaran udara disebabkan karena emisi kendaraan bermotor. Kendaraan bermotor menghasilkan zat-zat berbahaya yang dapat menimbulkan dampak yang buruk bagi kesehatan. Kendaraan bermotor menyumbang kadar timbal di udara sebanyak hampir 100%, 13-14% debu diameter, 71-89% hidrokarbon, 34-73% NO_x, dan hampir seluruh karbon monoksida (CO) (Dishub Lampung, 2015). Tabel 2.2 berikut menunjukkan bahan pencemar dan sumber pencemarnya (Mukono, 1997) :

Tabel 2. 2 Sumber dan Bahan Pencemar di Udara

Bahan Pencemar / Sumber Pencemar	HC	CO ₂	CO	SO ₂	NO	NO ₂
Sumber Stasioner	+	+	+	+	+	+
Proses Industri	+	+	+	+	+	+
Sampah Padat	+	+	+	+	+	+
Pembakaran Sisa Pertanian	+	+	+	-	+	+
Trasnportasi	+	+	+	+	+	+
Bahan Bakar Minyak	+	+	+	+	+	+
Bahan Bakar Gas Alam	-	+	-	-	-	-
Bahan Bakar Kayu	-	+	-	-	+	+
Insinerator	+	+	+	+	+	+
Kebakaran Hutan	+	+	+	-	+	+

Keterangan : + : Menghasilkan

- : Tidak Menghasilkan

2.1.3 Bahan Pencemar Udara

A. 1 Nitrogen Dioksida (NO₂)

NO₂ merupakan gas yang toksik bagi manusia dan pada umumnya gas ini dapat menimbulkan gangguan sistem pernapasan. NO₂ dapat masuk ke paru- paru dan membentuk Asam Nitrit (HNO₂) dan Asam Nitrat (HNO₃) yang merusak jaringan mukosa (Mulia, 2005).

Kontributor terbanyak dari polutan NO₂ adalah kendaraan bermotor dan dari sumber menetap yang membakar minyak, oleh karena itu pencemar ini terkonsentrasi pada daerah urban dimana kendaraan bermotor, industri dan berbagai macam pabrik banyak beroperasi. Jumlah nitrogen di udara dapat mencapai 78% (Sastrawijaya, 2009).

Apabila udara tercemar oleh gas NO₂ dan bereaksi dengan uap air maka akan menjadi korosif dan memberikan efek terhadap mata, paru-paru dan kulit (Mukono, 1997). Berikut adalah penjelasan secara lengkapnya :

- a. Terhadap alat pernafasan
Iritasi terhadap paru akan menyebabkan edema paru setelah terpapar oleh gas NO₂ selama 48 – 72 jam, apabila terpapar dengan dosis yang meningkat akan menjadi fatal.
- b. Terhadap mata
Iritasi mata dapat terjadi apabila NO₂ berupa uap yang pekat
- c. Terhadap kulit
Iritasi terhadap kulit dapat terjadi apabila kulit kontak dengan uap air nitrogen akan menyebabkan luka bakar.
- d. Efek lain (terhadap darah)
Kadar nitrogen pada konsentrasi tertentu dapat bereaksi dengan darah.

Selain itu, Djikema et al (2016) mengemukakan bahwa terdapat hubungan yang positif antara konsentrasi *outdoor* NO₂ dan jumlah pasien di rumah sakit yang terkena asma, penyakit paru obstruktif kronik (PPOK), penyakit kardiovaskular, penyakit jantung iskemik, dan bahkan *stroke*. Hal ini menunjukkan terdapat peningkatan risiko pasien rawat inap akibat gangguan pernafasan dan kardiovaskular di daerah dengan tingkat NO₂ yang lebih tinggi.

A.2 Sulfur Dioksida (SO₂)

Sulfur Dioksida adalah salah satu bagian dari gas-gas oksida sulfur (SO_x). Sulfur Dioksida (SO₂) merupakan gas yang sangat mudah terlarut dalam air, tidak berwarna, berbau dalam konsentrasi pekat dan tidak mudah terbakar. Seperti halnya ozon, pencemar sekunder yang terbentuk dari SO₂ seperti partikel sulfat dapat berpindah dan terdeposisi jauh dari sumbernya (Pusarpedal, 2011).

SO₂ dan gas-gas oksida sulfur lainnya terbentuk saat terjadi pembakaran bahan bakar fosil yang mengandung sulfur. Di daerah perkotaan, yang menjadi sumber sulfur utama adalah kegiatan pembangkit tenaga listrik, terutama yang menggunakan batu bara ataupun minyak sebagai bahan bakarnya. Selain itu, gas buang dari kendaraan yang menggunakan diesel, industri-industri yang menggunakan bahan bakar batu bara dan minyak mentah juga merupakan sumber sulfur (Kementrian Lingkungan Hidup, 2011).

Gas SO₂ telah lama dikenal sebagai gas yang dapat menyebabkan iritasi pada sistem pernafasan, seperti pada selaput lender hidung, tenggorokan dan saluran udara di paru-paru. Di samping itu, SO₂ dapat terkonversi di udara menjadi pencemar sekunder seperti aerosol sulfat sehingga kasus peningkatan angka kematian karena kegagalan pernafasan terutama pada orang tua dan anak-anak sering berhubungan dengan konsentrasi SO₂ dan partikulat secara bersamaan (Harrop, 2002).

SO₂ dianggap pencemar yang berbahaya bagi kesehatan terutama orang tua dan penderita yang mengalami penyakit kronis pada sistem pernafasan kardiovaskular. Individu dengan gejala penyakit tersebut sangat sensitif terhadap kontak dengan SO₂, meskipun dengan kadar yang relatif rendah (Kristanto, 2013). Kadar SO₂ yang berpengaruh terhadap gangguan kesehatan disajikan melalui Tabel 2.3 berikut :

Tabel 2. 3 Pengaruh SO₂ Terhadap Kesehatan (Putri, 2012)

Konsentrasi (ppm)	Pengaruh
3-5	Jumlah terkecil yang dideteksi dari baunya.
8-12	Jumlah terkecil yang segera mengakibatkan iritasi tenggorokan.
20	Jumlah terkecil yang akan mengakibatkan iritasi mata.
20	Jumlah terkecil yang mengakibatkan batuk.
20	Maksim yang diperbolehkan untuk konsentrasi dalam waktu lama
50-100	Maksumum yang diperbolehkan untuk kontak singkat (30 menit)
400-500	Berbahaya walaupun kontak secara singkat.

A.3 Ozon (O₃)

Ozon adalah senyawa dari 3 atom oksigen (O₃). Ozon adalah gas yang tidak stabil, berwarna biru, mudah mengoksidasi, dan menyebabkan iritasi pada saluran pernafasan. Ozon akan mematikan sel-sel makrofag, mengstimulir penebalan dinding arteri paru-paru, dan apabila pemaparan terhadap ozon sudah berjalan cukup lama maka dapat terjadi kerusakan paru-paru yang disebut *emphysema* dan sebagai akibatnya jantung kanan dapat melemah.

Keluhan yang dapat dirasakan akibat gas ini yaitu iritasi dan rasa kering ditenggorokan, sakit kepala, mual, tidak ada nafsu makan, batuk dan nyeri dada serta pernapasan menjadi pendek dan sembab paru. Pada konsentrasi 1,2 ppm ozon sudah

dikatakan racun bagi tubuh manusia, gas ini dapat menyebabkan iritasi selaput lendir, dada menjadi sakit dan batuk-batuk (Pikatan, 2012). Batas aman konsentrasi ozon adalah rata-rata 0,1 ppm dalam sehari. Berdasarkan penelitian pada 23 kota di Eropa, peningkatan konsentrasi ozon sebanyak $10 \mu\text{g}/\text{m}^3$ akan meningkatkan 0,33% total kematian harian, 0,45% kematian akibat kardiovaskuler, dan 1,13% kematian akibat penyakit pernafasan (Gryparis, et al., 2004).

A.4 Timah Hitam (Pb)

Senyawa Pb sering digunakan antara lain dalam baterai, solder, aditif dalam bensin dan insektisida. Timbal (Pb) banyak digunakan untuk berbagai keperluan karena sifatnya sebagai berikut (Fardiaz, 1992) :

1. Timbal mempunyai titik cair rendah sehingga jika digunakan dalam bentuk cair dibutuhkan teknik yang cukup sederhana dan tidak mahal.
2. Timbal merupakan logam yang lunak sehingga mudah diubah menjadi berbagai bentuk.
3. Sifat kimia timbal (Pb) menyebabkan logam ini dapat berfungsi sebagai lapisan pelindung jika kontak dengan udara lembab.
4. Timbal dapat membentuk *alloy* dengan logam lainnya, dan *alloy* yang terbentuk mempunyai sifat berbeda dengan timbal (Pb) yang murni.
5. Densitas timbal (Pb) lebih tinggi dibandingkan dengan logam lainnya kecuali emas dan merkuri.

Paparan bahan tercemar timbal (Pb) dapat menyebabkan gangguan sebagai berikut (Sudarmaji, 2006) :

1. Gangguan Neurologi
Gangguan neurologi (susunan syaraf) akibat timbal (Pb) dapat berupa *encephalopathy*, *ataxia*, *stupor* dan *coma*. Pada anak-anak dapat menimbulkan kejang tubuh dan *neuropathy perifer*.

2. Gangguan terhadap fungsi ginjal

Logam berat timbal (Pb) dapat menyebabkan tidak berfungsinya *tubulus renal*, *nephropati irreversible*, *sclerosis vaskuler*, *sel tubulus atropi*, *fibrosis* dan *sclerosis glumerolus*. Sehingga dapat menimbulkan *aminoaciduria* dan *glukosuria*, dan jika paparannya terus berlanjut dapat terjadi nefritis kronis.

3. Gangguan terhadap sistem reproduksi. Logam berat timbal (Pb) dapat menyebabkan gangguan pada sistem reproduksi berupa keguguran, kesakitan dan kematian janin. Logam berat timbal (Pb) dapat menyebabkan cacat kromosom. Anak-anak sangat rentan terhadap paparan timbal (Pb) di udara. Paparan timbal (Pb) dengan kadar yang rendah yang berlangsung cukup lama dapat menurunkan IQ.

4. Gangguan terhadap sistem hemopoitik.

Keracunan timbal (Pb) dapat menyebabkan terjadinya anemia akibat penurunan sintesis globin walaupun tak tampak adanya penurunan kadar zat besi dalam serum. Gejala anemia merupakan gejala dini dari keracunan timbal (Pb) pada manusia. Dibandingkan dengan orang dewasa, anak-anak lebih sensitif terhadap terjadinya anemia akibat paparan timbal (Pb). Terdapat korelasi negatif yang signifikan antara Hb dan kadar timbal (Pb) di dalam darah.

5. Gangguan terhadap sistem syaraf.

Efek pencemaran timbal (Pb) terhadap kerja otak lebih sensitif pada anak-anak dibandingkan pada orang dewasa. Gambaran klinis yang timbul adalah rasa malas, gampang tersinggung, sakit kepala, tremor, halusinasi, mudah lupa, sulit konsentrasi dan menurunnya kecerdasan pada anak.

A.5 Hidrokarbon (HC)

Hidrokarbon terdiri dari elemen hidrogen dan karbon. HC dapat berbentuk gas, cairan maupun padatan. Semakin tinggi jumlah atom karbon pembentuk HC, maka molekul HC cenderung berbentuk padatan.

Sumber HC berupa transportasi, sumber tidak bergerak, proses industri dan limbah padat. HC merupakan sumber polutan primer karena dilepaskan ke udara secara langsung. Molekul ini merupakan sumber fotokimia dari ozon. Bila pencemaran udara oleh HC disertai dengan pencemaran oleh nitrogen oksida (NO_x), maka akan terbentuk *Peroxy Acetyl Nitrat* dengan bantuan oksigen (Mudya, 2001). Kadar PAH di jalan raya memiliki hubungan dengan risiko kanker pada manusia, namun apabila PAH diserap ke padatan kasar maka umumnya aman bagi kesehatan manusia (Ma, et al, 2016)

A.6 Debu Diameter 10 (PM₁₀)

Pengaruh partikel debu bentuk padat maupun cair yang berada di udara sangat tergantung kepada ukurannya. Ukuran partikel debu yang membahayakan kesehatan umumnya berkisar antara 0,1 mikron sampai dengan 10 mikron. Pada umumnya ukuran partikel debu sekitar 5 mikron merupakan partikel udara yang dapat langsung masuk ke dalam paru-paru dan mengendap di alveoli. Namun, bukan berarti bahwa ukuran partikel yang lebih besar dari 5 mikron tidak berbahaya karena partikel yang lebih besar dapat mengganggu saluran pernafasan bagian atas dan menyebabkan iritasi. Keadaan ini akan lebih bertambah parah apabila terjadi reaksi sinergistik dengan gas SO₂ yang terdapat di udara juga. Selain dapat berpengaruh negatif terhadap kesehatan, partikel debu juga dapat mengganggu daya tembus pandang mata dan juga mengadakan berbagai reaksi kimia di udara (Dishub Lampung, 2015).

Anak- anak dan orang tua sangat rentan terhadap pengaruh polutan ini, sehingga pada daerah dengan kepadatan lalu lintas yang tinggi biasanya morbiditas penyakit pernapasan (pada anak dan lanjut usia) dan penyakit kardiovaskular (pada lansia) meningkat signifikan. Penelitian terbaru menunjukkan bahwa pajanan polutan (termasuk PM₁₀) dapat mengurangi fungsi paru (Dishub Lampung, 2015).

2.1.4 *Big Data*

Big data telah dengan cepat menjadi aktivitas utama dalam suatu organisasi (Janssen, et al, 2016). *Big data* mengacu pada sekumpulan *dataset* yang besar, bervariasi dan mengalir dengan cepat, yang membuatnya sulit untuk diolah dengan cara yang tradisional. Karakteristik *big data* biasanya disingkat dengan 3V, yaitu *volume*, *velocity*, dan *variety* (Elgendy & Elragal, 2014) dan terdapat tambahan 3V lainnya, yaitu *value*, *variability*, dan *veracity* (Gandomi & Haider, 2015). Volume data merujuk pada ukurannya, *velocity* menunjukkan laju perubahan data, dan seberapa sering data tersebut dibuat, dan *variety* menjelaskan perbedaan format dan tipe-tipe data, juga perbedaan jenis penggunaan dan cara untuk menganalisis data. *Big data* sering kali berasal dari banyak sumber yang sering berada di luar kendali pelaku. Sedangkan *veracity* merujuk pada data yang tidak lengkap, *out of date*, dan mengandung *noise* (Gandomi & Haider, 2015).

Gandomi dan Haider (2015) berpendapat bahwa *big data* tidak berharga dalam ruang hampa. Nilai potensi akan terbuka jika dimanfaatkan untuk mendorong pengambilan keputusan. Untuk pengambilan keputusan yang *evidence-based*, maka organisasi memerlukan proses yang efisien untuk mengubah data dengan volume yang besar dan beragam menjadi wawasan yang bermakna.

Terdapat beberapa langkah pada proses *big data*, yang dimulai dengan merekam data hingga proses pengambilan keputusan. Bizer et al (2011) mendefinisikan 6 langkah dalam *big data*, yaitu perekaman data, penyimpanan data, pencarian data, *data sharing*, analisis data, dan visualisasi data. Sedangkan Chen dan Liu (2014) hanya mendefinisikan tiga langkah dalam *big data*, yaitu penanganan data, pemrosesan data, dan perpindahan data.

Gandomi dan Haider (2015) menyatakan bahwa salah satu penerapan dalam teknik analisis *big data* adalah analisis prediktif. Analisis prediktif adalah teknik untuk memprediksi hasil masa depan berdasarkan data historis dan data saat ini. Dalam prakteknya, analisis prediktif dapat diterapkan untuk hampir semua disiplin, dari memprediksi kegagalan pada mesin jet yang didasarkan pada aliran data dari ribuan

sensor hingga dapat memprediksi keinginan pelanggan yang didasarkan pada apa yang mereka beli, kapan, dan yang mereka katakan pada media sosial.

Pada intinya, analisis prediktif berusaha untuk menemukan pola dan hubungan dalam data. Teknik analisis prediktif dapat dikelompokkan menjadi dua kelompok utama, yaitu teknik regresi (seperti model logit multinomial) dan teknik *machine learning* (seperti : jaringan saraf). Teknik analisis prediktif didasarkan pada metode statistik, salah satu faktor yang menyebabkan pengembangan metode statistik baru dalam big data adalah sifat dari big data, yaitu heterogen, akumulasi *noise*, dan *incidental endogeneity*. Berikut adalah penjelasannya :

a. *Heterogeneity*

Big data sering diperoleh dari berbagai sumber dan mewakili informasi dari populasi yang berbeda. Akibatnya, big data menjadi sangat heterogen.

b. *Noise Accumulation*

Mengestimasi model prediksi untuk big data sering melibatkan estimasi simultan dari beberapa parameter. Kesalahan akumulasi (atau *noise*) untuk parameter yang berbeda dapat mendominasi besaran variabel yang memiliki efek dalam model. Dengan kata lain, beberapa variabel dengan kekuatan penjelas yang signifikan mungkin diabaikan sebagai akibat dari akumulasi *noise*.

c. *Spurious correlation*

Dalam big data, *Spurious correlation* mengacu pada variabel yang tidak berkorelasi namun menjadi berhubungan karena ukuran dataset yang besar. Seperti penelitian yang dilakukan Fan dan Lv (2014) menunjukkan fenomena variabel yang secara *scientific* tidak berkorelasi namun menjadi berkorelasi yang disebabkan karena dimensi data yang tinggi.

d. *Incidental Endogeneity*

Asumsi yang biasanya terdapat dalam analisis regresi adalah asumsi eksogenitas, yaitu variabel penjelas, atau prediktor, bersifat independen terhadap residu.

Tantangan dalam efisiensi komputasi, dan karakteristik unik dari *big data* yang telah dijelaskan di atas menunjukkan kebutuhan untuk membangun teknik statistik baru untuk mendapatkan pengetahuan dari model prediksi.

2.1.5 Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

ANFIS adalah gabungan dari dua sistem, yaitu sistem logika *fuzzy* dan jaringan syaraf tiruan. Sistem ini memiliki kelebihan yang dimiliki oleh sistem inferensi *fuzzy* dan sistem jaringan syaraf tiruan (Fakkhurrozi, et al, 2012). Logika *fuzzy* digunakan sebagai kontrol alur berpikir tiruan, sedangkan jaringan syaraf berfungsi untuk menentukan nilai pendekatan maksimal dari hasil inferensia (Marimin, 2002).

A.1 Logika Fuzzy (*Fuzzy Logic*)

Logika fuzzy merupakan metode yang dikembangkan untuk mengakomodasi keputusan manusia. Fungsi keanggotaan pada logika *fuzzy* lebih mudah dipahami karena dinamai dengan menggunakan bahasa linguistik, misalnya kecil, sedang, dan rendah (Lerkkasemsan, 2017). Himpunan fuzzy adalah kelas objek, yang ditandai dengan fungsi keanggotaan yang berkisar antara nol hingga satu untuk tiap objeknya (Barkana,2016), sedangkan pada himpunan klasik, hanya ada dua nilai keanggotaan, yaitu 1 dan 0 (Kusumadewi & Hartati , 2006). Dengan karakteristik ini, teknik *fuzzy logic* memberikan hasil yang lebih memuaskan daripada model matematis konvensional untuk sistem yang kompleks dan tidak pasti. Pada beberapa tahun belakangan ini, penggunaan *fuzzy logic* sangat populer untuk diterapkan pada beberapa area penelitian, seperti sistem kontrol, robotik, dan *noise recognition algorithms* (Uzkent, et al, 2011), juga memberikan hasil yang baik dalam area *image processing* (Kerre & Nachtgael, 2000) .

Pemodelan dalam *fuzzy* didasarkan pada *fuzzy set theory* (FST). FST diciptakan untuk menangani pertanyaan yang abstrak. Logika *fuzzy* mengurangi logika hitam-putih dalam matematik dan membuat area abu-abu dibatas hitam dan putih (Lerkkasemsan, 2017). Terdapat dua tipe dalam *fuzzy inference systems*, yaitu : Takagi-Sugeno dan mamdani. Perbedaan utamanya adalah pada fungsi keanggotaan *output*, dimana *output* pada metode Takagi Sugeno adalah berupa bilangan matematis, sedangkan pada metode mamdani,

outputnya berupa himpunan *fuzzy*. Terdapat beberapa alasan seseorang menggunakan logika *fuzzy*, antara lain (Cox, 1994) :

1. Konsep logika *fuzzy* mudah dimengerti, karena logika *fuzzy* menggunakan dasar teori himpunan, maka konsep matematis yang mendasari penalaran *fuzzy* tersebut cukup mudah untuk dimengerti.
2. Logika *fuzzy* sangat fleksibel, artinya mampu beradaptasi dengan perubahan perubahan, dan ketidakpastian yang menyertai permasalahannya.
3. Logika *fuzzy* memiliki toleransi terhadap data yang tidak tepat. Jika diberikan sekelompok data yang cukup homogen, dan kemudian ada beberapa data yang “eksklusif”, maka logika *fuzzy* memiliki kemampuan untuk menangani data eksklusif tersebut.
4. Logika *fuzzy* mampu memodelkan fungsi *nonlinear* yang sangat kompleks.
5. Logika *fuzzy* dapat membangun dan mengaplikasikan pengalaman pakar secara langsung tanpa harus melalui proses pelatihan. Dalam hal ini, sering dikenal dengan nama *fuzzy expert system* menjadi bagian terpenting
6. Logika *fuzzy* dapat bekerjasama dengan teknik-teknik kendali secara konvensional. Hal ini umumnya terjadi pada aplikasi-aplikasi di bidang teknik mesin maupun teknik elektro.
7. Logika *Fuzzy* didasarkan pada bahasan alami. Logika *fuzzy* menggunakan bahasa sehari-hari sehingga mudah dimengerti.

Terdapat beberapa terminologi pada himpunan *fuzzy*, yaitu (Kusumadewi & Hartati , 2006) :

a. Himpunan Klasik (*crisp*)

Teori *fuzzy* merupakan perluasan dari teori himpunan klasik. Pada teori himpunan klasik, keberadaan suatu elemen pada himpunan A, hanya akan memiliki 2 kemungkinan keanggotaan, yaitu menjadi anggota A atau tidak menjadi anggota A. Contohnya : Bila diketahui : $S = \{1, 3, 5, 7, 9\}$ adalah semesta pembicaraan; $A = \{1,2,3\}$ dan $B = \{3,4,5\}$, maka dapat dikatakan bahwa :

- Nilai keanggotaan 1 pada himpunan A, $\mu_A [1] = 1$, karena $1 \in A$
- Nilai keanggotaan 3 pada himpunan A, $\mu_A [3] = 1$, karena $3 \in A$

- Nilai keanggotaan 2 pada himpunan A, $\mu_A [2] = 0$, karena $2 \notin A$
- Nilai keanggotaan 4 pada himpunan B, $\mu_B [4] = 0$, karena $4 \notin B$

Permasalahan himpunan klasik untuk menyatakan suatu variabel adalah apabila nilai variabel tersebut mengalami perubahan kecil akan mengakibatkan perbedaan kategori yang signifikan. Sedangkan logika *fuzzy* dapat menentukan area kategori dalam variabel yang abu-abu.

b. Himpunan *Fuzzy*

Lotfi A. Zadeh (1965) mendefinisikan himpunan *fuzzy* \tilde{A} sebagai berikut : Jika X adalah koleksi dari objek-objek yang dinotasikan secara generik oleh x, maka suatu himpunan *fuzzy* \tilde{A} , dalam X adalah suatu himpunan pasangan berurutan :

$$\tilde{A} = \{(x, \mu_A(x)) \mid x \in X\} \dots\dots\dots(2.1)$$

Dengan $\mu_A(x)$ adalah derajat keanggotaan x di \tilde{A} yang memetakan X ke ruang keanggotaan M yang terletak pada rentang [0,1].

c. Fungsi Keanggotaan

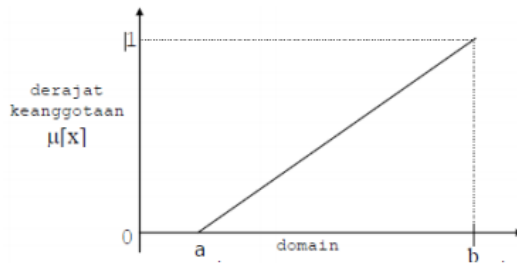
Fungsi keanggotaan (*membership function*) adalah suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik *input* data ke dalam nilai keanggotaannya. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk mendapatkan nilai keanggotaan adalah dengan melalui pendekatan fungsi. Ada beberapa fungsi yang bisa digunakan :

1. Representasi Linear

Pada representasi ini, pemetaan *input* ke derajat keanggotaannya digambarkan dengan garis lurus. Bentuk ini merupakan bentuk yang sederhana dan menjadi pilihan yang baik untuk mendeteksi konsep yang kurang jelas. Terdapat dua keadaan himpunan *fuzzy* yang *linear*, yaitu linear naik dan linear turun.

Pada representasi linear naik, kenaikan himpunan dimulai pada nilai domain yang memiliki derajat keanggotaan nol bergerak ke kanan menuju ke nilai domain yang memiliki derajat keanggotaan lebih tinggi.

Gambar 2.1 merepresentasikan kurva linear naik:

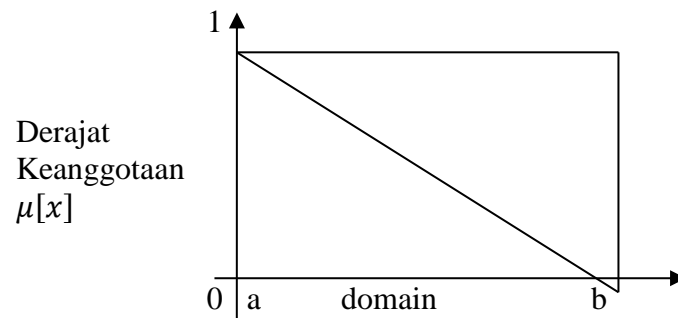


Gambar 2. 1 Representasi Linear Naik
 Sumber : Kusumadewi dan Hartati (2006)

Dengan fungsi keanggotaan :

$$\mu[x] = \begin{cases} 0; & x \leq a \\ \frac{x - a}{b - a}; & a \leq x \leq b \\ 1; & x \geq b \end{cases} \dots\dots\dots(2.2)$$

Sedangkan pada representasi linear turun, garis lurus dimulai dari nilai domain dengan derajat keanggotaan tertinggi pada sisi kiri, kemudian bergerak menurun ke nilai domain yang memiliki derajat keanggotaan lebih rendah. Representasi linear turun disajikan melalui Gambar 2.2 berikut :



Gambar 2. 2 Representasi Linear
 Sumber : Kusumadewi dan Hartati (2006)

Dengan fungsi keanggotaan :

$$\mu[x] = \begin{cases} \frac{x - a}{b - a}; & a \leq x \leq b \\ 0; & x \geq b \end{cases} \dots\dots\dots(2.3)$$

Keterangan :

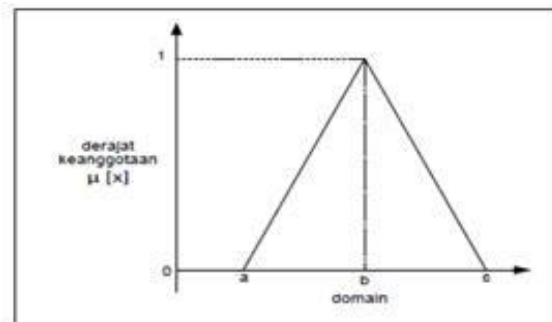
a = nilai domain yang mempunyai nilai derajat keanggotaan 0

b = nilai domain yang mempunyai nilai derajat keanggotaan 1

x = nilai input yang dirubah dalam bilangan fuzzy

2. Representasi Kurva Segitiga

Kurva segitiga merupakan penggabungan antara kurva linear naik dan kurva linear turun, direpresentasikan pada Gambar 2.3 di bawah ini :



Gambar 2. 3 Representasi Linear Segitiga
Sumber : Kusumadewi dan Hartati (2006)

Dengan fungsi keanggotaan :

$$\mu[x] = \begin{cases} 0; & x \leq a \text{ atau } x \geq c \\ \frac{x - a}{b - a}; & a \leq x \leq b \\ \frac{b - x}{c - b}; & b \leq x \leq c \end{cases} \dots\dots\dots(2.4)$$

Keterangan :

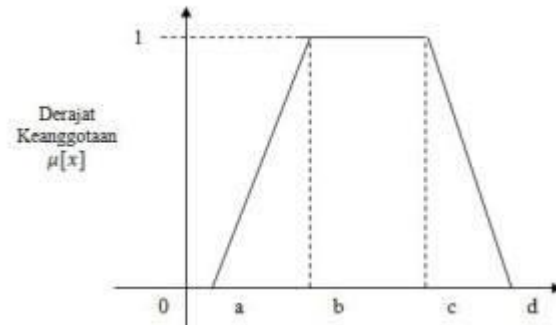
a = nilai domain terkecil yang mempunyai derajat keanggotaan 0

b = nilai domain terbesar yang mempunyai derajat keanggotaan 1

c = nilai domain terbesar yang mempunyai derajat keanggotaan 0

3. Representasi Kurva Trapesium

Bentuk kurva trapesium pada dasarnya adalah segitiga, namun terdapat beberapa titik yang memiliki nilai keanggotaan 1. Kurva ini direpresentasikan pada Gambar 2.4 berikut :



Gambar 2. 4 Representasi Linear Trapesium
Sumber : Kusumadewi dan Hartati (2006)

Dengan fungsi keanggotaan :

$$\mu[x] = \begin{cases} 0; & x \leq a \text{ atau } x \geq d \\ \frac{x-a}{b-a}; & a \leq x \leq b \\ 1; & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}; & x \geq d \end{cases} \dots\dots\dots(2.5)$$

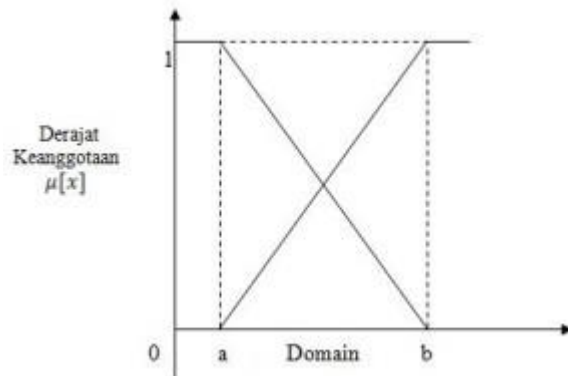
Keterangan :

- a = nilai domain terkecil yang mempunyai derajat keanggotaan 0
- b = nilai domain terkecil yang mempunyai derajat keanggotaan 1
- c = nilai domain terbesar yang mempunyai derajat keanggotaan 1
- d = nilai domain terbesar yang mempunyai derajat keanggotaan 0
- x = nilai input yang diubah kedalam bilangan fuzzy.

4. Representasi Kurva Bentuk Bahu

Daerah yang terletak di tengah-tengah suatu variabel yang direpresentasikan dalam bentuk segitiga, pada sisi kanan dan kirinya akan naik dan turun. Tetapi terkadang salah satu sisi dari variabel tersebut tidak mengalami perubahan. Himpunan fuzzy ‘bahu’, bukan

segitiga, digunakan untuk mengakhiri variabel suatu daerah *fuzzy*.
 Gambar 2.5 adalah kurva bentuk bahu :



Gambar 2. 5 Representasi Kurva Bahu
 Sumber : Kusumadewi dan Hartati (2006)

Dengan fungsi keanggotaan :

$$\mu[x, a, b, c, d] = \begin{cases} 0; & x \leq a \\ (x-a) / (b-a); & a \leq x \leq b \\ 1; & b \leq x \leq c \\ (d-x) / (d-c); & c \leq x \leq d \\ 0; & x \geq d \end{cases} \dots\dots\dots(2.6)$$

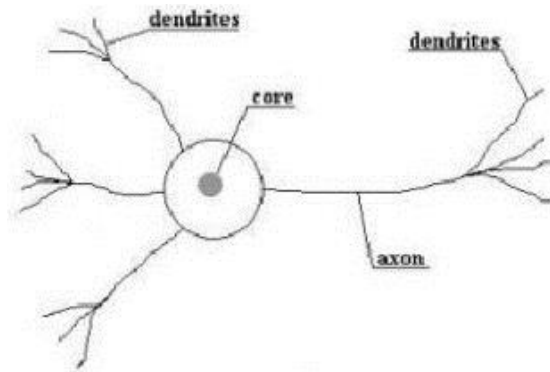
Keterangan :

- a = nilai domain terkecil yang mempunyai derajat keanggotaan 0
- b = nilai domain terkecil yang mempunyai derajat keanggotaan 1
- c = nilai domain terbesar yang mempunyai derajat keanggotaan 1
- d = nilai domain terbesar yang mempunyai derajat keanggotaan 0
- x = nilai input yang diubah kedalam bilangan fuzzy.

A.2 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Maksud buatan dalam konteks ini digunakan karena jaringan syaraf tiruan diimplementasikan dengan menggunakan program komputer yang mampu menyelesaikan proses perhitungan selama

proses pembelajaran (Fausett, 1994). Gambar 2.6 di bawah ini adalah contoh syaraf secara biologis :



Gambar 2. 6 Komponen Syaraf

Interkoneksi elemen yang disebut dengan *neuron* dapat merepresentasikan jaringan syaraf tiruan yang dapat meniru kemampuan komputasi dari sistem biologis (Boozarjomehry, et al, 2005). JST (Jaringan Syaraf Tiruan) dapat melakukan banyak fungsi, diantaranya adalah dapat digunakan untuk memetakan ruang *input* ke ruang *output* (Behrooz & Boozarjomehry, 2017).

Menurut (Kusumadewi & Hartati , 2006) terdapat beberapa tipe jaringan syaraf, namun hampir semuanya memiliki komponen-komponen yang sama. Jaringan syaraf terdiri dari beberapa neuron, dan ada hubungan antara neuron tersebut untuk mentransformasikan informasi pada neuron yang lain. Pada jaringan syaraf, hubungan ini dikenal dengan bobot. Informasi (*input*) akan dikirim ke neuron dengan bobot kedatangan tertentu.

Chen et al (2016) menyatakan bawa setidaknya dalam jaringan syaraf tiruan memiliki tiga jenis lapisan (*layer*), yaitu sebuah *input layer*, sebuah *ouput layer*, dan beberapa *hidden layers*. Neuron di lapisan masukan mewakili molekul deskriptor yang terukur, sedangkan *neuron* pada lapisan *output* memprediksi sifat teknik yang berhubungan dengan karakteristik molekuler. Input neuron didistribusikan pada *hidden layers* secara berlanjut dan akhirnya ke lapisan *output* melalui koneksi bobot. Setiap *node* dalam jaringan beroperasi dengan menjumlahkan input tertimbang dan kemudian melewati hasil melalui fungsi aktivasi nonlinier.

Pendekatan jaringan syaraf tiruan terdiri dari 2 tahap, yaitu tahap *training* dan tahap klasifikasi (Chen, et al., 2016). Tujuan tahap *training* adalah untuk menentukan bobot jaringan yang terbaik dengan meminimalkan *error*. Setelah jaringan telah dilatih berdasarkan pengamatan ekperimental, fase klasifikasi akan memprediksi jaringan *output* pada setiap *input* dan bobot. Tahap klasifikasi terkesan sederhana dan disebut *forward propagation*, yang bertugas untuk memberikan *input* pada *hidden layer* untuk menentukan neuron tersembunyi dengan persamaan $H = f(A * X + \theta)$ dan kemudian maju merambat ke lapisan *output* untuk menghitung neuron *output* dengan persamaan $Y = f(B * H + \emptyset)$. Sedangkan proses *training*, disatu sisi lebih rumit dan dilakukan *back propagation* yang bertujuan untuk meminimalisir total kesalahan jaringan dengan menyesuaikan bobot, yaitu menunjuk ke arah yang akan paling cepat mengurangi kesalahan.

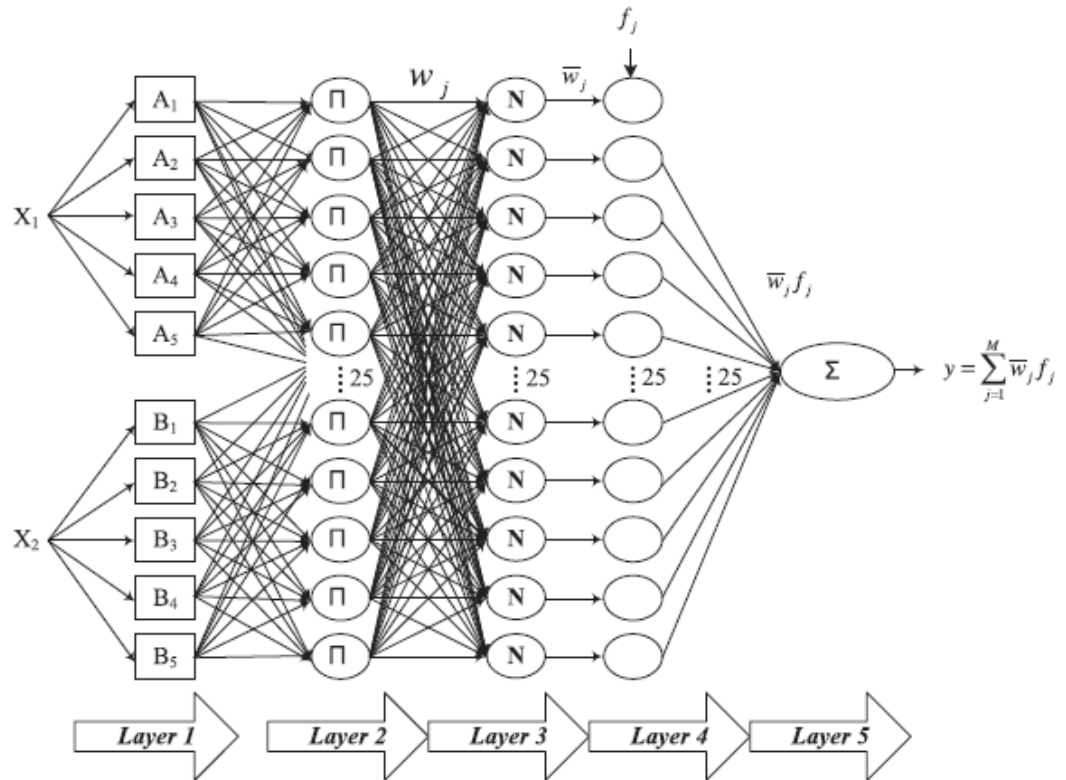
A.3 Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

Model Adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS) adalah sebuah arsitektur yang terdiri dari variabel *input-output* dan aturan dasar *fuzzy* dari tipe Takagi-Sugeno (Jang, 1993). Untuk penyederhanaan, diasumsikan bahwa kerangka ANFIS terdiri dari 2 *input*, yaitu x , y dan satu *output* yaitu z . Data entri dievaluasi oleh variabel linguistik (A_1 , B_1). Kombinasi linear dari nilai input dengan konstanta (r) digunakan untuk memperoleh *rule* pada setiap hasilnya. Selanjutnya, *rule set* yang terbentuk dapat dijelaskan sebagai berikut (Akkaya, 2016) :

$$\text{Rule 1 : If } x \text{ is } A_1 \text{ and } y \text{ is } B_1 \text{ then } z_1 = p_1x + q_1y + r_1$$

$$\text{Rule 2 : If } x \text{ is } A_2 \text{ and } y \text{ is } B_2 \text{ then } z_2 = p_2x + q_2y + r_2$$

Gambar 2.7 berikut adalah ilustrasi arsitektur dari ANFIS, yang terdiri dari 5 lapisan dengan fungsi yang berbeda :



Gambar 2. 7 Arsitektur ANFIS

Penjelasan pada masing-masing lapisan adalah sebagai berikut (Jang, 1993) :

Lapisan 1

Tujuan utama pada layer 1 adalah untuk memetakan variabel *input* yaitu x dan y ke dalam *fuzzy set* (Akkaya, 2016). Semua simpul i pada lapisan ini merupakan simpul adaptif terhadap parameter suatu fungsi aktivasi.

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \dots\dots\dots(2.7)$$

Dimana x merupakan *input* pada simpul i, dan *Ai* adalah label linguistik (kecil, besar, dan sebagainya) yang berhubungan dengan fungsi simpul. Dengan kata lain O_i^1 merupakan fungsi keanggotaan dari *Ai* dan menentukan derajat diberikannya x memenuhi quantifier *Ai*.

Lapisan 2

Setiap simpul dalam lapisan ini merupakan simpul yang nonadaptif (parameter tetap) yang disimbolkan dengan Π . Fungsi simpul ini adalah mengalikan setiap sinyal masukan yang datang dengan fungsi sebagai berikut :

$$A = \mu_{Ai}(x) X \mu_{Bi}(y), i = 1,2 \dots\dots\dots(2.8)$$

Tiap keluaran simpul menyatakan derajat pengaktifan (*firing strength*) tiap aturan *fuzzy*. Banyak simpul pada lapisan ini menunjukkan banyaknya aturan yang terbentuk. Fungsi perkalian yang digunakan adalah intepretasi kata hubung “and” engan menggunakan operator t-norm.

Lapisan 3

Lapisan setiap simpul pada lapisan ini adalah simpul nonadaptif dengan label N yang menampilkan fungsi derajat pengaktifan ternormalisasi (*normalized firing strength*) yaitu rasio keluaran simpul ke-i pada lapisan sebelumnya terhadap seluruh keluaran lapisan sebelumnya, dengan fungsi sebagai berikut :

$$w_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1,2 \dots\dots\dots(2.9)$$

Lapisan 4

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

$$O_i^4 = \varpi_i fi = \varpi_i (p_i x + q_i y + r_i) \dots\dots\dots(2.10)$$

Dengan ϖ_i adalah derajat perngaktifan ternormalisasi dari lapisan 3 dan parameter p, q, r menyatakan parameter konsekuen yang adaptif.

Lapisan 5

Pada lapisan ini hanya ada satu simpul yang bersifat *non adaptive* dengan label Σ yang fungsinya untuk menjumlahkan semua masukan. Fungsi simpul :

$$O_i^5 = overall\ output = \sum_i \varpi_i fi = \frac{\sum_i w_i fi}{\sum_i w_i} \dots\dots\dots(2.11)$$

ANFIS dalam cara kerjanya menggunakan algoritma belajar hibrida (Jang, 1993) yaitu menggabungkan metode LSE (*Least-squares Estimator*) yang dilakukan pada lapisan ke 4 dan EBP (*Error Back-Propogation*) yang dilakukan pada lapisan ke 1.

Pada lapisan pertama, parameternya merupakan parameter dari fungsi keanggotaan himpunan *fuzzy* yang sifatnya *non-linier* terhadap *output* sistem. Proses belajar pada parameter ini menggunakan metode EBP untuk memperbaharui nilai parameternya. Sedangkan pada lapisan ke-4, parameter merupakan parameter linier terhadap *output* sistem, yang menyusun basis kaidah *fuzzy*. Proses belajar untuk memperbaharui parameter di lapisan ini menggunakan metode LSE. Secara ringkas, Tabel 2.4 menunjukkan metode pembelajaran dalam ANFIS (Jang, 1993) :

Tabel 2. 4 Proses Pembelajaran ANFIS

	Arah Maju	Arah Mundur
Parameter Premis	Tetap	EBP
Parameter Konsekuen	Least-squares estimator	Tetap
Sinyal	Keluaran simpul	Sinyal Kesalahan

2.2 Kajian Induktif

Telah banyak yang melakukan penelitian mengenai peramalan polutan udara pada beberapa daerah di dunia. Kurt *et al* (2010) menggunakan metode *geographic forecasting model* dengan menggunakan *neural network* (GFM_NN) untuk memprediksi kadar polutan udara, yaitu SO₂, CO, dan PM₁₀ pada 3 hari kedepan. Data diambil dari 10 stasiun pemantauan kadar meteorologi di daerah Istanbul dengan variabel *input* temperatur pada siang hari, temperatur pada malam hari, kelembapan, kecepatan angin, arah angin dan tekanan. Hasilnya menunjukkan bahwa model *distance-based geographic* memberikan nilai *error* yang lebih kecil dibandingkan dengan model dasar tanpa mempertimbangkan area geografis sehingga model yang terbentuk dapat digunakan untuk memprediksi polusi udara.

Pan *et al* (2011) melakukan penelitian untuk menginvestigasi tren perubahan terhadap kualitas udara dan faktor-faktor yang mempengaruhinya di Tianjin, China. Metode yang digunakan adalah *grey dynamic model* untuk memprediksi kadar PM₁₀, SO₂, dan NO₂. Digunakan data rata-rata konsentrasi tahunan polutan tersebut pada tahun 2001-2009, 2002-2009, 2003-2009, dan 2005-2009. Hasilnya menunjukkan bahwa rata-rata *error* pada masing-masing polutan udara adalah sebesar 4,24%. Sedangkan faktor utama yang menyebabkan polutan udara adalah gas buangan industri (SO₂), debu pada keseluruhan kota (PM₁₀), dan debu industri (NO₂). Hingga tahun 2015, diprediksikan kualitas udara di China akan semakin membaik.

Lin *et al* (2011) mengembangkan suatu model untuk memecahkan permasalahan prediksi konsentrasi polutan udara dengan menggunakan *support vector regression* (SVR) yang dikombinasikan dengan prosedur algoritma *preprocessing* dan model *immune algorithms* (SVRLIA) untuk menghasilkan model prediksi yang lebih akurat. Objek penelitiannya adalah konsentrasi PM₁₀, NO_x dan NO₂ di Taiwan. Data yang digunakan adalah data konsentrasi PM₁₀, NO_x dan NO₂ dari January 1995 hingga 2008 yang dibagi menjadi 3 bagian utama, yaitu *training set*, *validation data set*, dan *testing data set*. Hasil menunjukkan bahwa dengan prosedur algoritma *preprocessing* dapat meningkatkan performansi peramalan, selanjutnya penggunaan metode IA (*immune algorithms*) dalam menentukan parameter SVM dapat meningkatkan akurasi peramalan

pada SVRLIA. Terbukti bahwa SVRLIA memiliki nilai MAPE yang lebih rendah dibandingkan dengan BPPN (*back-propagation neural network*), *seasonal autoregressive integrated moving average model* (SARIMA), dan *general regression neural networks* (GRNN).

Memprediksi kualitas udara juga telah dilakukan di Delhi, India oleh Kumar *et al* (2011) yang bertujuan memprediksi AQI (*air quality index*) harian pada 4 musim yang berbeda di Delhi dan didasarkan pada nilai AQI hari sebelumnya dan aspek meteorologi dengan menggunakan teknik *principal component regression* (PCR). Nilai AQI diestimasi dengan data historis tahun 2000-2006 terhadap beberapa konsentrasi polutan, yaitu *respirable suspended particulate matter* (RSPM), sulfur dioksida (SO₂), nitrogen dioksida (NO₂), dan *suspended particulate matter* (SPM). Variabel *input* yang digunakan adalah aspek meteorologi, seperti temperatur maksimum, temperatur minimum, *range* temperatur harian, kecepatan angin, arah angin, kelembapan, level tekanan, curah hujan, waktu penyinaran matahari, visibilitas, dan radiasi. Hasil menunjukkan bahwa model PCR memberikan hasil yang lebih baik pada musim dingin dengan tingkat error ternormalisasi (NMSE) sebesar 0,0058, sedangkan eror terbesar didapat pada musim hujan dengan NMSE sebesar 0,0418.

Elangasinghe *et al* (2014) menerapkan metode ANN untuk memprediksi kadar konsentrasi NO₂ di Auckland, Selandia Baru dengan delapan variabel, yaitu : kecepatan angin, arah angin, radiasi matahari, temperatur, kelembapan, dan juga jam dalam hari, hari dalam minggu, dan bulan dalam tahun untuk merepresentasikan variasi skala waktu. Hasilnya menunjukkan bahwa model ANN yang dikembangkan menungguli model regresi linear berdasarkan parameter *input* yang sama. Pendekatan yang diusulkan menggambarkan bagaimana teknik ANN dapat digunakan untuk mengidentifikasi variabel-variabel meteorologi pada skenario tertentu dengan nilai RMSE sebesar 7.07 μgm^{-3} .

Memprediksi salah satu konsentrasi polutan udara, yaitu PM₁₀ telah dilakukan oleh Cortina-Januchs *et al* (2015) dengan melakukan penelitian di salah satu kota terpadat di Mexico, yaitu Salamanca. Model yang dibuat untuk memprediksi konsentrasi PM₁₀ 24 jam berikutnya. Model yang diusulkan menggunakan kombinasi algoritma *clustering* dan

Multilayer Preceptron Neural Network. Data input yang digunakan adalah kecepatan angin, arah angin, temperatur, dan kelembapan dari tiga stasiun yang berbeda di Salamanca. Analisis *cluster* untuk menentukan hubungan konsentrasi PM₁₀ dengan variabel meteorologi. Hasil menunjukkan bahwa mengkombinasikan analisis *cluster* dengan ANN akan memberikan kapasitas generalisasi yang lebih baik dibandingkan dengan *simple ANN* dan *multiple linear regression*.

Peramalan konsentrasi PM₁₀ juga pernah dilakukan oleh Paschalidou *et al* (2011) dengan menggunakan dua tipe ANN, yaitu teknik *multilayer perceptron* (MLP) dan *radial basis function* (RBF) juga PCRA (*Principal Component Regression Analysis*) untuk memprediksi konsentrasi tiap jam PM₁₀ di 4 daerah yang berbeda di Cyprus, yaitu Larnaca, Limasso, Nicosia, dan Paphos. Model input dikembangkan dari aspek meteorologi, yaitu temperatur, tekanan barometrik, kelembapan, kecepatan angin, arah angin, dan radiasi sinar matahari dengan menggunakan data historis 2 tahun dari July 2006 hingga Juni 2008. Hasil menunjukkan bahwa model MLP NN memberikan performansi peramalan terbaik dengan nilai R² berada diantara 0,65-0,76, dibandingkan dengan nilai R² dari RBF NNs sebesar 0,37-0,43 dan PCRA sebesar 0,33-0,38.

Durão *et al* (2016) melakukan peramalan terhadap konsentrasi ozon (O₃) untuk k jam kedepan (k = 1,8,12,24) dengan mengkombinasikan data meteorologi (temperatur, kecepatan angin, durasi penyinaran matahari, kelembapan, curah hujan, temperatur ketika 970hPa, kecepatan angin ketika 970hPa, dan tinggi *boundary layer height*), kualitas udara, dan data emisi industri dari tiga stasiun pemantauan di Sines Portuguese. Metode dalam peramalan yang digunakan adalah klasifikasi dan teknik *regression trees* untuk menentukan prediktor O₃ sedangkan model *multilayer perceptron* digunakan untuk peramalan kadar O₃ pada masing-masing stasiun peramalan. Hasilnya menunjukkan bahwa model yang terbentuk memiliki tingkat akurasi sebesar 70% untuk memprediksi kadar O₃ 24 jam kedepan dan memberikan akurasi sebesar 99% untuk memprediksi kadar O₃ pada 1 jam berikutnya.

Peramalan terhadap ozon (O₃) juga telah dilakukan oleh Mishra *et al* (2016) di New Delhi, India. Penulis menggunakan delapan variabel *input* untuk meramalkan kadar ozon (O₃) di udara, yaitu temperatur, tekanan, arah angin, titik embun, visibilitas, dan

kelembapan udara. Metode yang digunakan adalah *neuro-fuzzy (NF)* dan hasilnya menunjukkan bahwa tingkat *error* yang dihasilkan dengan menggunakan metode NF lebih kecil dibandingkan dengan metode MLR (*multilinear regression*) dan ANN (*artificial neural network*) sehingga metode NF merupakan metode yang memberikan hasil yang menjanjikan dan memberikan tingkat prediksi yang sangat efektif.

Pembentukan model peramalan kadar O_3 (*Ozone*) di Jeddah, Saudi Arabia telah dilakukan oleh Taylan (2016). Taylan menggunakan pendekatan ANFIS untuk mengetahui faktor perifer terhadap kualitas udara dan polusi yang timbul karena tingkat *ozone* di Jeddah. Data yang digunakan adalah sebanyak 400 data, dimana 200 data digunakan untuk *training set*, 100 data untuk *checking*, dan sisanya untuk menguji model ANFIS. Input prediktor yang digunakan adalah kadar nitrogen oksida (NO), tekanan, suhu, dan kelembapan. Hasil menunjukkan bahwa model ANFIS merupakan pendekatan yang komprehensif untuk mengestimasi dan mengukur level *ozone*.

Vlachogianni *et al* (2011) melakukan evaluasi terhadap model *multiple regression* yang digunakan untuk meramalkan konsentrasi NO_x dan PM_{10} hari berikutnya (24 jam) di Atena dan Helsinki dengan *input* data atau prediktornya adalah temperatur, kecepatan dan arah angin, panjang Moniv-Obukhov dan kelembapan. Penulis membandingkan beberapa model prediksi dan melakukan evaluasi dengan parameter statistik. Hasilnya menunjukkan bahwa prediktor terbaik untuk memprediksi kadar NO_x dan PM_{10} adalah kecepatan angin dan panjang Moniv-Obukhov. Di Atena, *index of agreement* pada NO_x adalah sebesar 0,77-0,85 pada musim panas dan 0,69-0,72 pada musim dingin. Sedangkan di Helsinki, nilai IA adalah sebesar 0,32-0,82 pada musim panas dan 0,67-0,86 pada musim dingin. Hasilnya menunjukkan bahwa model ANN memberikan hasil yang sedikit lebih baik dibandingkan dengan metode MLR.

Peramalan terhadap kadar $PM_{2,5}$ pernah dilakukan oleh Cobourn (2010) dengan menggunakan model *nonlinear regression (NLR)* dan *back-trajectory* yang digunakan untuk area metropolitan Louisville, Kentucky, USA. Model yang dikembangkan digunakan untuk meramalkan kualitas udara pada musim panas, yaitu untuk bulan Mei ke September. *Input* dalam penelitian ini adalah kecepatan angin, tempertur, titik cair, dan temperatur harian maksimum serta temperatur harian minimum periode tahun 2003-

2008. Hasilnya menunjukkan bahwa model yang menggunakan *back-trajectory* memiliki nilai *mean absolute error* yang lebih rendah dan memiliki nilai deteksi yang paling baik.

Selain itu, Perez *et al* (2016) melakukan permalan terhadap kadar PM_{2.5} di Santiago, Chile dengan mempertimbangkan beberapa *input* yaitu kecepatan angin, kelembapan, konsentrasi PM_{2.5} dan PM₁₀ ketika jam 6 dan 7 malam tahun 2010 dan 2011 sebagai *training set* dan tahun 2012 sebagai *testing set*. Penelitian ini menggunakan metode *multilayer neural network*. Hasilnya menunjukkan bahwa peramalan kadar PM_{2.5} pada malam hari memiliki nilai *error* yang lebih kecil dibandingkan dengan peramalan untuk siang hari. Nilai *error* pada model prediksi yang dibangun adalah sebesar 30%. Penulis berpendapat bahwa model peramalannya dapat diterapkan pada daerah yang memiliki kondisi geografis dan kondisi meteorologi yang hampir sama dengan Santiago, Chile.

Poggi (2011) melakukan penelitian mengenai peramalan statistik terhadap konsentrasi kadar harian PM₁₀ di Kota Rouen, Perancis dengan menggunakan data bulan Desember ke Maret pada tahun 2004 ke tahun 2009. Model terbentuk dari musim dingin di tahun 2005/2005 ke 2007/2008 sebagai *training set* dan data tahun 2008/2009 digunakan sebagai *testing data*. Variabel input sebagai prediktor yang digunakan adalah temperatur minimum, maksimum, dan rata-rata harian, total curah hujan, rata-rata tekanan harian, kecepatan dan arah mata angin. Dalam penelitian ini, penulis membandingkan hasil dari 3 metode, yaitu *persistence*, *generalized additive nonlinear models* dan *clusterwise linear models*. Hasilnya menunjukkan bahwa dengan menggunakan *clusterwise linear models*, model prediksi yang dihasilkan sangat baik.

Xu *et al* (2017) mengembangkan sistem peringatan dini mengenai kualitas udara pada 3 kota yang ada di China, yaitu : Harbin, Chongqing, dan Taiyuan. Yunzhen mengembangkan model prediksi terhadap beberapa kadar polutan udara, yaitu PM_{2.5}, PM₁₀, SO₂, NO₂, CO, dan O₃ dengan menggunakan model ICEEMD (*improved complete ensemble empirical mode decomposition*)–WOA (*whale optimization algorithm*)–SVM (*support vector machine*). Hasilnya menunjukkan bahwa metode ICEEMD merupakan metodel yang menjanjikan untuk masalah peramalan dan dapat meningkatkan kinerja dengan menyederhanakan kompleksitas data.

Dari pemaparan di atas, peramalan terhadap konsentrasi polutan udara telah banyak dilakukan dengan berbagai metode, seperti ANN, *nonlinear regression* (NLR), *back-trajectory*, *clusterwise linear models*, *multiple regression model*, dan beberapa metode lainnya. Perbedaan penelitian ini dengan penelitian yang telah dilakukan adalah penggunaan metode peramalan yang digunakan. Dalam penelitian ini, metode peramalan yang digunakan adalah ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*). Selain itu, variabel prediktor yang digunakan adalah suhu udara, kelembapan, dan kecepatan angin, dengan variabel *output* yang tidak hanya konsentrasi PM₁₀, O₃, NO₂ namun juga Pb (timah hitam), SO₂ (sulfur dioksida) dan HC (Hidrokarbon). Perbedaan lainnya adalah objek penelitian, yaitu di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta. Sedangkan persamaannya adalah tujuan yang ingin dicapai, yaitu terbentuknya model peramalan konsentrasi polutan udara.

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Identifikasi Masalah

Polusi udara merupakan masalah bagi negara berkembang dan diyakini dapat menimbulkan korban yang banyak. Sebuah studi menunjukkan bahwa polutan udara menyebabkan 1,2% total kematian di dunia dan mengakibatkan kematian dini pada setiap tahunnya, diantara kematian yang disebabkan oleh polutan udara, hampir 50% nya terjadi di negara berkembang. Pada tahun 2012, Indonesia merupakan negara dengan korban polutan udara tertinggi ke-4 di dunia. Salah satu provinsi di Indonesia yang memiliki korban akibat polutan udara terbanyak adalah provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta. Pada penelitian ini, identifikasi masalah dilakukan pada kadar polutan udara di provinsi D.I. Yogyakarta agar dapat memberikan *early warning* kepada masyarakat untuk mengurangi dampak bahaya dari polutan udara.

3.2 Perumusan Masalah

Penelitian ini akan mengembangkan sebuah model prediksi kadar polutan udara di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta yang meliputi : sulfur dioksida (SO_2), nitrogen dioksida (NO_2), ozon (O_3), hidrokarbon (HC), timah hitam (Pb), dan debu diameter (PM_{10}) yang dipengaruhi oleh variabel meteorologi atau aspek fisika yang meliputi suhu udara, kelembapan, dan arah angin. Model prediksi yang terbentuk dapat digunakan untuk memberikan *early warning* bagi penduduk di wilayah provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta dalam menentukan tindakan agar dampak dari polutan udara dapat diminimalisasi.

3.3 Kajian Literatur

3.3.1 Pencemaran Udara

Diberikan gambaran umum mengenai beberapa pengertian pencemaran udara dari beberapa sumber dan baku mutu kualitas udara yang ditetapkan di Indonesia.

3.3.2 Bahan Pencemar Udara

Pada bagian ini, akan disajikan informasi seperti pengertian dan gangguan-gangguan yang mungkin akan dirasakan oleh manusia terhadap beberapa polutan udara, yaitu seperti : NO₂, SO₂, O₃, Pb, HC, dan PM₁₀. Informasi diperoleh dari artikel di internet dan beberapa *journal* ilmiah terkait.

3.3.3 ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System)

ANFIS merupakan metode yang digunakan dalam penelitian ini. Metode ANFIS menggabungkan *Artificial Neural Network* dan *Fuzzy Logic* dimana *Neural Network* akan mengenal pola dan menyesuaikan terhadap perubahan pola, sedangkan *Fuzzy Logic* menggabungkan pengetahuan manusia dan menarik kesimpulan dari pengetahuan tersebut hingga sampai membuat keputusan.

3.4 Metode Pengumpulan data

Terdapat dua metode pengumpulan data dalam penelitian ini, yaitu :

a. Data Historis

Untuk membentuk model prediksi kadar polutan udara di provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta, diperlukan adanya data historis. Data yang diperlukan adalah data kadar polutan yang meliputi kadar sulfur dioksida (SO₂), nitrogen dioksida (NO₂), ozon (O₃), hidrokarbon (HC), timah hitam (Pb), dan debu diameter (PM₁₀) yang diperoleh dari Badan Lingkungan Hidup Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta. Selain itu, diperlukan data aspek meteorologi yang meliputi suhu udara, kelembapan, arah angin, dan kecepatan angin dari

departemen yang sama. Data yang digunakan dalam proses pembentukan model prediksi adalah data tahun 2009 hingga tahun 2015.

b. Kajian Literatur

Kajian literatur dilakukan untuk menemukan informasi mengenai isu-isu permasalahan polusi udara, penelitian terkait pembentukan model prediksi kadar polutan udara, dan kajian mengenai metode yang akan digunakan, yaitu ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*) dari berbagai macam sumber, seperti: *journal*, *proceeding*, buku, dan internet.

3.5 Pengolahan Data

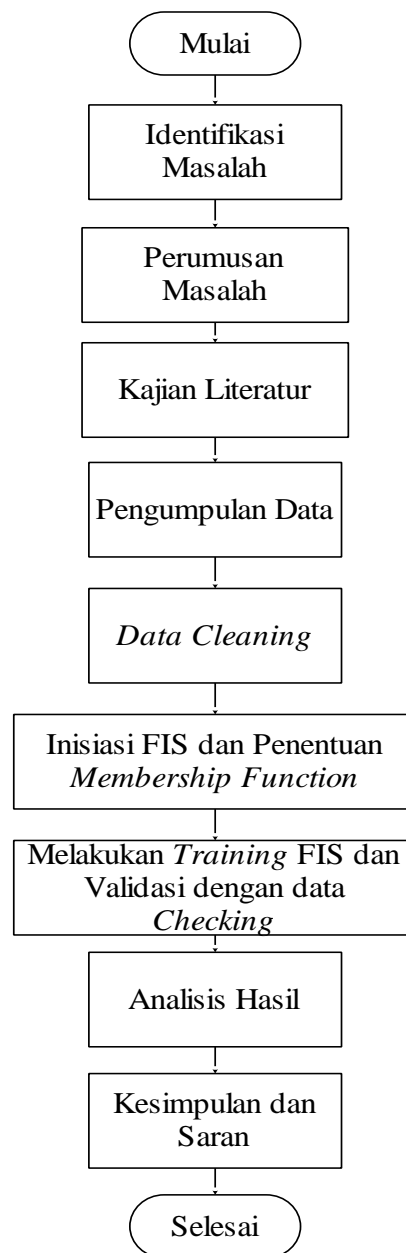
Untuk membentuk model prediksi konsentrasi polutan udara di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta, terdapat beberapa tahap yang harus dilalui:

1. Dilakukan proses *cleaning data* yaitu menghapus data yang memiliki nilai dengan variansi yang besar.
2. Pembagian data menjadi dua kelompok besar, yaitu data untuk *training set* dan *checking set*. Data dari *training set* digunakan untuk membentuk model, sedangkan *checking set* digunakan untuk mengecek tingkat *error* yang dihasilkan dari model yang telah dibentuk dari *training set* (proses validasi).
3. Dilakukannya inisiasi *fuzzy inference system* dari permasalahan yang diangkat, yang meliputi tipe *membership function* dan jumlah *membership function*.
4. Menentukan *membership function* pada masing-masing *input* dengan mendefinisikan *fuzzy valuesnya* yang berasal dari pendapat *expert*.
5. Melakukan pelatihan ANFIS dengan menentukan *error tolerance* yang merupakan batas berhenti untuk melatih FIS dan menentukan jumlah *epoch* yang merupakan jumlah iterasi.
6. Pengujian pasca pelatihan FIS untuk menghitung *mean absolute deviation* pada data *training* dan data *checking*. Hal ini dimaksudkan untuk menguji proses pelatihan yang dilakukan sebelumnya, apakah ANFIS dapat mempelajari pola dengan baik.

7. Melakukan pengujian pasca pelatihan FIS ulang apabila MAD yang terbentuk masih sangat besar dan memiliki *gap* yang besar antara *training* dan *checking* dengan membuang data penyebab deviasi atau *error*.
8. Membandingkan *output* hasil prediksi dengan menggunakan ANFIS dengan data *real* untuk menghitung akurasi hasil prediksi.

3.6 Alur Penelitian

Agar penelitian ini terarah, Gambar 3.1 menunjukkan alur penelitian yang digunakan :



Gambar 3. 1 Alur Penelitian

3.7 Analisis Hasil

Pada tahap awal akan dilakukan analisis terhadap data yang digunakan untuk membangun model prediksi konsentrasi polutan udara yang bertujuan untuk memberikan informasi singkat penyebab *error* yang mungkin terjadi. Selanjutnya akan dipaparkan proses penentuan rasio antara data *training* dan *checking* serta penentuan anggota pada masing-masing kelompok data. Pada tahap akhir akan dilakukan evaluasi hasil prediksi konsentrasi polutan udara di Provinsi D.I. Yogyakarta dan cara untuk meminimalisasi *gap* yang terjadi pada *mean absolute deviation* yang besar antara data *training* dan data *checking*.

3.8 Kesimpulan dan Saran

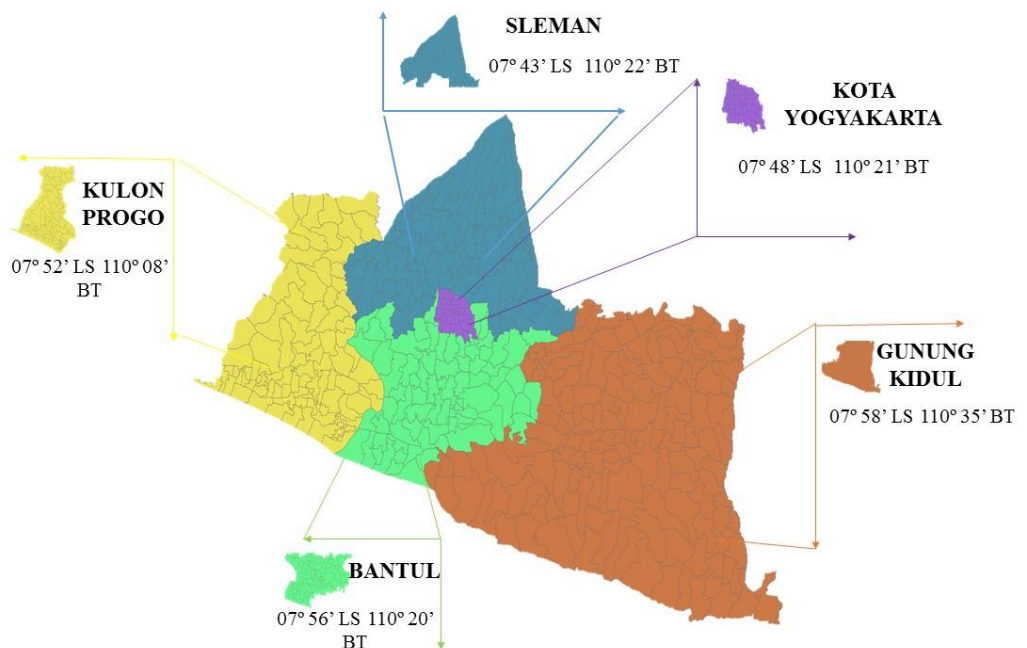
Kesimpulan pada penelitian ini adalah proses kerja untuk membangun model prediksi konsentrasi polutan udara di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta, *error tolerance* dan jumlah *epoch* yang digunakan, cara membagi data *training* dan *checking*, alasan ketidakstabilan dalam proses pembelajaran FIS, dan penjabaran nilai MAD sebelum dan sesudah dilakukan pembersihan data. Saran juga tersedia untuk studi lanjutan penelitian yang akan datang (*future research*).

BAB IV

PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA

4.1 Data Udara Ambien

Dalam penelitian ini, data udara ambien yang meliputi konsentrasi Nitrogen Dioksida (NO_2), Sulfur Dioksida (SO_2), Karbon Monoksida (CO), Timah hitam (Pb), Hidrokarbon (HC), dan Debu Diamter 10 (PM_{10}) diperoleh dari arsip yang dimiliki oleh Badan Lingkungan Hidup (BLH) Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta dari tahun 2009 hingga 2015. Selain itu, aspek fisika yang mempengaruhi konsentrasi udara ambien ini, yang meliputi suhu udara, kelembapan, dan kecepatan angin juga disediakan oleh instansi yang sama. Data diambil dari 30 titik yang tersebar di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta, yaitu Kabupaten Sleman, Kota Yogyakarta, Kabupaten Bantul, Kabupaten Kulon Progo, dan Kabupaten Gunung Kidul. Gambar 4.1 menyajikan peta lokasi pengambilan data udara ambien dan aspek fisika sedangkan Tabel 4.1 menyajikan lokasi secara spesifik pengambilan *sample*.



Gambar 4. 1 Peta Objek Penelitian

Tabel 4. 1 Lokasi pengambilan sample polutan udara

No.	Lokasi	Kode Lokasi	Kabupaten / Kota
1.	Depan ruko Bayeman Jl. Wates	L1	Bantul
2.	Depan Kantor Kecamatan Jetis Jl. Diponegoro	L2	Bantul
3.	Depan Ruko Janti Jl. Laks. Adisucipto yogyakarta Adisucipto	L3	Sleman
4.	Jl. Magelang KM 4.6 depan TVRI. Rogoyudan. Sinduadi. Mlati	L4	Sleman
5.	Depan Kantor Hotel Tentrem (Ex Pizza Hut) Jl. Jend. Sudirman	L5	Yogyakarta
6.	Depan Mirota Godean Jalan Godean Km.12	L6	Sleman
7.	Depan Hotel Matahari Jl. Parangtritis	L7	Bantul
8.	Depan Hotel Shapir Jl. Laks. Adisucipto	L8	Sleman
9.	Depan RS PKU Muhammadiyah Yogyakarta	L9	Yogyakarta
10.	Depan Kampus STTL Jl. Janti Km.4 Gedong Kuning	L10	Bantul
11.	Depan Pasar Beringharjo Jl. Jend. A. Yani 16	L11	Yogyakarta
12.	Depan Mirota Kampus. Jl. C Simanjuntak	L12	Yogyakarta
13.	Depan Pasar sepeda Jl. Menteri Supeno	L13	Yogyakarta
14.	Depan Toko Besi Selatan Dongkelan Jl. Bantul	L14	Bantul
15.	Depan Bekas Kantor Merapi Golf Jl. Kaliurang Yogyakarta	L15	Sleman
16.	Depan GKBI Medari Sleman	L16	Sleman
17.	Simpang Empat Deggung. Beran. Jl. Magelang Yogyakarta	L17	Sleman
18.	Simpang Empat Ngeplang Sentolo	L18	Kulon Progo
19.	Simpang Tiga Toyan	L19	Kulon Progo
20.	Simpang Lima Karangnongko Wates	L20	Kulon Progo
21.	Simpang Tiga Terminal Wates	L21	Kulon Progo
22.	Perempatan Wojo Jl. Imogiri Bara	L22	Bantul
23.	Perempatan Druwo Jl. Parangtritis	L23	Bantul
24.	Perempatan Gose Jl. Bantul Yogyakarta	L24	Bantul
25.	Depan UPN Seturan JL. Ring Road Utara	L25	Sleman
26.	Depan Kecamatan Pathuk. Wonosari	L26	Gunungkidul
27.	Perempatan Gading Wonosari	L27	Gunungkidul
28.	Simpang Empat. Siyono. Wonosari	L28	Gunungkidul
29.	Terminal Wonosari	L29	Gunungkidul
30.	Perempatan RSUD Wonosari	L30	Gunungkidul

Jumlah data yang dapat diolah dan telah mengalami *pre-processing data* adalah sebesar 186, yang akan dibagi menjadi *training* dan data *testing* untuk menguji tingkat akurasi.

Berdasarkan hasil wawancara dan diskusi dengan ketua sub-bidang pengujian lingkungan Balai Hiperkes dan Keselamatan Kerja Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta, dilakukan pengelompokan data yang menjadi input untuk memprediksi

konsentrasi polutan udara di Provinsi Daerah Yogyakarta. Terdapat tiga variabel *input*, yaitu suhu, kecepatan angin, dan kelembapan sebagai nama himpunan *fuzzy*. Secara lengkap disajikan melalui tabel 4.2 berikut:

Tabel 4. 2 Variabel Inputan

Variabel	Nama Himpunan Fuzzy	Fuzzy Value	Satuan
Suhu	Rendah	[24-30]	°C
	Sedang	[28-32]	
	Tinggi	[31-37]	
Kelembapan	Kering	[14-46]	% (Persentase)
	Sedang	[44-70]	
	Lembab	[68-90]	
Kecepatan Angin	Rendah	[0,30-1,70]	m/s
	Tinggi	[1,50-4,00]	

Berdasarkan hasil wawancara dengan Balai Hiperkes dan Keselamatan Kerja, penentuan bilangan *fuzzy* ini didasari oleh beberapa alasan. Variabel kelembapan merupakan variabel dominan penyebab konsentrasi polutan udara dan dapat menyebabkan reaksi kimia. Semakin tinggi nilai suhu maka udara akan semakin kering dan kelembapan semakin rendah.

Nilai suhu rendah dengan *range* 24-30°C ditetapkan karena pada suhu tersebut, manusia dapat bekerja dan beraktivitas dengan nyaman, hal ini selaras dengan nilai ambang batas yang telah ditetapkan. Sedangkan mulai dari suhu 31°C, termasuk kategori tinggi karena pada suhu ini, akan mempengaruhi susunan kimia pada polutan udara yang diakibatkan karena reaksi kimia pada sulfur (S).

Sedangkan pada variabel kelembapan, negara Indonesia termasuk dalam negara tropis dengan rata-rata kelembapan relatif berkisar 65-95%, efek dari hidup di negara tropis adalah akan mengakibatkan dehidrasi, karena peningkatan suhu udara. Sedangkan kelembapan dikatakan kering yaitu kelembapan dengan nilai sama dengan dibawah 46%, karena pada nilai ini, gangguan-gangguan pada tubuh mulai muncul, seperti bibir pecah-pecah dan kulit menjadi kering. Tingkat kelembapan 44-70% merupakan kelembapan yang cenderung aman bagi tubuh dan hanya akan memberikan efek minor pada kesehatan.

Pada kecepatan angin, nilai *fuzzy* dibedakan menjadi dua, yaitu rendah dan tinggi. Kecepatan angin dapat dikatakan tinggi bila nilai ukur mencapai 1,5 m/s. Hal ini dikarenakan mulai pada kecepatan 1,5 m/s, manusia tidak merasa nyaman dengan lingkungan kerja. Sedangkan *range* 1,5-1,7 m/s termasuk dalam kecepatan kategori tinggi namun masih dapat diterima oleh tubuh.

Data yang diperoleh akan dibagi menjadi 2 kelompok besar, yaitu *training set* yang digunakan untuk membangun model prediksi, dan *testing set* untuk menghitung tingkat akurasi model yang dibentuk (Leskovec, et al., 2013). Tidak terdapat aturan pasti dalam penentuan rasio antara *training* dan *testing set*, namun berdasarkan penelitian oleh Dobbin dan Simon (2011) penentuan rasio didasarkan pada jumlah *sample* yang tersedia. Penentuan strategi yang umum adalah dengan mengalokasikan 2 per 3 atau 1 per 2 dari data untuk *training set* dengan jumlah dataset yang proporsional ($n \geq 100$). Untuk itu, dalam penelitian ini, sebelum memutuskan proporsi atau rasio antara *training* dan *testing set* akan dilakukan perbandingan *error*. Tabel 4.3 menyajikan data yang digunakan:

Tabel 4. 3 Data Udara Ambien 2009-2015

No	Bulan	Tahun	Lokasi	Suhu udara	Kelembaban	Kecepatan angin	Data Real NO2	SO2	Ozon (O3)	Timah hitam (Pb)	Hidrocarbon (HC)	Debu diameter 10 (PM,10)
1	Sept	2009	L3	32,5	42,6	1,9	30,7	21	4	0,2	82,7	53,3
2	Maret	2009	L5	33,6	51,8	1,3	15,3	23,6	6	0,2	108,1	63,9
3	Sept	2009	L5	32,2	47,7	1,3	17,3	26,4	5	0,2	95,4	55,9
4	Sept	2009	L11	31,8	49	0,9	27	88,2	10	0,4	112,4	111,5
5	Sept	2009	L15	30,8	46,3	1,5	14,6	21,3	13	0,3	117,1	41,9
6	Maret	2009	L19	34,3	48,5	2,2	10,4	42,5	8	0,4	42,4	53,2
7	Sept	2009	L19	30,2	53,3	2,4	12,1	40,9	9	0,4	79,2	58,1
8	Maret	2009	L21	34,6	44,6	1,4	11,8	19	5	0,4	50,3	68,9
9	Sept	2009	L21	30,6	52,3	2,1	15,8	20	6	0,3	71,5	65,8
10	Maret	2009	L23	34,3	49,7	1,4	14,6	22	4	0,5	64,4	59,3
...
...
...
...
...
...
...
...
...
183	Agustus	2015	L23	33,5	43,2	1,1	29,9	46,7	21,2	0,3	30,3	47,8
184	Agustus	2015	L25	31,4	43,2	1,4	27,3	23,8	22,7	0,4	37,3	52,2
185	Maret	2015	L27	31,5	43	1,7	33,7	43,1	12,8	0,3	35	20,9
186	Agustus	2015	L27	31,5	38	1,3	33,4	30,6	16,8	0,8	19	30,6

4.2 *Preprocessing Data*

Mempersiapkan data adalah tahapan *preprocessing* yang sangat penting, karena kualitas dari *input* data sangat berpengaruh terhadap kualitas *output* analisis yang dihasilkan (Junaedia, et al., 2011). Menurut Han dan Kamber (2011) terdapat beberapa jenis persiapan data yang dilakukan, diantaranya :

1. Data Cleaning

Data yang ada di dunia ini cenderung untuk tidak lengkap, *noisy*, dan tidak konsisten. Pada data polutan udara, data yang ekstrim dari nilai rata-rata akan dihilangkan dan tidak digunakan dalam pemrosesan data.

2. Reduksi Data

Teknik reduksi data dapat diterapkan untuk mendapatkan representasi dari data dengan volume yang lebih kecil, namun tetap menjaga integritas dari data yang asli. Pada data polutan udara, tidak semua aspek fisika dipergunakan untuk menggunakan model, variabel yang dihilangkan adalah arah angin dan cuaca.

3. Diskritisasi Data

Teknik diskritisasi data dapat digunakan untuk membagi data menjadi interval. Label di interval tersebut dapat digunakan untuk menggantikan angka data yang sebenarnya. Tujuannya adalah untuk mengurangi dan menyederhanakan data aslinya. Pada penelitian ini, dilakukan diskritisasi data pada variabel *input*, yaitu suhu udara, kecepatan angin, dan tingkat kelembapan yang dibagi menjadi tiga kelas, yaitu sedang, rendah, dan tinggi.

4.3 *Processing Data*

Pada tahap ini, akan dipaparkan langkah-langkah untuk membuat model prediksi konsentrasi polutan udara di Indonesia yang dibagi menjadi 7 bagian, yaitu model prediksi untuk : NO₂, SO₂, O₃, Pb, HC, PM₁₀ dengan menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* dan *subtractive clustering* pada *software* Matlab.

4.3.1 Penentuan Rasio *Training* dan *Testing Set*

Terdapat beberapa mekanisme pengujian dalam penentuan rasio antara *training* dan *testing set* dengan menguji model prediksi untuk NO₂ dan O₃. Data akan dipilih secara acak dengan ketentuan bahwa data *training* merupakan data yang memiliki nilai paling rendah dan paling tinggi sebagai *inputan*, hal ini bertujuan agar pada proses pembelajaran pola data, nilai yang digunakan untuk *testing set* berada pada *range* yang telah dipelajari sebelumnya pada *training set* sehingga *rule* yang terbentuk menjadi lebih baik. Berikut adalah mekanisme yang dijalankan:

1. Perbandingan antara data *training* dan data *testing* adalah 67:33.
2. Perbandingan antara data *training* dan data *testing* adalah 50:50.

Dalam penelitian ini, dipergunakan jumlah *epoch* 70,80, dan 90 kemudian akan dihitung nilai rata-rata *error* pada masing-masing mekanisme pengujian. Tabel 4.4 menyajikan hasil pengujian dengan konsentrasi NO₂:

Tabel 4. 4 Hasil Perbandingan Error untuk NO₂

No	Mekanisme Pengujian	Jumlah Epoch	Error yang Dihasilkan	Rata-Rata Error
1.	Pertahun – 2/3 <i>Training</i>	70	8,1	8,06
		80	8,06	
		90	8,02	
2.	Pertahun – 1/2 <i>Training</i>	70	4,98	4,88
		80	4,87	
		90	4,79	

Sebelum memutuskan menggunakan mekanisme 2, akan diuji kembali keempat mekanisme dengan *output* yang berbeda, dipilih salah satu konsentrasi yaitu O₃. Tabel 4.5 berikut menunjukkan hasil perbandingan *error* yang dihasilkan konsentrasi O₃:

Tabel 4. 5 Hasil Perbandingan Error untuk O3

No	Mekanisme Pengujian	Jumlah Epoch	Error yang Dihasilkan	Rata-Rata Error
1.	Pertahun – 2/3 <i>Training</i>	70	4,14	4,09
		80	4,09	
		90	4,03	
2.	Pertahun – 1/2 <i>Training</i>	70	3,85	3,79
		80	3,79	
		90	3,72	

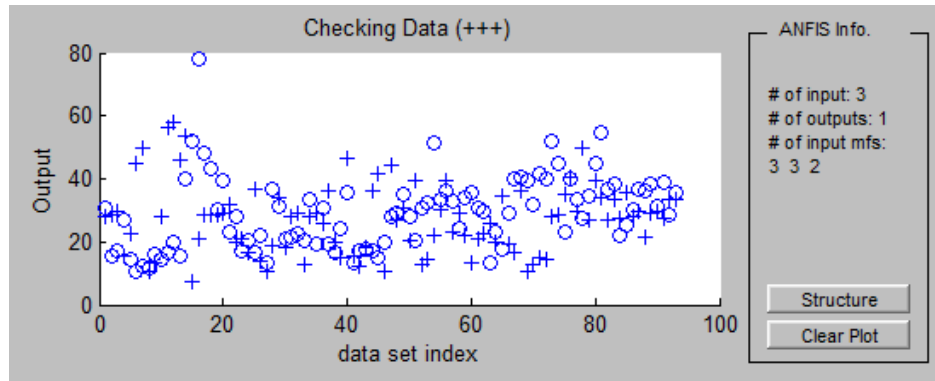
Dari tabel di atas, mekanisme ke 2 yaitu pembagian antara *training* dan *testing* data sebesar 50:50 menghasilkan error yang lebih kecil dibandingkan rasio 67:33. Untuk itu, dalam penelitian ini, akan digunakan mekanisme ke-2 untuk membangun model prediksi konsentrasi polutan udara di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta.

4.3.2 Model Prediksi Konsentrasi NO₂ (Nitrogen Dioksida)

Untuk memprediksi konsentrasi NO₂ digunakan suhu udara, kelembapan, dan kecepatan angin sebagai inputan dan konsentrasi NO₂ sebagai *output*. Berikut adalah langkah-langkahnya :

1. Load Data untuk *Training* dan *Testing* set

Pada tahap awal, dilakukan pemanggilan ANFIS GUI dengan mengetikkan >> *anfisedit* dan masukkan data yang akan *ditraining* dan data untuk *testing*. Untuk menginput *training data*, pada bagian load data, pilih *training*, sedangkan untuk menginput data pengecekan, pilih *checking data*. Data yang diinputkan merupakan data yang terdiri dari beberapa *input* dan satu *output*. Gambar 4.2 merupakan hasil pada ANFIS GUI apabila *training* dan *checking data* telah dimasukkan, simbol “o” melambangkan *training data*, sedangkan simbol “+” melambangkan *checking data*.



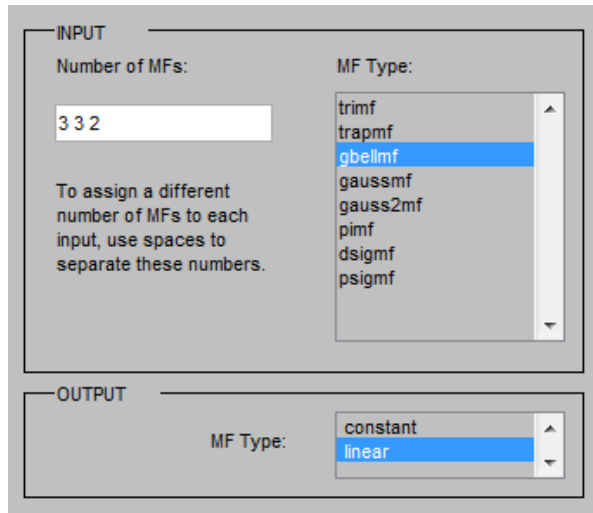
Gambar 4. 2 Plot Training dan checking data

Pada sisi kanan atas terdapat informasi ANFIS dengan keterangan sebagai berikut:

- # of inputs: 3 → menyatakan jumlah variabel *input*, yaitu sebanyak 3 variabel.
- # of outputs: 1 → menyatakan jumlah variabel *output*, yaitu sebanyak 1 variabel.
- # of input mfs : 3 3 2 → menyatakan jumlah *membership function* untuk data *inputan*.

2. Inisiasi FIS (Fuzzy Inference System)

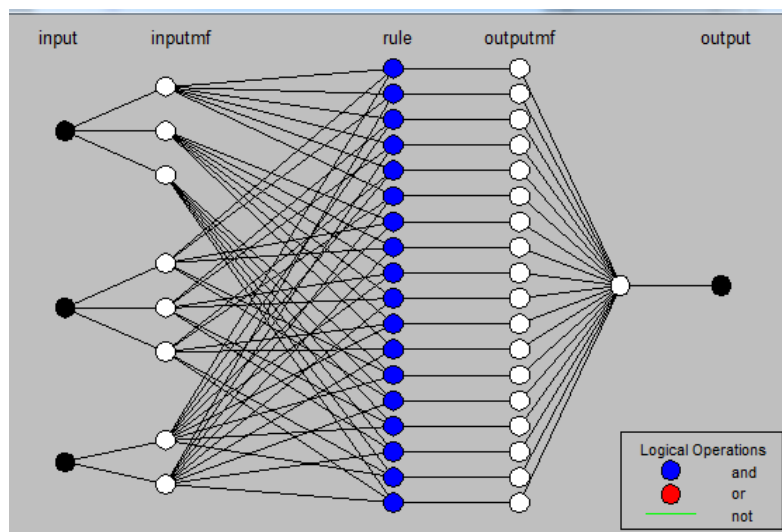
Inisiasi ini bertujuan untuk menentukan harga awal parameter-parameter fungsi keanggotaan dalam FIS. Cara untuk *generate* FIS adalah dengan memilih *grid partition* dan klik *generate FIS* dan akan muncul seperti Gambar 4.3. Pada bagian *number of MF's* diisi dengan 3 3 2, yang menyatakan bahwa terdapat 2 variabel data *input* yang masing-masing variabel memiliki 3 *fuzzy value* dan 1 variabel dengan data inputan sebanyak 2 *fuzzy value*. Untuk MF *type input* pilih *gbellmf* yang menyatakan tipe keanggotaannya adalah *gbell*, hal ini karena ada pembatasan pada ANFIS yang memiliki tipe keanggotaan *gbell*. Sedangkan untuk MF *Type output*, pilih *linear* karena fungsi anfis hanya bekerja pada FIS tipe Sugeno yang berarti fungsi keanggotaan *output* berupa suatu persamaan garis



Gambar 4. 3 Jendela Grid Partition pada FIS

3. Struktur ANFIS

Untuk menampilkan struktur ANFIS dapat dilakukan pada menu *ANFIS information*, dan pilih *structure*. Gambar 4.4 menunjukkan struktur ANFIS untuk kasus pembentukan model prediksi konsentrasi NO₂ :



Gambar 4. 4 Struktur ANFIS dengan NO2 sebagai output

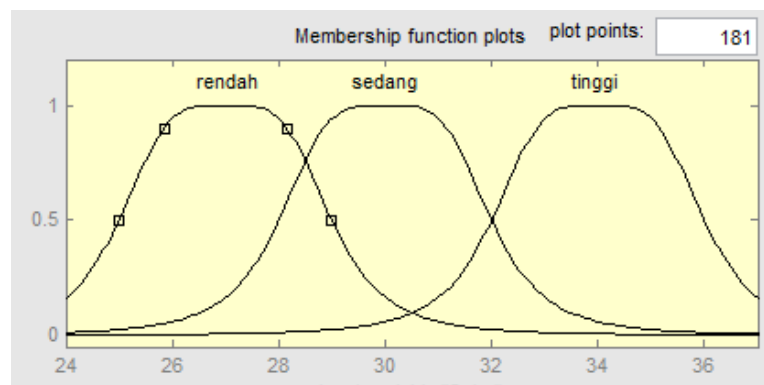
Gambar di atas menunjukkan bahwa terdapat 3 jenis *input* variabel, yaitu suhu, kelembapan, dan kecepatan angin. Pada masing-masing variabel memiliki 3 *fuzzy value*. Dari kasus di atas, terdapat 27 *rules* yang terbentuk dan pada masing-masing *node* menunjukkan jenis operator *fuzzy logic* yang digunakan.

4. Penentuan *Membership Function*

Pada tahap ini akan didefinisikan fungsi keanggotaan untuk masing-masing variabel. Dengan memilih menu edit dan klik *membership functions*. Berikut adalah pendefinisian *membership function* untuk masing-masing variabel :

a) Suhu

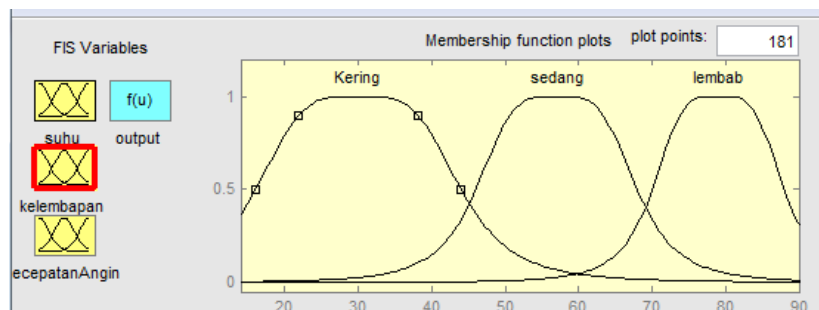
Variabel suhu memiliki 3 *fuzzy values*, yaitu rendah dengan *range* 24°C-30°C, sedang dengan *range* 28°C-32°C dan tinggi dengan *range* 31°C-37°C. Gambar 4.5 menunjukkan fungsi keanggotaan variabel suhu:



Gambar 4. 5 Fungsi Keanggotaan Variabel Suhu

b) Kelembapan

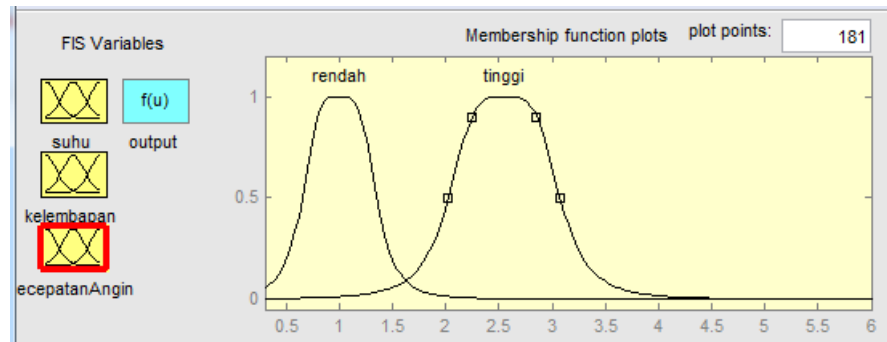
Sama seperti suhu, kelembapan juga memiliki 3 *fuzzy values*, yaitu kering dengan *range* 14%-46%, sedang dengan *range* 44%-70%, dan lembab dengan *range* 68%-90%. Gambar 4.6 menunjukkan fungsi keanggotaan variabel kelembapan:



Gambar 4. 6 Fungsi Keanggotaan Variabel Kelembapan

c) Kecepatan Angin

Variabel terakhir adalah kecepatan angin dengan 2 *fuzzy values*, yaitu rendah dengan kecepatan 0.30-1,70 m/s, dan tinggi dengan *range* 1,50-4,00 m/s. Gambar 4.7 menunjukkan fungsi keanggotaan variabel kecepatan angin:



Gambar 4. 7 Fungsi Keanggotaan Variabel Kecepatan Angin

5. Rule Evaluation Konsentrasi NO₂

Pada poin ketiga telah dijelaskan bahwa terdapat 18 *rules* yang terbentuk dari hasil perkalian jumlah *fuzzy values* pada masing-masing variabel, karena terdapat tiga jenis variabel *input* yaitu suhu udara, kelembapan, dan kecepatan angin, dengan masing-masing terdapat tiga *fuzzy values*, maka jumlah *rule*-nya adalah $3 \times 3 \times 2 = 18$. Berikut adalah *rule* yang dihasilkan:

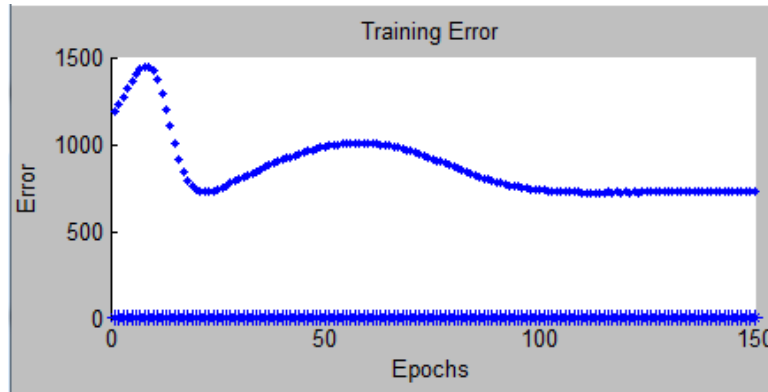
1. If (Suhu is rendah) and (Kelembapan is Kering) and (Kecepatan-Angin is rendah) then (NO₂ is out1mf1) (1)
2. If (Suhu is rendah) and (Kelembapan is Kering) and (Kecepatan-Angin is tinggi) then (NO₂ is out1mf2) (1)
3. If (Suhu is rendah) and (Kelembapan is sedang) and (Kecepatan-Angin is rendah) then (NO₂ is out1mf3) (1)
4. If (Suhu is rendah) and (Kelembapan is sedang) and (Kecepatan-Angin is tinggi) then (NO₂ is out1mf4) (1)
5. If (Suhu is rendah) and (Kelembapan is lembab) and (Kecepatan-Angin is rendah) then (NO₂ is out1mf5) (1)
6. If (Suhu is rendah) and (Kelembapan is lembab) and (Kecepatan-Angin is tinggi) then (NO₂ is out1mf6) (1)

7. If (Suhu is sedang) and (Kelembapan is Kering) and (Kecepatan-Angin is rendah) then (NO2 is out1mf7) (1)
8. If (Suhu is sedang) and (Kelembapan is Kering) and (Kecepatan-Angin is tinggi) then (NO2 is out1mf8) (1)
9. If (Suhu is sedang) and (Kelembapan is sedang) and (Kecepatan-Angin is rendah) then (NO2 is out1mf9) (1)
10. If (Suhu is sedang) and (Kelembapan is sedang) and (Kecepatan-Angin is tinggi) then (NO2 is out1mf10) (1)
11. If (Suhu is sedang) and (Kelembapan is lembab) and (Kecepatan-Angin is rendah) then (NO2 is out1mf11) (1)
12. If (Suhu is sedang) and (Kelembapan is lembab) and (Kecepatan-Angin is tinggi) then (NO2 is out1mf12) (1)
13. If (Suhu is tinggi) and (Kelembapan is Kering) and (Kecepatan-Angin is rendah) then (NO2 is out1mf13) (1)
14. If (Suhu is tinggi) and (Kelembapan is Kering) and (Kecepatan-Angin is tinggi) then (NO2 is out1mf14) (1)
15. If (Suhu is tinggi) and (Kelembapan is sedang) and (Kecepatan-Angin is rendah) then (NO2 is out1mf15) (1)
16. If (Suhu is tinggi) and (Kelembapan is sedang) and (Kecepatan-Angin is tinggi) then (NO2 is out1mf16) (1)
17. If (Suhu is tinggi) and (Kelembapan is lembab) and (Kecepatan-Angin is rendah) then (NO2 is out1mf17) (1)
18. If (Suhu is tinggi) and (Kelembapan is lembab) and (Kecepatan-Angin is tinggi) then (NO2 is out1mf18) (1)

6. Pelatihan ANFIS

Terdapat dua metode optimasi parameter-parameter fungsi keanggotaan pada ANFIS, yaitu *backpropagation* dan *hybrid* (gabungan metode *least square* dan *backpropagation*). Untuk menentukan waktu berhenti melatih FIS, ANFIS memakai *error tolerance*. Untuk mengurangi subjektivitas penulis, ditentukan *error tolerance* sebesar 0 yaitu *default* yang disediakan pada ANFIS. Selain itu, terdapat kolom *epoch* untuk menentukan jumlah iterasi. Dalam penelitian ini, digunakan *epoch* sebesar 150 yang merupakan hasil *trial and error* dengan jumlah

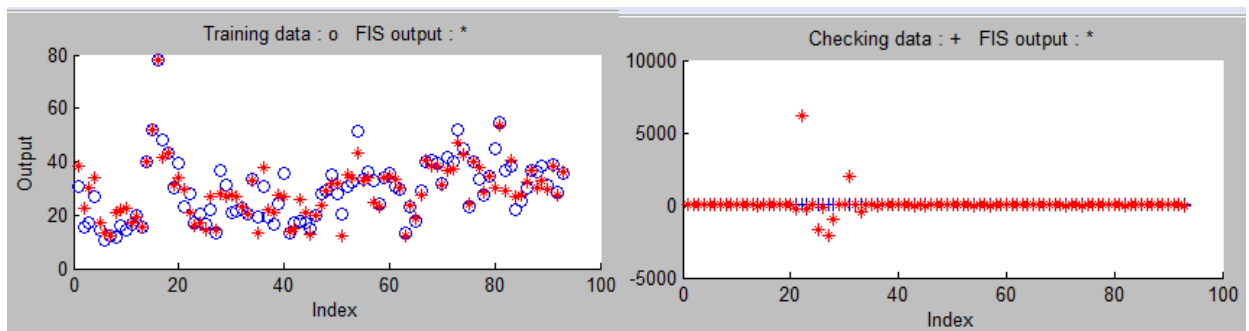
error terkecil. Dari tabel 4.8 terlihat bahwa *error* yang dihasilkan cukup tinggi yaitu sebesar 4,56. Gambar 4.8 dibawah ini menunjukkan hasil pelatihan FIS dengan *epoch* 150:



Gambar 4. 8 Hasil Pelatihan FIS

7. Pengujian Pasca Pelatihan FIS

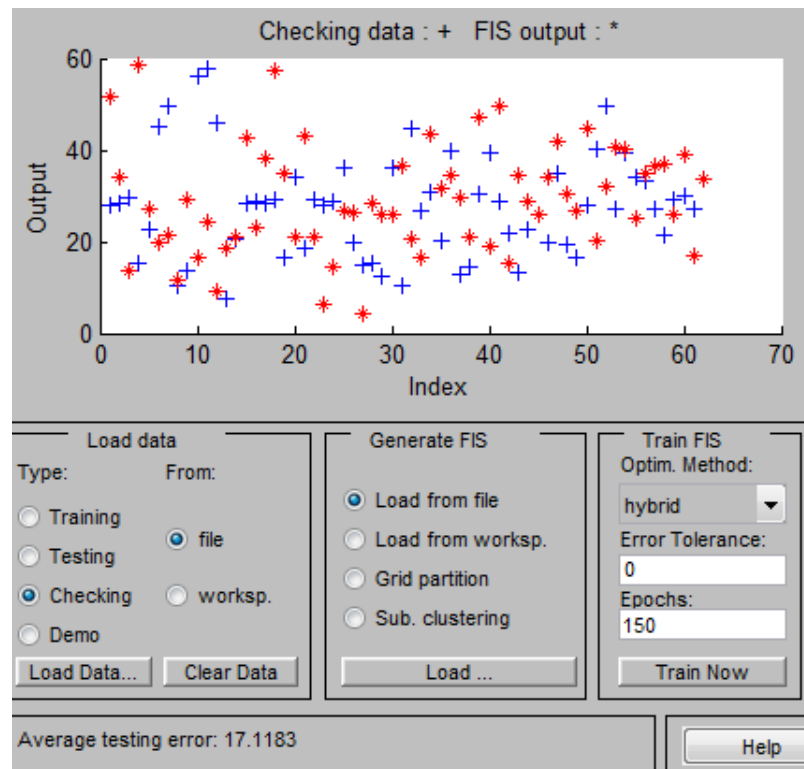
Pada tahap ini akan dilihat tingkat performansi dari FIS yang sudah dilakukan proses *training* sebelumnya. Caranya adalah pada menu *test fis*, pilih data yang akan diuji performansinya. Terdapat tiga jenis pilihan yaitu *training*, *testing*, dan *checking* data dan tahap terakhir adalah klik *test now* untuk melihat hasilnya. Gambar 4.9 menyajikan hasil test FIS :



Gambar 4. 9 Checking data output dan FIS output

Pada gambar diatas terdapat dua simbol, yaitu * untuk melambangkan FIS *output*, sedangkan + untuk *checking* data. Dari hasil pengujian, tidak terdapat perbedaan yang signifikan antara *data output* dan *fis output*. Pada pengujian pasca pelatihan untuk *training data*, rata-rata *error* yang dihasilkan adalah sebesar 4,56, sedangkan rata-rata *error* untuk *checking* data adalah sebesar 733. Setelah dilakukan penghilangan data yang bersifat bias dan mengandung nilai negatif,

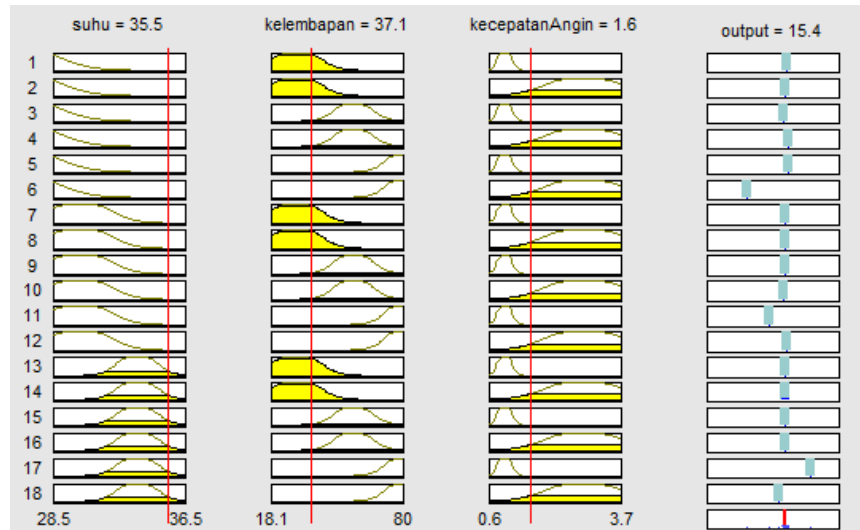
Gambar 4.10 adalah hasil pasca pelatihan FIS terhadap *testing* data yang hanya mengandung *error* sebesar 17,11:



Gambar 4. 10 Hasil Pasca Pelatihan FIS pada testing data

8. Pengujian Hasil *Output* ANFIS dan *Data Real* Konsentrasi NO₂

Pada tahap akhir adalah menampilkan hasil prediksi dengan menggunakan ANFIS dari mengubah *variable inputan*, seperti suhu, kelembapan, dan kecepatan angin. Selanjutnya adalah membandingkan hasil prediksi dengan data *real*. Gambar 4.11 merupakan salah satu hasil prediksi konsentrasi NO₂ dengan suhu = 35,5°C, kelembapan 37,1%, dan kecepatan angin 1,6 m/s. Hasil prediksi NO₂ yang dihasilkan adalah sebesar 15,4 µg/m³.



Gambar 4. 11 Hasil Prediksi Konsentrasi NO2 dengan ANFIS

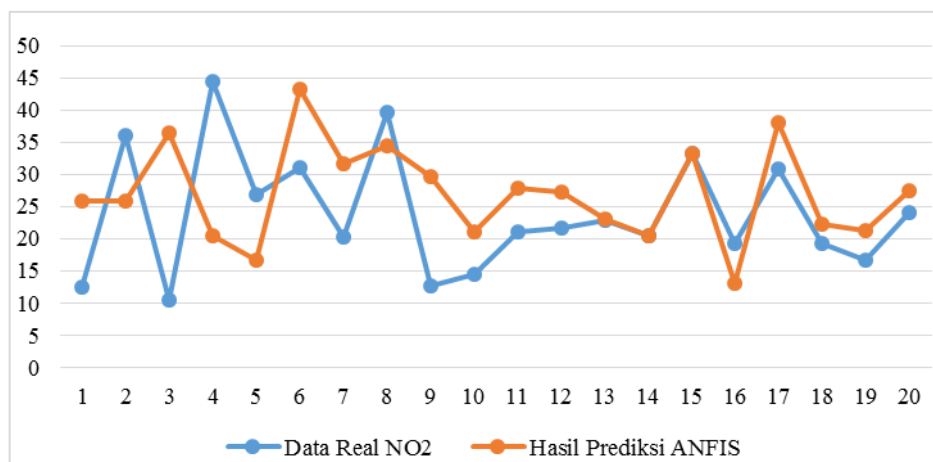
Tabel 4.6 di bawah ini menunjukkan hasil perbandingan antara data hasil prediksi dengan menggunakan ANFIS dan data *real* konsentrasi NO₂. Diambil *sample* 10 data *training* dan 10 data *checking*.

Tabel 4. 6 Perbandingan antara Data Real dan Hasil Prediksi NO₂

No	Suhu Udara	Kelembaban	Kecepatan Angin	Data Real NO ₂	Hasil Prediksi ANFIS	Error
1	32,4	51,6	2,2	12,5	25,8	13,3
2	32	49,5	1,7	36,1	25,9	10,2
3	33,2	46,8	1,4	10,4	36,5	26,1
4	30,9	48,4	1,6	44,5	20,5	24
5	35,5	44,3	1,9	26,9	16,6	10,3
6	32,5	48,4	0,8	31	43,3	12,3
7	30,5	57,1	1,4	20,2	31,6	11,4
8	31,8	58,5	1,4	39,7	34,4	5,3
9	33,5	45,1	0,9	12,7	29,6	16,9
10	35	42,5	1,1	14,5	21,1	6,6
11	31,2	42	1,7	21	27,8	6,8
12	32,1	49,9	1,3	21,7	27,2	5,5
13	29,5	50,5	1,4	22,8	23	0,2
14	32,9	25	1,3	20,5	20,5	0
15	32	44,5	1	33,2	33,2	0
16	34,2	50,5	1,3	19,3	13,1	6,2
17	31,6	42,1	0,9	30,8	38	7,2

No	Suhu Udara	Kelembaban	Kecepatan Angin	Data Real NO2	Hasil Prediksi ANFIS	Error
18	30	51,2	1,3	19,3	22,3	3
19	32,6	53,1	2,1	16,7	21,2	4,5
20	31,5	52	0,8	24	27,5	3,5

Gambar 4.12 merepresentasikan tabel 4.6 dengan menggunakan grafik untuk memvisualisasikan perbandingan data *real* dan hasil prediksi konsentrasi NO₂.



Gambar 4. 12 Perbandingan dan Error Prediksi Konsentrasi NO₂

Setelah melakukan perhitungan *error* terhadap keseluruhan data, tingkat *error* hasil prediksi data *training* menunjukkan MAD sebesar 4,56 sedangkan MAD untuk data *checking* adalah sebesar 733.

4.3.3 Model Prediksi Konsentrasi O₃ (Ozon)

1. Rule Evaluation

Dengan cara yang sama dengan membentuk model prediksi konsentrasi NO₂. Berikut adalah hasil *rule evaluation* yang terbentuk untuk konsentrasi O₃:

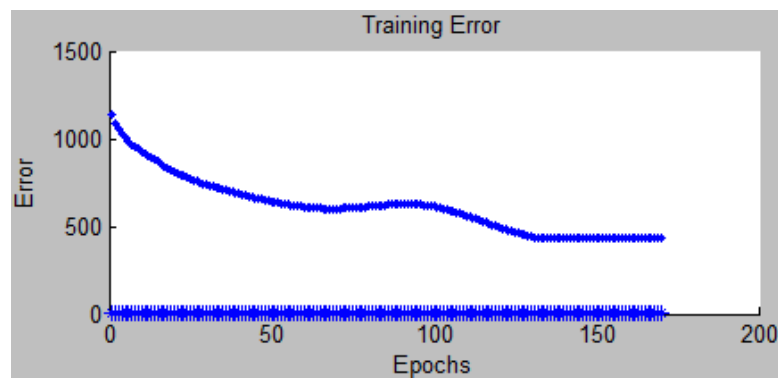
1. If (Suhu is rendah) and (kelembapan is kering) and (kecepatanAngin is Rendah) then (O3 is out1mf1) (1)
2. If (Suhu is rendah) and (kelembapan is kering) and (kecepatanAngin is tinggi) then (O3 is out1mf2) (1)
3. If (Suhu is rendah) and (kelembapan is sedang) and (kecepatanAngin is Rendah) then (O3 is out1mf3) (1)
4. If (Suhu is rendah) and (kelembapan is sedang) and (kecepatanAngin is tinggi) then (O3 is out1mf4) (1)
5. If (Suhu is rendah) and (kelembapan is lembab) and (kecepatanAngin is Rendah) then (O3 is out1mf5) (1)
6. If (Suhu is rendah) and (kelembapan is lembab) and (kecepatanAngin is tinggi) then (O3 is out1mf6) (1)
7. If (Suhu is sedang) and (kelembapan is kering) and (kecepatanAngin is Rendah) then (O3 is out1mf7) (1)
8. If (Suhu is sedang) and (kelembapan is kering) and (kecepatanAngin is tinggi) then (O3 is out1mf8) (1)
9. If (Suhu is sedang) and (kelembapan is sedang) and (kecepatanAngin is Rendah) then (O3 is out1mf9) (1)
- 10.If (Suhu is sedang) and (kelembapan is sedang) and (kecepatanAngin is tinggi) then (O3 is out1mf10) (1)
- 11.If (Suhu is sedang) and (kelembapan is lembab) and (kecepatanAngin is Rendah) then (O3 is out1mf11) (1)
- 12.If (Suhu is sedang) and (kelembapan is lembab) and (kecepatanAngin is tinggi) then (O3 is out1mf12) (1)
- 13.If (Suhu is tinggi) and (kelembapan is kering) and (kecepatanAngin is Rendah) then (O3 is out1mf13) (1)
- 14.If (Suhu is tinggi) and (kelembapan is kering) and (kecepatanAngin is tinggi) then (O3 is out1mf14) (1)
- 15.If (Suhu is tinggi) and (kelembapan is sedang) and (kecepatanAngin is Rendah) then (O3 is out1mf15) (1)
- 16.If (Suhu is tinggi) and (kelembapan is sedang) and (kecepatanAngin is tinggi) then (O3 is out1mf16) (1)

17.If (Suhu is tinggi) and (kelembapan is lembab) and (kecepatanAngin is Rendah) then (O3 is out1mf17) (1)

18.If (Suhu is tinggi) and (kelembapan is lembab) and (kecepatanAngin is tinggi) then (O3 is out1mf18) (1)

2. Pelatihan ANFIS

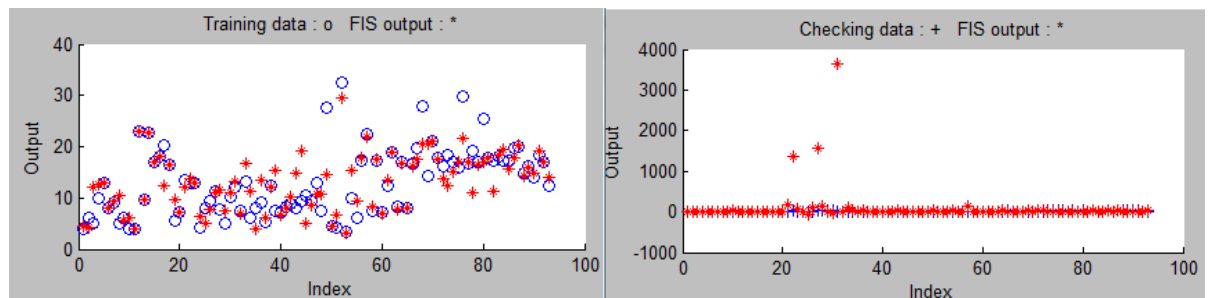
Dalam proses pelatihan ANFIS, digunakan *error tolerance* sebesar 0 dan *epoch* sebesar 170. Gambar 4.13 menampilkan grafik hasil pelatihan konsentrasi O₃ :



Gambar 4. 13 Hasil Pelatihan ANFIS Konsentrasi O₃

3. Pengujian Pasca Pelatihan FIS

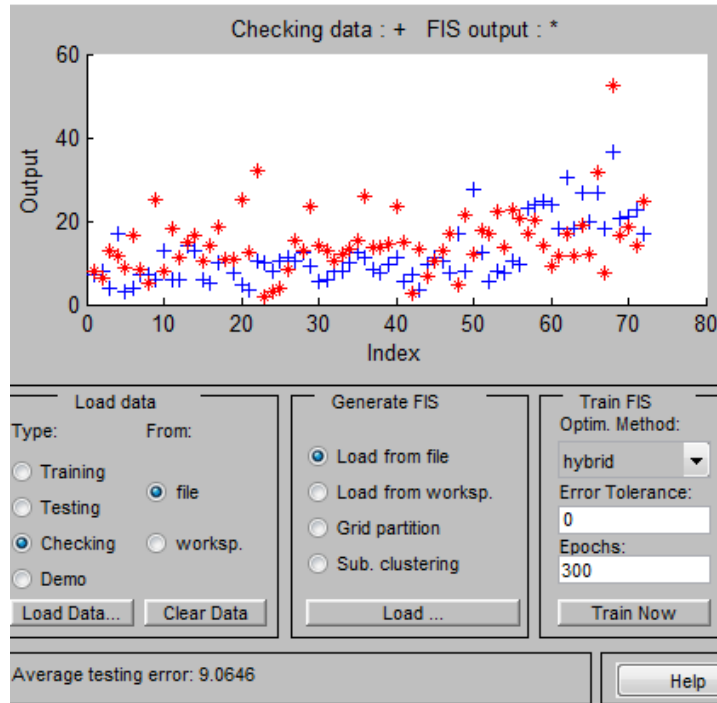
Pada tahap ini akan dilihat tingkat performansi dari FIS konsentrasi O₃ (ozone) yang sudah dilakukan proses *training* sebelumnya. Gambar 4.14 menyajikan hasil test FIS:



Gambar 4. 14 Hasil Pasca-Pelatihan FIS Konsentrasi O₃

Dari gambar 4.14 di atas, hasil pelatihan FIS untuk data *training* cukup baik, dengan beberapa data yang *fit* antara hasil pelatihan dengan *output* FIS. Namun, terdapat nilai bias yang sangat besar pada *checking data* yaitu mencapai nilai rata-rata *error* yang dihasilkan mencapai 430,62. Sehingga

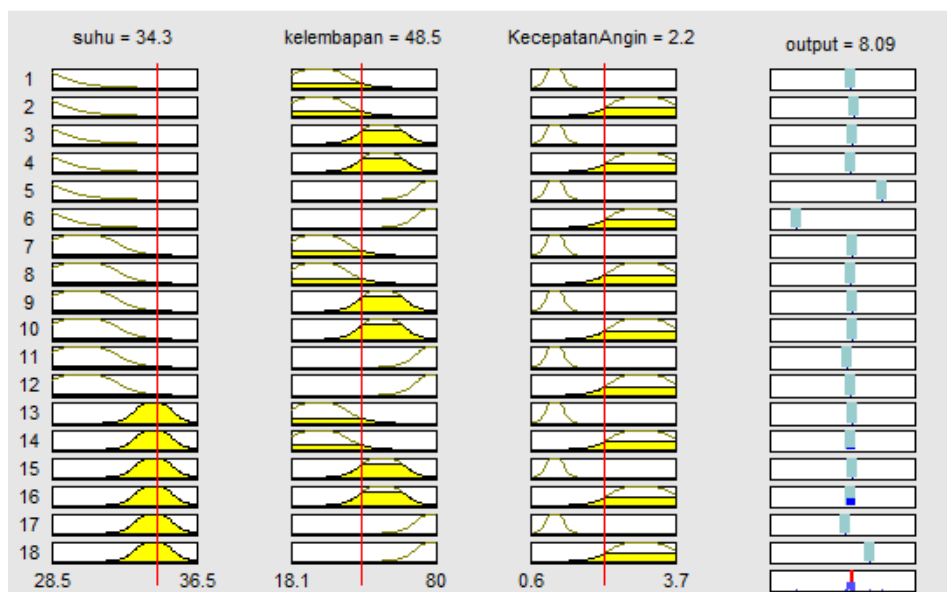
dilakukan pembuangan beberapa data, Gambar 4.15 adalah hasil pengujian pasca pelatihan FIS setelah menghilangkan data yang terpaut jauh dari nilai yang seharusnya:



Gambar 4. 15 Hasil Pelatihan Checking Data

4. Pengujian *Output* ANFIS dan Data Real Konsentrasi O₃ (*ozone*)

Pada tahap akhir adalah menampilkan hasil prediksi dengan menggunakan ANFIS dari mengubah *variable inputan*, seperti suhu, kelembapan, dan kecepatan angin. Selanjutnya adalah membandingkan hasil prediksi dengan data *real*. Gambar 4.16 merupakan salah satu hasil prediksi konsentrasi O₃ dengan suhu = 34,3°C, kelembapan 48,5%, dan kecepatan angin 2,2 m/s. Hasil prediksi O₃ yang dihasilkan adalah sebesar 8,09 µg/m³.



Gambar 4. 16 Hasil Prediksi Konsentrasi O3 dengan ANFIS

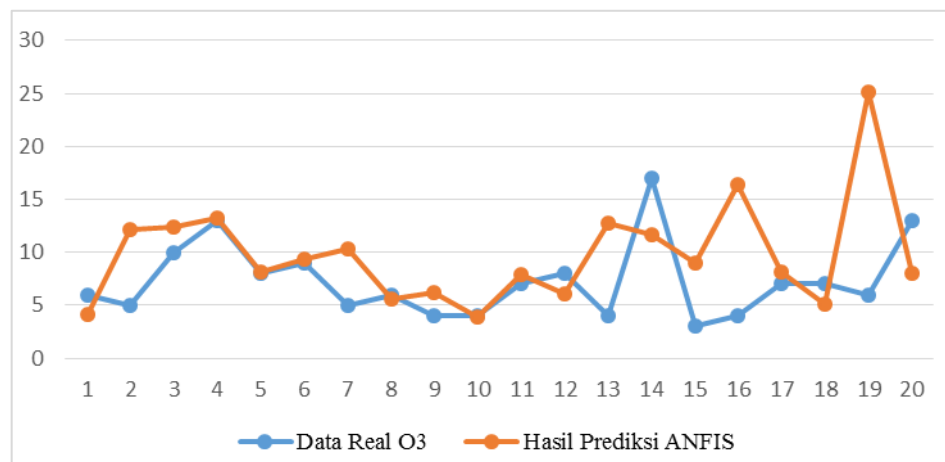
Tabel 4.7 di bawah ini menunjukkan hasil perbandingan antara data hasil prediksi dengan menggunakan ANFIS dan data real konsentrasi O₃. Diambil *sample* 10 data training dan 10 data *checking*.

Tabel 4. 7 Perbandingan antara Data Real dan Hasil Prediksi

No	Suhu Udara	Kelembaban	Kecepatan Angin	Data Real O ₃	Hasil Prediksi ANFIS	Error
1	33,6	51,8	1,3	6	4,16	1,84
2	32,2	47,7	1,3	5	12,1	7,1
3	31,8	49	0,9	10	12,4	2,4
4	30,8	46,3	1,5	13	13,2	0,2
5	34,3	48,5	2,2	8	8,09	0,09
6	30,2	53,3	2,4	9	9,31	0,31
7	34,6	44,6	1,4	5	10,3	5,3
8	30,6	52,3	2,1	6	5,54	0,46
9	34,3	49,7	1,4	4	6,2	2,2
10	35,5	38,8	1,5	4	3,84	0,16
11	35,4	43	1,2	7	7,9	0,9
12	33,1	42,3	1,6	8	6,14	1,86
13	35,4	43,7	1,7	4	12,7	8,7
14	31,6	43,7	2,9	17	11,6	5,4
15	34,6	45,6	1,4	3	8,96	5,96
16	31,8	48,5	1,8	4	16,4	12,4

No	Suhu Udara	Kelembaban	Kecepatan Angin	Data Real O3	Hasil Prediksi ANFIS	Error
17	34.9	46.4	1.7	7	8,2	1,2
18	33.5	42.6	1.6	7	5,13	1,87
19	29.3	55	1.4	6	25,1	19,1
20	35.3	41.3	1.5	13	7,97	5,03

Gambar 4.17 merepresentasikan tabel 4.7 dengan menggunakan grafik untuk memvisualisasikan perbandingan dan *error* yang dihasilkan untuk memprediksi konsentrasi O₃.



Gambar 4. 17 Perbandingan dan Error Prediksi Konsentrasi O₃

Setelah melakukan perhitungan *error* terhadap keseluruhan data, tingkat *error* hasil prediksi data *training* menunjukkan MAD sebesar 3,54 sedangkan MAD untuk data *checking* adalah sebesar 430,62.

4.3.4 Model Prediksi Konsentrasi SO₂ (Sulfur Dioksida)

1. Rule Evaluation

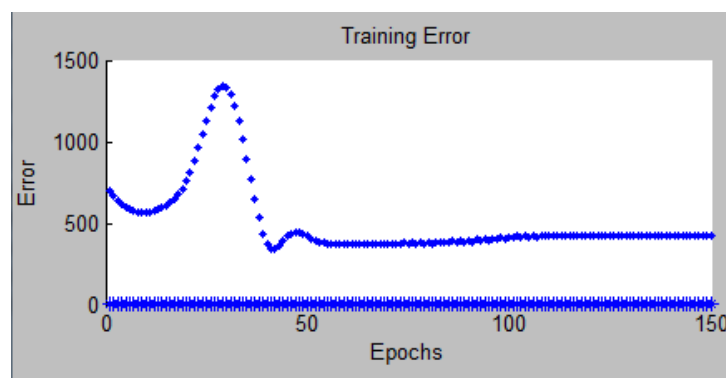
Dengan cara yang sama dengan membentuk model prediksi konsentrasi NO₂. Berikut adalah hasil *rule evaluation* yang terbentuk untuk konsentrasi SO₂:

1. If (Suhu is Rendah) and (Kelembapan is kering) and (KecepatanAngin is rendah) then (SO2 is out1mf1) (1)
2. If (Suhu is Rendah) and (Kelembapan is kering) and (KecepatanAngin is tinggi) then (SO2 is out1mf2) (1)
3. If (Suhu is Rendah) and (Kelembapan is sedang) and (KecepatanAngin is rendah) then (SO2 is out1mf3) (1)
4. If (Suhu is Rendah) and (Kelembapan is sedang) and (KecepatanAngin is tinggi) then (SO2 is out1mf4) (1)
5. If (Suhu is Rendah) and (Kelembapan is lembab) and (KecepatanAngin is rendah) then (SO2 is out1mf5) (1)
6. If (Suhu is Rendah) and (Kelembapan is lembab) and (KecepatanAngin is tinggi) then (SO2 is out1mf6) (1)
7. If (Suhu is kelembapan) and (Kelembapan is kering) and (KecepatanAngin is rendah) then (SO2 is out1mf7) (1)
8. If (Suhu is kelembapan) and (Kelembapan is kering) and (KecepatanAngin is tinggi) then (SO2 is out1mf8) (1)
9. If (Suhu is kelembapan) and (Kelembapan is sedang) and (KecepatanAngin is rendah) then (SO2 is out1mf9) (1)
10. If (Suhu is kelembapan) and (Kelembapan is sedang) and (KecepatanAngin is tinggi) then (SO2 is out1mf10) (1)
11. If (Suhu is kelembapan) and (Kelembapan is lembab) and (KecepatanAngin is rendah) then (SO2 is out1mf11) (1)
12. If (Suhu is kelembapan) and (Kelembapan is lembab) and (KecepatanAngin is tinggi) then (SO2 is out1mf12) (1)
13. If (Suhu is tinggi) and (Kelembapan is kering) and (KecepatanAngin is rendah) then (SO2 is out1mf13) (1)
14. If (Suhu is tinggi) and (Kelembapan is kering) and (KecepatanAngin is tinggi) then (SO2 is out1mf14) (1)
15. If (Suhu is tinggi) and (Kelembapan is sedang) and (KecepatanAngin is rendah) then (SO2 is out1mf15) (1)
16. If (Suhu is tinggi) and (Kelembapan is sedang) and (KecepatanAngin is tinggi) then (SO2 is out1mf16) (1)

17. If (Suhu is tinggi) and (Kelembapan is lembab) and (KecepatanAngin is rendah) then (SO2 is out1mf17) (1)
18. If (Suhu is tinggi) and (Kelembapan is lembab) and (KecepatanAngin is tinggi) then (SO2 is out1mf18) (1)

2. Pelatihan ANFIS

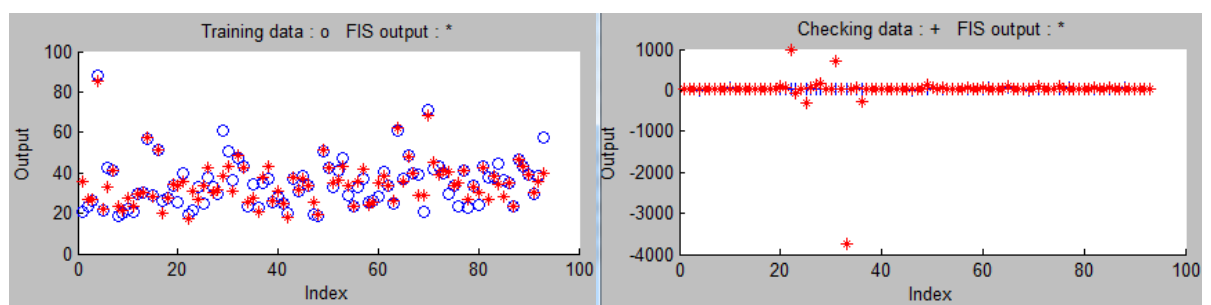
Dalam proses pelatihan ANFIS, digunakan *error tolerance* sebesar 0 dan *epoch* sebesar 150. Gambar 4.18 menampilkan grafik hasil pelatihan konsentrasi SO₂ :



Gambar 4. 18 Hasil Pelatihan ANFIS Konsentrasi SO₂

3. Pengujian Pasca Pelatihan FIS

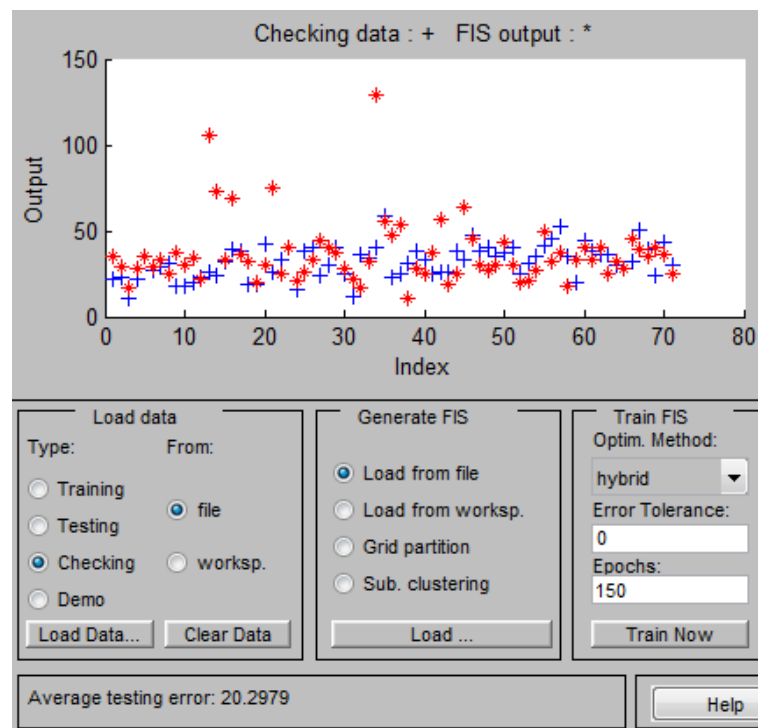
Pada tahap ini akan dilihat tingkat performansi dari FIS konsentrasi SO₂, yang sudah dilakukan proses *training* sebelumnya. Gambar 4.19 menyajikan hasil test FIS :



Gambar 4. 19 Hasil Pasca-Pelatihan FIS Konsentrasi SO₂

Dari gambar 4.19 di atas, hasil pelatihan FIS untuk *training data* sangat baik, namun untuk *checking* sangat buruk dengan *error* yang besar, yaitu

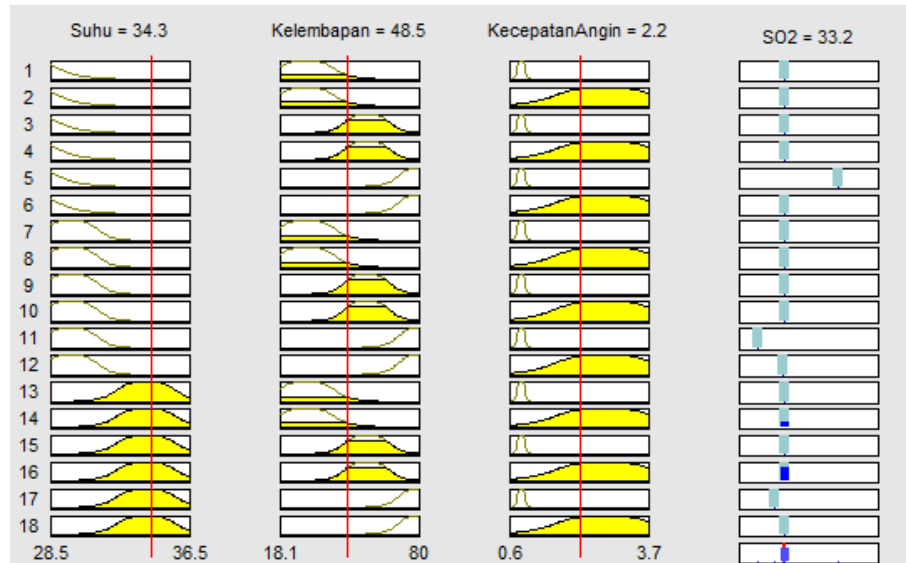
sebesar 413,8. Untuk itu, data yang menyebabkan nilai *error* sangat besar dibuang, dan berikut adalah hasilnya yang memiliki *error* sebesar 20,29:



Gambar 4. 20 Hasil Pelatihan Pasca FIS Konsentrasi SO₂ Checking Data

4. Pengujian *Output* ANFIS dan Data Real Konsentrasi SO₂ (*Sulfur dioksida*)

Pada tahap akhir adalah menampilkan hasil prediksi dengan menggunakan ANFIS dari mengubah *variable inputan*, seperti suhu, kelembapan, dan kecepatan angin. Selanjutnya adalah membandingkan hasil prediksi dengan data *real*. Gambar 4.18 merupakan salah satu hasil prediksi konsentrasi SO₂ dengan suhu = 34,3°C, kelembapan 48,5%, dan kecepatan angin 2,2 m/s. Hasil prediksi SO₂ yang dihasilkan adalah sebesar 33,2 µg/m³.



Gambar 4. 21 Hasil Prediksi Konsentrasi SO2 dengan ANFIS

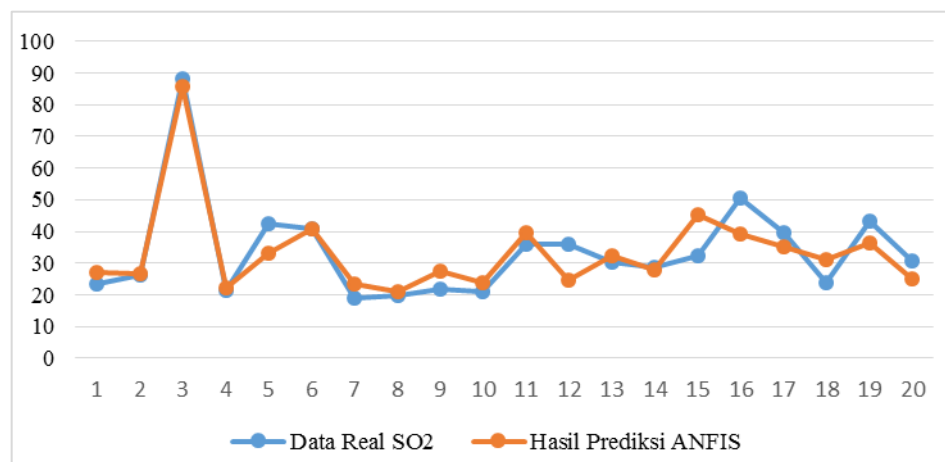
Tabel 4.8 di bawah ini menunjukkan hasil perbandingan antara data hasil prediksi dengan menggunakan ANFIS dan data real konsentrasi NO2. Diambil sample 10 data training dan 10 data checking.

Tabel 4. 8 Perbandingan antara Data Real dan Hasil Prediksi SO2

No	Suhu udara	Kelembaban	Kecepatan angin	Data Real SO2	Hasil Prediksi ANFIS	Error
1	33,6	51,8	1,3	23,6	27,1	3,5
2	32,2	47,7	1,3	26,4	26,6	0,2
3	31,8	49	0,9	88,2	85,5	2,7
4	30,8	46,3	1,5	21,3	22,1	0,8
5	34,3	48,5	2,2	42,5	33,2	9,3
6	30,2	53,3	2,4	40,9	40,9	0
7	34,6	44,6	1,4	19	23,6	4,6
8	30,6	52,3	2,1	20	21,2	1,2
9	34,3	49,7	1,4	22	27,6	5,6
10	35,5	38,8	1,5	21	23,8	2,8
11	30,5	56	1,2	36	39,8	3,8
12	31,5	45,2	2,1	36	24,7	11,3
13	32	44	1,7	30,2	32,4	2,2
14	31,8	45,7	2,3	28,5	27,8	0,7
15	30,5	40,4	1,7	32,3	45,1	12,8
16	32	39	1,1	50,6	39,2	11,4
17	30,5	53	1,7	39,6	35,3	4,3
18	31,4	43,2	1,4	23,8	31,1	7,3

No	Suhu udara	Kelembaban	Kecepatan angin	Data Real SO2	Hasil Prediksi ANFIS	Error
19	31,5	43	1,7	43,1	36,4	6,7
20	31,5	38	1,3	30,6	24,9	5,7

Gambar 4.22 merepresentasikan tabel 4.8 dengan menggunakan grafik untuk memvisualisasikan perbandingan dan *error* yang dihasilkan untuk memprediksi konsentrasi SO₂.



Gambar 4. 22 Perbandingan dan Error Prediksi Konsentrasi SO₂

Setelah melakukan perhitungan *error* terhadap keseluruhan data, tingkat error hasil prediksi data *training* menunjukkan MAD sebesar 5,47 sedangkan MAD untuk data *checking* adalah sebesar 413,8.

4.3.5 Model Prediksi Konsentrasi Pb (Timah Hitam)

1. Rule Evaluation

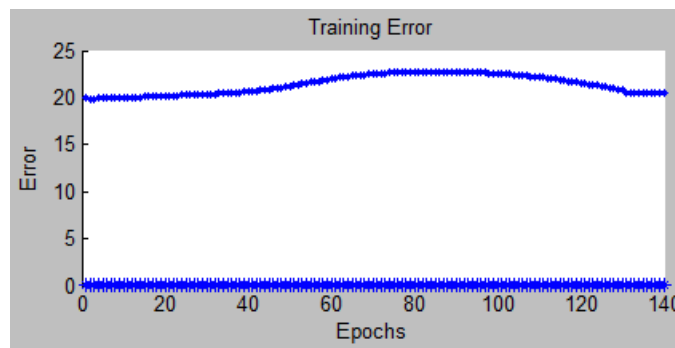
Dengan cara yang sama dengan membentuk model prediksi konsentrasi NO₂. Berikut adalah hasil *rule evaluation* yang terbentuk untuk konsentrasi Pb:

1. If (Suhu is Rendah) and (Kelembapan is kering) and (KecepatanAngin is rendah) then (Pb is out1mf1) (1)
2. If (Suhu is Rendah) and (Kelembapan is kering) and (KecepatanAngin is tinggi) then (Pb is out1mf2) (1)
3. If (Suhu is Rendah) and (Kelembapan is sedang) and (KecepatanAngin is rendah) then (Pb is out1mf3) (1)
4. If (Suhu is Rendah) and (Kelembapan is sedang) and (KecepatanAngin is tinggi) then (Pb is out1mf4) (1)
5. If (Suhu is Rendah) and (Kelembapan is lembab) and (KecepatanAngin is rendah) then (Pb is out1mf5) (1)
6. If (Suhu is Rendah) and (Kelembapan is lembab) and (KecepatanAngin is tinggi) then (Pb is out1mf6) (1)
7. If (Suhu is kelembapan) and (Kelembapan is kering) and (KecepatanAngin is rendah) then (Pb is out1mf7) (1)
8. If (Suhu is kelembapan) and (Kelembapan is kering) and (KecepatanAngin is tinggi) then (Pb is out1mf8) (1)
9. If (Suhu is kelembapan) and (Kelembapan is sedang) and (KecepatanAngin is rendah) then (Pb is out1mf9) (1)
10. If (Suhu is kelembapan) and (Kelembapan is sedang) and (KecepatanAngin is tinggi) then (Pb is out1mf10) (1)
11. If (Suhu is kelembapan) and (Kelembapan is lembab) and (KecepatanAngin is rendah) then (Pb is out1mf11) (1)
12. If (Suhu is kelembapan) and (Kelembapan is lembab) and (KecepatanAngin is tinggi) then (Pb is out1mf12) (1)
13. If (Suhu is tinggi) and (Kelembapan is kering) and (KecepatanAngin is rendah) then (Pb is out1mf13) (1)
14. If (Suhu is tinggi) and (Kelembapan is kering) and (KecepatanAngin is tinggi) then (Pb is out1mf14) (1)
15. If (Suhu is tinggi) and (Kelembapan is sedang) and (KecepatanAngin is rendah) then (Pb is out1mf15) (1)
16. If (Suhu is tinggi) and (Kelembapan is sedang) and (KecepatanAngin is tinggi) then (Pb is out1mf16) (1)

17. If (Suhu is tinggi) and (Kelembapan is lembab) and (KecepatanAngin is rendah) then (Pb is out1mf17) (1)
18. If (Suhu is tinggi) and (Kelembapan is lembab) and (KecepatanAngin is tinggi) then (Pb is out1mf18) (1)

2. Pelatihan ANFIS

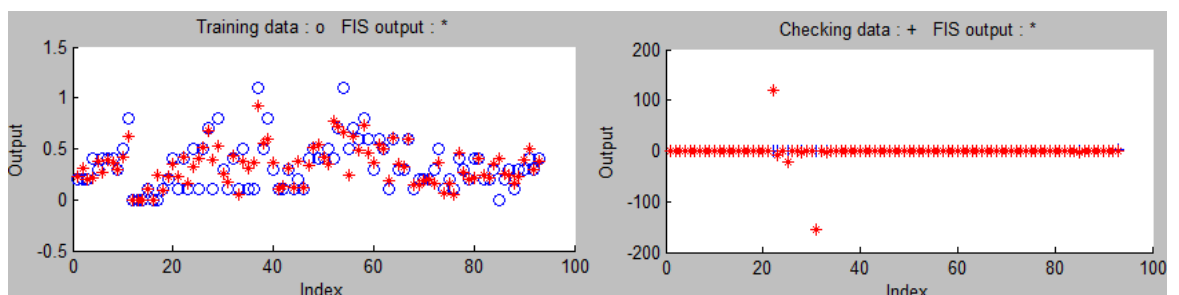
Dalam proses pelatihan ANFIS, digunakan *error tolerance* sebesar 0 dan *epoch* sebesar 140. Gambar 4.23 menampilkan grafik hasil pelatihan konsentrasi Pb:



Gambar 4. 23 Hasil Pelatihan ANFIS Konsentrasi Pb

3. Pengujian Pasca Pelatihan FIS

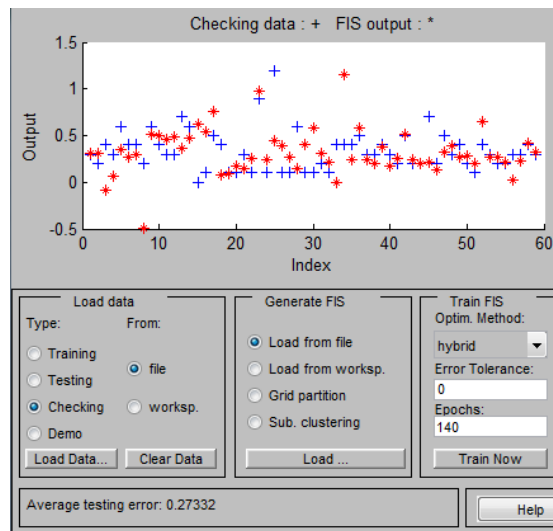
Pada tahap ini akan dilihat tingkat performansi dari FIS konsentrasi Pb, yang sudah dilakukan proses *training* sebelumnya. Gambar 4.24 menyajikan hasil test FIS :



Gambar 4. 24 Hasil Paca-Pelatihan FIS Konsentrasi Pb

Dari gambar 4.24 di atas, hasil pelatihan FIS untuk data *training* cukup baik, dengan beberapa data yang *fit* antara hasil pelatihan dengan *output* FIS. Namun, hasil pada data *checking* masih sangat buruk dengan *error* yang sangat besar, yaitu 20,49. Setelah dilakukan pembuangan data yang

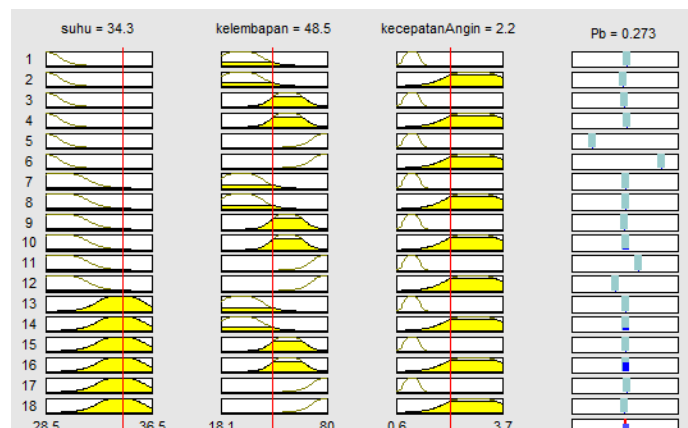
menyebabkan *error* yang besar, berikut adalah hasilnya yang menghasilkan *error* 0,27:



Gambar 4. 25 Hasil Pelatihan Pasca FIS Konsentrasi Pb Checking Data

4. Pengujian *Output* ANFIS dan Data Real Konsentrasi Pb (Timah Hitam)

Pada tahap akhir adalah menampilkan hasil prediksi dengan menggunakan ANFIS dari mengubah *variable inputan*, seperti suhu, kelembapan, dan kecepatan angin. Selanjutnya adalah membandingkan hasil prediksi dengan data *real*. Gambar 4.18 merupakan salah satu hasil prediksi konsentrasi Pb dengan suhu = 34,3°C, kelembapan 48,5%, dan kecepatan angin 2,2 m/s. Hasil prediksi Pb yang dihasilkan adalah sebesar 0,273 $\mu\text{g}/\text{m}^3$.



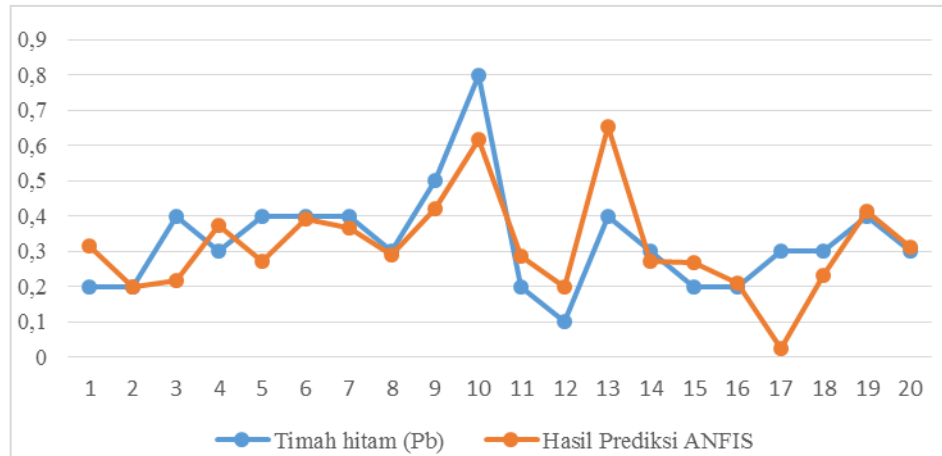
Gambar 4. 26 Hasil Prediksi Konsentrasi Pb dengan ANFIS

Tabel 4.9 di bawah ini menunjukkan hasil perbandingan antara data hasil prediksi dengan menggunakan ANFIS dan data *real* konsentrasi Pb. Diambil *sample* 10 data *training* dan 10 data *checking*.

Tabel 4. 9 Perbandingan antara Data Real dan Hasil Prediksi

No	Suhu udara	Kelembaban	Kecepatan angin	Timah hitam (Pb)	Hasil Prediksi ANFIS	Error
1	33,6	51,8	1,3	0,2	0,32	0,115
2	32,2	47,7	1,3	0,2	0,20	0,001
3	31,8	49	0,9	0,4	0,22	0,182
4	30,8	46,3	1,5	0,3	0,37	0,072
5	34,3	48,5	2,2	0,4	0,27	0,127
6	30,2	53,3	2,4	0,4	0,39	0,01
7	34,6	44,6	1,4	0,4	0,37	0,035
8	30,6	52,3	2,1	0,3	0,29	0,009
9	34,3	49,7	1,4	0,5	0,42	0,081
10	35,5	38,8	1,5	0,8	0,62	0,182
11	32,3	44	1	0,2	0,29	0,087
12	32	50	1,3	0,1	0,20	0,097
13	30,5	56	1,2	0,4	0,66	0,255
14	31,5	45,2	2,1	0,3	0,27	0,027
15	32	44	1,7	0,2	0,27	0,067
16	31,8	45,7	2,3	0,2	0,21	0,008
17	30,5	53	1,7	0,3	0,02	0,2751
18	33,5	43,2	1,1	0,3	0,23	0,07
19	31,4	43,2	1,4	0,4	0,41	0,012
20	31,5	43	1,7	0,3	0,31	0,012

Gambar 4.27 merepresentasikan tabel 4.9 dengan menggunakan grafik untuk memvisualisasikan perbandingan dan *error* yang dihasilkan untuk memprediksi konsentrasi Pb.



Gambar 4. 27 Perbandingan dan Error Prediksi Konsentrasi Pb

Setelah melakukan perhitungan *error* terhadap keseluruhan data, tingkat *error* hasil prediksi data *training* menunjukkan MAD sebesar 0,126 sedangkan MAD untuk data *checking* adalah sebesar 20,48.

4.3.6 Model Prediksi Konsentrasi HC (Hidrokarbon)

1. Rule Evaluation

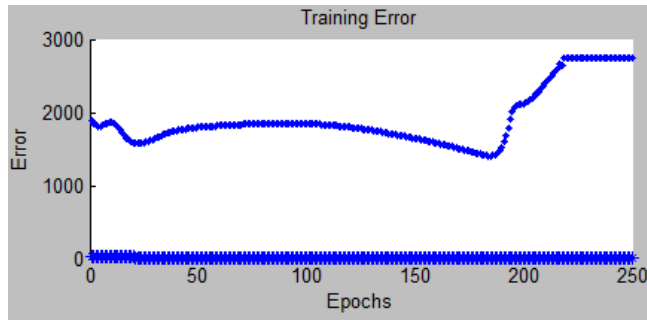
Dengan cara yang sama dengan membentuk model prediksi konsentrasi NO₂. Berikut adalah hasil *rule evaluation* yang terbentuk untuk konsentrasi HC:

1. If (Suhu is rendah) and (kelembapan is kering) and (kecepatanAngin is Rendah) then (HC is out1mf1) (1)
2. If (Suhu is rendah) and (kelembapan is kering) and (kecepatanAngin is tinggi) then (HC is out1mf2) (1)
3. If (Suhu is rendah) and (kelembapan is sedang) and (kecepatanAngin is Rendah) then (HC is out1mf3) (1)
4. If (Suhu is rendah) and (kelembapan is sedang) and (kecepatanAngin is tinggi) then (HC is out1mf4) (1)
5. If (Suhu is rendah) and (kelembapan is lembab) and (kecepatanAngin is Rendah) then (HC is out1mf5) (1)

6. If (Suhu is rendah) and (kelembapan is lembab) and (kecepatanAngin is tinggi) then (HC is out1mf6) (1)
7. If (Suhu is sedang) and (kelembapan is kering) and (kecepatanAngin is Rendah) then (HC is out1mf7) (1)
8. If (Suhu is sedang) and (kelembapan is kering) and (kecepatanAngin is tinggi) then (HC is out1mf8) (1)
9. If (Suhu is sedang) and (kelembapan is sedang) and (kecepatanAngin is Rendah) then (HC is out1mf9) (1)
- 10.If (Suhu is sedang) and (kelembapan is sedang) and (kecepatanAngin is tinggi) then (HC is out1mf10) (1)
- 11.If (Suhu is sedang) and (kelembapan is lembab) and (kecepatanAngin is Rendah) then (HC is out1mf11) (1)
- 12.If (Suhu is sedang) and (kelembapan is lembab) and (kecepatanAngin is tinggi) then (HC is out1mf12) (1)
- 13.If (Suhu is tinggi) and (kelembapan is kering) and (kecepatanAngin is Rendah) then (HC is out1mf13) (1)
- 14.If (Suhu is tinggi) and (kelembapan is kering) and (kecepatanAngin is tinggi) then (HC is out1mf14) (1)
- 15.If (Suhu is tinggi) and (kelembapan is sedang) and (kecepatanAngin is Rendah) then (HC is out1mf15) (1)
- 16.If (Suhu is tinggi) and (kelembapan is sedang) and (kecepatanAngin is tinggi) then (HC is out1mf16) (1)
- 17.If (Suhu is tinggi) and (kelembapan is lembab) and (kecepatanAngin is Rendah) then (HC is out1mf17) (1)
- 18.If (Suhu is tinggi) and (kelembapan is lembab) and (kecepatanAngin is tinggi) then (HC is out1mf18) (1)

2. Pelatihan ANFIS

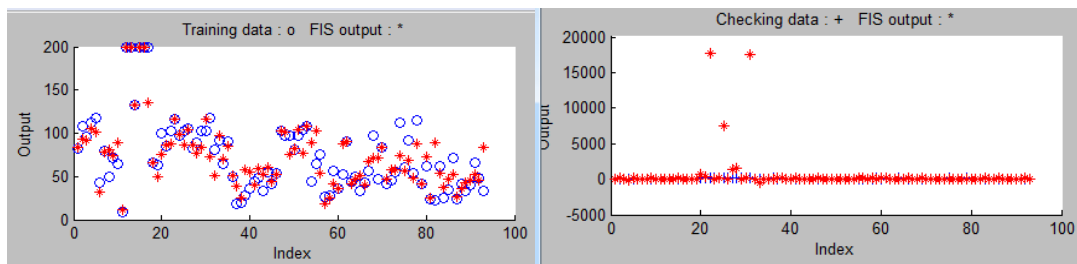
Dalam proses pelatihan ANFIS, digunakan *error tolerance* sebesar 0 dan *epoch* sebesar 250. Gambar 4.28 menampilkan grafik hasil pelatihan konsentrasi HC :



Gambar 4. 28 Hasil Pelatihan ANFIS Konsentrasi HC

3. Pengujian Pasca Pelatihan FIS

Pada tahap ini akan dilihat tingkat performansi dari FIS konsentrasi HC yang sudah dilakukan proses *training* sebelumnya. Gambar 4.29 menyajikan hasil test FIS :



Gambar 4. 29 Hasil Pasca-Pelatihan FIS Konsentrasi HC

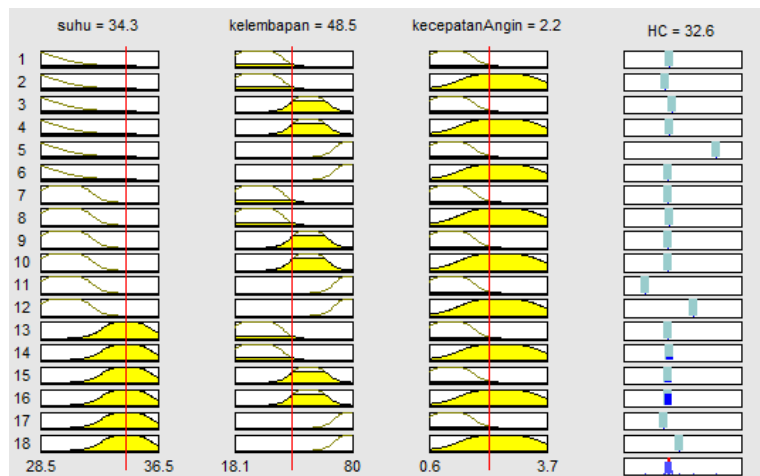
Dari gambar 4.29 di atas, hasil pelatihan FIS untuk data *training* cukup baik, namun data *checking* masih memiliki error yang sangat besar yaitu 2675. Setelah dilakukan pembuangan data yang menyebabkan *error* yang besar, *error* turun secara signifikan menjadi sebesar 38,7. Gambar 4.10 menunjukkan pasca pelatihan FIS konsentrasi Hidrokarbon:



Gambar 4. 30 Hasil Pelatihan Pasca FIS Konsentrasi HC

4. Pengujian *Output* ANFIS dan Data Real Konsentrasi HC

Pada tahap akhir adalah menampilkan hasil prediksi dengan menggunakan ANFIS dari mengubah *variable inputan*, seperti suhu, kelembapan, dan kecepatan angin. Selanjutnya adalah membandingkan hasil prediksi dengan data *real*. Gambar 4.21 merupakan salah satu hasil prediksi konsentrasi HC dengan suhu 34,3°C, kelembapan 48,5%, dan kecepatan angin 2,2 m/s. Hasil prediksi HC yang dihasilkan adalah sebesar 32,6 $\mu\text{g}/\text{m}^3$.



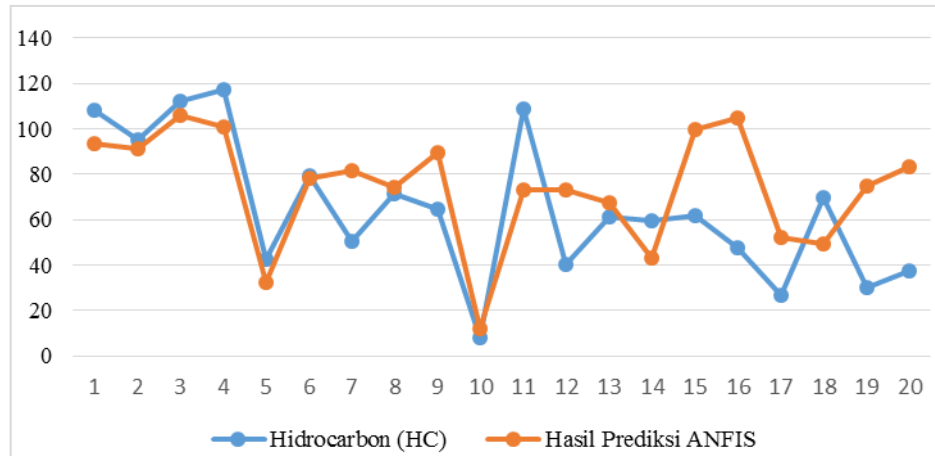
Gambar 4. 31 Hasil Prediksi Konsentrasi HC dengan ANFIS

Tabel 4.10 di bawah ini menunjukkan hasil perbandingan antara data hasil prediksi dengan menggunakan ANFIS dan data *real* konsentrasi HC. Diambil *sample* 10 data *training* dan 10 data *checking*.

Tabel 4. 10 Perbandingan antara Data Real dan Hasil Prediksi HC

No	Suhu udara	Kelembaban	Kecepatan angin	Hidrocarbon (HC)	Hasil Prediksi ANFIS	Error
1	33,6	51,8	1,3	108,1	93,4	14,7
2	32,2	47,7	1,3	95,4	91,5	3,9
3	31,8	49	0,9	112,4	106	6,4
4	30,8	46,3	1,5	117,1	101	16,1
5	34,3	48,5	2,2	42,4	32,6	9,8
6	30,2	53,3	2,4	79,2	78,4	0,8
7	34,6	44,6	1,4	50,3	81,5	31,2
8	30,6	52,3	2,1	71,5	74,2	2,7
9	34,3	49,7	1,4	64,4	89,4	25
10	35,5	38,8	1,5	8,3	11,9	3,6
11	32,3	44	1	109	72,9	36,1
12	33	38	1,3	40,3	73,3	33
13	32	50	1,3	61	67,6	6,6
14	30,5	56	1,2	59,7	43,3	16,4
15	28,7	49	1,5	62	99,7	37,7
16	31,8	45,7	2,3	47,4	105	57,6
17	32	39	1,1	26,7	52	25,3
18	30,5	53	1,7	69,7	49,5	20,2
19	33,5	43,2	1,1	30,3	74,9	44,6
20	31,4	43,2	1,4	37,3	83,2	45,9

Gambar 4.32 merepresentasikan tabel 4.10 dengan menggunakan grafik untuk memvisualisasikan perbandingan dan *error* yang dihasilkan untuk memprediksi konsentrasi HC.



Gambar 4. 32 Perbandingan dan Error Prediksi Konsentrasi HC

Setelah melakukan perhitungan *error* terhadap keseluruhan data, tingkat *error* hasil prediksi data *training* menunjukkan MAD sebesar 18,83 sedangkan MAD untuk data *checking* adalah sebesar 2675.

4.3.7 Model Prediksi Konsentrasi PM₁₀ (Debu Diameter 10)

1. Rule Evaluation

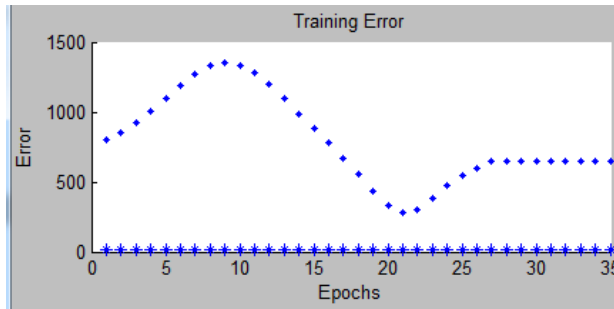
Dengan cara yang sama dengan membentuk model prediksi konsentrasi NO₂. Berikut adalah hasil *rule evaluation* yang terbentuk untuk konsentrasi PM₁₀:

1. If (Suhu is rendah) and (kelembapan is kering) and (kecepatanAngin is Rendah) then (PM₁₀ is out1mf1) (1)
2. If (Suhu is rendah) and (kelembapan is kering) and (kecepatanAngin is tinggi) then (PM₁₀ is out1mf2) (1)
3. If (Suhu is rendah) and (kelembapan is sedang) and (kecepatanAngin is Rendah) then (PM₁₀ is out1mf3) (1)
4. If (Suhu is rendah) and (kelembapan is sedang) and (kecepatanAngin is tinggi) then (PM₁₀ is out1mf4) (1)
5. If (Suhu is rendah) and (kelembapan is lembab) and (kecepatanAngin is Rendah) then (PM₁₀ is out1mf5) (1)
6. If (Suhu is rendah) and (kelembapan is lembab) and (kecepatanAngin is tinggi) then (PM₁₀ is out1mf6) (1)

7. If (Suhu is sedang) and (kelembapan is kering) and (kecepatanAngin is Rendah) then (PM₁₀ is out1mf7) (1)
8. If (Suhu is sedang) and (kelembapan is kering) and (kecepatanAngin is tinggi) then (PM₁₀ is out1mf8) (1)
9. If (Suhu is sedang) and (kelembapan is sedang) and (kecepatanAngin is Rendah) then (PM₁₀ is out1mf9) (1)
- 10.If (Suhu is sedang) and (kelembapan is sedang) and (kecepatanAngin is tinggi) then (PM₁₀ is out1mf10) (1)
- 11.If (Suhu is sedang) and (kelembapan is lembab) and (kecepatanAngin is Rendah) then (PM₁₀ is out1mf11) (1)
- 12.If (Suhu is sedang) and (kelembapan is lembab) and (kecepatanAngin is tinggi) then (PM₁₀ is out1mf12) (1)
- 13.If (Suhu is tinggi) and (kelembapan is kering) and (kecepatanAngin is Rendah) then (PM₁₀ is out1mf13) (1)
- 14.If (Suhu is tinggi) and (kelembapan is kering) and (kecepatanAngin is tinggi) then (PM₁₀ is out1mf14) (1)
- 15.If (Suhu is tinggi) and (kelembapan is sedang) and (kecepatanAngin is Rendah) then (PM₁₀ is out1mf15) (1)
- 16.If (Suhu is tinggi) and (kelembapan is sedang) and (kecepatanAngin is tinggi) then (PM₁₀ is out1mf16) (1)
- 17.If (Suhu is tinggi) and (kelembapan is lembab) and (kecepatanAngin is Rendah) then (PM₁₀ is out1mf17) (1)
- 18.If (Suhu is tinggi) and (kelembapan is lembab) and (kecepatanAngin is tinggi) then (PM₁₀ is out1mf18) (1)

2. Pelatihan ANFIS

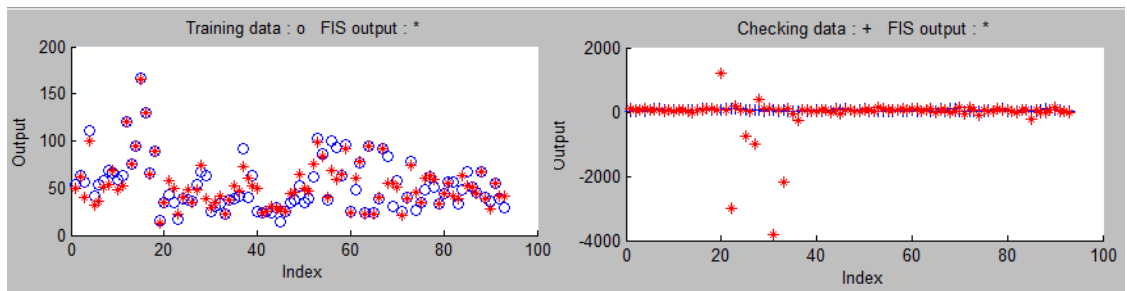
Dalam proses pelatihan ANFIS, digunakan *error tolerance* sebesar 0 dan *epoch* sebesar 35. Gambar 4.33 menampilkan grafik hasil pelatihan konsentrasi PM₁₀ :



Gambar 4. 33 Hasil Pelatihan ANFIS Konsentrasi PM10

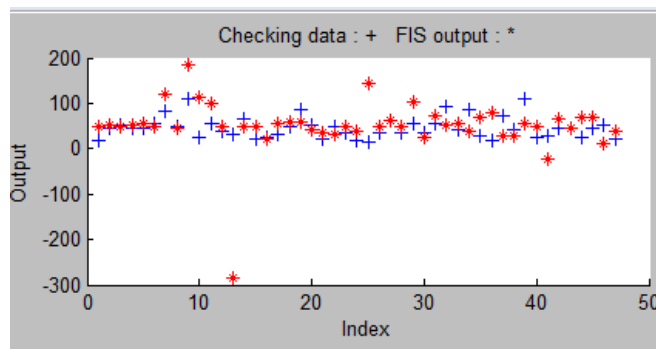
3. Pengujian Pasca Pelatihan FIS

Pada tahap ini akan dilihat tingkat performansi dari FIS konsentrasi PM₁₀ yang sudah dilakukan proses *training* sebelumnya. Gambar 4.34 menyajikan hasil *test* FIS :



Gambar 4. 34 Hasil Pasca-Pelatihan FIS Konsentrasi PM10

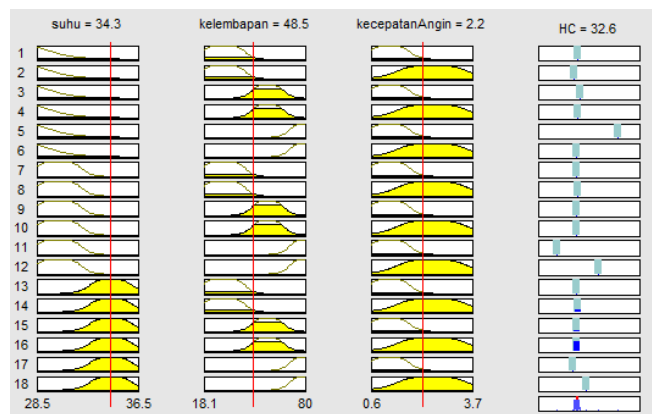
Dari gambar 4.34 di atas, hasil pelatihan FIS untuk data *training* sudah baik, namun data untuk *checking* memiliki *error* yang besar, yaitu sebesar 600,2. Untuk mengurangi *error* ini dibuang beberapa data sehingga *error* yang dihasilkan turun hingga menjadi 58,9 dan dihasilkan seperti Gambar 4.35 berikut:



Gambar 4. 35 Hasil Pelatihan FIS Konsentrasi PM10 Checking Data

4. Pengujian *Output* ANFIS dan Data Real Konsentrasi HC

Pada tahap akhir adalah menampilkan hasil prediksi dengan menggunakan ANFIS dari mengubah *variable inputan*, seperti suhu, kelembapan, dan kecepatan angin. Selanjutnya adalah membandingkan hasil prediksi dengan data *real*. Gambar 4.25 merupakan salah satu hasil prediksi konsentrasi PM₁₀ dengan suhu 34,3°C, kelembapan 48,5%, dan kecepatan angin 2,2 m/s. Hasil prediksi PM₁₀ yang dihasilkan adalah sebesar 36,2 µg/m³.



Gambar 4. 36 Hasil Prediksi Konsentrasi PM10 dengan ANFIS

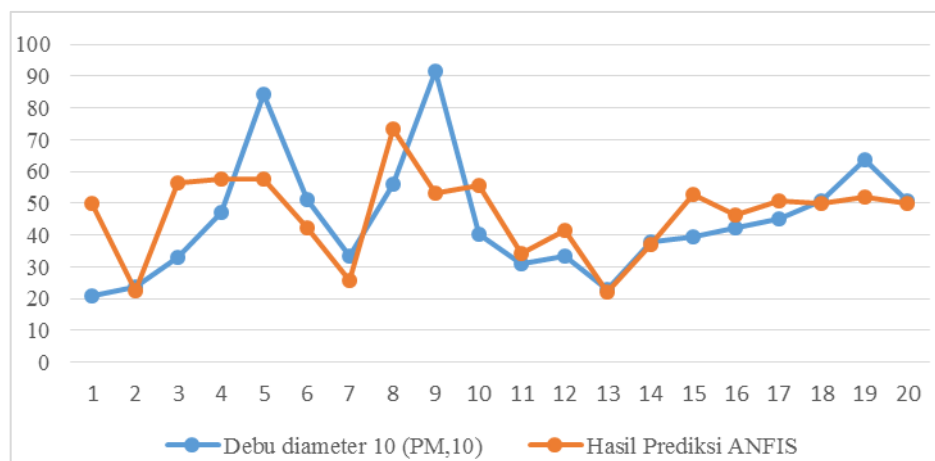
Tabel 4.11 di bawah ini menunjukkan hasil perbandingan antara data hasil prediksi dengan menggunakan ANFIS dan data *real* konsentrasi PM₁₀. Diambil *sample* 10 data *training* dan 10 data *checking*.

Tabel 4. 11 Perbandingan antara Data Real dan Hasil Prediksi PM10

No	Suhu udara	Kelembaban	Kecepatan angin	Debu diameter 10 (PM,10)	Hasil Prediksi ANFIS	Error
1	33,3	42,8	2,3	20,7	50	29,3
2	33,5	51,8	1,2	23,8	22,4	1,4
3	32	46,8	2,1	33	56,3	23,3
4	32,4	51,6	2,2	47	57,6	10,6
5	33,2	46,8	1,4	84,5	57,5	27
6	30,9	48,4	1,6	51	42,4	8,6
7	32,6	37,3	1,4	33,4	25,9	7,5
8	33,3	53,9	1,3	55,9	73,5	17,6
9	32,8	45,3	2	91,8	53,1	38,7

No	Suhu udara	Kelembaban	Kecepatan angin	Debu diameter 10 (PM ₁₀)	Hasil Prediksi ANFIS	Error
10	32,2	50,1	2,2	40,4	55,7	15,3
11	32,1	49,9	1,3	31	34,3	3,3
12	29,5	50,5	1,4	33,4	41,5	8,1
13	32,9	25	1,3	22,7	22	0,7
14	32	44,5	1	37,8	37,1	0,7
15	34,2	50,5	1,3	39,3	52,6	13,3
16	31,6	42,1	0,9	42,1	46,3	4,2
17	33,3	45,3	1,8	45,2	50,7	5,5
18	33,5	42,6	1,6	50,9	49,8	1,1
19	31,5	52	0,8	63,9	52,1	11,8
20	33,5	42,6	1,6	50,9	49,8	1,1

Gambar 4.37 merepresentasikan tabel 4.11 dengan menggunakan grafik untuk memvisualisasikan perbandingan dan *error* yang dihasilkan untuk memprediksi konsentrasi PM₁₀.



Gambar 4. 37 Perbandingan dan Error Prediksi Konsentrasi PM₁₀

Setelah melakukan perhitungan *error* terhadap keseluruhan data, tingkat *error* hasil prediksi data *training* menunjukkan MAD sebesar 10,74 sedangkan MAD untuk data *checking* adalah sebesar 600,2.

BAB V

PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, model ANFIS dikembangkan dengan menggunakan *if then rule* yang merupakan pernyataan linguistik untuk menghubungkan variabel-variabel dan premis dalam memetakan *input* dan *output*. Terdapat tiga aspek meteorologi yang digunakan sebagai variabel *input*, yaitu suhu, kelembapan, dan kecepatan angin untuk memprediksi enam polutan, yaitu SO₂, NO₂, PM₁₀, O₃, HC, dan Pb. Data yang digunakan berasal dari Badan Lingkungan Hidup Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta dari tahun 2009 hingga tahun 2013.

5.1 Sumber dan Analisis Data

Lokasi pengambilan data yang dilakukan oleh Badan Lingkungan Hidup untuk mengukur konsentrasi polutan udara di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta dilakukan pada 30 titik yang tersebar pada lima Kabupaten dan Kota. Data polutan udara yang digunakan merupakan polutan udara aktif yang diukur selama 24 jam yang biasanya dilakukan pengukuran sebanyak dua kali dalam satu tahun. Data tahun 2012 tidak digunakan dalam penelitian ini karena memiliki satuan pengukuran yang berbeda, dan data tahun 2011 tidak digunakan karena tidak tersedianya data tersebut. Rincian statistik deskriptif dari data polutan udara dapat dilihat pada tabel 5.1 sedangkan tren tahunan konsentrasi polutan udara dapat dilihat pada gambar 5.1.

Tabel 5. 1 Data Statistik Deskriptif Konsentrasi Polutan Udara di D.I. Yogyakarta

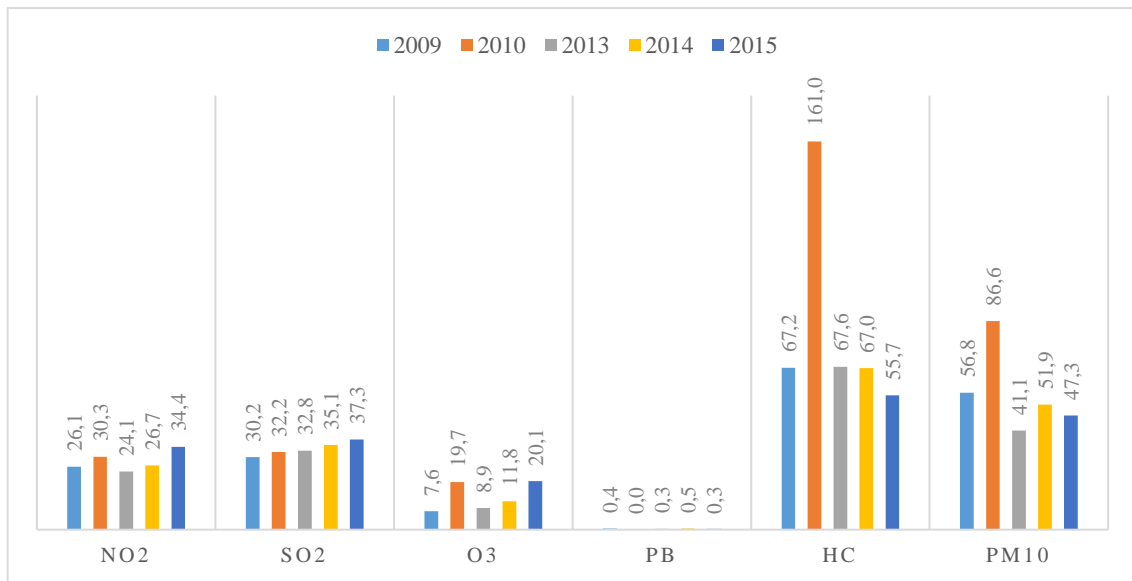
	Konsentrasi Polutan					
	NO ₂	SO ₂	O ₃	Pb	HC	Pb
Tahun 2009						
Minimum	7,6	10,7	3	0,2	3,7	19,7
Maksimum	57,7	88,2	17	0,8	117,1	111,5
<i>Mean</i>	26,1	30,2	7,6	0,4	67,2	56,8
<i>Standard dev</i>	14,7	15,4	3,5	0,2	30,7	18,9

	Konsentrasi Polutan					
	NO ₂	SO ₂	O ₃	Pb	HC	Pb
Tahun 2010						
Minimum	10,7	18,8	9,7	0	66,5	26
Maksimum	78	57,1	25,6	0,1	199,5	166
<i>Mean</i>	30,3	32,2	19,7	0,0	161,0	86,6
<i>Standard dev</i>	16,7	10,9	3,9	0,0	40,4	33,2
Tahun 2013						
Minimum	10,4	11,7	3,5	0,1	17,9	14,9
Maksimum	46,6	60,7	13,4	1,2	117,1	115
<i>Mean</i>	24,1	32,8	8,9	0,3	67,6	41,1
<i>Standard dev</i>	9,3	9,9	2,5	0,3	29,4	22,7
Tahun 2014						
Minimum	10,4	11,7	3,5	0,1	17,9	14,9
Maksimum	51,2	61,1	32,5	1,2	107,9	102,4
<i>Mean</i>	26,7	35,1	11,8	0,5	67,0	51,9
<i>Standard dev</i>	9,0	10,3	7,0	0,3	27,9	28,5
Tahun 2015						
Minimum	21,6	19,4	12,4	0	19	18,5
Maksimum	54,7	70,8	36,5	0,8	115,2	108,3
<i>Mean</i>	34,4	37,3	20,1	0,3	55,7	47,3
<i>Standard dev</i>	7,5	9,9	5,0	0,2	27,6	20,4

Pada tabel di atas, konsentrasi NO₂ dan SO₂ memiliki kecenderungan naik. Sedangkan empat konsentrasi lainnya, yaitu O₃, Pb, HC, dan PM₁₀ cenderung fluktuatif. Berdasarkan hasil diskusi dengan pekerja di Laboratorium Higiene Perusahaan dan Kesehatan Kerja Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta, hal ini sangat dipengaruhi oleh hari pengambilan *sample*. *Sample* hanya dilakukan selama dua kali dalam satu tahun sehingga data konsentrasi polutan udara yang dirata-rata dalam satu tahun tidak sepenuhnya representatif. Hal dominan penyebab perubahan konsentrasi polutan udara adalah kendaraan bermotor, namun Badan Lingkungan Hidup hanya memiliki data pada tahun 2010 mengenai jumlah kendaraan yang melintasi stasiun pengecekan konsentrasi udara.

Berdasarkan Baku Mutu Udara Ambien Nasional dalam Peraturan Pemerintah Nomor 41 tahun 1999, hanya konsentrasi HC pada tahun 2010 yang melebihi batas baku mutu yang ditetapkan, yaitu sebesar 160 µg/m³. Sedangkan konsentrasi lainnya berada

di bawah batas baku mutu yang ditetapkan. Gambar 5.1 menampilkan grafik konsentrasi polutan udara di Provinsi D.I. Yogyakarta tahun 2009-2015.



Gambar 5. 1 *Trend* Perubahan Konsentrasi Polutan Udara

5.2 Pemilihan Training dan Testing Set

Dalam pemilihan data yang digunakan untuk *training* digunakan ketentuan bahwa data harus bersifar representatif, maksudnya adalah akan dipilih *inputan* data yang paling rendah dan paling tinggi dari masing-masing variabel dan sisanya dipilih secara acak. Hal ini bertujuan agar saat melakukan pengujian, data inputan yang dimasukkan masih berada dalam *range* yang sudah dilakukan proses pembelajaran sebelumnya. Misalnya terdapat kasus pemilihan data yang digunakan untuk *training*, variabel suhu berada pada *range* 31 °C -35°C sedangkan data untuk *testing* terdapat suhu yang kurang dari 31°C, misalnya 29°C, hal ini berakibat pada suhu yang dipilih merupakan suhu terendah yaitu 31°C. Sedangkan pemilihan anggota data *training* dan *testing* secara acak didasarkan pada penelitian yang dilakukan oleh Roy et al (2008) yang menyatakan bahwa metode yang secara umum digunakan adalah dengan pemilihan secara *random* (*random selection*).

Selain itu, hal penting lainnya adalah penentuan rasio *training* dan *testing*. Untuk menentukan rasio perbandingannya dilakukan dua mekanisme pengujian, yaitu membagi $\frac{1}{2}$ dan $\frac{2}{3}$ data untuk *training* lalu dievaluasi dari kedua mekanisme tersebut yang memiliki nilai MAD hasil peramalan terkecil. Dalam pengujian ini digunakan *sample 2* konsentrasi polutan udara, yaitu NO₂ dan O₃, berdasarkan rata-rata *error* yang dihasilkan,

kedua konsentrasi memberikan kesimpulan yang sama, yaitu *error* dengan menggunakan data 2/3 lebih besar dibandingkan dengan data yang digunakan untuk *training* sebanyak 1/2 dari keseluruhan data. Sehingga dalam penelitian ini, untuk membentuk model konsentrasi polutan udara dengan ANFIS digunakan rasio 50:50.

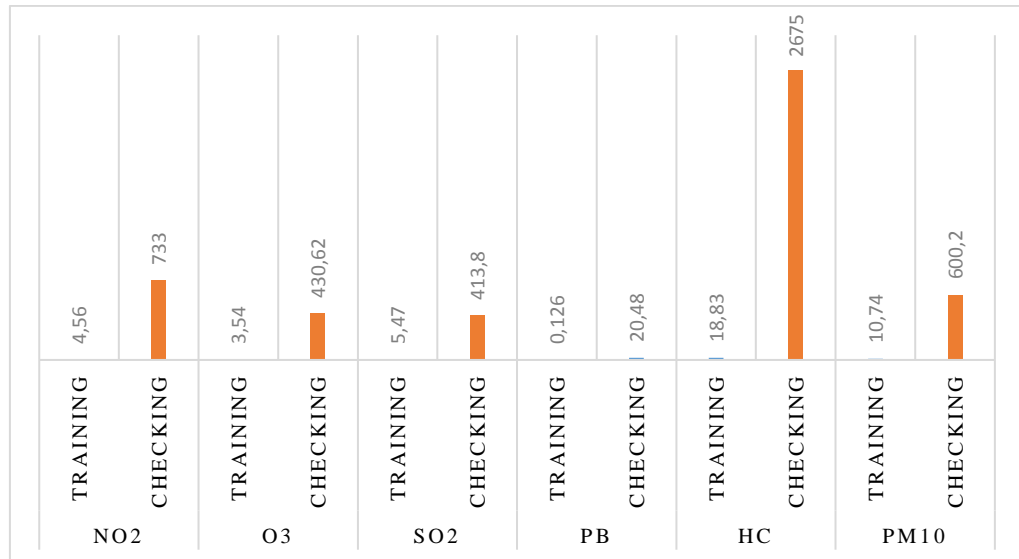
5.3 Hasil Prediksi Konsentrasi Polutan Udara dengan ANFIS

ANFIS merupakan bagian dari *adaptive networks* yang merupakan gabungan antara prinsip *neural network* dan *fuzzy logic*. *Neural networks* merupakan pembelajaran terawasi (*supervised learning*) yang menggunakan sekumpulan data pada masa lampau untuk menentukan nilai di waktu mendatang. Sedangkan model logika *fuzzy* tidak dapat mempelajari pola data, namun logika *fuzzy* lebih mudah dipahami karena menggunakan bahasa linguistik bukan angka dalam struktur aturan *if-then*.

Kelebihan yang dimiliki ANFIS selain mudah dipahami karena menggunakan bahasa linguistik yang berasal dari logika *fuzzy*, metode ini memiliki kelebihan yang dimiliki oleh ANN yaitu mampu menemukan *output* yang *optimal* sehingga akan menghasilkan nilai *error* yang paling kecil dari proses *iterasi* (Mathur, et al., 2016). Terlepas kelebihan yang dimiliki oleh ANFIS, menurut Kasabov (2007) terdapat beberapa kelemahan yang dimilikinya, yaitu:

1. ANFIS tidak dapat menangani masalah dengan jumlah variabel yang besar, misalnya terdapat 10 variabel, maka akan terbentuk jutaan *rule* yang tidak dapat dimengerti oleh manusia.
2. ANFIS hanya dapat memproses data yang memiliki satu buah *output*.
3. Penentuan fungsi keanggotaan pada tahap awal merupakan isu dalam mengembangkan model ANFIS.

Setelah memproses data untuk memprediksi kadar polutan udara di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta, ditemukan *gap* yang sangat besar antara *error* pada data *training* dan data *checking*. Gambar 5.2 menyajikan perbandingan *mean absolute deviation* pada *prediction error* di kedua data:



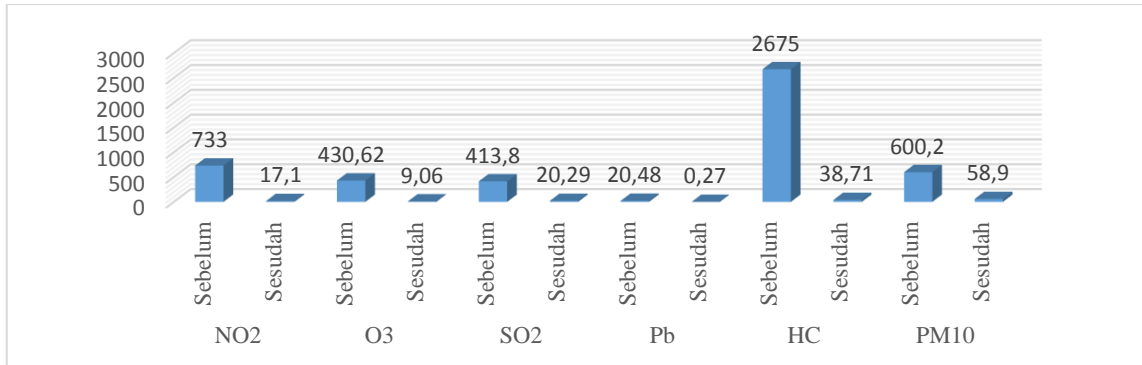
Gambar 5. 2 Perbandingan MAD antara Data Training dan Checking

Selisih yang sangat besar ini dapat disebabkan karena kualitas data yang kurang baik (Jassar, 2009), misalnya karena terdapat data *ekstrim*. Data yang diperoleh dari Badan Lingkungan Hidup hanya terdapat 2 data untuk 1 lokasi di tahun yang sama, sehingga konsentrasi polutan udara sangat dipengaruhi oleh waktu pengambilan *sample*. Selain itu, *gap prediction error* yang begitu *bias* dapat disebabkan karena pemilihan data *training* yang kurang tepat (Vaidhehi, 2014), karena pemilihan yang tidak tepat dapat membuat data untuk *checking* tidak dapat memvalidasi model. Selain itu, menurut Carrano et al (2008) sebagian besar algoritma yang terawasi (*supervised learning*) hanya berfokus untuk meminimasi kesalahan (*error*) tanpa adanya pengawasan terhadap kompleksitas dari suatu model, sehingga dapat menyebabkan situasi yang tidak diinginkan, yaitu *overfit* atau bahkan *underfit*, dimana kedua kasus tersebut dapat menyebabkan variansi yang besar pada data.

Al-Hmouz et al (2012) mengemukakan bahwa kasus *overfitting* disebabkan karena data *overtrained* oleh ANFIS. Setiap data set yang dilatih dengan menggunakan ANFIS memiliki batas maksimum penentuan *epoch* sebelum kasus *overfitting* terjadi, karena jika kasus *overfitting* terjadi, maka kemampuan untuk mengeneralisir data menjadi berkurang. Sehingga perlu untuk dilakukan beberapa mekanisme penelitian untuk menguji beberapa jumlah *epoch* dengan nilai RMSE terkecil.

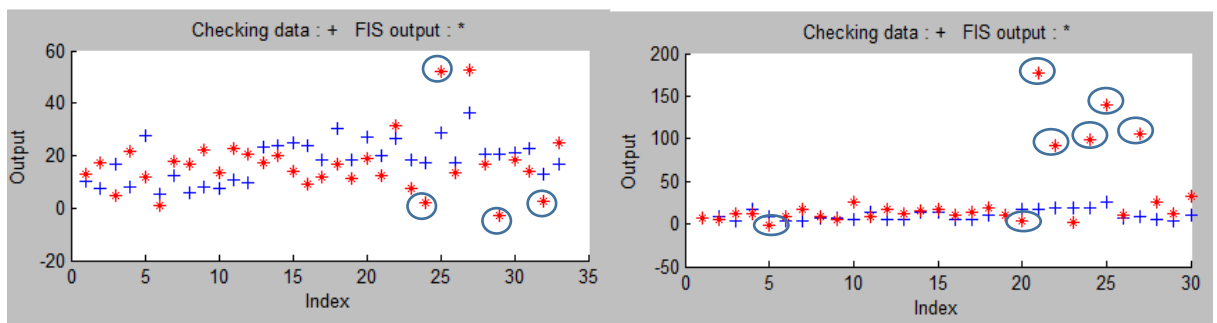
Dalam penelitian ini, tidak dilakukan mekanisme penentuan jumlah *epoch* maksimum, namun memperbaiki kualitas data dengan membuang data yang

menyebabkan *error* terbesar. Data penyebab *error* yang besar kemudian dikeluarkan dari *checking* data, gambar 5.3 berikut ini menampilkan MAD yang dihasilkan sebelum dan sesudah mengeluarkan data penyebab *error* terbesar:



Gambar 5. 3 Perbandingan MAD antara Data Training dan Checking

Proses penghilangan data penyebab *error* dilakukan dengan melakukan *plotting* data sebanyak 30 data agar mudah untuk diidentifikasi yang menyebabkan *error* terbesar. Gambar 5.4 menampilkan contoh *error prediction* yang memiliki nilai *error* yang sangat besar:



Gambar 5. 4 Perbandingan MAD antara Data Training dan Checking

Pada tabel 5.1 range konsentrasi O_3 berada pada kisaran $3 - 36,5 \mu\text{g}/\text{m}^3$ sedangkan beberapa hasil prediksi menghasilkan *output* negatif (di bawah angka 0) bahkan di beberapa data lainnya, hasil data prediksi dapat mencapai angka $3600 \mu\text{g}/\text{m}^3$. Setelah menghilangkan data penyebab bias, dilakukan *prediction error* ulang terhadap *data checking*. Hasilnya menunjukkan bahwa terjadi pengurangan *error* yang semula mencapai 430,62 menjadi hanya 9,06 (kasus konsentrasi O_3). Sehingga untuk mencegah kejadian seperti kasus di atas, sangat disarankan untuk menganalisis kualitas data sebelum mengimplementasikannya pada ANFIS.

BAB VI

KESIMPULAN DAN SARAN

6.1 Kesimpulan

Model prediksi konsentrasi polutan udara di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta dilakukan dengan menggunakan data historis yang berasal dari Badan Lingkungan Hidup. Digunakan tiga variabel *input*, yaitu suhu, kelembapan, dan kecepatan angin untuk memprediksi enam polutan udara, yaitu SO₂, NO₂, O₃, Pb, HC, dan PM₁₀ dengan kategori *fuzzy value* didapatkan dari seorang *expert*. Sebelum membentuk model prediksi, dilakukan penentuan rasio antara *training* dan *checking* yang menghasilkan nilai MAD terkecil, dan dilakukan dua mekanisme pengujian yaitu dengan membagi data menjadi $\frac{1}{2}$ dan $\frac{2}{3}$ untuk training set. Hasilnya menunjukkan bahwa data yang dibagi menjadi $\frac{1}{2}$ untuk membentuk model (*training set*) menghasilkan nilai *error* terkecil. Sedangkan tahap pemilihan data yang dijadikan sebagai *training* dan *checking* dilakukan secara *random sampling*. Selanjutnya data dilakukan proses pelatihan, dengan menggunakan *error tolerance* sebesar 0 dan *epoch* yang berbeda untuk setiap konsentrasi polutan udara yang menghasilkan *error* terkecil. *Epoch* yang digunakan untuk konsentrasi NO₂, O₃, SO₂, Pb, HC, PM₁₀ secara berurutan adalah 150, 170, 150, 140, 250, dan 35.

Tahap selanjutnya adalah dilakukan pengujian pasca pelatihan FIS, dan hasilnya menunjukkan terjadi *gap* yang besar antara *error* pada *training* dan *checking*. *Error* dalam format MAD yang terbentuk antara data *training* dan *checking* pada masing-masing polutan udara secara berurutan adalah NO₂ (4,56 dan 733), O₃ (3,54 dan 430,62), SO₂ (5,47 dan 413,8), Pb (0,126 dan 20,48), HC(18,83 dan 2675) dan PM₁₀ (10,74 dan 600,2). Perbedaan ini disebabkan karena beberapa hal diantaranya: kualitas data yang mengandung *noise*, terlalu berorientasi pada minimasi *error* sehingga terjadi *overfitting*, dan kurang tepatnya dalam memilih data untuk membentuk model prediksi. Untuk itu, dilakukan penghilangan data *checking* yang mengandung *bias* agar *error* yang dihasilkan dapat diminimalisasi. Hasilnya menunjukkan bahwa terjadi pengurangan *error* yang signifikan sebelum dan sesudah dihilangkannya data *bias* tersebut.

6.2 Saran

Terdapat beberapa saran untuk penelitian berikutnya :

1. Proses pengambilan *sample* yang dilakukan oleh BLH saat ini masih sangat terbatas, yaitu hanya 2 kali dalam satu tahun. Untuk menciptakan model prediksi yang lebih akurat dapat ditambah frekuensi pengambilan *sample*.
2. Perlu untuk menambah *variabel* dominan penyebab tingginya konsentrasi polutan udara, yaitu jumlah kendaraan bermotor yang melewati stasiun pengambilan *sample*.
3. Diperlukannya metode formal untuk melakukan data *cleaning* sebelum data diolah.
4. Diperlukannya metode formal untuk memilih *sample* yang dijadikan sebagai pembentuk model prediksi (*training set*).

REFERENSI

- Akkaya, E., 2016. ANFIS based prediction model for biomass heating value using proximate analysis components. *Fuel*, Volume 180, pp. 687-693.
- Altunkaynak, A., Ozger, M. & Cakmakci, M., 2005. Fuzzy logic modeling of the dissolved oxygen fluctuations in Golden Horn. *Ecological Modelling*, 189(3-4), pp. 436-446.
- Al-Hmouz, A., Shen, J., Al-Hmouz, R. & Yan, J., 2012. Modelling and simulation of an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) for mobile training. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 5(3), pp. 226-237.
- Barak, S. & Sadegh, S. S., 2016. Forecasting energy consumption using ensemble ARIMA-ANFIS hybrid algorithm. *Electrical Power and Energy Systems*, Volume 82, pp. 92-104.
- Barkana, B. D., Saricicek, . I. & Yildirim, B., 2016. Performance analysis of descriptive statistical features in retinal vessel segmentation via fuzzy logic, ANN, SVM, and classifier fusion. *Knowledge-Based Systems*.
- Behrooz, H. A. & Boozarjomehry, R. B., 2017. Prediction of limiting activity coefficients for binary vapor-liquid equilibrium using neural networks. *Fluid Phase Equilibria*, pp. 174-183.
- Bizer, C., Boncz, P., Brodie, M. L. & Erling, O., 2011. The Meaningful Use of Big Data: Four Perspectives – Four Challenges. *SIGMOD Record*, pp. 56-60.
- Boozarjomehry, R. B., Abdolahi, F. & Moosavian, M. A., 2005. Characterization of basic properties for pure substances and petroleum fractions by neural network. *Fluid Phase Equilibria*, pp. 188-196.
- BPS Provinsi DIY, 2015. *Jumlah Kendaraan Bermotor yang Terdaftar Menurut Jenisnya di DIY 2015*, Yogyakarta: BPS Provinsi DIY.
- BPS Provinsi DIY, 2015. *Pertumbuhan Produksi Industri Manufaktur Besar dan Sedang dan Industri Mikro Kecil Triwulan 2 Tahun 2015*, Yogyakarta: BPS Yogyakarta.
- BPS Provinsi DIY, 2016. [Online] Available at: <http://yogyakarta.bps.go.id/linkTabelStatis/view/id/70> [Accessed 20 Oktober 2016].
- Bromberg, P. A., 2016. Mechanisms of the Acute Effects of Inhaled Ozone in Humans. *Biochimica et Biophysica Acta (BBA) - General Subjects*, 1860(12), pp. 2771-2781.

- Buckley, J.J & Hayashi, Y., 1995. Neural Networks for Fuzzy Systems, Fuzzy Sets and Systems. Volume 71, pp. 265-276.
- Candra Dewi, M. M., 2013. Perbandingan Akurasi Backpropagation Neural Network dan ANFIS Untuk Memprediksi Cuaca. *Journal of Scientific Modeling & Computation*, pp. 7-13.
- Carrano, E. G., Takahashi, R. H., Caminhas, W. M. & Neto, O. M., 2008. *A Genetic Algorithm for Multiobjective Training of ANFIS Fuzzy Networks*. IEEE World Congress on Computational Intelligence, IEEE.
- Chen, F. F. et al., 2016. Correlation between molecular features and electrochemical properties using an artificial neural network. *Materials and Design*, pp. 410-418.
- Chen, M., Liu, Y. & Mao, S., 2014. Big Data: A Survey. *Mobile Networks and Applications*, pp. 1-14.
- Chen, W., Wang, F., Xiao, G. & Wu, K., 2015. Air Quality of Beijing and Impacts of the New Ambient Air Quality Standard. *Atmosphere*, Volume 6, pp. 1243-1258.
- Cobourn, W. G., 2010. An enhanced PM2.5 air quality forecast model based on nonlinear regression and back-trajectory concentrations. *Atmospheric Environment*, 44(25), pp. 3015-3023.
- Cortina-Januchs, M. G., Quintanilla-Dominguez, J. & Vega-Corona, A., 2015. Development of a model for forecasting of PM10 concentrations in Salamanca, Mexico. *Atmospheric Pollution Research*, 6(4), pp. 626-634.
- Cox, E., 1994. *The Fuzzy Systems Handbook (A Practitioner's Guide to Building, Using, and Maintaining Fuzzy Systems)*. Massachusetts: Academic Press Inc.
- Dobbin, K. K. & Simon, R. M., 2011. Optimally Splitting Cases for Training and Testing High Dimensional Classifiers. *BMC Medical Geonomics*, Volume 4, pp. 31-38.
- Demirli, K., Cheng, S. & Muthukumar, P., 2003. Subtractive clustering based modeling of job sequencing with parametric search. *Fuzzy Sets and Systems*, 137(2), pp. 235-270.
- Djikema, M. B. et al., 2016. Spatial variation in nitrogen dioxide concentrations and cardiopulmonary hospital admissions. *Environmental Research*, pp. 721-727.
- Derby, E. & Mallet, V., 2014. Ensemble forecasting with machine learning algorithms for ozone, nitrogen dioxide and PM10 on the Prev'Air platform. *Atmospheric Environment*, Volume 91, pp. 71-84.
- Dinas Kesehatan DIY, 2013. *Profil Kesehatan Daerah Istimewa Yogyakarta Tahun 2013*, Yogyakarta: Dinas Kesehatan Daerah Istimewa Yogyakarta.

- Dishub Lampung, 2015. [Online] Available at: <http://dishub.lampungprov.go.id/semua-download.html> [Accessed 25 Oktober 2016].
- Durao, R. M., Mendes, M. T. & Pereira, M. J., 2016. Forecasting O₃ levels in industrial area surroundings up to 24 h in advance, combining classification trees and MLP models. *Atmospheric Pollution Research*, 7(6), pp. 1-10.
- Elangasinghe, M. A., Singhal, N., Dirks, K. N. & Salmon, J. A., 2014. Development of an ANN-based air pollution forecasting system with explicit knowledge through sensitivity analysis. *Atmospheric Pollution Research*, 5(4), pp. 696-708.
- Elgendy, N. & Elragal, A., 2014. *Big Data Analytics: A Literature Review Paper*. St. Petersburg, Springer International Publishing, pp. 214-227.
- Elminir, H. K., 2005. Dependence of urban air pollutants on meteorology. *Science of The Total Environment*, 350(1-3), pp. 225-237.
- Eqani, S. A. M. A. S. et al., 2016. Human lead (Pb) exposure via dust from different land use settings of Pakistan: A case study from two urban mountainous cities. *Chemosphere*, Volume 155, pp. 259-265.
- Fan, J., Han, F. & Liu, H., 2014. Challenges of Big Data analysis. *Oxford Journals*, pp. 293-314.
- Fausett, L., 1994. *Fundamentals of Neurak Networks (Architecture, Algorithms, and Applications)*. New Jersey: Prentice-Hall.
- Fardiaz, S., 1992. *Polusi Air dan udara*. Yogyakarta: Kansisus.
- Fatkhurrozi, B., Muslim, M. A. & Santoso, D. R., 2012. Penggunaan Artificial Neuro Fuzzy Inference Sistem (ANFIS) dalam Penentuan Status Aktivitas Gunung Merapi. *Jurnal EECCIS Vol. 6, No. 2*, pp. 113-118.
- Feng, X. et al., 2015. Artificial neural networks forecasting of PM_{2.5} pollution using air mass trajectory based geographic model and wavelet transformation. *Atmospheric Environment*, Volume 107, pp. 118-128.
- Pakaja F., Naba, A. & Purwanto., 2012. Peramalan Penjualan Mobil Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dan Certainty Factor. *Jurnal EECCIS Vo.6*, pp. 23-28.
- Gandomi, A. & Haider, M., 2015. Beyond the hype: Big data concepts, methods, and analytics. *International Journal of Information Management*, pp. 137-144.
- Gryparis, A. et al., 2004. Acute Effects of Ozone on Mortality from the “AirPollution and Health: A European Approach” Project. *American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine*, pp. 1080-1087.

- Han, J. & Kamber, M., 2011. *Data Mining : Concepts and Techniques*. 2nd ed. San Fransisco: Morgan Kaufmann.
- Harrop, D. O., 2002. *Air quality assessment and management: A practical guide*. London: Spon press.
- Hutagalung, M., 2008. *Teknologi Pengolahan Limbah Gas*. [Online] Available at: <http://majarimagazine.com/2008/01/teknologi-pengolahan-limbahgas/> [Accessed 25 Oktober 2016].
- Indonesia, R., 1997. *Undang-undang Nomor 23 Tahun 1997 tentang Lingkungan Hidup*. Jakarta: Sekretariat Negara.
- Istantinova, D. B., 2013. *Pengaruh Kecepatan Angin, Kelembapan dan Suhu Udara Terhadap Konsentrasi Gas Pencemar Sulfur Dioksida (SO₂) dalam Udara Ambien di Sekitar PT. Inti General Yaja Steel Semarang*. Semarang: Universitas Diponegoro.
- Jang, J.-S. R., 1993. ANFIS : Adaptive-Ne twork-Based Fuzzy Inference System. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(3), pp. 665-685.
- Janssen, M., Voort, H. v. d. & Wahyudi, A., 2016. Factors influencing big data decision-making quality. *Journal of Business Research*, pp. 1-8.
- Janssen, N. et al., 2013. Short-term effects of PM_{2.5}, PM₁₀ and PM_{2.5-10} on daily mortality in the Netherlands. *Science of The Total Environment*, 463-464(1), pp. 20-26.
- Jassar, S., 2009. *Impact of Data Quality on Predictive Accuracy of ANFIS based Soft Sensor Models*. San Fransisco, IEEE.
- Jiawei Han, M. K., 2006. *Data Mining : Concepts and Techniques 2nd Ed*. Massachussets: Morgan Kaufmann Publishers.
- Junaedia, H., Budianto, H., Maryatari, I. & Melani, Y., 2011. *Data Transformasi pada Data Mining*. Surabaya, iDeaTech ISSN:2089-1121.
- Kasabov, N., 2007. *Evolving Connectionist Systems: The Knowledge Engineering Approach*. 2nd ed. London: Springer- Verlag.
- Kementrian Kesehatan RI, 2014. *You Can Control Your Asthma*, Jakarta: Pusat DATIN Kementrian Kesehatan RI.
- Kementrian Lingkungan Hidup, 2011. *Pusat Penelitian dan Pengembangan Kualitas dan Laboratorium Lingkungan*. [Online] Available at: <http://pusarpedal.menlh.go.id/wp-content/uploads/2012/05/Laporan-Pengkajian-Baku-Mutu-Kualitas-Udara->

Ambien.pdf

[Accessed 25 Oktober 2016].

- Kerre, E. E. & Nachtgeael, M., 2000. *Fuzzy Techniques in Image Processing*. s.l.:A Springer-Verlag Company.
- Kocyigit, Y. & Ata, R., 2010. An Adaptive Neuro Fuzzy Inference System Approach for Prediction of Tip Speed Ratio in Wind Turbines. *Expert System With Applications*, 37(7), pp. 5454-5460.
- Kristanto, P., 2013. *Ekologi Industri*. Jakarta: CV Andi Offset.
- Kumar, A. & Goyal, . P., 2011. Forecasting of air quality in Delhi using principal component regression technique. *Atmospheric Pollution Research*, 2(4), pp. 436-444.
- Kurt, A. & Oktay, A. B., 2010. Forecasting air pollutant indicator levels with geographic models 3 days in advance using neural networks. *Expert Systems with Applications*, 37(12), pp. 7986-7992.
- Kusumadewi, S., 2002. *Analisis dan Desain Sistm Fuzzy Menggunakan Tool Box Matlab*. Pertama ed. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Kusumadewi, S. & Hartati , S., 2006. *Neuro-Fuzzy Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Laney, D., 2001. 3D Data Management: Controlling Data Volume, Velocity, and Variety. *Meta Group research Note*, Volume 6, p. 70.
- Leskovec, J., Rajaraman, A. & Ullman, J. D., 2013. *Mining of Massive Datasets*. [Online] Available at: URL: <http://infolab.stanford.edu/~ullman/mmds.html#latest> [Accessed 30 Maret 2017].
- Lerkkasemsan, N., 2017. Fuzzy logic-based predictive model for biomass pyrolysis. *Applied Energy*, pp. 1019-1030.
- Levy, R. J., 2015. Carbon monoxide pollution and neurodevelopment: A public. *Neurotoxicology and Teratology*, Volume 49, pp. 31-40.
- Lin, K.-P., Pai, P.-F. & Yang, S.-L., 2011. Forecasting concentrations of air pollutants by logarithm support vector regression with immune algorithms. *Applied Mathematics and Computation*, 217(12), pp. 5318-5327.
- Li, X. et al., 2015. Air pollution from polycyclic aromatic hydrocarbons generated by human activities. *Journal of Cleaner Production*, 112(2), pp. 1360-1367.
- Mangunegoro, H., 2004. *Asma Pedoman Diagnosis & Penatalaksanaan di Indonesia*. Jakarta: Perhimpunan Dokter Paru Indonesia.

- Marimin, 2002. *Teori dan Aplikasi Sistem Pakar dalam Teknologi Manajerial*. Bogor: IPB Press.
- Mathur, N., Glesk, I. & Buis, A., 2016. Comparison of adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) and Gaussian processes for machine learning (GPML) algorithms for the prediction of skin temperature in lower limb prostheses. *Medical Engineering and Physics*, Volume 38, pp. 1083-1089.
- Ma, Y. et al., 2016. Quantitative assessment of human health risk posed by polycyclic aromatic hydrocarbons in urban road. *Science of the Total Environment*, pp. 1-10.
- Mishra, D. & Goyal, P., 2016. Neuro-Fuzzy approach to forecasting Ozone Episodes over the urban area of Delhi, India. *Environmental Technology & Innovation*, Volume 5, pp. 83-94.
- Mudya, S., 2001. *Melindungi Lingkungan Dengan Menerapkan ISO 14001*. Jakarta: PT Gramedia Widiasarana Indonesia.
- Mukono, M., 1997. *Pencemaran Udara dan Pengaruhnya Gangguan Saluran Pernafasan*. Surabaya: Surabaya University Press.
- Mulia, R. M., 2005. *Pengantar Kesehatan Lingkungan Edisi Pertama*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Nasution, H., 2012. Implementasi Logika Fuzzy pada Sistem Kecerdasan Buatan. *Jurnal ELKHA Vol.4 No.2*, pp. 4-8.
- Pan, L., Sun, . B. & Wang, W., 2011. City Air Quality Forecasting and Impact Factors Analysis Based on Grey Model. *Procedia Engineering*, Volume 12, pp. 74-79.
- Paschalidou, A. K., Karakitsios, S., Kleanthous, S. & Kassomenos, P. A., 2011. Forecasting hourly PM10 concentration in Cyprus through artificial neural networks and multiple regression models: implications to local environmental management. *Environmental Science Pollution Research*, Volume 18, pp. 316-327.
- Pedrycz, W., 2013. *Granular Computing: Analysis and Design of Intelligent Systems*. Boca Raton: CRC Press .
- Perez, P. & Gramsch, E., 2016. Forecasting hourly PM2.5 in Santiago de Chile with emphasis on night episodes. *Atmospheric Environment*, Volume 124, pp. 22-27.
- Pikatan, S., 2012. Ozon di Atmosfer. *Buletin Ilmiah Universitas Surabaya Vol. 1 no.1*.
- Poggia, J.-M. & Portier, B., 2011. PM10 forecasting using clusterwise regression. *Atmospheric Environment*, 45(38), pp. 7005-7014.

- Prasad, K., Gorai, A. K. & Goyal, P., 2016. Development of ANFIS models for air quality forecasting and input optimization for reducing the computational cost and time. *Atmospheric Environment*, Volume 128, pp. 246-262.
- Putri, M., 2012. *Hubungan Konsentrasi So2 dan Suspended Particulate Matter (SPM) dengan Jumlah Kejadian Ispa Penduduk Kecamatan Pademangan Tahun 2006-2010*. Depok: Universitas Indonesia.
- Roy, P. P., Leonard, J. T. & Roy, K., 2008. Exploring the impact of size of training sets for the development of predictive QSAR models. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, Volume 90, pp. 31-42.
- Rumah Sakit Respira Yogyakarta, 2015. *Laporan Data Penyakit RS RESPIRA Yogyakarta*. [Online] Available at: http://rskprespira.jogjaprovo.go.id/grafik/sepuluh_besar_penyakit [Accessed 22 Oktober 2016].
- Sastrawijaya, 2009. *Kontributor terbanyak dari polutan*. Jakarta: Rineka Cipta.
- Sinaga, R., 2012. Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Penentuan Konsentrasi Program Studi Bagi Calon Mahasiswa Baru STMIK Budidarma Medan. *ISSN 2301-9425*, pp. 1-4.
- Sudarmaji, 2006. *Toksikologi Logam Berat B3 dan Dampaknya Terhadap Kesehatan*. Surabaya: Unair.
- Sugiarta, A., 2008. Dampak Bising dan Kualitas Udara Pada Lingkungan Kota Denpasar. *Jurnal Bumi Lestari*, pp. 162-167.
- Taylan, O., 2016. Modelling and analysis of ozone concentration by artificial intelligent techniques for estimating air quality. *Atmospheric Environment*, Volume 150, pp. 1-10.
- Tian, J. & Chen, . D., 2010. A semi-empirical model for predicting hourly ground-level fine particulate matter(PM2.5) concentration in southern Ontario from satellite remote sensing and ground-based meteorological measurements. *Remote Sensing of Environment*, 114(2), pp. 221-229.
- Tugaswati, A. T., 2004. *Komite Penghapusan Bensin Bertimbel*. [Online] Available at: http://www.kpbb.org/makalah_ind/Emisi%20Gas%20Buang%20Bermotor%20%26%20Dampaknya%20Terhadap%20Kesehatan.pdf [Accessed 25 Oktober 2016].
- Turner, M. et al., 2011. Long-term ambient fine particulate matter air pollution and lung cancer in a large cohort of never-smokers. *American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine*, 184(13), pp. 1374-1381.

- Uzkent, B., Barkana, B. D. & Yang, J., 2011. Automatic environmental noise source classification model using fuzzy logic. *Expert Systems with Applications*, p. 8751–8755.
- United States Environmental Protection Agency, 2003. [Online] Available at: https://www3.epa.gov/airnow/airnow/forecasting_guidance-1016.pdf [Accessed 20 Oktober 2016].
- Vlachogianni, A. et al., 2011. Evaluation of a multiple regression model for the forecasting of the concentrations of NO_x and PM₁₀ in Athens and Helsinki. *Science of the Total Environment*, 409(8), pp. 1559-1571.
- Wang, H., Xu, Z. & Pedrycz, W., 2016. An overview on the roles of fuzzy set techniques in big data processing: Trends, challenges and opportunities. *Knowledge-Based Systems*, 118(1), pp. 15-30.
- Wang, P., Liu, Y., Qin, Z. & Zhang, G., 2015. A novel hybrid forecasting model for PM₁₀ and SO₂ daily concentrations. *Science of the Total Environment*, Volume 505, pp. 1202-1212.
- Wardhana, W., 2004. *Dampak Pencemaran Lingkungan, Cetakan ke-empat*. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- WHO, 2005. *WHO Air Quality Guidelines Global Update*, Geneva: WHO Regional Office for Europe.
- WHO, 2012. *Country profiles of environmental burden of disease*, Geneva: World Health Organization.
- Wong, T. W., Tam, W. S., Yu, T. S. & Wong, A. H. S., 2002. Associations between daily mortalities from respiratory and cardiovascular diseases and air pollution in Hong Kong, China. *Occupational and Environmental Medicine*, 59(1), pp. 30-35.
- Wu, C.-F. et al., 2016. Association of short-term exposure to fine particulate matter and nitrogen dioxide with acute cardiovascular effects. *Science of the Total Environment*, Volume 569-570, pp. 300-305.
- Xu, Y., Yang, W. & Wang, J., 2017. Air quality early-warning system for cities in China. *Atmospheric Environment*, Volume 148, pp. 239-257.
- Yahya, K., Zhang, Y. & Vukovich, J. M., 2014. Real-time air quality forecasting over the southeastern United States using WRF/Chem-MADRID: Multiple-year assessment and sensitivity studies. *Atmospheric Environment*, Volume 92, pp. 318-338.

Yu, T., Wang, W., Ciren, P. & Zhua, Y., 2016. Assessment of human health impact from exposure to multiple airpollutants in China based on satellite observations. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Volume 52, pp. 542-553.

Zadeh, L. A., 1965. Fuzzy sets. *Information and Control* 8 (3), pp. 338-353.

LAMPIRAN

Tabel. Data Polutan Udara Provinsi D.I.Y

No	Bulan	Tahun	Lokasi	Suhu udara	Kelembaban	Kecepatan angin	Data Real NO2	SO2	Ozon (O3)	Timah hitam (Pb)	Hidrocarbon (HC)	Debu diameter 10 (PM ₁₀)
1	Sept	2009	L3	32,5	42,6	1,9	30,7	21	4	0,2	82,7	53,3
2	Maret	2009	L5	33,6	51,8	1,3	15,3	23,6	6	0,2	108,1	63,9
3	Sept	2009	L5	32,2	47,7	1,3	17,3	26,4	5	0,2	95,4	55,9
4	Sept	2009	L11	31,8	49	0,9	27	88,2	10	0,4	112,4	111,5
5	Sept	2009	L15	30,8	46,3	1,5	14,6	21,3	13	0,3	117,1	41,9
6	Maret	2009	L19	34,3	48,5	2,2	10,4	42,5	8	0,4	42,4	53,2
7	Sept	2009	L19	30,2	53,3	2,4	12,1	40,9	9	0,4	79,2	58,1
8	Maret	2009	L21	34,6	44,6	1,4	11,8	19	5	0,4	50,3	68,9
9	Sept	2009	L21	30,6	52,3	2,1	15,8	20	6	0,3	71,5	65,8
10	Maret	2009	L23	34,3	49,7	1,4	14,6	22	4	0,5	64,4	59,3
11	Sept	2009	L23	35,5	38,8	1,5	16,5	21	4	0,8	8,3	62,9
12	Maret	2009	L1	35,4	43	1,2	27,8	21	7	0,3	71,7	20,8
13	Sept	2009	L1	33,1	42,3	1,6	28,4	22	8	0,3	70,3	19,7
14	Maret	2009	L3	35,4	43,7	1,7	29,6	23	4	0,2	88,6	55,6
15	Sept	2009	L4	31,6	43,7	2,9	15,3	10,7	17	0,4	89,3	30,3
16	Sept	2009	L6	33,3	45,3	1,8	22,7	22,4	8	0,3	82,8	45,2
17	Maret	2009	L7	34,6	45,6	1,4	45,1	36,8	3	0,6	82,7	82,7

No	Bulan	Tahun	Lokasi	Suhu udara	Kelembaban	Kecepatan angin	Data Real NO2	SO2	Ozon (O3)	Timah hitam (Pb)	Hidrocarbon (HC)	Debu diameter 10 (PM ₁₀)
18	Sept	2009	L7	31,8	48,5	1,8	49,7	34,7	4	0,6	87,1	82,2
19	Maret	2009	L10	34,9	46,4	1,7	10,6	27	7	0,4	74,8	56,7
20	Sept	2009	L10	33,5	42,6	1,6	13,6	29	7	0,4	60,9	50,9
21	Sept	2009	L13	29,3	55	1,4	27,9	62,6	6	0,2	100,4	57,4
22	Sept	2009	L14	35,3	41,3	1,5	56,1	31	13	0,6	28,2	46,3
23	Maret	2009	L16	33,2	51,5	2,2	57,7	18	6	0,4	80,9	45,6
24	Sept	2009	L16	29,5	49	1,1	45,8	18	6	0,4	66,4	42
25	Sept	2009	L18	30,7	45	1,3	53,6	19,4	14	0,3	76,4	54,8
26	Sept	2009	L20	31,3	49	1,9	7,6	23	13	0,3	14,1	56
27	Maret	2009	L22	34,6	44,6	1,4	20,7	37	6	0,7	45	83,8
28	Sept	2009	L22	33,2	45	1	28,5	40	5	0,7	47,1	82,4
29	Maret	2009	L25	34,7	40,5	1,2	28,8	41	10	0,6	3,7	47,9
30	Sept	2009	L25	32,8	42,3	1,5	28,3	42	11	0,6	13	49,2
31	Mei	2010	L5	31	80	2,5	19,6	29,5	22,9	0	199,5	121
32	Mei	2010	L10	32	74	1,5	15,7	30,3	9,7	0	199,5	76
33	Mei	2010	L13	34	79	1,4	39,8	57,1	22,8	0	133	95
34	Mei	2010	L14	34	76	1,5	52	28,7	17,1	0,1	199,5	166
35	Mei	2010	L17	34	64	1,1	78	51,5	18,2	0	199,5	130
36	Mei	2010	L18	33	47	1,3	47,9	26,1	20,3	0	199,5	66
37	Mei	2010	L24	36	76	1,7	43	27,4	16,5	0,1	66,5	89
38	Mei	2010	L1	34	67	1,2	29,1	25,6	17,6	0,1	133	67
39	Mei	2010	L3	33	63	1,9	31,8	23,7	16,4	0	199,5	110

No	Bulan	Tahun	Lokasi	Suhu udara	Kelembaban	Kecepatan angin	Data Real NO2	SO2	Ozon (O3)	Timah hitam (Pb)	Hidrocarbon (HC)	Debu diameter 10 (PM ₁₀)
40	Mei	2010	L6	30	75	1,5	19,8	25,2	22,5	0	133	112
41	Mei	2010	L12	32	68	1,4	21,1	44,8	18,6	0	199,5	110
42	Mei	2010	L15	31,7	43,7	1,7	16,6	32,3	19,5	0,1	133	100
43	Mei	2010	L16	32	68	2,5	36,5	19,5	16,6	0	199,5	80
44	Mei	2010	L19	33	58	2,5	14,1	39,4	19,3	0	133	52
45	Mei	2010	L20	34	70	2	10,7	25,2	24,2	0,1	133	58
46	Mei	2010	L21	33	68	1,2	18,7	23	25,2	0	133	60
47	Mei	2010	L22	33	58	1,3	34,1	38,3	25,6	0,1	133	26
48	Mei	2010	L23	32	62	1,5	18,4	18,8	23,4	0,1	133	57
49	Mei	2010	L25	30	73	1,3	28,1	45,5	17,8	0	199,5	70
50	Maret	2013	L1	33	51,3	0,7	30,3	33,5	5,5	0,2	63,8	16
51	Maret	2013	L2	32	44	1,5	39,4	25,3	7,2	0,4	100,4	34,6
52	Agustus	2013	L2	32,5	48,1	2,3	23,4	40,1	13,4	0,1	85,4	43
53	Maret	2013	L3	31	49,7	1,8	27,8	19,3	12,9	0,4	103,4	34,1
54	Agustus	2013	L5	34,4	27,4	1,8	17,1	21,2	12,9	0,1	116,3	16,4
55	Maret	2013	L6	34,5	47,5	1,6	20,5	33,2	4,1	0,5	96,9	38,2
56	Agustus	2013	L6	34,6	41,5	1,8	16,4	24,8	7,9	0,1	102,1	37
57	Maret	2013	L9	33,5	36	1,7	21,8	37,9	9,4	0,5	106	36,6
58	Maret	2013	L10	30	48,5	1,3	13,2	33,2	11,4	0,7	82,8	54,1
59	Agustus	2013	L10	31,6	50,2	1	36,6	29,6	7,7	0,1	88,8	67,5
60	Maret	2013	L11	33,8	36,5	1,6	31,2	60,7	4,9	0,8	102,3	63,9
61	Maret	2013	L12	31,2	42	1,7	21	50,5	10,3	0,3	102,7	25,4

No	Bulan	Tahun	Lokasi	Suhu udara	Kelembaban	Kecepatan angin	Data Real NO2	SO2	Ozon (O3)	Timah hitam (Pb)	Hidrocarbon (HC)	Debu diameter 10 (PM ₁₀)
62	Agustus	2013	L12	32,1	49,9	1,3	21,7	36,1	12,2	0,1	117,1	31
63	Maret	2013	L13	29,5	50,5	1,4	22,8	47,3	7,4	0,4	80,9	33,4
64	Agustus	2013	L15	32,9	25	1,3	20,5	43,5	13,1	0,1	91,3	22,7
65	Maret	2013	L16	32	44,5	1	33,2	23,5	6,1	0,5	64,4	37,8
66	Agustus	2013	L17	34,2	50,5	1,3	19,3	34,2	7,9	0,1	90,8	39,3
67	Agustus	2013	L18	31,6	42,1	0,9	30,8	22,8	9,1	0,1	50	42,1
68	Maret	2013	L19	30	51,2	1,3	19,3	35	5,2	1,1	17,9	91,8
69	Maret	2013	L20	32,6	53,1	2,1	16,7	36,9	12,4	0,5	19,3	40,4
70	Maret	2013	L21	31,5	52	0,8	24	25,6	7,6	0,8	28	63,9
71	Maret	2013	L24	33,7	49,6	2	35,9	28	7,3	0,3	35,7	25,2
72	Maret	2013	L26	29,1	50,1	1	13,3	24,7	8,3	0,1	43,8	23,4
73	Agustus	2013	L26	29,3	52,2	1,1	16,9	19,9	8,9	0,1	48,3	25
74	Maret	2013	L27	32	52,3	1,3	17,5	36,9	8	0,3	34	23,4
75	Agustus	2013	L28	33,1	42	1	17,4	31,1	9,5	0,1	55	29
76	Maret	2013	L29	34	46	0,6	15,1	38,1	10,6	0,2	41,3	14,9
77	Agustus	2013	L29	34,4	18,1	0,8	19,7	33,9	9,3	0,1	53,8	24,8
78	Maret	2013	L4	30,5	48,3	1	29,3	18,9	7,6	0,5	97,3	37,8
79	Agustus	2013	L4	31	61,7	0,9	12,7	38	9,5	0,1	96,7	81,5
80	Maret	2013	L5	33,7	38	1,1	27,8	42,5	4,5	0,4	80,6	35,1
81	Maret	2013	L8	32,5	38	0,9	28,9	26,2	3,5	0,4	87,7	32,6
82	Agustus	2013	L8	33,1	58,2	0,8	25,8	31,1	10,6	0,1	109,6	30
83	Agustus	2013	L14	33,7	46,8	1,6	36,1	33,5	10,1	0,1	79,6	64,3

No	Bulan	Tahun	Lokasi	Suhu udara	Kelembaban	Kecepatan angin	Data Real NO2	SO2	Ozon (O3)	Timah hitam (Pb)	Hidrocarbon (HC)	Debu diameter 10 (PM ₁₀)
84	Maret	2013	L15	33,3	42,8	2,3	19,7	40,4	7,9	0,3	102,3	20,7
85	Agustus	2013	L16	33,5	51,8	1,2	15	16	10,4	0,1	82,5	23,8
86	Maret	2013	L18	30,4	49,3	1,2	46,6	38,3	11,4	0,9	19,3	76,7
87	Agustus	2013	L19	32	46,8	2,1	15,4	40,3	10,6	0,1	29,2	33
88	Agustus	2013	L20	32,4	51,6	2,2	12,5	23,7	12,5	0,1	25,4	47
89	Agustus	2013	L21	33,9	41	1	18,1	30,5	9,1	0,1	40,4	32
90	Maret	2013	L22	32	49,5	1,7	36,1	40,3	5,6	1,2	56	94,4
91	Agustus	2013	L22	30,7	45,4	1,2	41,9	25,2	6,1	0,1	49,2	44
92	Maret	2013	L23	33,2	46,8	1,4	10,4	11,7	7,8	1	57,7	84,5
93	Agustus	2013	L23	30,9	48,4	1,6	44,5	36,3	7,9	0,1	57,9	51
94	Agustus	2013	L24	35,5	44,3	1,9	26,9	34,4	10,2	0,1	56,3	20,9
95	Maret	2013	L25	32,5	48,4	0,8	31	40,5	12,5	0,6	52,8	48,2
96	Agustus	2013	L25	30,5	57,1	1,4	20,2	59,1	11,1	0,1	89,2	115
97	Agustus	2013	L27	31,8	58,5	1,4	39,7	22,6	8,4	0,1	42,1	33,6
98	Maret	2013	L28	33,5	45,1	0,9	12,7	25,4	7,5	0,2	42,7	17
99	Maret	2013	L30	35	42,5	1,1	14,5	31,5	9,4	0,2	30,9	15
100	Agustus	2013	L30	34,2	37,6	1,1	22,1	38,3	11,4	0,1	37,9	22,5
101	Maret	2014	L3	31,5	46,5	1,8	27,8	19,3	12,9	0,4	103,4	34,1
102	Maret	2014	L4	31	46,4	0,7	29,3	18,9	7,6	0,5	97,3	37,8
103	Agustus	2014	L4	31,5	51,5	0,8	34,9	50,9	27,6	0,4	97,5	52,4
104	Maret	2014	L5	35,5	37	2,5	27,8	42,5	4,5	0,4	80,6	35,1
105	Maret	2014	L6	34,6	42	1,9	20,5	33,2	4,1	0,5	96,9	38,2

No	Bulan	Tahun	Lokasi	Suhu udara	Kelembaban	Kecepatan angin	Data Real NO2	SO2	Ozon (O3)	Timah hitam (Pb)	Hidrocarbon (HC)	Debu diameter 10 (PM ₁₀)
106	Agustus	2014	L6	33,6	53,2	1,6	31	40,9	32,5	0,4	104,6	62,2
107	Agustus	2014	L8	32,6	57,3	1,6	32,3	47,6	3,5	0,7	107,9	102,4
108	Maret	2014	L14	33,1	53,7	1,5	51,2	29,1	9,8	1,1	44,8	86,8
109	Maret	2014	L16	33,1	48,7	1	33,2	23,5	6,1	0,5	64,4	37,8
110	Agustus	2014	L19	32,9	52,8	1,8	36,2	32,8	17,3	0,7	75	99,5
111	Agustus	2014	L20	32	48,7	2,3	32,7	37,3	22,4	0,6	27,1	93,3
112	Maret	2014	L21	35,3	36,5	1,1	24	25,6	7,6	0,8	28	63,9
113	Agustus	2014	L21	35,8	46,8	1,2	33,8	26,3	17,2	0,6	56,3	95,5
114	Maret	2014	L24	35,7	46,2	1,9	35,9	28	7,3	0,3	35,7	25,2
115	Maret	2014	L25	30	50	1,5	31	40,5	12,5	0,6	52,8	48,2
116	Agustus	2014	L25	29,7	57,4	1,5	29,9	33,9	18,9	0,5	90,4	77,2
117	Maret	2014	L26	29,4	50,6	1,1	13,3	24,7	8,3	0,1	43,8	23,4
118	Agustus	2014	L26	29,5	33,1	1,1	23,2	61,1	16,9	0,6	49,2	94,4
119	Maret	2014	L27	31,7	49,6	1,4	17,5	36,9	8	0,3	34	23,4
120	Agustus	2014	L27	31,6	59,9	1,4	28,9	48,5	16,8	0,3	43,3	38,2
121	Agustus	2014	L28	32,5	26,9	1,2	40	39,8	19,6	0,6	56,7	91,3
122	Maret	2014	L1	33,2	44,1	1,3	30,3	33,5	5,5	0,2	63,8	16
123	Maret	2014	L2	33,5	44,6	2,4	39,4	25,3	7,2	0,4	100,4	34,6
124	Agustus	2014	L2	34,1	56,1	2	23,1	26,4	11,5	0,4	89,2	62,3
125	Maret	2014	L8	32,9	46,4	1,2	28,9	26,2	3,5	0,4	87,7	32,6
126	Maret	2014	L9	35,5	37,1	1,6	21,8	37,9	9,4	0,5	106	36,6
127	Maret	2014	L10	31,3	48,6	0,8	13,2	33,2	11,4	0,7	82,8	54,1

No	Bulan	Tahun	Lokasi	Suhu udara	Kelembaban	Kecepatan angin	Data Real NO2	SO2	Ozon (O3)	Timah hitam (Pb)	Hidrocarbon (HC)	Debu diameter 10 (PM ₁₀)
128	Maret	2014	L12	32,9	46,8	1,2	21	50,5	10,3	0,3	102,7	25,4
129	Maret	2014	L13	32,6	37,3	1,4	22,8	47,3	7,4	0,3	80,9	33,4
130	Agustus	2014	L13	33,3	53,9	1,3	26,1	38,7	17	0,4	78,8	55,9
131	Maret	2014	L15	33,8	40,8	1,2	19,7	40,4	7,9	0,3	102,3	20,7
132	Agustus	2014	L18	32,1	40,1	0,8	34,7	50,5	27,4	0,2	63,3	33
133	Maret	2014	L19	32,8	45,3	2	19,3	35	5,2	1,1	17,9	91,8
134	Maret	2014	L20	32,2	50,1	2,2	16,7	36,9	12,4	0,5	19,3	40,4
135	Maret	2014	L22	29,9	46,7	1,2	36,1	40,3	5,6	1,2	56	94,4
136	Maret	2014	L23	29,9	48,3	1,5	10,4	11,7	7,8	1	57,7	84,5
137	Maret	2014	L28	32,8	44,9	1,1	12,7	25,4	7,5	0,2	42,7	17
138	Maret	2014	L29	34,6	35,4	1	15,1	38,1	10,6	0,2	41,3	14,9
139	Maret	2014	L30	33,6	42,2	1,1	14,5	31,5	9,4	0,2	30,9	14,9
140	Maret	2015	L3	32	39,7	2,1	40,6	39	28	0,1	96,9	83,1
141	Agustus	2015	L3	32	39,7	2,1	39,7	20,9	14,2	0,2	47,3	30,8
142	Maret	2015	L5	34	38	3,7	32	70,8	21,2	0,2	84,3	57,4
143	Agustus	2015	L5	30,7	42,5	1,9	41,8	41,8	17,9	0,2	41	24,9
144	Agustus	2015	L6	32,3	39	1,1	40	43,3	16,3	0,3	45,7	40,6
145	Agustus	2015	L8	31,5	42	0,8	52,2	39,8	18,3	0,5	55,3	78,3
146	Maret	2015	L9	32,7	40	1,3	45	29,9	17	0,1	111,7	26,4
147	Agustus	2015	L10	30,9	38,7	1	23,2	33,7	15,9	0,2	60,2	34,7
148	Maret	2015	L13	33,5	39	1,3	40,2	23,5	29,7	0,1	91,3	48,5
149	Agustus	2015	L14	29	44,5	0,9	33,2	41	16,8	0,4	53,2	61,9

No	Bulan	Tahun	Lokasi	Suhu udara	Kelembaban	Kecepatan angin	Data Real NO2	SO2	Ozon (O3)	Timah hitam (Pb)	Hidrocarbon (HC)	Debu diameter 10 (PM ₁₀)
150	Maret	2015	L15	32	47	1,1	27,7	22,8	19,1	0,3	115,2	51
151	Agustus	2015	L15	30,5	38	0,7	34,7	33,5	17,1	0,2	41	33,2
152	Maret	2015	L17	32,3	51,5	1,3	44,9	24	25,5	0,4	61,3	43,7
153	Agustus	2015	L17	29	39	1,1	54,7	43,1	17,8	0,4	23,6	55,9
154	Maret	2015	L18	32,1	47	1,2	36,8	37,9	17,4	0,2	21,9	57,1
155	Agustus	2015	L18	31	40	2,1	38,5	37,7	18	0,2	62,3	33,7
156	Maret	2015	L20	31,9	47,2	2,3	22,3	44,7	17,2	0,3	24,7	48,4
157	Maret	2015	L21	34,5	38	1,4	25,4	36,2	17,3	0	35,1	67,8
158	Maret	2015	L22	30	52,5	1	30	35,2	19,6	0,2	71,4	51,7
159	Agustus	2015	L24	28,5	52	0,8	36,7	23,6	20,1	0,3	24	45,3
160	Maret	2015	L26	30	52	1,6	36,3	46,8	14,9	0,1	41,3	67,3
161	Agustus	2015	L26	29,4	45	0,9	38,3	43,3	16,3	0,3	33,7	40,6
162	Maret	2015	L28	32	40	1,6	31,4	39,1	14	0,3	39,9	35,5
163	Agustus	2015	L28	32	36	1,1	39,1	29,3	18,5	0,4	65,7	54,9
164	Maret	2015	L29	36,5	32	1,7	28,3	38,2	17	0,3	48	39,4
165	Maret	2015	L30	33	40	1,5	35,5	57,8	12,4	0,4	33,7	29,7
166	Maret	2015	L2	33,5	43	1,3	28,1	35,2	23	0,7	101,9	29,4
167	Agustus	2015	L2	30,8	41	1,2	28,7	41,8	23,8	0,2	25,8	26
168	Maret	2015	L4	32	49	0,9	35,3	38,5	24,7	0,2	114,7	18,5
169	Agustus	2015	L4	31,8	48	1,5	40,3	45,5	24	0,5	47,6	74
170	Maret	2015	L6	32	43	1,4	29,9	52,7	18,2	0,3	98,4	40,3
171	Maret	2015	L7	33,5	44	1	49,7	34,7	30,4	0,4	80,1	85,6

No	Bulan	Tahun	Lokasi	Suhu udara	Kelembaban	Kecepatan angin	Data Real NO2	SO2	Ozon (O3)	Timah hitam (Pb)	Hidrocarbon (HC)	Debu diameter 10 (PM ₁₀)
172	Maret	2015	L11	32,3	44	1	27	19,4	18,1	0,2	109	108,3
173	Agustus	2015	L12	33	38	1,3	39,3	44,3	26,9	0,2	40,3	24,1
174	Maret	2015	L14	32	50	1,3	34,1	38,4	19,9	0,1	61	34,4
175	Maret	2015	L16	30,5	56	1,2	27,2	36	26,6	0,4	59,7	29,5
176	Agustus	2015	L16	31,5	45,2	2,1	33,4	36	18,3	0,3	44,4	46,1
177	Maret	2015	L19	32	44	1,7	27,3	30,2	17,3	0,2	19,9	45,1
178	Agustus	2015	L19	28,7	49	1,5	35,6	30,6	28,7	0,2	62	32,4
179	Agustus	2015	L20	31,8	45,7	2,3	27,8	28,5	17,3	0,2	47,4	23,5
180	Agustus	2015	L21	30,5	40,4	1,7	29,4	32,3	36,5	0,5	60,2	76
181	Agustus	2015	L22	32	39	1,1	21,6	50,6	20,6	0,6	26,7	92,2
182	Maret	2015	L23	30,5	53	1,7	29,2	39,6	20,6	0,3	69,7	45,7
183	Agustus	2015	L23	33,5	43,2	1,1	29,9	46,7	21,2	0,3	30,3	47,8
184	Agustus	2015	L25	31,4	43,2	1,4	27,3	23,8	22,7	0,4	37,3	52,2
185	Maret	2015	L27	31,5	43	1,7	33,7	43,1	12,8	0,3	35	20,9
186	Agustus	2015	L27	31,5	38	1,3	33,4	30,6	16,8	0,8	19	30,6