PERAMALAN PENGGUNAAN BAHAN BAKAR PADA PEMBANGKIT LISTRIK TENAGA GAS UAP MENGGUNAKAN METODE *BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK*

SKRIPSI

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

Disusun Oleh

EMI FATCHURIN

H72216027

PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL
SURABAYA

2020

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama	:	EMI FATCHURIN
NIM	:	H72216027
Program Studi	:	Matematika
Angkatan	:	2016

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul " PERAMALAN PENGGUNAAN BAHAN BAKAR PADA PEMBANGKIT LISTRIK TENAGA GAS UAP MENGGUNAKAN METODE *BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK* ". Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, 09 Maret 2020

Yang menyatakan,

EMI FATCHURIN

NIM. H72216027

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skripsi oleh

Nama	:	EMI FATCHURIN
NIM	:	H72216027
Judul Skripsi	:	PERAMALAN PENGGUNAAN BAHAN BAKAR PADA PEMBANGKIT LISTRIK TENAGA GAS UAP MENGGUNAKAN METODE *BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK*

telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Surabaya, 09 Maret 2020

Pembimbing

Aris Fanani,M.Kom

NIP. 198701272014031002

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi oleh

Nama	:	EMI FATCHURIN
NIM	:	H72216027
Judul Skripsi	:	PERAMALAN PENGGUNAAN BAHAN BAKAR PADA PEMBANGKIT LISTRIK TENAGA GAS UAP MENGGUNAKAN METODE *BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK*

Telah dipertahankan di depan Tim Penguji
pada tanggal 23 April 2020

Mengesahkan,
Tim Penguji

Penguji I

Aris Fanani,M.Kom
NIP. 198701272014031002

Penguji II

Nurissaidah Ulinnuha, M.Kom
NIP. 199011022014032004

Penguji III

Dian Candra Rini Novitasari, M.Kom
NIP. 198511242014032001

Penguji IV

Yuniar Farida, M.T
NIP. 197905272014032002

Mengetahui,
Plt Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Sunan Ampel Surabaya

Dr. Evi Fatimatur Rusydiyah, M.Ag
NIP. 197312272005012003

KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA
PERPUSTAKAAN
Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300
E-Mail: perpus@uinsby.ac.id

LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:

Nama : EMI FATCHURIN
NIM : H72216027
Fakultas/Jurusan : SAINS DAN TEKNOLOGI/ MATEMATIKA
E-mail address : emyfatchurin05@gmail.com

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :
☑ Sekripsi ☐ Tesis ☐ Desertasi ☐ Lain-lain (……)
yang berjudul :
PERAMALAN PENGGUNAAN BAHAN BAKAR PADA PEMBANGKIT LISTRIK TENAGA GAS UAP MENGGUNAKAN METODE *BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK*

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Ekslusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara ***fulltext*** untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.

Surabaya, 23 April 2020

Penulis

(EMI FATCHURIN)
nama terang dan tanda tangan

ABSTRAK

PERAMALAN PENGGUNAAN BAHAN BAKAR PADA PEMBANGKIT LISTRIK TENAGA GAS UAP MENGGUNAKAN METODE *BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK*

Bahan bakar yang memadai sangat diperlukan dalam pembangkitan energi listrik karena bahan bakar merupakan komponen utama dalam pembangkitan energi listrik. Penggunaan bahan bakar yang efektif dan efisien tentu saja disesuaikan dengan kebutuhan beban yang diminta sehingga tidak ada energi yang terbuang ataupun kekurangan bahan bakar dalam proses pembangkitan. Dibutuhkan suatu perencanaan yang baik dengan melakukan prediksi terhadap penggunaan bahan bakar gas yang dikeluarkan oleh Unit PLTGU PT. PJB Unit Pembangkitan Gresik. Penelitian ini bertujuan untuk keefektifan dan keefesiensian pembangkit dalam memprediksi dan mempersiapkan bahan bakar di kemudian hari dengan menggunakan metode *backpropagation neural network* serta memprediksi biaya yang dibutuhkan untuk proses pembangkitan. Hasil Prediksi penggunaan bahan bakar gas Unit PLTGU PT. PJB Unit Pembangkitan Gresik pada minggu ke-1 bulan Oktober yaitu sebesar 24.814 KNm^3/h sehingga biaya yang dibutuhkan untuk keperluan bahan bakar gas yaitu sebesar Rp 92.695.620.617 MAPE sebesar $15,0825\%$. Hal tersebut menunjukkan bahwa model yang dibangun oleh jaringan *backpropagation* termasuk ke dalam kategori baik dalam kemampuan memprediksi karena nilai *error* berada diantara 10-20% dan akurasinya sebesar $84,9175\%$. Arsitektur jaringan *Backpropagation* yang paling optimal yaitu dengan menggunakan 1 *hidden layer* dengan 9 *node* dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01. Dari hasil penelitian di atas dapat disimpulkan bahwa metode Backpropagation Neural Network baik untuk memprediksi penggunaan bahan bakar gas pada Unit PLTGU PT. PJB UP Gresik yang akan digunakan di kemudian hari.

Kata Kunci: Peramalan, Bahan Bakar Gas, PT. PJB UP Gresik, Backpropagation Neural Network

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

ABSTRACT

FORECASTING THE USE OF FUEL AT A STEAM POWER PLANT USING THE *BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK* METHOD

Adequate fuel is needed in the generation of electrical energy because fuel is a major component in the generation of electrical energy. The use of fuel that is effective and efficient is adjusted to the needs of the requested load so that there is no wasted energy or lack of fuel in the generation process. A good planning is needed by predicting the use of gas fuel released by the PLTGU Unit of PT. PJB Gresik Generating Unit. This study aims to the effectiveness and efficiency of the generator in predicting and preparing fuel in the future by using the *backpropagation neural network* method and predicting the costs required for the generation process. Prediction Results of the use of gas fuels for PLTGU Unit PT. PJB Gresik Generating Unit in the first week of October that is 24.814 KNm^3/h so that the cost needed for gas fuel needs is Rp 92.695.620.617 MAPE of 15,0825%. This shows that the model built by the *backpropagation* network is included in the good category in the ability to predict because the value of *error* is between 10-20% and the accuracy is $84,9175\%$. The most optimal *Backpropagation* network architecture is by using 9 units in the hidden layer with momentum of 0,9 and a learning rate of 0,01. From the results of the above study it can be concluded that the *Backpropagation Neural Network* method is good for predicting the use of gas fuel in the PLTGU Unit of PT. PJB UP Gresik which will be used at a later date.

Keyword: Forecasting, Gas Fuel, PT. PJB UP Gresik, Backpropagation Neural Network

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL . . . . . **i**

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING . . . . . **ii**

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI . . . . . **iii**

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN . . . . . **iv**

MOTTO . . . . . **v**

HALAMAN PERSEMBAHAN . . . . . **vi**

KATA PENGANTAR . . . . . **vii**

DAFTAR ISI . . . . . **ix**

DAFTAR TABEL . . . . . **xii**

DAFTAR TABEL . . . . . **xiii**

ABSTRAK . . . . . **xv**

ABSTRACT . . . . . **xvi**

I PENDAHULUAN **1**

1.1. Latar Belakang Masalah 1

1.2. Rumusan Masalah 8

1.3. Tujuan Penelitian 8

1.4. Manfaat Penelitian 9

1.5. Batasan Masalah 9

1.6. Sistematika Penulisan 10

II TINJAUAN PUSTAKA **12**

2.1. Pembangkit Listrik PT. PJB UP Gresik 12

2.2. Pembangkit Listrik Tenaga Gas Uap (PLTGU) 13

2.3. Peramalan 18

2.4. Time Series (Data Runtun waktu) 19

2.5. Jaringan Syaraf Tiruan 22

2.5.1. Karakteristik Jaringan Syaraf Tiruan 22

2.5.2. Susunan Jaringan Syaraf Tiruan 23

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2.5.3. Istilah dalam jaringan syaraf tiruan 24
2.6. *Backpropagation* 25
2.6.1. Arsitektur *Backpropagation* 26
2.6.2. Fungsi Aktivasi 27
2.6.3. Pelatihan dan Pengujian 28
2.6.4. Algoritma Pelatihan *Backpropagation* 29
2.7. Momentum 33
2.8. *Mean Squared Error* (MSE) 35
2.9. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) 35
III METODE PENELITIAN 37
3.1. Jenis Penelitian 37
3.2. Sumber Data Penelitian 37
3.3. Pengumpulan Data 37
3.4. Rancangan Penelitian 38
3.4.1. Pengambilan data 38
3.4.2. Pembagian data 38
3.4.3. *Preprocessing data* 38
3.4.4. *Processing data* 43
3.4.5. Perhitungan biaya penggunaan bahan bakar gas pada PLTGU Blok 1 45
IV HASIL DAN PEMBAHASAN 47
4.1. Pembagian Data 47
4.2. Normalisasi Data 51
4.3. Tahap Pelatihan 56
4.4. Tahap Pengujian 84
4.5. Tahap Peramalan 94
4.6. Perhitungan Biaya Bahan Bakar 94
V PENUTUP 95
5.1. Simpulan 95
5.2. Saran 96

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR PUSTAKA **97**
A Perhitungan nilai MSE data latih **101**
B Perhitungan nilai MAPE data latih **105**
C Perhitungan nilai MSE data uji **109**
D Perhitungan nilai MAPE data uji **111**
E SKRIP PROGRAM MATLAB **113**

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR TABEL

2.1 Kriteria MAPE 36

3.1 Skema penelitian 41

4.1 Data *training* 48
4.2 Data *testing* 50
4.3 Hasil normalisasi data *training* 53
4.4 Hasil normalisasi data *testing* 55
4.5 Bobot dari *input layer* ke *hidden layer* 59
4.6 Bobot dari *hidden layer* ke *output layer* 59
4.7 Bobot dari *input layer* ke *hidden layer* 65
4.8 Bobot dari *hidden layer* ke *output layer* 65
4.9 Hasil Percobaan 93

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR GAMBAR

2.1 Skema Pembangkit Listrik Tenaga Gas Uap 14
2.2 Turbin Gas 15
2.3 *Heat Recovery Steam Generator* (HRSG) 16
2.4 Turbin Uap 17
2.5 Generator 18
2.6 Contoh Plot Pola Data Horizontal 19
2.7 Contoh Plot Pola Data Musiman 20
2.8 Contoh Plot Pola Data Siklis 21
2.9 Contoh Plot Pola Data Trend 21
2.10 Single Layer 26
2.11 MultiLayer 27
2.12 Sigmoid Biner 28

3.1 Arsitektur jaringan *backpropagation* 9 *node* pada *hidden layer* . . . 40
3.2 Arsitektur jaringan *backpropagation* 12 *node* pada *hidden layer* . . 40
3.3 Arsitektur jaringan *backpropagation* 15 *node* pada *hidden layer* . . 40
3.4 Arsitektur jaringan *backpropagation* 25 *node* pada *hidden layer* . . 41
3.5 Diagram Alur Penelitian 46

4.1 Plot Data Penggunaan Bahan Bakar Gas 47
4.2 Arsitektur jaringan *backpropagation* pengerjaan manual 58
4.3 Hasil pelatihan dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01 68
4.4 Hasil pelatihan dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05 69
4.5 Hasil pelatihan dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01 69
4.6 Hasil pelatihan dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05 70
4.7 Hasil pelatihan dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01 71
4.8 Hasil pelatihan dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05 72
4.9 Hasil pelatihan dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01 72

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

4.10 Hasil pelatihan dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05 73
4.11 Hasil pelatihan dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01 74
4.12 Hasil pelatihan dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05 75
4.13 Hasil pelatihan dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01 76
4.14 Hasil pelatihan dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05 76
4.15 Hasil pelatihan dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01 77
4.16 Hasil pelatihan dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05 78
4.17 Hasil pelatihan dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01 79
4.18 Hasil pelatihan dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05 80
4.19 MAPE Hasil Pelatihan 9 *node hidden layer* 81
4.20 MAPE Hasil Pelatihan 12 *node hidden layer* 82
4.21 MAPE Hasil Pelatihan 15 *node hidden layer* 83
4.22 MAPE Hasil Pelatihan 25 *node hidden layer* 84
4.23 Hasil pengujian dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01 . . . 85
4.24 Hasil pengujian dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05 . . . 85
4.25 Hasil pengujian dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01 . . . 86
4.26 Hasil pengujian dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05 . . . 86
4.27 Hasil pengujian dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01 . . . 87
4.28 Hasil pengujian dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05 . . . 87
4.29 Hasil pengujian dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01 . . . 88
4.30 Hasil pengujian dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05 . . . 88
4.31 Hasil pengujian dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01 . . . 89
4.32 Hasil pengujian dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05 . . . 89
4.33 Hasil pengujian dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01 . . . 90
4.34 Hasil pengujian dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05 . . . 90
4.35 Hasil pengujian dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01 . . . 91
4.36 Hasil pengujian dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05 . . . 91
4.37 Hasil pengujian dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01 . . . 92
4.38 Hasil pengujian dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05 . . . 92

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Energi listrik memiliki peran yang sangat penting dalam kehidupan masyarakat sebagai penunjang segala aktivitasnya. Seiring dengan pertumbuhan penduduk Indonesia yang berkembang pesat serta perkembangan teknologi, industri dan pendidikan yang semakin meningkat, maka kebutuhan akan energi listrik pun juga semakin meningkat. Aktivitas rumah tangga dan sektor industri sangat bergantung pada energi listrik, sehingga kebutuhan akan energi listrik harus dipenuhi selama 24 jam (Firdaus, 2010). *Total Terra Watt Hour*(TWh) yang terjual pada Januari 2016 sebesar 17,57 TWh lebih tinggi dari bulan Januari 2015 yang penjualannya sekitar 16,34 TWh dengan biaya pada bulan Januari 2016 mencapai 17,6 triliun rupiah dan pada bulan Januari 2015 mencapai 16,8 triliun rupiah (Anggraeni, 2016).

Untuk memenuhi permintaan kebutuhan listrik, maka pemerintah membangun salah satu perusahaan BUMN sebagai penyedia jasa kebutuhan energi listrik yang ada di Indonesia yaitu PT. PLN (Persero). PT. PLN memiliki dua anak perusahaan yaitu Pembangkit Jawa-Bali (PJB) dan Indonesia Power (IP). Dua perusahaan inilah yang menghasilkan energi listrik untuk disalurkan ke seluruh penjuru Indonesia. Selain itu, PT. PLN juga dituntut supaya dapat menyediakan energi listrik dengan harga yang murah dan menghasilkan energi listrik yang memiliki tingkat efisiensi yang tinggi. PT. PJB tersebar di beberapa titik di

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Indonesia, salah satunya di Gresik yaitu PT. PJB Unit Pembangkitan Gresik yang pertama kali dioperasikan pada tahun 1978. PT. PJB UP Gresik memiliki kapasitas sebesar 2219 MW dan terdiri dari tiga jenis unit pembangkit diantaranya 2 unit PLTG, 4 unit PLTU, dan 3 blok PLTGU. PLTGU Gresik memiliki kapasitas terbesar yang terdiri dari 3×526 MW (±1578 MW) jika dibandingkan dengan PLTG dan PLTU. PLTG mempunyai kapasitas sebesar 2×200 MW (±400 MW), sedangkan PLTU sebesar 2×100 MW dan 2×200 MW (±600 MW) (Hadi, 2019).

PLTGU di PT. PJB UP Gresik memiliki tiga unit produksi yaitu blok 1, 2 dan 3. Setiap blok terdiri dari 3 Turbin Gas, 3 HRSG, dan 1 *steam turbine*. PLTGU bekerja berdasarkan kombinasi antara PLTG dengan PLTU. Dimana energi hasil pembakaran bahan bakar digunakan untuk menggerakkan turbin gas yang digandeng satu poros dengan generator. Sisa hasil gas buang dari *gas turbine* dimanfaatkan untuk memanaskan air pada pipa-pipa yang terdapat di HRSG sehingga berubah menjadi uap. Uap yang dihasilkan di HRSG digunakan untuk menggerakkan turbin uap. Energi mekanik dari turbin digunakan untuk memutar generator sehingga menghasilkan energi listrik yang selanjutnya diparalelkan dengan jaringan interkoneksi Jawa Bali (Tarigan, dkk , 2016).

Pengoperasian suatu pembangkit sangat tergantung pada bahan bakar, sehingga hal inilah yang perlu mendapatkan perhatian lebih spesifik karena sebagian besar biaya yang dikeluarkan untuk proses pembangkitan yaitu untuk keperluan bahan bakar (Ilyas, dkk, 2010). Daya keluaran dari pembangkit dapat berubah-ubah sesuai dengan permintaan beban yang diterima. Semakin besar permintaan beban, maka besar daya yang harus dibangkitkan juga semakin besar dan jumlah bahan bakar yang digunakan pun akan semakin besar sehingga biaya yang harus dikeluarkan juga semakin besar (Tambun, 2018). Apabila daya yang

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

dibangkitkan lebih besar dari permintaan beban, maka akan terjadi pemborosan energi dan pemborosan bahan bakar untuk proses pembangkitan sehingga merugikan perusahaan. Sedangkan jika daya yang dibangkitkan lebih rendah dari permintaan beban, maka akan terjadi pemadaman yang merugikan pihak konsumen (Ramadani, 2016).

Kota Gresik sendiri merupakan kota yang memiliki cukup banyak pabrik dan perusahaan yang tentunya membutuhkan daya listrik secara kontinyu sehingga diperlukan perencanaan pembangkitan yang baik berdasarkan peramalan penggunaan bahan bakar yang telah dilakukan. Jika besar penggunaan bahan bakar tidak diperkirakan, maka akan mempengaruhi kesiapan dari unit pembangkit dalam menyediakan pasokan energi listrik kepada konsumen. Terdapat dua jenis bahan bakar yang digunakan di PLTGU PT. PJB UP Gresik yaitu gas sebagai bahan bakar utama dan minyak HSD *(High Speed Diesel)* sebagai bahan bakar cadangan. Dalam pembangkitan energi listrik diperlukan bahan bakar yang memadai karena bahan bakar merupakan komponen utama dalam pembangkitan energi listrik. Penggunaan bahan bakar yang efektif dan efisien disesuaikan dengan kebutuhan permintaan beban sehingga tidak ada energi yang terbuang ataupun kurangnya bahan bakar dalam pembangkit listrik. Oleh karena itu perlu dilakukan perancangan sebuah metode yang baik dalam peramalan penggunaan bahan bakar untuk proses pembangkitan (Baskoro, 2017).

Prediksi terhadap penggunaan bahan bakar sangat diperlukan untuk mempersiapkan kebutuhan bahan bakar pada periode yang akan datang serta meminimalisir terjadinya kerugian bagi pihak perusahaan maupun konsumen. Prediksi penggunaan bahan bakar gas pada penelitian ini dilakukan karena berkaitan dengan sistem pembelanjaan bahan bakar yang telah ada pada PLTGU

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

PT. PJB UP Gresik. Pola pembelanjaan bahan bakar gas yang telah ada yaitu dengan menggunakan acuan beban maksimal yang pernah diminta oleh Perusahaan Listrik Negara (PLN) dalam periode waktu tertentu. Jadi, jumlah bahan bakar gas yang disiapkan digunakan untuk mencukupi beban maksimal tersebut. Namun, pola pembelanjaan seperti ini kurang efektif dari segi biaya karena berkaitan dengan perubahan harga bahan bakar gas yang kemungkinan ketika pembelanjaan jauh lebih mahal dibandingkan saat proses pembangkitan. Apabila hal ini terjadi, maka akan meningkatkan biaya produksi dan mengurangi keuntungan dikarenakan harga penjualan listrik tidak mengikuti peningkatan harga bahan bakar gas (Baskoro, 2017). Kekurangan bahan bakar yang tersedia dapat berakibat terhentinya proses pembangkitan yang sedang berlangsung. Selain itu, persediaan bahan bakar yang relatif kecil akan mengakibatkan frekuensi pembelian bahan bakar menjadi lebih sering sehingga biaya pemesanan bahan bakar untuk proses pembangkitan menjadi lebih besar. Maka perlu dilakukan prediksi penggunaan bahan bakar gas untuk sistem pembelanjaan agar biaya produksi seimbang dengan harga jual daya listrik yang dibangkitkan (Amri, dkk, 2017).

Peramalan merupakan cara untuk memperkirakan apa yang akan terjadi di masa yang akan datang berdasarkan pada data di waktu lampau. Beberapa metode yang bisa digunakan untuk melakukan peramalan seperti *Auto Regressive Integrated Moving Average* (ARIMA), *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS), Logika *Fuzzy*, *Fuzzy Time Serie*, Jaringan Syaraf Tiruan, dan lain-lain. Terdapat salah satu metode yang berkembang saat ini dan sering digunakan untuk memprediksi penggunaan bahan bakar yaitu dengan menggunakan metode *Neural Network*. Metode yang dapat digunakan untuk memperkirakan data *time series* yaitu model *Feel Forward Neural Network*. Metode ini terdiri dari layar masukan,

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

layar tersembunyi, dan layar keluaran. Pada setiap lapisannya terdiri dari elemen-elemen pemrosesan *(neuron)* dimana jumlah unit pada unit tersembunyi berpengaruh terhadap *output* model dalam meminimumkan tingkat kesalahan *(error)* (Kurniawan, 2017). Algoritma *Backpropagation Neural Network* merupakan model sederhana yang dapat menyelesaikan masalah data *time series*, salah satunya yaitu penggunaan bahan bakar gas pada pembangkit listrik.

Pada Q.S Luqman ayat 34, dijelaskan bahwa tidak ada yang dapat mengetahui secara pasti apa yang akan terjadi hasi esok. Oleh karena itu, Allah memerintahkan untuk melakukan perencanaan , perhitungan, dan manajemen yang tepat agar ketidakpastian tersebut dapat dihadapi dengan baik. Firman Allah dalam Q.S Luqman ayat 34 yang berbunyi:

إِنَّ ٱللَّهَ عِندَهُۥ عِلۡمُ ٱلسَّاعَةِ وَيُنَزِّلُ ٱلۡغَيۡثَ وَيَعۡلَمُ مَا فِي ٱلۡأَرۡحَامِۖ وَمَا
تَدۡرِي نَفۡسٞ مَّاذَا تَكۡسِبُ غَدٗاۖ وَمَا تَدۡرِي نَفۡسُۢ بِأَيِّ أَرۡضٖ تَمُوتُۚ إِنَّ
ٱللَّهَ عَلِيمٌ خَبِيرُۢ ٣٤

Artinya: ”Sesungguhnya Allah, hanya pada sisi-Nya sajalah pengetahuan tentang Hari Kiamat; dan Dia-lah yang menurunkan hujan, dan mengetahui apa yang ada dalam rahim. Dan tiada seorangpun yang dapat mengetahui (dengan pasti) apa yang akan diusahakannya besok. Dan tiada seorangpun yang dapat mengetahui dibumi mana dia akan mati. Sesungguhnya Allah Maha Mengetahui lagi Maha Mengenal”.

Pada ayat tersebut dijelaskan bahwa tidak ada satupun manusia yang dapat mengetahui kejadian pada hari esok. Tidak ada seorangpun yang mengetahui kapan terjadinya hari kiamat. Ibnu Katsir menjelaskan bahwa kita tidak akan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

mengetahui apa yang kita usahakan besok, apakah yang kita usahakan akan mendapatkan hasil yang baik atau buruk. Bahkan dalam hal kematiannya sendiri, manusia juga tidak mengetahui kapan dan dimana seseorang akan mati. Dalam hal ini, kondisi ketidakpastian yang terjadi pada hari esok dapat dimaknai sebagai resiko. oleh karena itu, diperlukan adanya pengelolaan terhadap resiko-resiko yang mungkin akan terjadi pada hari esok sehingga akan lebih siap menghadapinya dan hal-hal yang tidak diinginkan akibat dari resiko tersebut dapat diminimalisir (Abdullah, 2007).

Pada penelitian sebelumnya yang berjudul ”Peramalan Jumlah Penjualan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* Pada Perusahaan Air Minum Dalam Kemasan” oleh Nur Fitrianingsih Hasan, Kusrini, dan Hanif Al Fatta. Penelitian ini menggunakan arsitektur jaringan 12 *input layer*, 10 *hidden layer*, dan 1 *output layer*, learning rate 0,1, momentum 0,9, maksimal iterasi sebesar 1000, menghasilkan nilai MSE sebesar 0,00043743 dan nilai MAPE sebesar 6,88% (Hasan, dkk, 2019). Penelitian lain yang berjudul ”Peramalan Harga Garam Konsumsi Menggunakan Artificial Neural Network Feedforward-Backpropagation (Studi Kasus: PT. Garam Mas, Rembang, Jawa Tengah) oleh Mochammad Yusuf Habibi dan Edwin Riksakomara. Penelitian ini menggunakan arsitektur jaringan 6 *node input*, 8 *node hidden layer*, 1 *output layer* dan maksimal iterasi sebesar 1000, menghasilkan nilai MSE sebesar 8387,902 dan MAPE sebesar 4,394% (Habibi, dkk, 2017).

Pada penelitian yang berjudul ”Peramalan Produksi Gula Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Pada PG. Candi Baru Sidoarjo” oleh Adi Sukarno Rachman, Imam Cholissodin, dan M. Ali Fauzi. Penelitian ini menggunakan arsitektur jaringan 4 *neuron input layer*, 3 *hidden layer*, 1 *output*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

layer dengan *learning rate* 0,4 dan iterasi maksimum 800, menghasilkan nilai MAPE sebesar 16,98% (Rachman, dkk, 2018). Penelitian lain yang berjudul "Prediksi Biaya Konsumsi Bahan Bakar Gas Menggunakan Metode *Backpropagation Neural Network*" oleh Uswatun Khasanah dengan menggunakan data konsumsi bahan bakar pada PLTU. Pada penelitian ini diperoleh MAPE sebesar 10,418% yang termasuk kedalam kategori baik dalam kemampuan memprediksi (Khasanah, 2019).

Kelebihan dari jaringan syaraf tiruan terletak pada kemampuan belajar yang dimilikinya. Dengan kemampuan tersebut, pengguna tidak perlu merumuskan kaidah atau fungsinya karena jaringan syaraf tiruan akan belajar mencari kaidah atau fungsinya sendiri sehingga jaringan syaraf tiruan mampu digunakan untuk menyelesaikan masalah yang rumit dan masalah yang terdapat kaidah atau fungsinya yang tidak diketahui. Metode *backpropagation* melatih jaringan untuk mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan untuk mengenali pola yang digunakan selama pelatihan serta kemampuan jaringan untuk memberikan respon yang benar terhadap pola masukan yang serupa dengan pola yang dipakai selama pelatihan. Jaringan syaraf tiruan *backpropagation* merupakan metode yang paling sederhana dan emmpunyai konsep belajar yang mudah dipahami dibandingkan dengan metode-metode jaringan syaraf tiruan yang lain (Tindriyani, 2017).

Berdasarkan penelitian sebelumnya, diketahui bahwa jaringan syaraf tiruan menggunakan metode *backpropagation* menghasilkan tingkat akurasi yang cukup tinggi sehingga sangat tepat digunakan untuk melakukan prediksi. Oleh karena itu pada penelitian kali ini akan dilakukan peramalan penggunaan bahan bakar gas metode jaringan syaraf tiruan dengan judul penelitian "Peramalan Penggunaan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Bahan Bakar Pada Pembangkit Listrik Tenaga Gas Uap Menggunakan Metode *Backpropagation Neural Network* (Studi Kasus: PT. Pembangkitan Jawa Bali Unit Pembangkitan Gresik)".

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas maka dapat dirumuskan permasalahan sebagai berikut:

1. Bagaimana hasil peramalan penggunaan bahan bakar pada PLTGU Blok 1 PT. PJB UP Gresik menggunakan metode *Backpropagation Neural Network*?
2. Bagaimana tingkat akurasi dari peramalan penggunaan bahan bakar pada PLTGU Blok 1 PT. PJB UP Gresik menggunakan metode *Backpropagation Neural Network*?
3. Bagaimana arsitektur jaringan *Backpropagation* yang paling optimal dalam peramalan penggunaan bahan bakar pada PLTGU Blok 1 PT. PJB UP Gresik?

1.3. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dilakukannya penelitian ini adalah:

1. Mengetahui hasil peramalan penggunaan bahan bakar pada PLTGU Blok 1 PT. PJB UP Gresik menggunakan metode *Backpropagation Neural Network*
2. Mengetahui tingkat akurasi peramalan penggunaan bahan bakar pada PLTGU Blok 1 PT. PJB UP Gresik menggunakan metode *Backpropagation Neural Network*
3. Mengetahui arsitektur jaringan *Backpropagation* yang paling optimal dalam peramalan penggunaan bahan bakar pada PLTGU Blok 1 PT. PJB UP Gresik

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

1.4. Manfaat Penelitian

Dengan dilakukannya penelitian ini, diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Manfaaat Teoritis Secara teoritis, bagi bidang unit pembangkit dan ilmu matematika penelitian ini mampu menambah pengetahuan tentang metode *Backpropagation Neural Network* dalam memprediksi penggunaan bahan bakar pada proses pembangkitan energi listrik.
2. Manfaat Praktis
   (a) Bagi Perusahaan, penelitian memberikan alternatif pilihan untuk mengoptimalkan pemakaian dan pemesanan bahan bakar pada unit pembangkit agar tercipta manajemen sumberdaya energi yang efektif dan efisien.
   (b) Bagi Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya, penelitian ini menambah koleksi bahan pustaka yang bermanfaat bagi Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya dan bagi mahasiswa Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi.

1.5. Batasan Masalah

Untuk menghindari meluasnya masalah maka diberikan beberapa batasan masalah, yaitu:

1. Penelitian ini hanya dilakukan pada data sistem tenaga listrik di PT. PJB Unit Pembangkitan Gresik.
2. Data yang digunakan diambil pada PLTGU Blok I PT. PJB UP Gresik yang terdiri dari 3 unit turbin gas.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

3. Data yang digunakan untuk prediksi penggunaan bahan bakar gas diambil dari data mingguan pada bulan Oktober tahun 2015 sampai bulan September 2019.

1.6. Sistematika Penulisan

Penulisan penelitian ini tersusun secara sistematis yang terdiri dari 5 bab. Adapun uraian singkat mengenai sistematika penulisan penelitian ini yaitu sebagai berikut:

1. Bab I Pendahuluan

   Bab ini menjelaskan mengenai permasalahan yang menjadi latar belakang penelitian, yaitu terjadinya kehabisan bahan bakar gas pada saat proses pembangkitan sehingga unit pembangkit harus di matikan sementara atau tidak dioperasikan sementara waktu. Selain itu, pada bagian ini penulis juga menjelaskan mengenai rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan.

2. Bab II Tinjauan Pustaka

   Bab ini menjelaskan mengenai teori-teori yang mendukung untuk menyelesaikan permasalahan yang berhubungan dengan penelitian yaitu deskripsi singkat mengenai perusahaan, data runtun waktu dan peramalan, jaringan syaraf tiruan, *algoritma backpropagation*, serta evaluasi.

3. Bab III Metodologi Penelitian

   Bab ini menjelaskan mengenai deskripsi data yang digunakan dalam penelitian, tempat dan waktu penelitian, serta tahapan tahapan yang dilakukan dalam penelitian.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

4. Bab IV pembahasan

   Bab ini menjelaskan hasil dari penelitian yang telah dilakukan oleh peneliti serta menjelaskan mengenai model jaringan syaraf tiruan menggunakan algoritma *Backpropagation Neural Networ*k dalam memprediksi penggunaan bahan bakar gas serta biaya dikeluarkan terhadap biaya bahan bakar gas pada Unit PLTGU PT. PJB Unit Pembangkitan Gresik.

5. Bab V Penutup

   Bab ini berisi tentang simpulan yaitu rangkuman dari keseluruhan hasil yang telah dirumuskan. Selain itu, bab ini juga berisi saran yang ditujukan kepada peneliti selanjutnya yang ingin mengembangkan penelitian ini.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Pembangkit Listrik PT. PJB UP Gresik

PT. PJB merupakan salah satu anak perusahaan PT. PLN yang membangkitkan energi listrik dan tersebar di enam wilayah unit pembangkitan (UP) yaitu: UP gresik (2219 MW), UP Paiton (800 MW), UP Muara Karang (908 MW), UP Muara Tawar (920 MW), UP Cirata (1008 MW), dan UP Brantas (Tarigan, dkk , 2016). PT. PJB UP Gresik merupakan salah satu pembangkitan yang menyediakan energi listrik untuk PLN yang kemudian didistribusikan kepada masyarakat dan pertama kali diopersikan pada tahun 1978. Unit Pembangkitan Gresik merupakan salah satu unit pembangkit tenaga listrik milik PT. PJB yang terletak di Jawa Timur tepatnya di desa Sidorukun, Jl. Harun Thohir, No. 1, Pulopancikan , kecamatan Gresik, kabupaten Gresik, Jawa Timur. PT. PJB Unit Pembangkitan Gresik memiliki kapasitas sebesar 2219 MW yang terdiri dari tiga jenis pembangkit diantaranya 2 unit PLTG, 4 unit PLTU, dan 3 blok PLTGU. PLTGU Gresik memiliki kapasitas terbesar yang terdiri dari 3$\times$ 526 MW ($\pm$ 1578 MW) jika dibandingkan dengan PLTG dan PLTU. PLTG mempunyai kapasitas sebesar 2$\times$ 200 MW ($\pm$ 400 MW), sedangkan PLTU sebesar 2$\times$ 100 MW dan 2$\times$ 200 MW ($\pm$ 600 MW) (Hadi, 2019)

Secara umum, sistem tenaga listrik dibagi menjadi beberapa bagian, diantaranya(Tambun, 2018):

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

1. Sistem Pembangkit

   Sistem pembangkit berfungsi untuk membangkitkan energi listrik. Pada pembangkit listrik, energi alam diubah oleh penggerak menjadi energi mekanis yang berupa putaran. Kemudian generator mengubah energi mekanis menjadi energi listrik (Tambun, 2018).

2. Sistem Transmisi

   Sistem transmisi berfungsi untuk menyalurkan tenaga listrik dari pusat pembangkit ke pusat beban melalui saluran transmisi. Untuk mengurangi rugi-rugi yang disebabkan oleh panas akibat arus listrik yang mengalir pada kabel penghantar, maka digunakan tegangan tinggi pada sistem transmisi (Tambun, 2018).

3. Sistem Distribusi

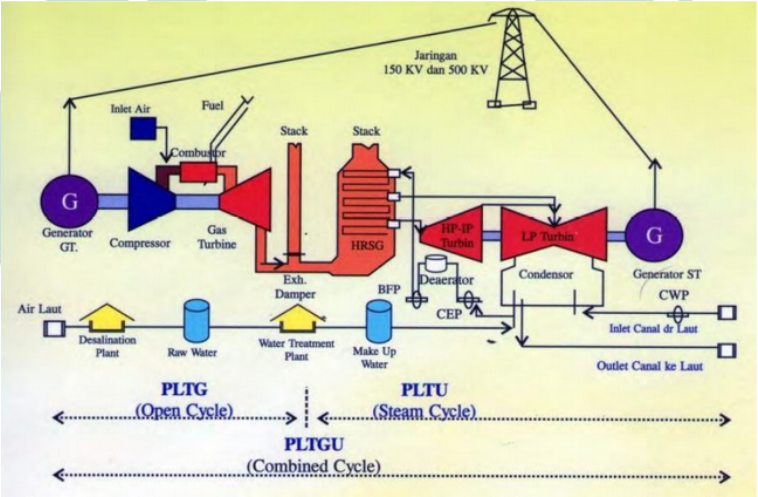
   Sistem distribusi berfungsi untuk mendistribusikan tenaga listrik ke konsumen diantaranya: industri, perumahan, tempat hiburan, dan lain sebagainya. Untuk melayani konsumen, pada transmisi dengan tegangan tinggi atau ekstra tinggi dirubah pada gardu induk menjadi tegangan menengah atau distribusi primer yang selanjutnya tegangan diturunkan lagi menjadi tegangan distribusi sekunder (Tambun, 2018).

2.2. Pembangkit Listrik Tenaga Gas Uap (PLTGU)

PLTGU merupakan suatu instalasi peralatan yang berfungsi untuk mengubah energi panas menjadi energi listrik. Pada dasarnya, PLTGU merupakan sistem yang menggabungkan prinsip kerja PLTG dan PLTU dengan siklus ganda (*combined cycle*). Peralatan utamanya terdiri dari *gas turbine*, HRSG (*Heat Recovery Steam Generator*), *steam turbine*, generator dan alat pendukung lainnya.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Pada PLTGU, energi hasil pembakaran bahan bakar digunakan untuk menggerakkan turbin gas yang digandeng satu poros dengan generator. Sisa hasil gas buang dari *gas turbine* dimanfaatkan untuk memanaskan air pada pipa-pipa yang terdapat di HRSG sehingga berubah menjadi uap. Uap yang dihasilkan di HRSG digunakan untuk menggerakkan *steam turbine*. Energi mekanik dari turbin digunakan untuk memutar generator sehingga menghasilkan energi listrik yang selanjutnya diparalelkan dengan jaringan interkoneksi Jawa Bali (Tarigan, dkk , 2016). Skema dari PLTGU ditunjukkan seperti pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Skema Pembangkit Listrik Tenaga Gas Uap

Sumber: (Tarigan, dkk , 2016)

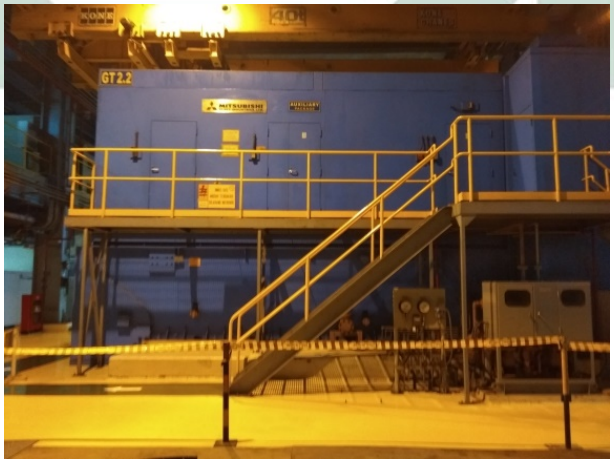
PLTGU merupakan jenis pembangkit listrik yang menggunakan bahan bakar gas dan tenaga uap untuk menghasilkan listrik. Adapun komponen-komponen PLTGU antara lain (Tarigan, dkk , 2016):

1. Turbin Gas

   Gas turbine merupakan alat yang memanfaatkan gas sebagai fluida untuk memutar turbin dengan pembakaran didalam. Melalui udara bertekanan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

yang memutar roda turbin, energi kinetik diubah menjadi energi mekanik sehingga menghasilkan daya. Sistem turbin gas yang paling sederhana terdiri dari tiga komponen yaitu kompresor, ruang bakar, dan turbin gas. Udara masuk ke dalam kompresor melalui inlet (saluran masuk udara). Kompresor berfungsi untuk menghisap dan menaikkan tekanan udara sehingga temperatur udaranya meningkat. Kemudian udara bertekanan tersebut masuk ke dalam ruang bakar. Didalam ruang bakar, udara bertekanan dicampur dengan bahan bakar agar terjadi proses pembakaran. Ruang bakar hanya digunakan untuk menaikkan temperatur sehingga proses pembakaran tersebut berlangsung dalam keadaan tekanan konstan. Gas hasil pembakaran tersebut dialirkan ke sudu-sudu turbin gas. Daya yang dihasilkan oleh turbin gas itulah yang kemudian digunakan untuk memutar kompresor dan beban lain seperti generator dan listrik. Kemudian gas hasil pembakaran dikeluarkan melalui saluran pembuangan (Tarigan, dkk , 2016). Turbin gas dapat dilihat pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Turbin Gas

2. *Heat Recovery Steam Generator*(HRSG)

Merupakan sebuah alat yang dapat mengambil aliran gas buang dengan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

temperatur tinggi diatas 500^oC dari turbin gas. HRSG memproduksi uap yang dapat digunakan kembali untuk menggerakkan turbin uap. Untuk menghasilkan uap, gas buang dari turbin gas dialirkan melalui HRSG sehingga menghasilkan uap tekanan tinggi dan tekanan rendah yang berguna untuk memutar turbin uap. Didalam HRSG terdapat pipa-pipa kecil yang melintang atau disebut dengan tube-tube. Tube-tube berisi air yang nantinya akan dipanasi oleh gas buang yang masuk sehingga berubah menjadi uap. Proses pemanasan air di HRSG tidak menggunakan bahan bakar tambahan, tetapi hanya menggunakan gas buang dari turbin gas (Putri, 2018). Steam Generator (HRSG) dapat dilihat pada Gambar 2.3.

Gambar 2.3 ***Heat Recovery Steam Generator*** **(HRSG)**

3. *Steam Turbine*

Steam Turbine merupakan suatu penggerak mula yang mengubah energi potensial menjadi energi kinetik. Selanjutnya, energi kinetik diubah menjadi energi mekanik (energi putar) dalam bentuk putaran poros turbin. Turbin uap merupakan salah satu jenis mesin yang menggunakan mesin pembakaran luar. Prinsip kerja dimulai dari pemanasan air pada ketel uap. Ketel uap yaitu alat untuk menghasilkan uap air. Poros turbin digerakkan dengan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

menggunakan uap air hasil pemanasan yang bertemperatur dan bertekanan tinggi. Uap yang keluar dari turbin dapat dipanaskan kembali atau langsung disalurkan ke kondensor untuk didinginkan. Pada kondensor, uap berubah kembali menjadi air dengan tekanan dan temperatur rendah. Dengan bantuan pompa, air tersebut dialirkan kembali ke ketel uap sehingga kembali menghasilkan uap yang berguna untuk memutar turbin. Energi mekanik turbin digunakan untuk memutar generator dan menghasilkan energi listrik yang selanjutnya diparalelkan dengan jaringan interkoneksi Jawa Bali (Putri, 2018). Turbin uap dapat dilihat pada Gambar 2.4.

Gambar 2.4 Turbin Uap

4. Generator

Generator merupakan sebuah alat yang memproduksi energi mekanik menjadi energi listrik dengan menggunakan induksi elektromagnetik. Dengan adanya tekanan dari uap, generator akan bergerak sehingga memutar rotor yang akan menghasilkan listrik. Generator mendorong muatan listrik untuk bergerak melalui sirkuit listrik eksternal. Sirkuit listrik yaitu kumpulan komponen-komponen listrik yang membentuk suatu rangkaian yang terhubung oleh kabel konduktor atau kawat (Putri, 2018). Bentuk dari

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

generator dapat dilihat pada Gambar 2.5.

Gambar 2.5 Generator

2.3. Peramalan

Peramalan yaitu dugaan atau proses memperkirakan kejadian di masa mendatang. Peramalan memberikan suatu kejadian yang belum pasti tentang apa yang akan terjadi di masa mendatang, namun peramalan dapat digunakan sebagai acuan agar dapat memperkecil suatu kesalahan. Terdapat dua teknik peramalan yang dapat digunakan, yaitu (Kurniawan, 2017):

1. Peramalan kualitatif

   Merupakan peramalan yang didasarkan pada pendapat-pendapat para ahli dan datanya tidak bisa disajikan dalam bentuk nilai atau angka. Sebagai hasil dari peramalan yang telah dilakukan, pendapat-pendapat itulah yang akan menjadi suatu pertimbangan dalam pengambilan keputusan (Kurniawan, 2017).

2. Peramalan kuantitatif

   Merupakan peramalan yang didasarkan pada data masa lalu dengan asumsi bahwa pola masa lalu akan berlanjut pada masa yang akan datang. Data masa lalu berupa nilai atau angka yang disebut dengan data *time series* (Kurniawan,

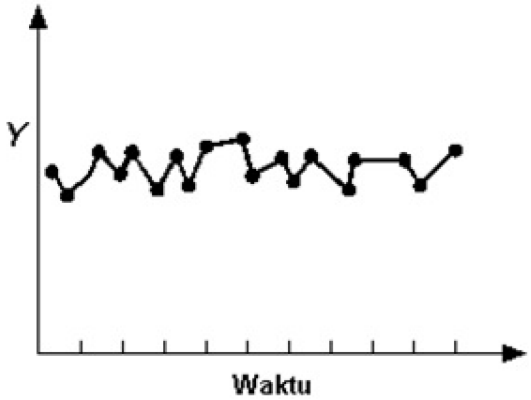
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2017).

2.4. Time Series (Data Runtun waktu)

Time series yaitu pengamatan pada suatu variabel dari waktu lampau dan dicatat secara berurutan menurut urutan waktu dengan periode tetap. Waktu yang digunakan dapat berupa detik, menit, jam, hari, minggu, bulan, bahkan tahunan dalam rentang waktu tertentu. Peramalan data *time series* merupakan peramalan menggunakan analisa plot dari variabel yang akan diprediksi dengan variabel waktu. Analisis *time series* merupakan bidang penelitian yang aktif dimana keakuratan peramalan menggunakan data *time series* menjadi pokok dalam tahap pengambilan keputusan (Khasanah, 2019). Peramalan suatu data dapat menggunakan berbagai metode. Untuk menentukan dan memilih metode yang sesuai maka diperlukan pertimbangan seperti akurasi, jangkauan peramalan, kemudahan penerapan. Keakurasian suatu peramalan dipengaruhi oleh pola data yang akan digunakan. Ada beberapa pola data diantaranya (Kusumadewi, 2014):

1. Pola horizontal



Gambar 2.6 Contoh Plot Pola Data Horizontal

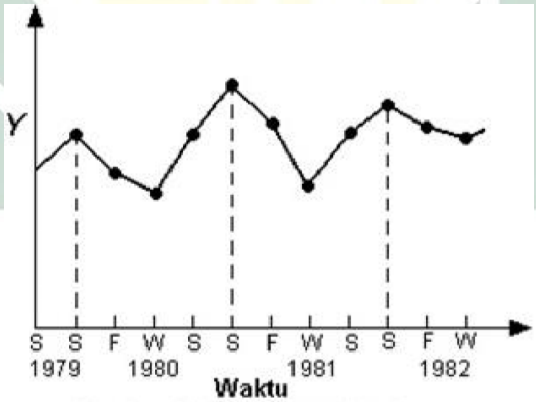
Sumber: (Ilmiyah, 2018)

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Gambar 2.6 menunjukkan contoh plot pola data horizontal. Suatu data dikatakan memiliki pola horizontal ketika pola data observasi berubah-ubah disekitar nilai rata-rata yang tetap. Misalnya penjualan produk tiap bulan tidak ada peningkatan atau penurunan secara konsisten pada suatu waktu (Kusumadewi, 2014).

2. Pola musiman

   Suatu data dikatakan memiliki pola musiman ketika pola data observasi dipengaruhi oleh musim tertentu dan ditandai dengan adanya pola perubahan yang berulang dari tahun ke tahun atau dipengaruhi oleh faktor musiman seperti harian, bulanan, atau tahunan. Misalnya permasalahan sehari-hari yang berpola adalah penjualan buku tulis atau alat sekolah lainnya pada setiap tahun ajaran baru (Kusumadewi, 2014). Contoh plot dari pola musiman ditunjukkan pada Gambar 2.7.



Gambar 2.7 Contoh Plot Pola Data Musiman

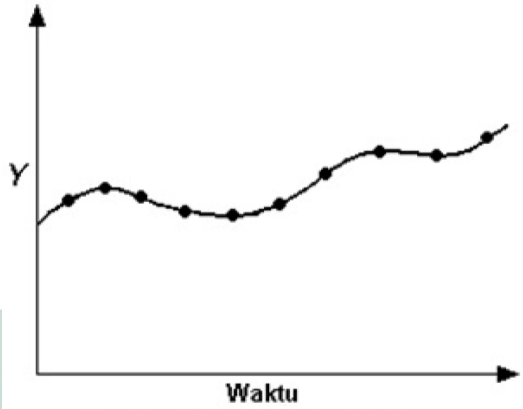
Sumber: (Ilmiyah, 2018)

3. Pola siklis

   Suatu data dikatakan memiliki pola siklis ketika pola data observasi dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang seperti yang berhubungan dengan siklus bisnis. Misalnya kegiatan bisnis seperti

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

penjualan mobil (Kusumadewi, 2014). Contoh plot data dari pola siklis ditunjukkan pada Gambar 2.8.

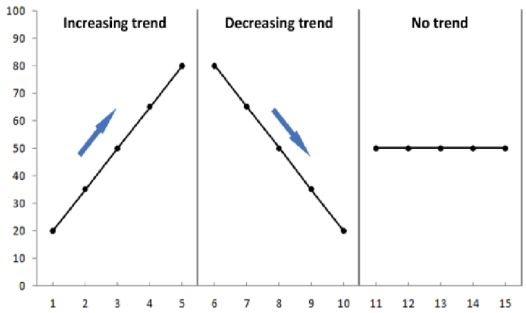


Gambar 2.8 Contoh Plot Pola Data Siklis

Sumber: (Ilmiyah, 2018)

4. Pola trend

Suatu data dikatakan memiliki pola trend ketika pola observasi terdapat kenaikan atau penurunan dalam jangka panjang. Misalnya data populasi penduduk (Kusumadewi, 2014). Contoh lain seperti pada inflasi, produk bruto nasional, dan peningkatan produktivitas (Ilmiyah, 2018). Plot data dari pola trend ditunjukkan pada Gambar 2.9.



Gambar 2.9 Contoh Plot Pola Data Trend

Sumber: (Ilmiyah, 2018)

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2.5. Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf tiruan merupakan kecerdasan buatan yang digunakan untuk mengolah informasi yang mempunyai karakteristik menyerupai jaringan syaraf pada otak manusia. Pada jaringan syaraf manusia, *implus* yang masuk ke dalam *neuron* akan dijumlah dan dibandingkan dengan nilai ambangnya. *Neuron* akan terangsang apabila hasil penjumlahannya melebihi nilai ambang. Hal inilah yang menjadi dasar penjumlahan bobot dan fungsi ambang pada jaringan syaraf tiruan (Ramadhan, 2018). Proses pada jaringan syaraf tiruan terjadi pada layar tersembunyi yang sudah ditentukan sebelumnya. Setiap penghubung antar *layer* diberi bobot untuk menuju ke layer berikutnya. Sedikit banyaknya *layer* tersembunyi dapat mempengaruhi tingkat akurasi. Semakin banyak *layer*, maka hasil yang didapat semakin baik namun waktu yang dibutuhkan cukup lama (Khasanah, 2019).

2.5.1. Karakteristik Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf tiruan memiliki beberapa karakteristik yang dikembangkan dari cara berpikir manusia yaitu saraf biologi dengan asumsi sebagai berikut (Monita, 2019):

1. Pemrosesan informasi terjadi pada beberapa neuron.
2. Setiap sinyal dilewatkan diantara sel dengan penghubung antar neuron-neuron yang dimiliki melalui sambungan keluarannya. Neuron memberikan informasi yang telah diterima menuju neuron yang lain melalui sambungan tersebut.
3. Setiap penghubung memiliki bobot.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

4. Masing-masing informasi disimpan dalam sebuah nilai tertentu pada masing-masing bobot.

5. Setiap sel menerapkan satu fungsi aktivasi untuk menentukan sinyal keluarannya (Monita, 2019).

2.5.2. Susunan Jaringan Syaraf Tiruan

Unit pada jaringan syaraf tiruan disusun dalam grup yang disebut lapis atau *layer*. Susunan unit-unit pada layer dan pola koneksi di dalam dan antar *layer* disebut dengan arsitektur jaringan. Secara umum ada 3 jenis lapisan dalam arsitektur jaringan syaraf tiruan, diantaranya (Kusumadewi, 2014):

1. *Input layer*

   Unit-unit dalam *input layer* disebut dengan unit masukan. Unit ini menerima pola masukan dari luar. Banyaknya unit dalam lapisan *input* tergantung pada banyaknya *input* dalam model arsitektur yang dibuat (Kusumadewi, 2014).

2. *Hidden layer*

   Unit-unit dalam lapisan tersembunyi disebut dengan unit tersembunyi dimana nilai keluaran yang dihasilkan tidak dapat diamati secara langsung. lapisan tersembunyi terletak diantara *input layer* dan *output layer*. Dalam satu model arsitektur jaringan syaraf tiruan dapat terdiri dari beberapa *hidden layer* (Kusumadewi, 2014).

3. *Output layer*

   Unit-unit dalam *output layer* disebut dengan *unit output*. *Output* pada *layer* ini merupakan solusi jaringan syaraf tiruan dari suatu permasalahan. Setelah melakukan percobaan, jaringan merespon *input* baru untuk mengasilkan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

output yang merupakan hasil dari peramalan (Kusumadewi, 2014).

2.5.3. Istilah dalam jaringan syaraf tiruan

Terdapat beberapa istilah yang sering ditemui dalam jaringan syaraf tiruan, antara lain (Rufiyanti, 2015):

1. *Neuron* atau *node*

   Sel saraf tiruan merupakan elemen pengolahan jaringan syaraf tiruan. Setiap *neuron* menerima data *input*, memproses *input* tersebut dengan melakukan sejumlah perkalian yang melibatkan *summation function* dan fungsi aktivasi, dan mengiriman hasilnya berupa *output* (Rufiyanti, 2015).

2. Jaringan

   Kumpulan *neuron/unit* yang saling terhubung dan membentuk lapisan (Rufiyanti, 2015).

3. Masukan (*Input*)

   Berhubungan dengan atribut tunggal dari sebuah pola atau data yang kemudian diteruskan ke lapisan selanjutnya (Rufiyanti, 2015).

4. Keluaran (*Output)*

   Solusi atau hasil pemahaman jaringan terhadap data input. Pembangunan jaringan syaraf tiruan sendiri memiliki tujuan yaitu untuk mengetahui nilai *output* (Rufiyanti, 2015).

5. *Hidden layer*

   Hidden layer merupakan lapisan yang tidak secara langsung berinteraksi dengan dunia luar. Lapisan ini bekerja dengan memperluas kemampuan jaringan syaraf tiruan dalam menghadapi beberapa masalah yang kompleks

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

(Rufiyanti, 2015).

6. Bobot

   Bobot merupakan nilai dari setiap penghubung yang digunakan untuk mengirimkan data dari satu lapisan ke lapisan lainnya. Bobot dalam jaringan syaraf tiruan digunakan untuk mengatur jaringan sehingga menghasilkan nilai keluaran yang diinginkan sekaligus membuat proses pembelajaran pada jaringan (Rufiyanti, 2015).

7. *Summation Function*

   Sebuah fungsi yang digunakan untuk mencari nilai rata-rata bobot dari semua elemen input (Rufiyanti, 2015).

8. Fungsi aktivasi

   Fungsi yang menggambarkan hubungan antara tingkat aktivasi *internal* (*summation function*) yang mungkin berbentuk *linear* atau *nonlinear* (Rufiyanti, 2015). Fungsi aktivasi yang sering digunakan yaitu fungsi sigmoid yang memiliki beberapa jenis, yaitu: *sigmoid biner, sigmoid bipolar, dan sigmoid tangen* (Dwi, 2019).

2.6. *Backpropagation*

Backpropagation merupakan salah satu algoritma pembelajaran yang paling umum digunakan dalam jaringan syaraf tiruan. Metode ini melatih jaringan untuk mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan dalam mengenali pola selama proses pelatihan serta memberikan respon yang benar terhadap pola masukan yang serupa namun tidak sama dengan pola yang dipakai selama pelatihan. Algoritma yang digunakan dalam *backpropagation* yaitu pembelajaran terawasi dan banyak lapisan pada perceptron (Rufiyanti, 2015).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

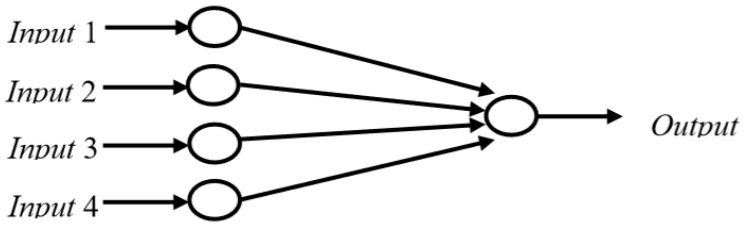
Backpropagation bekerja melalui proses iteratif dengan menggunakan sekumpulan data latih lalu membandingkan nilai prediksi dari jaringan yang telah dibangun dengan nilai sesungguhnya. *Backpropagation* melakukan proses pembelajaran dengan menggunakan pola penyesuaian bobot dari arsitektur jaringan syaraf tiruan dengan arah mundur untuk mencapai nilai kesalahan yang minimum antara nilai keluaran hasil prediksi dengan nilai keluaran yang sesungguhnya (Andrijasa dan Mistianingsih, 2010).

2.6.1. Arsitektur *Backpropagation*

Backpropagation memiliki beberapa unit atau node yang ada disetiap lapisan tersembunyi (Siang, 2005). Arsitektur *backpropagation* dibedakan menjadi dua model, yaitu (Rufiyanti, 2015):

1. *Single Layer*

   Jaringan *single layer* hanya memiliki satu lapisan bobot koneksi. Pada jaringan lapisan tunggal, *input* yang diterima langsung diolah menjadi *output* tanpa harus melalui lapisan tersembunyi seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.10 (Rufiyanti, 2015).



Gambar 2.10 Single Layer

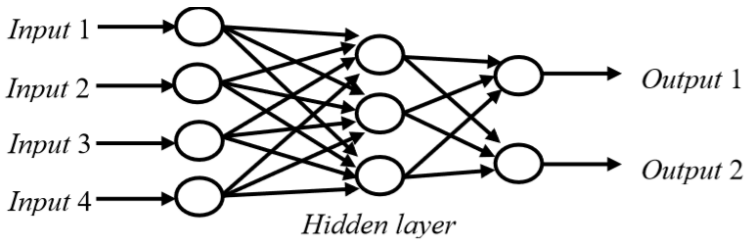
Sumber: (Rufiyanti, 2015)

2. *Multilayer*

   Jaringan *multilayer* memiliki satu atau lebih lapisan tersembunyi. Jaringan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

multilayer dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih sulit dibanding dengan lapisan tunggal. Gambar 2.11 merupakan tampilan dari jaringan *multilayer* (Rufiyanti, 2015).



Gambar 2.11 MultiLayer

Sumber: (Rufiyanti, 2015)

2.6.2. Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi merupakan penentu diteruskan atau tidaknya sinyal dari *input neuron*. Dalam *backpropagation*, fungsi aktivasi yang digunakan harus memenuhi beberapa syarat yaitu kontinu, terdiferensial dengan mudah dan fungsi tersebut merupakan fungsi tidak turun. Terdapat beberapa fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam jaringan syaraf tiruan, diantaranya (Rufiyanti, 2015):

1. Fungsi *Sigmoid Biner*

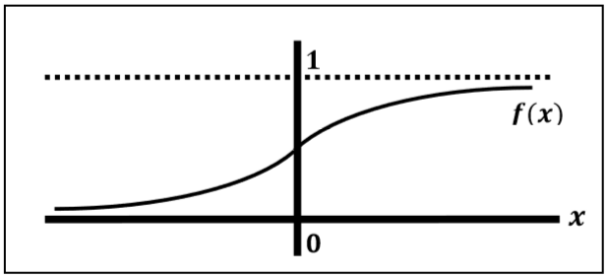
   Fungsi sigmoid biner memiliki range 0 sampai 1. Fungsi ini sering digunakan pada jaringan syaraf yang nilai *output* terletak antara interval 0 sampai 1. Fungsi ini dirumuskan seperti pada Persamaan (2.1) dan (2.2) berikut (Rufiyanti, 2015):

$$y = f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{2.1}$$

dengan turunan,

$$f^{'}(x) = f(x)[1 - f(x)] \tag{2.2}$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 2.12 Sigmoid Biner

Sumber: (Rufiyanti, 2015)

2.6.3. Pelatihan dan Pengujian

Pelatihan pada *backpropagation* terdiri dari tiga langkah, yaitu (Sakinah, dkk, 2018):

1. Fase 1: Propagasi Maju *feedforward*

   Setiap unit masukan (x_i) akan menerima sinyal *input* dan dipropagasikan ke layar tersembunyi dengan menggunakan sebuah fungsi aktivasi yang telah ditentukan. Keluaran pada setiap unit layar tersembunyi (z_j) selanjutnya dipropagasikan maju lagi ke layar tersembunyi di atasnya. Demikian seterusnya hingga menghasilkan keluaran jaringan (y_k). Selanjutnya keluaran tersebut dibandingkan dengan target yang harus dicapai (t_k). Selisih $t_k - y_k$ merupakan nilai kesalahan yang terjadi (*error*). Jika nilai *error* lebih kecil dari batas tolerasi yang telah ditentukan, maka iterasi akan dihentikan. Namun jika nilai *error* yang didapatkan masih lebih besar dari batas toleransi, maka bobot pada setiap penghubung akan dimodifikasi untuk mengurangi *error* yang terjadi (Sakinah, dkk, 2018).

2. Fase 2: Propagasi Mundur *backpropagation*

   Setiap unit keluaraan (y_k) dengan (k=1,2,3,. . . ,m) menerima suatu target (*output* yang diharapkan) yang akan dibandingkan dengan *output* yang

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

dihasilkan. Faktor koreksi *error* (δ_k) digunakan untuk menghitung koreksi error (Δw_{kj}) yang dipakai untuk memperbarui bobot di layar keluaran ke semua layar tersembunyi (w_{kj}) yang terhubung langsung dengan output layer (y_k). Dengan cara yang sama, dihitung faktor koreksi error (Δv_{ij}) di setiap unit di layar tersembunyi sebagai dasar perubahan bobot (Sakinah, dkk, 2018).

3. Fase 3: Perubahan Bobot

   Setiap unit keluaraan (y_k) dengan (k=1,2,3,. . . ,m) akan memperbarui bias dan bobotnya dengan setiap unit tersembunyi. Begitu juga pada setiap unit tersembunyi akan memperbarui bias dan bobotnya dengan setiap unit masukan. Ketiga fase diatas diulang terus hingga kondisi penghentian dipenuhi yaitu jika jumlah iterasi yang dilakukan sudah melebihi jumlah maksimum iterasi yang ditetapkan atau jika kesalahan yang terjadi lebih kecil dari batas toleransi yang diijinkan (Sakinah, dkk, 2018).

2.6.4. Algoritma Pelatihan *Backpropagation*

Algoritma pelatihan *Backpropagation* merupakan salah satu algoritma dengan *multilayer perceptron* untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan lapisan tersembunyi. Algoritma ini merupakan algoritma terawasi karena *error* dari keluaran digunakan untuk mengubah nilai bobot-bobot dalam arah mundur. Pelatihan pada algoritma *Backpropagation* terdiri dari tiga tahap yaitu (Rufiyanti, 2015):

1. Langkah 1: Inisialisasi nilai bobot awal dengan nilai random yang kecil.

2. Fase 1 : Propagasi maju (*feedforward*)

   Langkah 2: Hitung semua keluaran

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Untuk mendapatkan nilai unit pada *output layer*, perhitungan dilakukan dari lapisan ke lapisan.

(a) Pada *hidden layer*

Rumus untuk mencari keluaran unit tersembunyi pada *hidden layer* $z_j(j = 1, 2, 3, ..., p)$ ditunjukkan pada Persamaan (2.3) dan (2.4)

$$z_{net\ j} = v_{j0} + \Sigma_{i=1}^{n} x_i v_{ji} \tag{2.3}$$

$$z_j = f(z_{net\ j}) \tag{2.4}$$

keterangan:

v_{j0} : bobot bias dari *input layer* ke *hidden layer* $(j = 1, 2, 3, ..., p)$

x_i : unit masukan ke-i$(i = 1, 2, 3, ..., n)$

v_{ji} : bobot unit masukan pada *input layer* ke *hidden layer*

z_j : unit keluaran ke-j pada *hidden layer* $(j = 1, 2, 3, ..., p)$

$f(z_{net\ j})$: fungsi aktivasi

(b) Pada *output layer*

Hitung semua unit keluaran di *output layer* $y_k(k = 1, 2, ..., m)$ dengan menggunakan rumus pada Persamaan (2.5) dan (2.6).

$$y_{net\ k} = w_{k0} + \Sigma_{j=1}^{p} z_j w_{kj} \tag{2.5}$$

$$y_k = f(y_{net\ k}) \tag{2.6}$$

keterangan:

w_{k0} : bobot bias dari *hidden layer* ke *output layer*

z_j : unit keluaran ke-j pada *hidden layer* $(j = 1, 2, 3, ..., p)$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

w_{kj} : bobot unit masukan pada *input layer* ke *hidden layer*

y_k : unit keluaran pada *hidden layer*

$f(y_{net\ k})$: fungsi aktivasi

3. Fase 2: Propagasi mundur

   Langkah 3: Hitung perubahan pada bobot

   Untuk menghitung perubahan pada bobot, vektor *output* pada tiap-tiap lapisan dibandingkan dengan nilai *output*(target) yang diharapkan.

   (a) Pada *output layer*

   Hitung faktor δ unit keluaran berdasarkan keluaran pada setiap unit keluaran $y_k(k = 1, 2, ..., m)$ dengan menggunakan rumus pada Persamaan (2.7).

$$\delta_k = (t_k - y_k)y_k(1 - y_k) \tag{2.7}$$

   keterangan:

   δ_k : unit kesalahan ke-k

   t_k : nilai asli target ke-k

   y_k : unit keluaran ke-k

   Hitung suku perubahan bobot w_{kj} (yang akan digunakan untuk merubah bobot w_{kj}) dengan laju pembelajaran α menggunakan rumus pada Persamaan (2.8).

$$\Delta w_{kj} = \alpha\delta_k z_j; (k = 1, 2, ..., m); j = (0, 1, ..., p) \tag{2.8}$$

   keterangan:

   Δw_{kj} : suku perubahan bobot w_{kj}

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

α : laju pembelajaran

δ_k : unit kesalahan ke-k

z_j : unit keluaran ke-j pada *hidden layer* $j = (1, 2, ..., p)$

(b) Pada *hidden layer*

Hitung faktor δ unit tersembunyi berdasarkan pada nilai *error* menggunakan rumus pada Persamaan (2.9).

$$\delta_{net\ j} = \Sigma_{k=1}^{m} \delta_k w_{kj} \tag{2.9}$$

Faktor δ unit tersembunyi dapat dicari menggunakan Persamaan (2.10).

$$\delta_j = \delta_{net\ j} f^{'}(z_{net\ j}) = \delta_{net\ j} z_j (1 - z_j) \tag{2.10}$$

Hitung suku perubahan bobot v_{ji} (yang akan digunakan untuk merubah bobot v_{ji}) dengan laju pembelajaran α menggunakan rumus pada Persamaan (2.11).

$$\Delta v_{ji} = \alpha \delta_j x_i; (j = 1, 2, ..., p); (i = 0, 1, ..., n) \tag{2.11}$$

4. Fase 3: Perubahan bobot

Langkah 4: Hitung semua perubahan nilai bobot

(a) Pada *output layer*

Perubahan nilai bobot yang menuju unit keluaran dapat dihitung

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

menggunakan rumus pada Persamaan (2.12).

$$w_{kj}(baru) = w_{kj}(lama) + \Delta w_{kj}; (k = 1, 2, ..., m); (j = 0, 1, ..., p) \tag{2.12}$$

(b) Pada *hidden layer*

Perubahan bobot yang menuju ke unit tersembunyi dapat dihitung menggunakan rumus pada Persamaan (2.13).

$$v_{ji}(baru) = v_{ji}(lama) + \Delta v_{ji}; (j = 1, 2, ..., p); (i = 0, 1, ..., n) \tag{2.13}$$

2.7. Momentum

Pada standar *backpropagation*, perubahan bobot didasarkan atas gradien yang terjadi untuk pola yang dimasukkan pada saat itu. Modifikasi yang dapat dilakukan adalah menggunakan momentum, yaitu dengan melakukan perubahan bobot yang didasarkan atas arah gradien pola terakhir dan pola sebelumnya yang dimasukkan. Penambahan momentum dimaksudkan untuk menghindari perubahan bobot yang mencolok yang diakibatkan oleh adanya data yang sangat berbeda dengan data lainnya. Variabel momentum dapat meningkatkan waktu pelatihan dan stabilitas dari proses pelatihan. Dengan penambahan momentum, bobot baru pada waktu ke $(t + 1)$ didasarkan atas bobot pada waktu t dan $(t - 1)$. Jika μ adalah konstanta $(0 \leq \mu \leq)$ yang menyatakan parameter momentum, maka bobot

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

baru dihitung berdasarkan persamaan (2.14) dan (2.15)

$$\begin{aligned} w_{kj}(t+1) &= w_{kj}(t) + \alpha\delta_k z_j + \mu(w_{kj}(t) - w_{kj}(t-1)) \\ w_{kj}(t+1) &= w_{kj}(t) + \Delta w_{kj} + \mu(w_{kj}(t) - w_{kj}(t-1)) \end{aligned} \tag{2.14}$$

$$\begin{aligned} v_{ji}(t+1) &= v_{ji}(t) + \alpha\delta_j x_i + \mu(v_{ji}(t) - v_{ji}(t-1)) \\ v_{ji}(t+1) &= v_{ji}(t) + \Delta v_{ji} + \mu(v_{ji}(t) - v_{ji}(t-1)) \end{aligned} \tag{2.15}$$

keterangan:

$w_{kj}(t)$: bobot mula-mula pola kedua dari *hidden ke output*

$\alpha\delta_k z_j$: hasil dari perhitungan Δw_{kj}

$w_{kj}(t-1)$: bobot mula-mula pada data ke-1 iterasi pertama

μ: momentum

$v_{ji}(t)$: bobot mula-mula pola kedua dari *input ke output*

$\alpha\delta_j x_i$: hasil dari perhitungan Δv_{ji}

$v_{ji}(t-1)$: bobot mula-mula pada data ke-1 iterasi pertama

Setelah tahap pelatihan selesai, tahap selanjutnya yaitu tahap pengujian. pada tahap ini, langkah yang dilakukan hanya sampai pada fase 1 saja yaitu popagasi maju. seluruh bobot masukan diambil dari nilai bobot terakhir dari tahap pelatihan. pada tahap pengujian jaringan diharapkan dapat mengenali pola berdasarkan data baru yang diberikan (Rufiyanti, 2015).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2.8. *Mean Squared Error* (MSE)

Mean Squared Error merupakan suatu metode untuk menghitung nilai kesalahan berdasarkam pada data-data kesalahan yang dikuadratkan atau untuk membandingkan data aktual dengan hasil peramalan JST (Habibi, dkk, 2017). Perhitungan MSE dihitung dengan menggunakan rumus pada Persamaan (2.16) sebagai berikut:

$$MSE = \frac{1}{n}\Sigma_{t=1}^{n}(A_t - F_t)^2 \tag{2.16}$$

keterangan:

n : banyaknya data

A_t : nilai asli target ke-t

F_t : nilai peramalan data ke-t.

2.9. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

Untuk mendapatkan peramalan yang akurat, perlu dilakukan evaluasi terhadap hasil peramalan. Salah satu metode evaluasi yang digunakan adalah dengan melihat nilai MAPE. Nilai MAPE didapatkan dengan cara membagi hasil kesalahan absolut dengan nilai observasi pada setiap periode. Hasil peramalan dikatakan semakin akurat jika nilai MAPE semakin kecil. dihitung dengan menggunakan rumus pada Persamaan (2.17) (Habibi, dkk, 2017):

$$MAPE = \frac{1}{n}\Sigma_{t=1}^{n}|\frac{A_t - F_t}{A_t}| \times 100\% \tag{2.17}$$

keterangan:

n : banyaknya data

A_t : nilai asli target ke-t

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

F_t : nilai peramalan data ke-t

Tabel 2.1 Kriteria MAPE

MAPE	Kategori Kemampuan Prediksi
$< 10\%$	Sangat baik
$10\% - 20\%$	Baik
$20\% - 50\%$	Cukup baik
$> 50\%$	Buruk

Sumber: (Ilmiyah, 2018)

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1. Jenis Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian yang bersifat kuantitatif, karena data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data penggunaan bahan bakar gas dalam satuan KNm^3/h (*Kilo Normal Cubic Metric Per Hour*).

3.2. Sumber Data Penelitian

Penelitian ini dilakukan di PT. PJB UP Gresik yang terletak di Jalan Harun Tohir No. 1, Desa Sidorukun, Kecamatan Gresik, Kabupaten Gresik, Jawa Timur. Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari PT. PJB UP Gresik, lebih tepatnya pada PLTGU Blok 1. Data yang digunakan merupakan data aliran bahan bakar gas dalam satuan KNm^3/h (*Kilo Normal Cubic Metric Per Hour*)

3.3. Pengumpulan Data

Data yang dibutuhkan dalam penelitian ini didapatkan dari data sekunder yang diarsipkan oleh bagian Divisi Perencanaan dan Pengendalian Operasi (RENDAL OP) PLTGU PT. PJB UP Gresik. Data tersebut merupakan data mingguan penggunaan bahan bakar gas pada *gas turbine* PLTGU blok 1 dari tahun 2015 sampai tahun 2019. Data berjumlah 208 data yang merupakan data aliran bahan bakar selama 208 minggu mulai minggu pertama pada bulan Oktober 2015 hingga minggu terakhir pada bulan September 2019. Data tersebut dibagi untuk data pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

3.4. Rancangan Penelitian

Pada penelitian ini mengunakan metode *Backpropagation* dengan langkah-langkah sebagai berikut:

3.4.1. Pengambilan data

Data yang dibutuhkan dalam penelitian ini merupakan data runtun waktu penggunaan bahan bakar gas pada tahun 2015 hingga tahun 2019. Data yang akan digunakan sebanyak 208 data.

3.4.2. Pembagian data

Untuk melakukan prediksi menggunakan metode *Backpropagation* dibutuhkan pembagian data runtun waktu menjadi data *training* dan data *testing* atau validasi data. Data yang digunakan sebagai data *training* sebanyak 80% dan data *testing* sebanyak 20%.

3.4.3. *Preprocessing data*

1. Normalisasi data serta penentuan fungsi aktivasi

   Pada penelitian kali ini akan digunakan fungsi aktivasi sigmoid biner, maka data yang akan digunakan pada tahap latih (*training*) dan tahap uji (*testing*) harus dinormalisasikan. Normalisasi terhadap data dilakukan agar keluaran jaringan sesuai dengan fungsi aktivasi yang digunakan atau memiliki nilai serupa dengan sigmoid biner yaitu antara 0 sampai 1. Fungsi sigmoid biner adalah fungsi asimtotik (tidak pernah mencapai 0 ataupun 1), maka transformasi data hendaknya dilakukan pada interval yang lebih kecil yaitu [0.1 , 0.9]. Normalisasi bertujuan agar jaringan tidak mengalami kegagalan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

ketika melakukan pelatihan dan pengujian dengan menggunakan rumus pada Persamaan (3.1) berikut:

$$x^{'} = \frac{0,8(x-b)}{(a-b)} + 0,1 \tag{3.1}$$

dimana:

x' : data hasil normalisasi

x : data asli

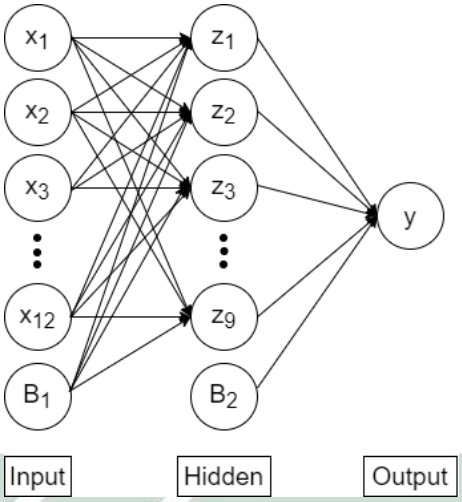
a : nilai maksimum

b : nilai minimum

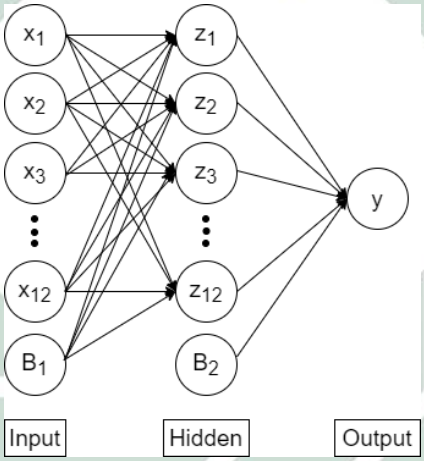
2. Membuat arsitektur jaringan

   Setelah dilakukan normalisasi data, selanjutnya membuat atau merancang arsitektur jaringan yang akan digunakan untuk tahap latih dan tahap uji. Langkah yang dapat digunakan untuk membuat arsitektur jaringan yaitu dengan menentukan jumlah unit masukan, jumlah lapisan tersembunyi beserta unit yang menyusunnya, dan jumlah keluaran serta bobot pada setiap penghubung masing-masing unit. Adapun arsitektur jaringan *backpropagation neural network* dapat dilihat pada Gambar 3.1, 3.2, 3.3, dan 3.4 dengan pembeda pada jumlah *node* pada *hidden layer*.

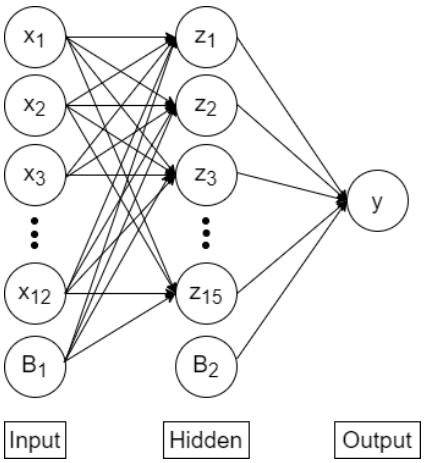
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 3.1 Arsitektur jaringan *backpropagation* 9 *node* pada *hidden layer*

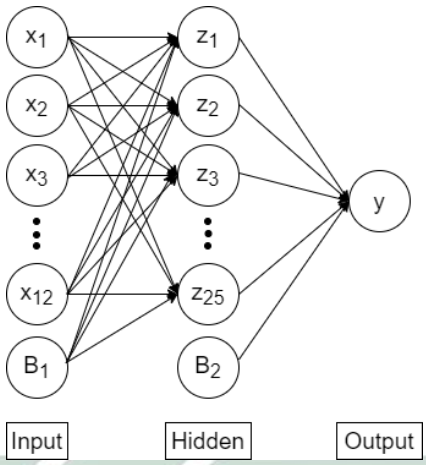


Gambar 3.2 Arsitektur jaringan *backpropagation* 12 *node* pada *hidden layer*



Gambar 3.3 Arsitektur jaringan *backpropagation* 15 *node* pada *hidden layer*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 3.4 Arsitektur jaringan *backpropagation* 25 *node* pada *hidden layer*

Arsitektur jaringan yang digunakan pada penelitian ini yaitu 1 *input layer* dengan 1 node, 1 *hidden layer* dengan 9, 12, 15 dan 25 node, dan 1 *output layer* dengan 1 node. Hal lain yang ditentukan oleh penulis pada tahap backpropagation adalah learning rate untuk setiap jaringan dimana dilakukan percobaan dengan nilai 0,01 dan 0,05 dan momentum dengan nilai 0,9 dan 0,8 dengan batas *error* 0,0001. Skema penelitian dengan menggunakan model *backpropagation* dengan beberapa percobaan ditunjukkan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Skema penelitian

Model	Skema	Momentum	*Learning Rate*
		0,9	0,01
1	1 *hidden layer*	0,9	0,05
	dengan 9 *node*	0,8	0,01
		0,8	0,05
		0,9	0,01
2	1 *hidden layer*	0,9	0,05
	dengan 12 *node*	0,8	0,01

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

		0,8	0,05
		0,9	0,01
3	1 *hidden layer*	0,9	0,05
	dengan 15 *node*	0,8	0,01
		0,8	0,05
		0,9	0,01
4	1 *hidden layer*	0,9	0,05
	dengan 25 *node*	0,8	0,01
		0,8	0,05

Langkah-langkah yang harus diperhatikan dalam pembentukan program yaitu:

1. Menentukan maksimum epoch

   Maksimum epoch merupakan jumlah maksimum iterasi yang akan dijalankan oleh program selama tahap pelatihan berlangsung. Iterasi akan dihentikan pada batas epoch yang ditentukan. Maksimum epoch yang digunakan pada penelitian ini yaitu 20.

2. Menentukan kinerja tujuan

   Kinerja tujuan merupakan target nilai fungsi kinerja. Iterasi akan dihentikan jika nilai fungsi kinerja kurang dari atau sama dengan kinerja tujuan. Dengan kata lain, nilai ini merupakan nilai error yang menjadi syarat berhentinya iterasi. Kinerja tujuan atau goal yang akan digunakan yaitu 0,0001.

3. Menentukan *learning rate*

   Learning rate merupakan laju pembelajaran. Semakin besar learning rate

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

yang digunakan maka akan semakin besar langkah pembelajaran. Nilai untuk *learning rate* atau α pada penelitian ini yaitu 0,01 dan 0,05.

4. Menentukan momentum

   Momentum merupakan perubahan bobot baru yang dipengaruhi oleh bobot sebelumnya. Besarnya momentum yaitu antara 0 sampai 1. Jika besar momentum =0, maka perubahan bobot hanya dipengaruhi oleh gradien. Sedangkan jika besar momentum =1 maka perubahan bobot akan sama dengan perubahan bobot sebelumnya. Perintah pada Nilai momentum yang akan digunakan pada penelitian ini yaitu 0,8 dan 0,9.

3.4.4. *Processing data*

1. Tahap pelatihan (*training*)

   Pada tahap pelatihan, dilakukan proses pengenalan berdasarkan arsitektur jaringan yang telah dibuat dengan tujuan untuk mendapatkan nilai bobot terbaik pada setiap jaringan penghubung. Bobot tersebut diperbarui setiap satu iterasi dan dilakukan berulang kali hingga mencapai batas pelatihan (*epoch*). Penghentian penyesuaian bobot dalam pengenalan pola apabila kuadrat *error* mencapai terget *error*. *Error* dihitung setelah tahapan *forward propagation*. Apabila *error* lebih besar dari *target error* maka pelatihan akan dilanjutkan ke tahap *backward propagation* sampai *error* mencapai atau lebih kecil dari *target error*. Hasil yang didapat pada tahap pelatihan yaitu pembaruan bobot jaringan yang telah optimal. Bobot inilah yang nantinya akan digunakan pada tahap pengujian.

2. Tahap pengujian (*testing*)

   Bobot yang diperoleh pada tahap pelatihan inilah yang akan digunakan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

untuk mengolah data pada tahap pengujian. Tahap ini dilakukan dengan tujuan untuk mengetahui tingkat keakuratan sistem JST yang telah dibuat dalam memprediksi data penggunaan bahan bakar gas pada minggu tertentu. Tingkat kesalahan yang kecil menandakan bahwa jaringan pada tahap pelatihan telah cocok jika digunakan untuk peramalan.

3. Tahap peramalan

   Selanjutnya dilakukan tahap peramalan. Jaringan yang layak digunakan untuk melakukan peramalan adalah yang memiliki tingkat kesalahan paling kecil pada tahap pengujian. Peramalan bertujuan untuk memprediksi data penggunaan bahan bakar gas yang akan datang. pada tahap ini dilakukan analisa berupa perbandingan hasil peramalan dengan data aktual serta pada analisa ini dapat dilihat tingkat kesalahan dari model.

4. Denormalisasi

   Setelah mendapatkan hasil peramalan, maka data tersebut harus di denormalisasikan untuk mengembalikan nilai asli dari peramalan tersebut dengan menggunakan rumus pada Persamaan (3.2).

$$x = \frac{(x^{'} - 0,1)(a - b)}{0,8} + b \tag{3.2}$$

dimana:

x' : data hasil normalisasi

x : data asli

a : nilai maksimum

b : nilai minimum

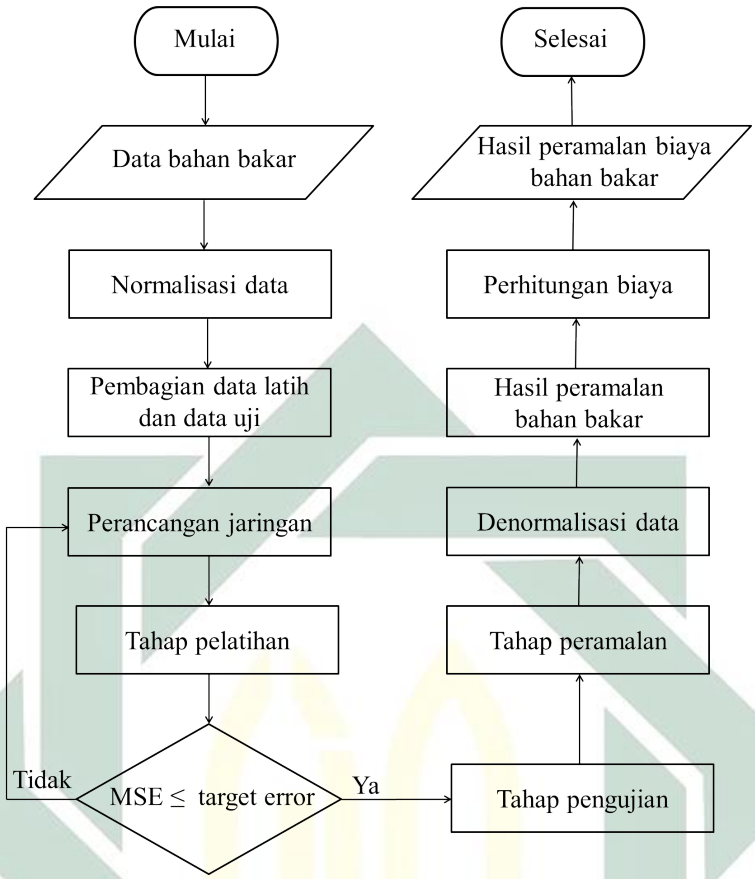
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

3.4.5. Perhitungan biaya penggunaan bahan bakar gas pada PLTGU Blok 1

Untuk menghitung biaya konsumsi bahan bakar gas pada PLTGU Blok 1 PT. PJB Unit Pembangkitan Gresik digunakan hasil prediksi konsumsi bahan bakar gas dalam satuan *Milion Standard Cubic Feet* (MMSCF) diubah kedalam satuan *Milion British Thermal Unit* (MMBTU). *Milion British Thermal Unit* (MMBTU) didapatkan dari *Milion Standard Cubic Feet* (MMSCF) dikalikan dengan *Gross Heating Value*(GHV). Fix GHV $= 1050$ BTU/SCF. Biaya konsumsi bahan bakar gas diperoleh dari data aliran bahan bakar gas dalam satuan *Milion British Thermal Unit* (MMBTU) dikalikan dengan harga bahan bakar gas dengan asumsi US$ 7 dan dikalikan dengan kurs dollar yang berlaku saat ini US$ 1 = Rp 13616,88,-.

Untuk memahami langkah-langkah menggunakan metode *backpropagation neural network* maka ditampilkan sebuah diagram alur seperti pada Gambar 3.5.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 3.5 Diagram Alur Penelitian

Dalam jaringan syaraf tiruan, proses peramalan menggunakan data *time series* yang pertama dilakukan adalah menentukan jumlah neuron *input* jaringan, parameter pembelajaran, serta data latih yang berupa data *input* pelatihan dan target pelatihan yang digunakan pada saat proses pelatihan. Setelah proses pelatihan selesaihingga mencapai toleransi *error* yang ditentukan maka didapat bobot dan bias optimal yang kemudian digunakan sebagai bobot dalam pengujian. Pada proses pengujian, jaringan melakukan perhitungan terhadap data pengujian yang terdiri dari data *input* pengujian dan data target pengujian dengan arsitektur jaringan dan parameter yang sama saat pelatihan.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

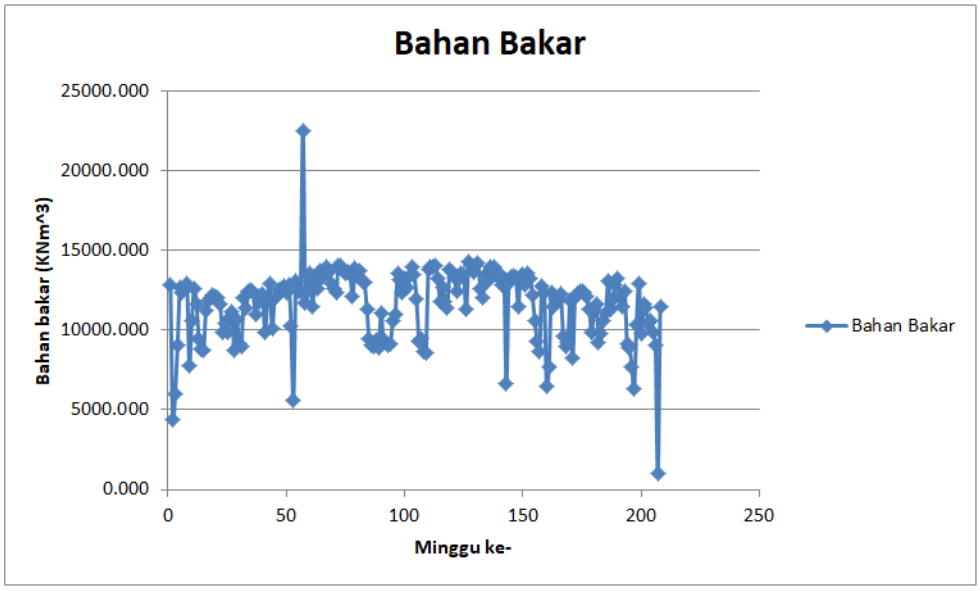
BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pembagian Data

Data *time series* penggunaan bahan bakar yang digunakan untuk peramalan menggunakan metode *backpropagation neural network* dibagi menjadi dua, yaitu data latih dan data uji. Data yang digunakan merupakan data mingguan yang diambil pada minggu pertama bulan Oktober 2015 sampai minggu terakhir bulan September 2019. Data *training* yang digunakan sebanyak 167 data dan 41 data digunakan untuk data *testing*.

Dapat dilihat pada Gambar 4.1, gambar tersebut merupakan plot *time series* untuk data penggunaan bahan bakar gas yang menunjukkan bahwa data mengalami perubahan secara berkala dan menunjukkan fluktuasi yang hampir konstan.



Gambar 4.1 Plot Data Penggunaan Bahan Bakar Gas

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4.1 Data *training*

Minggu ke-	Bahan bakar	Minggu ke-	Bahan Bakar	Minggu ke-	Bahan Bakar
1	12807,450	57	22475,367	113	14046,358
2	4393,683	58	11724,100	114	13214,483
3	6021,683	59	12418,400	115	11766,058
4	9048,417	60	13535,000	116	12686,633
5	12672,000	61	11428,683	117	11822,058
6	12351,742	62	13180,767	118	11419,100
7	12560,583	63	12574,192	119	13769,183
8	12946,883	64	13707,300	120	13615,217
9	7800,092	65	13266,542	121	13324,800
10	10592,100	66	13647,992	122	12446,333
11	12576,458	67	13972,033	123	13264,183
12	11631,242	68	13651,633	124	13569,642
13	9419,758	69	12918,633	125	13442,867
14	8823,300	70	12590,142	126	11281,500
15	8706,133	71	12331,158	127	14288,350
16	11258,200	72	14019,900	128	14040,792
17	11867,817	73	14063,375	129	13626,192
18	11990,100	74	13727,300	130	14005,933
19	12169,950	75	13550,767	131	14229,150
20	12133,500	76	13662,900	132	12585,108
21	12042,567	77	13446,400	133	12056,800
22	11601,358	78	12083,592	134	13491,033
23	9863,567	79	13873,883	135	13094,033

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

24	10418,342	80	13363,725	136	13990,850
25	9879,000	81	13723,550	137	13770,367
26	10709,417	82	13109,392	138	13952,175
27	11147,367	83	12969,875	139	13372,042
28	8759,492	84	11321,158	140	13522,150
29	10665,342	85	9417,833	141	12846,800
30	9144,392	86	9045,650	142	13134,850
31	8967,475	87	8971,475	143	6626,325
32	12025,258	88	9344,283	144	12929,705
33	11379,400	89	8856,408	145	13348,490
34	12455,700	90	11100,183	146	13362,855
35	12549,408	91	9384,058	147	13306,960
36	12379,275	92	9263,958	148	11499,005
37	11009,492	93	9051,050	149	13429,717
38	12133,575	94	9165,675	150	13476,925
39	11785,492	95	10605,383	151	12794,967
40	12270,075	96	10981,717	152	13569,575
41	9866,692	97	13533,080	153	13266,133
42	11886,108	98	13141,640	154	12178,033
43	12921,025	99	12373,060	155	10548,525
44	10079,133	100	13205,255	156	9268,392
45	11931,917	101	12675,167	157	8660,167
46	12124,325	102	13383,675	158	12714,500
47	12531,983	103	13940,500	159	12357,025
48	12628,917	104	13501,767	160	6486,350

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

49	12754,350	105	11954,317	161	7671,550
50	12360,033	106	9325,883	162	12375,917
51	12798,717	107	9444,725	163	11458,717
52	10226,917	108	8657,925	164	11955,517
53	5623,883	109	8556,508	165	11880,117
54	13064,992	110	13767,208	166	12290,017
55	12430,567	111	13936,542	167	9652,167
56	12420,817	112	13934,725		

Tabel 4.2 Data *testing*

Minggu ke-	Bahan bakar	Minggu ke-	Bahan Bakar	Minggu ke-	Bahan Bakar
168	8992,842	182	9242,217	196	7713,200
169	9205,283	183	9780,283	197	6290,158
170	1185,517	184	10569,517	198	10353,225
171	8283,992	185	11044,175	199	12876,867
172	12059,667	186	13060,083	200	9808,397
173	12303,150	187	11280,808	201	11608,455
174	12466,358	188	11958,842	202	11393,245
175	12441,517	189	12869,975	203	10429,095
176	12338,358	190	13249,100	204	10566,395
177	12145,358	191	12072,242	205	9884,992
178	11331,892	192	11459,308	206	9023,325
179	9886,308	193	12445,033	207	1002,092
180	11284,908	194	9149,225	208	11500,192
181	11662,592	195	8876,492		

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Pada Tabel 4.1 dan 4.2 masing-masing menunjukkan hasil dari pembagian data *training* dan data *testing*. Pada kedua tabel tersebut menunjukkan bahwa jumlah penggunaan bahan bakar yang paling banyak yaitu pada minggu ke 57 dengan jumlah 22475,367 KNm^3/h dan paling sedikit pada minggu ke 207 dengan jumlah 1002,092 KNm^3/h.

4.2. Normalisasi Data

Pada penelitian kali ini, fungsi aktivasi pada setiap lapisan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner yang mana bernilai antara 0 sampai dengan 1. Sehingga harus dilakukan proses normalisasi menggunakan rumus pada Persamaan (3.1) untuk mendapatkan nilai dengan range [0,1]. Adapun perhitungan manualnya sebagai berikut:

1. Perhitungan manual normalisasi data *training*:

   Minggu ke 1

$$x_1^{'} = \frac{0,8(12807,4500 - 1002,0917)}{(22475,3667 - 1002,0917)} + 0,1 = 0,5398$$

   Minggu ke 2

$$x_2^{'} = \frac{0,8(4393,6833 - 1002,0917)}{(22475,3667 - 1002,0917)} + 0,1 = 0,2264$$

   Minggu ke 3

$$x_3^{'} = \frac{0,8(6021,6833 - 1002,0917)}{(22475,3667 - 1002,0917)} + 0,1 = 0,2870$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Minggu ke 4

$$x_4^{'} = \frac{0,8(9048,4167 - 1002,0917)}{(22475,3667 - 1002,0917)} + 0,1 = 0,3998$$

Minggu ke 5

$$x_5^{'} = \frac{0,8(12672 - 1002,0917)}{(22475,3667 - 1002,0917)} + 0,1 = 0,5348$$

dan seterusnya.

2. Perhitungan manual normalisasi data *testing*:

Minggu ke 168

$$x_{168}^{'} = \frac{0,8(8992,8417 - 1002,0917)}{(22475,3667 - 1002,0917)} + 0,1 = 0,3977$$

Minggu ke 169

$$x_{169}^{'} = \frac{0,8(9205,2833 - 1002,0917)}{(22475,3667 - 1002,0917)} + 0,1 = 0,4056$$

Minggu ke 170

$$x_{170}^{'} = \frac{0,8(11859,5167 - 1002,0917)}{(22475,3667 - 1002,0917)} + 0,1 = 0,5045$$

Minggu ke 171

$$x_{171}^{'} = \frac{0,8(8283,9917 - 1002,0917)}{(22475,3667 - 1002,0917)} + 0,1 = 0,3713$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Minggu ke 172

$$x'_{172} = \frac{0,8(12059,6667 - 1002,0917)}{(22475,3667 - 1002,0917)} + 0,1 = 0,5120$$

dan seterusnya.

Tabel 4.3 Hasil normalisasi data *training*

Minggu ke-	Bahan bakar	Minggu ke-	Bahan Bakar	Minggu ke-	Bahan Bakar
1	0,540	57	0,900	113	0,586
2	0,226	58	0,499	114	0,555
3	0,287	59	0,525	115	0,501
4	0,400	60	0,567	116	0,535
5	0,535	61	0,488	117	0,503
6	0,523	62	0,554	118	0,488
7	0,531	63	0,531	119	0,576
8	0,545	64	0,573	120	0,570
9	0,353	65	0,557	121	0,559
10	0,457	66	0,571	122	0,526
11	0,531	67	0,583	123	0,557
12	0,496	68	0,571	124	0,568
13	0,414	69	0,544	125	0,563
14	0,391	70	0,532	126	0,483
15	0,387	71	0,522	127	0,595
16	0,482	72	0,585	128	0,586
17	0,505	73	0,587	129	0,570
18	0,509	74	0,574	130	0,584

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

19	0,516	75	0,568	131	0,593
20	0,515	76	0,572	132	0,532
21	0,511	77	0,564	133	0,512
22	0,495	78	0,513	134	0,565
23	0,430	79	0,580	135	0,550
24	0,451	80	0,561	136	0,584
25	0,431	81	0,574	137	0,576
26	0,462	82	0,551	138	0,582
27	0,478	83	0,546	139	0,561
28	0,389	84	0,484	140	0,566
29	0,460	85	0,414	141	0,541
30	0,403	86	0,400	142	0,552
31	0,397	87	0,397	143	0,310
32	0,511	88	0,411	144	0,544
33	0,487	89	0,393	145	0,560
34	0,527	90	0,476	146	0,561
35	0,530	91	0,412	147	0,558
36	0,524	92	0,408	148	0,491
37	0,473	93	0,400	149	0,563
38	0,515	94	0,404	150	0,565
39	0,502	95	0,458	151	0,539
40	0,520	96	0,472	152	0,568
41	0,430	97	0,567	153	0,557
42	0,505	98	0,552	154	0,516
43	0,544	99	0,524	155	0,456

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

44	0,438	100	0,555	156	0,408
45	0,507	101	0,535	157	0,385
46	0,514	102	0,561	158	0,536
47	0,530	103	0,582	159	0,523
48	0,533	104	0,566	160	0,304
49	0,538	105	0,508	161	0,348
50	0,523	106	0,410	162	0,524
51	0,539	107	0,415	163	0,490
52	0,444	108	0,385	164	0,508
53	0,272	109	0,381	165	0,505
54	0,549	110	0,576	166	0,521
55	0,526	111	0,582	167	0,422
56	0,525	112	0,582		

Tabel 4.4 Hasil normalisasi data *testing*

Minggu ke-	Bahan bakar	Minggu ke-	Bahan Bakar	Minggu ke-	Bahan Bakar
168	0,398	182	0,407	196	0,350
169	0,406	183	0,427	197	0,297
170	0,505	184	0,456	198	0,448
171	0,371	185	0,474	199	0,542
172	0,512	186	0,549	200	0,428
173	0,521	187	0,483	201	0,495
174	0,527	188	0,508	202	0,487
175	0,526	189	0,542	203	0,451
176	0,522	190	0,556	204	0,456

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

177	0,515	191	0,512	205	0,431
178	0,485	192	0,490	206	0,399
179	0,431	193	0,526	207	0,100
180	0,483	194	0,404	208	0,491
181	0,497	195	0,393		

Tabel 4.3 dan Tabel 4.4 menyajikan hasil semua perhitungan normalisasi pada data *training* dan data *testing*.

4.3. Tahap Pelatihan

1. Penerapan Algoritma

   Adapun penerapan algoritma *backpropagation* yang akan digunakan pada tahap pelatihan (berdasarkan arsitektur jaringan pada Gambar 3.1)

   Langkah 1: Inisialisasi nilai bobot secara acak

   Fase 1 : Propagasi maju

   Langkah 2: Hitung semua keluaran

   (a) Pada *hidden layer*

   Rumus untuk mencari unit keluaran pada *hidden layer* z_j menggunakan Persamaan (2.3) dan (2.4) dengan jumlah unit masukan n=12 dan j=1,2,...,9 sehingga didapatkan $z_{net\ j} = v_{j0} + \Sigma_{i=1}^{12} x_i v_{ji}$ dan $z_j = f(z_{net\ j})$

   (b) Pada *output layer*

   Rumus untuk mencari unit keluaran di *output layer* y_1 (k=1)dengan menggunakan rumus pada Persamaan (2.5) dan (2.6) dengan jumlah unit keluaran k=1 dan jumlah unit tersembunyi p=9 sehingga

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

didapatkan $y_{net\ 1} = w_{10} + \Sigma_{j=1}^{9} z_j w_{1j}$

Fase 2: Propagasi mundur

Langkah 3: Hitung perubahan pada bobot

Untuk menghitung perubahan pada bobot, vektor *output* pada tiap-tiap lapisan dibandingkan dengan nilai *output*(target) yang diharapkan.

(a) Pada *output layer*

Hitung faktor δ unit keluaran dengan menggunakan rumus pada Persamaan (2.7) dan k=1, sehingga didapatkan $\delta_1 = (t_1 - y_k)y_k(1 - y_k)$.

Hitung suku perubahan bobot w_{kj} menggunakan rumus Persamaan (2.8), dengan laju pembelajaran $\alpha = 0,01$, k=1, j=0,1,...,9 sehingga didapatkan $\Delta w_{1j} = (0,01)\delta_1 z_j$

(b) Pada *hidden layer*

Hitung faktor δ unit tersembunyi berdasarkan pada nilai *error* disetiap unit tersembunyi z_j menggunakan rumus Persamaan (2.9) dengan j=1,...9 sehingga didapatkan $\delta_{net\ j} = \delta_1 w_{1j}$

Faktor δ unit tersembunyi dicari menggunakan rumus Persamaan (2.10) sehingga didapatkan $\delta_j = \delta_{net\ j} f'(z_{net\ j}) = \delta_{net\ j} z_j(1 - z_j)$.

Hitung suku perubahan bobot v_{ij} menggunakan rumus Persamaan (2.11), dengan $\alpha = 0,01$, j=1,2,...,9; i=0,1,...,12 sehingga didapatkan $\Delta v_{ij} = (0,01)\delta_j x_i$.

Fase 3: Prubahan bobot

Langkah 4: Hitung semua perubahan nilai bobot

Perubahan nilai bobot yang menuju unit keluaran dapat dihitung menggunakan rumus pada Persamaan (2.12) dengan k=1; j=0,1,...,9,

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

sehingga didapatkan $w_{kj}(baru) = w_{kj}(lama) + \Delta w_{kj}$.

Perubahan bobot yang menuju ke unit tersembunyi dapat dihitung menggunakan rumus Persamaan (2.13) dengan j=1,2,...,9; i=0,1,...,12, sehingga didapatkan $v_{ji}(baru) = v_{ji}(lama) + \Delta v_{ji}$.

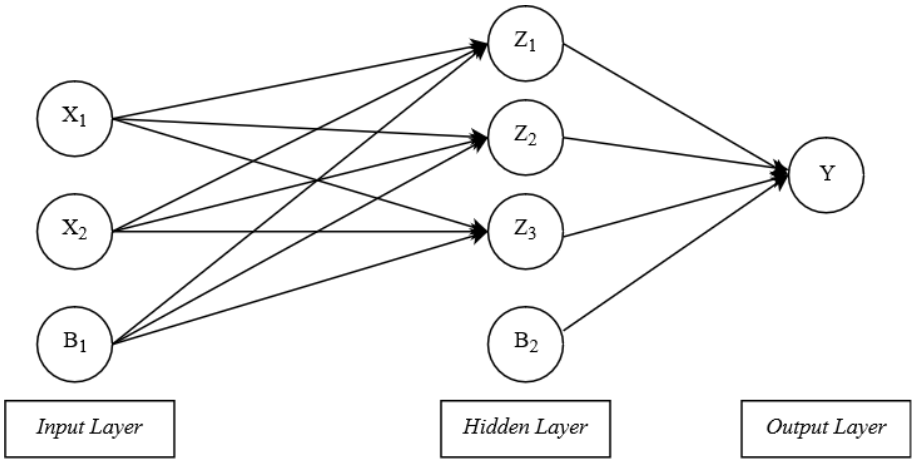
2. Momentum

   Dengan menggunakan momentum, perubahan nilai bobot yang menuju ke unit keluaran dihitung menggunakan Persamaan (2.14) dengan $\mu = 0,9$; k = 1 ; j = 0 , 1, 2, 3, sehingga didapatkan $w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \Delta w_{kj} + \mu(w_{kj}(t) - w_{kj}(t-1))$.

   Dengan menggunakan momentum, perubahan bobot yang menuju ke unit tersembunyi dapat dihitung menggunakan Persamaan (2.15) dengan $\mu = 0,9$; j=1, 2, 3; i=0, 1, 2 sehingga didapatkan $v_{ji}(t+1) = v_{ji}(t) + \Delta v_{ji} + \mu(v_{ji}(t) - v_{ji}(t-1))$

3. Contoh Pengerjaan Manual

   Contoh pengerjaan secara manual dengan menggunakan jaringan arsitektur yang tersusun dari 1 *input layer* dengan 2 *node*, 1 *hidden layer* dengan 3 *node* dan 1 *output layer* dengan 1 *node* seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2 Arsitektur jaringan *backpropagation* pengerjaan manual

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

(a) Proses *Training* Langkah 1: inisialisasi nilai bobot secara acak.

Tabel 4.5 Bobot dari *input layer* ke *hidden layer*

	z_1	z_2	z_3
x_1	0,2	0,3	-0,1
x_2	0,3	0,1	-0,1
1	0,2	0,3	-0,1

Tabel 4.6 Bobot dari *hidden layer* ke *output layer*

	Y
z_1	0,5
z_2	-0,3
z_3	-0,4
1	-0,1

Fase I: Propagasi maju

Langkah 2: Hitung semua keluaran

i. Pada *hidden layer*

Jumlah unit masukan n=2 sehingga didapatkan $z_{net\ j} = v_{j0} + \Sigma_{i=1}^{2} x_i v_{ji}$ dan $z_j = f(z_{net\ j}) = \dfrac{1}{1+e^{-z_{net\ j}}}$ dengan j = 1, 2, 3.

$z_{net\ 1} = v_{10} + x_1 v_{11} + x_2 v_{12}$

$z_{net\ 1} = (-0,3) + 0,5398(0,2) + 0,2264(0,3) = -0,12412$

$z_{net\ 2} = v_{20} + x_1 v_{21} + x_2 v_{22}$

$z_{net\ 2} = 0,3 + 0,5398(0,3) + 0,2264(0,1) = 0,48458$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$z_{net\ 3} = v_{30} + x_1 v_{31} + x_2 v_{32}$

$z_{net\ 3} = 0,3 + 0,5398(-0,1) + 0,2264(-0,1) = 0,22338$

$z_1 = \frac{1}{1+e^{-z_{net\ 1}}} = \frac{1}{1+e^{0,12412}} = 0,4690$

$z_2 = \frac{1}{1+e^{-z_{net\ 2}}} = \frac{1}{1+e^{-0,48458}} = 0,6188$

$z_3 = \frac{1}{1+e^{-z_{net\ 3}}} = \frac{1}{1+e^{-0,22338}} = 0,5056$

ii. Pada *output layer*

Jumlah unit keluaran k=1 dan jumlah unit tersembunyi p=3 sehingga didapatkan $y_{net\ 1} = w_{10} + \Sigma_{j=1}^{3} z_j w_{1j}$ dan $y_1 = \frac{1}{1+e^{-y_{net\ 1}}}$

$y_{net\ 1} = w_{10} + z_1 w_{11} + z_2 w_{12} + z_3 w_{13}$

$y_{net\ 1} = (-0,1) + 0,4690(0,5) + 0,6188(-0,3) + 0,5056(-0,4)$

$y_{net\ 1} = -0,2534$

$y_1 = \frac{1}{1+e^{-y_{net\ 1}}} = \frac{1}{1+e^{0,2534}}$

$y_1 = 0,4370$

Fase II: Propagasi mundur

Langkah 3: Hitung perubahan bobot

i. Pada *output layer*

Perhitungan faktor δ unit keluaran dengan menggunakan Persamaan (2.10) dengan k=1, sehingga didapatkan $\delta_k = (t_k - y_k)y_k(1 - y_k)$.

$\delta_1 = (t_1 - y_1)y_1(1 - y_1)$

$= (0,2870 - 0,4370)0,4370(1 - 0,4370)$

$\delta_1 = -0,0369$

Perhitungan suku perubahan bobot w_{kj} menggunakan Persamaan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

(2.11), dengan laju pembelajaran $\alpha = 0,01$; k=1 sehingga didapatkan:

$\Delta w_{1j} = (0,01)\delta_1 z_j$, dengan $j = 0, 1, 2, 3$.

$\Delta w_{10} = (0,01)\delta_1 z_0 = (0,01)(-0,0369)(1) = -0,000369$

$\Delta w_{11} = (0,01)\delta_1 z_1 = (0,01)(-0,0369)(0,4690) = -0,000173$

$\Delta w_{12} = (0,01)\delta_1 z_2 = (0,01)(-0,0369)(0,6188) = -0,000228$

$\Delta w_{13} = (0,01)\delta_1 z_3 = (0,01)(-0,0369)(0,5056) = -0,000187$

ii. Pada *hidden layer*

Perhitungan faktor δ unit tersembunyi menggunakan rumus seperti pada Persamaa (2.12) dengan j=1, 2, 3, didapatkan $\delta_{net\ j} = \delta_1 w_{1j}$.

$\delta_{net\ 1} = \delta_1 w_{11} = (-0,0369)(0,5) = -0,01845$

$\delta_{net\ 2} = \delta_1 w_{12} = (-0,0369)(-0,3) = 0,01107$

$\delta_{net\ 3} = \delta_1 w_{13} = (-0,0369)(-0,4) = 0,01476$

Faktor δ unit tersembunyi dihitung dengan menggunakan rumus seperti pada Persamaan (2.13) sehingga didapatkan $\delta_j = \delta_{net\ j} f'(z_{net\ j}) = \delta_{net\ j} z_j (1 - z_j)$

$\delta_1 = \delta_{net\ 1} z_1 (1 - z_1) = (-0,01845)(0,4690)(1 - 0,4690)$

$= -0,00459$

$\delta_2 = \delta_{net\ 2} z_2 (1 - z_2) = 0,01107(0,6188)(1 - 0,6188) = 0,00261$

$\delta_3 = \delta_{net\ 3} z_3 (1 - z_3) = 0,01476(0,5056)(1 - 0,5056) = 0,00369$

Perhitungan suku perubahan bobot v_{ij} dengan $\alpha = 0,01$; j=1, 2, 3; i=0, 1, 2 sehingga didapatkan $\Delta v_{ji} = (0,01)\delta_j x_i$.

$\Delta v_{10} = (0,01)\delta_1 x_0 = (0,01)(-0,00459)(1) = -0,0000459$

$\Delta v_{11} = (0,01)\delta_1 x_1 = (0,01)(-0,00459)(0,5398)$

$= -0,0000248$

$\Delta v_{12} = (0,01)\delta_1 x_2 = (0,01)(-0,00459)(0,2264)$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$= -0,0000104$

$\Delta v_{20} = (0,01)\delta_2 x_0 = (0,01)(0,00261(1) = 0,0000261)$

$\Delta v_{21} = (0,01)\delta_2 x_1 = (0,01)(0,00261)(0,5398) = 0,0000141$

$\Delta v_{22} = (0,01)\delta_2 x_2 = (0,01)(0,00261)(0,2264) = 0,0000059$

$\Delta v_{30} = (0,01)\delta_3 x_0 = (0,01)(0,5396)(1) = 0,0000369$

$\Delta v_{31} = (0,01)\delta_3 x_1 = (0,01)(0,5396)(0,5398) = 0,0000199$

$\Delta v_{32} = (0,01)\delta_3 x_2 = (0,01)(0,5396)(0,2264) = 0,0000084$

Fase III: Perubahan bobot

langkah 4: Hitung semua perubahan nilai bobot.

i. Pada *output layer*

Perhitungan perubahan nilai bobot yang menuju ke unit keluaran dengan k = 1; j = 0, 1, 2, 3, sehingga didapatkan $w_{kj}(baru) = w_{kj}(lama) + \Delta w_{kj}$.

$w_{10}(baru) = w_{10}(lama) + \Delta w_{10} = (-0,1) + (-0,000369) = -0,100369$

$w_{11}(baru) = w_{11}(lama) + \Delta w_{11} = 0,5 + (-0,000173) = 0,499827$

$w_{12}(baru) = w_{12}(lama) + \Delta w_{12} = (-0,3) + (-0,000228) = -0,300228$

$w_{13}(baru) = w_{13}(lama) + \Delta w_{13} = (-0,4) + (-0,000187) = -0,400187$

ii. Pada *hidden layer*

Perubahan bobot yang menuju ke unit tersembunyi dengan j=1, 2, 3; i=0, 1, 2 sehingga didapatkan $v_{ji}(baru) = v_{ji}(lama) + \Delta v_{ji}$.

$v_{10}(baru) = v_{10}(lama) + \Delta v_{10} = (-0,3) + (-0,0000459)$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$= -0,3000459$

$v_{11}(baru) = v_{11}(lama) + \Delta v_{11} = 0,2 + (-0,0000248)$

$= 0,1999752$

$v_{12}(baru) = v_{12}(lama) + \Delta v_{12} = 0,3 + (-0,0000104)$

$= 0,2999896$

$v_{20}(baru) = v_{20}(lama) + \Delta v_{20} = 0,3 + 0,0000261 = 0,3000261$

$v_{21}(baru) = v_{21}(lama) + \Delta v_{21} = 0,1 + 0,0000141 = 0,1000141$

$v_{22}(baru) = v_{22}(lama) + \Delta v_{22} = 0,3 + 0,0000059 = 0,3000059$

$v_{30}(baru) = v_{30}(lama) + \Delta v_{30} = 0,3 + 0,0000369 = 0,3000369$

$v_{31}(baru) = v_{31}(lama) + \Delta v_{31} = (-0,1) + 0,0000199$

$= -0,999801$

$v_{32}(baru) = v_{32}(lama) + \Delta v_{32} = (-0,1) + 0,0000084$

$= -0,0999916$

(b) Momentum

i. Pada *output layer*

Perhitungan perubahan nilai bobot yang menuju ke unit keluaran dengan $\mu = 0,9$; k = 1; j = 0, 1, 2, 3, sehingga didapatkan $w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \Delta w_{kj} + \mu(w_{kj}(t) - w_{kj}(t-1))$.

$w_{10}(t+1) = w_{10}(t) + \Delta w_{10} + \mu(w_{10}(t) - w_{10}(t-1))$

$= (-0,100369) + (-0,000369) + 0,9((-0,100369) - (-0,1))$

$= -0,101070$

$w_{11}(t+1) = w_{11}(t) + \Delta w_{11} + \mu(w_{11}(t) - w_{11}(t-1))$

$= 0,499827 + (-0,000173) + 0,9(0,499827 - 0,5)$

$= 0,499498$

$w_{12}(t+1) = w_{12}(t) + \Delta w_{12} + \mu(w_{12}(t) - w_{12}(t-1))$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$= (-0,300228) + (-0,000228) + 0,9((-0,300228) - (-0,3))$

$= -0,300715$

$w_{13}(t+1) = w_{13}(t) + \Delta w_{13} + \mu(w_{13}(t) - w_{13}(t-1))$

$= (-0,400187) + (-0,000187) + 0,9((-0,400187) - (-0,4))$

$= -0,400542$

ii. Pada *hidden layer*

Perubahan bobot yang menuju ke unit tersembunyi dengan $\mu = 0,9$; j=1, 2, 3; i=0, 1, 2 sehingga didapatkan

$v_{ji}(t+1) = v_{ji}(t) + \Delta v_{ji} + \mu(v_{ji}(t) - v_{ji}(t-1))$

$v_{10}(t+1) = v_{10}(t) + \Delta v_{10} + \mu(v_{10}(t) - v_{10}(t-1))$

$= (-0,3000459) + (-0,0000459) + 0,9((-0,3000459) - (-0,3+))$

$= -0,300133$

$v_{11}(t+1) = v_{11}(t) + \Delta v_{11} + \mu(v_{11}(t) - v_{11}(t-1))$

$= 0,1999752 + (-0,000248) + 0,9(0,1999752 - 0,2)$

$= 0,199928$

$v_{12}(t+1) = v_{12}(t) + \Delta v_{12} + \mu(v_{12}(t) - v_{12}(t-1))$

$= 0,2999896 + (-0,0000104) + 0,9(0,2999896 - 0,3)$

$= 0,299970$

$v_{20}(t+1) = v_{20}(t) + \Delta v_{20} + \mu(v_{20}(t) - v_{20}(t-1))$

$= 0,3000261 + 0,0000261 + 0,9(0,3000261 - 0,3)$

$= 0,300076$

$v_{21}(t+1) = v_{21}(t) + \Delta v_{21} + \mu(v_{21}(t) - v_{21}(t-1))$

$= 0,1000141 + 0,0000141 + 0,9(0,1000141 - 0,l)$

$= 0,100041$

$v_{22}(t+1) = v_{22}(t) + \Delta v_{22} + \mu(v_{22}(t) - v_{22}(t-1))$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$= 0,3000059 + 0,0000059 + 0,9(0,3000059 - 0,3)$

$= 0,300017$

$v_{30}(t+1) = v_{30}(t) + \Delta v_{30} + \mu(v_{30}(t) - v_{30}(t-1))$

$= 0,3000369 + 0,0000369 + 0,9(0,3000369 - 0,3)$

$= 0,300107$

$v_{31}(t+1) = v_{31}(t) + \Delta v_{31} + \mu(v_{31}(t) - v_{31}(t-1))$

$= (-0,999801) + 0,0000199 + 0,9((-0,999801) - (-0,1))$

$= -01,809602$

$v_{32}(t+1) = v_{32}(t) + \Delta v_{32} + \mu(v_{32}(t) - v_{32}(t-1))$

$= (-0,099916) + 0,0000084 + 0,9((-0,099916) - (-0,1))$

$= -0,099832$

(c) Proses *Testing* Bobot baru yang diperoleh dari hasil iterasi yaitu:

Tabel 4.7 Bobot dari *input layer* ke *hidden layer*

	z_1	z_2	z_3
x_1	0,19998	0,10001	-0,99980
x_2	0,29999	0,30001	-0,09999
1	0,30005	0,30003	0,30004

Tabel 4.8 Bobot dari *hidden layer* ke *output layer*

	Y
z_1	0,49983
z_2	-0,30023
z_3	-0,40019
1	-0,10037

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Fase I: Propagasi maju

Langkah 1: Hitung semua keluaran

i. Pada *hidden layer*

Jumlah unit masukan n=2 sehingga didapatkan $z_{net\ j} = v_{j0} + \Sigma_{i=1}^{2} x_i v_{ji}$ dan $z_j = f(z_{net\ j}) = \dfrac{1}{1+e^{-z_{net\ j}}}$ dengan j = 1, 2, 3.

$z_{net\ 1} = v_{10} + x_1 v_{11} + x_2 v_{12}$

$z_{net\ 1} = (0,30005) + 0,398(0,19998) + 0,406(0,2999) = 0,50144$

$z_{net\ 2} = v_{20} + x_1 v_{21} + x_2 v_{22}$

$z_{net\ 2} = (0,30003) + 0,398(0,10001) + 0,406(0,30001) = 0,46163$

$z_{net\ 3} = v_{30} + x_1 v_{31} + x_2 v_{32}$

$z_{net\ 3} = (0,30004) + 0,398(-0,9998) + 0,406(-0,09999) = -0,13848$

$z_1 = \dfrac{1}{1+e^{-z_{net\ 1}}} = \dfrac{1}{1+e^{-0,50144}} = 0,62280$

$z_2 = \dfrac{1}{1+e^{-z_{net\ 2}}} = \dfrac{1}{1+e^{-0,46163}} = 0,61340$

$z_3 = \dfrac{1}{1+e^{-z_{net\ 3}}} = \dfrac{1}{1+e^{0,13848}} = 0,46544$

ii. Pada *output layer*

Jumlah unit keluaran k=1 dan jumlah unit tersembunyi p=3 sehingga didapatkan $y_{net\ 1} = w_{10} + \Sigma_{j=1}^{3} z_j w_{1j}$ dan $y_1 = \dfrac{1}{1+e^{-y_{net\ 1}}}$

$y_{net\ 1} = w_{10} + z_1 w_{11} + z_2 w_{12} + z_3 w_{13}$

$y_{net\ 1} = (-0,10037) + 0,62280(0,49983) + 0,61340(-0,30023) + 0,46544(-0,40019)$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$y_{net\ 1} = -0,15950$$
$$y_1 = \frac{1}{1+e^{-y_{net\ 1}}} = \frac{1}{1+e^{0,15950}}$$
$$y_1 = 0,46021$$

(d) Denormalisasi Data

Setelah mendapatkan hasil peramalan, maka data tersebut harus didenormalisasikan untuk mengembalikan ke nilai asli. Adapun perhitungan manualnya sebagai berikut: $x = \frac{(x^{'}-0,1)(a-b)}{0,8} + b$

$$x = \frac{(0,46021-0,1)(22475,3667-1002,0917)}{0,8} + 1002,0917$$
$$x = 10670,7022$$

Dari hasil perhitungan sampel data *testing*, didapatkan hasil prediksi yaitu sebesar $10670,7022 KNm^3/h$

4. Hasil Pemrograman

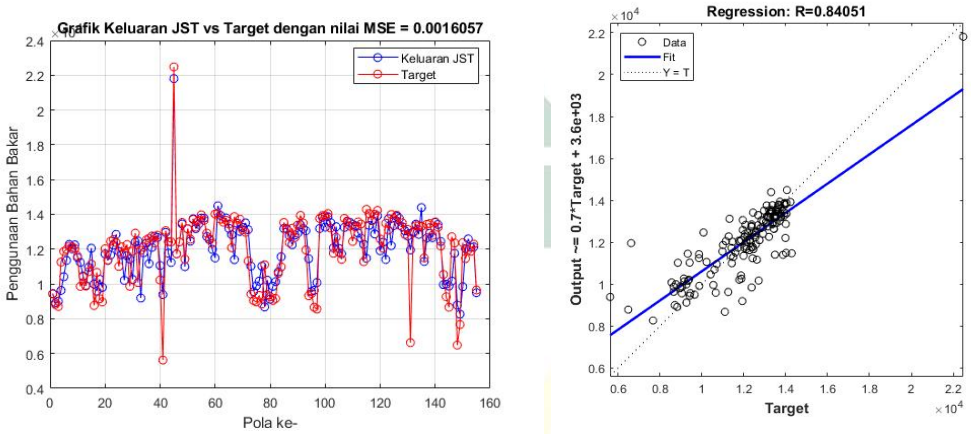
Adapun hasil yang diperoleh dari pemrograman *backpropagation neural network* mendapatkan nilai MSE dan MAPE pada tahap *training* dengan percobaan banyaknya jumlah *node* pada hidden layer, nilai momentum dan *learning rate*. Hasil pemrograman pada tahap *training* dengan 9, 12, 15, dan 25 *node* pada *hidden layer* berturut-turut ditunjukkan pada Gambar 4.3 sampai 4.22. sebagai berikut:

(a) 9 *node* pada *hidden layer*

Gambar 4.3 (a) menampilkan grafik perbandingan antara nilai keluaran JST dengan target beserta nilai MSE yang diperoleh. Hasil MSE pelatihan yang diperoleh dari 9 *node* pada *hidden layer*, dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01 yaitu sebesar 0,0016057. Pada Gambar 4.3 (b) target dan keluaran jaringan atau hasil prediksi dianalisis dengan regresi linier sehingga menghasilkan gradien garis

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

terbaik sebesar 0,7 dan koefisien korelasi atau regresi yang diperoleh pada tahap pelatihan yaitu sebesar 0,84051. jika penyebaran data semakin mendekati garis lurus, maka peramalan yang diperoleh semakin baik.

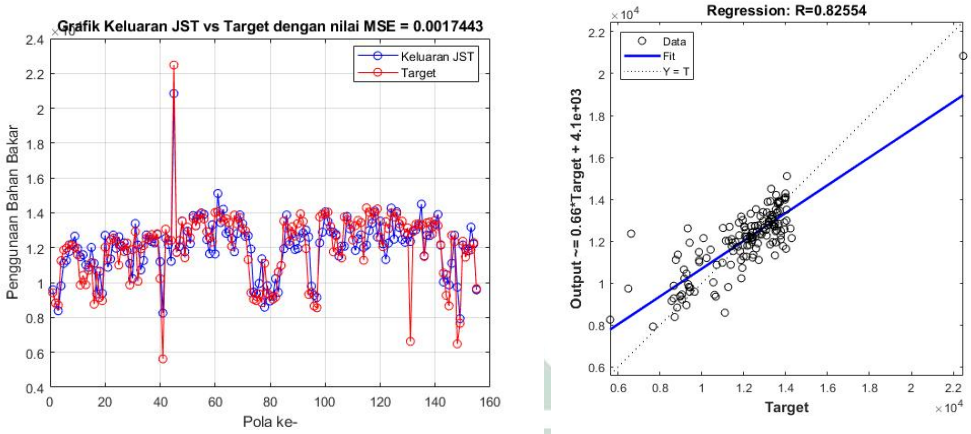


(a) (b)

Gambar 4.3 Hasil pelatihan dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01

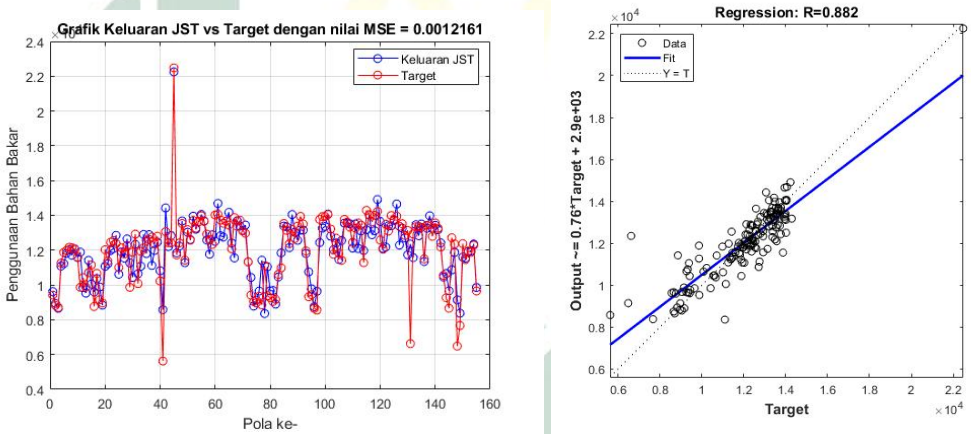
Gambar 4.4 (a) menampilkan grafik perbandingan antara nilai keluaran JST dengan target beserta nilai MSE yang diperoleh. Hasil MSE pelatihan yang diperoleh dari 9 *node* pada *hidden layer*, dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05 yaitu sebesar 0,0017443. Pada Gambar 4.4 (b) target dan keluaran jaringan atau hasil prediksi dianalisis dengan regresi linier sehingga menghasilkan gradien garis terbaik sebesar 0,66 dan koefisien korelasi atau regresi yang diperoleh pada tahap pelatihan yaitu sebesar 0,82554. Jika penyebaran data semakin mendekati garis lurus, maka peramalan yang diperoleh semakin baik.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



(a) (b)

Gambar 4.4 Hasil pelatihan dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05



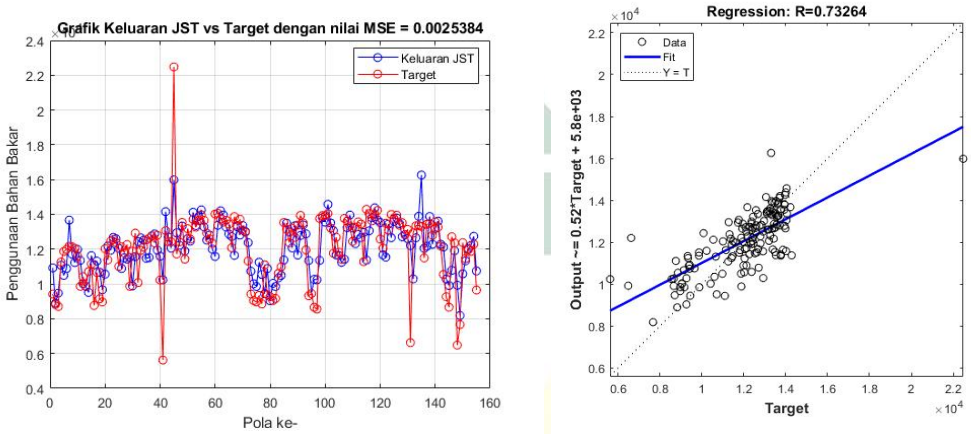
(a) (b)

Gambar 4.5 Hasil pelatihan dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01

Gambar 4.5 (a) menampilkan grafik perbandingan antara nilai keluaran JST dengan target beserta nilai MSE yang diperoleh. Hasil MSE pelatihan yang diperoleh dari 9 *node* pada *hidden layer*, dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01 yaitu sebesar 0,0012161. Pada Gambar 4.5 (b) target dan keluaran jaringan atau hasil prediksi dianalisis dengan regresi linier sehingga menghasilkan gradien garis

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

terbaik sebesar 0,76 dan koefisien korelasi atau regresi yang diperoleh pada tahap pelatihan yaitu sebesar 0,88200. Jika penyebaran data semakin mendekati garis lurus, maka peramalan yang diperoleh semakin baik.



(a) (b)

Gambar 4.6 Hasil pelatihan dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05

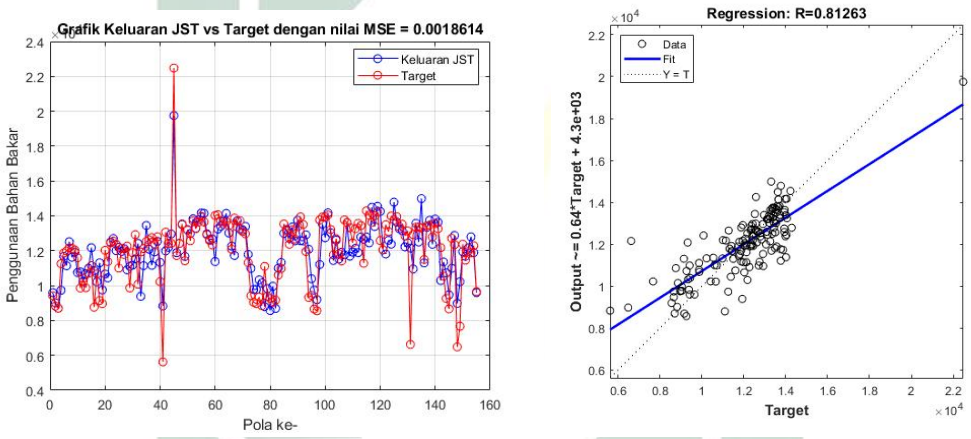
Gambar 4.6 (a) menampilkan grafik perbandingan antara nilai keluaran JST dengan target beserta nilai MSE yang diperoleh. Hasil MSE pelatihan yang diperoleh dari 9 *node* pada *hidden layer*, dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05 yaitu sebesar 0,0025384. Pada Gambar 4.6 (b) target dan keluaran jaringan atau hasil prediksi dianalisis dengan regresi linier sehingga menghasilkan gradien garis terbaik sebesar 0,52 dan koefisien korelasi atau regresi yang diperoleh pada tahap pelatihan yaitu sebesar 0,73264. Jika penyebaran data semakin mendekati garis lurus, maka peramalan yang diperoleh semakin baik.

(b) 12 *node* pada *hidden layer*

Gambar 4.7 (a) menampilkan grafik perbandingan antara nilai keluaran

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

JST dengan target beserta nilai MSE yang diperoleh. Hasil MSE pelatihan yang diperoleh dari 12 *node* pada *hidden layer*, dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01 yaitu sebesar 0,0018614. Pada Gambar 4.7 (b) target dan keluaran jaringan atau hasil prediksi dianalisis dengan regresi linier sehingga menghasilkan gradien garis terbaik sebesar 0,64 dan koefisien korelasi atau yang diperoleh pada tahap pelatihan yaitu sebesar 0,81263. Jika penyebaran data semakin mendekati garis lurus, maka peramalan yang diperoleh semakin baik.



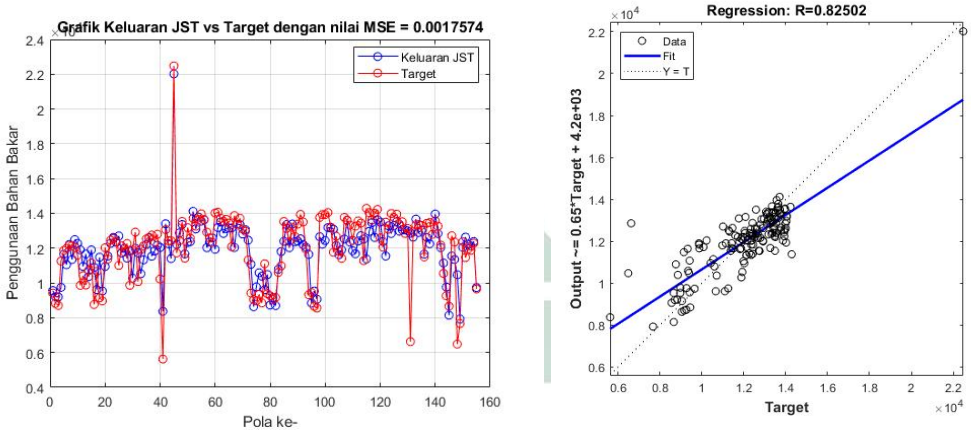
(a) (b)

Gambar 4.7 Hasil pelatihan dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01

Gambar 4.8 (a) menampilkan grafik perbandingan antara nilai keluaran JST dengan target beserta nilai MSE yang diperoleh. Hasil MSE pelatihan yang diperoleh dari 12 *node* pada *hidden layer*, dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05 yaitu sebesar 0,0017574. Pada Gambar 4.8 (b) target dan keluaran jaringan atau hasil prediksi dianalisis dengan regresi linier sehingga menghasilkan gradien garis terbaik sebesar 0,65 dan koefisien korelasi atau regresi yang diperoleh pada tahap pelatihan yaitu sebesar 0,82502.Jika penyebaran data

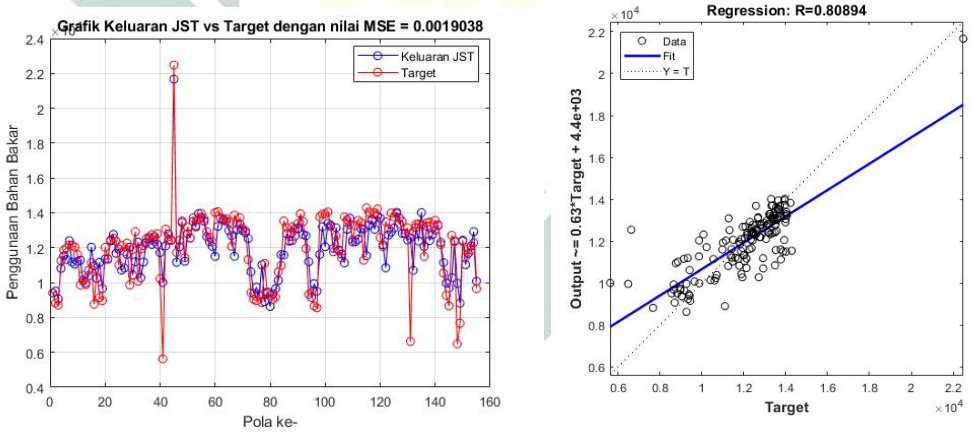
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

semakin mendekati garis lurus, maka peramalan yang diperoleh semakin baik.



(a) (b)

Gambar 4.8 Hasil pelatihan dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05



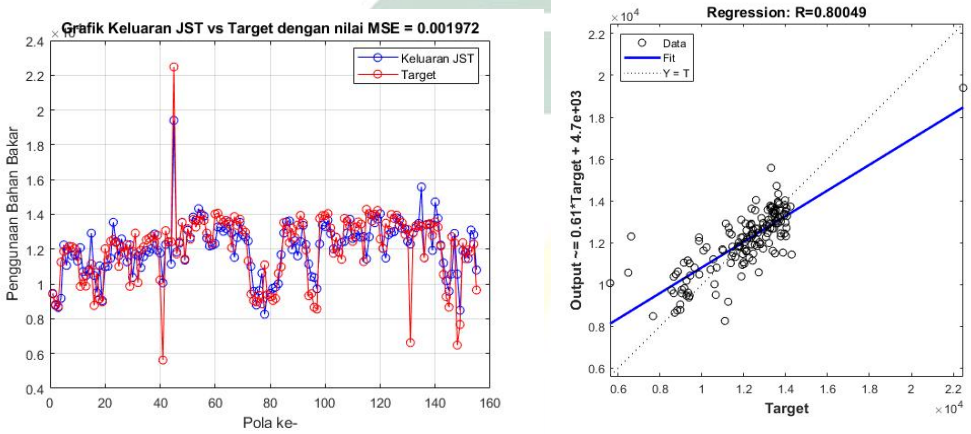
(a) (b)

Gambar 4.9 Hasil pelatihan dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01

Gambar 4.9 (a) menampilkan grafik perbandingan antara nilai keluaran JST dengan target beserta nilai MSE yang diperoleh. Hasil MSE pelatihan yang diperoleh dari 12 *node* pada *hidden layer*, dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01 yaitu sebesar 0,0019038. Pada

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Gambar 4.9 (b) target dan keluaran jaringan atau hasil prediksi dianalisis dengan regresi linier sehingga menghasilkan gradien garis terbaik sebesar 0,63 dan koefisien korelasi atau regresi yang diperoleh pada tahap pelatihan yaitu sebesar 0,80894. Jika penyebaran data semakin mendekati garis lurus, maka peramalan yang diperoleh semakin baik.



(a) (b)

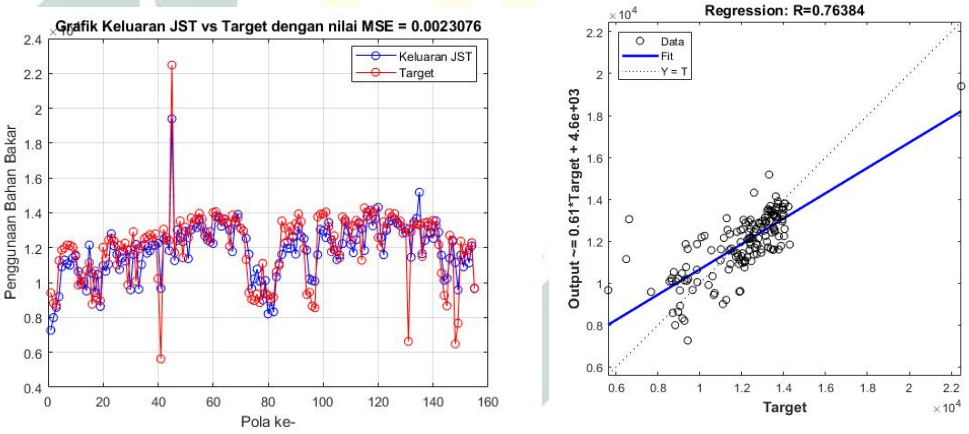
Gambar 4.10 Hasil pelatihan dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05

Gambar 4.10 (a) menampilkan grafik perbandingan antara nilai keluaran JST dengan target beserta nilai MSE yang diperoleh. Hasil MSE pelatihan yang diperoleh dari 12 *node* pada *hidden layer*, dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05 yaitu sebesar 0,001972. Pada Gambar 4.10 (b) target dan keluaran jaringan atau hasil prediksi dianalisis dengan regresi linier sehingga menghasilkan gradien garis terbaik sebesar 0,61 dan koefisien korelasi atau regresi yang diperoleh pada tahap pelatihan yaitu sebesar 0,80049. Jika penyebaran data semakin mendekati garis lurus, maka peramalan yang diperoleh semakin baik.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

(c) 15 *node* pada *hidden layer*

Gambar 4.11 (a) menampilkan grafik perbandingan antara nilai keluaran JST dengan target beserta nilai MSE yang diperoleh. Hasil MSE pelatihan yang diperoleh dari 15 *node* pada *hidden layer*, dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01 yaitu sebesar 0,0023076. Pada Gambar 4.11 (b) target dan keluaran jaringan atau hasil prediksi dianalisis dengan regresi linier sehingga menghasilkan gradien garis terbaik sebesar 0,61 dan koefisien korelasi atau regresi yang diperoleh pada tahap pelatihan yaitu sebesar 0,76384. Jika penyebaran data semakin mendekati garis lurus, maka peramalan yang diperoleh semakin baik.



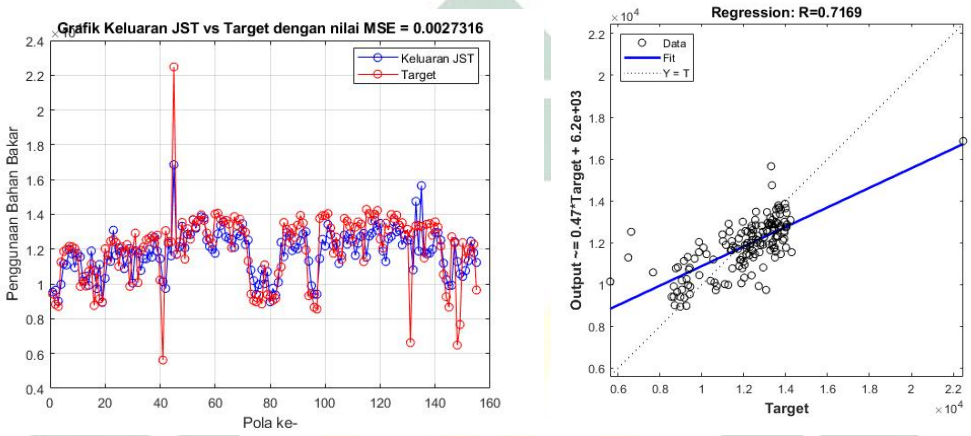
(a) (b)

Gambar 4.11 Hasil pelatihan dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01

Gambar 4.12 (a) menampilkan grafik perbandingan antara nilai keluaran JST dengan target beserta nilai MSE yang diperoleh. Hasil MSE pelatihan yang diperoleh dari 15 *node* pada *hidden layer*, dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05 yaitu sebesar 0,0027316. Pada Gambar 4.12 (b) target dan keluaran jaringan atau hasil prediksi

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

dianalisis dengan regresi linier sehingga menghasilkan gradien garis terbaik sebesar 0,47 dan koefisien korelasi atau regresi yang diperoleh pada tahap pelatihan yaitu sebesar 0,7169. Jika penyebaran data semakin mendekati garis lurus, maka peramalan yang diperoleh semakin baik.

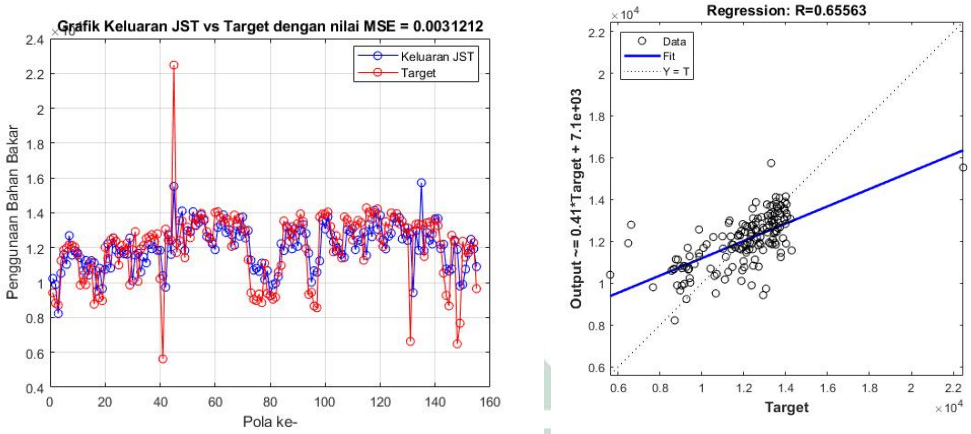


(a) (b)

Gambar 4.12 Hasil pelatihan dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05

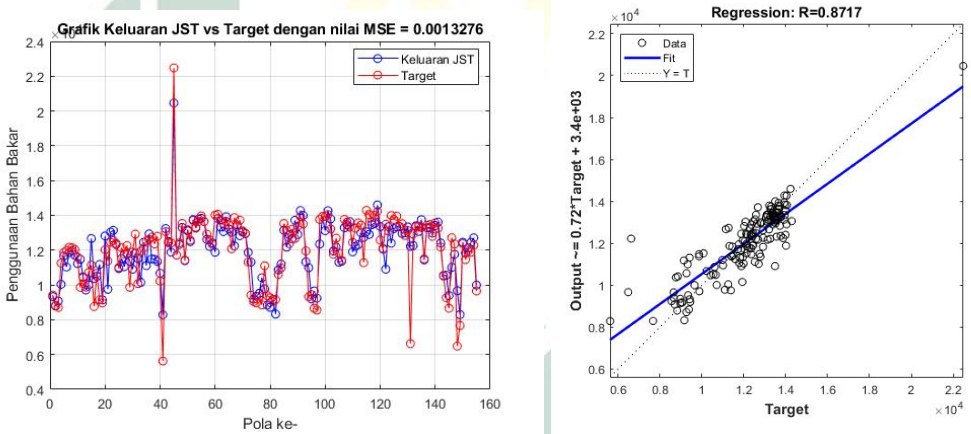
Gambar 4.13 (a) menampilkan grafik perbandingan antara nilai keluaran JST dengan target beserta nilai MSE yang diperoleh. Hasil MSE pelatihan yang diperoleh dari 15 *node* pada *hidden layer*, dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01 yaitu sebesar 0,0031212. Pada Gambar 4.13 (b) target dan keluaran jaringan atau hasil prediksi dianalisis dengan regresi linier sehingga menghasilkan gradien garis terbaik sebesar 0,41 dan koefisien korelasi atau regresi yang diperoleh pada tahap pelatihan yaitu sebesar 0,7169. Jika penyebaran data semakin mendekati garis lurus, maka peramalan yang diperoleh semakin baik.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



(a) (b)

Gambar 4.13 Hasil pelatihan dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01



(a) (b)

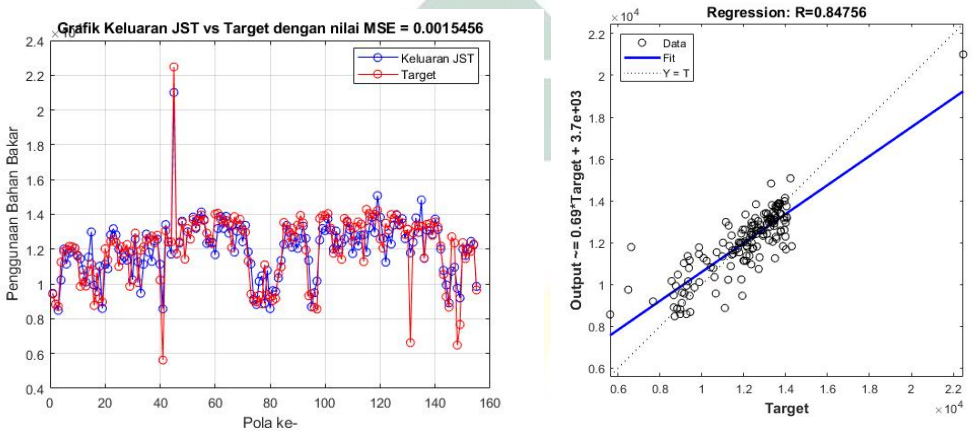
Gambar 4.14 Hasil pelatihan dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05

Gambar 4.14 (a) menampilkan grafik perbandingan antara nilai keluaran JST dengan target beserta nilai MSE yang diperoleh. Hasil MSE pelatihan yang diperoleh dari 15 *node* pada *hidden layer*, dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05 yaitu sebesar 0,0013276. Pada Gambar 4.14 (b) target dan keluaran jaringan atau hasil prediksi dianalisis dengan regresi linier sehingga menghasilkan gradien garis

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

terbaik sebesar 0,72 dan koefisien korelasi atau regresi yang diperoleh pada tahap pelatihan yaitu sebesar 0,8717. Jika penyebaran data semakin mendekati garis lurus, maka peramalan yang diperoleh semakin baik.

(d) 25 *node* pada *hidden layer*

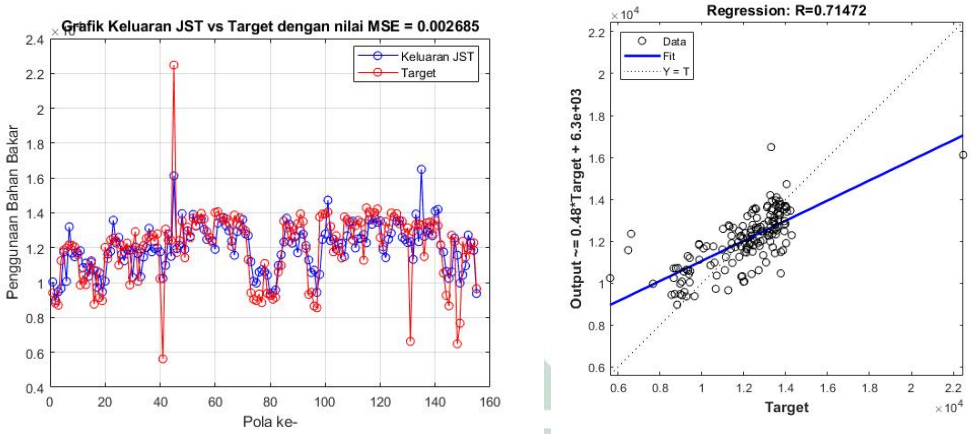


(a) (b)

Gambar 4.15 Hasil pelatihan dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01

Gambar 4.15 (a) menampilkan grafik perbandingan antara nilai keluaran JST dengan target beserta nilai MSE yang diperoleh. Hasil MSE pelatihan yang diperoleh dari 25 *node* pada *hidden layer*, dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01 yaitu sebesar 0,0015456. Pada Gambar 4.15 (b) target dan keluaran jaringan atau hasil prediksi dianalisis dengan regresi linier sehingga menghasilkan gradien garis terbaik sebesar 0,69 dan koefisien korelasi atau regresi yang diperoleh pada tahap pelatihan yaitu sebesar 0,84756. Jika penyebaran data semakin mendekati garis lurus, maka peramalan yang diperoleh semakin baik.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



(a) (b)

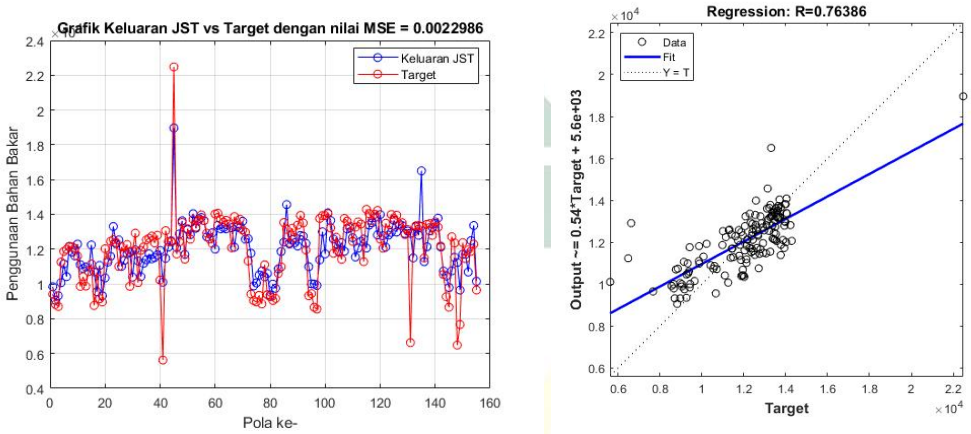
Gambar 4.16 Hasil pelatihan dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05

Gambar 4.16 (a) menampilkan grafik perbandingan antara nilai keluaran JST dengan target beserta nilai MSE yang diperoleh. Hasil MSE pelatihan yang diperoleh dari 25 *node* pada *hidden layer*, dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05 yaitu sebesar 0,0012685. Pada Gambar 4.16 (b) target dan keluaran jaringan atau hasil prediksi dianalisis dengan regresi linier sehingga menghasilkan gradien garis terbaik sebesar 0,48 dan koefisien korelasi atau regresi yang diperoleh pada tahap pelatihan yaitu sebesar 0,71472. Jika penyebaran data semakin mendekati garis lurus, maka peramalan yang diperoleh semakin baik.

Gambar 4.17 (a) menampilkan grafik perbandingan antara nilai keluaran JST dengan target beserta nilai MSE yang diperoleh. Hasil MSE pelatihan yang diperoleh dari 25 *node* pada *hidden layer*, dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01 yaitu sebesar 0,0022986. Pada Gambar 4.17 (b) target dan keluaran jaringan atau hasil prediksi dianalisis dengan regresi linier sehingga menghasilkan gradien garis

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

terbaik sebesar 0,54 dan koefisien korelasi atau regresi yang diperoleh pada tahap pelatihan yaitu sebesar 0,76386. Jika penyebaran data semakin mendekati garis lurus, maka peramalan yang diperoleh semakin baik.

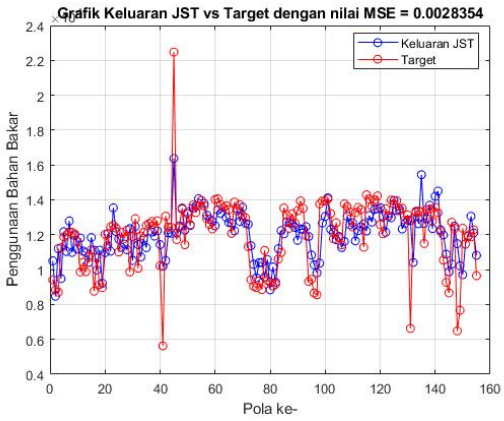


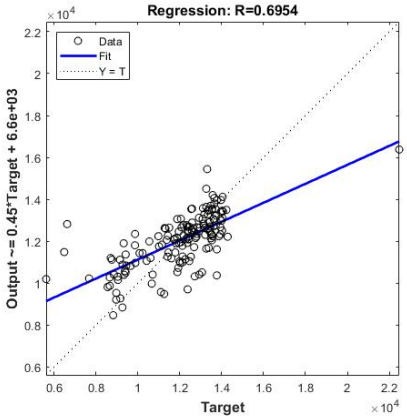
(a) (b)

Gambar 4.17 Hasil pelatihan dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01

Gambar 4.18 (a) menampilkan grafik perbandingan antara nilai keluaran JST dengan target beserta nilai MSE yang diperoleh. Hasil MSE pelatihan yang diperoleh dari 25 *node* pada *hidden layer*, dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05 yaitu sebesar 0,0028354. Pada Gambar 4.18 (b) target dan keluaran jaringan atau hasil prediksi dianalisis dengan regresi linier sehingga menghasilkan gradien garis terbaik sebesar 0,45 dan koefisien korelasi atau regresi yang diperoleh pada tahap pelatihan yaitu sebesar 0,6954. Jika penyebaran data semakin mendekati garis lurus, maka peramalan yang diperoleh semakin baik.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id





(a) (b)

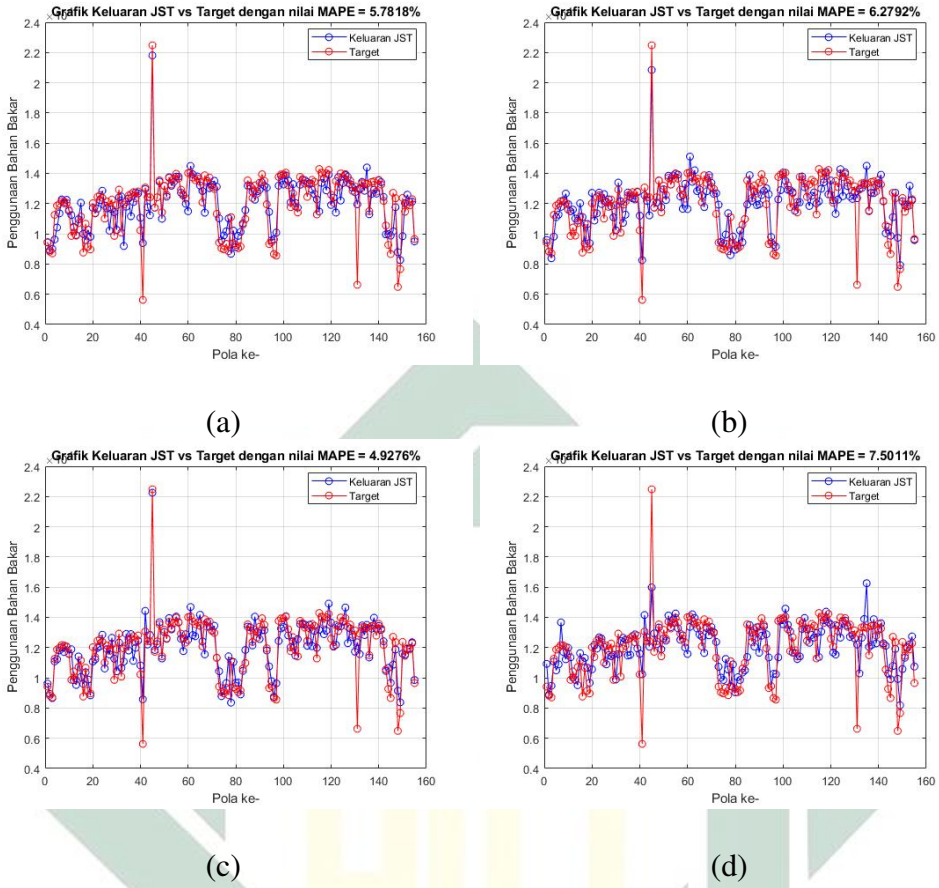
Gambar 4.18 Hasil pelatihan dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05

Hasil MAPE pada tahap *training* dengan 9, 12, 15, dan 25 *node* pada *hidden layer* berturut-turut ditunjukkan pada Gambar 4.19, 4.20, 4.21, dan 4.22 sebagai berikut:

(a) 9 *node* pada *hidden layer*

Gambar 4.19 (a) menampilkan Hasil MAPE pelatihan yang diperoleh dari 9 *node* pada *hidden layer*, dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01 yaitu sebesar 5,7818%. Gambar 4.19 (b) menampilkan Hasil MAPE pelatihan yang diperoleh dari 9 unit tersembunyi, dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05 yaitu sebesar 6,2792%. Gambar 4.19 (c) menampilkan Hasil MAPE pelatihan yang diperoleh dari 9 unit tersembunyi, dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01 yaitu sebesar 4,9276%. Gambar 4.19 (d) menampilkan Hasil MAPE pelatihan yang diperoleh dari 9 unit tersembunyi, dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05 yaitu sebesar 7,5011%

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



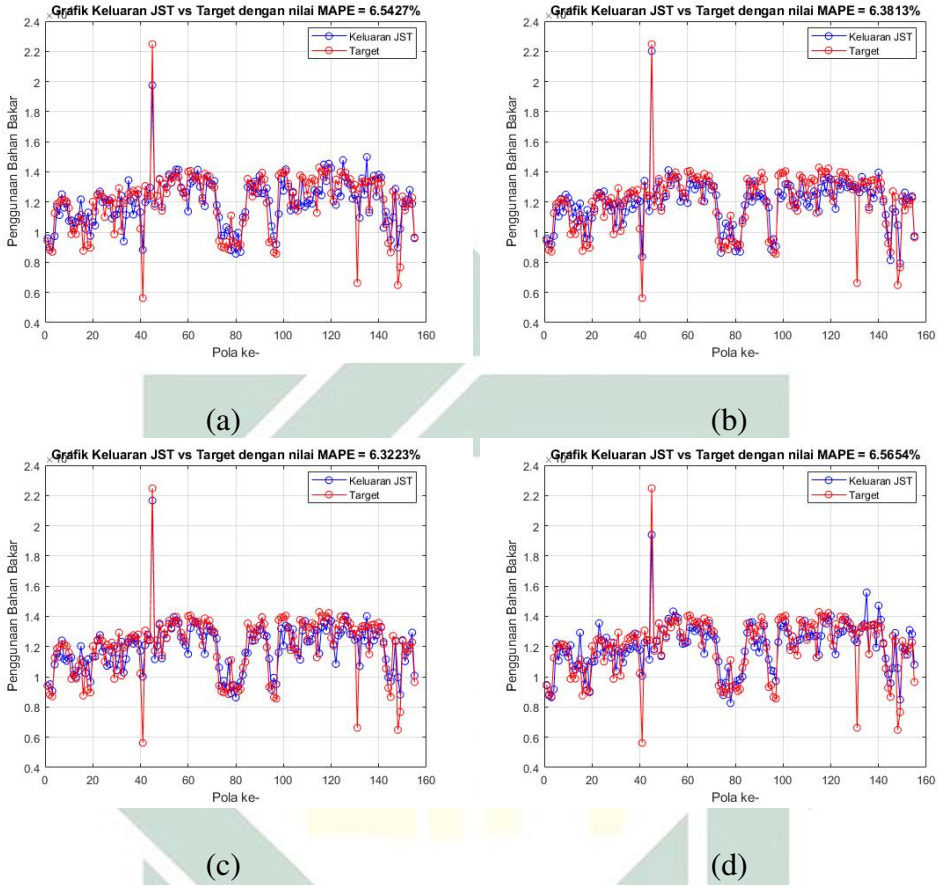
Gambar 4.19 MAPE Hasil Pelatihan 9 *node hidden layer*

(b) 12 *node* pada *hidden layer*

Gambar 4.20 (a) menampilkan Hasil MAPE pelatihan yang diperoleh dari 12 *node* pada *hidden layer*, dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01 yaitu sebesar 6,5427%. Gambar 4.20 (b) menampilkan Hasil MAPE pelatihan yang diperoleh dari 12 unit tersembunyi, dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05 yaitu sebesar 6,3813%. Gambar 4.20 (c) menampilkan Hasil MAPE pelatihan yang diperoleh dari 12 unit tersembunyi, dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01 yaitu sebesar 6,3223%. Gambar 4.20 (d) menampilkan Hasil MAPE pelatihan yang diperoleh dari 12 unit tersembunyi, dengan momentum

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

0,8 dan learning rate 0,05 yaitu sebesar 6,5654%



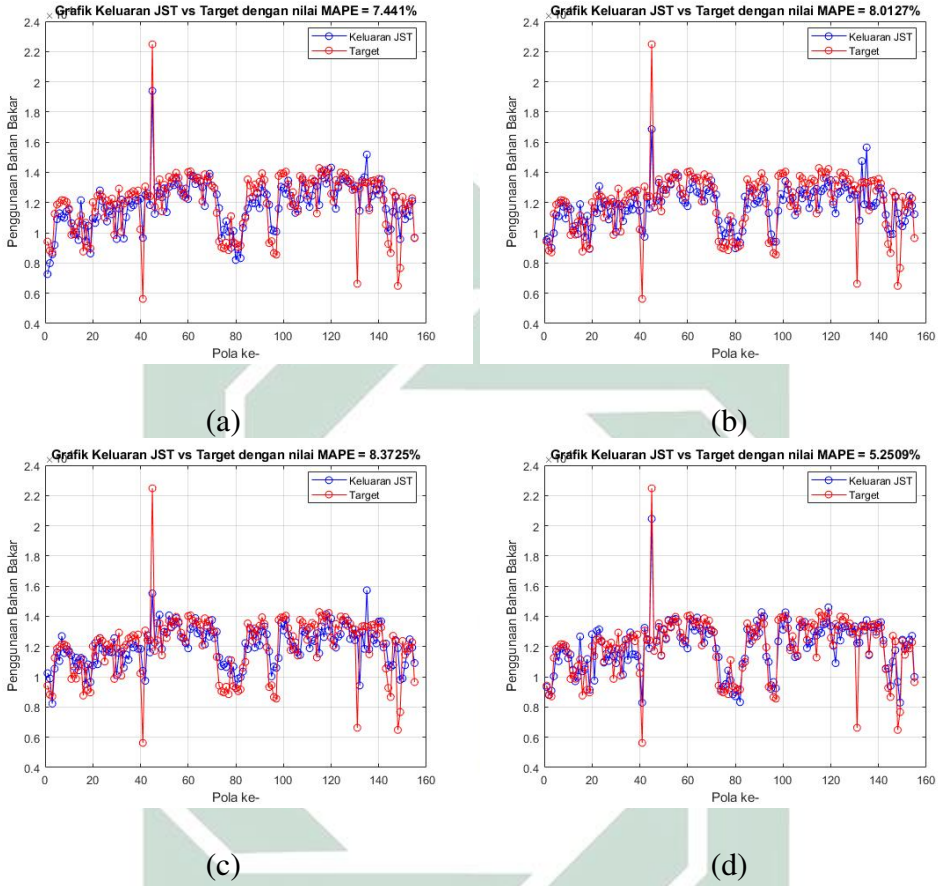
Gambar 4.20 MAPE Hasil Pelatihan 12 *node hidden layer*

(c) 15 *node* pada *hidden layer*

Gambar 4.21 (a) menampilkan Hasil MAPE pelatihan yang diperoleh dari 15 *node* pada *hidden layer*, dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01 yaitu sebesar 7,441%. Gambar 4.21 (b) menampilkan Hasil MAPE pelatihan yang diperoleh dari 15 unit tersembunyi, dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05 yaitu sebesar 8,0127%. Gambar 4.21 (c) menampilkan Hasil MAPE pelatihan yang diperoleh dari 15 unit tersembunyi, dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01 yaitu sebesar 8,3725%. Gambar 4.21 (d) menampilkan Hasil MAPE

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

pelatihan yang diperoleh dari 15 unit tersembunyi, dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05 yaitu sebesar 5,2509%



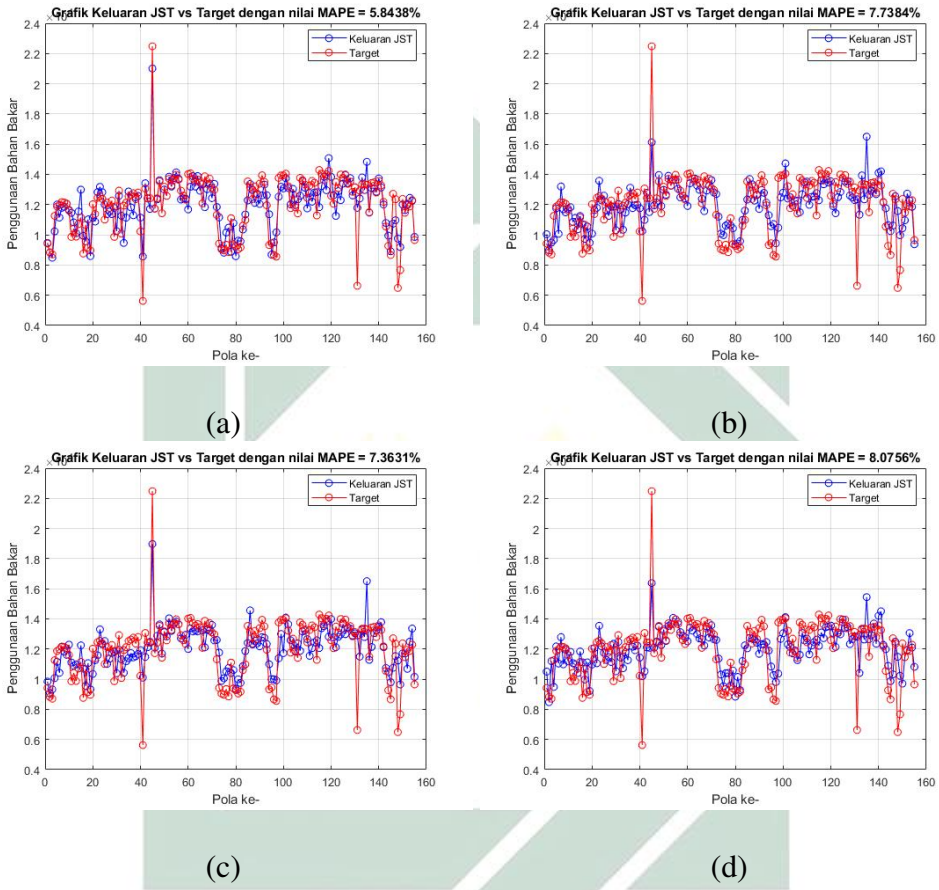
Gambar 4.21 MAPE Hasil Pelatihan 15 *node hidden layer*

(d) 25 *node* pada *hidden layer*

Gambar 4.22 (a) menampilkan Hasil MAPE pelatihan yang diperoleh dari 25 *node* pada *hidden layer*, dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01 yaitu sebesar 5,8438%. Gambar 4.22 (b) menampilkan Hasil MAPE pelatihan yang diperoleh dari 25 unit tersembunyi, dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05 yaitu sebesar 87,7384%. Gambar 4.22 (c) menampilkan Hasil MAPE pelatihan yang diperoleh dari 25 unit tersembunyi, dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01 yaitu

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

sebesar 7,3631%. Gambar 4.22 (d) menampilkan Hasil MAPE pelatihan yang diperoleh dari 25 unit tersembunyi, dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05 yaitu sebesar 8,0756%



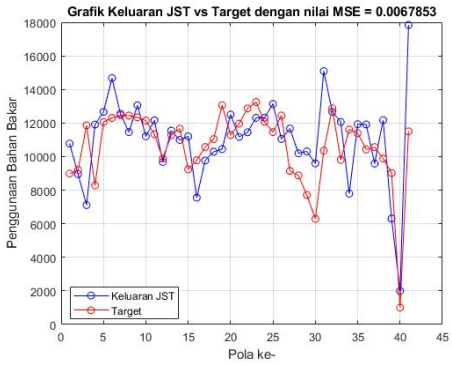
Gambar 4.22 MAPE Hasil Pelatihan 25 *node hidden layer*

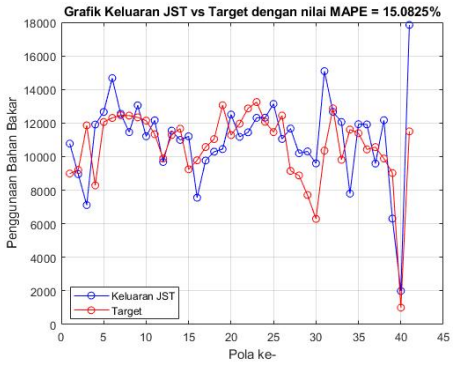
4.4. Tahap Pengujian

Hasil yang diperoleh pada tahap pengujian ditampilkan pada Gambar 4.23 sampai 4.38 berturut-turut menunjukkan grafik perbandingan nilai keluaran JST dengan nilai target yang sesungguhnya. Pada bagian (a) dan (b) masing-masing menunjukkan nilai MSE dan MAPE pada tahap uji sebagai berikut:

(a) 9 *node* pada *hidden layer*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

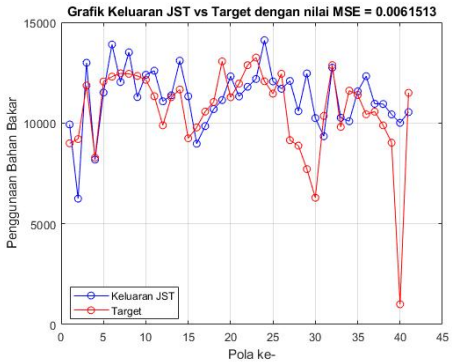


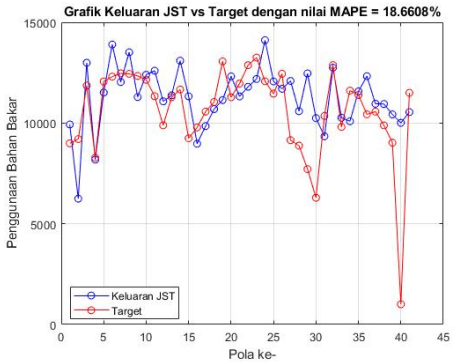


(a) (b)

Gambar 4.23 Hasil pengujian dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01

Gambar 4.23 menampilkan Hasil pengujian yang diperoleh dari 9 *node hidden layer*, dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01. Gambar 4.23 (a) menampilkan hasil MSE sebesar 0,0067853 dan Gambar 4.23 (b) menampilkan hasil MAPE sebesar 15,0825/



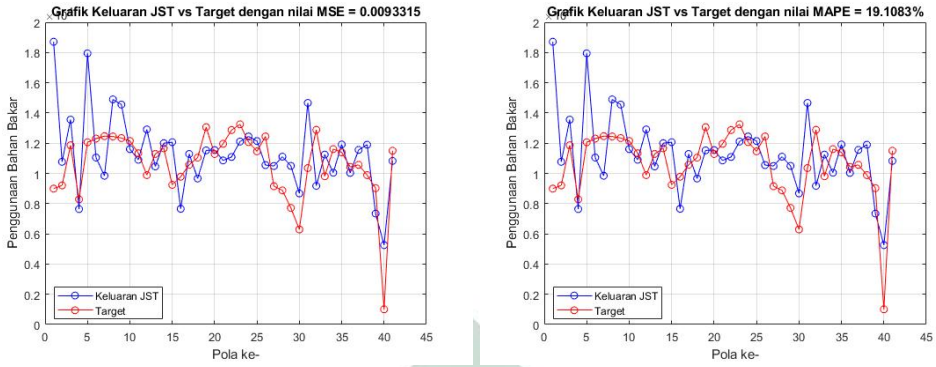


(a) (b)

Gambar 4.24 Hasil pengujian dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05

Gambar 4.24 menampilkan Hasil pengujian yang diperoleh dari 9 *node hidden layer*, dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05. Gambar 4.24 (a) menampilkan hasil MSE sebesar 0,0061513 dan Gambar 4.24 (b) menampilkan hasil MAPE sebesar 18,6608%

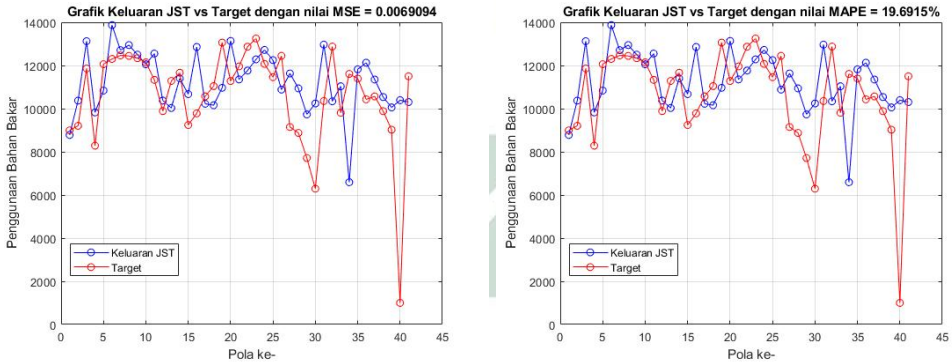
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



(a) (b)

Gambar 4.25 Hasil pengujian dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01

Gambar 4.25 menampilkan Hasil pengujian yang diperoleh dari 9 *node hidden layer*, dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01. Gambar 4.25 (a) menampilkan hasil MSE sebesar 0,0093315 dan Gambar 4.25 (b) menampilkan hasil MAPE sebesar 19,1083%



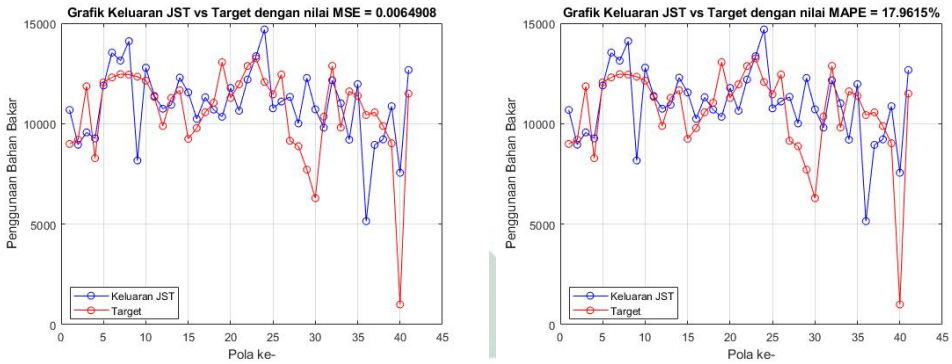
(a) (b)

Gambar 4.26 Hasil pengujian dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05

Gambar 4.26 menampilkan Hasil pengujian yang diperoleh dari 9 *node hidden layer*, dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05. Gambar 4.26 (a) menampilkan hasil MSE sebesar 0,0069094 dan Gambar 4.26 (b) menampilkan hasil MAPE sebesar 19,6915%

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

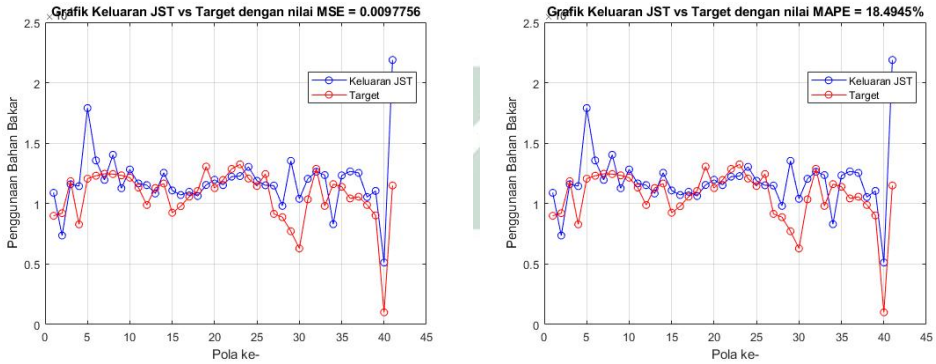
(b) 12 *node* pada *hidden layer*



(a) (b)

Gambar 4.27 Hasil pengujian dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01

Gambar 4.27 menampilkan Hasil pengujian yang diperoleh dari 12 *node hidden layer*, dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01. Gambar 4.27 (a) menampilkan hasil MSE sebesar 0,0064908 dan Gambar 4.27 (b) menampilkan hasil MAPE sebesar 17,9615%



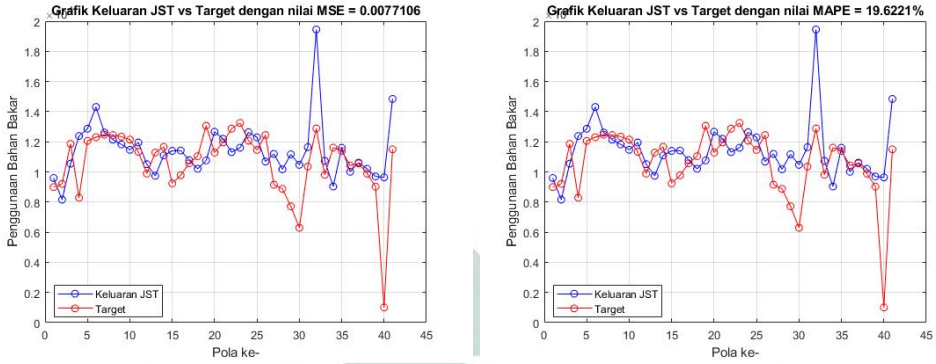
(a) (b)

Gambar 4.28 Hasil pengujian dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05

Gambar 4.28 menampilkan Hasil pengujian yang diperoleh dari 12 *node hidden layer*, dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05. Gambar 4.28 (a) menampilkan hasil MSE sebesar 0,0097756 dan Gambar 4.28

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

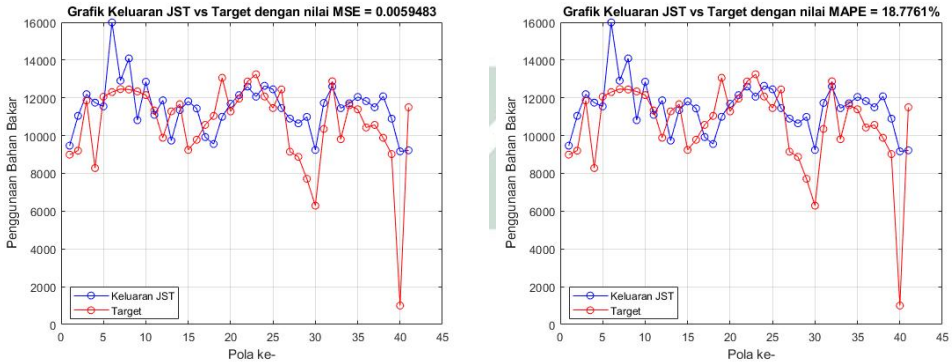
(b) menampilkan hasil MAPE sebesar 18,4945%



(a) (b)

Gambar 4.29 Hasil pengujian dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01

Gambar 4.29 menampilkan Hasil pengujian yang diperoleh dari 12 *node hidden layer*, dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01. Gambar 4.29 (a) menampilkan hasil MSE sebesar 0,0077106 dan Gambar 4.29 (b) menampilkan hasil MAPE sebesar 19,6221%



(a) (b)

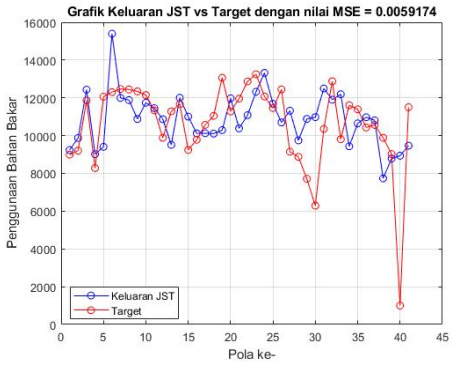
Gambar 4.30 Hasil pengujian dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05

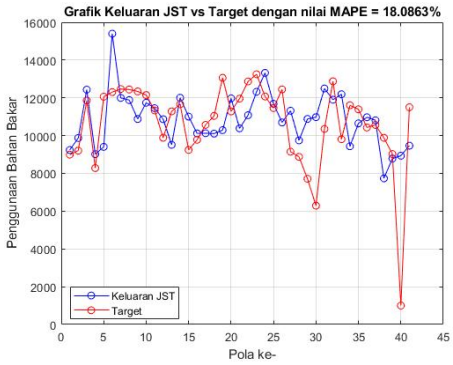
Gambar 4.30 menampilkan Hasil pengujian yang diperoleh dari 12 *node hidden layer*, dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05. Gambar 4.30 (a) menampilkan hasil MSE sebesar 0,0059483 dan Gambar 4.30

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

(b) menampilkan hasil MAPE sebesar 18,7761%

(c) 15 *node* pada *hidden layer*

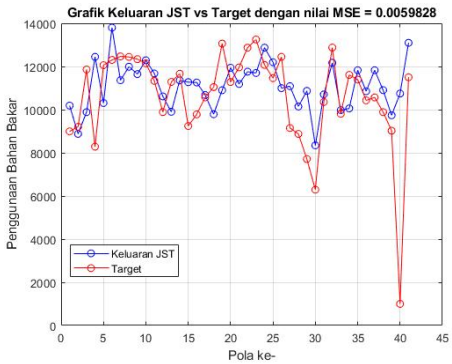


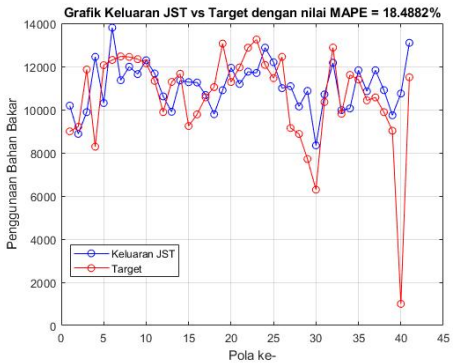


(a) (b)

Gambar 4.31 Hasil pengujian dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01

Gambar 4.31 menampilkan Hasil pengujian yang diperoleh dari 15 *node hidden layer*, dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01. Gambar 4.31 (a) menampilkan hasil MSE sebesar 0,0059174 dan Gambar 4.31 (b) menampilkan hasil MAPE sebesar 18,0863%





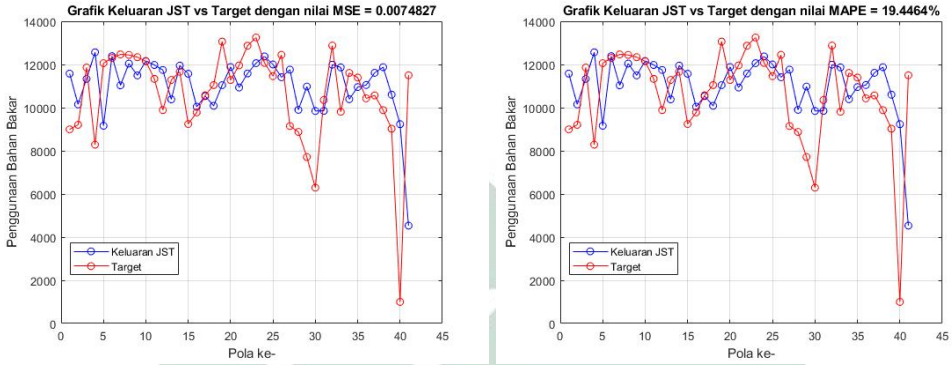
(a) (b)

Gambar 4.32 Hasil pengujian dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05

Gambar 4.32 menampilkan Hasil pengujian yang diperoleh dari 15 *node hidden layer*, dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05. Gambar

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

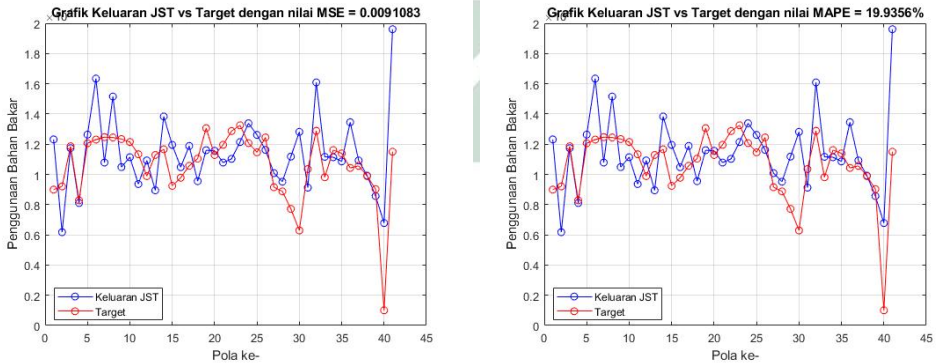
4.32 (a) menampilkan hasil MSE sebesar 0,0059828 dan Gambar 4.32 (b) menampilkan hasil MAPE sebesar 18,4882%



(a) (b)

Gambar 4.33 Hasil pengujian dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01

Gambar 4.33 menampilkan Hasil pengujian yang diperoleh dari 15 *node hidden layer*, dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01. Gambar 4.33 (a) menampilkan hasil MSE sebesar 0,0074827 dan Gambar 4.33 (b) menampilkan hasil MAPE sebesar 19,4464%



(a) (b)

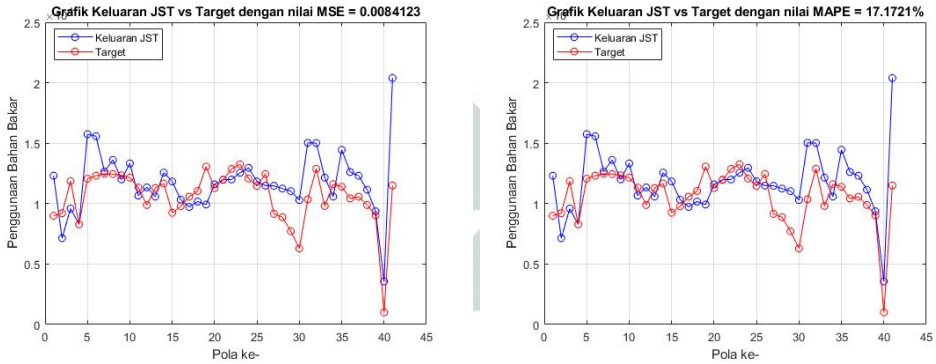
Gambar 4.34 Hasil pengujian dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05

Gambar 4.34 menampilkan Hasil pengujian yang diperoleh dari 15 *node hidden layer*, dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05. Gambar

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

4.34 (a) menampilkan hasil MSE sebesar 0,0091083 dan Gambar 4.34 (b) menampilkan hasil MAPE sebesar 19,9356%

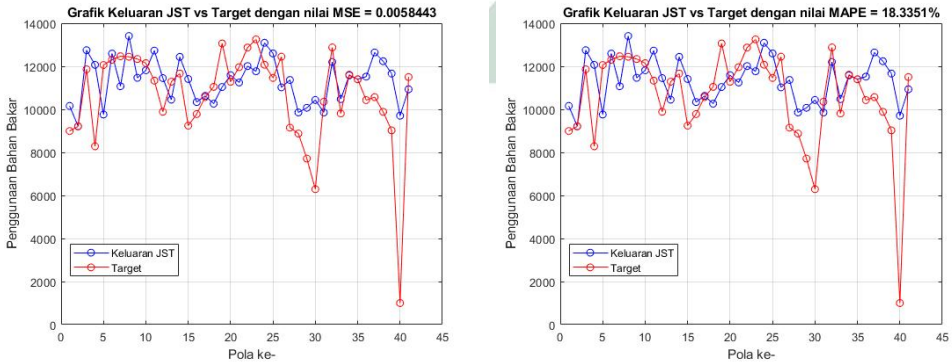
(d) 25 *node* pada *hidden layer*



(a) (b)

Gambar 4.35 Hasil pengujian dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01

Gambar 4.35 menampilkan Hasil pengujian yang diperoleh dari 25 *node hidden layer*, dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01. Gambar 4.35 (a) menampilkan hasil MSE sebesar 0,0084123 dan Gambar 4.35 (b) menampilkan hasil MAPE sebesar 17,1721%



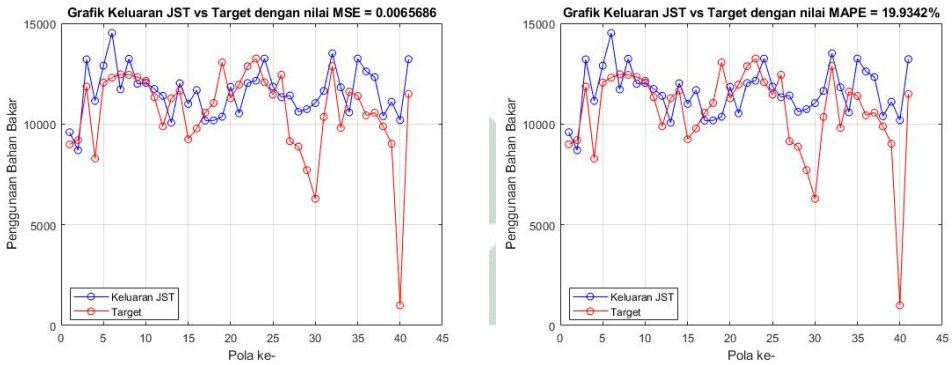
(a) (b)

Gambar 4.36 Hasil pengujian dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05

Gambar 4.36 menampilkan Hasil pengujian yang diperoleh dari 25 *node*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

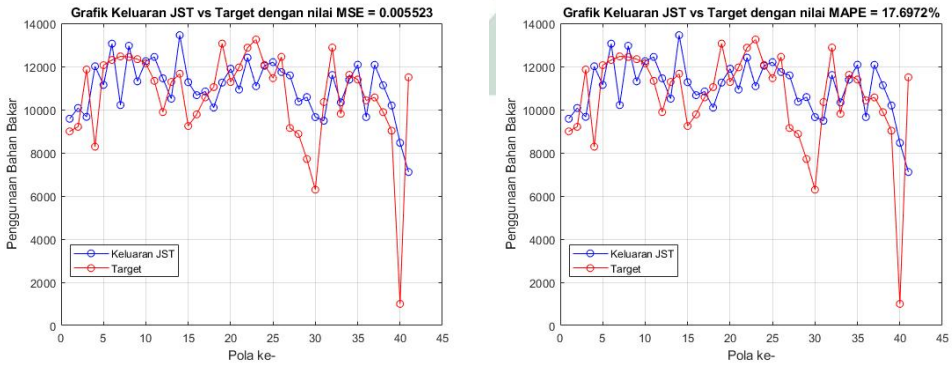
hidden layer, dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,05. Gambar 4.36 (a) menampilkan hasil MSE sebesar 0,0058443 dan Gambar 4.36 (b) menampilkan hasil MAPE sebesar 18,3351%



(a) (b)

Gambar 4.37 Hasil pengujian dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01

Gambar 4.37 menampilkan Hasil pengujian yang diperoleh dari 25 *node hidden layer*, dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,01. Gambar 4.37 (a) menampilkan hasil MSE sebesar 0,0065686 dan Gambar 4.37 (b) menampilkan hasil MAPE sebesar 19,9342%



(a) (b)

Gambar 4.38 Hasil pengujian dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05

Gambar 4.38 menampilkan Hasil pengujian yang diperoleh dari 25 *node*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

hidden layer, dengan momentum 0,8 dan learning rate 0,05. Gambar 4.38 (a) menampilkan hasil MSE sebesar 0,005523 dan Gambar 4.38 (b) menampilkan hasil MAPE sebesar 17,6972%

Hasil yang diperoleh dari pemrograman menggunakan backpropagation mendapatkan MSE dan MAPE pada tahap latih dan tahap uji dengan percobaan banyaknya *node* pada *hidden layer*, momentum dan nilai *learning rate* ditunjukan pada Tabel 4.7 sebagai berikut:

Tabel 4.9 Hasil Percobaan

No	*Hidden layer*	Momentum	*learning rate*	MSE uji	MAPE uji
1	1 *Hidden layer* dengan 9 *node*	0,9	0,01	0,0067853	15,0825%
2		0,9	0,05	0,0061513	18,6608%
3		0,8	0,01	0,0093315	19,1083%
4		0,8	0,05	0,0069094	19,6915%
5	1 *Hidden layer* dengan 12 *node*	0,9	0,01	0,0064908	17,9615%
6		0,9	0,05	0,0097756	18,4945%
7		0,8	0,01	0,0071060	19,6221%
8		0,8	0,05	0,0059483	18,7761%
9	1 *Hidden layer* dengan 15 *node*	0,9	0,01	0,0059174	18,0863%
10		0,9	0,05	0,0059828	18,4882%
11		0,8	0,01	0,0074827	19,4464%
12		0,8	0,05	0,0091083	19,9356%
13	1 *Hidden layer* dengan 25 *node*	0,9	0,01	0,0084123	17,1721%
14		0,9	0,05	0,0058443	18,3351%
15		0,8	0,01	0,0065686	19,9342%
16		0,8	0,05	0,0055230	17,6972%

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Dari tabel diatas dapat dilihat bahwa arsitektur jaringan *Backpropagation* yang paling optimal dalam peramalan penggunaan bahan bakar gas yaitu dengan menggunakan 1 *hidden layer* dengan 9 *node* dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01 dengan hasil MAPE uji paling rendah yaitu $15,0825\%$

4.5. Tahap Peramalan

Pada tahap ini, hasil peramalan yang diperoleh yaitu $24814KNm^3/h$. Hal tersebut menunjukkan peramalan penggunaan bahan bakar gas pada minggu ke-1 bulan Oktober 2019 sebesar $24814KNm^3/h$ dengan tingkat kesalahan $15,0825\%$.

4.6. Perhitungan Biaya Bahan Bakar

Pada tahap ini, untuk menghitung biaya bahan bakar gas yaitu dengan mengubah satuan bahan bakar *Kilo Normal Cubic Metric Per Hour*(KNm^3/h) diubah kedalam satuan $MMBTU/h$. $1KNm^3 = 0,0373248MMSCF$. MMBTU didapat dari MMSCF dikalikan dengan *Gross Heating Value*(GHV). Fix GHV $= 1050$ BTU/SCF. Biaya penggunaan bahan bakar diperoleh dari aliran bahan bakar gas dalam satuan *Million British Thermal Unit Per Hour* (MMBTU/h) dikalikan dengan harga bahan bakar gas (7 US$/MMBTU) kemudian dikalikan dengan harga kurs dolar yang berlaku saat ini (US$ 1 = Rp 13616,88). Dari Hasil perhitungan biaya bahan bakar diperoleh biaya bahan bakar pada minggu ke-1 bulan Oktober 2019 yaitu sebesar Rp 92.695.620.617.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB V

PENUTUP

5.1. Simpulan

Simpulan yang dapat diambil penulis setelah menyelesaikan pembuatan skripsi ini adalah :

1. Hasil peramalan penggunaan bahan bakar gas pada PLTGU PT.PJB UP Gresik menggunakan metode *backpropagation* dengan data *time series* penggunaan bahan bakar gas yang diperoleh pada minggu ke-1 bulan Oktober 2019 yaitu sebesar 24.814 KNm^3/h sehingga biaya yang dibutuhkan untuk keperluan bahan bakar gas yaitu sebesar Rp 92.695.620.617.

2. Tingkat kesalahan pada peramalan penggunaan bahan bakar menggunakan metode *backpropagation* dengan data *time series* penggunaan bahan bakar gas menghasilkan nilai MAPE sebesar 15,0825%. Hal tersebut menunjukkan bahwa model yang dibangun oleh jaringan *backpropagation* termasuk ke dalam kategori baik dalam kemampuan memprediksi karena nilai *error* berada diantara 10-20% dan akurasinya sebesar 84,9175%.

3. Arsitektur jaringan *Backpropagation* yang paling optimal dalam peramalan penggunaan bahan bakar gas yaitu dengan menggunakan 1 *hidden layer* dengan 9 *node* dengan momentum 0,9 dan learning rate 0,01.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

5.2. Saran

pada penelitian ini, penulis memberikan beberapa saran untuk penelitian selanjutnya, diantaranya:

1. Menggunakan data yang lebih banyak dan terbaru sehingga pengenalan pola jaringan bisa lebih optimal.
2. Menggunakan arsitektur jaringan yang berbeda dengan menambah jumlah hidden layer.
3. Menambah percobaan dengan mengubah fungsi aktivasi di setiap penghubung.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR PUSTAKA

Abdullah, M.2007. *Tafsir Ibnu Katsir Jilid 6*. Bogor: Pustaka Imam Asy-Syafi'i

Amri, I., Masniar, Budiman, J.E.L. 2017. *Analisa Sistem Pengendalian Bahan Bakar Minyak High Speed Diesel di PLTD Klademak Sorong, Papua Barat*. *Simposium Nasional Teknologi Terapan*. 5(1):156-163

Andrijasa, M.F. dan Mistianingsih. 2010. *Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Untuk memprediksi Jumlah Pengangguran Di Provinsi Kalimantan Timur Dengan Menggunakan Algoritma Pembelajaran Backpropagation*. *Jurnal Informatika Mulawarman*, Vol. 5 No.1.

Anggraeni, R. 2010. *Analisis Karakteristik Input-output dan Optimasi Biaya Pembangkitan Menggunakan Metode Quadratic Least Square Regresion dan Metode Dynamic Genetic Algorithm*. *Skripsi*. Fakultas Teknik, Universitas Jember, Jember.

Aris, P.W., Suhartono, Eko, A.S., Zulvia, F. 2017. *Akurasi Model Prediksi Metode Backpropagation Menggunakan Kombinasi Hidden Neuron Dengan Alpha*. *Jurnal Matematika*. 20(2):79-84

Baskoro, D.R. 2017. *Peramalan Jangka Pendek Beban Tenaga Listrik Pada PT. PJB UP GRESIK Menggunakan Metode Constructive Backpropagation Neural Network serta Prediksi Kebutuhan Bahan Bakar Gas Pembangkitan*. *Skripsi*. Fakultas Teknik, Universitas Jember, Jember.

Dwi, A., Unit, T.K. 2019. *Peramalan Daya Listrik Jangka Sangat Pendek*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Pembangkit Termal Berdasarkan Data Meteorologi Menggunakan Metode k-Nearest Neighbor Artificial Neural Network. *Jurnal Teknik Elektro*. 8(1):101 - 109

Firdaus, M. 2010. *Penentuan Beban Optimal Pada Turbin Gas PLTGU Dengan Menggunakan Nonlinear Programming*. *Skripsi*. Fakultas Teknik. Universitas Indonesia, Depok.

Habibi, M. Y., Edwin, R. 2017. *Peramalan Harga Garam Konsumsi Menggunakan Artificial Neural Network Feedforward-Backpropagation (Studi Kasus : PT. Garam Mas, Rembang, Jawa Tengah)*. *Jurnal Teknik ITS*. 6(2): 2337-3520.

Hadi, H.H. 2019. *Pemeliharaan Intake Air Filter Pada PLTGU PT. PJB UP Gresik*, STTPLN, Jakarta.

Hasan, N. F., Kusrini, Hanif, A.F. 2019. *Peramalan Jumlah Penjualan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Pada Perusahaan Air Minum Dalam Kemasan*. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*. 5(2):2443-2210

Ilmiyah, M. 2018. *Aplikasi Metode Seasonal Autoreggresive Integrated Moving Average Dan Winter's Exponential Smoothing Untuk Meramalkan Omzet Koperasi Al-Kautsar Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya*. *Skripsi*. Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya, Surabaya.

Ilyas, A.M., Ontoseno, P., Adi, S. 2010. *Optimasi Economic Dispatch Pembangkit Termal Sistem 500 kV Jawa Bali Menggunakan Modified Improved Particle Swarm Optimization*. *Jurnal Telkomnika*. 10(3):459-470.

Khasanah, U.,Nurissaidah, U. 2019. *Prediksi Biaya Konsumsi Bahan Bakar*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Gas Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network. *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*. 4(2):22460-4542.

Kurniawan, M.A. 2017.Penerapan Metode Feed Forward Neural Network (FFNN) Backpropagation untuk meramalkan harga saham. *Skripsi*. Fakultas Matematika dan Pengetahuan Alam. Universitas Negeri Semarang, Semarang.

Kusumadewi, F. 2014. *Peramalan Harga Emas Menggunakan Feedforward Neural Network Dengan Algoritma Backpropagation.Skripsi. Fakultas Matematika dan Pengetahuan Alam*. Universitas Negeri Yogyakarta, Yogyakarta.

Monita, Y.,Dian, C. R. N., Nanang, W.,Ahmad, Z. A. 2019. *Penggunaan Metode Backpropagation Untuk Peramalan Jumlah Ledakan Matahari(Flare)*. *Jurnal Flare*. 01(02): 67-71

Sakinah, N. P., Cholissodin, I., Widodo, A. W. 2018. *Prediksi Jumlah Permintaan Koran Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation*. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*. 2(7):2612-2618.

Putri, M.T. 2018. *Analisa Performansi Perawatan Pada Gas Turbin PLTGU Blok 1*. *laporan KKN-P*. Universitas Brawijaya, Malang

Rachman A.S., Imam C., M. A. Fauzi. 2018. *Peramalan Produksi Gula Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Pada PG Candi Baru Sidoarjo*. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*. 2(4): 1683-1689.

Ramadani, D., dan M.Ramadlan,k. 2016. *Prediksi Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan Algoritma Feed Fordward Backpropagation Dengan Mempertimbangkan Variasi Tipe Hari*. *Jurnal Electrans*. 14(1):34-40.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Ramadhan, H.A. 2018. *Peramalan kebutuhan Beban Listrik Jangka Menengah Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan(JST) Backpropagation*. *Publikasi ilmiah*. Universitas Muhammadiyah Surakarta, Surakarta.

Rufiyanti, D.E. 2015. *Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Dengan Input Model ARIMA Untuk Peramalan Harga Saham*. *Skripsi*. Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam. Universitas Negeri Semarang, Semarang.

Samsiah, D.N. 2008. *Analisis Data Runtun Waktu Menggunakan Model ARIMA (p, d, q)*. *Skripsi*. Fakultas Sains dan Teknologi. UIN Sunan Kalijaga, Yogyakarta.

Satria, B. 2018. *Prediksi Penggunaan Air PDAM Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation*. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*. 2(3):674-684

Siang,J.J. 2005. *Buku Jaringan Syaraf Tiruan dan pemrogramannya Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Andi

Tambun, B. 2018. *Economic Dispatch PLTU Pangkalan Susu*. *Skripsi*. Fakultas Teknik Elektro. Universitas Sumatera Utara, Medan.

Tarigan, A. M., Harry, F., Nurdin, H. 2016. *Monitoring Longterm Pengaruh Washing Kompresor Terhadap Efisiensi Kompresor Turbin Gas Block 1 PT. PJB UP Gresik*. *laporan KKN-P*. Universitas Brawijaya, Malang

Tindriyani, N.A. 2017. *Implementasi Neural Network pada Matlab untuk Peramalan Konsumsi Beban Listrik Kabupaten Ponorogo Jawa Timur*. *Skripsi*. Fakultas Teknik. Universitas Negeri Semarang, Semarang.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id