



ITS
Institut
Teknologi
Sepuluh Nopember

TUGAS AKHIR - IS184853

**PENERAPAN METODE HYBRID RADIAL BASIS
FUNCTION NEURAL NETWORK - PARTICLE SWARM
OPTIMIZATION (RBFNN-PSO) UNTUK PERAMALAN
HARGA SAHAM**

**APPLICATION OF HYBRID RADIAL BASIS FUNCTION
NEURAL NETWORK - PARTICLE SWARM
OPTIMIZATION (RBFNN-PSO) METHOD FOR STOCK
PRICE FORECASTING**

HILDA HANUM
NRP 05211540000011

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

**PENERAPAN METODE HYBRID RADIAL BASIS
FUNCTION NEURAL NETWORK - PARTICLE
SWARM OPTIMIZATION (RBFNN-PSO) UNTUK
PERAMALAN HARGA SAHAM**

**HILDA HANUM
NRP 0521154000011**

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

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

UNDERGRADUATE THESIS - IS184853

**APPLICATION OF HYBRID RADIAL BASIS
FUNCTION NEURAL NETWORK - PARTICLE
SWARM OPTIMIZATION (RBFNN-PSO) METHOD
FOR STOCK PRICE FORECASTING**

HILDA HANUM
NRP 0521154000011

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

INFORMATION SYSTEM DEPARTMENT
Information Technology and Communication Faculty
Sepuluh Nopember Institute of Technology
Surabaya 2019

LEMBAR PENGESAHAN

**PENERAPAN METODE HYBRID RADIAL BASIS
FUNCTION NEURAL NETWORK - PARTICLE
SWARM OPTIMIZATION (RBFNN-PSO) UNTUK
PERAMALAN HARGA SAHAM**

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:

HILDA HANUM
NRP. 0521154000011

Surabaya, Juli 2019

KEPALA

DEPARTEMEN SISTEM INFORMASI



Mahendrawati ER, ST., MSc., PhD
NIP. 19761011 200604 2 001

LEMBAR PERSETUJUAN

PENERAPAN METODE HYBRID RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORK - PARTICLE SWARM OPTIMIZATION (RBFNN-PSO) UNTUK PERAMALAN HARGA SAHAM

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:

HILDA HANUM

NRP. 0521154000011

Disetujui oleh Tim Penguji: Tanggal Ujian : 09 Juli 2019
Periode Wisuda : September 2019

Wiwik Anggraeni, S.Si, M.Kom


(Pembimbing 1)

Ahmad Mukhlason, S.Kom., M.Sc., Ph.D

(Penguji 1)

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


(Penguji 2)



PENERAPAN METODE HYBRID RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORK - PARTICLE SWARM OPTIMIZATION (RBFNN-PSO) UNTUK PERAMALAN HARGA SAHAM

Nama Mahasiswa : Hilda Hanum
NRP : 0521154000011
Departemen : Sistem Informasi FTIK-ITS
Pembimbing I : Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom.
Pembimbing II : -

ABSTRAK

Saham adalah bukti kepemilikan yang didapatkan oleh investor atas investasi yang dilakukan pada suatu perusahaan. Terdapat dua keuntungan yang dapat diperoleh investor ketika berinvestasi saham, yaitu dividen dan capital gain. Selain keuntungan, berinvestasi saham juga memiliki berbagai risiko, seperti capital loss, tidak mendapatkan dividen, risiko suspend, delisting saham serta likuidasi. Berbagai risiko tersebut dapat disebabkan karena perdagangan saham yang bersifat fluktuatif. Sifat fluktuatif mengakibatkan para investor kesulitan dalam berinvestasi karena tidak dapat memprediksikan harga saham dimasa mendatang. Oleh karena itu diperlukan suatu prediksi harga saham berdasarkan historis masa lalu yang dapat membantu investor dalam mengetahui pergerakan harga saham sehingga dapat menjadi acuan pengambilan keputusan investasi agar dapat memanfaatkan keuntungan dari kenaikan harga saham serta mengurangi risiko kerugian.

Penelitian ini dilakukan untuk meramalkan harga saham dengan menggunakan metode RBFNN-PSO. Berdasarkan penelitian sebelumnya, penerapan metode RBFNN-PSO dianggap menguntungkan, menghasilkan data yang efektif dan layak untuk meramalkan data dalam jangka waktu pendek. Penelitian ini menggunakan beberapa data (1) Harga saham Unilever Tbk tahun 2014-2018 sebagai data pelatihan dan

pengujian dengan pola data tren naik(2) Harga saham Kalbe Farma Tbk tahun 2014-2018 sebagai data validasi dengan pola data tren turun. Dengan adanya penelitian ini diharapkan dapat memudahkan pelaku bisnis dalam mengambil keputusan investasi saham dengan melakukan prediksi yang akurat terhadap pergerakan harga saham dimasa mendatang.

Metode RBFNN dengan bantuan PSO untuk pencarian nilai spread optimal dapat diterapkan untuk melakukan peramalan harga saham harian. Hasil analisis menunjukkan bahwa model RBFNN 2-6-1 (2 neuron input, 6 neuron hidden, 1 neuron output) dengan nilai spread 25058.8224 merupakan model RBFNN-PSO terbaik untuk melakukan peramalan harga saham dengan nilai MAPE sebesar 1.07719%. Hasil peramalan masa mendatang dengan periode jangka pendek, menengah dan panjang memiliki kenaikan harga yang stabil dengan nilai MAPE <10% yang menunjukkan bahwa model dapat diterapkan pada ketiga periode tersebut.

Namun metode ini tidak cocok untuk diterapkan pada data harga Kalbe Farma Tbk karena memiliki tingkat akurasi yang buruk, yaitu dengan nilai MAPE >50%.

Kata Kunci: Peramalan, Radial Basis Function Neural Network, Particle Swarm Optimization, Harga Saham

**APPLICATION OF HYBRID RADIAL BASIS
FUNCTION NEURAL NETWORK - PARTICLE
SWARM OPTIMIZATION (RBFNN-PSO) METHOD
FOR STOCK PRICE FORECASTING**

Name : Hilda Hanum
NRP : 0521154000011
Department : Information System FTIK-ITS
Supervisor : Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom.

ABSTRACT

Shares are property acquired by investors for investments made in a company. There are two advantages that investors can get from stock investing, those are dividend and capital gain. Furthermore, stock investing can also give risks such as capital loss, no dividend, suspended, stock delisting and liquidation. These various risks can be happened because of the fluctuations of stock market. Fluctuations make investors have difficulties in investing because they can not predict stock prices in the future. Therefore we need a stock price forecasting based on the historical data that can help investors in knowing stock price movements that can be used as a reference for taking investments so that they can get maximum benefit from stock prices and reduce the risk of loss.

This research was conducted to forecast stock prices using the RBFNN-PSO method. Based on previous research, the application of the RBFNN-PSO method is considered profitable, resulting in effective and feasible data for forecasting data in the short term. This study uses several data (1) Unilever Indonesia Tbk stock prices for 2014-2018 as training and testing data with increasing data trend pattern. (2) Kalbe Farma Tbk stock prices for 2014-2018 as validation data with decreasing data trend pattern. This research is expected to be able to facilitate investors in making stock investment decisions by giving accurate predictions of future stock price..

The RBFNN method with the help of PSO to search for optimal spread values can be applied to forecast daily stock prices. The results of the analysis show that the RBFNN model 2-6-1 (2 input neurons, 6 hidden neurons, 1 output neurons) with spread value 25058.8224 is the best RBFNN-PSO model for forecasting stock prices with MAPE 1.07719%.

Future forecasting results with short, medium and long term periods will increase steadily with MAPE values <10% indicating the model can be applied in that period.

Nevertheless, this method is not suitable to be applied to forecast Kalbe Farma Tbk stock price because it has a poor level of accuracy with value of MAPE >50%.

Keywords: Forecasting, Radial Basis Function Neural Network, Particle Swarm Optimization, Stock Prices

KATA PENGANTAR

Dengan mengucapkan rasa syukur kepada Allah SWT, Yang Maha Pengasih dan Maha Penyayang atas izin-Nya penulis dapat menyelesaikan buku tugas akhir yang berjudul Penerapan Metode *Hybrid Radial Basis Function Neural Network - Particle Swarm Optimization* (RBFNN-PSO) untuk Peramalan Harga Saham. Dalam penyelesaian Tugas Akhir ini, penulis diiringi oleh pihak-pihak yang selalu memberi dukungan, saran, dan doa sehingga penelitian berlangsung dengan lancar. Secara khusus penulis mengucapkan terima kasih dari lubuk hati terdalam kepada:

1. Allah SWT, yang memberikan segala rahmat dan karunia serta kenikmatan yang luar biasa dalam memberikan ketenangan, kemudahan, kelancaran dan dukungan kepada penulis.
2. Papa Supriyadi dan Mami Ninis Elbiyawati selaku orang tua penulis yang tiada henti mendoakan, menyemangati, membimbing dan memberikan dukungan finansial maupun moril kepada penulis.
3. Ibu Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom selaku dosen pembimbing yang telah memberikan saran dan bimbingan, serta memberikan motivasi hingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini.
4. Bapak Ahmad Mukhlason, S.Kom., M.Sc., Ph.D dan Bapak Faizal Mahananto, S.Kom, M.Eng., Ph.D selaku dosen penguji yang telah memberikan kritik dan saran yang membangun untuk membuat kualitas Tugas Akhir ini menjadi lebih baik.
5. Nindri Febri P dan Inggar Kumala selaku kakak penulis yang selalu memberikan dukungan dan doa.
6. Adik Nizham, Ayub dan Haqi yang selalu melengkapi, membantu dan menghibur penulis.
7. Yuniar, Savira, Cyndi dan Ervina yang selalu menemani sejak awal perkuliahan dan menjadi teman disegala

keadaan yang selalu mendukung penulis dalam mengerjakan Tugas Akhir.

8. Teman – teman Lannister, sebagai keluarga selama penulis berada di Surabaya, yang selalu membantu dan memberikan semangat kepada penulis selama masa perkuliahan.
9. Teman-teman RDIB 2018-2019 sebagai teman berdiskusi selama pengerjaan Tugas Akhir berlangsung.
10. Teman-teman Leadership Academy Chapter Surabaya atas kehangatan keluarga yang tidak tergantikan, yang selalu mendengarkan dan mendukung penulis.
11. Kabinet Evolve atas kesempatannya untuk bekerjasama dan memberikan banyak perubahan baik kepada penulis,
12. Teman-teman Kewirausahaan Kolaborasi dan Entrepreneurship Evolve atas waktu, kesempatan dan kebersamaan yang diberikan kepada penulis.
13. Pihak lainnya yang berkontribusi dalam tugas akhir yang belum dapat penulis sebutkan satu per satu.

Penyusunan tugas akhir ini masih jauh dari kata sempurna, untuk itu penulis menerima segala kritik dan saran yang membangun sebagai upaya menjadi lebih baik ke depannya. Semoga hasil dari tugas akhir ini dapat memberikan manfaat baik untuk pembaca.

Surabaya, 01 Juli 2019

Hilda Hanum

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN.....	i
LEMBAR PERSETUJUAN.....	iii
ABSTRAK.....	v
ABSTRACT.....	vii
KATA PENGANTAR.....	ix
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR GAMBAR.....	xv
DAFTAR TABEL.....	xvii
DAFTAR SCRIPT.....	xix
1 BAB I PENDAHULUAN.....	1
Latar Belakang.....	1
Rumusan Masalah.....	2
Batasan Permasalahan.....	3
Tujuan.....	3
Manfaat.....	4
Relevansi.....	4
2 BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	7
Penelitian Sebelumnya.....	7
1.1 Dasar Teori.....	11
3 BAB III METODOLOGI.....	21
1.3 Diagram Metodologi.....	21
1.4 Uraian Metodologi.....	22
1.5 3.2.1 Identifikasi Masalah.....	22
1.6 3.2.2 Studi Literatur.....	23
3.2.3 Persiapan Data.....	23
2.1 3.2.4 Pengembangan Model.....	23
2.2 3.2.5 Peramalan.....	25
3.2.6 Uji Validasi.....	25
3.1 3.2.7 Pengukuran Akurasi.....	25
3.2 3.2.8 Analisis Hasil dan Penarikan Kesimpulan.....	25
3.2.9 Penyusunan Laporan Tugas Akhir.....	26
4 BAB IV PERANCANGAN.....	29
Persiapan Informasi dan Data.....	29
Perancangan Model.....	30
4.2.1 Pembagian Data.....	31

4.2.2	Model <i>Hybrid Radial Basis Function Neural Network – Particle Swarm Optimization</i>	31
4.2.3	Penetapan Variabel <i>Input Layer</i>	32
4.2.4	Penetapan Variabel <i>Output Layer</i>	32
4.2.5	Penetapan Variabel <i>Hidden Layer</i>	33
4.2.6	Penetapan Parameter RBFNN	34
4.2.7	Penetapan Parameter PSO.....	34
4.2.8	Proses Pelatihan Data.....	36
4.2.9	Proses Pengujian Data.....	36
4.2.10	Peramalan Data	36
4.2.11	Proses Validasi Data	36
	Skenario Pemrosesan Data.....	36
4.3.1	Skenario Model RBFNN 1 Neuron <i>Input Layer</i> .	37
4.3.2	Skenario Model RBFNN 2 Neuron <i>Input Layer</i> .	38
4.3.3	Penyeleksian Hasil <i>Output</i> Model.....	39
	Proses Analisa Hasil <i>Output</i> Peramalan.....	40
5	BAB V IMPLEMENTASI	41
	Pemrosesan Data	41
	Pemodelan.....	42
4.3	Implementasi Model.....	46
5.3.1	Penerapan Struktur Model <i>Radial Basis Function Neural Network</i>	46
5.3.2	Penerapan Struktur Model <i>Radial Basis Function Neural Network</i>	47
5.3.3	Penerapan Struktur Model <i>Particle Swarm Optimization</i>	48
5.3.4	Penerapan Struktur Model RBFNN-PSO.....	52
5.3.5	Proses Pelatihan	52
5.3.6	Proses Pengujian	53
5.3.7	Proses Peramalan	54
5.3.8	Proses Validasi.....	55
5.3.9	Penyimpanan Hasil <i>Output</i>	56
5.3.10	Otomasi Iterasi Pemrosesan.....	58
6	BAB VI HASIL DAN PEMBAHASAN.....	59
	Hasil Proses Pelatihan Model <i>Radial Basis Function Neural Network</i>	59
6.1.1	<i>Input Layer 1 Neuron</i>	59

6.1.2	<i>Input Layer 2 Neuron</i>	59
	Hasil Proses Pelatihan <i>Hybrid Radial Basis Function</i> <i>Neural Network – Particle Swarm Optimization</i>	60
6.2.1	<i>Input Layer 1 Neuron</i>	60
6.2.2	<i>Input Layer 2 Neuron</i>	61
	Hasil Proses Pengujian.....	62
6.3.1	<i>Input Layer 1 Neuron</i>	62
6.3.2	<i>Input Layer 2 Neuron</i>	65
	Kesimpulan Hasil Model RBFNN-PSO Terbaik	68
6.2	Hasil Peramalan Masa Mendatang.....	69
6.5.1	Hasil Peramalan 1 Minggu Mendatang.....	70
6.5.2	Hasil Peramalan 1 Bulan Mendatang.....	71
6.5.3	Hasil Peramalan 10 Bulan Mendatang.....	72
6.3	Kesimpulan Hasil Peramalan	73
	Hasil Proses Validasi	74
7	BAB VII KESIMPULAN DAN SARAN	77
6.4	Kesimpulan	77
6.5	Saran	78
8	DAFTAR PUSTAKA	79
	LAMPIRAN A. DATA INPUT PELATIHAN	83
	LAMPIRAN B. DATA INPUT PENGUJIAN.....	85
	LAMPIRAN C. DATA INPUT VALIDASI.....	87
	LAMPIRAN D. HASIL PROSES PELATIHAN RBFNN	89
	LAMPIRAN E. HASIL PROSES PELATIHAN RBFNN-PSO	
7.1	91	
7.2	LAMPIRAN F. HASIL PROSES PENGUJIAN RBFNN	95
	LAMPIRAN G. HASIL PROSES PENGUJIAN RBFNN-PSO	
	97	
	LAMPIRAN H. HASIL PROSES PERAMALAN MASA	
	MENDATANG	101
	LAMPIRAN I. HASIL PROSES VALIDASI	103
9	BIODATA PENULIS	105

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Arsitektur RBFNN	15
Gambar 2.2 Diagram Alur Particle Swarm Optimization	16
Gambar 4.1 Data Harga Saham Unilever Indonesia Tbk	30
Gambar 4.2 Data Harga Saham Kalbe Farma Tbk	30
Gambar 5.1 Grafik Data Pelatihan	41
Gambar 5.2 Grafik Data Pengujian	42
Gambar 5.3 Grafik Data Validasi	42
Gambar 5.4 Model RBFNN 2 Neuron Input Layer dengan n Neuron Hidden Layer	44
Gambar 5.5 Model RBFNN 2 Neuron Input Layer dengan n+1 Neuron Hidden Layer	45
Gambar 5.6 Model RBFNN 2 Neuron Input Layer dengan 3n Neuron Hidden Layer	45
Gambar 6.1 Perbandingan MAPE Pelatihan 1 Neuron Input Layer	61
Gambar 6.2 Perbandingan MAPE Pelatihan 2 Neuron Input Layer	62
Gambar 6.3 Perbandingan Nilai Spread dan Hasil MAPE Pengujian 1 Neuron Input Layer	63
Gambar 6.4 Perbandingan MAPE Pengujian 1 Neuron Input Layer	64
Gambar 6.5 Hasil Peramalan Data Pengujian 1 Neuron Input Layer	65
Gambar 6.6 Perbandingan Nilai Spread dan Hasil MAPE Pengujian 2 Neuron Input Layer	66
Gambar 6.7 Perbandingan Nilai MAPE Pengujian 2 Neuron Input Layer	67
Gambar 6.8 Hasil Peramalan Data Pengujian 2 Neuron Input Layer	68
Gambar 6.9 Hasil Peramalan 1 Minggu Mendatang	70
Gambar 6.10 Perbandingan Hasil Peramalan dan Data Aktual Harga Saham 1 Minggu Mendatang	70
Gambar 6.11 Hasil Peramalan 1 Bulan Mendatang	71
Gambar 6.12 Perbandingan Hasil Peramalan dan Data Aktual Harga Saham 1 Bulan Mendatang	72
Gambar 6.13 Hasil Peramalan 10 Bulan Mendatang	72

Gambar 6.14 Perbandingan Hasil Peramalan dan Data Aktual Harga Saham 10 Bulan Mendatang.....	73
Gambar 6.15 Hasil Proses Validasi.....	74

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Literatur 1.....	7
Tabel 2.2 Literatur 2.....	8
Tabel 2.3 Literatur 3.....	9
Tabel 2.4 Literatur 4.....	9
Tabel 2.5 Literatur 5.....	10
Tabel 2.6 Tingkat Signifikansi MAPE.....	19
Tabel 3.1 Diagram Metodologi	21
Tabel 4.1 Data Input dan Output pada 1 Neuron Input Layer	33
Tabel 4.2 Data Input dan Output pada 2 Neuron Input Layer	33
Tabel 4.3 Rancangan Jumlah Neuron Hidden Layer	34
Tabel 4.4 Rancangan Model RBFNN-PSO.....	35
Tabel 4.5 Periode Data Input dan Output 1 Neuron Input Layer	37
Tabel 4.6 Data Input dan Output 1 Neuron Input Layer	37
Tabel 4.7 Periode Data Input dan Output 2 Neuron Input Layer	38
Tabel 4.8 Data Input dan Output 2 Neuron Input Layer	38
Tabel 5.1 Penjelasan Script Pendeklarasian Parameter.....	46
Tabel 5.2 Penjelasan Script Pembuatan Jaringan RBFNN.....	47
Tabel 5.3 Penjelasan Script Proses Perhitungan MAPE	48
Tabel 5.4 Penjelasan Script Pendeklarasian Parameter PSO..	49
Tabel 5.5 Penjelasan Script Proses PSO	51
Tabel 5.6 Penjelasan Script Running PSO	52
Tabel 5.7 Penjelasan Script Proses Pelatihan.....	53
Tabel 5.8 Penjelasan Script Proses Pengujian.....	54
Tabel 5.9 Penjelasan Script Proses Peramalan Masa Mendatang	54
Tabel 5.10 Penjelasan Script Proses Validasi	55
Tabel 5.11 Penjelasan Script Penyimpana Hasil Output .mat	56
Tabel 5.12 Penjelasan Script Penyimpanan Hasil Output	57
Tabel 6.1 Hasil Nilai MAPE RBFNN 1 Neuron Input Layer	59
Tabel 6.2 Hasil Nilai MAPE RBFNN 2 Neuron Input Layer	60
Tabel 6.3 Hasil MAPE 1 Neuron Input Layer.....	63
Tabel 6.4 Hasil MAPE 2 Neuron Input Layer.....	65
Tabel 6.5 Perbandingan Nilai MAPE RBFNN-PSO.....	68
Tabel 6.6 Hasil Parameter Model Terbaik	69

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR SCRIPT

Script 5.1 Pendeklarasian Parameter	46
Script 5.2 Pembuatan Jaringan RBFNN.....	47
Script 5.3 Proses Perhitungan MAPE	48
Script 5.4 Pendeklarasian Parameter PSO.....	49
Script 5.5 Proses PSO	51
Script 5.6 <i>Running</i> PSO	52
Script 5.7 Proses Pelatihan	53
Script 5.8 Proses Pengujian.....	53
Script 5.9 Proses Peramalan Masa Mendatang	54
Script 5.10 Proses Validasi.....	55
Script 5.11 Penyimpanan Hasil Output .mat	56
Script 5.12 Menyimpan File .csv	57
Script 5.13 Otomasi Iterasi Pemrosesan.....	58

Halaman ini sengaja dikosongkan.

BAB I

PENDAHULUAN

Bab ini akan menjelaskan tentang pendahuluan pengerjaan tugas akhir yang meliputi latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, dan manfaat yang akan diperoleh dari penelitian tugas akhir ini.

Latar Belakang

Pasar modal adalah suatu sarana untuk memfasilitasi kegiatan jual beli instrumen keuangan, seperti obligasi, saham, reksa dana dan lain sebagainya. Selain itu, pasar modal berfungsi sebagai sumber pendanaan bagi perusahaan dan pemerintah serta sarana untuk berinvestasi bagi pemilik dana atau investor [1]. Salah satu instrumen keuangan paling populer dan memiliki tingkat keuntungan yang tinggi adalah saham [2]. Saham adalah bukti kepemilikan yang didapatkan oleh investor atas investasi yang dilakukan pada suatu perusahaan [3]. Terdapat dua keuntungan yang dapat diperoleh investor ketika berinvestasi saham, yaitu dividen dan *capital gain*. Dividen merupakan keuntungan yang didapatkan oleh investor setelah memegang saham dalam kurun waktu yang lama sedangkan *capital gain* adalah harga selisih antara harga beli dan harga jual [3].

Selain keuntungan, berinvestasi saham juga memiliki berbagai risiko, seperti *capital loss*, tidak mendapatkan dividen, risiko *suspend*, *delisting* saham serta likuidasi [4]. Berbagai risiko tersebut dapat disebabkan karena perdagangan saham yang bersifat fluktuatif. Sifat fluktuatif ini mengakibatkan para investor kesulitan dalam berinvestasi karena tidak dapat memprediksikan harga saham dimasa mendatang. Oleh karena itu diperlukan suatu prediksi harga saham berdasarkan historis masa lalu yang dapat membantu investor dalam mengetahui pergerakan harga saham sehingga dapat menjadi acuan pengambilan keputusan investasi agar dapat memanfaatkan keuntungan dari kenaikan harga saham serta mengurangi risiko kerugian.

Pada penelitian ini, metode yang akan digunakan adalah *Hybrid Radial Basis Function Neural Network - Particle Swarm Optimization*. *Radial Basis Function Neural Network* adalah salah satu jenis jaringan syaraf tiruan yang terdiri dari tiga bagian, yaitu *input layer*, *hidden layer* dan *output layer* dengan fungsi aktivasi *gaussian*. Metode ini memiliki tingkat kemampuan belajar mandiri, pengaturan diri serta kemampuan penyesuaian diri yang tinggi dibanding metode *neural network* lainnya [5] [6]. Namun, RBFNN memiliki struktur yang cukup rumit dan berdimensi tinggi sehingga menyebabkan lambatnya kecepatan dalam proses pencarian model. *Particle Swarm Optimization* merupakan jenis optimasi berbasis populasi yang terinspirasi oleh perilaku sosial burung dan ikan [7]. Metode *Particle Swarm Optimization* berfungsi untuk mengoptimasi parameter yang akan digunakan sehingga dapat meningkatkan performa *Radial Basis Function Neural Network*. [6]. Dalam penelitian [5], algoritma PSO memiliki keuntungan seperti mudah untuk diimplementasikan, jumlah komputasi yang kecil serta tingkat efisiensi yang tinggi.

Berdasarkan penelitian [8], kombinasi metode peramalan dianggap menguntungkan, menghasilkan data yang efektif dan layak untuk meramalkan data dalam jangka waktu pendek. Untuk itu, dalam penelitian tugas akhir ini akan menggunakan penggabungan metode *Radial Basis Function Neural Network* dan *Particle Swarm Optimization* untuk peramalan harga saham agar mempermudah pelaku bisnis dalam mengambil keputusan investasi saham dengan melakukan prediksi yang akurat terhadap pergerakan harga saham dimasa mendatang.

Rumusan Masalah

Rumusan permasalahan yang diangkat pada tugas akhir ini adalah :

1. Bagaimana penerapan metode *Hybrid Radial Basis Function Neural Network - Particle Swarm Optimization* untuk meramalkan harga saham?

1.2

2. Bagaimana bentuk model *Hybrid Radial Basis Function Neural Network - Particle Swarm Optimization* untuk meramalkan harga saham?
3. Bagaimana hasil dan tingkat akurasi peramalan harga saham menggunakan metode *Hybrid Radial Basis Function Neural Network - Particle Swarm Optimization*?

Batasan Permasalahan

Batasan permasalahan dalam tugas akhir ini adalah :

1. Data yang digunakan untuk penerapan metode ini adalah harga saham pada Unilever Indonesia Tbk dan Kalbe Farma Tbk yang diperoleh melalui situs bursa saham internasional, yaitu *finance.yahoo.com*
2. Data yang digunakan untuk penerapan metode ini adalah data *closing price* Unilever Indonesia Tbk sebagai pelatihan dan pengujian serta Kalbe Farma Tbk sebagai validasi.
- 1.3 3. Data harga saham yang digunakan adalah harga saham dengan periode harian selama 4 tahun, yakni mulai 4 Agustus 2014 hingga 31 Agustus 2018.
4. Peramalan yang akan dihasilkan dibagi menjadi tiga, yaitu jangka pendek (1 minggu), jangka menengah (1 bulan) dan jangka panjang (10 bulan).
5. Parameter *radial basis function neural network* yang akan dioptimasi menggunakan algoritma *particle swarm optimization* adalah nilai *spread*.
6. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian tugas akhir ini adalah MATLAB versi R2018b dan Microsoft Excel.

Tujuan

Tujuan dari pengerjaan tugas akhir ini adalah :

1. Menerapkan model *Hybrid Radial Basis Function Neural Network - Particle Swarm Optimization* untuk mendapatkan hasil peramalan harga saham.

2. Mendapatkan model *Hybrid Radial Basis Function Neural Network - Particle Swarm Optimization* terbaik untuk peramalan harga saham.
3. Mengetahui tingkat akurasi hasil peramalan menggunakan model *Hybrid Radial Basis Function Neural Network - Particle Swarm Optimization*.

Manfaat

Tugas akhir ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut :

1. Bagi Pelaku Bisnis

Memudahkan dalam mengambil keputusan investasi saham dengan melakukan prediksi yang akurat terhadap pergerakan harga saham dimasa mendatang.

1.5

2. Bagi Akademis

Memberikan referensi penelitian yang mengimplementasikan metode peramalan menggunakan *Hybrid Radial Basis Function Neural Network - Particle Swarm Optimization* sebagai acuan untuk penelitian berikutnya.

Relevansi

Penelitian yang dilakukan pada tugas akhir ini adalah penyelesaian masalah mengenai harga saham yang fluktuatif sehingga penelitian dilakukan untuk memprediksikan harga saham dimasa mendatang, yang selanjutnya dapat digunakan untuk memudahkan pelaku bisnis atau investor dalam pengambil keputusan investasi saham. Maka dari itu penelitian ini dianggap layak untuk menjadi studi kasus pada tugas akhir mahasiswa S1 Sistem Informasi.

Tugas akhir ini memiliki relevansi antara metode yang diimplementasikan, yaitu peralaman dan metode *Hybrid Radial Basis Function Neural Network - Particle Swarm Optimization* dengan salah satu bidang minat yang terdapat pada Departemen Sistem Informasi, yaitu pada Laboratorium Rekayasa Data dan Intelegensia Bisnis. Bidang keilmuan yang tercakup dalam

laboratorium dan sesuai dengan penelitian tugas akhir ini adalah adalah *business analytics* yaitu peramalan dan optimasi, serta *intelligent systems* yaitu *artificial neural network*.

Selain itu, penelitian ini juga memiliki relevansi dengan mata kuliah wajib dan pilihan di Departemen Sistem Informasi. Adapun mata kuliah tersebut adalah Statistika, Analitika Bisnis, Teknik Peramalan, Penggalian Data serta Optimasi Kombinasi dan Heuristik.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab tinjauan pustaka terdiri dari landasan-landasan yang akan digunakan dalam penelitian tugas akhir ini, mencakup penelitian-penelitian sebelumnya, kajian pustaka, dan metode yang digunakan selama pengerjaan.

Penelitian Sebelumnya

Terdapat beberapa penelitian yang memiliki topik yang hampir serupa dengan penelitian ini, diantaranya akan dijelaskan pada Tabel 2.1, Tabel 2.2, Tabel 2.3, Tabel 2.4 dan Tabel 2.5.

Tabel 2.1 Literatur 1

Literatur 1	
2.1 Judul	<i>Stock Price Forecasting Using RBF Neural Network and Hybrid Particle Swarm Optimization</i> [8]
Nama, Tahun	Xue Xing; 2016
Gambaran umum penelitian	Penelitian ini membandingkan hasil peramalan harga saham menggunakan metode CHPSO, RBF dan CHPSO-RBF. Hasil yang didapatkan, metode yang paling optimal adalah CHPSO-RBF dengan nilai RMSE, MAE dan MAPE masing-masing bernilai 0,871, 0,961 dan 0,892 dimana hasil ini tergolong dalam kategori sangat baik.
Keterkaitan penelitian	Kedua penelitian ini menggunakan metode yang sama, yaitu RBFNN-PSO untuk meramalkan harga saham, namun pada penelitian tugas akhir ini, parameter yang akan dioptimasi adalah nilai <i>spread</i> RBFNN dan data yang akan digunakan

Literatur 1	
	adalah harga saham Unilever Indonesia Tbk dan Kalbe Farma Tbk.

Tabel 2.2 Literatur 2

Literatur 2	
Judul	<i>Forecasting Foreign Exchange Rates with Adaptive Neural Networks Using Radial-Basis Functions and Particle Swarm Optimization</i> [6]
Nama, Tahun	Georgios Sermpinis, Kontantinos Theofilatos, Andreas Karanathanasopoulos, Efstratios F. Georgopoulos, Christian Dunis; 2013
Gambaran umum penelitian	Penelitian ini memperkenalkan metode <i>hybrid neural network oleh particle swarm optimization dan adaptive radial basis function (ARBF-PSO)</i> . Penelitian ini membandingkan metode ARBF-PSO, kNN, ARMA dan MACD untuk meramalkan nilai tukar EUR/USD, EUR/GBP dan EUR/JPY. Hasil yang didapatkan, model ARBF-PSO lebih baik dibandingkan dengan model lain dengan melihat hasil akurasi dan efisiensi perdagangan.
Keterkaitan penelitian	Salah satu metode yang digunakan pada penelitian ini adalah ARBF-PSO, yang mana memiliki kesamaan dengan penelitian tugas akhir yang akan dikerjakan. Namun pada penelitian ini berfokus pada nilai tukar mata uang, sedangkan pada tugas akhir ini adalah harga saham.

Tabel 2.3 Literatur 3

Literatur 3	
Judul	Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan dan <i>Particle Swarm Optimization</i> untuk Peramalan Indeks Harga Saham Bursa Efek Indonesia [9]
Nama, Tahun	Desy Wartanti, Nur Aini Masrurroh; 2016
Gambaran umum penelitian	Penelitian ini membandingkan hasil peramalan indeks harga saham gabungan dengan metode jaringan saraf tiruan – <i>backpropagation</i> dan <i>backpropagation</i> – <i>particle swarm optimization</i> . Hasil yang didapatkan, metode BP-PSO lebih optimal dengan waktu komputasi 4,3867 detik, MSE pelatihan dan pengujian masing-masing sebesar 0,0030 dan 0,0062, serta MAPE peramalan adalah 1,88% dimana hasil ini tergolong dalam kategori sangat baik.
Keterkaitan penelitian	Salah satu metode yang digunakan pada penelitian ini adalah <i>backpropagation</i> – <i>particle swarm optimization</i> , sedangkan pada penelitian tugas akhir ini menggunakan <i>radial basis function neural network</i> – <i>particle swarm optimization</i> . Data yang digunakan pada penelitian adalah indeks harga saham gabungan, sedangkan pada penelitian tugas akhir akan berfokus pada harga saham Unilever Indonesia Tbk dan Kalbe Farma Tbk.

Tabel 2.4 Literatur 4

Literatur 4	
Judul	<i>Radial Basis Function Neural Network with Particle Swarm Optimization Algorithms for Regional Logistics Demand Prediction</i> [5]

Literatur 4	
Nama, Tahun	Zhineng Hu, Yixin Zhang, and Liming Yao; 2014
Gambaran umum penelitian	Penelitian ini menggunakan metode PSO-RBFNN untuk peramalan permintaan logistik, dimana optimasi dilakukan untuk mendapatkan bobot optimal dari tiap <i>hidden nodes</i> . Hasil yang didapatkan pada penelitian ini adalah metode RBFNN-PSO yang digunakan memiliki nilai MAPE 2.7%, yang bernilai sangat baik.
Keterkaitan penelitian	Metode yang digunakan pada penelitian ini dan pengerjaan tugas akhir adalah RBFNN-PSO, dengan tujuan pengotimasian parameter yang berbeda, yaitu penelitian menggunakan bobot jaringan, sedangkan dalam pengerjaan tugas akhir ini adalah nilai <i>spread</i> . Data yang digunakan pada penelitian adalah untuk peramalan permintaan logistik, sedangkan pada penelitian tugas akhir akan berfokus pada harga saham Unilever Indonesia Tbk dan Kalbe Farma Tbk.

Tabel 2.5 Literatur 5

Literatur 5	
Judul	Algoritma <i>Particle Swarm Optimization</i> (PSO) untuk Optimasi Nilai <i>Center Radial Basis Probabilistic Neural Network</i> (RBPNN) pada Klasifikasi Data <i>Breast Cancer</i> [10]
Nama, Tahun	Ela Nurmalasari, Oni Soesanto, Fatma Indriani; 2017
Gambaran umum	Pada penelitian ini menggunakan metode <i>Radial Basis Probabilistic Neural Network – Particle Swarm Optimization</i> untuk mengklasifikasikan

Literatur 5	
penelitian	data <i>breast cancer</i> . PSO akan digunakan untuk mengoptimasi nilai <i>center</i> dari tiap <i>hidden nodes</i> . Hasil yang didapatkan, nilai akurasi pada data pelatihan dan pengujian adalah sebesar 92,569% dan 88,596%, dengan rata-rata error adalah sebesar 11,404%.
Keterkaitan penelitian	Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah RBPNN-PSO, sedangkan pada penelitian tugas akhir ini menggunakan RBFNN-PSO, dengan pengotimasian parameter berbeda. Data yang digunakan pada penelitian adalah untuk klasifikasi data <i>breast cancer</i> , sedangkan pada penelitian tugas akhir akan berfokus pada harga saham Unilever Indonesia Tbk dan Kalbe Farma Tbk.

Dasar Teori

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

2.2.1 Saham

Saham adalah bukti kepemilikan yang didapatkan oleh investor atas investasi yang dilakukan pada suatu perusahaan. Terdapat tiga karakteristik yuridis untuk pemegang saham, yaitu:

1. *Limited risk*
Limited risk merupakan kondisi dimana pemegang saham hanya bertanggung jawab atas sejumlah uang yang diberikan kepada suatu perusahaan.
2. *Ultimate control*
Ultimate control merupakan kondisi dimana para pemegang saham menentukan tujuan serta arah perusahaan akan berjalan.
3. *Residual claim*

Residual claim merupakan kondisi dimana ketika terjadi proses likuidasi suatu perusahaan, maka pemegang saham akan menjadi pihak terakhir atau setelah kreditur yang memperoleh pembagian hasil usaha dan sisa aset.

Keuntungan yang didapatkan oleh pemegang saham dengan memiliki saham adalah sebagai berikut :

1. Dividen

Dividen merupakan pembagian keuntungan perusahaan untuk para pemegang saham dengan persetujuan yang telah dilakukan dalam RUPS dengan syarat kepemilikan dalam kurun waktu yang cukup lama. Dividen dapat berupa tunai dan saham.

2. *Capital gain*

Capital gain merupakan selisih harga beli dan harga jual suatu saham yang terbentuk oleh adanya kegiatan jual beli saham di pasar sekunde.

Selain keuntungan, saham juga memiliki risiko, yaitu :

1. *Capital loss*

Capital loss merupakan kondisi dimana harga jual saham lebih rendah dibandingkan harga beli.

2. Likuidasi

Likuidasi merupakan suatu kondisi ketika perusahaan dibubarkan atau dinyatakan bangkrut oleh pengadilan. Hal ini merugikan bagi pemegang saham karena pemegang saham menjadi prioritas terakhir untuk mendapatkan sisa hasil penjualan aset atau kekayaan perusahaan setelah seluruh kewajiban dinyatakan telah lunas.

2.2.2 Harga Saham

Harga saham merupakan harga penutupan pasar saham selama periode tertentu. Harga saham terbentuk melalui proses permintaan dan penawaran pada pasar saham. Jika terjadi kelebihan permintaan maka harga saham akan naik sedangkan sebaliknya, jika terjadi kelebihan penawaran maka harga saham

akan turun [11]. Terdapat 8 jenis harga saham, berikut adalah penjelasan kedelapan jenis harga saham tersebut [12]:

1. Harga nominal
Harga nominal merupakan harga yang telah tercatat pada sertifikat saham yang ditetapkan oleh emiten untuk tiap lembar saham yang dikeluarkan.
2. Harga perdana
Harga perdana merupakan harga ketika suatu harga saham tersebut tercatat pada bursa efek yang ditentukan oleh penjamin emisi dan emitan.
3. Harga pasar
Harga pasar merupakan harga jual oleh investor ke investor yang lain.
4. Harga pembukaan
Harga pembukaan merupakan harga yang diminta baik oleh penjual maupun pembeli pada jam pasar saham dibuka.
5. Harga penutupan
Harga penutupan merupakan harga yang diminta baik oleh penjual maupun pembeli pada jam pasar saham ditutup.
6. Harga tertinggi
Harga tertinggi merupakan harga saham tertinggi yang terjadi pada hari bursa.
7. Harga terendah
Harga terendah merupakan harga saham terendah yang terjadi pada hari bursa.
8. Harga rata-rata
Harga rata-rata merupakan rata-rata dari harga tertinggi dan terendah.

2.2.3 Peramalan

Peramalan merupakan suatu perhitungan yang bersifat obyektif dimana menggunakan data masa lalu sebagai penentuan kejadian-kejadian di masa mendatang [13]. Berdasarkan [14], peramalan terbagi menjadi tiga jenis, yaitu:

1. Jangka panjang

Peramalan yang dilakukan dengan jangka waktu lebih dari 18 bulan.

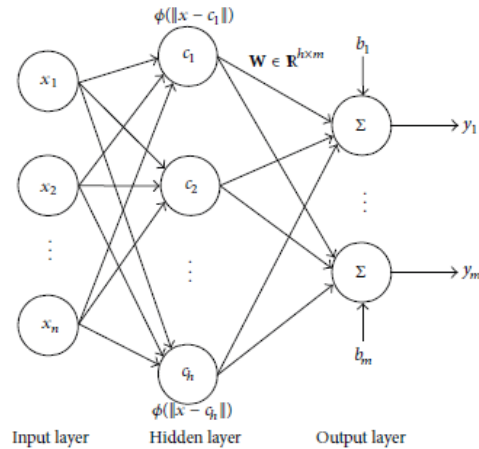
2. Jangka menengah
Peramalan yang dilakukan dengan jangka waktu antara 3 hingga 8 bulan.
3. Jangka pendek
Peramalan yang dilakukan dengan jangka waktu kurang dari 3 bulan.

Berdasarkan jenis data ramalan yang akan disusun, peramalan dibagi menjadi dua jenis, yaitu [15]:

1. Peramalan kualitatif
Peramalan kualitatif merupakan peramalan yang berdasar pada pemikiran, pendapat dan pengetahuan penyusunnya.
2. Peramalan kuantitatif
Peramalan kuantitatif merupakan peramalan yang berdasar pada data masa lalu, dimana hasil yang dikeluarkan tergantung pada metode yang digunakan.

2.2.4 *Radial Basis Function Neural Network*

Neural network adalah sebuah mesin yang dirancang dan bertujuan untuk memodelkan cara bekerja otak manusia dalam menjalankan suatu tugas tertentu [16]. *Radial Basis Function Neural Network* merupakan suatu model *neural network* dimana tiap neuron keluarannya berupa hasil kombinasi linier fungsi basis neuron-neuron pada *hidden layer*. Dalam penerapannya untuk mendapatkan model RBFNN terbaik, diperlukan kombinasi yang tepat antara jumlah variabel *input*, jumlah *node* pada unit *hidden layers*, nilai tengah dan standar deviasi dari variabel input, yang berimplikasi pada jumlah parameter yang optimal [17]. Desain dari model RBFNN untuk pendekatan suatu fungsi terdapat pada Gambar 2.1.



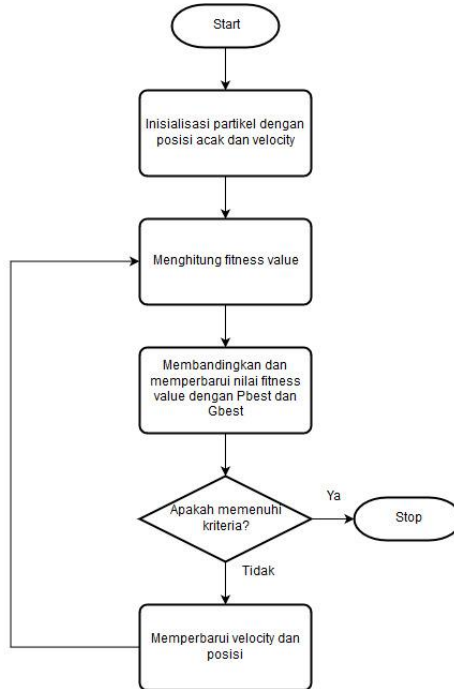
Gambar 2.1 Arsitektur RBFNN

Fungsi radial merupakan suatu fungsi yang memiliki karakteristik merespon terhadap pengurangan maupun penambahan jarak yang berasal dari nilai titik tengah. Fungsi radial yang umum digunakan terdapat pada Persamaan 2.1.

$$h(x) = \phi((x - c)^T R^{-1}(x - c)) \quad (2.1)$$

2.2.5 Particle Swarm Optimization

Particle Swarm Optimization merupakan jenis optimasi berbasis populasi yang terinspirasi oleh perilaku sosial burung dan ikan [7]. PSO akan melakukan pencarian menggunakan populasi dari tiap individu yang diperbarui menggunakan iterasi. Terdapat 5 parameter yang dimiliki oleh PSO, yaitu posisi, kecepatan, kecepatan maksimum, konstanta percepatan dan berat inersia. PSO memiliki kelebihan dalam berbagai permasalahan optimasi seperti waktu yang lebih cepat dan tingkat konvergensi yang lebih stabil [18]. Diagram alur PSO terdapat pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Diagram Alur Particle Swarm Optimization

Nilai *spread* yang dihasilkan pada optimasi akan menjadi nilai *spread* untuk RBFNN dan melakukan peramalan sehingga mendapatkan hasil peramalan untuk menghitung nilai MAPE. Nilai MAPE tersebut berlaku sebagai fungsi dan tujuan. Persamaan fungsi tujuan PSO untuk mengoptimalkan nilai *spread*, dapat dilihat pada Persamaan 2.2.

$$\min f(x) = \min \frac{a_1 + a_2 + \dots + a_n}{n} \quad (2.2)$$

Keterangan:

x = nilai *spread*

a = nilai *error* peramalan

n = jumlah data

Berikutnya adalah mengevaluasi nilai fungsi dari masing-masing partikel berdasarkan posisinya, dengan nilai fungsi tujuan pada posisi awal yang tertuang pada Persamaan 2.3.

$$f(x_1(0)), f(x_2(0)), f(x_3(0)), \dots, f(x_k(0)) \quad (2.3)$$

Menentukan besar perpindahan pada iterasi ke-t dapat menggunakan Persamaan 2.4.

$$y_i(t) = \omega y_i(t-1) + c_1 r_1 [P_{best,i} - x_i(t-1)] + c_2 r_2 [G_{best} - x_i(t-1)] \quad (2.4)$$

Keterangan :

1. c_1 dan c_2 adalah koefisien percepatan yang telah ditentukan sebelumnya
2. r_1 dan r_2 adalah bilangan random antara 0-1

Untuk memperbarui faktor inersia dapat menggunakan Persamaan 2.5.

$$\omega = \frac{\omega_{maks} - (\omega_{maks} - \omega_{min})t}{T_{maks}} \quad (2.5)$$

Sedangkan untuk posisi partikel pada iterasi ke-t ada pada Persamaan 2.6.

$$x_i(t) = x_i(t-1) + y_i(t) \quad (2.6)$$

Untuk mengevaluasi nilai fungsi tujuan dapat dinyatakan dengan Persamaan 2.7.

$$f(x_1(t)), f(x_2(t)), f(x_3(t)), \dots, f(x_n(t)) \quad (2.7)$$

Nilai P best merupakan posisi partikel ke-i terbaik yang pernah dilaluinya. Untuk memperbarui nilai P best dapat menggunakan persamaan berikut :

$$P_{best,i} = \begin{cases} x_i(t); f(x_i(t)) < f(P_{best,i}) \\ P_{best,i}; \text{ untuk yang lain} \end{cases} \quad (2.8)$$

Sedangkan G best adalah posisi partikel terbaik yang pernah dilalui oleh sekawannya. Untuk memperbarui nilai G best dapat menggunakan Persamaan 2.8.

$$G_{best} \in \{P_{best,1}, P_{best,2}, \dots, P_{best,n}\} | f(G_{best}) \quad (2.9)$$

$$= \min\{f(P_{best,1}), f(P_{best,2}), \dots, f(P_{best,x})\}$$

2.2.6 Evaluasi Hasil Peramalan

Ukuran akurasi hasil peramalan merupakan ukuran kesalahan peramalan yang menunjukkan tingkat perbedaan antara hasil peramalan dengan kondisi yang sebenarnya terjadi. Dalam semua situasi peramalan terdapat derajat ketidakpastian, dimana hal ini dapat berpengaruh kepada hasil yang didapatkan. Sehingga pengukuran akurasi peramalan dibutuhkan untuk melihat seberapa valid hasil peramalan tersebut. Pengukuran peramalan yang paling umum digunakan adalah *mean absolute deviation*, *mean absolute percentage error*, dan *mean squared error*. Akurasi peramalan akan tinggi apabila nilai-nilai tersebut semakin kecil. Berikut adalah penjelasan untuk masing-masing pengukuran akurasi :

1. Mean Squared Error (MSE)

MSE dilakukan dengan menghitung kuadrat masing-masing kesalahan kemudian dijumlahkan dan dibagi dengan jumlah observasi. Pendekatan ini mengatur kesalahan peramalan yang besar karena kesalahan tersebut dikuadratkan. Berdasarkan [19], rumus untuk menghitung rumus untuk menghitung MSE dinyatakan seperti pada Persamaan 2.9.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2 \quad (2.9)$$

Dimana Y_t adalah nilai aktual hasil observasi, \hat{Y}_t adalah nilai hasil peramalan, dan t menunjukkan periode ke-t.

2. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE dihitung dengan menggunakan kesalahan absolut pada tiap periode dibagi dengan nilai observasi yang nyata

untuk periode itu. Kemudian, merata-rata kesalahan persentase absolut tersebut. Pendekatan ini berguna ketika ukuran atau besar variabel ramalan tersebut penting dalam mengevaluasi ketepatan ramalan. MAPE mengindikasikan seberapa besar kesalahan dalam meramal yang dibandingkan dengan nilai nyata pada deret. Metode MAPE digunakan jika nilai Y_t besar. Berdasarkan [19], rumus untuk menghitung MAPE dinyatakan seperti pada (2.10).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t} \quad (2.10)$$

Dimana Y_t adalah nilai aktual hasil observasi, \hat{Y}_t adalah nilai hasil peramalan, dan t menunjukkan periode ke- t . Berdasarkan [20], nilai MAPE dapat dikelompokkan ke dalam rentang signifikansi tertentu yang menunjukkan seberapa baik hasil peramalan tersebut. Pengelompokan MAPE dapat dilihat pada Tabel 2.6.

Tabel 2.6 Tingkat Signifikansi MAPE

Persentase MAPE	Tingkat Signifikansi
< 10%	<i>Excellent</i> (hasil peramalan sangat baik)
10 – 20%	<i>Good</i> (hasil peramalan baik)
20 – 50%	<i>Reasonable</i> (hasil peramalan cukup)
> 50%	<i>Bad</i> (hasil peramalan buruk)

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB III METODOLOGI

Pada bagian ini dijelaskan metodologi yang akan digunakan sebagai panduan untuk menyelesaikan penelitian tugas akhir ini.

Diagram Metodologi

Pada sub bab ini akan dijelaskan mengenai tahapan yang dilakukan dalam penelitian sesuai Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Diagram Metodologi

Input	Proses	Output
Studi kasus	Identifikasi Masalah	Topik Permasalahan
Topik permasalahan	↓	Pemahaman konsep dari literature
Pemahaman konsep dan literatur	↓	Data yang dibutuhkan
Data yang dibutuhkan	↓	Model
Model	↓	Hasil peramalan
Model	↓	Hasil uji validasi

Input	Proses	Output
Hasil peramplan dan Hasil uji validasi	Pengukuran akurasi ↓	Tingkat akurasi
Hasil peramalan dan tingkat akurasi	Analisa hasil dan penarikan kesimpulan ↓	Kesimpulan
Kesimpulan	Penyusunan tugas akhir	Laporan tugas akhir

Uraian Metodologi

Berdasarkan pada diagram alur metodologi pada sub bab sebelumnya, di bawah ini merupakan penjelasan dari setiap prosesnya.

3.2.1 Identifikasi Masalah

Pada tahapan ini dilakukan penggalian dan analisa terhadap suatu permasalahan. *Output* yang diperoleh dengan adanya kegiatan identifikasi masalah adalah topik yang akan digunakan untuk penyelesaian tugas akhir ini. Permasalahan yang ditemukan adalah permasalahan terkait harga saham yang bersifat fluktuatif. Hal ini mengakibatkan para investor mengalami kesulitan dalam melakukan investasi saham karena tidak memiliki prediksi harga saham kedepannya. Sehingga untuk mengatasi permasalahan tersebut dibutuhkan suatu penyelesaian. Topik ini selanjutnya akan digunakan sebagai dasar untuk mencari literatur terkait permasalahan ini.

3.2.2 Studi Literatur

Dari permasalahan yang ditemukan pada tahapan sebelumnya, dilakukan studi literatur dengan mengumpulkan berbagai referensi seperti buku pustaka dan jurnal penelitian, maupun dokumen lainnya yang sesuai dengan topik permasalahan. Studi literatur ini bertujuan untuk mengetahui dasar-dasar teori yang mendukung atau berkaitan dengan permasalahan yang ingin diselesaikan. Berdasarkan studi literatur yang dilakukan, pada tugas akhir ini diusulkan penyelesaian permasalahan dengan peramalan menggunakan metode *Hybrid Radial Basis Function Neural Network - Particle Swarm Optimization*.

3.2.3 Persiapan Data

Setelah menentukan metode berdasarkan studi literatur dan mendapatkan dasar teori yang cukup dari tahap sebelumnya, maka tahap selanjutnya adalah persiapan data. Data merupakan pendukung utama dalam terlaksananya tugas akhir ini. Oleh karena itu dibutuhkan persiapan data sesuai dengan topik dan batasan permasalahan yang diambil. Pada tugas akhir ini, data yang dibutuhkan adalah data *closing* harian harga saham untuk periode 1 Agustus 2014 hingga 31 Agustus 2018, yang didapatkan dari situs *finance.yahoo.com*, khususnya data saham Unilever Indonesia Tbk dengan pembagian data sampel yang akan digunakan adalah 75% untuk data pelatihan dan 25% untuk data pengujian, serta Kalbe Farma Tbk untuk data validasi.

3.2.4 Pengembangan Model

Pada tahap ini dilakukan proses pengembangan model berdasarkan metode RBFNN-PSO. Pada metode ini, akan dimulai dengan menggunakan data pelatihan sebagai masukan pada *input* layer yang akan diproses langsung ke *hidden layer* untuk mencari parameter RBFNN, yaitu nilai *spread* yang optimal menggunakan algoritma PSO yang selanjutnya akan menghasilkan model RBFNN-PSO. Berikut adalah langkah-langkah untuk mendapatkan model RBFNN-PSO :

a. Menentukan jumlah *neuron input layer*

Jumlah *input layer* yang akan digunakan adalah 1 dan 2, yaitu menggunakan data harga saham dengan 1 periode sebelumnya dan 2 periode sebelumnya.

b. Menentukan jumlah *neuron hidden layer*

Jumlah *neuron hidden layer* pada tugas akhir ini akan ditentukan menggunakan *trial and error* dimulai dari sejumlah *neuron input layer* hingga 3 kali jumlah *neuron input layer*

c. Menentukan jumlah *neuron output layer*

Jumlah *neuron input layer* adalah 1, yaitu berupa harga saham.

d. Melatih data dan mengoptimasi nilai *spread*

- Menentukan jumlah iterasi, populasi serta kecepatan maksimum.
- Menentukan c_1 , c_2 dan inersia.
- Menginisialisasi nilai *spread* awal sebagai posisi partikel awal $x_i(0)$, yaitu bilangan acak diantara jarak minimum dan maksimum dari data *input layer*.
- Menghitung nilai fungsi tujuan $f(x_i(0))$.
- Menentukan besar perpindahan partikel awal $y_i(0)$.
- Menentukan P_{best} dan G_{best} awal.
- Untuk setiap iterasi, dilakukan perhitungan besar perpindahan $y_i(t)$.
- Memperbarui posisi partikel $x_i(t)$.
- Jika nilai $f_i(t)$ lebih baik maka nilai P_{best} dan G_{best} akan diperbarui

Proses tersebut dilakukan hingga mencapai jumlah iterasi maksimum, dengan menggunakan nilai G_{best} , maka akan didapatkan posisi partikel atau nilai *spread* optimal untuk tiap skenario.

e. Menguji data menggunakan model-model RBFNN-PSO

Setelah mendapatkan model RBFNN-PSO, selanjutnya dilakukan peramalan menggunakan data pengujian untuk

didapatkan nilai akurasi terendah dan memilih model rbfnn-pso terbaik.

3.2.5 Peramalan

Setelah model diperoleh, selanjutnya adalah dilakukan proses peramalan terhadap harga saham menggunakan data peramalan. Pada proses ini akan dihasilkan keluaran berupa hasil peramalan data saham selama 1 minggu, 1 bulan dan 10 bulan. Menghitung nilai peramalan dilakukan dengan menggunakan model RBFNN-PSO yang telah terpilih sebelumnya.

3.2.6 Uji Validasi

Proses uji validasi bertujuan untuk menguji performa model RBFNN-PSO yang telah terbentuk menggunakan dataset baru yaitu yang belum digunakan serta memiliki pola tren berbeda dengan data pelatihan dan data pengujian. Uji validasi akan dilakukan dengan melakukan peramalan terhadap data validasi.

3.2.7 Pengukuran Akurasi

Dari hasil peramalan dan uji validasi yang telah diperoleh, selanjutnya akan dilakukan proses perbandingan antara hasil peramalan dengan data aktual. Untuk mengetahui ketepatan hasil ramalan menggunakan metode RBFNN-PSO, dilakukan perhitungan tingkat akurasi dan kesalahan dengan ukuran MAPE. Tingkat akurasi yang diperoleh selanjutnya akan dianalisis pada tahap selanjutnya.

3.2.8 Analisis Hasil dan Penarikan Kesimpulan

Berdasarkan tingkat akurasi dan kesalahan yang dihasilkan, maka dapat dilakukan analisis untuk membantu dalam penarikan kesimpulan. Kesimpulan ini nantinya dapat membantu memberikan sumbangan pemikiran pada peneliti maupun perusahaan dalam pengambilan keputusan terkait peramalan pada data harga saham agar hasil peramalannya menjadi lebih baik.

3.2.9 Penyusunan Laporan Tugas Akhir

Tahapan terakhir adalah penyusunan laporan tugas akhir sebagai bentuk dokumentasi atas terlaksananya tugas akhir ini. Di dalam laporan tersebut mencakup:

a. Bab I Pendahuluan

Bab pendahuluan akan menjelaskan tentang pendahuluan pengerjaan tugas akhir yang meliputi latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, dan manfaat yang akan diperoleh dari penelitian tugas akhir ini.

b. Bab II Tinjauan Pustaka

Bab tinjauan pustaka terdiri dari landasan-landasan yang akan digunakan dalam penelitian tugas akhir ini, mencakup penelitian-penelitian sebelumnya, dasar teori, dan metode yang digunakan selama pengerjaan.

c. Bab III Metodologi

Bab metodologi akan menjelaskan tahapan-tahapan yang perlu dilakukan sebagai panduan untuk menyelesaikan penelitian tugas akhir ini.

d. Bab IV Perancangan

Bab perancangan akan menguraikan cara perancangan awal yang diperlukan untuk melakukan pengumpulan data tugas akhir. Bab ini meliputi persiapan data, perancangan model, skenario pemrosesan data dan proses analisa hasil *output* model

e. Bab V Implementasi

Bab implementasi akan menjelaskan menjelaskan penerapan dari perancangan yang telah ditentukan pada bab sebelumnya beserta proses peramalan harga saham menggunakan *hybrid radial basis function neural network – particle swarm optimization*.

f. Bab VI Hasil dan Pembahasan

Bab hasil dan pembahasan akan menjelaskan hasil dan pembahasan terkait penentuan model dan parameter-parameter yang digunakan serta hasil keluaran peramalan harga saham.

g. Bab VII Kesimpulan dan Saran

Bab kesimpulan dan saran membahas mengenai kesimpulan proses penelitian yang telah dilakukan dan saran yang diusulkan baik untuk perusahaan maupun untuk penelitian serupa di masa mendatang.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB IV PERANCANGAN

Pada bab ini diuraikan cara perancangan awal yang diperlukan untuk melakukan pengumpulan data tugas akhir. Bab ini meliputi persiapan data, perancangan model, skenario pemrosesan data dan proses analisa hasil *output* model

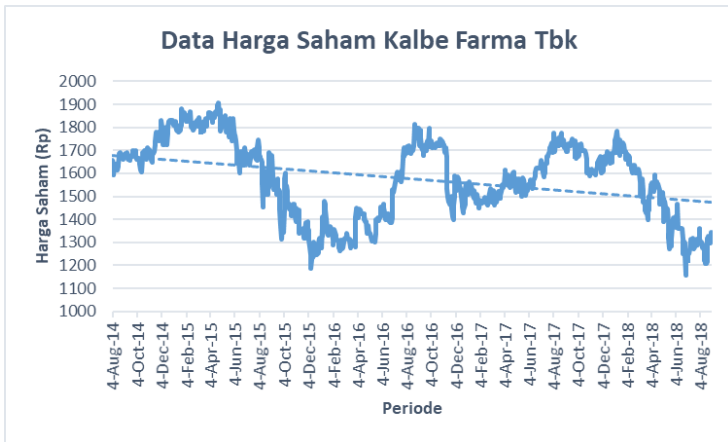
Persiapan Informasi dan Data

Pada bagian ini dilakukan pengumpulan informasi dan data yang dibutuhkan untuk pengerjaan tugas akhir. Informasi didapatkan melalui wawancara pada tanggal 22 September 2018 dengan narasumber Ibu Puluah Pahlanti sebagai salah satu pelaku investasi adalah mengenai data harga saham yang akan digunakan sebagai obyek penelitian. Menurut narasumber, data yang digunakan untuk penelitian sebaiknya data yang memiliki kapitalisasi pasar tinggi dan data yang bersifat stabil secara kondisi keuangan, prospek pertumbuhan dan nilai transaksi seperti yang terdapat pada indeks saham LQ45, yaitu Unilever Indonesia Tbk dan Kalbe Farma Tbk. Hal ini bertujuan agar hasil penelitian dapat berguna untuk para investor karena kedua saham tersebut memiliki peminat yang cukup tinggi.

Data harga saham yang akan digunakan didapatkan melalui situs *finance.yahoo.com* dengan rentang waktu mulai dari 4 Agustus 2014 hingga 31 Agustus 2018 dalam bentuk periode harian (senin hingga jumat). Jumlah data harga saham masing-masing perusahaan adalah sebanyak 1025 buah. Data yang akan digunakan ditunjukkan pada Gambar 4.1 dan Gambar 4.2.



Gambar 4.1 Data Harga Saham Unilever Indonesia Tbk



Gambar 4.2 Data Harga Saham Kalbe Farma Tbk

Perancangan Model

Pada bagian ini dilakukan perancangan model *hybrid radial basis function neural network – particle swarm optimization* yang akan digunakan untuk peramalan. Pada pengerjaan tugas akhir ini perangkat lunak yang akan digunakan adalah MATLAB versi R2018b dan Microsoft Excel untuk analisis.

4.2

Hasil dari peramalan ini diharapkan dapat memperoleh harga saham dengan nilai keakuratan yang baik.

4.2.1 Pembagian Data

Dalam tugas akhir ini, data dibagi menjadi 3 bagian, yaitu data pelatihan, data pengujian serta data validasi. Proses pelatihan akan menggunakan *input* data pelatihan yang bertujuan untuk menghasilkan model-model peramalan. Proses pengujian akan menggunakan *input* data pengujian yang bertujuan untuk mengevaluasi model-model peramalan beserta pemilihan model terbaik. Sedangkan proses validasi akan menggunakan data validasi yang bertujuan untuk mengetahui apakah model bersifat universal yaitu dapat meramalkan data harga saham lain dengan hasil keakuratan proses validasi mendekati keakuratan proses pelatihan dan pengujian. Sehingga untuk pengerjaan tugas akhir ini, proses validasi akan dilakukan pada data baru yang memiliki pola tren berbeda dari data pelatihan dan pengujian.

Selanjutnya, untuk pengerjaan proses peramalan menggunakan *hybrid radial basis function neural network – particle swarm optimization*, data yang akan digunakan sebagai data pelatihan dan pengujian adalah data harga saham Unilever Indonesia Tbk yang berjumlah 1025 buah, dengan perbandingan 75% : 25%. Sehingga dengan perbandingan tersebut akan menghasilkan data pelatihan sejumlah 769 buah dan data pengujian sejumlah 256 buah. Selanjutnya data validasi akan berasal dari data harga saham Kalbe Farma Tbk sebanyak 1025 buah.

Pada Gambar 4.1, data harga saham Unilever Indonesia Tbk yang akan digunakan sebagai data pelatihan dan pengujian, memiliki pola tren naik. Sedangkan pada Gambar 4.2, data harga saham Kalbe Farma Tbk memiliki pola tren turun.

4.2.2 Model *Hybrid Radial Basis Function Neural Network – Particle Swarm Optimization*

Pada pengerjaan tugas akhir ini, model *hybrid radial basis function neural network – particle swarm optimization* adalah model terbaik dan akan dipilih jika memiliki nilai MAPE paling

rendah dibandingkan model lainnya pada saat tahap pengujian. Untuk memperolehnya, dilakukan simulasi dengan mengubah parameter *neuron input layer*, *neuron hidden layer*, serta nilai *spread* yang dioptimasi menggunakan algoritma PSO.

4.2.3 Penetapan Variabel *Input Layer*

Pada variabel *input layer* untuk pengerjaan tugas akhir ini berisikan data harga saham. *Input layer* memiliki jumlah *neuron* yang bervariasi. Jumlah *neuron* pada *input layer* menunjukkan jumlah periode sebelumnya yang diambil dalam melakukan peramalan. Jika jumlah *neuron* adalah 1, maka data yang digunakan untuk peramalan adalah 1 periode sebelumnya. Jika jumlah *neuron* adalah 2, maka data yang digunakan untuk peramalan adalah 2 periode sebelumnya.

Jumlah *neuron* pada *input layer* untuk tugas akhir ini akan dibagi menjadi dua, yaitu 1 *neuron* dan 2 *neuron*. Penggambaran dari perubahan jumlah *neuron* pada *input layer* tersebut dapat dilihat pada Tabel 4.1 dan Tabel 4.2.

4.2.4 Penetapan Variabel *Output Layer*

Data *output* pada pengerjaan tugas akhir ini adalah data saham sehingga *output layer* hanya memiliki satu *neuron*. Pada 1 *neuron input layer*, data *output* yang dihasilkan adalah data dengan satu periode di depan data *input* yang ada. Jika data *input* merupakan data periode ke- t , maka data *output* nya adalah data periode ke- $t+1$. Jika data input merupakan data periode ke- $t+1$, maka data output nya adalah data periode ke- $t+2$, dan seterusnya.

Namun pada 2 *neuron input layer*, jika data *input* merupakan data periode ke- t dan data periode ke- $t+1$, maka data *output* yang dihasilkan adalah data periode ke- $t+2$. Jika data *input* merupakan data periode ke- $t+1$ dan data periode ke- $t+2$, maka data output yang dihasilkan adalah data periode ke- $t+3$, dan seterusnya. Penggambaran dari data *output* pada *output layer* tersebut dapat dilihat pada Tabel 4.1, dan Tabel 4.2.

Tabel 4.1 Data Input dan Output pada 1 Neuron Input Layer

Harga Saham (Node 1)	Output
31475	30900
30900	30750
30750	30775
30775	30500
30500	31250
...	...

Tabel 4.2 Data Input dan Output pada 2 Neuron Input Layer

Harga Saham (Node 1)	Harga Saham (Node 2)	Output
31475	30900	30750
30900	30750	30775
30750	30775	30500
30775	30500	31250
30500	31250	31350
...

4.2.5 Penetapan Variabel *Hidden Layer*

Pada pengerjaan tugas akhir ini, penentuan jumlah *neuron* pada *hidden layer* dilakukan dengan cara *trial and error* dengan variasi jumlah *neuron* mulai sejumlah n hingga $3n$, dimana n adalah jumlah *neuron* pada *input layer*. Penggambaran dari data penggunaan jumlah *neuron hidden layer* dapat dilihat pada Tabel 4.3. Jika jumlah *neuron input layer* adalah 1, maka jumlah percobaannya adalah 3, yaitu dengan menggunakan jumlah *neuron hidden layer* sebanyak 1, 2 dan 3.

Tabel 4.3 Rancangan Jumlah Neuron Hidden Layer

Jumlah Neuron Input Layer	Jumlah Neuron Hidden Layer
n	n, ..., ..., 3n
1	1, 2, 3
2	2, 3, 4, 5, 6

4.2.6 Penetapan Parameter RBFNN

Pada pengerjaan tugas akhir ini, parameter *radial basis function neural network* yang akan diubah untuk mendapatkan MAPE dengan nilai terendah adalah jumlah *neuron hidden layer* dan nilai *spread*, dimana nilai *spread* akan dicari nilai optimalnya menggunakan algoritma PSO.

4.2.7 Penetapan Parameter PSO

Pada pengerjaan tugas akhir ini, optimasi menggunakan metode *particle swarm optimization* dilakukan untuk mencari nilai *spread* yang akan menghasilkan nilai MAPE pengujian terendah. Nilai awal *spread* yang akan dioptimasi diambil secara acak. Parameter *particle swarm optimization* yang akan diubah untuk mendapatkan bobot terbaik adalah sebagai berikut:

1. Nilai *spread* minimum

Nilai *spread* minimum berguna sebagai batas bawah dalam pencarian nilai *spread* paling optimal [21]. Nilai *spread* minimum didapatkan melalui perhitungan jarak terdekat antar data harga saham Unilever Indonesia Tbk, yaitu 0.

2. Nilai *spread* maksimum

Nilai *spread* maksimum berguna sebagai batas atas dalam pencarian nilai *spread* paling optimal [21]. Nilai *spread* maksimum didapatkan melalui perhitungan jarak terjauh antar data harga saham Unilever Indonesia Tbk, yaitu 26100.

3. Jumlah iterasi

Iterasi pada proses optimasi akan mempengaruhi performa dari hasil iterasi dan menentukan batas akhir dari pemberhentian pada proses optimasi. Pada pengerjaan tugas akhir ini, jumlah iterasi yang digunakan adalah 10, 25, 50 dan 100.

4. Jumlah populasi

Populasi adalah jumlah partikel yang akan digunakan untuk mencari nilai paling optimal. Pada pengerjaan tugas akhir ini, jumlah populasi yang digunakan adalah 5 dan 20.

Tabel 4.3 akan menjelaskan rancangan arsitektur dari model *hybrid radial basis function neural network – particle swarm optimization* yang akan diimplementasikan pada pengerjaan tugas akhir ini.

Tabel 4.4 Rancangan Model RBFNN-PSO

Parameter	Nilai	Keterangan
<i>Input layer</i>	1 dan 2	Harga saham
<i>Hidden layer</i>	n, 2n dan 3n	<i>Trial and error</i>
<i>Output layer</i>	1	Harga saham
Nilai <i>spread</i> minimum	0	Penghitungan jarak terdekat antar data harga saham
Nilai <i>spread</i> maksimum	21600	Penghitungan jarak terjauh antar data harga saham
Jumlah iterasi	10, 25, 50 dan 100	<i>Trial and error</i>
Jumlah populasi	5 dan 20	<i>Trial and error</i>

4.2.8 Proses Pelatihan Data

Proses pelatihan dilakukan menggunakan data sebesar 75% dari keseluruhan data saham Unilever Indonesia Tbk, yaitu sebanyak 769 buah. Proses pelatihan ini dilakukan menggunakan perangkat lunak MATLAB versi R2018b dan akan menghasilkan model-model RBFNN-PSO.

4.2.9 Proses Pengujian Data

Proses pengujian dilakukan menggunakan data sebesar 25% dari keseluruhan data saham Unilever Indonesia Tbk, yaitu sebanyak 256 buah. Proses pengujian ini dilakukan menggunakan perangkat lunak MATLAB versi R2018b. Pada proses ini akan dilakukan evaluasi terhadap model-model RBFNN-PSO yang telah terbentuk dan akan dipilih model RBFNN-PSO terbaik untuk menjadi model peramalan.

4.2.10 Peramalan Data

Proses peramalan masa mendatang dilakukan terhadap data peramalan. Proses peramalan dilakukan menggunakan *tools* MATLAB versi R2018b. Hasil dari peramalan akan disimpan pada Microsoft Excel secara otomatis menggunakan *script*.

4.2.11 Proses Validasi Data

Proses validasi dilakukan menggunakan data sebesar 100% dari keseluruhan data saham Kalbe Farma Tbk, yaitu sebanyak 1025 buah. Proses validasi ini dilakukan menggunakan perangkat lunak MATLAB R2018b. Pada proses ini akan diketahui apakah model bersifat umum, dimana model dapat diterapkan atau tidak pada data dengan pola berbeda.

Skenario Pemrosesan Data

Skenario pemrosesan data bertujuan untuk menjelaskan serangkaian proses yang dilakukan selama peramalan menggunakan metode *hybrid radial basis function neural network – particle swarm optimization* pada pengerjaan tugas akhir ini.

4.3

4.3.1 Skenario Model RBFNN 1 Neuron Input Layer

Pada tahap ini dilakukan proses peramalan menggunakan data satu periode dari variabel *input layer* untuk meramalkan satu periode kedepan. Data input dan target yang digunakan adalah sebanyak 768 buah. Berikut merupakan perancangan dari variabel input dan output yang akan dijelaskan pada Tabel 4.4 dan Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Periode Data Input dan Output 1 Neuron Input Layer

Input	4 Agustus 2014 – 6 September 2017
Output	5 Agustus 2014 – 7 September 2017

Tabel 4.6 Data Input dan Output 1 Neuron Input Layer

Input (Harga Saham)	Output (Harga Saham)
31475	30900
30900	30750
30750	30775
30775	30500
30500	31250
31250	31350
31350	32000
32000	31975
31975	31900
31900	31500
...	...
51000	50600

Input (Harga Saham)	Output (Harga Saham)
50600	50600

Jumlah model yang dihasilkan akan pada skenario ini adalah sebanyak kombinasi parameter-parameter yang terlibat. Skenario ini menggunakan jumlah *neuron hidden layer* sebanyak 3 yaitu 1, 2 dan 3 neuron. Parameter jumlah iterasi sebanyak 4, yaitu 10, 25, 50 dan 100 serta jumlah populasi sebanyak 2, yaitu 5 dan 20, sehingga jumlah total model yang dihasilkan adalah $3 \times 4 \times 2$ yaitu 24 model.

4.3.2 Skenario Model RBFNN 2 Neuron Input Layer

Pada tahap ini dilakukan proses peramalan menggunakan dua periode dari variabel *input layer* untuk meramalkan satu periode kedepan. Data *input* dan *output* yang digunakan adalah sebanyak 767 buah. Berikut merupakan perancangan dari variabel input dan output yang akan dijelaskan pada Tabel 4.6 dan Tabel 4.7

Tabel 4.7 Periode Data Input dan Output 2 Neuron Input Layer

Input 1	4 Agustus 2014 – 5 September 2017
Input 2	5 Agustus 2014 – 6 September 2017
Output	6 Agustus 2014 – 7 September 2017

Tabel 4.8 Data Input dan Output 2 Neuron Input Layer

Input 1 (Harga Saham)	Input 2 (Harga Saham)	Output (Harga Saham)
31475	30900	30750

Input 1 (Harga Saham)	Input 2 (Harga Saham)	Output (Harga Saham)
30900	30750	30775
30750	30775	30500
30775	30500	31250
30500	31250	31350
31250	31350	32000
31350	32000	31975
32000	31975	31900
31975	31900	31500
31900	31500	31450
...
50975	51000	50600
51000	50600	50600

Jumlah model yang dihasilkan akan pada skenario ini adalah sebanyak kombinasi parameter-parameter yang terlibat dikalikan dengan jumlah percobaan yang akan dilakukan untuk masing-masing parameter yang ada.

Skenario ini menggunakan jumlah *neuron hidden layer* sebanyak 5 yaitu 2, 3, 4, 5 dan 6 neuron. Parameter jumlah iterasi sebanyak 4, yaitu 10, 25, 50 dan 100 serta jumlah populasi sebanyak 3, yaitu 5 dan 20, sehingga jumlah total model yang dihasilkan adalah $5 \times 4 \times 2$ yaitu 40 model.

4.3.3 Penyeleksian Hasil *Output* Model

Setelah keseluruhan model diperoleh, selanjutnya dilakukan proses seleksi terhadap keluaran model-model yang ada untuk tiap skenario model. Proses seleksi dilakukan untuk memilih

model yang dianggap terbaik dibandingkan model lain pada tiap skenario model *neuron input layer*.

Proses seleksi dilakukan dengan cara menyortir keseluruhan model pada tiap skenario dan mengurutkannya berdasarkan nilai MAPE. Model terbaik adalah model dengan nilai MAPE terendah pada saat tahap pengujian.

Proses Analisa Hasil Output Peramalan

Proses analisis dilakukan setelah memilih model terbaik. Selanjutnya dilakukan proses peramalan dan dianalisis menggunakan perangkat lunak Microsoft Excel. Proses ini dilakukan dengan cara memilih hasil peramalan dan membandingkannya dengan data aktual harga saham serta mencari nilai keakuratan peramalan menggunakan MAPE.

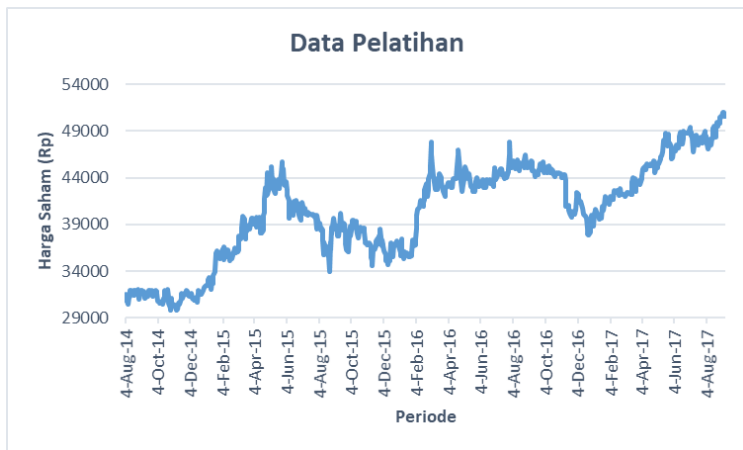
4.4

BAB V IMPLEMENTASI

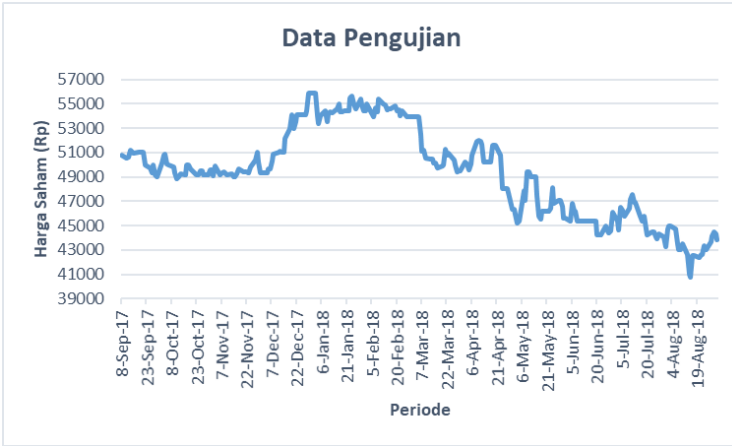
Pada bab ini menjelaskan penerapan dari perancangan yang telah ditentukan pada bab sebelumnya beserta proses peramalan harga saham menggunakan *hybrid radial basis function neural network – particle swarm optimization*.

Pemrosesan Data

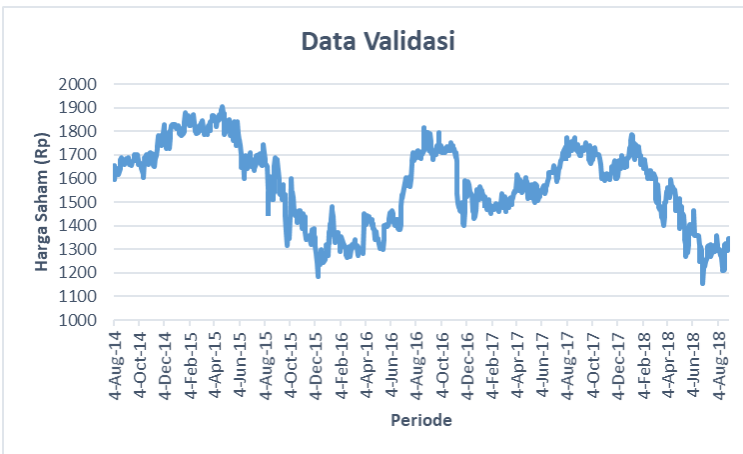
Data yang digunakan pada pengerjaan tugas akhir ini adalah data harga saham Unilever Indonesia Tbk dan Kalbe Farma Tbk mulai 4 Agustus 2014 hingga 31 Agustus 2018 dalam bentuk periode data harian (senin hingga jumat), dengan jumlah data masing-masing sebanyak 1025 buah. Keseluruhan data saham Unilever Indonesia Tbk dibagi menjadi dua bagian yaitu data pelatihan (*training*) dan data pengujian (*testing*) dengan perbandingan 75% (769 buah) dan 25% (256 buah). Sedangkan data Kalbe Farma Tbk menjadi data validasi (*validation*) secara keseluruhan, yaitu 1025 buah. Grafik dari data pelatihan, pengujian dan validasi terdapat pada Gambar 5.1, Gambar 5.2 dan Gambar 5.3.



Gambar 5.1 Grafik Data Pelatihan



Gambar 5.2 Grafik Data Pengujian



Gambar 5.3 Grafik Data Validasi

Pemodelan

Pemodelan *Radial Basis Function Neural Network* dibuat berdasarkan rancangan yang telah ditentukan sebelumnya. Pada pengerjaan tugas akhir ini, model *radial basis function neural*

network terdiri dari *input layer* yang berisikan *neuron* berupa harga saham, *hidden layer* berisikan variasi jumlah *neuron* sebanyak *neuron input layer* hingga tiga kali jumlah *neuron input layer*, dan *output layer* yang berisikan satu *neuron* yakni harga saham.

Persamaan dalam menentukan nilai *output* untuk tiap *neuron input layer* digambarkan pada persamaan 5.1 dan Persamaan 5.2.

$$y(x_t) = f(y(x_{t-1})) \quad (5.1)$$

$$y(x_t) = f(y(x_{t-1}), y(x_{t-2})) \quad (5.2)$$

Untuk menentukan jumlah *neuron hidden layer*, dilakukan percobaan dengan menggunakan *neuron* sebanyak jumlah *neuron input layer* hingga 3 kali jumlah *neuron input layer*. Pada pengerjaan tugas akhir ini, untuk 1 *neuron input layer*, maka jumlah *neuron hidden layer* adalah sebanyak 1, 2 dan 3. Untuk 2 *neuron input layer*, maka jumlah *neuron hidden layer* adalah sebanyak 2, 3, 4, 5 dan 6. Berikut adalah penjelasan mengenai penggunaan *neuron input layer* dan *neuron hidden layer*.

1 *neuron input layer*

$$\text{Hidden layer} = z_{(1)}, z_{(2)}, z_{(3)}$$

2 *neuron input layer*

$$\text{Hidden layer} = z_{(2)}, z_{(3)}, z_{(4)}, z_{(5)}, z_{(6)}$$

Keterangan :

$z_{(2)}$ = Jumlah *neuron hidden layer* sebanyak 2

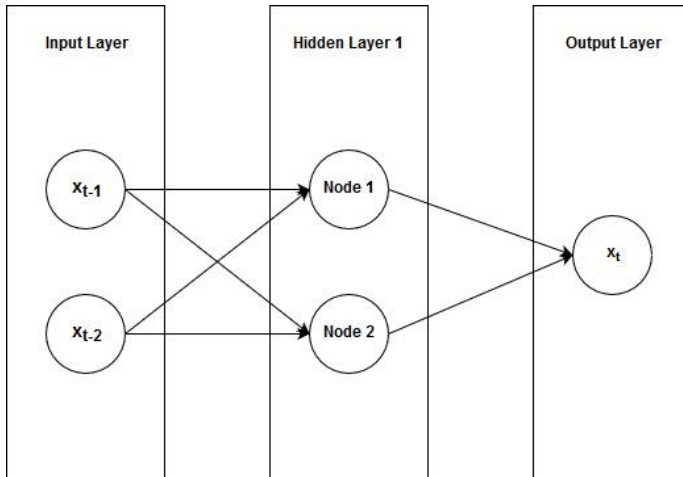
$z_{(3)}$ = Jumlah *neuron hidden layer* sebanyak 3

$z_{(4)}$ = Jumlah *neuron hidden layer* sebanyak 4

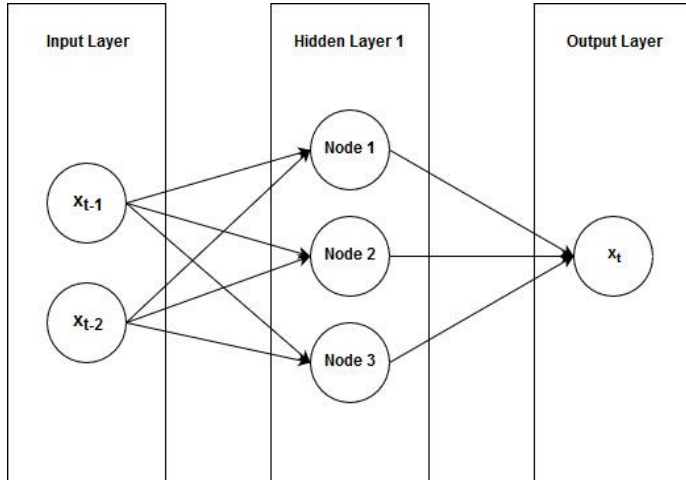
$z_{(5)}$ = Jumlah *neuron hidden layer* sebanyak 5

$z_{(6)}$ = Jumlah *neuron hidden layer* sebanyak 6

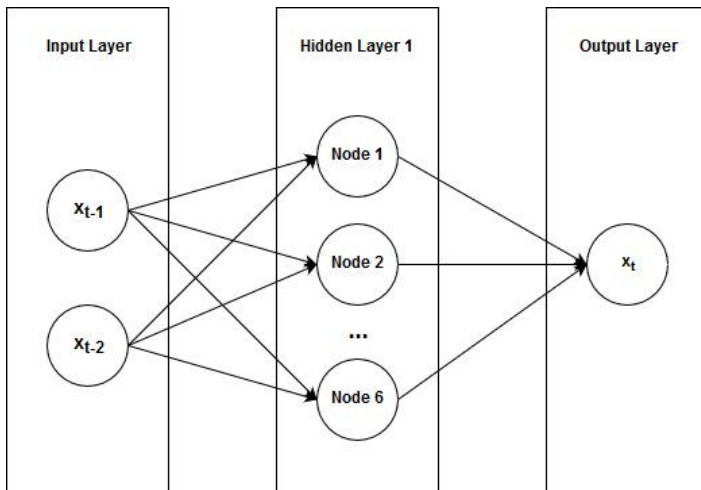
Gambar 5.4, Gambar 5.5 dan Gambar 5.6 merupakan contoh model *hybrid radial basis function neural network – particle swarm optimization 2 neuron input layer* yang digunakan pada pengerjaan tugas akhir ini.



Gambar 5.4 Model RBFNN 2 Neuron Input Layer dengan n Neuron Hidden Layer



Gambar 5.5 Model RBFNN 2 Neuron Input Layer dengan $n+1$ Neuron Hidden Layer



Gambar 5.6 Model RBFNN 2 Neuron Input Layer dengan $3n$ Neuron Hidden Layer

Keterangan gambar :

x_t = data hari ini

x_{t-1} = data 1 hari sebelumnya

Keterangan gambar :

x_{t-2} = data 2 hari sebelumnya

n = jumlah *neuron input layer*

node 1 = *neuron hidden layer* ke-1

node 2 = *neuron hidden layer* ke-2

node 3 = *neuron hidden layer* ke-3

node 6 = *neuron hidden layer* ke-6

Implementasi Model

Pembuatan model *hybrid radial basis function neural network – particle swarm optimization* yang telah dirancang akan diimplementasikan melalui pembuatan *script* pada MATLAB versi R2018b.

5.3.1 Penerapan Struktur Model *Radial Basis Function Neural Network*

Pada pengerjaan tugas akhir ini, parameter-parameter yang akan digunakan dideklarasikan seperti pada Script 5.1.

```
n = [1, 2, 3];
sp = 13050;
it = [10, 25, 50, 100];
pop = [5, 20];
```

Script 5.1 Pendeklarasian Parameter

Penjelasan pada masing-masing variabel terdapat pada Tabel 5.1.

Tabel 5.1 Penjelasan Script Pendeklarasian Parameter

<i>Script</i>	Keterangan
n	Untuk membaca jumlah <i>neuron hidden layer</i> yang telah dideklarasikan

<i>Script</i>	Keterangan
sp	Untuk membaca nilai <i>spread</i> yang telah dideklarasikan
it	Untuk membaca nilai iterasi yang telah dideklarasikan
pop	Untuk membaca nilai populasi yang telah dideklarasikan

5.3.2 Penerapan Struktur Model *Radial Basis Function Neural Network*

Setelah parameter dideklarasikan, selanjutnya membangun struktur *radial basis function neural network* yang tertuang pada Script 5.2.

```
net = newrb(dataTrainInput,dataTrainTarget,0,sp,n,1);
```

Script 5.2 Pembuatan Jaringan RBFNN

Penjelasan pada masing-masing variabel terdapat pada Tabel 5.2.

Tabel 5.2 Penjelasan Script Pembuatan Jaringan RBFNN

<i>Script</i>	Keterangan
net	Nama jaringan yang akan dibangun
newrb	Jenis jaringan yang dibangun, yaitu <i>radial basis network</i>
dataTrainInput	Untuk membaca data yang digunakan sebagai data <i>input</i> pada saat proses pelatihan data
dataTrainTarget	Untuk membaca data yang digunakan sebagai data

<i>Script</i>	Keterangan
	<i>output</i> pada saat proses pelatihan data

5.3.3 Penerapan Struktur Model *Particle Swarm Optimization*

Penerapan optimasi pada pengerjaan tugas akhir ini adalah untuk mencari nilai *spread* paling optimal, dimana untuk mendapatkannya dilakukan menggunakan metode *particle swarm optimization*. Untuk posisi partikel, diinisialisasi menggunakan bilangan acak. Selanjutnya partikel akan digunakan sebagai *spread* dan dievaluasi menggunakan MAPE. Script 5.3 dan Tabel 5.3 menjelaskan proses perhitungan MAPE sebagai fungsi dan tujuan dalam proses PSO.

```
function mape = MAPE(x, input, target, n)
    net = newrb(input,target,0,x',n,1);
    training = net(input);
    mape = mean(abs(target-training) ./ training);
```

Script 5.3 Proses Perhitungan MAPE

Penjelasan pada masing-masing variabel terdapat pada Tabel 5.3.

Tabel 5.3 Penjelasan Script Proses Perhitungan MAPE

Script	Keterangan
mape	Untuk menghitung nilai mape
MAPE(x, input, target)	Untuk membaca variabel x, input, target dan menjalankan fungsi MAPE
net	Untuk membuat jaringan menggunakan nilai <i>spread</i> baru

Script	Keterangan
mape	Untuk menghitung nilai error

Script 5.3 berisikan pendeklarasian parameter PSO yang akan digunakan.

```
function [x,err]=pso(CostFunction, it, pop)
VarSize=[1]; % Size of Decision Variables Matrix
VarMin= 0; % Lower Bound of Variables
VarMax= 26100; % Upper Bound of Variables
%% PSO Parameters
MaxIt=it; % Maximum Number of Iterations
nPop=pop; % Population Size (Swarm Size)
% PSO Parameters
w=0.729; % Inertia Weight
wdamp=0.99; % Inertia Weight Damping Ratio
c1=2.05; % Personal Learning Coefficient
c2=2.05; % Global Learning Coefficient
VelMax=0.1*(VarMax-VarMin);
VelMin=-VelMax;
```

Script 5.4 Pendeklarasian Parameter PSO

Penjelasan pada masing-masing variabel terdapat pada Tabel 5.4.

Tabel 5.4 Penjelasan Script Pendeklarasian Parameter PSO

Script	Keterangan
VarSize	Ukuran matriks <i>decision variable</i>
VarSize	Ukuran matriks <i>decision variable</i> , pada pengerjaan tugas akhir ini adalah bernilai 1, yaitu nilai <i>spread</i>
VarMin	Mendeklarasikan batas minimum nilai <i>decision</i>

Script	Keterangan
	<i>variable</i> , pada pengerjaan tugas akhir ini adalah 0
VarMax	Mendeklarasikan batas maksimum nilai <i>decision variable</i> , pada pengerjaan tugas akhir ini adalah 26100
MaxIt	Mendeklarasikan jumlah maksimum iterasi
nPop	Mendeklarasikan jumlah populasi
w	Mendeklarasikan bobot inersia
wdamp	Mendeklarasikan rasio bobot inersia
c1	Mendeklarasikan konstanta <i>personal learning</i>
c2	Mendeklarasikan konstanta <i>global learning</i>
VelMax	Mendeklarasikan kecepatan maksimum
VelMin	Mendeklarasikan kecepatan minimum

Setelah parameter dideklarasikan, dilanjutkan dengan pembuatan *script* untuk proses PSO seperti yang tertuang pada Script 5.5 dan Tabel 5.5 .

```

for i=1:nPop

    % Initialize Position
    particle(i).Position= VarMin+(VarMax-VarMin).*rand(1);

    % Initialize Velocity
    particle(i).Velocity=zeros(VarSize);

    % Evaluation
    particle(i).Cost=CostFunction(particle(i).Position);

    % Update Personal Best
    particle(i).Best.Position=particle(i).Position;
    particle(i).Best.Cost=particle(i).Cost;

    % Update Global Best
    if particle(i).Best.Cost<GlobalBest.Cost

        GlobalBest=particle(i).Best;

    end

end

BestCost=zeros(MaxIt,1);

```

Script 5.5 Proses PSO

Penjelasan pada masing-masing variabel terdapat pada Tabel 5.5.

Tabel 5.5 Penjelasan Script Proses PSO

Script	Keterangan
particle(i).Position	Untuk menyimpan posisi partikel ke-i
VarMin+(VarMax-VarMin).*rand(1)	Untuk mengeluarkan bilangan acak
particle(i).Velocity	Untuk menyimpan kecepatan ke-i
particle(i).Cost	Untuk menyimpan nilai <i>cost</i> ke-i
particle(i).Best.Position	Untuk menyimpan posisi terbaik

Script	Keterangan
particle(i).Best.Cost	Untuk menyimpan <i>cost</i> terbaik
GlobalBest.Cost	Untuk menyimpan <i>cost</i> global terbaik

5.3.4 Penerapan Struktur Model RBFNN-PSO

Setelah fungsi PSO berhasil dibuat, RBFNN dan PSO disatukan dalam Script 5.6.

```
fungsiMAPE = @(x) MAPE(x, dataTrainInput, dataTrainTarget);
[x, err_ga] = pso(fungsiMAPE, it, pop)
```

Script 5.6 Running PSO

Penjelasan pada masing-masing variabel terdapat pada Tabel 5.6.

Tabel 5.6 Penjelasan Script Running PSO

Script	Keterangan
fungsiMAPE	Untuk menjalankan fungsi MAPE
[x, err_ga]	Untuk membaca variabel x dan err_ga
pso	Untuk menjalankan fungsi pso
n	Jumlah neuron input

5.3.5 Proses Pelatihan

Setelah RBFNN dan PSO berhasil disatukan, proses pelatihan dijalankan untuk melatih data pelatihan sehingga dapat menghasilkan model-model RBFNN-PSO seperti yang tertuang pada Script 5.7.

```
% training rbfnn-psy
simulasiNetTrainPSO = net(dataTrainInput);
```

Script 5.7 Proses Pelatihan

Penjelasan pada masing-masing variabel terdapat pada Tabel 5.7.

Tabel 5.7 Penjelasan Script Proses Pelatihan

Script	Keterangan
simulasiNetTrainPSO	Untuk melakukan proses pelatihan data
net	Jaringan yang telah dibangun sebelumnya
dataTrainInput	Untuk membaca data yang digunakan sebagai data <i>input</i> pada saat proses pelatihan data

5.3.6 Proses Pengujian

Setelah model-model RBFNN-PSO didapatkan, selanjutnya dilakukan proses pengujian menggunakan data pengujian untuk mengevaluasi masing-masing model dan memilih satu model terbaik dengan nilai MAPE terendah. Proses pengujian dapat dilihat pada Script 5.8.

```
%% test - forecast
simulasiNetTestPSO = net(dataTestInput);
```

Script 5.8 Proses Pengujian

Penjelasan pada masing-masing variabel terdapat pada Tabel 5.8.

Tabel 5.8 Penjelasan Script Proses Pengujian

Script	Keterangan
simulasiNetTestPSO	Untuk melakukan proses pengujian data
net	Jaringan yang telah dibangun sebelumnya
dataTestInput	Untuk membaca data yang digunakan sebagai data <i>input</i> pada saat proses pelatihan data

5.3.7 Proses Peramalan

Setelah mendapatkan model terbaik, model diimplementasikan pada proses peramalan. Proses ini akan menghasilkan peramalan 1 minggu, 1 bulan dan 10 bulan mendatang.. Proses peramalan dilakukan menggunakan struktur jaringan dan nilai *spread* optimal yang telah dipilih melalui proses pengujian. Proses peramalan masa mendatang dapat dilihat pada Sript 5.9.

```
simulasiNetPrediksiPSO = net(dataPrediksiInput);
```

Script 5.9 Proses Peramalan Masa Mendatang

Penjelasan pada masing-masing variabel terdapat pada Tabel 5.9.

Tabel 5.9 Penjelasan Script Proses Peramalan Masa Mendatang

Script	Keterangan
simulasiNetPrediksiPSO	Untuk melakukan proses peramalan masa mendatang

Script	Keterangan
net	Jaringan yang telah dibangun sebelumnya
dataValidationInput	Untuk membaca data yang digunakan sebagai data <i>input</i> pada saat proses pelatihan data

5.3.8 Proses Validasi

Selanjutnya proses validasi dilakukan menggunakan data validasi. Proses validasi dilakukan menggunakan struktur jaringan dan nilai *spread* optimal yang telah dipilih melalui proses pengujian. Proses peramalan masa mendatang dapat dilihat pada Script 5.10..

```
%% validation - forecast

simulasiNetValidationPSO = net(dataValidationInput);
```

Script 5.10 Proses Validasi

Penjelasan pada masing-masing variabel terdapat pada Tabel 5.10.

Tabel 5.10 Penjelasan Script Proses Validasi

Script	Keterangan
simulasiNetValidationPSO	Untuk melakukan proses validasi data
net	Jaringan yang telah dibangun sebelumnya

Script	Keterangan
dataValidationInput	Untuk membaca data yang digunakan sebagai data <i>input</i> pada saat proses pelatihan data

5.3.9 Penyimpanan Hasil Output

Untuk mempermudah proses pelatihan, pengujian, peramalan masa mendatang serta proses validasi. Penyimpanan hasil *output* dilakukan secara otomatis menggunakan Script 5.11. Proses ini akan menghasilkan file yang berekstensi *.mat*

```

modeltestingrbf=['testingrbf','_',num2str(n),'_',num2str(it),'_',num2str(pop),'_','.mat'];
save(modeltestingrbf, 'simulasiNetTestRBF');

modeltrainingrbf=['trainingrbf','_',num2str(n),'_',num2str(it),'_',num2str(pop),'_','.mat'];
save(modeltrainingrbf, 'simulasiNetTrainRBF');

modeltrainingrbfppo=['trainingrbfppo','_',num2str(n),'_',num2str(it),'_',num2str(pop),'_','.mat'];
save(modeltrainingrbfppo, 'simulasiNetTrainPSO');

modeltestingrbfppo=['testingrbfppo','_',num2str(n),'_',num2str(it),'_',num2str(pop),'_','.mat'];
save(modeltestingrbfppo, 'simulasiNetTestPSO');

```

Script 5.11 Penyimpanan Hasil Output *.mat*

Penjelasan pada masing-masing variabel terdapat pada Tabel 5.11.

Tabel 5.11 Penjelasan Script Penyimpanan Hasil Output *.mat*

Script	Keterangan
modeltestingrbfppo	Struktur penamaan output hasil testing RBFNN-PSO yang dihasilkan.
save(modeltestingrbfppo, 'simulasiNetTestPSO');	Untuk melakukan penyimpanan output hasil testing RBFNN-PSO yang dihasilkan.

Selanjutnya, hasil nilai *spread* optimal beserta nilai MAPE disimpan dalam file berekstensi .csv seperti pada Script 5.12.

```

checkforfile=exist(strcat(pwd,'\','HasilOutput.csv'),'file');
if checkforfile==0;
    header1 = {'MAPE Training RBF'};
    header2 = {'MAPE Training RBF-PSO'};
    header3 = {'MAPE Testing RBF'};
    header4 = {'MAPE Testing RBF-PSO'};
    header5 = {'MSE Training RBF'};
    header6 = {'MSE Training RBF-PSO'};
    header7 = {'MSE Testing RBF'};
    header8 = {'MSE Testing RBF-PSO'};
    headerPerforma = {'Kode Model', 'Test MSE'};
    xlswrite('HasilOutput.csv', headerPerforma, 'HasilPerforma', 'A1');
    N = 0;
else
    N=size(xlsread('HasilOutput.csv', 'HasilPerforma'),1);
end
xlswrite('HasilOutput.csv', spread,z,'A1');
xlswrite('HasilOutput.csv', header1,z,'B1');
xlswrite('HasilOutput.csv', mapetrbbf,z,'B2');
xlswrite('HasilOutput.csv', header2,z,'C1');
xlswrite('HasilOutput.csv', mapeterbbf,z,'C2');
xlswrite('HasilOutput.csv', header3,z,'D1');
xlswrite('HasilOutput.csv', mapetrbbfso,z,'D2');
xlswrite('HasilOutput.csv', header4,z,'E1');

```

Script 5.12 Menyimpan File .csv

Penjelasan pada masing-masing variabel terdapat pada Tabel 5.12.

Tabel 5.12 Penjelasan Script Penyimpanan Hasil Output

Script	Keterangan
checkforfile	Untuk mengecek ada tidaknya file excel yang digunakan untuk menyimpan hasil.
xlswrite();	Untuk menyimpan hasil output ke file excel.
AA	Untuk menentukan lokasi baris penyimpanan hasil uji

Script	Keterangan
	performa berdasarkan baris terakhir yang ada.

5.3.10 Otomasi Iterasi Pemrosesan

Untuk mempermudah serta mempercepat, dilakukan otomasi iterasi pemrosesan menggunakan Script 5.13. Iterasi akan berjalan secara otomatis berdasarkan jumlah neuron hidden layer, spread, iterasi PSO dan populasi yang telah dideklarasikan.

```
| for n=2:6  
|     for it=[10, 25, 50, 100]  
|         for pop=[5, 20]
```

Script 5.13 Otomasi Iterasi Pemrosesan

BAB VI HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan menjelaskan hasil dan pembahasan terkait penentuan model dan parameter-parameter yang digunakan serta hasil keluaran peramalan harga saham.

Hasil Proses Pelatihan Model *Radial Basis Function Neural Network*

Sub bab ini akan membahas hasil dari percobaan pembuatan model yang dilakukan berdasarkan perubahan parameter jumlah neuron pada *input layer*, jumlah *neuron* pada *hidden layer* serta nilai *spread*. Setelah melalui proses tersebut, maka akan diperoleh model RBFNN.

6.1.1 *Input Layer 1 Neuron*

Percobaan ini menggunakan 1 *neuron input layer* dan 1 hingga 3 *neuron hidden layer*. Pada proses pelatihan RBFNN, nilai *spread* yang digunakan dipilih secara acak, yaitu 13050. Proses ini menghasilkan jumlah model sebanyak 3 buah. Nilai MAPE yang diperoleh dari keseluruhan model dapat dilihat pada Tabel 6.1.

Tabel 6.1 Hasil Nilai MAPE RBFNN 1 Neuron Input Layer

Neuron Hidden Layer	Spread	MAPE Pelatihan RBFNN
1	13050	5.02015%
2	13050	5.02015%
3	13050	1.52462%

6.1.2 *Input Layer 2 Neuron*

Percobaan ini menggunakan 2 *neuron input layer* dan 2 hingga 6 *neuron hidden layer*. Pada proses pelatihan RBFNN, nilai *spread* yang digunakan dipilih secara acak, yaitu 13050. Proses ini menghasilkan jumlah model sebanyak 5 buah. Nilai MAPE

yang diperoleh dari keseluruhan model dapat dilihat pada Tabel 6.2.

Tabel 6.2 Hasil Nilai MAPE RBFNN 2 Neuron Input Layer

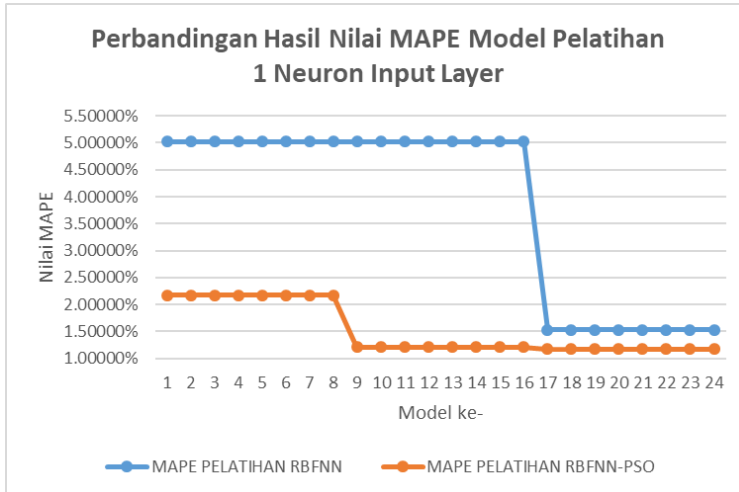
Neuron Hidden Layer	Spread	MAPE Pelatihan RBFNN
2	13050	1.71199%
3	13050	1.71276%
4	13050	1.20556%
5	13050	1.18736%
6	13050	1.18712%

Hasil Proses Pelatihan *Hybrid Radial Basis Function Neural Network – Particle Swarm Optimization*

Sub bab ini akan membahas hasil dari percobaan pembuatan model yang dilakukan berdasarkan perubahan parameter RBFNN yang berupa jumlah *neuron* pada *input layer*, jumlah *neuron* pada *hidden layer* dan nilai *spread* serta perubahan parameter PSO yang berupa jumlah iterasi dan populasi. Setelah melalui proses tersebut, maka akan diperoleh model-model RBFNN-PSO.

6.2.1 *Input Layer 1 Neuron*

Percobaan ini menggunakan 1 *neuron input layer*, 1 hingga 3 *neuron hidden layer* serta kombinasi parameter iterasi dan populasi PSO untuk menghasilkan nilai *spread* optimal. Pada skenario ini, model yang dihasilkan adalah sejumlah 24. Bentuk model beserta nilai MAPE yang dihasilkan pada masing-masing kombinasi dapat dilihat pada Lampiran F.

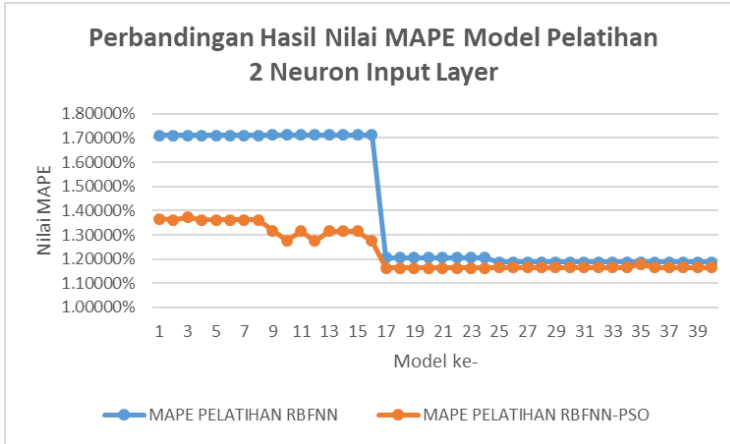


Gambar 6.1 Perbandingan MAPE Pelatihan 1 Neuron Input Layer

Gambar 6.1 menunjukkan perbandingan MAPE pelatihan pada metode RBFNN dan RBFNN-PSO menggunakan 1 *neuron input layer*. Berdasarkan gambar tersebut, metode RBFNN-PSO memiliki nilai MAPE yang lebih baik dibandingkan dengan metode RBFNN, dimana perbedaan nilai MAPE tersebut terjadi karena adanya optimasi nilai *spread*.

6.2.2 Input Layer 2 Neuron

Percobaan ini menggunakan 2 *neuron input layer*, 2 hingga 6 *neuron hidden layer* serta kombinasi parameter iterasi dan populasi PSO untuk menghasilkan nilai *spread* optimal. Pada skenario ini, model yang dihasilkan adalah sejumlah 40. Bentuk model beserta nilai MAPE yang dihasilkan pada masing-masing kombinasi dapat dilihat pada Lampiran F.



Gambar 6.2 Perbandingan MAPE Pelatihan 2 Neuron Input Layer

Gambar 6.1 menunjukkan perbandingan MAPE pelatihan pada metode RBFNN dan RBFNN-PSO menggunakan 2 *neuron input layer*. Berdasarkan gambar tersebut, metode RBFNN-PSO memiliki nilai MAPE yang lebih baik dibandingkan dengan metode RBFNN, dimana perbedaan nilai MAPE tersebut terjadi karena adanya optimasi nilai *spread*.

Hasil Proses Pengujian

Pada bagian ini dilakukan proses peramalan harga saham menggunakan data pengujian serta nilai *spread* optimum untuk mendapatkan model RBFNN-PSO.

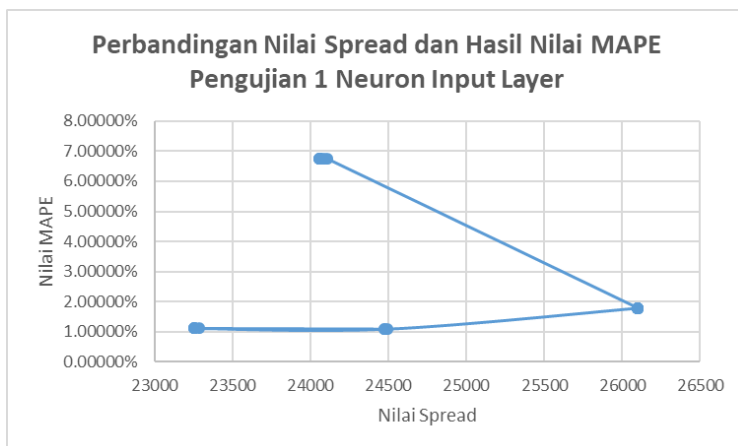
6.3.1 *Input Layer 1 Neuron*

Proses pengujian dilakukan pada semua model dari masing-masing *neuron hidden layer*. Tabel 6.5 menampilkan nilai *spread* dengan nilai MAPE pengujian terbaik untuk tiap *neuron hidden layer*.

Tabel 6.3 Hasil MAPE 1 Neuron Input Layer

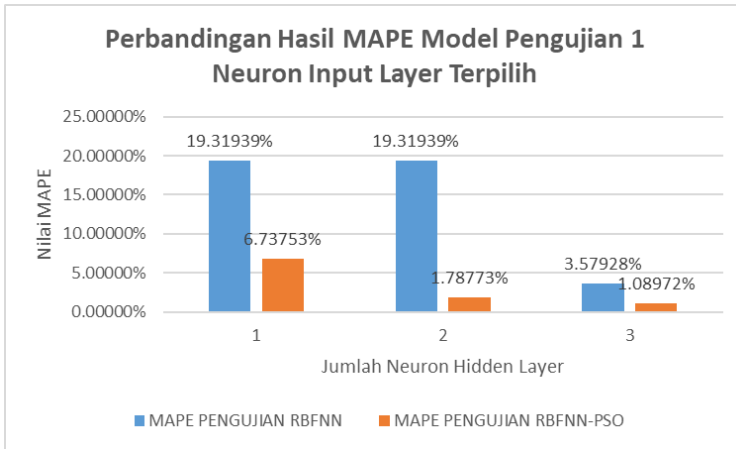
Neuron Hidden Layer	Iterasi	Populasi	Spread	MAPE Pengujian RBFNN-PSO
1	50	20	24058.85996	6.73753%
2	10	5	26100.00000	1.78773%
3	10	5	24496.03147	1.08972%

Tabel 6.3 menunjukkan bahwa model dengan nilai MAPE terendah terdapat pada *neuron hidden layer* 3, yaitu sebesar 1.08972% dengan nilai *spread* optimal 24496.03 yang didapatkan melalui proses PSO dengan iterasi sebanyak 10 dan populasi sebanyak 5. Model RBFNN yang terbentuk adalah 1-3-1, yaitu 1 *neuron input layer*, 3 *neuron hidden layer* dan 1 *neuron output layer*.



Gambar 6.3 Perbandingan Nilai Spread dan Hasil MAPE Pengujian 1 Neuron Input Layer

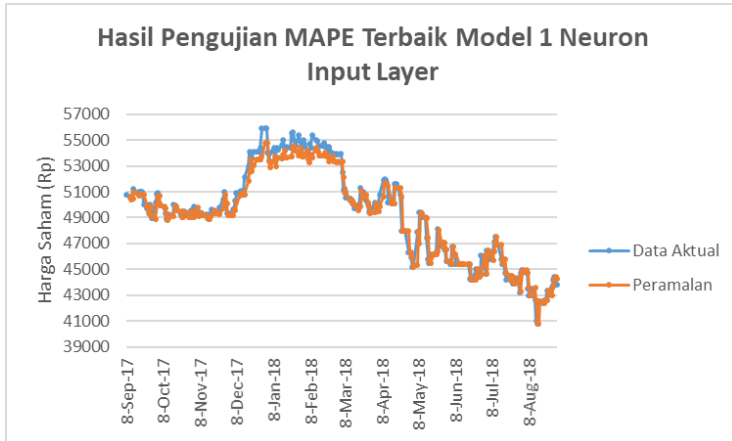
Gambar 6.3 menunjukkan hasil percobaan pada *1 neuron input layer*, yaitu berisikan nilai *spread* beserta dengan nilai MAPE yang dihasilkan. Nilai *spread* optimal yang diperoleh terdapat diantara 23000 hingga 26500 dengan nilai MAPE yang diperoleh dari kandidat-kandidat model tersebut adalah diantara 1.08972% hingga 6.74074%. Selain itu, melalui Gambar 6.3 dapat diketahui bahwa tidak ada korelasi yang kuat diantara nilai *spread* dan nilai MAPE yang dihasilkan, hal ini dibuktikan pada persebaran titik yang dihasilkan oleh kombinasi nilai *spread* dan nilai MAPE tidak membentuk suatu pola naik maupun turun. Sehingga tanpa adanya optimasi akan sulit mendapatkan nilai *spread* yang tepat untuk mendapatkan nilai MAPE yang terendah.



Gambar 6.4 Perbandingan MAPE Pengujian 1 Neuron Input Layer

Gambar 6.4 menunjukkan grafik perbandingan nilai MAPE pengujian 1 *neuron input layer* menggunakan metode RBFNN dan RBFNN-PSO. Dari hasil pengujian pada 3 model RbfFNN-PSO terpilih, dapat diketahui bahwa 3 dari 3 model terpilih tersebut memiliki nilai MAPE lebih rendah daripada metode RBFNN, sehingga dapat ditarik kesimpulan bahwa metode RBFNN-PSO pada pengujian 1 *neuron input layer* lebih baik dibandingkan menggunakan metode RBFNN.

Grafik peramalan dari model 1-3-1 yang dipilih dari nilai MAPE pengujian terendah untuk 1 neuron input layer ditunjukkan pada Gambar 6.5.



Gambar 6.5 Hasil Peramalan Data Pengujian 1 Neuron Input Layer

6.3.2 Input Layer 2 Neuron

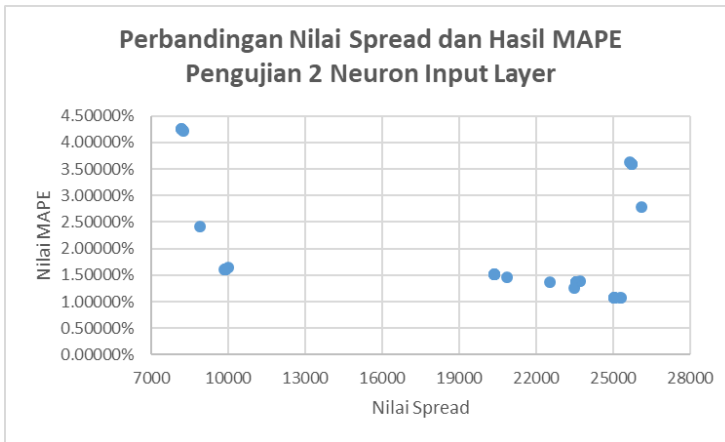
Proses pengujian dilakukan pada semua model dari masing-masing *neuron hidden layer*. Tabel 6.4 menampilkan nilai *spread* dengan nilai MAPE pengujian terbaik untuk tiap *neuron hidden layer*.

Tabel 6.4 Hasil MAPE 2 Neuron Input Layer

Neuron Hidden Layer	Iterasi	Populasi	Spread	MAPE Pengujian RBFNN-PSO
2	10	20	9869.78143	1.60155%
3	100	20	25738.05101	3.59623%
4	100	5	23560.82228	1.36725%
5	10	5	23490.27100	1.25131%

Neuron Hidden Layer	Iterasi	Populasi	Spread	MAPE Pengujian RBFNN-PSO
6	100	20	25058.82241	1.07719%

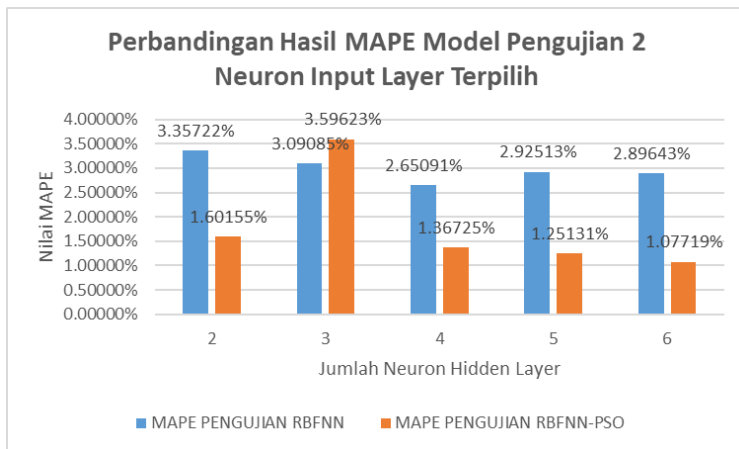
Tabel 6.4 menunjukkan bahwa model dengan nilai MAPE terendah terdapat pada *neuron hidden layer* 6, yaitu sebesar 1.07719% dengan nilai *spread* optimal 25058.82241 yang didapatkan melalui proses PSO dengan iterasi sebanyak 100 dan populasi sebanyak 20. Model RBFNN yang terbentuk adalah 2-6-1, yaitu 2 *neuron input layer*, 6 *neuron hidden layer* dan 1 *neuron output layer*.



Gambar 6.6 Perbandingan Nilai Spread dan Hasil MAPE Pengujian 2 Neuron Input Layer

Gambar 6.6 menunjukkan hasil percobaan pada 2 *neuron input layer*, yaitu berisikan nilai *spread* beserta dengan nilai MAPE yang dihasilkan. Nilai *spread* optimal yang diperoleh terdapat diantara 7000 hingga 28000 dengan nilai MAPE yang diperoleh dari kandidat-kandidat model tersebut adalah diantara

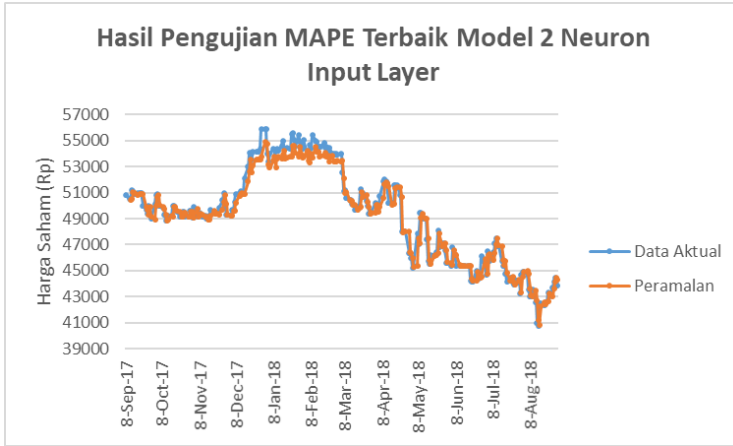
1.07719% hingga 4.25929%. Selain itu, melalui Gambar 6.6 apat diketahui bahwa tidak ada korelasi yang kuat diantara nilai *spread* dan nilai MAPE yang dihasilkan, hal ini dibuktikan pada persebaran titik yang dihasilkan oleh kombinasi nilai *spread* dan nilai MAPE tidak membentuk suatu pola naik maupun turun. Sehingga tanpa adanya optimasi akan sulit mendapatkan nilai *spread* yang tepat untuk mendapatkan nilai MAPE yang terendah.



Gambar 6.7 Perbandingan Nilai MAPE Pengujian 2 Neuron Input Layer

Gambar 6.7 menunjukkan grafik perbandingan nilai MAPE pengujian 2 *neuron input layer* menggunakan metode RBFNN dan RBFNN-PSO. Dari hasil pengujian pada 5 model RBFNN-PSO terpilih, dapat diketahui bahwa 4 dari 5 model terpilih tersebut memiliki nilai MAPE lebih rendah daripada metode RBFNN, sehingga dapat ditarik kesimpulan bahwa metode RBFNN-PSO pada pengujian 2 *neuron input layer* lebih baik dibandingkan menggunakan metode RBFNN.

Grafik peramalan dari model 2-6-1 yang dipilih dari nilai MAPE pengujian terendah untuk 2 *neuron input layer* ditunjukkan pada Gambar 6.8.



Gambar 6.8 Hasil Peramalan Data Pengujian 2 Neuron Input Layer

Kesimpulan Hasil Model RBFNN-PSO Terbaik

Pada bagian ini dilakukan proses analisis lebih lanjut mengenai perolehan hasil terbaik untuk masing-masing *neuron input layer*.

Tabel 6.5 Perbandingan Nilai MAPE RBFNN-PSO

Input Layer	RBF		PSO		MAPE
	Hidden Neuron	Spread	Iterasi	Populasi	
1	3	24496.0314	10	5	1.08972%
2	6	25058.8224	100	20	1.07719%

Berdasarkan Tabel 6.5, dapat diambil kesimpulan bahwa MAPE terendah adalah 1.07719%, yaitu model dengan *neuron 2* pada *input layer* dan 6 *neuron* pada *hidden layer*. Tabel 6.6 menunjukkan parameter-parameter terbaik untuk model terpilih.

Tabel 6.6 Hasil Parameter Model Terbaik

Parameter	Keterangan
Neuron input layer	2
Neuron hidden layer	6
Spread	25058.8224
Iterasi	100
Populasi	20

Sehingga, didapatkan model RBFNN-PSO terbaik untuk peramalan harga saham, yaitu model jaringan 2-6-1, dimana 2 adalah *neuron* pada *input layer*, 6 adalah *neuron* pada *hidden layer* dan 1 adalah *neuron* pada *output layer*, dengan nilai *spread* optimal adalah 25058.8224.

Hasil Peramalan Masa Mendatang

Setelah memperoleh model terbaik, maka model tersebut akan diimplementasikan untuk meramalkan harga saham pada masa mendatang dengan periode harian. Proses peramalan dilakukan menjadi 3 skenario, yaitu peramalan jangka pendek atau 1 minggu mendatang, menengah atau 1 bulan mendatang dan jangka panjang atau 10 bulan mendatang. Hasil keseluruhan peramalan harga saham pada masa mendatang dapat dilihat pada Lampiran H dan pada Gambar 6.9, Gambar 6.11 dan Gambar 6.13.

6.5.1 Hasil Peramalan 1 Minggu Mendatang



Gambar 6.9 Hasil Peramalan 1 Minggu Mendatang



Gambar 6.10 Perbandingan Hasil Peramalan dan Data Aktual Harga Saham 1 Minggu Mendatang

Berdasarkan Gambar 6.9, hasil peramalan untuk 1 minggu mendatang mengalami kenaikan harga dan cenderung stabil.

Selanjutnya hasil peramalan dibandingkan dengan data aktual pada Gambar 6.10. Hasil perbandingan data melalui grafik terlihat kurang memuaskan, karena hasil peramalan tidak bisa menangkap pola fluktuasi, namun nilai MAPE peramalan yang dihasilkan untuk 1 minggu mendatang berada di bawah 10% atau dengan signifikansi MAPE sangat baik, yaitu sebesar 2.3762%.

6.5.2 Hasil Peramalan 1 Bulan Mendatang



Gambar 6.11 Hasil Peramalan 1 Bulan Mendatang

Berdasarkan Gambar 6.11, hasil peramalan untuk 1 bulan mendatang mengalami kenaikan harga dan cenderung stabil. Selanjutnya hasil peramalan dibandingkan dengan data aktual pada Gambar 6.12. Hasil perbandingan data melalui grafik terlihat kurang memuaskan, karena hasil peramalan tidak bisa menangkap pola fluktuasi dan hasil peramalan masih di bawah data aktual, namun nilai MAPE peramalan yang dihasilkan untuk 1 bulan mendatang berada di bawah 10% atau dengan tingkat signifikansi MAPE sangat baik, yaitu sebesar 4.3407%.

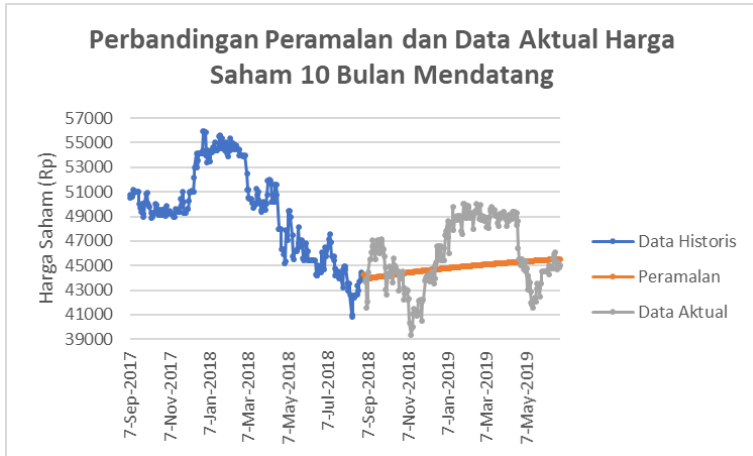


Gambar 6.12 Perbandingan Hasil Peramalan dan Data Aktual Harga Saham 1 Bulan Mendatang

6.5.3 Hasil Peramalan 10 Bulan Mendatang



Gambar 6.13 Hasil Peramalan 10 Bulan Mendatang



Gambar 6.14 Perbandingan Hasil Peramalan dan Data Aktual Harga Saham 10 Bulan Mendatang

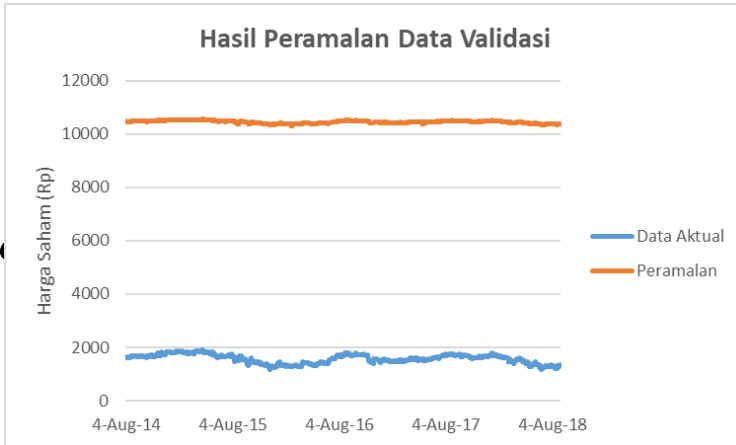
Berdasarkan Gambar 6.13, hasil peramalan untuk 10 bulan mendatang mengalami kenaikan harga dan cenderung stabil. Selanjutnya hasil peramalan dibandingkan dengan data aktual pada Gambar 6.14. Hasil perbandingan data melalui grafik terlihat kurang memuaskan, karena hasil peramalan tidak bisa menangkap pola fluktuasi sama sekali, pola yang dihasilkan oleh peramalan adalah garis lurus naik. Namun walaupun secara grafik terlihat kurang memuaskan, nilai MAPE peramalan yang dihasilkan untuk 10 bulan mendatang masih berada di bawah 10% atau dengan signifikansi MAPE sangat baik, yaitu sebesar 5.0998%.

Kesimpulan Hasil Peramalan

Berdasarkan ketiga skenario yang telah dilakukan, hasil peramalan jangka pendek, menengah dan panjang memiliki kenaikan harga yang stabil dengan membentuk pola garis lurus naik, hal ini berbeda dengan data aktual yang bersifat fluktuatif. Jika dilihat melalui grafik, hasil peramalan harga saham menggunakan metode RBFNN-PSO masih kurang baik, namun hasil MAPE dari ketiga skenario tersebut berada di bawah 10% yaitu berada pada tingkat signifikansi MAPE sangat baik. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model terpilih dari metode

RBFNN-PSO dapat digunakan untuk peramalan jangka pendek, menengah dan panjang dengan hasil pola data tren naik.

Hasil Proses Validasi



Gambar 6.15 Hasil Proses Validasi

Untuk mengetahui apakah model bersifat universal yaitu dapat diimplementasikan pada harga saham lain, maka dilakukan proses validasi menggunakan data validasi. Pada hasil uji validasi, didapatkan nilai MAPE sebesar 571.2339% dimana nilai tersebut masuk ke dalam kategori buruk.

Gambar 6.15 menunjukkan bahwa model tidak cocok untuk meramalkan data validasi, hal ini dapat disebabkan karena data saham Unilever Indonesia memiliki nilai yang jauh lebih tinggi dibandingkan dengan Kalbe Farma. Rata-rata harga saham Unilever Indonesia Tbk untuk 4 tahun adalah 42655.34 sedangkan Kalbe Farma Tbk hanya 1575.51. Sehingga nilai maksimum dan minimum *spread* yang harusnya digunakan juga berbeda. Hal ini dibuktikan dengan nilai *spread* optimal yang diimplementasikan pada model RBFNN-PSO terpilih yaitu 25058.8224, berada diatas rentang *spread* data validasi yang seharusnya diantara 30 hingga 750. Menurut [22], jika nilai konstanta *spread* terlalu besar maka dapat mengakibatkan terjadinya *overfitting*. Selain itu kedua data yang digunakan

memiliki pola tren yang berbeda sehingga dapat pula menyebabkan perbedaan model yang harusnya digunakan.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB VII KESIMPULAN DAN SARAN

Bab kesimpulan dan saran membahas mengenai kesimpulan proses penelitian yang telah dilakukan dan saran yang diusulkan baik untuk perusahaan maupun untuk penelitian serupa di masa mendatang.

Kesimpulan

Berdasarkan hasil dari uji coba pada pengerjaan tugas akhir ini, maka kesimpulan yang dapat diambil adalah:

1. Metode *Hybrid Radial Basis Function Neural Network – Particle Swarm Optimization* (RBFNN-PSO) dapat diterapkan untuk melakukan peramalan harga saham.
2. Berdasarkan pengujian, nilai *spread* dapat mempengaruhi
- 7.1 nilai akurasi model dan optimasi menggunakan *particle swarm optimization* mampu mengoptimalkan nilai *spread* dengan tepat.
3. Perancangan model *radial basis function neural network* untuk peramalan harga saham menghasilkan model 2-6-1 (2 *neuron input*, 6 *neuron hidden*, 1 *neuron output*) dengan nilai *spread* optimal sebesar 25058.8224.
4. Model terpilih menghasilkan MAPE pengujian sebesar 1.07719%. Hal ini menjelaskan bahwa peramalan harga saham menggunakan metode *Hybrid Radial Basis Function Neural Network – Particle Swarm Optimization* menghasilkan keakuratan yang sangat baik.
5. Model terpilih menghasilkan peramalan harga saham jangka pendek, menengah dan panjang dengan pola data tren naik dan stabil, nilai MAPE yang dihasilkan kurang dari 10%, sehingga memiliki tingkat keakuratan yang sangat baik.
6. Model terpilih tidak cocok digunakan pada data saham Kalbe Farma Tbk, nilai MAPE yang dihasilkan lebih dari 50% sehingga memiliki keakuratan yang buruk.

Saran

Dalam pengerjaan tugas akhir, terdapat beberapa saran yang diharapkan dapat bermanfaat bagi perusahaan maupun untuk pengembangan penelitian ke depan, yaitu:

1. Percobaan yang dilakukan pada pengerjaan tugas akhir ini terbatas pada 1 variabel, yaitu data *closing* harga saham. Untuk penelitian selanjutnya disarankan untuk menambah variabel lain.
- 7.2 2. Percobaan yang dilakukan pada pengerjaan tugas akhir ini terbatas pada optimasi 1 parameter, yaitu nilai *spread* RBFNN. Untuk penelitian berikutnya disarankan untuk menambah optimasi untuk parameter lainnya.
3. Penelitian yang dilakukan hanya menggunakan MAPE sebagai pengukur tingkat akurasi. Untuk penelitian berikutnya disarankan untuk menggunakan pengukur tingkat akurasi yang lain seperti MSE dan RMSE.
4. Diperlukan analisis lebih mendalam mengenai korelasi jarak antar data dan pola data beserta terhadap nilai *spread*.
5. Diperlukan pembuatan sistem pendukung keputusan yang dapat membaca jenis dan pola data untuk kemudian secara otomatis meramalkan harga saham sesuai dengan metode yang tepat beserta memberikan saran keputusan untuk pelaku bisnis.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] “Bursa Efek Indonesia,” [Online]. Available: <http://www.idx.co.id/investor/pengantar-pasar-modal/>. [Diakses 20 September 2018].
- [2] “Bursa Efek Indonesia,” [Online]. Available: <http://www.idx.co.id/produk/saham/>. [Diakses 20 September 2018].
- [3] S. S. Kusumaningtuti, *Pasar Modal : Seri Literasi Keuangan*, Jakarta: Otoritas Jasa Keuangan, 2016.
- [4] H. Darmawan, “Finansialku,” PT Solusi Finansialku Indonesia, 28 Februari 2017. [Online]. Available: <https://www.finansialku.com/mengenal-risiko-dan-keuntungan-berinvestasi-saham/>. [Diakses 25 September 2018].
- [5] Z. Hu, Y. Zhang dan L. Yao, “Radial Basis Function Neural Network with Particle Swarm Optimization Algorithms for Regional Logistics Demand Prediction,” *Discrete Dynamics in Nature and Society*, vol. 2014, pp. 1-13, 2014.
- [6] G. Sermpinis, K. Theofilatos, A. Karathanasopoulos, E. F. Feorgopoulos dan C. Dunis, “Forecasting foreign exchange rates with adaptive neural networks using radial-basis functions and Particle Swarm Optimization,” *European Journal of Operational Research*, pp. 528-540, 2013.
- [7] J. Kennedy dan R. Eberhart, “Particle Swarm Optimization,” *Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks* , vol. IV, pp. 1942-1948, 1995.
- [8] X. Xing, “Stock Price Forecasting using RBF Neural Network and Hybrid Particle Swarm Optimization,” *International Journal of Simulation Systems, Science and Technology*, vol. XVII, no. 37, pp. 1-6, 2016.

- [9] D. Wartanti dan N. A. Masruroh, "Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan dan Particle Swarm Optimization untuk Peramalan Indeks Harga Saham Bursa Efek Indonesia," *Jurnal Teknosains*, vol. VI, pp. 22-30, 2016.
- [10] E. Nuralmasari, O. Soesanto dan F. Indriani, "Algoritma Particle Swarm Optimization (PSO) untuk Optimasi Nilai Center Radial Basis Probabilistic Neural Network (RBPNN) pada Klasifikasi Data Breast Cancer," *Jurnal Elektronik Nasional teknologi dan Ilmu Komputer*, vol. I, no. 02, pp. 137-150, 2017.
- [11] S. Agus, *Manajemen Keuangan Teori dan Aplikasi Edisi Empat*, Yogyakarta: BPFE, 2008.
- [12] S. Widodoatmodjo, *Cara Sehat Investasi di Pasar Modal*, Jakarta: Media Komputindo, 2005.
- [13] S. Lalu, *Dasar-Dasar Manajemen Produksi dan Operasi Edisi Pertama*, Jakarta: Salemba Empat, 2003.
- [14] E. Herjanto, *Manajemen Operasi Edisi Ketiga*, Jakarta: Grasindo, 2008.
- [15] G. A. Saputro dan M. Asri, *Anggaran Perusahaan Edisi 3*, Yogyakarta: BPFE, 2000.
- [16] S. Haykin, *Neural Network and Learning Machines 3rd Edition*, New Jersey: Prentice Hall, 2009.
- [17] B. Sutijo, Subanar dan S. Guritno, "Pemilihan hubungan Input-Node pada Jaringan Fungsi Radial Basis," *Journal of Mathematics and Natural Sciences*, vol. 16, no. 1, pp. 55-61, 2006.
- [18] I. Muzakir, A. Syukur dan I. N. Dewi, "Peningkatan Akurasi Algoritma Backpropagation dengan Seleksi Fitur Particle Swarm Optimization dalam Prediksi Pelanggan Telekomunikasi yang Hilang," *Journal of Pseudocode*, vol. I, no. 1, pp. 1-10, 2014.
- [19] T. W. Gentry, B. Wilamowski dan L. R. Weatherford, "A Comparison of Traditional Forecasting Techniques and Neural Networks," *Intelligent Engineering Systems Through Artificial Networks*, vol. V, pp. 765-760, 1995.

- [20] J. J. M. Moreno, A. P. Pol, A. S. Abad dan B. C. Blasco, "Using The R-MAPE Index as A Resistant Measure of Forecast Accuracy," *Psicothema*, vol. 25, no. 4, pp. 500-506, 2013.
- [21] A. Sachan, "Intelligent Prediction of Rainfall Using GPS and Meteorological Data," Indian Institute of Technology Roorkee, Roorkee, 2012.
- [22] H. Wang dan X. Xu, "Determination of Spread Constant in RBF Neural Network by Genetic Algorithm," *International Journal of Advancements in Computing Technology(IJACT)*, vol. V, no. 9, pp. 719-726, 2013.
- [23] F. Sari, "Kontan," PT Grahanusa Mediatama, 27 Agustus 2018. [Online]. Available: <https://keuangan.kontan.co.id/news/ihsg-berfluktuasi-hasil-investasi-asuransi-jiwa-anjlok-1355-di-semester-i-2018>. [Diakses 25 September 2018].
- [24] "Determination of Spread Constant in RBF Neural Network by Genetic Algorithm," *International Journal of Advancements in Computing Technology (IJACT)* , 201.

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN A. DATA INPUT PELATIHAN

Adapun seluruh data *input* pelatihan terlampir pada *link* <http://bit.ly/2O2oFGD>

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN B. DATA INPUT PENGUJIAN

Adapun seluruh data input pengujian terlampir pada link
<http://bit.ly/2GgIzr5>

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN C. DATA INPUT VALIDASI

Adapun seluruh data *input* validasi terlampir pada *link* <http://bit.ly/2JBHs7e>

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN D. HASIL PROSES PELATIHAN RBFNN

1 Neuron Input Layer		
Neuron Hidden Layer	Spread	MAPE Pelatihan RBFNN
1	13050.0000	5.02015%
2	13050.0000	5.02015%
3	13050.0000	1.52462%

2 Neuron Input Layer		
Neuron Hidden Layer	Spread	MAPE Pelatihan RBFNN
2	13050.0000	1.71199%
3	13050.0000	1.71276%
4	13050.0000	1.20556%
5	13050.0000	1.18736%
6	13050.0000	1.18712%

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN E. HASIL PROSES PELATIHAN RBFNN-PSO

1 Neuron Input Layer				
Neuron Hidden Layer	Iterasi	Populasi	Spread	MAPE Pelatihan RBFNN-PSO
1	10	5	24058.92	2.16833%
1	10	20	24058.92	2.16833%
1	25	5	24068.66	2.16876%
1	25	20	24060.62	2.16841%
1	50	5	24058.86	2.16833%
1	50	20	24058.86	2.16833%
1	100	5	24090.19	2.16969%
1	100	20	24108.22	2.17047%
2	10	5	26100.00	1.21085%
2	10	20	26100.00	1.21085%
2	25	5	26100.00	1.21085%
2	25	20	26100.00	1.21085%
2	50	5	26100.00	1.21085%
2	50	20	26100.00	1.21085%
2	100	5	26100.00	1.21085%
2	100	20	26100.00	1.21085%
3	10	5	24496.03	1.16787%
3	10	20	23254.75	1.16786%
3	25	5	23288.48	1.16786%
3	25	20	23251.46	1.16786%
3	50	5	24475.79	1.16787%
3	50	20	24475.79	1.16787%
3	100	5	23251.03	1.16786%
3	100	20	23251.03	1.16786%

2 Neuron Input Layer				
Neuron Hidden Layer	Iterasi	Populasi	Spread	MAPE Pelatihan RBFNN-PSO
2	10	5	10019.28	1.36516%
2	10	20	9869.78	1.36103%
2	25	5	26100.00	1.37250%
2	25	20	9878.68	1.36097%
2	50	5	9876.29	1.36096%
2	50	20	9876.29	1.36096%
2	100	5	9876.58	1.36096%
2	100	20	9876.58	1.36096%
3	10	5	8250.11	1.31619%
3	10	20	25628.63	1.27654%
3	25	5	8205.39	1.31613%
3	25	20	25732.04	1.27522%
3	50	5	8188.03	1.31612%
3	50	20	8188.03	1.31612%
3	100	5	8187.98	1.31612%
3	100	20	25738.05	1.27514%
4	10	5	23714.70	1.16348%
4	10	20	23561.58	1.16348%
4	25	5	23567.52	1.16348%
4	25	20	23563.00	1.16348%
4	50	5	23560.83	1.16348%
4	50	20	23560.83	1.16348%
4	100	5	23560.82	1.16348%
4	100	20	23560.82	1.16348%
5	10	5	23490.27	1.16474%

2 Neuron Input Layer				
Neuron Hidden Layer	Iterasi	Populasi	Spread	MAPE Pelatihan RBFNN-PSO
5	10	20	22518.02	1.16386%
5	25	5	20850.84	1.16472%
5	25	20	20361.80	1.16427%
5	50	5	20359.64	1.16427%
5	50	20	20359.64	1.16427%
5	100	5	20359.54	1.16427%
5	100	20	20359.54	1.16427%
6	10	5	25275.47	1.16438%
6	10	20	25291.35	1.16438%
6	25	5	8914.14	1.17846%
6	25	20	25047.90	1.16434%
6	50	5	25058.79	1.16433%
6	50	20	25058.79	1.16433%
6	100	5	25058.82	1.16433%
6	100	20	25058.82	1.16433%

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN F. HASIL PROSES PENGUJIAN RBFNN

1 Neuron Input Layer		
Neuron Hidden Layer	Spread	MAPE Pengujian RBFNN
1	13050.0000	19.31939%
2	13050.0000	19.31939%
3	13050.0000	3.57928%

2 Neuron Input Layer		
Neuron Hidden Layer	Spread	MAPE Pengujian RBFNN
2	13050.0000	3.52808%
3	13050.0000	3.22717%
4	13050.0000	2.81767%
5	13050.0000	3.15804%
6	13050.0000	3.12267%

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN G. HASIL PROSES PENGUJIAN RBFNN-PSO

1 Neuron Input Layer				
Neuron Hidden Layer	Iterasi	Populasi	Spread	MAPE Pengujian RBFNN-PSO
1	10	5	24058.86	6.73753%
1	10	20	24058.86	6.73753%
1	25	5	24058.92	6.73753%
1	25	20	24058.92	6.73753%
1	50	5	24060.62	6.73764%
1	50	20	24068.66	6.73817%
1	100	5	24090.19	6.73957%
1	100	20	24108.22	6.74074%
2	10	5	26100.00	1.78773%
2	10	20	26100.00	1.78773%
2	25	5	26100.00	1.78773%
2	25	20	26100.00	1.78773%
2	50	5	26100.00	1.78773%
2	50	20	26100.00	1.78773%
2	100	5	26100.00	1.78773%
2	100	20	26100.00	1.78773%
3	10	5	24496.03	1.08972%
3	10	20	24475.79	1.08998%
3	25	5	24475.79	1.08998%
3	25	20	23288.48	1.11326%
3	50	5	23254.75	1.11378%
3	50	20	23251.46	1.11383%
3	100	5	23251.03	1.11383%

1 Neuron Input Layer				
Neuron Hidden Layer	Iterasi	Populasi	Spread	MAPE Pengujian RBFNN-PSO
3	100	20	23251.03	1.11383%

2 Neuron Input Layer				
Neuron Hidden Layer	Iterasi	Populasi	Spread	MAPE Pengujian RBFNN-PSO
2	10	5	10019.28	1.64607%
2	10	20	9869.78	1.60155%
2	25	5	26100.00	2.79216%
2	25	20	9878.68	1.60381%
2	50	5	9876.29	1.60320%
2	50	20	9876.29	1.60320%
2	100	5	9876.58	1.60327%
2	100	20	9876.58	1.60327%
3	10	5	8250.11	4.21068%
3	10	20	25628.63	3.62556%
3	25	5	8205.39	4.24597%
3	25	20	25732.04	3.59783%
3	50	5	8188.03	4.25925%
3	50	20	8188.03	4.25925%
3	100	5	8187.98	4.25929%
3	100	20	25738.05	3.59623%

2 Neuron Input Layer				
Neuron Hidden Layer	Iterasi	Populasi	Spread	MAPE Pengujian RBFNN-PSO
4	10	5	23714.70	1.38235%
4	10	20	23561.58	1.36732%
4	25	5	23567.52	1.36789%
4	25	20	23563.00	1.36746%
4	50	5	23560.83	1.36725%
4	50	20	23560.83	1.36725%
4	100	5	23560.82	1.36725%
4	100	20	23560.82	1.36725%
5	10	5	23490.27	1.25131%
5	10	20	22518.02	1.36599%
5	25	5	20850.84	1.46354%
5	25	20	20361.80	1.50735%
5	50	5	20359.64	1.50713%
5	50	20	20359.64	1.50713%
5	100	5	20359.54	1.50712%
5	100	20	20359.54	1.50712%
6	10	5	25275.47	1.08132%
6	10	20	25291.35	1.08109%
6	25	5	8914.14	2.41925%
6	25	20	25047.90	1.07734%
6	50	5	25058.79	1.07719%
6	50	20	25058.79	1.07719%
6	100	5	25058.82	1.07719%
6	100	20	25058.82	1.07719%

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN H. HASIL PROSES PERAMALAN MASA MENDATANG

Peramalan 1 Minggu Mendatang		
Periode	Peramalan	Data Aktual
3-Sep-2018	43910.72	43675
4-Sep-2018	43917.63	43975
5-Sep-2018	43930.86	41600
6-Sep-2018	43943.26	42075
7-Sep-2018	43955.67	44475

Peramalan 1 Bulan Mendatang		
Periode	Peramalan	Data Aktual
3-Sep-2018	43910.72	43675
4-Sep-2018	43917.63	43975
5-Sep-2018	43930.86	41600
6-Sep-2018	43943.26	42075
7-Sep-2018	43955.67	44475
10-Sep-2018	43967.99	45525
11-Sep-2018	43980.25	45525
12-Sep-2018	43992.42	46125
13-Sep-2018	44004.53	46550
14-Sep-2018	44016.56	47100
17-Sep-2018	44028.52	46050
18-Sep-2018	44040.40	45525
19-Sep-2018	44052.22	46200
20-Sep-2018	44063.96	46625
21-Sep-2018	44075.64	47075
24-Sep-2018	44087.25	47075
25-Sep-2018	44098.78	46000
26-Sep-2018	44110.26	46075
27-Sep-2018	44121.66	47150
28-Sep-2018	44133.00	47025

Peramalan 10 Bulan Mendatang		
Periode	Peramalan	Data Aktual
3-Sep-2018	43910.72	43675
4-Sep-2018	43917.63	43975
5-Sep-2018	43930.86	41600
6-Sep-2018	43943.26	42075
7-Sep-2018	43955.67	44475
10-Sep-2018	43967.99	45525
11-Sep-2018	43980.25	45525
12-Sep-2018	43992.42	46125
13-Sep-2018	44004.53	46550
14-Sep-2018	44016.56	47100
17-Sep-2018	44028.52	46050
18-Sep-2018	44040.40	45525
19-Sep-2018	44052.22	46200
20-Sep-2018	44063.96	46625
21-Sep-2018	44075.64	47075
24-Sep-2018	44087.25	47075
25-Sep-2018	44098.78	46000
26-Sep-2018	44110.26	46075
27-Sep-2018	44121.66	47150
28-Sep-2018	44133.00	47025
...
24-Jun-2019	45515.55	44675
25-Jun-2019	45520.32	45225
26-Jun-2019	45525.06	44825
27-Jun-2019	45529.78	44850
28-Jun-2019	45534.49	45000

Hasil peramalan selengkapnya dapat diakses melalui link <http://bit.ly/2SqBJI>

LAMPIRAN I. HASIL PROSES VALIDASI

Adapun seluruh data hasil validasi terlampir pada *link*
<http://bit.ly/2JDRI4c>

Halaman ini sengaja dikosongkan

BIODATA PENULIS



Penulis lahir di Jombang pada tanggal 15 April 1997, dengan nama Hilda Hanum. Penulis merupakan anak ketiga dari tiga bersaudara. Penulis menamatkan pendidikan Sekolah Dasar di SD Negeri Lamongrejo 4 pada tahun 2009, kemudian melanjutkan pendidikan di Sekolah Menengah Pertama di SMP Negeri 2 Ngimbang dan lulus pada tahun 2012, kemudian penulis melanjutkan pendidikan Sekolah Menengah Atas di SMA Negeri 10

Malang dibawah program *Leadership Academy* dan lulus pada tahun 2015, kemudian melanjutkan pendidikan di perguruan tinggi Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi pada Program Studi S1 Sistem Informasi.

Selama kuliah, penulis pernah menjadi *grader* pada mata kuliah matematika diskrit, penulis juga bergabung dalam organisasi kemahasiswaan, yaitu Himpunan Mahasiswa Sistem Informasi selama dua periode yaitu 2016-2017 sebagai Staff Departemen Kewirausahaan dan 2017-2018 sebagai Kepala Departemen Entrepreneurship. Selain itu, penulis juga aktif di beberapa kepanitiaan seperti menjadi panitia email *crawler* pada ISICO 2017, panitia Information Systems Expo 2016-2017 dan FTIf Festival 2017.

Penulis mengambil bidang minat Rekayasa Data dan Intelegensi Bisnis di Departemen Sistem Informasi. Penulis dapat dihubungi melalui email hil.hanum@gmail.com.