



TUGAS AKHIR - IS184853

**PERAMALAN JUMLAH KASUS DEMAM BERDARAH
PADA KABUPATEN MALANG MENGGUNAKAN
METODE RECURRENT NEURAL NETWORK DAN
BACKPROPAGATION**

***FORECASTING THE NUMBER OF DENGUE FEVER
CASES IN MALANG REGENCY USING RECURRENT
NEURAL NETWORK AND BACKPROPAGATION
METHOD***

FIRDHA RIZKI AULIA
NRP 05211540000010

Dosen Pembimbing
Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom

DEPARTEMEN SISTEM INFORMASI
Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2019

TUGAS AKHIR - IS184853

**PERAMALAN JUMLAH KASUS DEMAM BERDARAH
PADA KABUPATEN MALANG MENGGUNAKAN
METODE RECURRENT NEURAL NETWORK DAN
BACKPROPAGATION**

**FIRDHA RIZKI AULIA
NRP 0521154000010**

**Dosen Pembimbing
Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom**

**DEPARTEMEN SISTEM INFORMASI
Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2019**

FINAL PROJECT - IS184853

***FORECASTING THE NUMBER OF DENGUE FEVER
CASES IN MALANG REGENCY USING RECURRENT
NEURAL NETWORK AND BACKPROPAGATION
METHOD***

**FIRDHA RIZKI AULIA
NRP 0521154000010**

**Supervisor
Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom**

**INFORMATION SYSTEMS DEPARTMENT
Faculty of Information Technology and Communication
Sepuluh Nopember Institut of Technology
Surabaya 2019**

**PERAMALAN JUMLAH KASUS DEMAM BERDARAH
PADA KABUPATEN MALANG MENGGUNAKAN
METODE RECURRENT NEURAL NETWORK DAN
BACKPROPAGATION**

TUGAS AKHIR

Disusun Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer
pada

Departemen Sistem Informasi
Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

FIRDHA RIZKI AULIA
NRP. 0521154000010

Surabaya, 5 Juli 2019



**KEPALA DEPARTEMEN
SISTEM INFORMASI**

Mahendrawati ER, ST, M.Sc, Ph.D
NIP. 197610112006042001

LEMBAR PERSETUJUAN

PERAMALAN JUMLAH KASUS DEMAM BERDARAH PADA KABUPATEN MALANG MENGGUNAKAN METODE RECURRENT NEURAL NETWORK DAN BACKPROPAGATION

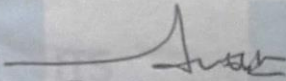
Disusun Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer
pada
Departemen Sistem Informasi
Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

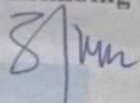
FIRDHA RIZKI AULIA
NRP. 0521154000010

Disetujui Tim Penguji Tanggal Ujian : 5 Juli 2019
Periode Wisuda : September 2019

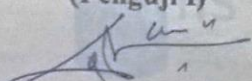
Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom.


(Pembimbing I)

Edwin Riksakomara, S.Kom, M.T.


(Penguji I)

Faizal Mahananto, S.Kom, M.Eng, Ph.D


(Penguji II)

PERAMALAN JUMLAH KASUS DEMAM BERDARAH PADA KABUPATEN MALANG MENGGUNAKAN METODE RECURRENT NEURAL NETWORK DAN BACKPROPAGATION

Nama Mahasiswa : FIRDHA RIZKI AULIA
NRP : 0521154000010
Departemen : SISTEM INFORMASI FTIK-ITS
Dosen Pembimbing 1 : Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom

ABSTRAK

Demam berdarah merupakan sebuah penyakit yang disebabkan oleh virus dengue dan ditularkan oleh nyamuk Aedes yang merupakan salah satu penyebab utama terjadinya demam berdarah di seluruh dunia. Virus dengue sendiri dapat menyebabkan berbagai macam penyakit termasuk demam berdarah (DB), demam berdarah dengue (DBD), dan sindrom demam berdarah (DSS). Penyakit ini mulai muncul di Indonesia pada tahun 1968 dan terus menyebar ke seluruh propinsi di Indonesia dengan pola epidemiologi infeksi yang mengalami perubahan dari tahun ke tahun dengan jumlah kasus memuncak setiap 10 tahunan. Pada tahun 2016, Kabupaten Malang tercatat pada urutan ketiga sebagai wilayah dengan kasus demam berdarah terbanyak di Jawa Timur.

Oleh karena itu dibutuhkan adanya peramalan mengenai jumlah kasus demam berdarah sebagai upaya persiapan bagi instansi setempat dalam upaya pengobatan terhadap kasus demam berdarah. Metode yang digunakan ialah Artificial Neural Network dengan menggunakan arsitektur Recurrent Neural Network tepatnya Elman Neural Network dan Feedforward Backpropagation. Metode ini digunakan karena ANN terkenal sangat baik dalam mempelajari pola pola time series, sehingga dapat memprediksi kondisi di waktu selanjutnya. Variabel yang akan digunakan ialah banyaknya

kasus demam berdarah, suhu, kelembaban, serta curah hujan dengan interval waktu variabel per pekan mulai Januari 2016 hingga Desember 2017. Hasil dari tugas akhir ini ialah menemukan model terbaik dan keakuratan hasil peramalan untuk meramalkan jumlah kasus demam berdarah pada periode berikutnya. Model terbaik yang dihasilkan oleh Elman Recurrent Neural Network memiliki neuron 4 hidden layer, learning rate 0,7 Momentum sebesar 0,3 dan menghasilkan MSE sebesar 1,067E-08. Model terbaik dari Backpropagation memiliki 5 neuron hidden layer, learning rate sebesar 0,9, dengan Momentum sebesar 0,9 dan menghasilkan MSE sebesar 5,99E-31.

Kata kunci: Peramalan, demam berdarah, elman recurrent neural network, feedforward backpropagation

FORECASTING THE NUMBER OF DENGUE FEVER CASES IN MALANG REGENCY USING RECURRENT NEURAL NETWORK AND BACKPROPAGATION METHOD

Name : FIRDHA RIZKI AULIA
NRP : 0521154000010
Department : INFORMATION SYSTEMS FTIK-ITS
Supervisor : Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom.

ABSTRACT

Dengue fever is a disease caused by the dengue virus and transmitted by the Aedes mosquito, which is one of the main causes of dengue fever worldwide. The dengue virus itself can cause a variety of diseases including dengue fever (DB), dengue haemorrhagic fever (DHF), and dengue fever syndrome (DSS). This disease began to appear in Indonesia in 1968 and continues to spread to all provinces in Indonesia with epidemiological patterns of infection that change from year to year with the number of cases peaking every 10 years. In 2016, Malang Regency was on third position as the region with the most dengue fever cases in East Java.

Therefore, there is a need for forecasting the number of dengue cases as a preparation for local agencies to treat dengue fever cases. The method used is Artificial Neural Network by using the architecture of Recurrent Neural Network to be exact Elman Neural Network and Feedforward Backpropagation. This method is used because ANN is known as a very good at learning time series pattern patterns, so it can predict conditions in the future. The variables that will be used are the number of cases of dengue fever, temperature, humidity, and rainfall with variable time intervals weekly start from January 2016 to December 2017. The results of this thesis research are

focused on finding the best model and the accuracy of forecasting results which can be used to forecast the number of dengue cases in the next period. The best model produced by Elman Recurrent Neural Network has 4 hidden layer neurons, the learning rate is equal to 0,7 with Momentum equal to 0.3 and MSE equal to 1,067E-08. The best model of Feedforward Backpropagation has 5 hidden layer neurons, a learning rate and Momentum is equal to 0.9 and produces MSE equal to 5,99E-31.

Keywords: Forecasting, Dengue Fever, elman recurrent neural network, feedforward backpropagation

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan atas kehadiran Allah SWT atas segala rahmat, berkat dan hidayah-Nya penulis dapat menyelesaikan buku tugas akhir dengan judul **“PERAMALAN JUMLAH KASUS DEMAM BERDARAH PADA KABUPATEN MALANG MENGGUNAKAN METODE RECURRENT NEURAL NETWORK DAN BACKPROPAGATION”** yang merupakan salah satu syarat kelulusan pada Departemen Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Secara khusus penulis akan menyampaikan ucapan terima kasih yang sedalam-dalamnya kepada:

1. Allah SWT yang telah memberikan segala rahmatNya untuk dapat menyelesaikan tugas belajar di Sistem Informasi ITS dengan segala kemudahan, kelancaran, serta kesehatan selama pengerjaan penelitian Tugas Akhir ini.
2. Ayah, Bunda, Adik, Kedua Almh. Nenek, Kedua Kakek, serta keluarga besar saya yang telah memberikan dukungan serta doa yang tiada henti kepada penulis dalam mengerjakan penelitian Tugas Akhir.
3. Ibu Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom selaku dosen pembimbing dengan penuh keikhlasan telah membimbing penulis dalam mengerjakan tugas akhir ini hingga selesai. Terima kasih atas kesediaan, waktu, semangat dan ilmu yang telah diberikan.
4. Dinas Kesehatan Kabupaten Malang dan Badan Metereologi Klimatologi dan Geofisika Kabupaten Malang selaku organisasi yang menjadi sumberdata, studi kasus, dan topik dalam Tugas Akhir ini.
5. Bapak Edwin Riksakomara, S.Kom., M.T. dan Bapak Faizal Mahananto S.Kom., M.Eng., Ph.D. selaku dosen penguji yang selalu memberikan saran dan masukan guna menyempurnakan penelitian Tugas Akhir ini.

6. Bapak Apol Pribadi Subriadi, S.T, M.T. selaku dosen wali penulis yang memberikan motivasi, wejangan, dukungan, dan saran selama penulis menempuh pendidikan S1.
7. Bapak Nisfu Asrul Sani S.Kom, M.Sc. selaku Kepala Program Studi S1 Departemen Sistem Informasi ITS atas dukungan, kepercayaan, dan kesempatan untuk penulis dalam melaksanakan penelitian Tugas Akhir ini.
8. Teman-teman Lannister, Sistem Informasi ITS 2015 yang telah menerima penulis menjadi bagian keluarganya selama ini dan telah memberikan banyak sekali kenangan serta pengalaman hidup yang tak terlupakan.
9. Seluruh rekan-rekan dari HMSI Kolaborasi, HMSI Evolve, KISI ITS, Kemewahan, Angsle, Sugarie Weirdos, dan Supernova yang telah memberi semangat dan pengalaman berharga kepada penulis selama masa perkuliahan.
10. Untuk Mas Raditya Chandra Pradipta dan Umik Rima Ika Agustin yang senantiasa sabar dan berbaik hati dalam mengajari serta memberikan banyak nasehat kepada penulis selama pengerjaan Tugas Akhir.
11. Seluruh dosen pengajar, staff, dan karyawan di Departemen Sistem Informasi FTIK ITS Surabaya yang telah memberikan ilmu dan bantuan kepada penulis.
12. Serta semua pihak yang telah membantu dalam pengerjaan Tugas Akhir ini yang belum mampu penulis sebutkan diatas.

Terima kasih atas segala bantuan, dukungan, serta doa yang diberikan. Semoga Allah SWT senantiasa memberikan kesehatan, keselamatan, karunia dan nikmat-Nya.

Penulis pun ingin memohon maaf karena Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih belum sempurna dengan segala kekurangan di dalamnya. Selain itu penulis bersedia menerima kritik dan saran terkait dengan Tugas Akhir ini. Semoga Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi seluruh pembaca.

Surabaya, 5 Juli 2019

Penulis

DAFTAR ISI

ABSTRAK	i
ABSTRACT	iii
KATA PENGANTAR	v
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Perumusan Masalah.....	5
1.3. Batasan Masalah.....	5
1.4. Tujuan	6
1.5. Manfaat	6
1.6. Relevansi	6
1.7. Sistematika Penulisan.....	7
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	9
2.1 Studi Sebelumnya.....	9
2.2 Dasar Teori	11
2.2.1 Demam Berdarah.....	11
2.2.2 Peramalan	12
2.2.3 Evaluasi Peramalan	13
2.2.4 Artificial Neural Network	13
BAB III METODE PENGKERJAAN TUGAS AKHIR	19
3.1. Tahapan Pelaksanaan Tugas Akhir	19
3.2. Uraian Tahapan Pelaksanaan Tugas Akhir	19
3.2.1. Identifikasi Masalah	19
3.2.2. Studi Literatur	20
3.2.3. Persiapan Data.....	20
3.2.4. Praproses Data.....	20
3.2.5. Permodelan ANN	21

3.2.6.	Uji Coba dan Analisis.....	21
3.2.7.	Penyusunan Laporan Tugas Akhir.....	21
BAB IV	PERANCANGAN	23
4.1	Pengumpulan Data.....	23
4.2	Praproses Data	23
4.3	Pembuatan Model Neural Network	24
4.3.1	Pembagian Data.....	24
4.3.2	Perancangan Model Neural Network.....	25
4.3.3	Proses Pelatihan Data	28
4.3.4	Proses Pengujian Data	28
4.3.5	Peramalan Data.....	29
BAB V	IMPLEMENTASI	31
5.1.	Lingkungan Uji Coba	31
5.2.	Pemrosesan Data	31
5.3.	Permodelan Neural Network	33
5.3.1.	Implementasi Model pada RNN	33
5.3.2.	Implementasi Model pada BPNN.....	34
5.3.3	Proses <i>Training</i>	35
5.3.4	Proses <i>Testing</i>	36
5.4	Analisa Model ANN.....	37
5.5	Peramalan Periode Kedepan.....	37
BAB VI	HASIL DAN PEMBAHASAN.....	39
6.1.	Hasil Uji Coba Metode ANN	39
6.3.3	Hasil Uji Coba Model BPNN	39
6.3.4	Hasil Uji Coba Model RNN	50
6.2.	Peramalan Periode Berikutnya	61
6.2.1	Peramalan Model BPNN	62

6.2.2	Peramalan Model RNN	65
BAB VII KESIMPULAN DAN SARAN		69
7.1	Kesimpulan	69
7.2	Saran.....	70
DAFTAR PUSTAKA		71
BIODATA PENULIS		75
LAMPIRAN A		77
LAMPIRAN B		81
LAMPIRAN C		85
LAMPIRAN D		89
LAMPIRAN E		93
LAMPIRAN F.....		101

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Arsitektur Umum Multilayer Neural Network ...	14
Gambar 2.2	Arsitektur Umum Recurrent Neural Network	16
Gambar 2.3	Arsitektur Umum Backpropagation	17
Gambar 3.1	Tahapan Pelaksanaan Tugas Akhir	19
Gambar 5.1	Arsitektur RNN	34
Gambar 5.2	Arsitektur BPNN	35
Gambar 6.1	Grafik Perbandingan Nilai MSE pada BPNN Desa Sitarjo	40
Gambar 6.2	Perbandingan Data Aktual dan Forecast BPNN Desa Sitarjo	41
Gambar 6.3	Grafik Perbandingan Nilai MSE pada BPNN Desa Tambakrejo	42
Gambar 6.4	Perbandingan Data Aktual dan Forecast BPNN Desa Tambakrejo	43
Gambar 6.5	Grafik Perbandingan Nilai MSE pada BPNN Desa Dalisodo	44
Gambar 6.6	Perbandingan Data Aktual dan Forecast BPNN Desa Dalisodo	45
Gambar 6.7	Grafik Perbandingan Nilai MSE pada BPNN Desa Sumbermanjing Wetan	46
Gambar 6.8	Perbandingan Data Aktual dan Forecast BPNN Desa Sumbermanjing Wetan	46
Gambar 6.9	Grafik Perbandingan Nilai MSE pada BPNN Desa Pandansari	48
Gambar 6.10	Perbandingan Data Aktual dan Forecast BPNN Desa Pandansari	48
Gambar 6.11	Grafik Perbandingan MSE Model BPNN	50
Gambar 6.12	Grafik Perbandingan Nilai MSE pada RNN Desa Sitarjo	51
Gambar 6.13	Perbandingan Data Aktual dan Forecast RNN Desa Sitarjo	52
Gambar 6.14	Grafik Perbandingan Nilai MSE pada RNN Desa Tambakrejo	53
Gambar 6.15	Perbandingan Data Aktual dan Forecast RNN Desa Tambakrejo	54

Gambar 6.16 Grafik Perbandingan Nilai MSE pada RNN Desa Dalisodo.....	55
Gambar 6.17 Perbandingan Data Aktual dan Forecast RNN Desa Dalisodo.....	56
Gambar 6.18 Grafik Perbandingan Nilai MSE pada RNN Desa Sumbermanjing Wetan	57
Gambar 6.19 Perbandingan Data Aktual dan Forecast RNN Desa Sumbermanjing Wetan	58
Gambar 6.20 Grafik Perbandingan Nilai MSE pada RNN Desa Pandansari.....	59
Gambar 6.21 Perbandingan Data Aktual dan Forecast RNN Desa Pandansari.....	60
Gambar 6.22 Grafik Perbandingan MSE Model RNN	61
Gambar 6.23 Grafik Hasil Forecast BPNN Desa Sitarjo.....	62
Gambar 6.24 Grafik Hasil Forecast BPNN Desa Tambakrejo	63
Gambar 6.25 Grafik Hasil Forecast BPNN Desa Dalisodo.....	63
Gambar 6.26 Grafik Hasil Forecast BPNN Desa Sumbermanjing Wetan	64
Gambar 6.27 Grafik Hasil Forecast BPNN Desa Pandansari.....	65
Gambar 6.28 Grafik Hasil Forecast RNN Desa Sitarjo.....	66
Gambar 6.29 Grafik Hasil Forecast RNN Desa Tambakrejo	66
Gambar 6.30 Grafik Hasil Forecast RNN Desa Dalisodo	67
Gambar 6.31 Grafik Hasil Forecast RNN Desa Sumbermanjing Wetan.....	68
Gambar 6.32 Grafik Hasil Forecast RNN Desa Pandansari	68

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Sebelumnya 1	10
Tabel 2.2 Penelitian Sebelumnya 2	10
Tabel 2.3 Penelitian Sebelumnya 3	11
Tabel 2.4 Penelitian Sebelumnya 4	11
Tabel 4.1 Klasifikasi Dataran	23
Tabel 4.2 Klasifikasi Desa Studi Kasus	24
Tabel 4.3 Rancangan Parameter Model	28
Tabel 5.1 Spesifikasi Perangkat Keras	31
Tabel 5.2 Spesifikasi Perangkat Lunak	31
Tabel 5.3 Data Training pada Desa Sitarjo	32
Tabel 5.4 Data Testing pada Desa Sitarjo	32
Tabel 5.5 Penjelasan Sintaks Model RNN	33
Tabel 5.6 Penjelasan Sintaks Model BPNN	35
Tabel 5.7 Penjelasan Sintaks Proses Training	36
Tabel 5.8 Penjelasan Sintaks Proses Testing	36
Tabel 5.9 Penjelasan Sintaks Analisa Model	37
Tabel 6.1 Hasil Uji Coba BPNN Desa Sitarjo	40
Tabel 6.2 Hasil Uji Coba BPNN Desa Tambakrejo	42
Tabel 6.3 Hasil Uji Coba BPNN Desa Dalisodo	44
Tabel 6.4 Hasil Uji Coba BPNN Desa Sumbermanjing Wetan	45
Tabel 6.5 Hasil Uji Coba BPNN Desa Pandansari	47
Tabel 6.6 Hasil Uji Coba Model BPNN	49
Tabel 6.7 Hasil Uji Coba RNN Desa Sitarjo	51
Tabel 6.8 Hasil Uji Coba RNN Desa Tambakrejo	53
Tabel 6.9 Hasil Uji Coba RNN Desa Dalisodo	55
Tabel 6.10 Hasil Uji Coba RNN Desa Sumbermanjing Wetan	57
Tabel 6.11 Hasil Uji Coba RNN Desa Pandansari	59
Tabel 6.12 Hasil Uji Coba Model RNN	60

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB I

PENDAHULUAN

Pada bab ini akan diuraikan proses identifikasi masalah penelitian yang meliputi latar belakang masalah, perumusan masalah, batasan masalah, tujuan tugas akhir, manfaat kegiatan tugas akhir dan relevansi pengerjaan tugas akhir. Berdasarkan uraian pada bab ini, diharapkan gambaran umum permasalahan dan pemecahan masalah pada tugas akhir dapat dipahami.

1.1. Latar Belakang

Demam berdarah merupakan sebuah penyakit yang disebabkan oleh virus dengue dan ditularkan oleh nyamuk *Aedes*, dimana nyamuk *Aedes aegypti* merupakan salah satu penyebab utama terjadinya demam berdarah di seluruh dunia. Tidak hanya demam berdarah, virus dengue sendiri dapat menyebabkan berbagai macam penyakit termasuk demam berdarah (DB), demam berdarah dengue (DBD), dan sindrom demam berdarah (DSS) [1]. Terdapat 4 serotipe berbeda mengenai virus yang menyebabkan demam berdarah bernama DEN-1, DEN-2, DEN-3, dan DEN-4. Keempat serotipe tersebut memiliki interaksi berbeda dengan antibodi dalam serum darah manusia namun tetap menghasilkan penyakit yang sama dengan berbagai gejala klinis. Apabila seseorang telah terinfeksi serotipe yang pertama, maka akan memiliki risiko yang lebih besar untuk terkena penyakit demam berdarah dibandingkan yang belum pernah terinfeksi sebelumnya. Seluruh serotipe tersebut telah menyebar ke seluruh dunia terutama di daerah tropis dan sub tropis [2]. Menurut *World Health Organization (WHO)*, demam berdarah merupakan salah satu penyakit paling mematikan dengan persebaran virus yang cukup cepat selama beberapa tahun terakhir. Gejala penyakit ini muncul 3 hingga 14 hari setelah gigitan infeksi, yaitu berupa demam ringan hingga demam tinggi, sakit kepala berat, nyeri dibelakang mata, otot, dan sendi, serta ruam. Penyakit ini menyerang siapa saja, mulai dari anak-anak hingga lanjut usia [3].

Penyakit ini mulai muncul di Indonesia pada tahun 1968 di DKI Jakarta dan Surabaya dan terus menyebar ke seluruh propinsi di Indonesia dengan pola epidemiologi infeksi yang mengalami perubahan dari tahun ke tahun dengan jumlah kasus memuncak setiap 10 tahunan. Jumlah kasus DBD fluktuatif setiap tahunnya. Data dari Direktorat Pencegahan dan Pengendalian Penyakit Tular Vektor dan Zoonotik, Kementerian Kesehatan RI, pada 2014 jumlah penderita mencapai 100.347, 907 orang diantaranya meninggal. Pada 2015, sebanyak 129.650 penderita dan 1.071 kematian. Sedangkan di 2016 sebanyak 202.314 penderita dan 1.593 kematian di seluruh propinsi di Indonesia dan salah satunya ialah Kabupaten Malang [3]. Pada tahun 2016, tercatat sebanyak 1.114 kasus demam berdarah terjadi di Kabupaten Malang dengan penemuan angka bebas jentik kurang dari 95 rumah sepanjang 100 rumah yang diidentifikasi [4].

Peramalan merupakan salah satu hal yang dibutuhkan dalam banyak situasi dan kondisi pada kehidupan sehari-hari baik bagi individu maupun bisnis hingga pemerintahan. Peramalan dapat digunakan untuk memperkirakan kondisi di masa mendatang berdasarkan data yang ada pada masa sebelumnya. Hal ini yang menyebabkan peramalan dapat diaplikasikan pada berbagai bidang, salah satunya ialah bidang kesehatan. Seperti pada sebuah penelitian yang dilakukan di Singapura mengenai peramalan kasus demam berdarah menggunakan metode regresi *Multivariat Poisson Time Series* dengan menggunakan variabel suhu rata-rata mingguan dan curah hujan kumulatif. Model yang dibuat akan dipilih dan divalidasi berdasarkan pada Kriteria Informasi Akaike, RMSE, dan Diagnosa Residual. Dimana hasil dari peramalan tersebut menunjukkan bahwa cuaca sangat mempengaruhi pertumbuhan kasus demam berdarah di Singapura yang menyebabkan pemerintah setempat harus mengambil tindakan antisipasi apabila perubahan cuaca mulai terjadi [5]. Tidak hanya pada bidang kesehatan, peramalan juga dapat digunakan dalam bidang transportasi seperti pada penelitian yang dilakukan oleh akademisi di China mengenai peramalan permintaan penumpang jangka pendek. Penelitian tersebut menggunakan pendekatan *Novel Deep Learning*,

tepatnya *Fusion Convolutional Long Term Memory Network* (FCL-Net) yang digabungkan dengan beberapa lapisan *Long Short Term Memory* (LSTM). Hasil dari peramalan tersebut menunjukkan bahwa tingkat waktu perjalanan dan kondisi cuaca turut mempengaruhi permintaan penumpang itu sendiri [6]. Sehingga pemilihan fitur tentunya akan menunjukkan hasil yang berbeda pula. Tidak hanya dalam dua bidang tersebut, peramalan pun dapat digunakan dalam beberapa situasi misalnya perkiraan kebutuhan stok penjualan berdasarkan histori penjualan pada periode sebelumnya, penentuan banyaknya rute penerbangan berdasarkan data penumpang pada periode sebelumnya, penentuan harga produksi berdasarkan data penjualan pada periode sebelumnya, dan masih banyak lagi. Tingkat kesulitan masing-masing peramalan bergantung pada beberapa faktor, salah satunya adalah data yang tersedia untuk peramalan. Pada banyak kasus nyata, data deret waktu yang digunakan dalam peramalan tidak selalu bagus, data bisa saja bersifat intermiten atau tidak teratur. Hal ini menjadi masalah yang biasanya dihadapi oleh banyak bidang penelitian dan perusahaan. Intermiten sendiri dapat diartikan sebagai kondisi dimana data memiliki proporsi nilai nol yang besar [7]. Data deret waktu yang memuat banyak nilai nol biasanya dapat ditemukan pada data persediaan, penjualan, pengiriman, impor, dan data lainnya dimana permintaan untuk item tertentu bersifat intermiten atau tidak teratur [8].

Berdasarkan uraian sebelumnya, mengetahui metode yang digunakan untuk peramalan merupakan salah satu hal yang penting untuk dilakukan. Salah satu metode yang dikenal cukup baik dalam menangani pola pola *time series* ialah metode *Artificial Neural Network*. Metode ini memiliki beberapa arsitektur, salah satunya ialah *Recurrent Neural Network* yang memiliki hubungan cukup erat dengan algoritma *Backpropagation* [9]. *Recurrent Neural Network* memiliki struktur dan algoritma pelatihan yang lebih kompleks dibandingkan dengan *Feedforward Neural Network* yang mana output dari network digunakan kembali sebagai input dengan mengirimkan kembali sebagai input network [10]. Seperti pada penelitian yang dilakukan oleh akademisi dari India mengenai

Perkiraan Harga Pasar Listrik di daratan Spanyol menggunakan jaringan *Elman Recurrent Neural Network*. Harga pasar listrik yang dipengaruhi oleh banyak faktor dan menunjukkan fluktuasi yang sangat rumit dan tidak teratur menyebabkan dibutuhkannya peramalan harga untuk memaksimalkan keuntungan dan utilitas baik untuk produsen maupun konsumen listrik. Pada penelitian tersebut diusulkan menggunakan pendekatan jaringan *Elman* dibandingkan dengan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) atau model lainnya dikarenakan jaringan elman dianggap hampir canggih dengan pencapaian waktu komputasi yang lebih sedikit [11]. Selain itu *Elman Recurrent Neural Network* pun pernah digunakan untuk meramalkan perkiraan konsumsi listrik rumah tangga di kota Palermo, Italia. Pada penelitian tersebut model yang diambil menggunakan input data cuaca serta data yang terkait dengan konsumsi listrik. Penelitian tersebut menyimpulkan bahwa penggunaan AC sangat mempengaruhi permintaan listrik dari masyarakat di kota Palermo, Italia [12]. Metode *Backpropagation* pun sering kali digunakan dalam beberapa penelitian, seperti pada penelitian yang dilakukan oleh akademisi asal India mengenai klasifikasi mobil berdasarkan sejumlah standar dan target yang berbeda. Dengan menggunakan arsitektur *Multilayer Perceptron* menggunakan algoritma *Feedforward Backpropagation* dengan menggunakan kombinasi Fungsi Pelatihan (*Training Function*), Fungsi Pembelajaran (*Learning Function*), dan Fungsi Transfer (*Transfer Function*). Dari penelitian tersebut ditemukan kesimpulan bahwa kombinasi dari TRAINLM, LOGSIG, dan LEARNGDM bekerja relatif lebih baik dan efisiensi dapat ditingkatkan dengan pengurangan dimensi menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA) yang merupakan ruang lingkup masa depan [13]. Selain itu metode *Backpropagation* juga digunakan untuk melakukan klasifikasi dan peramalan cuaca seperti yang dilakukan oleh akademisi dari India. Tujuan dari penelitian tersebut ialah untuk mengetahui prediksi cuaca dimasa mendatang menggunakan data histori cuaca dimasa sebelumnya yang nantinya akan sangat bermanfaat terutama bagi sector pertanian. Penelitian tersebut memberikan

kesimpulan bahwa algoritma *Levenberg Marquardt Backpropagation* adalah algoritma dari *Backpropagation* yang tercepat digunakan pada penelitian ini [14].

Berdasarkan uraian diatas dapat disimpulkan bahwa peramalan dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan untuk melakukan keputusan dimasa mendatang. Peramalan pun dapat diterapkan dan dilakukan di berbagai macam bidang dan dengan berbagai macam metode pula. Model peramalan yang dihasilkan pada penelitian ini pun nantinya dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan pengambilan keputusan dalam upaya pengobatan kasus demam berdarah oleh Dinas Kesehatan Kabupaten Malang.

1.2. Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, rumusan masalah yang diangkat pada tugas akhir ini adalah:

1. Bagaimana model elman recurrent neural network dan feedforward backpropagation terbaik yang dapat digunakan untuk memprediksi jumlah kasus demam berdarah pada Kabupaten Malang ?
2. Bagaimana hasil dan tingkat akurasi peramalan yang dihasilkan dengan metode recurrent neural network dengan algoritma backpropagation untuk memprediksi jumlah kasus demam berdarah pada Kabupaten Malang ?

1.3. Batasan Masalah

Dari permasalahan yang disebutkan di atas, batasan masalah dalam tugas akhir ini adalah:

1. Data yang digunakan dalam tugas akhir ini adalah data jumlah kasus demam berdarah pada Kabupaten Malang pada Januari 2016 hingga Desember 2017 yang didapatkan dari Dinas Kesehatan Kabupaten Malang.
2. Data lain yang digunakan ialah suhu, kelembaban, dan curah hujan diperoleh dari Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika Kabupaten Malang pada Januari 2016 hingga Desember 2017.

3. Tools utama yang digunakan ialah aplikasi MATLAB R2018a for academic use.

1.4. Tujuan

Dari rumusan masalah yang disebutkan sebelumnya, tujuan yang ingin dicapai melalui tugas akhir ini adalah:

1. Menemukan model yang tepat untuk memprediksi jumlah kasus demam berdarah pada Kabupaten Malang.
2. Mengetahui hasil dan tingkat akurasi terbaik yang dihasilkan dalam peramalan jumlah kasus demam berdarah pada Kabupaten Malang.

1.5. Manfaat

Manfaat yang diberikan dengan adanya tugas akhir ini adalah :

1. Bagi Penulis
Dapat menambah pengetahuan dan pengalaman, serta menerapkan metode yang telah dipelajari selama perkuliahan pada studi kasus nyata
2. Bagi Instansi
Dapat dijadikan acuan atau referensi terkait upaya pengobatan demam berdarah pada Kabupaten Malang
3. Bagi Masyarakat
Sebagai sumber pengetahuan mengenai metode yang diterapkan pada kasus yang terjadi di masyarakat serta sebagai acuan dalam melakukan penelitian selanjutnya.

1.6. Relevansi

Tugas Akhir ini sangat relevan untuk menjadi tugas akhir S1, karena melakukan implementasi mata kuliah pada bidang keilmuan seperti:

Teknik Peramalan
Sistem Cerdas
Penggalian Data
Statistik

Penelitian Tugas Akhir dengan topik peramalan ini juga bersifat menyelesaikan masalah dari studi kasus nyata berdasarkan teori yang ada sesuai dengan kondisi saat ini. Salah satunya sebagai analisa yang dapat digunakan dalam pengambilan keputusan yang dilakukan oleh instansi terkait (*Decision Support System*). Termasuk salah satunya kasus demam berdarah yang merupakan sebuah penyakit epidemi yang dapat memakan korban jiwa. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk melakukan peramalan jumlah kasus demam berdarah ialah metode *Recurrent Neural Network* dan *Backpropagation*. Metode tersebut merupakan metode yang sering digunakan dalam meramalkan data dengan pola pola time series dimana hasilnya sangat bergantung pada komputasi yang dilakukan sebelumnya, seperti peramalan harga komoditas pangan. Selain itu, metode prediksi saat ini banyak digunakan dalam dunia kesehatan terutama untuk memprediksikan kesehatan pasien, jumlah penderita suatu penyakit dan lain-lain. Sehingga tugas akhir ini layak untuk dikerjakan.

1.7. Sistematika Penulisan

Sistematika Penulisan Laporan Tugas Akhir ini tersebut mencakup:

1. Bab I Pendahuluan

Dalam bab ini dijelaskan mengenai latar belakang, rumusan permasalahan, batasan permasalahan, tujuan, manfaat, serta relevansi pengerjaan tugas akhir.

2. Bab II Tinjauan Pustaka dan Dasar Teori

Dijelaskan mengenai penelitian-penelitian serupa yang telah dilakukan serta teori – teori yang menunjang permasalahan yang dibahas pada tugas akhir ini

3. Bab III Metodologi

Dalam bab ini dijelaskan mengenai tahapan – tahapan apa saja yang harus dilakukan dalam pengerjaan tugas akhir

4. Bab IV Perancangan

Bab ini berisi tentang bagaimana rancangan yang akan digunakan untuk implementasi metode yang digunakan.

5. Bab V Implementasi

Bab yang berisi tentang setiap langkah yang dilakukan dalam implementasi metodologi yang digunakan dalam tugas akhir.

6. Bab VI Analisis Hasil dan Pembahasan

Bab yang berisi tentang analisis dan pembahasan dalam penyelesaian permasalahan yang dibahas pada pengerjaan tugas akhir.

7. Bab VII Kesimpulan dan Saran

Bab yang berisi kesimpulan dan saran yang ditujukan untuk kelengkapan penyempurnaan tugas akhir ini.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini akan diuraikan tinjauan pustaka dan dasar teori yang digunakan pada penelitian tugas akhir ini yang meliputi studi sebelumnya serta dasar teori. Berdasarkan uraian pada bab ini, diharapkan dapat memberikan wawasan dan pengetahuan mengenai apa saja yang dibahas dalam tugas akhir ini.

2.1 Studi Sebelumnya

Penelitian mengenai peramalan data dalam berbagai bidang kehidupan telah banyak dilakukan dengan menggunakan berbagai macam metode. Salah satu metode yang paling sering digunakan ialah metode *Artificial Neural Network (ANN)* atau Jaringan Saraf Tiruan (JST). Salah satu bidang yang dapat melakukan peramalan ialah bidang kesehatan. Sudah banyak sekali penelitian baik mengenai peramalan jumlah penderita suatu penyakit disuatu wilayah hingga klasifikasi penyakit berdasarkan berbagai macam kriteria yang telah dilakukan. Kriteria tersebut kemudian akan dikombinasikan dengan berbagai macam parameter yang bertujuan untuk menemukan model yang paling sesuai untuk diterapkan pada studi kasus, Tujuan dari penelitian tersebut tidak lain ialah untuk mengetahui prediksi dari studi kasus yang akan terjadi dimasa mendatang, sehingga dapat dilakukan persiapan hingga antisipasi dalam menghadapinya serta sebagai dasar pengambilan keputusan.

Penelitian-penelitian tersebut dapat menjadi dasar dari pemilihan metode dan proses pengerjaan Tugas Akhir peramalan jumlah penderita Demam Berdarah pada Kabupaten Malang ini. Beberapa penelitian sebelumnya yang dijadikan acuan dalam pengerjaan tugas akhir ini disajikan dalam Tabel Tabel 0.1 sampai Tabel 0.4

Tabel 0.1 Penelitian Sebelumnya 1

Judul Paper	<i>Forecasting The Number of Dengue Fever Cases in Malang Regency Indonesia Using Fuzzy Inference System Models</i>
Penulis; Tahun	Wiwik Anggraeni, I Putu Agus Aditya Pramana, Febriliyan Samopa ; 2016
Deskripsi Umum Penelitian	Penelitian ini menghasilkan model peramalan dengan metode Fuzzy Inference System menggunakan variabel kepadatan penduduk dengan mengelompokkan data kecamatan menjadi tiga berdasarkan letak geografis yaitu dataran rendah, dataran sedang, dan dataran tinggi dimana hasil peramalan menunjukkan bahwa kepadatan penduduk tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap hasil peramalan.
Keterkaitan Penelitian	Penggunaan variabel serta data yang digunakan pada penelitian ini menjadi acuan utama dalam pembuatan tugas akhir.

Tabel 0.2 Penelitian Sebelumnya 2

Judul Paper	Analisis Dan Implementasi Elman Recurrent Neural Network Untuk Prediksi Harga Komoditas Pertanian
Penulis; Tahun	Shabrina Nanggala, Deni Saipudin, dan Fhira Nhita ; 2016
Deskripsi Umum Penelitian	Penelitian ini menghasilkan model peramalan dengan metode elman recurrent neural network dan backpropagation dengan menggunakan variabel harga cabai dan bawang merah pada periode sebelumnya serta curah hujan untuk memprediksi harga cabai dan bawang merah pada 10 bulan selanjutnya. Akurasi yang dihasilkan dari peramalan tersebut diatas 75%
Keterkaitan Penelitian	Algoritma backpropagation yang digunakan pada penelitian ini menjadi acuan dalam melakukan metode yang sama pada tugas akhir ini.

Tabel 0.3 Penelitian Sebelumnya 3

Judul Paper	<i>Dengue confirmed-cases prediction: A neural network model</i>
Penulis; Tahun	Hani M. Aburas, Gültekin Çetiner, Murat Sari ; 2010
Deskripsi Umum Penelitian	Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi kasus demam berdarah menggunakan Artificial Neural Network dengan data disediakan oleh Badan Lingkungan Nasional Singapura (NEA) digunakan untuk memodelkan perilaku kasus demam berdarah
Keterkaitan Penelitian	Penelitian dengan kasus serupa dengan menggunakan kasus demam berdarah namun dengan variabel yang berbeda

Tabel 0.4 Penelitian Sebelumnya 4

Judul Paper	<i>Predicting Electric Power Energy, Using Recurrent Neural Network Forecasting Model</i>
Penulis; Tahun	Nawzad M. Ahmed, Ayad O. Hamdeen ; 2018
Deskripsi Umum Penelitian	Penelitian ini bertujuan untuk membangun model analitik dari Recurrent Neural Network pada variabel permintaan energi listrik dan konsumsi energi listrik di kota Sulaimani dengan menggunakan algoritma Levenberg-Marquardt.
Keterkaitan Penelitian	Penelitian dengan metode serupa yaitu Recurrent Neural Network dengan dua variabel yang saling terkait satu sama lain.

2.2 Dasar Teori

Sub bab ini berisi teori-teori yang mendukung serta berkaitan dengan tugas akhir yang dikerjakan.

2.2.1 Demam Berdarah

Demam Berdarah Dengue (DBD) adalah penyakit infeksi yang disebabkan oleh satu dari 4 virus berbeda yang ditularkan melalui nyamuk *Aedes aegypti* dan *Aedes albopictus* yang ditemukan di daerah tropis dan subtropis diantaranya di kepulauan Indonesia hingga bagian utara Australia [15]. Penyakit DBD adalah endemik yang muncul sepanjang tahun,

terutama saat musim hujan ketika kondisi optimal untuk nyamuk berkembang biak.

2.2.2 Peramalan

Menurut Stevensen dalam bukunya berjudul “*Operation Management*”, peramalaan adalah masukan atau input dasar dalam proses pengambilan keputusan dari manajemen operasi sebagai informasi terhadap permintaan dimasa yang akan datang [16]. Sedangkan menurut Heizer dan Render, peramalan merupakan seni dan ilmu memprediksi peristiwa-peristiwa masa depan dengan pengambilan data historis dan memproyeksikannya ke masa depan dengan menggunakan beberapa bentuk model matematis [17]. Ia juga mengungkapkan peramalan berdasarkan jangka waktunya dapat dikelompokkan menjadi tiga kategori, yaitu:

- a. Peramalan jangka pendek, peramalan untuk jangka waktu kurang dari tiga bulan.
- b. Peramalan jangka menengah, peramalan untuk jangka waktu antara tiga bulan sampai tiga tahun.
- c. Peramalan jangka panjang, peramalan untuk jangka waktu lebih dari tiga tahun.

Sementara berdasarkan pendekatannya, peramalan diklasifikasikan menjadi dua, yaitu pendekatan kualitatif dan kuantitatif. Metode kualitatif merupakan metode peramalan yang tidak menggunakan data historis masa lalu atau lebih didasarkan pada intuisi. Sementara metode kuantitatif merupakan metode peramalan yang menggunakan data historis masa lalu, memanipulasi data historis yang tersedia secara memadai dan tanpa intuisi, metode ini umumnya didasarkan pada analisis statistik. Menurut Makridakis [18], peramalan kuantitatif dapat diterapkan bila tiga kondisi terpenuhi yaitu informasi mengenai keadaan waktu yang lalu tersedia, informasi itu dapat dikuantitatifkan dalam bentuk data numerik, dan dapat diasumsikan bahwa beberapa aspek dari pola di waktu yang lalu akan berlanjut ke waktu yang akan datang.

2.2.3 Evaluasi Peramalan

Evaluasi peramalan atau akurasi merupakan ukuran kesalahan peramalan yang menunjukkan tingkat perbedaan antara hasil peramalan dengan data aktual yang sebenarnya terjadi dimana dalam semua situasi peramalan terdapat derajat ketidakpastian. Sumber penyimpangan dalam peramalan tidak hanya berasal dari unsur error, tapi juga ketidakmampuan suatu model peramalan mengenali unsur lain dalam deret data. Sehingga, besarnya penyimpangan hasil peramalan dapat disebabkan oleh faktor tidak terduga (*outlier*) [19].

Terdapat sejumlah indikator dalam pengukuran akurasi peramalan, pada penelitian tugas akhir ini akan digunakan sebuah indikator yaitu *Mean Squared Error (MSE)*.

MSE adalah metode lain untuk mengevaluasi metode peramalan. Masing-masing kesalahan dikuadratkan kemudian dijumlahkan dan dibagi dengan jumlah observasi. Pendekatan ini mengatur kesalahan peramalan yang besar karena kesalahan tersebut dikuadratkan. Suatu teknik yang menghasilkan kesalahan moderat mungkin lebih baik untuk salah satu yang memiliki kesalahan kecil tapi terkadang menghasilkan sesuatu yang sangat besar.

Dalam Gentry [20] rumus untuk menghitung MSE yang dinyatakan seperti pada persamaan berikut ini :

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Aktual - Forecast)^2$$

Dimana :

n = Jumlah data

2.2.4 Artificial Neural Network

Neural Network merupakan sebuah mesin yang dirancang untuk memodelkan jalan pikiran manusia untuk melakukan tugas atau fungsi tertentu dengan memanfaatkan perangkat lunak pada komputer digital. Cara kerja dari neural network

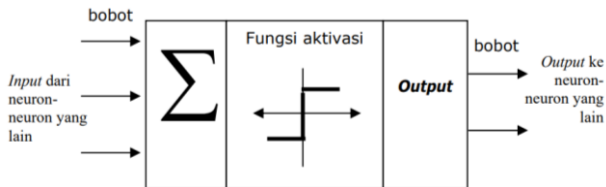
seperti halnya otak manusia yang terdiri dari kumpulan sel saraf (*neuron*) yang saling terhubung satu sama lain, setiap informasi yang ditangkap akan memiliki bobotnya masing masing. Terdapat empat jenis arsitektur pada jaringan saraf tiruan, antara lain :

a. *Single Layer Net*

Arsitektur jaringan ini hanya memiliki satu lapisan dengan bobot yang terhubung, sehingga jaringan ini hanya menerima *input* dan mengolahnya langsung menjadi *output*.

b. *Multi Layer Net*

Arsitektur jaringan ini memiliki lebih dari satu lapisan yang terletak antara lapisan *input* dan *output* atau yang disebut dengan lapisan tersembunyi.



Gambar 0.1 Arsitektur Umum Multilayer Neural Network

Seperti terlihat pada Gambar 0.1 diketahui bahwa terdapat 3 lapisan (*layer*) pada arsitektur *Multilayer Neural Network*, yaitu :

a. Lapisan Masukan (*Input Layer*)

Input Layer merupakan satu lapisan yang terdiri dengan beberapa jumlah *neuron*. Banyaknya jumlah *neuron* tersebut ditentukan oleh banyaknya variabel data yang digunakan dalam proses pelatihan pada jaringan *Neural Network*.

b. Lapisan Tersembunyi (*Hidden Layer*)

Hidden Layer merupakan lapisan yang berada diantara *Input* dan *Output Layer*. Didalam lapisan ini pun terdiri atas beberapa *neuron*. Jumlah *neuron* dari lapisan ini dapat digunakan hingga tak terhingga. Namun menurut pendapat

yang disampaikan oleh Haykin pada tahun 1999, jumlah dari *neuron* pada *hidden layer* yang dapat memberikan hasil yang baik dalam suatu jaringan berkisar antara 2 hingga 9 *neuron*.

c. Lapisan Keluaran (*Output Layer*)

Pada dasarnya, lapisan keluaran memiliki ciri khas yang sama dengan *input layer*. *Output Layer* merupakan satu lapisan yang terdiri dari beberapa neuron yang mana jumlah dari neuron bergantung pada tipe dan dan performa pada jaringan itu sendiri.

c. Recurrent Network

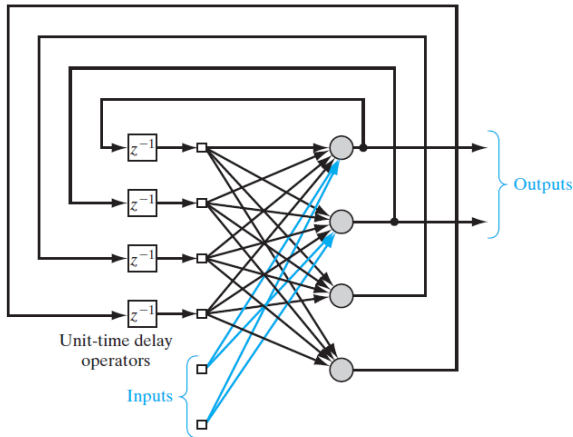
Arsitektur jaringan ini memiliki alur untuk mengembalikan nilai output untuk memberikan sinyal ke lapisan input setidaknya satu kali sinyal (*feedback loop*).

d. Competitive Layer Net

Arsitektur jaringan ini memiliki bobot yang telah ditetapkan dan tidak memiliki proses pelatihan dimana setiap *neuron* saling terhubung satu sama lain.

2.2.4.1 Recurrent Neural Network

Recurrent Neural Network merupakan sebuah metode yang berasal dari arsitektur Artificial Neural Network yang dirancang untuk dapat melakukan pembelajaran terhadap pola deret waktu dan sekuensial [10]. Secara umum arsitektur dari RNN ini dapat ditunjukkan melalui Gambar 0.2 .



Gambar 0.2 Arsitektur Umum Recurrent Neural Network

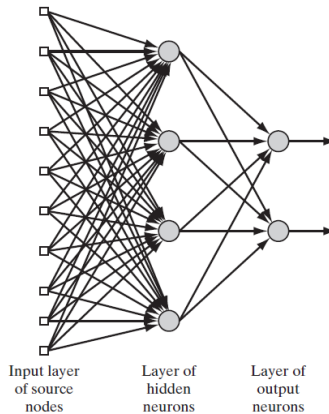
Selanjutnya untuk dapat melakukan RNN, dapat menggunakan rumus berikut :

$$y_t = \sum_{k=1}^q v_k \frac{1 - \exp\left(-\left(\sum_{i=1}^p y_{t-i} W_{ik(a)} + \sum_{j=1}^q U_j W_{jk(b)} + b_k\right)\right)}{1 + \exp\left(-\left(\sum_{i=1}^p y_{t-i} W_{ik(a)} + \sum_{j=1}^q U_j W_{jk(b)} + b_k\right)\right)} + b_0 + \varepsilon$$

Dimana k merupakan waktu diskrit dan y_p merupakan variabel output, y_{t-i} merupakan variabel input, v_k merupakan bobot dari *neuron* ke- k pada lapisan tersembunyi yang menuju lapisan output dengan $k = 1, 2, \dots, q$, U_j variabel input yang berada pada *neuron* tambahan $j = 1, 2, \dots, q$, $W_{jk(a)}$ merupakan bobot dari lapisan input ke- k pada lapisan tersembunyi, $W_{jk(b)}$ bobot dari lapisan input ke- j menuju lapisan ke- k pada lapisan tersembunyi, b_0 merupakan bobot bias pada *neuron* lapisan output, b_k merupakan bobot bias pada *neuron* ke- k pada lapisan tersembunyi dengan $k = 1, 2, \dots, q$, ε merupakan error.

2.2.4.2 Backpropagation

Algoritma ini terdiri dari 2 tahap yaitu, perambatan maju (*forward propagation*) dan perambatan mundur (*backward*). Perambatan maju dikerjakan untuk mendapatkan error. Kemudian error yang didapatkan digunakan untuk mengubah nilai-nilai bobotnya dalam arah mundur. Pada saat perambatan maju, *neuron-neuron* diaktifkan menggunakan fungsi aktivasi yang dapat didiferensialkan [21]. Arsitektur jaringan backpropagation pada gambar berikut :



Gambar 0.3 Arsitektur Umum Backpropagation

Selanjutnya untuk dapat melakukan backpropagation, dapat menggunakan rumus berikut :

1. Tiap-tiap *neuron output* (y) menerima target pola yang berhubungan dengan pola *input* pembelajaran, kemudian dihitung informasi *error*-nya:

$$\delta_k = (t - y)f'(y_{in})$$

kemudian dihitung koreksi bobot yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai dengan rumus sebagai berikut :

$$\Delta v_k = \alpha \delta_k z_j$$

selain itu, menghitung koreksi bias yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai b_0 , dan kirimkan δ_k ke *neuron-neuron* pada lapisan sebelumnya dengan rumus :

$$\Delta b_0 = \alpha \delta_k$$

2. Tiap-tiap *neuron* tersembunyi ($z_j, j = 1, 2, \dots, q$) menjumlahkan delta *inputnya* dari *neuron neuron* yang berada pada lapisan di atasnya sebagai berikut :

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^q \delta_k v_k$$

Lalu untuk menghitung informasi *error* ,dapat dilakukan dengan rumus sebagai berikut :

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j})$$

kemudian dihitung koreksi bobot yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai ($W_{ik(a)}$) dan ($W_{jk(b)}$) dengan rumus sebagai berikut selain itu, menghitung koreksi bias yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai b_0 , dan kirimkan δ_k ke *neuron-neuron* pada lapisan sebelumnya dengan rumus :

$$\begin{aligned} \Delta W_{ik(a)} &= \alpha \delta_j x_i \\ \Delta W_{jk(b)} &= \alpha \delta_j U_q \end{aligned}$$

selain itu, menghitung koreksi bias yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai b_k :

$$\Delta b_k = \alpha \delta_j$$

3. Tiap-tiap *neuron* output (y_k) memperbaiki bias dan bobotnya sebagai berikut :

$$\begin{aligned} v_k(\text{baru}) &= v_j(\text{lama}) + \Delta v_k \\ b_0(\text{baru}) &= b_0(\text{lama}) + \Delta b_0 \end{aligned}$$

Tiap-tiap *neuron* lapisan tersembunyi ($z_j, j = 1, 2, \dots, q$) memperbaiki bias dan bobotnya sebagai berikut:

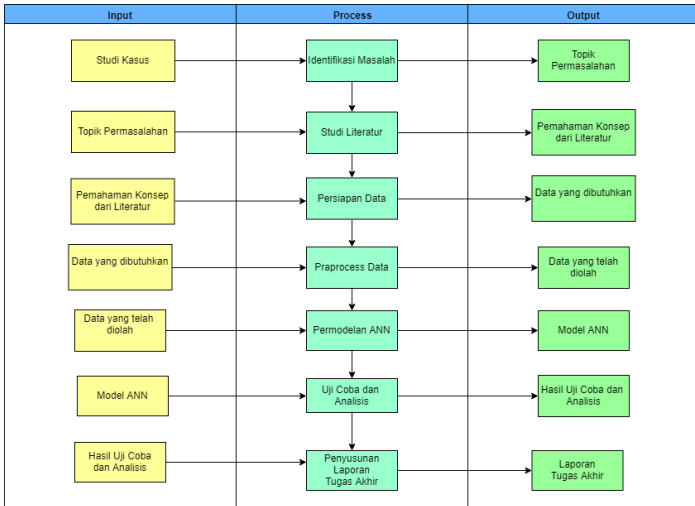
$$\begin{aligned} W_{ik(a)}(\text{baru}) &= W_{ik(a)}(\text{lama}) + \Delta W_{ik(a)} \\ W_{jk(b)}(\text{baru}) &= W_{jk(b)}(\text{lama}) + \Delta W_{jk(b)} \\ b_k(\text{baru}) &= b_k(\text{lama}) + \Delta b_k \end{aligned}$$

BAB III METODE Pengerjaan Tugas Akhir

Dalam bab ini menjelaskan terkait tahapan yang akan dilakukan sebagai panduan untuk menyelesaikan tugas akhir ini agar lebih terstruktur.

3.1. Tahapan Pelaksanaan Tugas Akhir

Pada penelaitain tugas akhir ini terdapat langkah-langkah yang akan dilakukan yang ditampilkan pada Gambar 0.1 dibawah ini.



Gambar 0.1 Tahapan Pelaksanaan Tugas Akhir

3.2. Uraian Tahapan Pelaksanaan Tugas Akhir

Pada bagian ini akan dijelaskan secara lebih rinci masing-masing tahapan yang dilakukan untuk penyelesaian tugas akhir ini.

3.2.1. Identifikasi Masalah

Tahapan ini merupakan fase dimana studi kasus yang digunakan dalam tugas akhir untuk dilakukan penggalian dan

analisa permasalahan yang ada dipilih. Dari penggalan dan analisa permasalahan tersebut ditemukan topik permasalahan terkait permasalahan jumlah kasus demam berdarah di Kabupaten Malang dimana data aktual yang ada memuat banyak nilai nol. Topik permasalahan tersebut akan digunakan sebagai dasar untuk mencari literatur terkait pada tahapan selanjutnya.

3.2.2. Studi Literatur

Melalui permasalahan yang ditemukan, dilakukan studi literatur dengan cara mengumpulkan berbagai referensi terkait seperti buku, jurnal, paper pada penelitian sebelumnya, serta dokumen lain yang terkait dengan topik permasalahan. Fase ini dimaksudkan untuk lebih mengetahui dasar-dasar teori yang mendukung atau berkaitan dengan permasalahan yang ingin diselesaikan. Berdasarkan studi literatur yang dilakukan, pada tugas akhir ini diusulkan penggunaan metode Recurrent Neural Network dan Backpropagation untuk meramalkan jumlah kasus demam berdarah pada Kabupaten Malang.

3.2.3. Persiapan Data

Tahapan selanjutnya ialah persiapan data sebagai pendukung utama terlaksananya tugas akhir ini. Pada tugas akhir ini, data yang diperoleh merupakan data jumlah kasus demam berdarah di Kabupaten Malang pada bulan Januari 2016 hingga Desember 2017 dengan periode bulanan. Data tersebut didapatkan dari Dinas Kesehatan Kabupaten Malang. Selain itu data lain yang akan digunakan dalam tugas akhir ini ialah data suhu, kelembaban, dan curah hujan pada Kabupaten Malang yang didapatkan dari Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika Kabupaten Malang.

3.2.4. Praproses Data

Setelah data telah didapatkan, maka data mentah tersebut akan diolah menjadi data yang siap digunakan. Pada tahapan ini, data jumlah kasus demam berdarah pada Kabupaten Malang pada bulan Januari 2016 hingga Desember 2017 yang didapat dari Dinas Kesehatan Kabupaten Malang berupa periode bulanan.

Sehingga data tersebut akan diolah menjadi data dengan periode mingguan. Selain itu data cuaca yang didapatkan dari Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika Kabupaten Malang berupa periode harian. Oleh karena itu data cuaca yang terdiri dari suhu, kelembaban, dan curah hujan tersebut akan diolah menjadi data dengan periode mingguan.

3.2.5. Permodelan ANN

Tahapan selanjutnya ialah pembuatan model dari metode ANN yang digunakan, yaitu arsitektur Recurrent Neural Network dan Backpropagation. Pembuatan model ANN ini termasuk diantaranya penetapan *neuron* sebagai *input*, jumlah hidden layer, serta parameter lainnya.

3.2.6. Uji Coba dan Analisis

Setelah model dibuat, maka model tersebut siap diuji coba pada data yang telah siap diolah. Pembagian data sampel yang digunakan untuk peramalan adalah 80% untuk data pelatihan (*training*) dan 20% untuk data pengujian (*testing*). Proses uji coba dilakukan dengan menggunakan *tools* aplikasi MATLAB. Sementara untuk analisis, dilakukan dengan menggunakan aplikasi Microsoft Excel dimana akan dipilih model dengan akurasi terbaik untuk digunakan dalam peramalan periode berikutnya.

3.2.7. Penyusunan Laporan Tugas Akhir

Pada tahapan ini, laporan tugas akhir akan dikerjakan dalam rangka mendokumentasikan setiap langkah yang telah dilakukan, hasil yang dihasilkan setiap langkah, kesimpulan serta saran untuk penelitian kedepannya.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB IV PERANCANGAN

Bab ini menjelaskan tentang rancangan penelitian tugas akhir untuk membuat model peramalan. Bab ini berisikan proses pengumpulan data, persiapan data, pengolahan data yang termasuk memuat bagaimana pemodelan dan proses peramalan dilakukan.

3.1 Pengumpulan Data

Pada penelitian Tugas Akhir ini, terdapat 2 data yang dikumpulkan, yakni data penderita Demam Berdarah yang didapatkan dari Dinas Kesehatan Kabupaten Malang serta data cuaca yang didapatkan dari Badan Metereologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) Kabupaten Malang. Data penderita Demam Berdarah yang kami dapatkan pada periode Januari 2016 hingga Desember 2017 berbentuk data dalam periode bulanan. Sementara untuk data cuaca yang terdiri dari suhu, kelembaban, dan curah hujan pada periode Januari 2016 hingga Desember 2018 berbentuk data dalam periode harian. Sehingga kedua data tersebut akan diolah lebih lanjut dalam tahapan preprocess data.

3.2 Praproses Data

Data penderita Demam Berdarah yang digunakan adalah data dari bulan Januari 2016 hingga bulan Desember 2017 pada 390 desa di Kabupaten Malang. Dari total 390 desa tersebut, dikelompokkan berdasarkan letak geografisnya yaitu Dataran Rendah, Dataran Menengah, dan Dataran Tinggi.

Tabel 0.1 Klasifikasi Dataran

Dataran	Ketinggian
Rendah	0 – 300 mdpl
Menengah	300 – 800 mdpl
Tinggi	>800 mdpl

Tabel 0.1 menjelaskan mengenai klasifikasi dataran berdasarkan ketinggian diatas permukaan air laut.

Pengelompokan data berdasarkan letak geografis tersebut dikarenakan pada letak dataran yang sama, terdapat kesamaan pola data pada desa tersebut [22].

Tabel 0.2 Klasifikasi Desa Studi Kasus

Dataran	Ketinggian	Desa
Rendah	0 – 300 mdpl	Desa Sitarjo dan Desa Tambakrejo
Menengah	300 – 800 mdpl	Desa Dalisodo dan Desa Sumbermanjing Wetan
Tinggi	>800 mdpl	Desa Pandansari

Oleh karena itu untuk mewakili masing masing letak geografis dipilih lima desa yang akan digunakan dalam penelitian ini, diantaranya Desa Sitarjo dan Desa Tambakrejo dari Dataran Rendah, Dalisodo dan Desa Sumbermanjing Wetan dari Dataran Menengah, dan Desa Pandansari dari Dataran Tinggi dalam periode harian yang selanjutnya dilakukan rekapitulasi menjadi periode mingguan.

Data cuaca yang didapatkan dari BMKG Kabupaten Malang mulai Januari 2016 hingga Desember 2017, yang berisi suhu, curah hujan dan kelembaban dalam periode harian yang selanjutnya di rata-rata untuk mendapatkan data dalam bentuk mingguan.

3.3 Pembuatan Model Neural Network

Pada bagian ini dilakukan pembuatan model Neural Network yang akan digunakan untuk peramalan pada penelitian tugas akhir dengan menggunakan *tools* MATLAB R2018a *for Academic Use*. Hasil dari peramalan diharapkan memperoleh angka kasus demam berdarah dengan akurasi yang baik.

3.3.1 Pembagian Data

Data yang digunakan dalam tugas akhir ini ialah data jumlah kasus demam berdarah pada lima desa di Kabupaten Malang, suhu, curah hujan dan kelembaban pada Kabupaten Malang.

Terdapat 5 desa yang digunakan berdasarkan pada letak geografisnya. Data tersebut akan dibagi menjadi 2 bagian, yaitu data pelatihan (*training*) dan data pengujian (*testing*) dengan perbandingan 80% : 20%. Dari jumlah data sebanyak 104 minggu, maka data sebanyak 84 minggu akan digunakan sebagai data pelatihan dan sisanya yaitu sebanyak 20 minggu data akan digunakan sebagai data pengujian.

3.3.2 Perancangan Model Neural Network

Model dari Neural Network yang akan digunakan dalam penelitian tugas akhir ini terdiri dari variabel *input layer*, variabel *hidden layer* dan variabel *output layer* beserta parameter yang akan digunakan selama proses pelatihan.

3.3.2.1 Penetapan Variabel Input Layer

Variabel *input layer* pada penelitian tugas akhir ini berisi jumlah kasus demam berdarah pada 5 Desa di Kabupaten Malang pada bulan Januari 2016 hingga Desember 2017 serta cuaca yang terdiri dari suhu, kelembaban, dan curah hujan di Kabupaten Malang pada bulan Januari 2016 hingga 2017. Sehingga terdapat 4 buah *neuron* pada *input layer* (n) yang akan digunakan pada penelitian tugas akhir ini. Jumlah *neuron* pada *input layer* tidak akan mengalami perubahan.

3.3.2.2 Penetapan Variabel Hidden Layer

Pada metode *neural network*, jumlah *neuron* pada *hidden layer* pun akan mempengaruhi performa dari model yang nantinya akan berakibat pada hasil peramalan. Semakin banyak jumlah *neuron* pada *hidden layer*, maka *ouput* yang dihasilkan semakin bagus namun membutuhkan waktu proses yang semakin lama pula. Pada penelitian tugas akhir ini, penentuan jumlah *neuron* pada *hidden layer* dilakukan secara *trial error* untuk mendapatkan model terbaik dengan variasi jumlah *neuron hidden layer* sebanyak n

hingga $3n$. Dimana n adalah jumlah *neuron* pada *input layer*.

3.3.2.3 Penetapan Variabel Output Layer

Variabel *output* yang akan dihasilkan pada penelitian tugas akhir ini adalah jumlah kasus demam berdarah pada lima desa di Kabupaten Malang. Sehingga karena hanya jumlah kasus demam berdarah saja yang menjadi *output*, maka pada *output layer* hanya memiliki satu buah *neuron*.

3.3.2.4 Penetapan Parameter

Pengubahan parameter diperlukan guna mendapatkan model terbaik berdasarkan data yang ada. Pengubahan parameter dilakukan untuk mencari nilai MSE terendah yang bisa diperoleh. Besar nilai MSE bergantung pada seberapa besar variasi data yang digunakan. Namun nilai mse yang paling rendah akan menghasilkan model yang makin baik.

3.3.2.5 Fungsi Pelatihan (*Training Function*)

Pada penelitian tugas akhir ini akan digunakan 3 buah fungsi pelatihan (*Training Function*) yang ada pada *tools* MATLAB R2018a. Ketiga *training function* tersebut adalah *Levenberg-Marquardt backpropagation* (*Trainlm*), *Gradient descent with momentum and adaptive learning rate backpropagation* (*Traingdx*), *Gradient descent with adaptive learning rate backpropagation* (*Traingda*). Variasi tersebut bertujuan untuk memperoleh model yang paling optimal. Sehingga akan dilakukan perubahan dengan cara *trial error* untuk menemukan model yang paling optimal.

3.3.2.6 Fungsi Pembelajaran (Adaption Learning Function)

Penelitian tugas akhir ini menggunakan parameter yang menjadi *default* pada fungsi pembelajaran pada tools MATLAB R2018a, yaitu *Gradient descent with momentum weight and bias learning function (LearnGdm)*.

3.3.2.7 Fungsi Transfer (Transfer Function)

Pada penelitian tugas akhir ini digunakan 3 fungsi transfer, yaitu *Logsig*, *Tansig*, *Purelin* pada *hidden layer* dan 1 *transfer function (Purelin)* pada *output layer*.

3.3.2.8 Training Cycle (epoch)

Epoch merupakan banyaknya iterasi yang dilakukan ketika suatu model sedang mengalami proses pelatihan (*training*). Jumlah epoch akan mempengaruhi hasil performa model yang dihasilkan. Semakin besar nilai suatu epoch, maka performa yang dihasilkan pun akan semakin baik. Namun hal tersebut akan berbanding terbalik dengan waktu proses yang ditempuh. Dimana semakin besar nilai epoch, maka waktu proses yang ditempuh pun akan semakin lama.

Pada tugas akhir kali ini saya akan menggunakan jumlah epoch sebesar 1500. Sehingga batas akhir dari pemberhentian proses pelatihan ialah apabila telah mencapai epoch dengan nilai sebesar 1500.

3.3.2.9 Momentum dan Learning Rate

Pada penelitian tugas akhir ini akan digunakan variasi nilai momentum dan learning rate dengan rentang nilai 0.1 hingga 0.9. Kombinasi dari variabel ini akan terus berganti hingga menemukan model dengan kombinasi terbaik. Sehingga besar nilai dari momentum dan learning rate pada proses pelatihan akan selalu berubah ubah.

Tabel 0.3 merupakan kesimpulan dari rancangan parameter model dalam proses pelatihan dimana proses tersebut akan dilakukan *trial error* dengan menggunakan iterasi.

Tabel 0.3 Rancangan Parameter Model

Parameter	Nilai	Deskripsi
<i>Input Layer (n)</i>	4	Jumlah kasus demam berdarah pada 5 Desa di Kabupaten Malang, suhu, kelembaban, dan curah hujan
<i>Hidden Layer</i>	$n, n+1$, dan $3n$	<i>Trial & error</i>
<i>Output Layer</i>	1	Jumlah kasus demam berdarah pada 5 Desa di Kabupaten Malang satu periode kedepan
<i>Training Function</i>	3	Trainlm, Traingdx, Traingda
<i>Adaption Learning Function</i>	1	Learngdm (Default MATLAB R2018a)
<i>Transfer Function</i>	3	Logsig, Tansig, Purelin
<i>Training Cycle (epoch)</i>	1500	<i>Trial & error</i>
<i>Learning Rate</i>	0,1 - 0,9	<i>Trial & error</i>
<i>Momentum</i>	0,1 - 0,9	<i>Trial & error</i>

3.3.3 Proses Pelatihan Data

Proses pelatihan data akan dilakukan pada data minggu ke-1 hingga minggu ke-84 dengan bobot 80%. Data tersebut akan melalui tahapan *trial error* dengan model yang telah dirancang untuk selanjutnya dicari model yang memiliki akurasi paling baik.

3.3.4 Proses Pengujian Data

Proses pengujian data akan dilakukan pada data minggu ke-85 hingga minggu ke-104 dengan bobot 20%. Data tersebut digunakan setelah melakukan pelatihan pada data melalui

tahapan *trial error* dengan model yang telah dirancang untuk selanjutnya dicari model yang memiliki akurasi paling baik.

3.3.5 Peramalan Data

Setelah melewati proses pelatihan dan pengujian data serta telah menemukan model dengan akurasi paling baik, maka proses selanjutnya ialah melakukan peramalan terhadap periode minggu ke-105 hingga minggu ke-260 yang bertepatan pada bulan Januari 2018 hingga Desember 2020.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB V IMPLEMENTASI

Bab ini menjelaskan proses pelaksanaan penelitian tugas akhir sesuai dengan perancangan yang telah dibuat sebelumnya.

5.1. Lingkungan Uji Coba

Lingkungan uji coba merupakan perangkat yang digunakan dalam penelitian tugas akhir ini. Lingkungan uji coba terdiri dari perangkat keras dan perangkat lunak dengan rincian yang tertera pada tabel Tabel 4.1 dan Tabel 4.2

Tabel 4.1 Spesifikasi Perangkat Keras

Perangkat Keras	Spesifikasi
Jenis	Personal Computer
Processor	Intel Core i3
RAM	512 MB
HDD	240 GB

Tabel 4.2 Spesifikasi Perangkat Lunak

Perangkat Lunak	Spesifikasi
Windows 10	Sistem Operasi
MATLAB R2018a <i>for Academic Use</i>	Membentuk model, melakukan pelatihan, pengujian, dan validasi model
Microsoft Excel 2016	Mengelola dan merangkum data

5.2. Pemrosesan Data

Dari data aktual yang telah didapat, kemudian data tersebut dibagi kedalam 4 file berbeda yaitu Training Data, Training Data Target, Testing Data, dan Testing Data Target. Training Data berisikan data jumlah kasus demam berdarah, suhu, kelembaban, dan curah hujan pada pekan 1-84. Sementara untuk Training Data Target, berisikan data jumlah kasus demam berdarah pada pekan 1-84. Testing Data berisi data jumlah kasus demam berdarah, suhu, kelembaban, dan curah hujan pada pekan 85-104. Lalu Testing Data Target berisi data jumlah kasus demam berdarah pada pekan 85-104.

Berikut merupakan contoh data training yang digunakan pada Desa Sitarjo.

Tabel 4.3 Data Training pada Desa Sitarjo

No	Minggu	Jumlah Kasus DB	Suhu	Kelembapan	Curah Hujan
1	1	1	25.35714	78.57143	7.085714
2	2	3	25.52857	79.57143	7.5
3	3	0	25.3	78.85714	11.15714
4	4	0	24.37143	82.85714	4.3
5	5	0	24.68571	85	20.57143
6	6	1	23.71429	91.42857	21.38571
7	7	1	24.4	85.28571	10.82857
...
82	82	0	22.34286	78	5.457143
83	83	0	21.94286	81.14286	0.314286
84	84	0	22.98571	78.71429	0

Berikut merupakan contoh data testing yang digunakan pada Desa Sitarjo.

Tabel 4.4 Data Testing pada Desa Sitarjo

No	Minggu	Jumlah Kasus DB	Suhu	Kelembapan	Curah Hujan
1	85	0	22.32857	75.14286	0.057143
2	86	1	22.97143	74.85714	0
3	87	0	22.78571	72.71429	0
4	88	0	23.54286	73	0
5	89	0	23.67143	74.28571	0.057143
6	90	0	23.65714	69.28571	0.985714
7	91	1	24.44286	77.14286	6
...
18	102	0	24.14286	85.42857	9.371429
19	103	0	23.61429	87.57143	13.55714
20	104	0	24.18571	79.14286	2.157143

5.3. Permodelan Neural Network

Pada penelitian tugas akhir ini akan digunakan 2 metode dari *Neural Network* dengan model *multilayer perceptron*, yaitu *Recurrent Neural Network* dan *Backpropagation* yang terdiri dari satu lapisan input (*input layer*), satu lapisan tersembunyi, (*hidden layer*) dan satu lapisan luaran (*output layer*).

5.3.1. Implementasi Model pada RNN

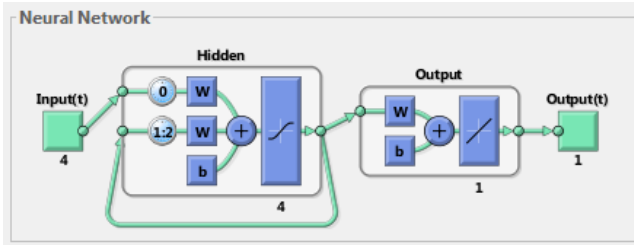
Pada model RNN, akan digunakan network type '*elman backpropagation*' sesuai dengan rancangan pada parameter model pada Tabel 0.3. dengan menggunakan sintaks untuk membentuk model '*elman backpropagation*' sebagai berikut.

```
net = elmanet(1:2, hiddenSizes);
```

Tabel 4.5 Penjelasan Sintaks Model RNN

Script	Penjelasan
net	Nama jaringan yang akan dibangun
elmanet	Jenis jaringan yang akan dibangun, yaitu <i>elman backpropagation</i>
hiddenSizes	Jumlah simpul yang ada pada lapisan tersembunyi (<i>hidden layer</i>). Default matlab bernilai 10 dengan fungsi aktivasi <i>tansig</i> .

Pada Gambar 4.1 dapat dilihat bahwa terdapat 4 *neuron* pada *input layer*, 4 *neuron* pada *hidden layer*, dan 1 *neuron* pada *output layer*. Pada input dan *output layer*, jumlah *neuron* akan selalu tetap yaitu 4 *neuron* pada *input layer* dan 1 *neuron* pada *output layer*. Namun pada *hidden layer*, jumlah *neuron* akan berubah sesuai dengan perancangan model sebelumnya yaitu sebanyak n , $n+1$, dan $3n$. Dimana n adalah jumlah *neuron* pada *input layer*. Sehingga banyaknya hidden layer yang akan digunakan pada proses pelatihan ialah sebanyak *neuron*, 5 *neuron*, dan 12 *neuron*.



Gambar 4.1 Arsitektur RNN

5.3.2. Implementasi Model pada BPNN

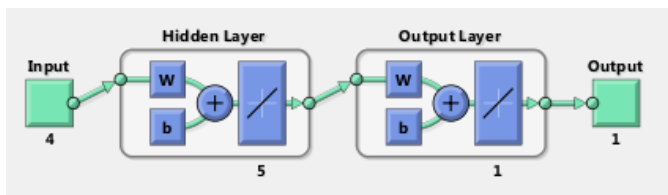
Pada model BPNN, akan digunakan network type '*feed-forward backpropagation*' sesuai dengan rancangan pada parameter model pada Tabel 0.3. dengan menggunakan sintaks untuk membentuk model '*feed-forward backpropagation*' sebagai berikut.

```
net = newff (inputs, targets,
            hiddenSizes, {cell2mat(transf(b))
            , 'purelin'});
```

Penjelasan dari sintaks diatas dapat dilihat pada Tabel 4.6. Sementara itu, pada Gambar 4.2 dapat dilihat bahwa terdapat 4 *neuron* pada *input layer*, 5 *neuron* pada *hidden layer*, dan 1 *neuron* pada *output layer*. Pada input dan *output layer*, jumlah *neuron* akan selalu tetap yaitu 4 *neuron* pada *input layer* dan 1 *neuron* pada *output layer*. Namun pada *hidden layer*, jumlah *neuron* akan berubah sesuai dengan perancangan model sebelumnya yaitu sebanyak n , $n+1$, dan $3n$. Dimana n adalah jumlah *neuron* pada *input layer*. Sehingga banyaknya hidden layer yang akan digunakan pada proses pelatihan ialah sebanyak *neuron*, 5 *neuron*, dan 12 *neuron*.

Tabel 4.6 Penjelasan Sintaks Model BPNN

Script	Penjelasan
net	Nama jaringan yang akan dibangun
newff	Jenis jaringan yang akan dibangun, yaitu <i>feedforward backpropagation</i>
inputs	Membaca kumpulan data yang digunakan sebagai data input pada proses pelatihan (<i>training</i>) data
targets	Membaca kumpulan data yang digunakan sebagai data target atau <i>output</i> pada proses pelatihan (<i>training</i>) data
hiddenSizes	Jumlah simpul yang ada pada lapisan tersembunyi (<i>hidden layer</i>). Default matlab bernilai 10 dengan fungsi aktivasi <i>tansig</i> .
cell2mat (transf(b))	Membaca parameter fungsi transfer (<i>transfer function</i>) yang digunakan di <i>hidden layer</i>
purelin	Mendeklarasikan parameter ‘Purelin’ sebagai fungsi transfer (<i>transfer function</i>) yang digunakan di <i>output layer</i>



Gambar 4.2 Arsitektur BPNN

5.3.3 Proses Training

Model yang dibentuk dan telah ditetapkan nilai dari setiap parameternya akan mengalami proses pelatihan (*training*) yang telah disiapkan sebelumnya. Data yang digunakan pada proses pelatihan ini sebanyak 80% dari total data yang digunakan. Tepatnya pada minggu ke-1 hingga minggu ke- 84.

Berikut merupakan script yang digunakan untuk melatih model yang telah dibuat.

```
[netTrain, tr] = train (net, inputs,
targets);
```

Tabel 4.7 Penjelasan Sintaks Proses Training

Script	Penjelasan
[netTrain, tr]	Pengambilan dan penyimpanan model hasil pelatihan (<i>training</i>)
train	Melakukan proses pelatihan (<i>training</i>)
net	Nama jaringan yang akan dibangun
inputs	Kumpulan data yang digunakan sebagai data input pada proses pelatihan (<i>training</i>) data
targets	Kumpulan data yang digunakan sebagai data target atau <i>output</i> pada proses pelatihan (<i>training</i>) data

5.3.4 Proses Testing

Model yang telah melawati proses pelatihan (*training*) selanjutnya akan mengalami proses uji coba (*testing*) sesuai hasil dari proses pelatihan (*training*) yang dialaminya. Berikut merupakan script yang digunakan untuk menguji coba model yang telah dilatih.

```
hasilSim = sim (netTrain, inputs);
```

Tabel 4.8 Penjelasan Sintaks Proses Testing

Script	Penjelasan
hasilSim	Penyimpanan model hasil uji coba (<i>testing</i>)
sim	Melakukan proses uji coba (<i>testing</i>)
netTrain	Model yang telah mengalami pelatihan
inputs	Kumpulan data yang digunakan sebagai data input pada proses uji coba (<i>testing</i>) data

5.4 Analisa Model ANN

Setelah melakukan pelatihan dan uji coba pada masing masing model, selanjutnya ialah menganalisa akurasi yang didapatkan dari uji coba tersebut. Sesuai dengan pembahasan pada bab 2 dimana akurasi yang digunakan ialah MSE. Dari kedua metode tersebut, akan diambil model yang menghasilkan akurasi paling baik.

```
net.performFcn='mse';
errorTest=hasilTest - targetTesting;
mseTest=mse(errorTest);
mseTest;
```

Tabel 4.9 Penjelasan Sintaks Analisa Model

Script	Penjelasan
<code>net.performFcn</code>	Menentukan jenis uji performa yang digunakan
<code>mse</code>	Uji performa yang digunakan ialah <i>Mean Squared Error</i>
<code>errorTest</code>	Menghitung selisih nilai peramalan dengan data actual pada target di model uji coba (<i>testing</i>)
<code>hasilTest</code>	Keluaran (<i>output</i>) nilai peramalan hasil dari model uji coba (<i>testing</i>)
<code>targetTesting</code>	Membaca kumpulan data yang digunakan sebagai data target pada saat proses uji coba (<i>testing</i>)
<code>mseTest</code>	Menghitung performa <i>Mean Squared Error</i> dari model uji coba (<i>testing</i>)

5.5 Peramalan Periode Kedepan

Apabila telah didapatkan model dengan akurasi yang baik dari kedua metode, maka hasil peramalan dari model tersebut akan dijadikan data input atau data aktual yang akan digunakan untuk meramalkan pada periode selanjutnya. Pada penelitian tugas

akhir ini, akan diramalkan untuk Januari 2018 hingga Desember 2020 dengan periode mingguan tepatnya pada minggu ke-105 hingga minggu ke-260

BAB VI

HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini berisikan hasil dan pembahasan setelah melakukan implementasi. Hasil yang akan dijelaskan adalah hasil uji coba model, pembahasan tentang hal yang menyebabkan hasil yang ada terjadi, dan hasil peramalan untuk periode yang akan datang.

6.1. Hasil Uji Coba Metode ANN

Pembentukan model ANN terbaik pada kedua metode dilakukan dengan cara *trial error* dengan menggunakan berbagai macam parameter yang telah dirancang pada Tabel 0.3. baik untuk pelatihan maupun pengujian.

6.3.3 Hasil Uji Coba Model BPNN

Jumlah model yang dihasilkan pada metode *Backpropagation* ini adalah sebanyak kombinasi parameter yang terlibat dikalikan dengan jumlah percobaan yang dilakukan untuk tiap parameter yang ada. Untuk jumlah *neuron hidden layer* yang digunakan sebanyak 3 buah (4, 5, dan 12) dengan fungsi pelatihan sebanyak 3 buah (*trainm*, *traingda*, *traingdx*), satu buah fungsi pembelajaran (*learnqdm*), 3 buah fungsi transfer (*logsig*, *tansig*, *purelin*), serta *momentum* dan *learning rate* yang masing masing sebanyak 9 buah (0.1 – 0.9). sehingga jumlah total model yang dapat dihasilkan pada metode *Backpropagation* adalah $3 \times 3 \times 1 \times 3 \times 9 \times 9 = 2.187$ model per desa.

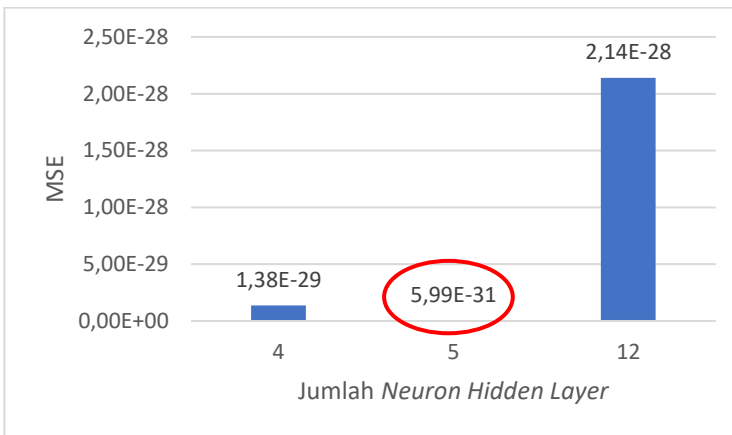
6.3.3.1 Hasil Uji Coba BPNN Desa Sitarjo

Sebanyak 2.187 model dengan satu fungsi pembelajaran yang sama (*learnqdm*) dan *epoch* sebesar 1500 telah dihasilkan pada uji coba dengan metode *Backpropagation* di desa Sitarjo. Berikut merupakan hasil uji coba dengan nilai MSE terendah pada tiap nilai *neuron input* disajikan pada Tabel 6.1.

Tabel 6.1 Hasil Uji Coba BPNN Desa Sitarjo

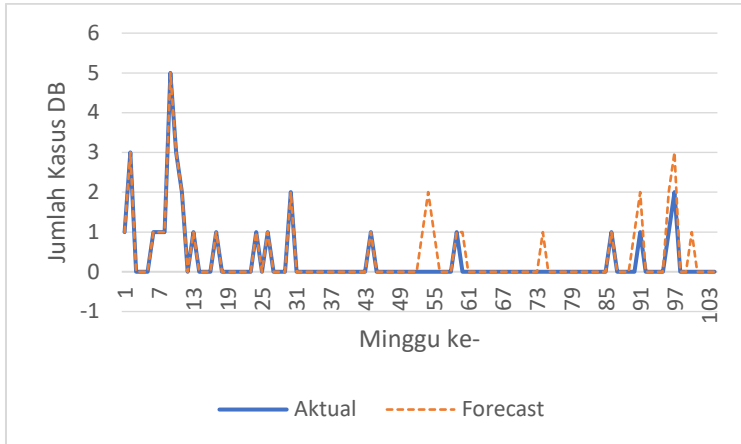
Neuron Hidden	Training Function	Transfer Function	Momentum	Learning Rate	MSE
4	trainlm	purelin	0.7	0.1	1,38E-29
5	trainlm	purelin	0.9	0.9	5,99E-31
12	trainlm	tansig	0.5	0.9	2,14E-28

Untuk mempermudah dalam memilih MSE terendah, maka dijelaskan perbandingan kandidat MSE terendah tiap *neuron hidden layer* yang ditampilkan pada grafik di Gambar 6.1. Nilai MSE terendah ditandai dengan lingkaran berwarna merah.



Gambar 6.1 Grafik Perbandingan Nilai MSE pada BPNN Desa Sitarjo

Dari tabel dan grafik diatas dapat disimpulkan bahwa model terbaik yang memiliki nilai MSE terendah yaitu sebesar 5,99E-31. Pada model tersebut memiliki 5 *node* pada *hidden layer* dengan parameter fungsi pelatihan *trainlm*, fungsi transfer *purelin*, *momentum* 0,9, *learning rate* 0,9.



Gambar 6.2 Perbandingan Data Aktual dan Forecast BPNN Desa Sitarjo

Gambar 0.2 merupakan grafik perbandingan antara data aktual dengan *forecast* menggunakan model dengan nilai MSE paling rendah pada uji coba Desa Sitarjo. Dapat dilihat pada grafik tersebut pola hasil peramalan (*forecast*) mengikuti pola data aktual. Dengan nilai MSE sebesar $5,99E-31$, maka peramalan tersebut dapat dikatakan baik.

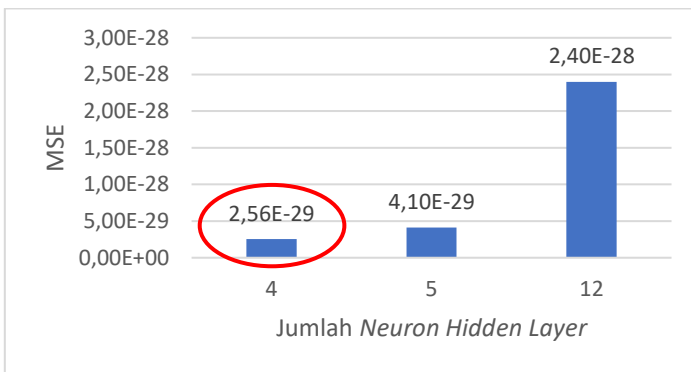
6.3.3.2 Hasil Uji Coba BPNN Desa Tambakrejo

Sebanyak 2.187 model dengan satu fungsi pembelajaran yang sama (*learnngdm*) dan *epoch* sebesar 1500 telah dihasilkan pada uji coba dengan metode *Backpropagation* di Desa Tambakrejo. Berikut merupakan hasil uji coba dengan nilai MSE terendah pada tiap nilai *neuron input* disajikan pada Tabel 6.2.

Untuk mempermudah dalam memilih MSE terendah, maka dijelaskan perbandingan kandidat MSE terendah tiap *neuron hidden layer* yang ditampilkan pada grafik di Gambar 6.3. Nilai MSE terendah ditandai dengan lingkaran berwarna merah.

Tabel 6.2 Hasil Uji Coba BPNN Desa Tambakrejo

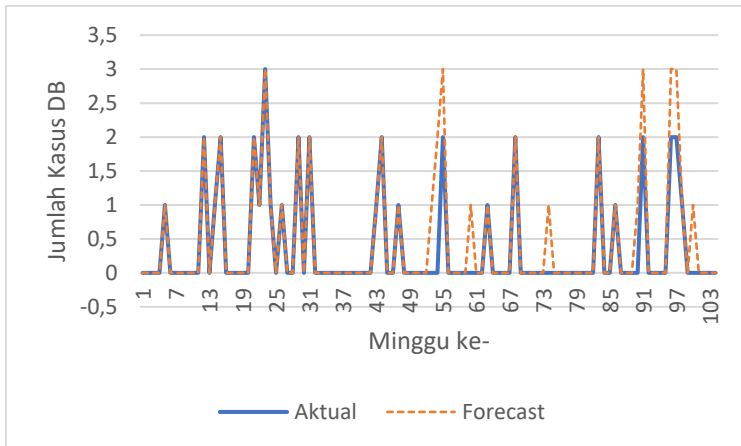
Hidden Layer	Training Function	Transfer Function	Momentum	Learning Rate	MSE
4	trainlm	purelin	0.1	0.3	2,56E-29
5	trainlm	purelin	0.1	0.4	4,10E-29
12	trainlm	purelin	0.8	0.4	2,40E-28



Gambar 6.3 Grafik Perbandingan Nilai MSE pada BPNN Desa Tambakrejo

Dari tabel dan grafik diatas dapat disimpulkan bahwa model terbaik yang memiliki nilai MSE terendah yaitu sebesar 2.56E-29. Pada model tersebut memiliki 4 *node* pada *hidden layer* dengan parameter fungsi pelatihan *trainlm*, fungsi transfer *purelin*, *momentum* 0.1, dan *learning rate* 0.3.

Gambar 6.4 merupakan grafik perbandingan antara data aktual dengan *forecast* menggunakan model dengan nilai MSE paling rendah pada uji coba Desa Tambakrejo. Dapat dilihat pada grafik tersebut pola hasil peramalan (*forecast*) mengikuti pola data aktual. Dengan nilai MSE sebesar 2.56E-29, maka peramalan tersebut dapat dikatakan baik.



Gambar 6.4 Perbandingan Data Aktual dan Forecast BPNN Desa Tambakrejo

6.3.3.3 Hasil Uji Coba BPNN Desa Dalisodo

Sebanyak 2.187 model dengan satu fungsi pembelajaran yang sama (*learnngdm*) dan *epoch* sebesar 1500 telah dihasilkan pada uji coba dengan metode *Backpropagation* di Desa Dalisodo. Berikut merupakan hasil uji coba dengan nilai MSE terendah pada tiap nilai *neuron input* disajikan pada Tabel 6.3.

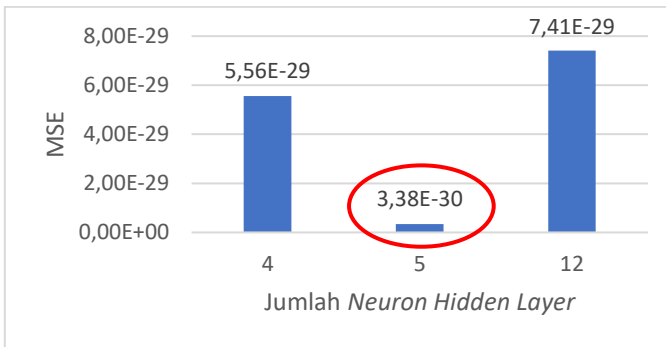
Untuk mempermudah dalam memilih MSE terendah, maka dijelaskan perbandingan kandidat MSE terendah tiap *neuron hidden layer* yang ditampilkan pada grafik di Gambar 6.5. Nilai MSE terendah ditandai dengan lingkaran berwarna merah.

Dari Tabel 6.3 dan Gambar 6.5, dapat disimpulkan bahwa model terbaik yang memiliki nilai MSE terendah yaitu sebesar $3.38E-30$. Pada model tersebut memiliki 5 *node* pada *hidden layer* dengan parameter fungsi pelatihan *trainlm*, fungsi transfer *purelin*, *momentum* 0.8, dan *learning rate* 0.3.

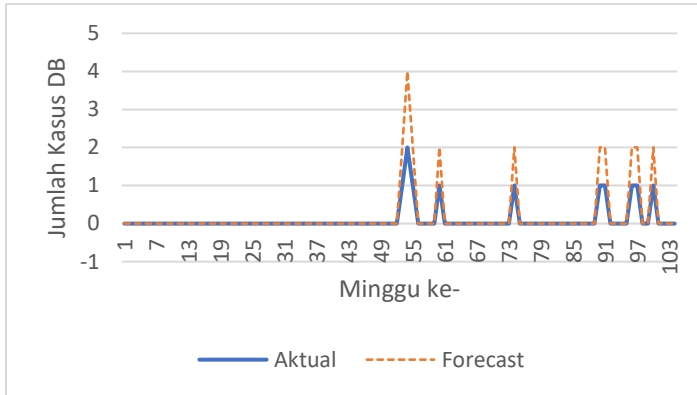
Gambar 6.6 merupakan grafik perbandingan antara data aktual dengan *forecast* menggunakan model dengan nilai MSE paling rendah pada uji coba Desa Dalisodo. Dapat dilihat pada grafik tersebut pola hasil peramalan (*forecast*) mengikuti pola data aktual. Dengan nilai MSE sebesar $3.38E-30$, maka peramalan tersebut dapat dikatakan baik.

Tabel 6.3 Hasil Uji Coba BPNN Desa Dalisodo

Hidden Layer	Training Function	Transfer Function	Momentum	Learning Rate	MSE
4	trainlm	purelin	0.8	0.3	5,56E-29
5	trainlm	purelin	0.9	0.9	3,38E-30
12	trainlm	purelin	0.5	0.2	7,41E-29



Gambar 6.5 Grafik Perbandingan Nilai MSE pada BPNN Desa Dalisodo



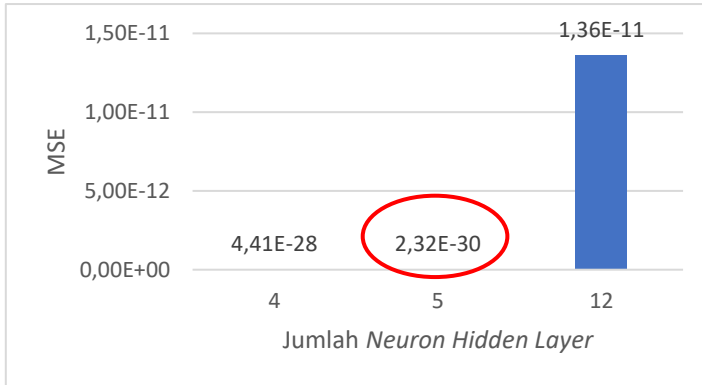
Gambar 6.6 Perbandingan Data Aktual dan Forecast BPNN Desa Dalisodo

6.3.3.4 Hasil Uji Coba BPNN Desa Sumbermanjing Wetan
 Sebanyak 2.187 model dengan satu fungsi pembelajaran yang sama (*learnngdm*) dan *epoch* sebesar 1500 telah dihasilkan pada uji coba dengan metode *Backpropagation* di Desa Sumbermanjing Wetan. Berikut merupakan hasil uji coba dengan nilai MSE terendah pada tiap nilai *neuron input* disajikan pada Tabel 6.4.

Tabel 6.4 Hasil Uji Coba BPNN Desa Sumbermanjing Wetan

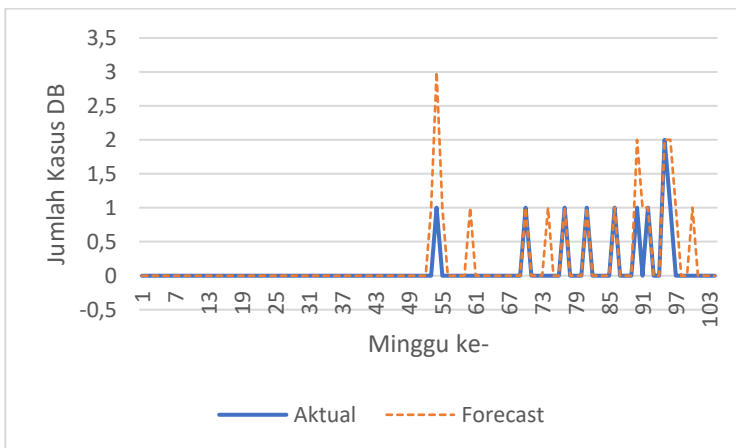
Hidden Layer	Training Function	Transfer Function	Momentum	Learning Rate	MSE
4	trainlm	purelin	0.4	0.7	4,41E-28
5	trainlm	purelin	0.6	0.7	2,32E-30
12	trainlm	tansig	0.8	0.7	1,36E-11

Untuk mempermudah dalam memilih MSE terendah, maka dijelaskan perbandingan kandidat MSE terendah tiap *neuron hidden layer* yang ditampilkan pada grafik di Gambar 6.7. Nilai MSE terendah ditandai dengan lingkaran berwarna merah.



Gambar 6.7 Grafik Perbandingan Nilai MSE pada BPNN Desa Sumbermanjing Wetan

Dari Tabel 6.4 dan Gambar 6.7 diatas dapat disimpulkan bahwa model terbaik yang memiliki nilai MSE terendah yaitu sebesar $2.32E-30$. Pada model tersebut memiliki 5 *node* pada *hidden layer* dengan parameter fungsi pelatihan *trainlm*, fungsi transfer *purelin*, *momentum* 0.6, dan *learning rate* 0.7.



Gambar 6.8 Perbandingan Data Aktual dan Forecast BPNN Desa Sumbermanjing Wetan

Gambar 6.8 merupakan grafik perbandingan antara data aktual dengan *forecast* menggunakan model dengan nilai MSE paling rendah pada uji coba Desa Sumbermanjing Wetan. Dapat dilihat pada grafik tersebut pola hasil peramalan (*forecast*) mengikuti pola data aktual. Dengan nilai MSE sebesar $2.32E-30$, maka peramalan tersebut dapat dikatakan baik.

6.3.3.5 Hasil Uji Coba BPNN Desa Pandansari

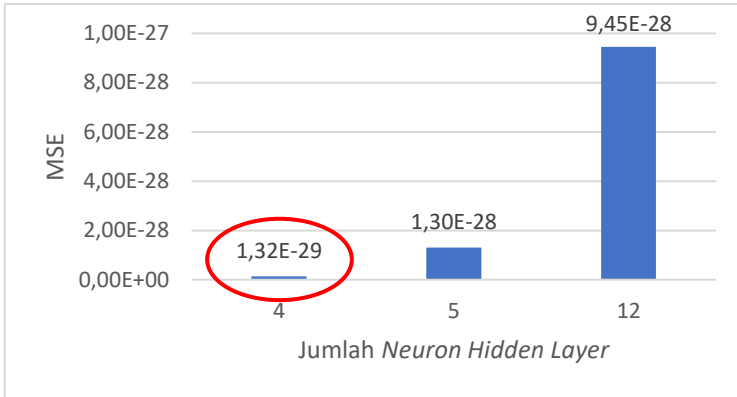
Sebanyak 2.187 model dengan satu fungsi pembelajaran yang sama (*learnngdm*) dan *epoch* sebesar 1500 telah dihasilkan pada uji coba dengan metode *Backpropagation* di Desa Pandansari. Berikut merupakan hasil uji coba dengan nilai MSE terendah pada tiap nilai *neuron input* disajikan pada Tabel 6.5.

Tabel 6.5 Hasil Uji Coba BPNN Desa Pandansari

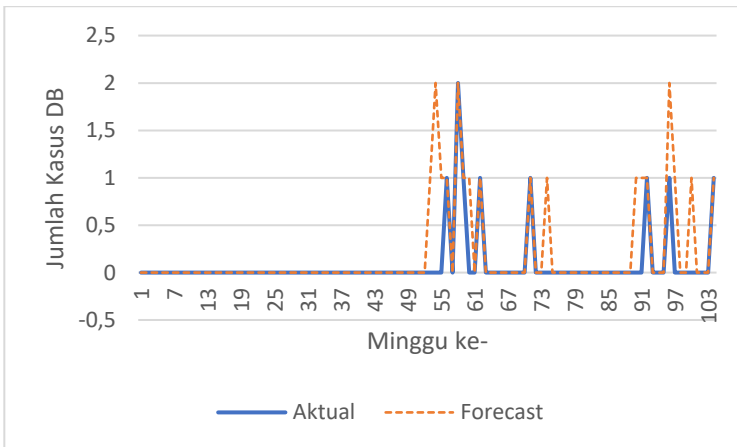
Hidden Layer	Training Function	Transfer Function	Momentum	Learning Rate	MSE
4	trainlm	purelin	0.9	0.4	1,32E-29
5	trainlm	logsig	0.2	0.4	1,30E-28
12	trainlm	purelin	0.6	0.8	9,45E-28

Untuk mempermudah dalam memilih MSE terendah, maka dijelaskan perbandingan kandidat MSE terendah tiap *neuron hidden layer* yang ditampilkan pada grafik di Gambar 6.9. Nilai MSE terendah ditandai dengan lingkaran berwarna merah.

Dari Tabel 6.5 dan Gambar 6.9 dapat disimpulkan bahwa model terbaik yang memiliki nilai MSE terendah yaitu sebesar $1.32E-29$. Pada model tersebut memiliki 4 *node* pada *hidden layer* dengan parameter fungsi pelatihan *trainlm*, fungsi transfer *purelin*, *momentum* 0,9, dan *learning rate* 0.4.



Gambar 6.9 Grafik Perbandingan Nilai MSE pada BPNN Desa Pandansari



Gambar 6.10 Perbandingan Data Aktual dan Forecast BPNN Desa Pandansari

Gambar 6.10 merupakan grafik perbandingan antara data aktual dengan *forecast* menggunakan model dengan nilai MSE paling rendah pada uji coba Desa Pandansari. Dapat dilihat pada grafik tersebut pola hasil peramalan (*forecast*) mengikuti pola data aktual. Dengan nilai MSE sebesar $1.32E-29$, maka peramalan tersebut dapat dikatakan baik.

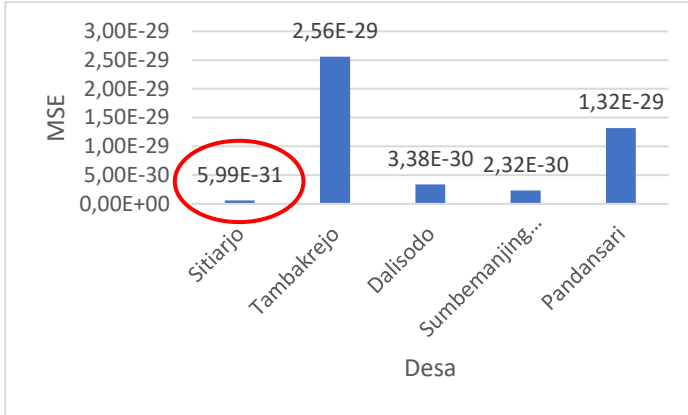
Maka pada Tabel 6.6 disajikan hasil uji coba dengan pembentukan model terbaik dari masing masing desa untuk arsitektur backpropagation dengan menggunakan jaringan *feedforward backpropagation*.

Untuk mempermudah dalam memilih MSE terendah, maka dijelaskan perbandingan kandidat MSE terendah pada tiap desa yang ditampilkan pada grafik di Gambar 6.11. Nilai MSE terendah ditandai dengan lingkaran berwarna merah.

Berdasarkan Tabel 6.6 dan Gambar 6.11, dapat disimpulkan bahwa model terbaik yang dihasilkan pada metode Backpropagation terletak pada model terbaik dari Desa Sitarjo. Model tersebut memiliki nilai MSE sebesar $5,99E-31$ dengan *training function* 'trainlm', *transfer function* 'purelin', momentum dan *learning rate* sebesar 0.9 dengan *hidden layer* sebanyak 5 nodes.

Tabel 6.6 Hasil Uji Coba Model BPNN

Nama Desa	Training Function	Transfer Function	Momentum	Learning Rate	Hidden Layer	MSE
Sitarjo	trainlm	Purelin	0.9	0.9	5	$5,99E-31$
Tam-bakrejo	trainlm	purelin	0.1	0.3	4	$2,56E-29$
Dalisodo	trainlm	purelin	0.9	0.9	5	$3,38E-30$
Sumbermanjing Wetan	trainlm	purelin	0.6	0.7	5	$2,32E-30$
Pandan-sari	trainlm	purelin	0.9	0.4	4	$1,32E-29$



Gambar 6.11 Grafik Perbandingan MSE Model BPNN

6.3.4 Hasil Uji Coba Model RNN

Jumlah model yang dihasilkan pada metode *Recurrent Neural Network* ini adalah sebanyak kombinasi parameter yang terlibat dikalikan dengan jumlah percobaan yang dilakukan untuk tiap parameter yang ada. Untuk jumlah *neuron hidden layer* yang digunakan sebanyak 3 buah (4, 5, dan 12) dengan fungsi pelatihan sebanyak 3 buah (*trainm*, *traingda*, *traingdx*), satu buah fungsi pembelajaran (*learngdm*), 3 buah fungsi transfer (*logsig*, *tansig*, *purelin*), serta *momentum* dan *learning rate* yang masing masing sebanyak 9 buah (0.1 – 0.9). sehingga jumlah total model yang dapat dihasilkan pada metode *Recurrent Neural Network* adalah $3 \times 3 \times 1 \times 3 \times 9 \times 9 = 2.187$ model per desa.

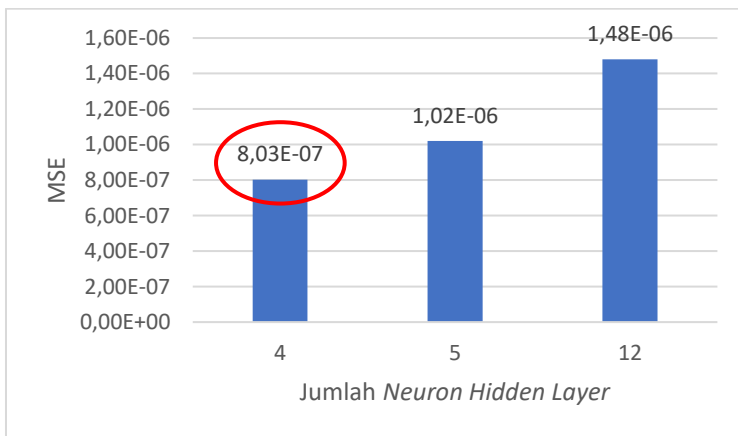
6.3.4.1 Hasil Uji Coba RNN Desa Sitarjo

Sebanyak 2.187 model dengan satu fungsi pembelajaran yang sama (*learngdm*) dan *epoch* sebesar 1500 telah dihasilkan pada uji coba dengan metode *Recurrent Neural Network* di Desa Sitarjo. Berikut merupakan hasil uji coba dengan nilai MSE terendah pada tiap nilai *neuron input* disajikan pada Tabel 6.7.

Tabel 6.7 Hasil Uji Coba RNN Desa Sitarjo

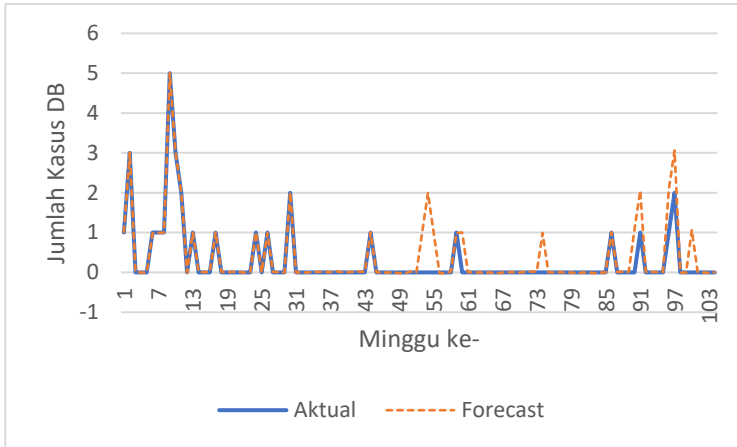
Hidden Layer	Training Function	Transfer Function	Momentum	Learning Rate	MSE
4	trainlm	tansig	0.1	0.2	8,03E-07
5	trainlm	purelin	0.8	0.6	1,02E-06
12	trainlm	purelin	0.6	0.2	1,48E-06

Untuk mempermudah dalam memilih MSE terendah, maka dijelaskan perbandingan kandidat MSE terendah tiap *neuron hidden layer* yang ditampilkan pada grafik di Gambar 6.12. Nilai MSE terendah ditandai dengan lingkaran berwarna merah.



Gambar 6.12 Grafik Perbandingan Nilai MSE pada RNN Desa Sitarjo

Dari Tabel 6.7 dan Gambar 6.12 diatas dapat disimpulkan bahwa model terbaik yang memiliki nilai MSE terendah yaitu sebesar 8.03E-07. Pada model tersebut memiliki 4 *node* pada *hidden layer* dengan parameter fungsi pelatihan *trainlm*, fungsi transfer *tansig*, *momentum* 0.1, dan *learning rate* 0.2.



Gambar 6.13 Perbandingan Data Aktual dan Forecast RNN Desa Sitarjo

Gambar 6.13 merupakan grafik perbandingan antara data aktual dengan *forecast* menggunakan model dengan nilai MSE paling rendah pada uji coba Desa Sitarjo. Dapat dilihat pada grafik tersebut pola hasil peramalan (*forecast*) mengikuti pola data aktual. Dengan nilai MSE sebesar $8.03E-07$, maka peramalan tersebut dapat dikatakan baik.

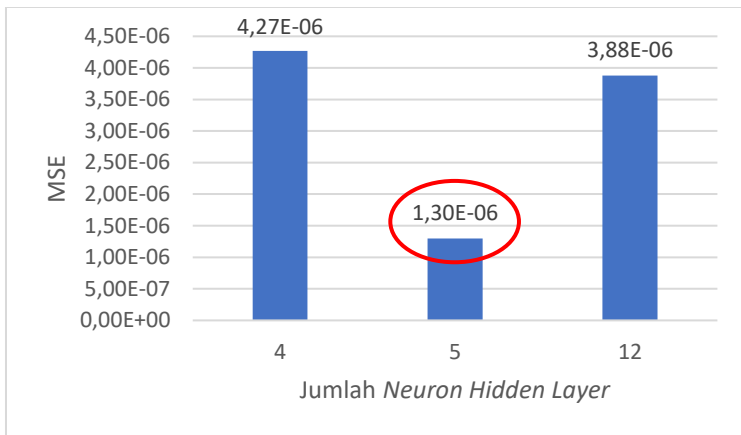
6.3.4.2 Hasil Uji Coba RNN Desa Tambakrejo

Sebanyak 2.187 model dengan satu fungsi pembelajaran yang sama (*learngdm*) dan *epoch* sebesar 1500 telah dihasilkan pada uji coba dengan metode *Recurrent Neural Network* di Desa Tambakrejo. Berikut merupakan hasil uji coba dengan nilai MSE terendah pada tiap nilai *neuron input* disajikan pada Tabel 6.8.

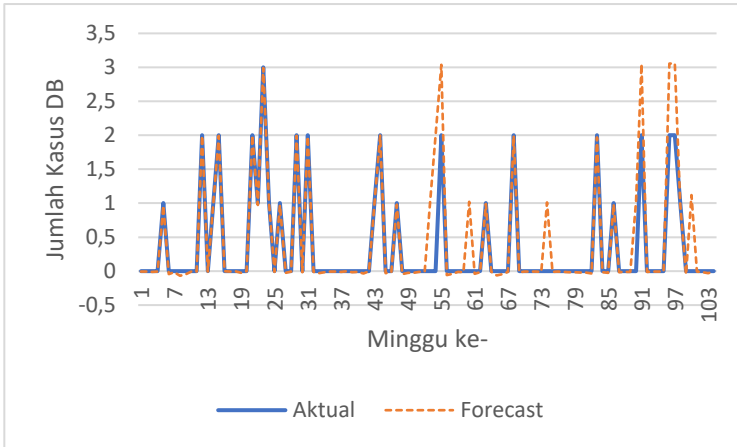
Untuk mempermudah dalam memilih MSE terendah, maka dijelaskan perbandingan kandidat MSE terendah tiap *neuron hidden layer* yang ditampilkan pada grafik di Gambar 6.14. Nilai MSE terendah ditandai dengan lingkaran berwarna merah.

Tabel 6.8 Hasil Uji Coba RNN Desa Tambakrejo

Hidden Layer	Training Function	Transfer Function	Momentum	Learning Rate	MSE
4	trainlm	tansig	0.8	0.9	4,27E-06
5	trainlm	purelin	0.6	0.8	1,30E-06
12	trainlm	tansig	0.5	0.8	3,88E-06

**Gambar 6.14 Grafik Perbandingan Nilai MSE pada RNN Desa Tambakrejo**

Dari Tabel 6.8 dan Gambar 6.14 diatas dapat disimpulkan bahwa model terbaik yang memiliki nilai MSE terendah yaitu sebesar 1.30E-06. Pada model tersebut memiliki 5 *node* pada *hidden layer* dengan parameter fungsi pelatihan *trainlm*, fungsi transfer *purelin*, *momentum* 0.6, dan *learning rate* 0.8.



Gambar 6.15 Perbandingan Data Aktual dan Forecast RNN Desa Tambakrejo

Gambar 6.15 merupakan grafik perbandingan antara data aktual dengan *forecast* menggunakan model dengan nilai MSE paling rendah pada uji coba Desa Tambakrejo. Dapat dilihat pada grafik tersebut pola hasil peramalan (*forecast*) mengikuti pola data aktual. Dengan nilai MSE sebesar $1.30E-06$, maka peramalan tersebut dapat dikatakan baik.

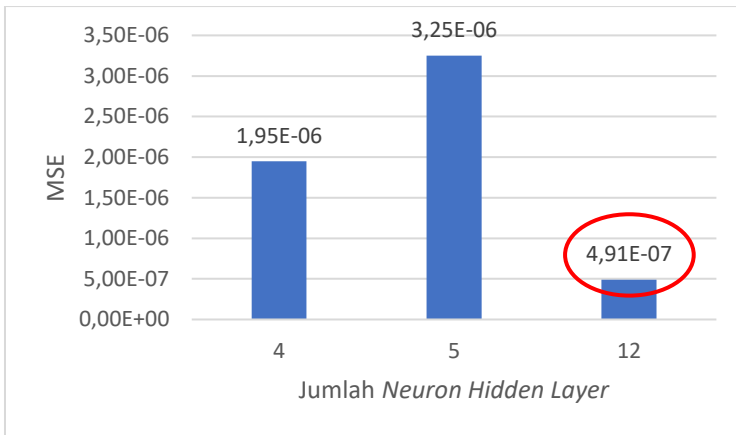
6.3.4.3 Hasil Uji Coba RNN Desa Dalisodo

Sebanyak 2.187 model dengan satu fungsi pembelajaran yang sama (*learnngdm*) dan *epoch* sebesar 1500 telah dihasilkan pada uji coba dengan metode *Recurrent Neural Network* di Desa Dalisodo. Berikut merupakan hasil uji coba dengan nilai MSE terendah pada tiap nilai *neuron input* disajikan pada Tabel 6.9.

Untuk mempermudah dalam memilih MSE terendah, maka dijelaskan perbandingan kandidat MSE terendah tiap *neuron hidden layer* yang ditampilkan pada grafik di Gambar 6.16. Nilai MSE terendah ditandai dengan lingkaran berwarna merah.

Tabel 6.9 Hasil Uji Coba RNN Desa Dalisodo

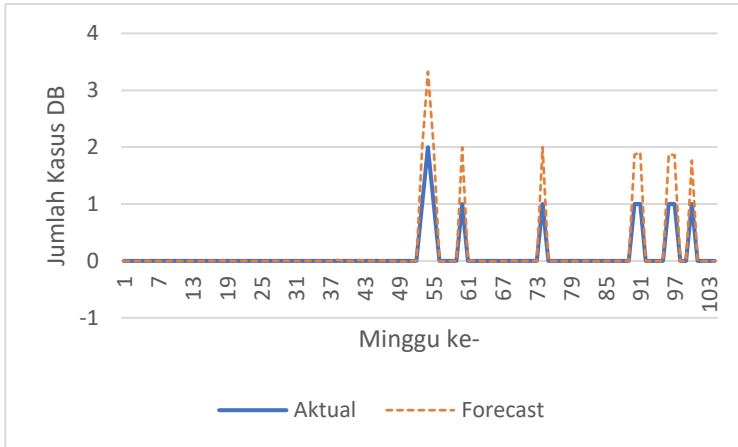
Hidden Layer	Training Function	Transfer Function	Momentum	Learning Rate	MSE
4	trainlm	logsig	0.1	0.2	1,95E-06
5	trainlm	purelin	0.6	0.7	3,25E-06
12	trainlm	tansig	0.3	0.7	4,91E-07



Gambar 6.16 Grafik Perbandingan Nilai MSE pada RNN Desa Dalisodo

Dari Tabel 6.9 dan Gambar 6.16 diatas dapat disimpulkan bahwa model terbaik yang memiliki nilai MSE terendah yaitu sebesar $4.91E-07$. Pada model tersebut memiliki 12 *node* pada *hidden layer* dengan parameter fungsi pelatihan *trainlm*, fungsi transfer *tansig*, *momentum* 0.3, dan *learning rate* 0.7.

Gambar 6.17 merupakan grafik perbandingan antara data aktual dengan *forecast* menggunakan model dengan nilai MSE paling rendah pada uji coba Desa Dalisodo. Dapat dilihat pada grafik tersebut pola hasil peramalan (*forecast*) mengikuti pola data aktual. Dengan nilai MSE sebesar $4.91E-07$, maka peramalan tersebut dapat dikatakan baik.



Gambar 6.17 Perbandingan Data Aktual dan Forecast RNN Desa Dalisodo

6.3.4.4 Hasil Uji Coba RNN Desa Sumbermanjing Wetan

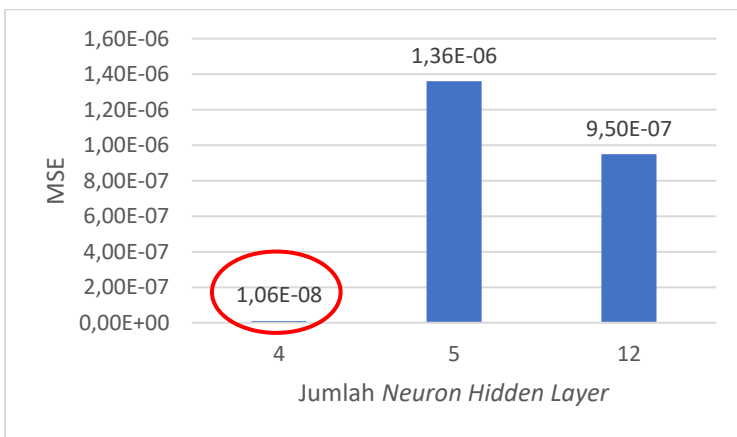
Sebanyak 2.187 model dengan satu fungsi pembelajaran yang sama (*learnngdm*) dan *epoch* sebesar 1500 telah dihasilkan pada uji coba dengan metode *Recurrent Neural Network* di Desa Sumbermanjing Wetan. Berikut merupakan hasil uji coba dengan nilai MSE terendah pada tiap nilai *neuron input* disajikan pada Tabel 6.10.

Untuk mempermudah dalam memilih MSE terendah, maka dijelaskan perbandingan kandidat MSE terendah tiap *neuron hidden layer* yang ditampilkan pada grafik di Gambar 6.18. Nilai MSE terendah ditandai dengan lingkaran berwarna merah.

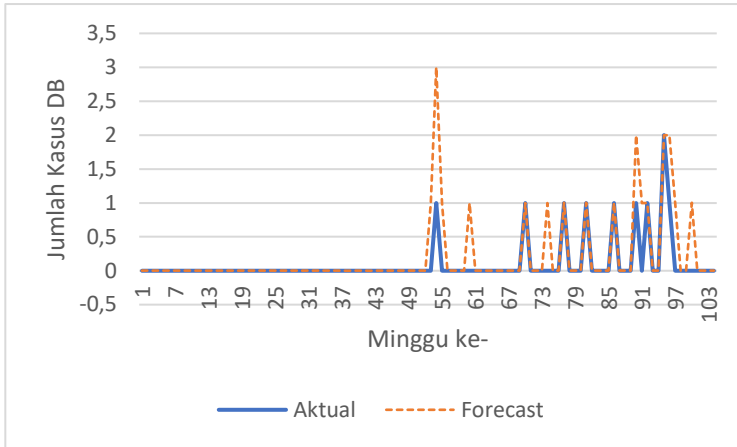
Dari Tabel 6.10 dan Gambar 6.18, dapat disimpulkan bahwa model terbaik yang memiliki nilai MSE terendah yaitu sebesar $1.06E-08$. Pada model tersebut memiliki 4 *node* pada *hidden layer* dengan parameter fungsi pelatihan *trainlm*, fungsi transfer *tansig*, *momentum* 0.3, dan *learning rate* 0.7.

Tabel 6.10 Hasil Uji Coba RNN Desa Sumbermanjing Wetan

Hidden Layer	Training Function	Transfer Function	Momentum	Learning Rate	MSE
4	trainlm	tansig	0.3	0.7	1,06E-08
5	trainlm	logsig	0.2	0.2	1,36E-06
12	trainlm	logsig	0.3	0.6	9,50E-07

**Gambar 6.18 Grafik Perbandingan Nilai MSE pada RNN Desa Sumbermanjing Wetan**

Gambar 6.19 merupakan grafik perbandingan antara data aktual dengan *forecast* menggunakan model dengan nilai MSE paling rendah pada uji coba Desa Sumbermanjing Wetan. Dapat dilihat pada grafik tersebut pola hasil peramalan (*forecast*) mengikuti pola data aktual. Dengan nilai MSE sebesar 1.06E-08, maka peramalan tersebut dapat dikatakan baik.



Gambar 6.19 Perbandingan Data Aktual dan Forecast RNN Desa Sumbermanjing Wetan

6.3.4.5 Hasil Uji Coba RNN Desa Pandansari

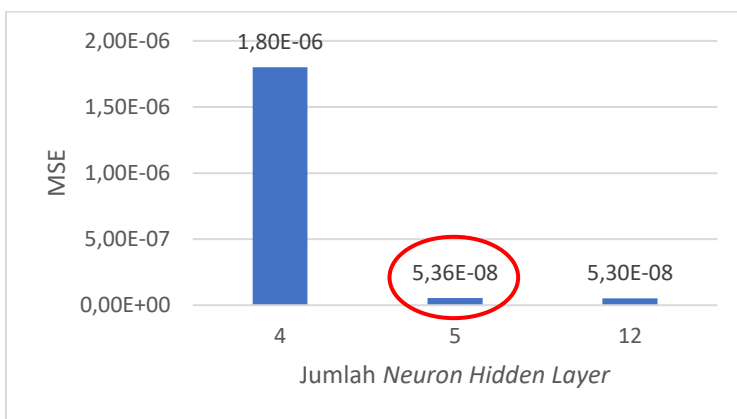
Sebanyak 2.187 model dengan satu fungsi pembelajaran yang sama (*learn_gdm*) dan *epoch* sebesar 1500 telah dihasilkan pada uji coba dengan metode *Recurrent Neural Network* di Desa Sumbermanjing Wetan. Berikut merupakan hasil uji coba dengan nilai MSE terendah pada tiap nilai *neuron input* disajikan pada Tabel 6.11.

Untuk mempermudah dalam memilih MSE terendah, maka dijelaskan perbandingan kandidat MSE terendah tiap *neuron hidden layer* yang ditampilkan pada grafik di Gambar 6.20. Nilai MSE terendah ditandai dengan lingkaran berwarna merah.

Dari Tabel 6.11 dan Gambar 6.20 dapat disimpulkan bahwa model terbaik yang memiliki nilai MSE terendah yaitu sebesar $5.36E-08$. Pada model tersebut memiliki 5 *node* pada *hidden layer* dengan parameter fungsi pelatihan *trainlm*, fungsi transfer *tansig*, *momentum* 0.7, dan *learning rate* 0.1.

Tabel 6.11 Hasil Uji Coba RNN Desa Pandansari

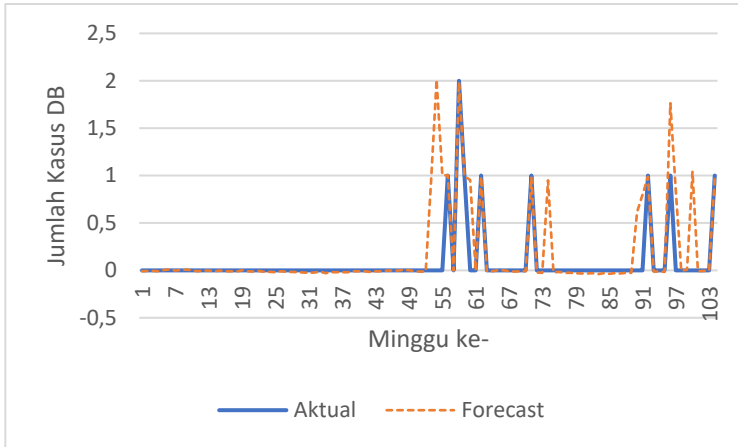
Hidden Layer	Training Function	Transfer Function	Momentum	Learning Rate	MSE
4	trainlm	purelin	0.2	0.4	1,80E-06
5	trainlm	tansig	0.7	0.1	5,36E-08
12	trainlm	tansig	0.9	0.7	5,30E-06



Gambar 6.20 Grafik Perbandingan Nilai MSE pada RNN Desa Pandansari

Gambar 6.21 merupakan grafik perbandingan antara data aktual dengan *forecast* menggunakan model dengan nilai MSE paling rendah pada uji coba Desa Sumbermanjing Wetan. Dapat dilihat pada grafik tersebut pola hasil peramalan (*forecast*) mengikuti pola data aktual. Dengan nilai MSE sebesar 5.36E-08, maka peramalan tersebut dapat dikatakan baik.

Maka pada Tabel 6.12 merupakan hasil uji coba dengan pembentukan model terbaik dari masing masing desa untuk arsitektur *recurrent neural network* dengan menggunakan jaringan *elman backprogragation*.

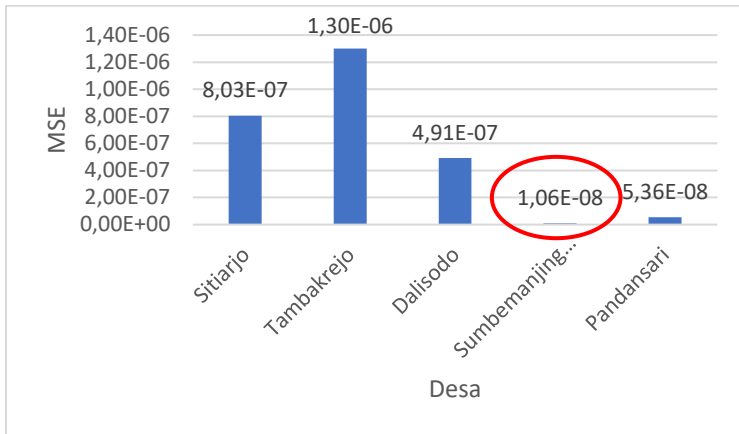


**Gambar 6.21 Perbandingan Data Aktual dan Forecast RNN
Desa Pandansari**

Tabel 6.12 Hasil Uji Coba Model RNN

Nama Desa	Training Function	Transfer Function	Momentum	Learning Rate	Hidden Layer	MSE
Sitiarjo	trainlm	tansig	0.1	0.3	4	8,03E-07
Tam- bakrejo	trainlm	purelin	0.6	0.8	5	1,30E-06
Dalisodo	trainlm	tansig	0.3	0.7	12	4,91E-07
Sumber- manjing Wetan	trainlm	tansig	0.3	0.7	4	1,06E-08
Pandan- sari	trainlm	tansig	0.7	0.1	5	5,36E-08

Untuk mempermudah dalam memilih MSE terendah, maka dijelaskan perbandingan kandidat MSE terendah pada tiap desa yang ditampilkan pada grafik di Gambar 6.22. Nilai MSE terendah ditandai dengan lingkaran berwarna merah.



Gambar 6.22 Grafik Perbandingan MSE Model RNN

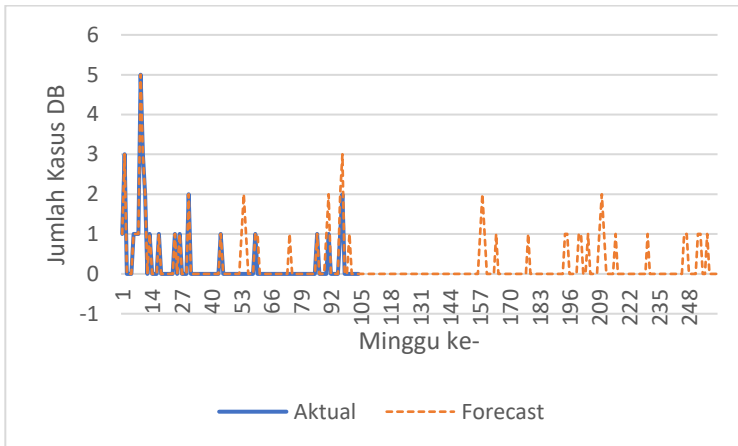
Berdasarkan Tabel 6.12 dan Gambar 6.22, dapat disimpulkan bahwa model terbaik yang memiliki nilai MSE paling rendah pada jaringan *elman backpropagation* terletak pada model terbaik dari Desa Sumbermanjing Wetan. Model tersebut memiliki nilai MSE sebesar $1,06E-08$ dengan *training function* ‘trainlm’, *transfer function* ‘tansig’, momentum sebesar 0.3 dan *learning rate* sebesar 0.7 dengan *hidden layer* sebanyak 4 *nodes*.

6.2. Peramalan Periode Berikutnya

Setelah mendapatkan model dengan akurasi terbaik dari masing masing jaringan *neural network*, maka langkah selanjutnya ialah meramalkan jumlah kasus demam berdarah periode berikutnya yaitu Januari 2018 hingga Desember 2020 dengan periode mingguan. Input dari peramalan akan tetap sama, yaitu Jumlah Kasus Demam Bedarah, Suhu, Kelembaban, dan Curah Hujan.

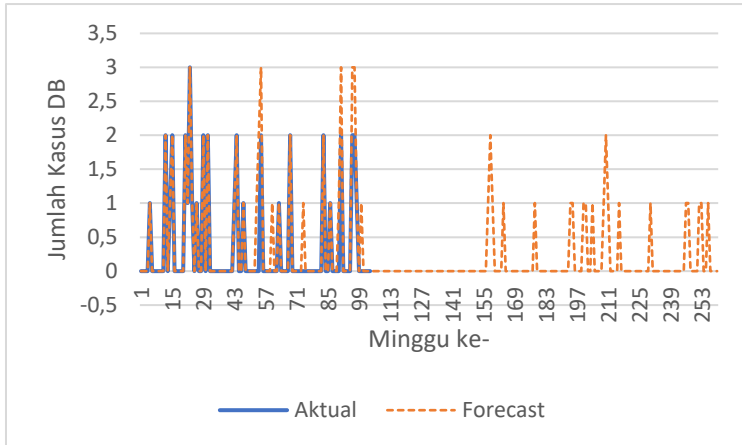
6.2.1 Peramalan Model BPNN

Model yang akan digunakan ialah model yang telah terbukti memiliki akurasi paling baik. Model paling baik yang dihasilkan pada metode *feedforward backpropagation* ialah model dengan hidden layer sebanyak 5 *neuron hidden layer* dengan learning rate dan momentum sebesar 0,9 dengan maksimal jumlah iterasi (*epoch*) sebanyak 1500 iterasi dan menggunakan *training function* ‘trainlm’ dan *transfer function* ‘purelin’.



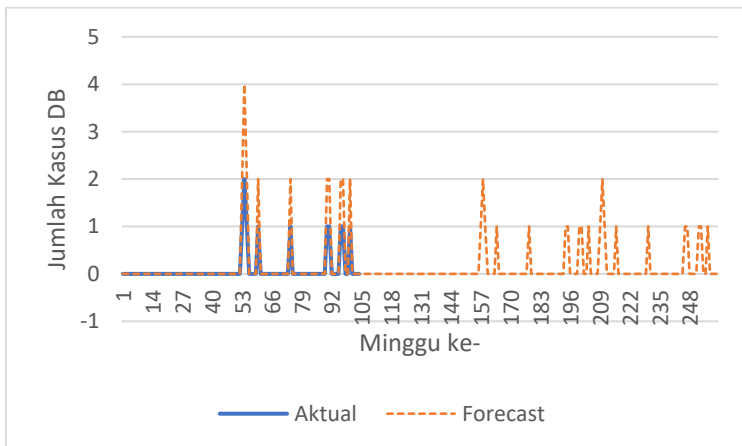
Gambar 6.23 Grafik Hasil Forecast BPNN Desa Sitarjo

Grafik pada Gambar 6.23 menunjukkan bahwa jumlah kasus demam berdarah untuk satu tahun kedepan pada Desa Sitarjo cenderung berkurang dari periode sebelumnya.



Gambar 6.24 Grafik Hasil Forecast BPNN Desa Tambakrejo

Grafik pada Gambar 6.24 menunjukkan bahwa jumlah kasus demam berdarah untuk satu tahun kedepan pada Desa Tambakrejo cenderung berkurang dari periode sebelumnya.



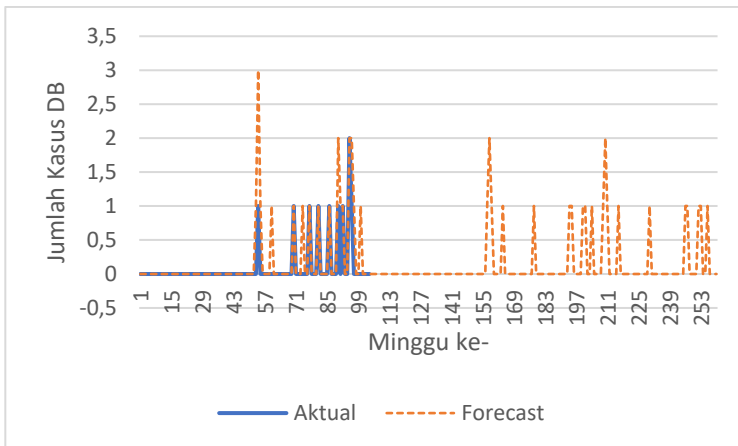
Gambar 6.25 Grafik Hasil Forecast BPNN Desa Dalisodo

Grafik pada Gambar 6.25 menunjukkan bahwa jumlah kasus demam berdarah untuk satu tahun kedepan pada Desa Dalisodo cenderung berkurang dari periode sebelumnya.

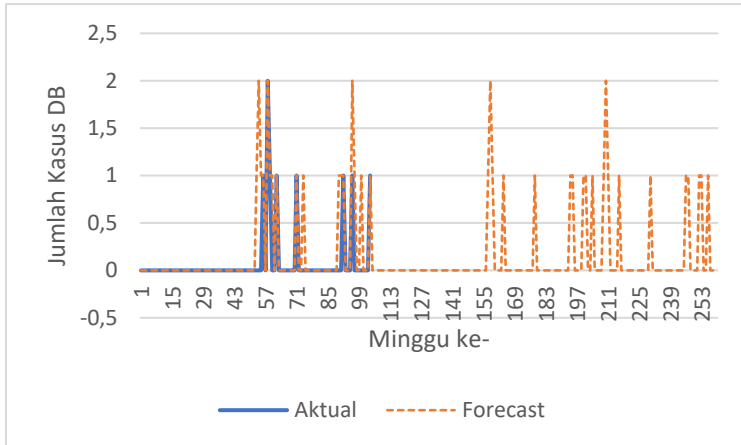
Grafik pada Gambar 6.26 menunjukkan bahwa jumlah kasus demam berdarah untuk satu tahun kedepan pada Desa Sumbermanjing Wetan cenderung berkurang dari periode sebelumnya.

Grafik pada Gambar 6.27 menunjukkan bahwa jumlah kasus demam berdarah untuk satu tahun kedepan pada Desa Pandansari cenderung berkurang dari periode sebelumnya.

Hasil lengkap dari peramalan periode berikutnya pada model BPNN akan dilampirkan pada lampiran E.



Gambar 6.26 Grafik Hasil Forecast BPNN Desa Sumbermanjing Wetan



Gambar 6.27 Grafik Hasil Forecast BPNN Desa Pandansari

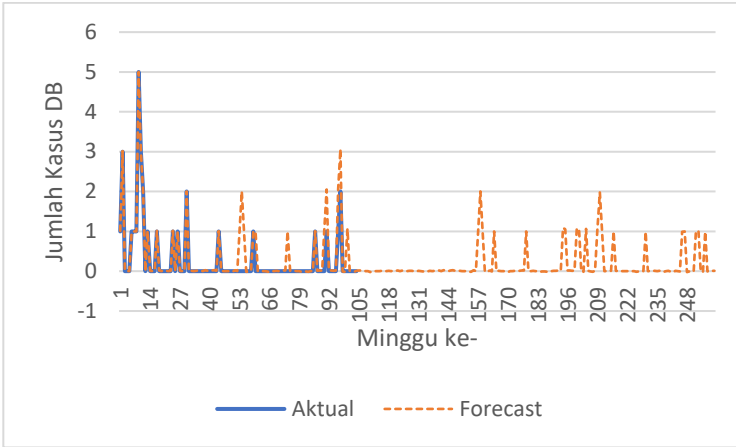
6.2.2 Peramalan Model RNN

Model yang akan digunakan ialah model yang telah terbukti memiliki akurasi paling baik. Model paling baik yang dihasilkan pada metode *elman backpropagation* ialah model dengan hidden layer sebanyak 4 layer dengan learning rate 0,7 dan momentum 0,3 dengan maksimal jumlah iterasi (*epoch*) sebanyak 1500 iterasi dan menggunakan *training function* ‘trainlm’ dan *transfer function* ‘tansig’.

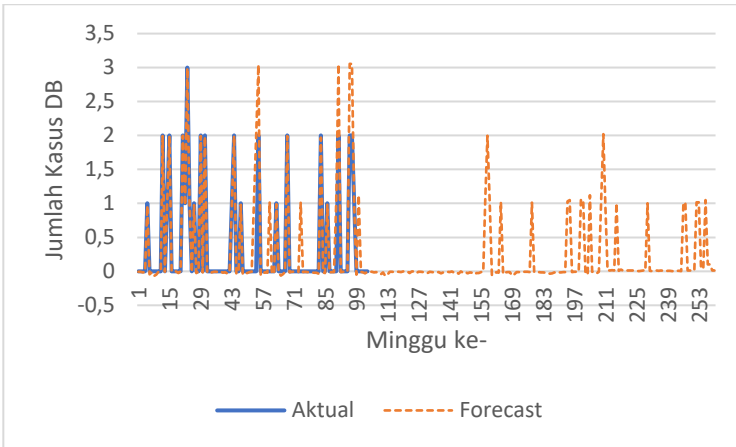
Grafik pada Gambar 6.28 menunjukkan bahwa jumlah kasus demam berdarah untuk satu tahun kedepan pada Desa Sitarjo cenderung berkurang dari periode sebelumnya.

Grafik pada Gambar 6.29 menunjukkan bahwa jumlah kasus demam berdarah untuk satu tahun kedepan pada Desa Tambakrejo cenderung berkurang dari periode sebelumnya.

Grafik pada Gambar 6.30 menunjukkan bahwa jumlah kasus demam berdarah untuk satu tahun kedepan pada Desa Dalisodo cenderung berkurang dari periode sebelumnya.



Gambar 6.28 Grafik Hasil Forecast RNN Desa Sitarjo

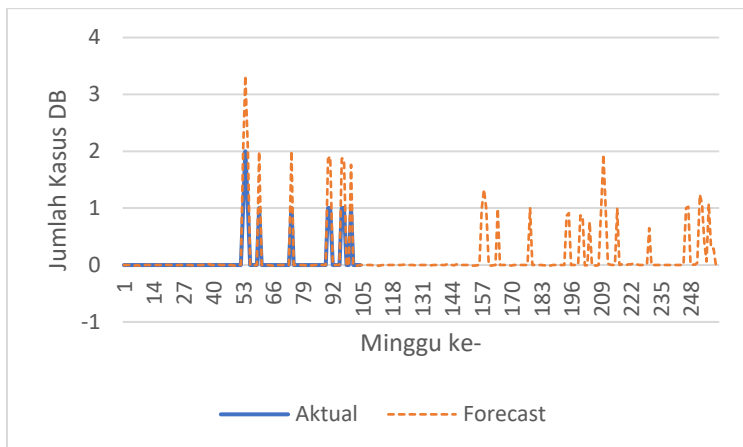


Gambar 6.29 Grafik Hasil Forecast RNN Desa Tambakrejo

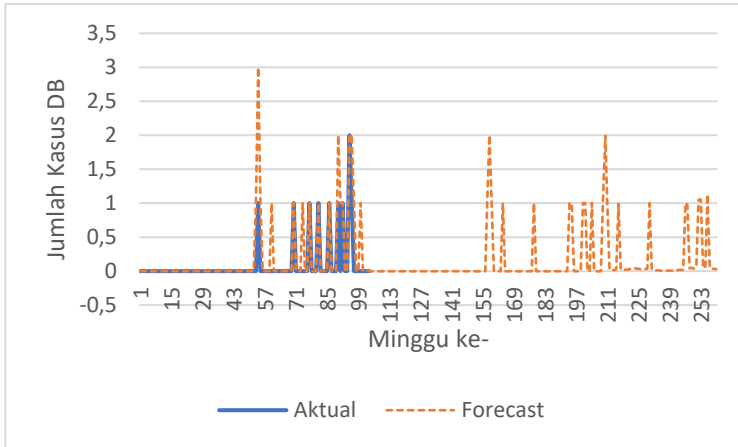
Grafik diatas menunjukkan bahwa jumlah kasus demam berdarah untuk satu tahun kedepan pada Desa Sumbermanjing Wetan cenderung berkurang dari periode sebelumnya.

Grafik diatas menunjukkan bahwa jumlah kasus demam berdarah untuk satu tahun kedepan pada Desa Pandansari cenderung berkurang dari periode sebelumnya.

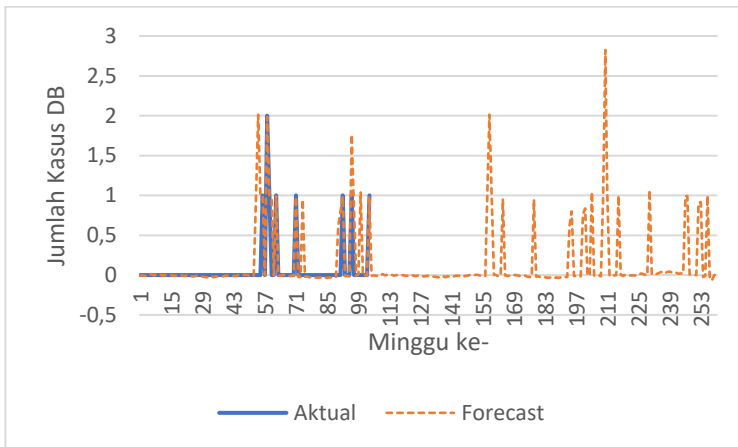
Hasil lengkap dari peramalan periode berikutnya pada model RNN akan dilampirkan pada lampiran F.



Gambar 6.30 Grafik Hasil Forecast RNN Desa Dalisodo



Gambar 6.31 Grafik Hasil Forecast RNN Desa Sumbermanjing Wetan



Gambar 6.32 Grafik Hasil Forecast RNN Desa Pandansari

BAB VII

KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab ini dibahas mengenai kesimpulan dari semua proses yang telah dilakukan dan saran yang dapat diberikan untuk pengembangan yang lebih baik.

7.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian pada tugas akhir ini, maka didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Metode Recurrent Neural Network dan Backpropagation dapat digunakan untuk meramalkan jumlah kasus demam berdarah pada beberapa desa di Kabupaten Malang.
2. Perancangan model terbaik untuk peramalan jumlah kasus demam berdarah dengan metode RNN menghasilkan model dengan 4 lapisan hidden layer dengan menggunakan *training function* 'trainlm', *transfer function* 'tansig', momentum 0.3, dan *learning rate* 0.7 .
3. Perancangan model terbaik untuk peramalan jumlah kasus demam berdarah dengan metode BPNN menghasilkan model dengan 5 lapisan hidden layer dengan menggunakan *training function* 'trainlm', *transfer function* 'purelin', momentum 0.9, dan *learning rate* 0.9 .
4. Hasil akurasi terbaik yang dihasilkan pada metode RNN yaitu MSE sebesar 1,067E-08.
5. Hasil akurasi terbaik yang dihasilkan pada metode BPNN yaitu MSE sebesar 5,99E-31.
6. Pada studi kasus kali ini, metode BPNN menghasilkan akurasi yang lebih baik daripada metode RNN. Padahal seharusnya metode RNN memiliki akurasi yang lebih baik dikarenakan adanya *feedback loop* pada metode RNN. Hal ini dikarenakan adanya kesamaan pada arsitektur *input*, *hidden*, dan *output layer* dimana hanya ada masing masing 1 *layer*.

7.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian pada tugas akhir ini, maka saran untuk penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. Untuk memperoleh hasil yang lebih akurat, disarankan menggunakan histori data dengan periode yang lebih panjang.
2. Membuat model yang lebih bervariasi dengan input layer yang lebih beragam agar dapat diketahui variabel mana yang paling berpengaruh
3. Menggunakan epoch yang lebih bervariasi, sehingga dapat dilihat pada iterasi yang paling optimal.
4. Melakukan beberapa kali percobaan pada tiap model, sehingga model mengalami proses pelatihan yang cukup agar memperoleh hasil yang lebih optimal.
5. Menggunakan tools lain selain MATLAB, sehingga memungkinkan memberikan hasil yang lebih akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. V. Effler, L. Pang, P. Kitsutani, V. Vorndam, M. Nakata, T. Ayers and e. al., "Dengue Fever, Hawaii, 2001-2002," *Emerging Infectious Diseases*, pp. 742-749, 2005.
- [2] M. R. Karyanti and S. R. Hadinegoro, "Perubahan epidemiologi demam berdarah dengue di Indonesia," *Sari Pediatri*, vol. 10, no. 6, pp. 424-32, 2016.
- [3] K. K. Republik Indonesia, "Kemenkes Optimalkan PSN Cegah DBD," Kementrian Kesehatan Republik Indonesia, Juni 2017. [Online]. Available: <http://www.depkes.go.id/article/view/17061500001/ke-menkes-optimalkan-psn-cegah-dbd.html>. [Accessed Oktober 2018].
- [4] Times Indonesia, "Kabupaten Malang Catat 1.114 Kasus Demam Berdarah pada 2016," Times Indonesia, 2016. [Online]. Available: <https://www.timesindonesia.co.id/read/143738/20170306/172244/kabupaten-malang-catat-1114-kasus-demam-berdarah-pada-2016/>. [Accessed 2018].
- [5] Y. Ling Hii, H. Zhu, N. Ng, L. Ching Ng and J. Rocklöv, "PLOS : Neglected Tropical Diseases," 29 November 2012. [Online]. Available: <https://journals.plos.org/plosntds/article?id=10.1371/journal.pntd.0001908#s3>. [Accessed 8 Juli 2019].
- [6] J. Ke, H. Zheng, H. Yang and X. Chen, "Science Direct," 24 Oktober 2017. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0968090X17302899>. [Accessed 8 Juli 2019].
- [7] R. J Hyndman, *Forecasting : Principles and Practices*, CambridgOe: OTexts, 2014.
- [8] SAS Institute Inc., "Forecasting Process Details," SAS Institute, [Online]. Available: <http://documentation.sas.com/?docsetId=hpflug&docset>

- Target=hpfug_hpfdet_sect029.htm&docsetVersion=14.2&locale=en. [Accessed Oktober 2018].
- [9] L. R. Medsker and L. C. Jain, *Recurrent Neural Networks : Design and Applications*, Washington D.C: CRC Press LLC, 2001.
- [10] A. Maulida, "Penggunaan Elman Recurrent Neural Network Dalam Peramalan Suhu Udara Sebagai Faktor Yang Mempengaruhi Kebakaran Hutan," *Reporsitory IPB*, p. 2, 2011.
- [11] S. Anbazhagan and N. Kumarappan, "IEEE Systems Journal," 28 Desember 2012. [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6397562>. [Accessed 8 Juli 2019].
- [12] A. Marvuglia and A. Messineo, "Using Recurrent Artificial Neural Networks to Forecast," *Energy Procedia*, vol. 14, pp. 45-55, 2012.
- [13] S. Chauhan and P. P. K.V, "Car Classification Using Artificial Neural Network," *International Journal of Scientific and Research Publication*, vol. 2, no. 12, pp. 226-229, 2012.
- [14] A. R. Naik and P. S. Pathan, "Weather Classification and Forecasting using Back," *International Journal of Scientific and Research Publications*, vol. 2, no. 12, pp. 59-61, 2012.
- [15] Republik Indonesia, Kementerian Kesehatan;, "Pusat Data dan Informasi, Situasi DBD di Indonesia," Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, Jakarta, 2016.
- [16] W. J. Stevenson, *Operations Management*, McGraw-Hill Education: New York, 2011.
- [17] J. Heizer and B. Render, *Operation Management*, London: Pearson, 2005.
- [18] S. C. W. a. V. E. M. S. Makridakis, *Forecasting: Methods and applications*, New York: Willey, 1983.

- [19] G. J. Garini, "Perbandingan Metode Holt-Winter, Grey Holt-Winter, dan Hybrid Holt-Winter Artificial Neural Network pada Peramalan Data Intermiten," *Jurnal Departemen Sistem Informasi*, 2017.
- [20] B. M. W. a. L. R. W. . W. Gentry, "A comparison of traditional forecasting techniques and neural networks," *Intelligent Engineering Systems Through Artificial Neural Networks*, 1995.
- [21] N. Hermawan, "Aplikasi Model Recurrent Neural Network dan Recurrent Neural Fuzzy Untuk Meramalkan Banyaknya Jumlah Penumpang Kereta Api Jabodetabek," *Jurnal Universitas Negeri Yogyakarta*, 2014.
- [22] S. Herwanti, "Potensi Kayu Rakyat pada Kebun Campuran di Desa Pesawaran Indah Kabupaten Pesawaran," *Jurnal Sylva Lestari Departemen Kehutanan Fakultas Agrikultur Universitas Lampung* , vol. 3, no. 1, pp. 113-120, 2015.
- [23] V. Kreinovich, H. T. Nguyen and R. Ouncharoen, "Department of Computer Science at DigitalCommons@UTEP," 2014. [Online]. Available: https://digitalcommons.utep.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1865&context=cs_techrep. [Accessed 2019].
- [24] S. M. a. S. C. Wheelwright, *Metode dan Aplikasi Peramalan Edisi Kedua*, Jakarta: Airlangga, 1988.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BIODATA PENULIS



Penulis lahir di Mojokerto, 22 Juli 1997, dengan nama lengkap Firdha Rizki Aulia. Penulis merupakan anak pertama dari dua bersaudara.

Riwayat pendidikan penulis yaitu SD Muhammadiyah 1 Balongpanggung-Gresik, SMP Negeri 1 Balongpanggung-Gresik, SMA Negeri 1 Surabaya, dan akhirnya menjadi salah satu mahasiswa Departemen Sistem Informasi ITS angkatan 2015 dengan

NRP 0521154000010.

Selama kuliah penulis bergabung dalam organisasi kemahasiswaan, yaitu Himpunan Mahasiswa Sistem Informasi (HMSI) ITS dan Kajian Islam Sistem Informasi (KISI) ITS selama 2 tahun kepengurusan. Penulis tergabung dalam Departemen Media Informasi sebagai staff pada tahun pertama dan menjadi Sekretaris Departemen pada tahun kedua pada HMSI serta tergabung dalam Departemen Media Kreatif sebagai staff dalam 2 tahun kepengurusan KISI. Penulis juga sering terlibat dalam acara kepanitiaan tingkat jurusan hingga institut serta mengikuti berbagai macam lomba dalam bidang *UI-UX* dan *business plan*.

Di Departemen Sistem Informasi, penulis juga pernah menjadi asisten dosen di mata kuliah Desain Basis Data dengan membantu mentransfer ilmu dalam hal desain basis data yang sesuai dengan proses bisnis suatu organisasi. Penulis mengambil bidang minat Rekayasa Data dan Intelegensi Bisnis. Untuk informasi lebih lanjut, penulis dapat dihubungi melalui email firdharizkiaulia@gmail.com

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN A

Data mentah Jumlah kasus Demam Berdarah per Desa per Pekan yang didapatkan dari Dinas Kesehatan Kabupaten Malang .

Minggu ke-	Sitiarjo	Tambakrejo	Dalisodo	Sumbermanjing Wetan	Pandansari
1	1	0	0	0	0
2	3	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0
5	0	1	0	0	0
6	1	0	0	0	0
7	1	0	0	0	0
8	1	0	0	0	0
9	5	0	0	0	0
10	3	0	0	0	0
11	2	0	0	0	0
12	0	2	0	0	0
13	1	0	0	0	0
14	0	1	0	0	0
15	0	2	0	0	0
16	0	0	0	0	0
17	1	0	0	0	0
18	0	0	0	0	0
19	0	0	0	0	0
20	0	0	0	0	0
21	0	2	0	0	0
22	0	1	0	0	0
23	0	3	0	0	0
24	1	1	0	0	0
25	0	0	0	0	0
26	1	1	0	0	0

Minggu ke-	Sitiarjo	Tambakrejo	Dalisodo	Sumbermanjing Wetan	Pandansari
27	0	0	0	0	0
28	0	0	0	0	0
29	0	2	0	0	0
30	2	0	0	0	0
31	0	2	0	0	0
32	0	0	0	0	0
33	0	0	0	0	0
34	0	0	0	0	0
35	0	0	0	0	0
36	0	0	0	0	0
37	0	0	0	0	0
38	0	0	0	0	0
39	0	0	0	0	0
40	0	0	0	0	0
41	0	0	0	0	0
42	0	0	0	0	0
43	0	1	0	0	0
44	1	2	0	0	0
45	0	0	0	0	0
46	0	0	0	0	0
47	0	1	0	0	0
48	0	0	0	0	0
49	0	0	0	0	0
50	0	0	0	0	0
51	0	0	0	0	0
52	0	0	0	0	0
53	0	0	1	0	0
54	0	0	2	1	0
55	0	2	1	0	0
56	0	0	0	0	1
57	0	0	0	0	0
58	0	0	0	0	2

Minggu ke-	Sitiarjo	Tambakrejo	Dalisodo	Sumbermanjing Wetan	Pandansari
59	1	0	0	0	1
60	0	0	1	0	0
61	0	0	0	0	0
62	0	0	0	0	1
63	0	1	0	0	0
64	0	0	0	0	0
65	0	0	0	0	0
66	0	0	0	0	0
67	0	0	0	0	0
68	0	2	0	0	0
69	0	0	0	0	0
70	0	0	0	1	0
71	0	0	0	0	1
72	0	0	0	0	0
73	0	0	0	0	0
74	0	0	1	0	0
75	0	0	0	0	0
76	0	0	0	0	0
77	0	0	0	1	0
78	0	0	0	0	0
79	0	0	0	0	0
80	0	0	0	0	0
81	0	0	0	1	0
82	0	0	0	0	0
83	0	2	0	0	0
84	0	0	0	0	0
85	0	0	0	0	0
86	1	1	0	1	0
87	0	0	0	0	0
88	0	0	0	0	0
89	0	0	0	0	0
90	0	0	1	1	0

Minggu ke-	Sitiarjo	Tambakrejo	Dalisodo	Sumbermanjing Wetan	Pandansari
91	1	2	1	0	0
92	0	0	0	1	1
93	0	0	0	0	0
94	0	0	0	0	0
95	0	0	0	2	0
96	1	2	1	1	1
97	2	2	1	0	0
98	0	1	0	0	0
99	0	0	0	0	0
100	0	0	1	0	0
101	0	0	0	0	0
102	0	0	0	0	0
103	0	0	0	0	0
104	0	0	0	0	1

LAMPIRAN B

Data Curah Hujan, Suhu, Dan Kelembapan

Minggu ke-	Suhu (°C)	Kelembapan (%)	Curah Hujan (mm)
1	25.35714	78.57143	7.085714
2	25.52857	79.57143	7.5
3	25.3	78.85714	11.15714
4	24.37143	82.85714	4.3
5	24.68571	85	20.57143
6	23.71429	91.42857	21.38571
7	24.4	85.28571	10.82857
8	24.1	84	29.85714
9	24.54286	85.14286	25.42857
10	25.12857	86.14286	8.5
11	24.9	81.71429	3.285714
12	24.81429	85.42857	7.557143
13	25.08571	83.57143	5.971429
14	25.07143	79.28571	6.028571
15	24.92857	84.57143	9.314286
16	25.37143	79.42857	0.383333
17	25.07143	79.28571	2.857143
18	25.44286	77.28571	0
19	24.82857	84.14286	17.08571
20	25.64286	78.85714	2
21	25.11429	78.28571	0.785714
22	24.17143	83	14.08571
23	24.28571	79.42857	1.685714
24	24.61429	77.57143	1.8
25	23.97143	81.14286	1.085714
26	23.71429	83.71429	12.85714
27	23.84286	77	9.914286
28	24.31429	79.71429	0.171429
29	23.71429	82.14286	0.542857
30	23.27143	78	3.485714
31	23	79.42857	1.642857
32	23.7	75.85714	0.028571

Minggu ke-	Suhu (°C)	Kelembaban (%)	Curah Hujan (mm)
33	23.48571	81.42857	12.9
34	23.01429	72.42857	0
35	24.77143	74.42857	0
36	24.42857	74.28571	1.328571
37	23.82857	79	0.428571
38	25.52857	70.57143	0.042857
39	24.4	81.28571	11.18571
40	24.37143	82.14286	7.414286
41	24.62857	78.57143	18.18571
42	25.5	71.42857	0.5
43	24.54286	78.85714	11.2
44	25.12857	80.42857	2.1
45	24.68571	82.57143	18.85714
46	24.48571	84	12.12857
47	24.54286	84.42857	14.62857
48	24.32857	85.28571	22.55714
49	23.71429	88.57143	14.05714
50	23.34286	88	10.07143
51	25.58571	75.42857	9.157143
52	24.6	83.28571	0.114286
53	24.225	84.875	5.7
54	24.78571	82.57143	16.37143
55	23.65714	87.71429	10.02857
56	23.48571	87	22.85714
57	23.4	87.71429	17.18571
58	24.9	74.42857	7.557143
59	24.02857	84	10.01429
60	24.22857	84.85714	5.7
61	24.25714	82.71429	19.32857
62	24.15714	79.14286	9.242857
63	24.27143	83	5.657143
64	24.4	83.57143	6
65	23.62857	84.28571	25.15714
66	23.32857	88.42857	18.9
67	24.38571	82.42857	6.057143
68	24.44286	80.71429	4.785714
69	24.65714	79.71429	10.24286

Minggu ke-	Suhu (°C)	Kelembaban (%)	Curah Hujan (mm)
70	24.55714	82.71429	2.642857
71	24.25714	76.42857	0.242857
72	24.3	71.28571	0
73	23.87143	71.14286	0
74	24.02857	85	4.985714
75	23.77143	76.57143	2.071429
76	24.02857	80.85714	0.985714
77	23.35714	75	0.085714
78	23.22857	78	1.385714
79	23.01429	77	0
80	22.58571	83.14286	0.671429
81	22.44286	77.42857	0.042857
82	22.34286	78	5.457143
83	21.94286	81.14286	0.314286
84	22.98571	78.71429	0
85	22.32857	75.14286	0.057143
86	22.97143	74.85714	0
87	22.78571	72.71429	0
88	23.54286	73	0
89	23.67143	74.28571	0.057143
90	23.65714	69.28571	0.985714
91	24.44286	77.14286	6
92	24.81429	76.71429	8.071429
93	25.21429	75.57143	3.3
94	24.48571	79.57143	2.114286
95	24.85714	76.57143	2.457143
96	24.75714	75	5.785714
97	25.42857	77.28571	6.671429
98	23.92857	84.71429	10.48571
99	23.8	87.85714	22.97143
100	23.64286	87.42857	26.17143
101	25.11429	79.57143	4.428571
102	24.14286	85.42857	9.371429
103	23.61429	87.57143	13.55714
104	24.18571	79.14286	2.157143

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN C

Hasil Uji Coba dengan menggunakan model terbaik pada metode BPNN pada Desa Sitarjo.

Minggu ke-	Training	Error Training
1	-8,9E-16	-8,9E-16
2	-1,1E-15	-1,1E-15
3	-5,6E-16	-5,6E-16
4	-8,9E-16	-8,9E-16
5	0	0
6	1,11E-16	1,11E-16
7	-6,7E-16	-6,7E-16
8	1,22E-15	1,22E-15
9	4,44E-16	4,44E-16
10	-1,3E-15	-1,3E-15
11	-1,3E-15	-1,3E-15
12	-1,2E-15	-1,2E-15
13	-1,2E-15	-1,2E-15
14	-8,9E-16	-8,9E-16
15	-8,9E-16	-8,9E-16
16	-1,4E-15	-1,4E-15
17	-1,3E-15	-1,3E-15
18	-1,4E-15	-1,4E-15
19	-2,2E-16	-2,2E-16
20	-1,4E-15	-1,4E-15
21	-1,1E-15	-1,1E-15
22	1,11E-16	1,11E-16
23	-6,7E-16	-6,7E-16
24	-6,7E-16	-6,7E-16

Minggu ke-	Training	Error Training
25	-6,7E-16	-6,7E-16
26	2,22E-16	2,22E-16
27	6,66E-16	6,66E-16
28	-8,9E-16	-8,9E-16
29	-5,6E-16	-5,6E-16
30	3,33E-16	3,33E-16
31	3,33E-16	3,33E-16
32	1,11E-16	1,11E-16
33	6,66E-16	6,66E-16
34	8,88E-16	8,88E-16
35	-6,7E-16	-6,7E-16
36	-2,2E-16	-2,2E-16
37	-4,4E-16	-4,4E-16
38	-8,9E-16	-8,9E-16
39	-2,2E-16	-2,2E-16
40	-5,6E-16	-5,6E-16
41	4,44E-16	4,44E-16
42	-1E-15	-1E-15
43	0	0
44	-1,3E-15	-1,3E-15
45	0	0
46	-5,6E-16	-5,6E-16
47	-2,2E-16	-2,2E-16
48	2,22E-16	2,22E-16
49	-1,1E-16	-1,1E-16
50	-1,1E-16	-1,1E-16
51	-5,6E-16	-5,6E-16
52	-1,6E-15	-1,6E-15
53	1	4,44E-16

Minggu ke-	Training	Error Training
54	2	2,22E-15
55	1	8,88E-16
56	8,88E-16	8,88E-16
57	2,22E-16	2,22E-16
58	-1,1E-16	-1,1E-16
59	-2,2E-16	-2,2E-16
60	1	4,44E-16
61	4,44E-16	4,44E-16
62	1,11E-16	1,11E-16
63	-6,7E-16	-6,7E-16
64	-7,8E-16	-7,8E-16
65	1,11E-15	1,11E-15
66	5,55E-16	5,55E-16
67	-6,7E-16	-6,7E-16
68	-6,7E-16	-6,7E-16
69	-1,1E-16	-1,1E-16
70	-1E-15	-1E-15
71	-5,6E-16	-5,6E-16
72	0	0
73	2,22E-16	2,22E-16
74	1	4,44E-16
75	0	0
76	-6,7E-16	-6,7E-16
77	2,22E-16	2,22E-16
78	2,22E-16	2,22E-16
79	4,44E-16	4,44E-16
80	0	0
81	6,66E-16	6,66E-16
82	1,11E-15	1,11E-15

Minggu ke-	Training	Error Training
83	7,77E-16	7,77E-16
84	2,22E-16	2,22E-16
85	1,11E-15	1,11E-15
86	8,88E-16	8,88E-16
87	8,88E-16	8,88E-16
88	3,33E-16	3,33E-16
89	0	0
90	1	1,78E-15
91	1	8,88E-16
92	-3,3E-16	-3,3E-16
93	-1E-15	-1E-15
94	-8,9E-16	-8,9E-16
95	-8,9E-16	-8,9E-16
96	1	8,88E-16
97	1	2,22E-16
98	-2,2E-16	-2,2E-16
99	4,44E-16	4,44E-16
100	1	2,22E-15
101	-1,1E-15	-1,1E-15
102	-4,4E-16	-4,4E-16
103	0	0
104	-5,6E-16	-5,6E-16

LAMPIRAN D

Hasil Uji Coba dengan menggunakan model terbaik pada metode RNN pada Desa Sumbermanjing Wetan.

Minggu ke-	Training	Error Training
1	-3,9E-05	-3,9E-05
2	-4,5E-05	-4,5E-05
3	-4,1E-05	-4,1E-05
4	8,2E-05	8,2E-05
5	-7,9E-06	-7,9E-06
6	8E-05	8E-05
7	5,31E-05	5,31E-05
8	5,78E-05	5,78E-05
9	8,11E-06	8,11E-06
10	3,57E-05	3,57E-05
11	3,9E-05	3,9E-05
12	5,41E-05	5,41E-05
13	2,69E-05	2,69E-05
14	-1,4E-05	-1,4E-05
15	2,21E-05	2,21E-05
16	2,37E-06	2,37E-06
17	4,3E-06	4,3E-06
18	-2,2E-05	-2,2E-05
19	-1,3E-05	-1,3E-05
20	-3,2E-05	-3,2E-05
21	5,21E-06	5,21E-06
22	3,03E-05	3,03E-05
23	7,39E-05	7,39E-05
24	3,01E-05	3,01E-05

Minggu ke-	Training	Error Training
25	0,00012	0,00012
26	7,59E-05	7,59E-05
27	4,99E-05	4,99E-05
28	8,52E-05	8,52E-05
29	0,000152	0,000152
30	0,000138	0,000138
31	0,000184	0,000184
32	0,000106	0,000106
33	8,05E-05	8,05E-05
34	0,000149	0,000149
35	4,62E-06	4,62E-06
36	2,54E-05	2,54E-05
37	0,000117	0,000117
38	-6,1E-05	-6,1E-05
39	1,9E-05	1,9E-05
40	5,03E-05	5,03E-05
41	9,02E-06	9,02E-06
42	-5,8E-05	-5,8E-05
43	1,09E-06	1,09E-06
44	1,76E-05	1,76E-05
45	-8E-06	-8E-06
46	2,6E-05	2,6E-05
47	1,16E-05	1,16E-05
48	9,11E-06	9,11E-06
49	0,000111	0,000111
50	0,000166	0,000166
51	-5,2E-05	-5,2E-05
52	0,000104	0,000104
53	0,999767	-0,00023

Minggu ke-	Training	Error Training
54	1,999965	-3,5E-05
55	0,999827	-0,00017
56	5,82E-05	5,82E-05
57	0,000101	0,000101
58	-1,9E-05	-1,9E-05
59	7,41E-05	7,41E-05
60	0,999768	-0,00023
61	1,32E-05	1,32E-05
62	3,5E-05	3,5E-05
63	8,01E-05	8,01E-05
64	7,39E-05	7,39E-05
65	5E-05	5E-05
66	9,95E-05	9,95E-05
67	6,23E-05	6,23E-05
68	5,08E-05	5,08E-05
69	-1,7E-06	-1,7E-06
70	8,03E-05	8,03E-05
71	6E-05	6E-05
72	2,76E-05	2,76E-05
73	6,33E-05	6,33E-05
74	0,999757	-0,00024
75	9,22E-05	9,22E-05
76	0,000113	0,000113
77	0,000132	0,000132
78	0,000156	0,000156
79	0,000177	0,000177
80	0,000239	0,000239
81	0,000231	0,000231
82	0,000213	0,000213

Minggu ke-	Training	Error Training
83	0,000282	0,000282
84	0,00019	0,00019
85	0,00023	0,00023
86	0,000168	0,000168
87	0,000172	0,000172
88	0,000102	0,000102
89	9,78E-05	9,78E-05
90	1,000307	0,000307
91	1,000082	8,15E-05
92	-1,4E-05	-1,4E-05
93	-3,3E-05	-3,3E-05
94	5,61E-05	5,61E-05
95	1,99E-07	1,99E-07
96	1,000162	0,000162
97	1,000058	5,79E-05
98	8,49E-05	8,49E-05
99	4,06E-05	4,06E-05
100	1,00038	0,00038
101	-5,9E-06	-5,9E-06
102	8,51E-05	8,51E-05
103	0,000112	0,000112
104	7,61E-05	7,61E-05

LAMPIRAN E

Hasil Peramalan periode kedepan dengan menggunakan model terbaik pada metode BPNN.

Minggu ke-	Sitiarjo	Tambakrejo	Dalisodo	Sumbermanjing Wetan	Pandansari
105	1	1	1	1	1
106	2	2	2	2	2
107	1	1	1	1	1
108	0	0	0	0	0
109	0	0	0	0	0
110	0	0	0	0	0
111	0	0	0	0	0
112	1	1	1	1	1
113	0	0	0	0	0
114	0	0	0	0	0
115	0	0	0	0	0
116	0	0	0	0	0
117	0	0	0	0	0
118	0	0	0	0	0
119	0	0	0	0	0
120	0	0	0	0	0
121	0	0	0	0	0
122	0	0	0	0	0
123	0	0	0	0	0
124	0	0	0	0	0

Minggu ke-	Sitiarjo	Tambakrejo	Dalisodo	Sumbermanjing Wetan	Pandansari
125	0	0	0	0	0
126	1	1	1	1	1
127	0	0	0	0	0
128	0	0	0	0	0
129	0	0	0	0	0
130	0	0	0	0	0
131	0	0	0	0	0
132	0	0	0	0	0
133	0	0	0	0	0
134	0	0	0	0	0
135	0	0	0	0	0
136	0	0	0	0	0
137	0	0	0	0	0
138	0	0	0	0	0
139	0	0	0	0	0
140	0	0	0	0	0
141	0	0	0	0	0
142	1	1	1	1	1
143	1	1	1	1	1
144	0	0	0	0	0
145	0	0	0	0	0
146	0	0	0	0	0
147	0	0	0	0	0
148	1	1	1	1	1
149	1	1	1	1	1

Minggu ke-	Sitiarjo	Tambakrejo	Dalisodo	Sumbermanjing Wetan	Pandansari
150	0	0	0	0	0
151	0	0	0	0	0
152	1	1	1	1	1
153	0	0	0	0	0
154	0	0	0	0	0
155	0	0	0	0	0
156	0	0	0	0	0
157	1	1	1	1	1
158	2	2	2	2	2
159	1	1	1	1	1
160	0	0	0	0	0
161	0	0	0	0	0
162	0	0	0	0	0
163	0	0	0	0	0
164	1	1	1	1	1
165	0	0	0	0	0
166	0	0	0	0	0
167	0	0	0	0	0
168	0	0	0	0	0
169	0	0	0	0	0
170	0	0	0	0	0
171	0	0	0	0	0
172	0	0	0	0	0
173	0	0	0	0	0
174	0	0	0	0	0

Minggu ke-	Sitiarjo	Tambakrejo	Dalisodo	Sumbermanjing Wetan	Pandansari
175	0	0	0	0	0
176	0	0	0	0	0
177	0	0	0	0	0
178	1	1	1	1	1
179	0	0	0	0	0
180	0	0	0	0	0
181	0	0	0	0	0
182	0	0	0	0	0
183	0	0	0	0	0
184	0	0	0	0	0
185	0	0	0	0	0
186	0	0	0	0	0
187	0	0	0	0	0
188	0	0	0	0	0
189	0	0	0	0	0
190	0	0	0	0	0
191	0	0	0	0	0
192	0	0	0	0	0
193	0	0	0	0	0
194	1	1	1	1	1
195	1	1	1	1	1
196	0	0	0	0	0
197	0	0	0	0	0
198	0	0	0	0	0
199	0	0	0	0	0

Minggu ke-	Sitiarjo	Tambakrejo	Dalisodo	Sumbermanjing Wetan	Pandansari
200	1	1	1	1	1
201	1	1	1	1	1
202	0	0	0	0	0
203	0	0	0	0	0
204	1	1	1	1	1
205	0	0	0	0	0
206	0	0	0	0	0
207	0	0	0	0	0
208	0	0	0	0	0
209	1	1	1	1	1
210	2	2	2	2	2
211	1	1	1	1	1
212	0	0	0	0	0
213	0	0	0	0	0
214	0	0	0	0	0
215	0	0	0	0	0
216	1	1	1	1	1
217	0	0	0	0	0
218	0	0	0	0	0
219	0	0	0	0	0
220	0	0	0	0	0
221	0	0	0	0	0
222	0	0	0	0	0
223	0	0	0	0	0
224	0	0	0	0	0

Minggu ke-	Sitiarjo	Tambakrejo	Dalisodo	Sumbermanjing Wetan	Pandansari
225	0	0	0	0	0
226	0	0	0	0	0
227	0	0	0	0	0
228	0	0	0	0	0
229	0	0	0	0	0
230	1	1	1	1	1
231	0	0	0	0	0
232	0	0	0	0	0
233	0	0	0	0	0
234	0	0	0	0	0
235	0	0	0	0	0
236	0	0	0	0	0
237	0	0	0	0	0
238	0	0	0	0	0
239	0	0	0	0	0
240	0	0	0	0	0
241	0	0	0	0	0
242	0	0	0	0	0
243	0	0	0	0	0
244	0	0	0	0	0
245	0	0	0	0	0
246	1	1	1	1	1
247	1	1	1	1	1
248	0	0	0	0	0
249	0	0	0	0	0

Minggu ke-	Sitiarjo	Tambakrejo	Dalisodo	Sumbermanjing Wetan	Pandansari
250	0	0	0	0	0
251	0	0	0	0	0
252	1	1	1	1	1
253	1	1	1	1	1
254	0	0	0	0	0
255	0	0	0	0	0
256	1	1	1	1	1
257	0	0	0	0	0
258	0	0	0	0	0
259	0	0	0	0	0
260	0	0	0	0	0

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN F

Hasil Peramalan periode kedepan dengan menggunakan model terbaik pada metode BPNN.

Minggu ke-	Sitiarjo	Tambakrejo	Dalisodo	Sumbermanjing Wetan	Pandansari
105	1	1	1	1	1
106	2	2	1	2	2
107	1	1	1	1	1
108	0	0	0	0	0
109	0	0	0	0	0
110	0	0	0	0	0
111	0	0	0	0	0
112	1	1	1	1	1
113	0	0	0	0	0
114	0	0	0	0	0
115	0	0	0	0	0
116	0	0	0	0	0
117	0	0	0	0	0
118	0	0	0	0	0
119	0	0	0	0	0
120	0	0	0	0	0
121	0	0	0	0	0
122	0	0	0	0	0
123	0	0	0	0	0
124	0	0	0	0	0

Minggu ke-	Sitiarjo	Tambakrejo	Dalisodo	Sumbermanjing Wetan	Pandansari
125	0	0	0	0	0
126	1	1	1	1	1
127	0	0	0	0	0
128	0	0	0	0	0
129	0	0	0	0	0
130	0	0	0	0	0
131	0	0	0	0	0
132	0	0	0	0	0
133	0	0	0	0	0
134	0	0	0	0	0
135	0	0	0	0	0
136	0	0	0	0	0
137	0	0	0	0	0
138	0	0	0	0	0
139	0	0	0	0	0
140	0	0	0	0	0
141	0	0	0	0	0
142	1	1	1	1	1
143	1	1	1	1	1
144	0	0	0	0	0
145	0	0	0	0	0
146	0	0	0	0	0
147	0	0	0	0	0
148	1	1	1	1	1
149	1	1	1	1	1

Minggu ke-	Sitiarjo	Tambakrejo	Dalisodo	Sumbermanjing Wetan	Pandansari
150	0	0	0	0	0
151	0	0	0	0	0
152	1	1	1	1	1
153	0	0	0	0	0
154	0	0	0	0	0
155	0	0	0	0	0
156	0	0	0	0	0
157	1	1	1	1	1
158	2	2	2	2	3
159	1	1	1	1	1
160	0	0	0	0	0
161	0	0	0	0	0
162	0	0	0	0	0
163	0	0	0	0	0
164	1	1	1	1	1
165	0	0	0	0	0
166	0	0	0	0	0
167	0	0	0	0	0
168	0	0	0	0	0
169	0	0	0	0	0
170	0	0	0	0	0
171	0	0	0	0	0
172	0	0	0	0	0
173	0	0	0	0	0
174	0	0	0	0	0

Minggu ke-	Sitiarjo	Tambakrejo	Dalisodo	Sumbermanjing Wetan	Pandansari
175	0	0	0	0	0
176	0	0	0	0	0
177	0	0	0	0	0
178	1	1	1	1	1
179	0	0	0	0	0
180	0	0	0	0	0
181	0	0	0	0	0
182	0	0	0	0	0
183	0	0	0	0	0
184	0	0	0	0	0
185	0	0	0	0	0
186	0	0	0	0	0
187	0	0	0	0	0
188	0	0	0	0	0
189	0	0	0	0	0
190	0	0	0	0	0
191	0	0	0	0	0
192	0	0	0	0	0
193	0	0	0	0	0
194	1	1	1	1	1
195	1	1	1	1	1
196	0	0	0	0	0
197	0	0	0	0	0
198	0	0	0	0	0
199	0	0	0	0	0

Minggu ke-	Sitiarjo	Tambakrejo	Dalisodo	Sumbermanjing Wetan	Pandansari
200	1	1	1	1	1
201	1	1	1	1	1
202	0	0	0	0	0
203	0	0	0	0	0
204	1	1	1	1	1
205	0	0	0	0	0
206	0	0	0	0	0
207	0	0	0	0	0
208	0	0	0	0	0
209	1	1	1	1	1
210	2	2	1	2	2
211	1	1	1	1	1
212	0	0	0	0	0
213	0	0	0	0	0
214	0	0	0	0	0
215	0	0	0	0	0
216	1	1	1	1	1
217	0	0	0	0	0
218	0	0	0	0	0
219	0	0	0	0	0
220	0	0	0	0	0
221	0	0	0	0	0
222	0	0	0	0	0
223	0	0	0	0	0
224	0	0	0	0	0

Minggu ke-	Sitiarjo	Tambakrejo	Dalisodo	Sumbermanjing Wetan	Pandansari
225	0	0	0	0	0
226	0	0	0	0	0
227	0	0	0	0	0
228	0	0	0	0	0
229	0	0	0	0	0
230	1	1	1	1	1
231	0	0	0	0	0
232	0	0	0	0	0
233	0	0	0	0	0
234	0	0	0	0	0
235	0	0	0	0	0
236	0	0	0	0	0
237	0	0	0	0	0
238	0	0	0	0	0
239	0	0	0	0	0
240	0	0	0	0	0
241	0	0	0	0	0
242	0	0	0	0	0
243	0	0	0	0	0
244	0	0	0	0	0
245	0	0	0	0	0
246	1	1	1	1	1
247	1	1	1	1	1
248	0	0	0	0	0
249	0	0	0	0	0

Minggu ke-	Sitiarjo	Tambakrejo	Dalisodo	Sumbermanjing Wetan	Pandansari
250	0	0	0	0	0
251	0	0	0	0	0
252	1	1	1	1	1
253	1	1	1	1	1
254	0	0	0	0	0
255	0	0	0	0	0
256	1	1	1	1	1
257	0	0	0	0	0
258	0	0	0	0	0
259	0	0	0	0	0
260	0	0	0	0	0

Halaman ini sengaja dikosongkan