PREDIKSI NILAI TUKAR RUPIAH INDONESIA TERHADAP DOLAR AMERIKA SERIKAT MENGGUNAKAN METODE RECURRENT EXTREME LEARNING MACHINE NEURAL NETWORK

SKRIPSI

Untuk memenuhi sebagian persyaratan memperoleh gelar Sarjana Komputer

Disusun oleh: Daneswara Jauhari NIM: 135150200111002



PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2017

PENGESAHAN

PREDIKSI NILAI TUKAR RUPIAH INDONESIA TERHADAP DOLAR AMERIKA SERIKAT MENGGUNAKAN METODE *RECURRENT EXTREME LEARNING MACHINE NEURAL NETWORK*

SKRIPSI

Diajukan untuk memenuhi sebagian persyaratan memperoleh gelar Sarjana Komputer

Disusun Oleh : Daneswara Jauhari NIM: 135150200111002

Skripsi ini telah diuji dan dinyatakan lulus pada 6 Juli 2017 Telah diperiksa dan disetujui oleh:

Dosen Pembimbing I

Dosen Pembimbing II

<u>Imam Cholissodin, S.Si, M.Kom</u> <u>Candra Dewi, S.Kom, M.Sc</u> NIK: 201201 850719 1 001 NIP: 19771114 200312 2 001

> Mengetahui Ketua Jurusan Teknik Informatika

<u>Tri Astoto Kurniawan, S.T, M.T, Ph.D</u> NIP: 19710518 200312 1 001

PERNYATAAN ORISINALITAS

Saya menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa sepanjang pengetahuan saya, di dalam naskah skripsi ini tidak terdapat karya ilmiah yang pernah diajukan oleh orang lain untuk memperoleh gelar akademik di suatu perguruan tinggi, dan tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis disitasi dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Apabila ternyata didalam naskah skripsi ini dapat dibuktikan terdapat unsurunsur plagiasi, saya bersedia skripsi ini digugurkan dan gelar akademik yang telah saya peroleh (sarjana) dibatalkan, serta diproses sesuai dengan peraturan perundang-undangan yang berlaku (UU No. 20 Tahun 2003, Pasal 25 ayat 2 dan Pasal 70).

Malang, 6 Juli 2017

Daneswara Jauhari

NIM: 135150200111002

KATA PENGANTAR

Syukur Alhamdulillah penulis panjatkan kehadirat Allah SWT, yang telah senantiasa melimpahkan rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "Prediksi Nilai Tukar Rupiah Indonesia Terhadap Dolar Amerika Serikat Menggunakan Metode Recurrent Extreme Learning Machine Neural Network"

Shalawat serta salam semoga tetap tercurahkan kepada junjungan kita, Nabi kita Rasulullah SAW, beserta keluarganya, sahabatnya, Tabi'in, Tabiut' Tabi'in dan juga para Ulama yang senantiasa mengikuti jalan dakwahnya. Semoga kelak di akhirat nanti kita mendapatkan syafa'atnya. Aamiin.

Dalam penulisan skripsi ini, penulis menyadari tidak terlepas dari berbagai kesulitan dalam menyelesaikannya. Namun, Alhamdulillahi Robbil `Alamin berkat kemudahan yang diberikan Allah SWT lewat orang-orang yang dicintai-Nya, akhirnya skripsi ini dapat diselesaikan dengan baik. Oleh karena itu, penulis ingin mengucapkan terimakasih banyak kepada:

- 1. Bapak Wayan Firdaus Mahmudy, S.Si, M.T, Ph.D. selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya.
- 2. Bapak Tri Astoto Kurniawan, S.T, M.T, Ph.D selaku Ketua Jurusan Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya.
- 3. Bapak Agus Wahyu Widodo, S.T, M.Cs selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya.
- 4. Bapak Imam Cholissodin, S.Si, M.Kom dan Ibu Candra Dewi, S.Kom, M.Sc selaku dosen pembimbing skripsi yang telah meluangkan waktu dan dengan sabar membimbing dan juga mengarahkan penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini.
- 5. Seluruh dosen Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya atas ketersediaannya membagi ilmu kepada penulis selama masa perkuliahan.
- 6. Teman-teman LKI Al-Fatih Muslim Drenalin, Masbie dan Himpunan Mahasiswa Informatika yang telah banyak membantu penulis dan memberikan dukungan dalam menyelesaikan skripsi ini.
- 7. Teristimewa kepada kedua orang tua penulis yang telah membesarkan dan memperjuangkan penulis dengan selalu memberikan doa, dukungan, semangat yang tiada henti hingga penulis dapat menyelesaikan studi diperguruan tinggi negeri. Penulis mempersembahkan skripsi ini sebagai salah satu perwujudan rasa tanggung jawab dan terima kasih atas cinta dan pengorbanan yang selama ini telah diberikan kepada penulis.
- 8. Semua pihak yang telah membantu terselesainya skripsi ini yang tidak dapat penulis sebut satu persatu.

Atas jasa mereka, peneliti hanya dapat memohon doa semoga amal mereka mendapatkan balasan yang lebih baik serta kesuksesan baik di dunia maupun di akhirat. Aamiin. Penulis menyadari bahwa skripsi ini tidak lepas dari kekurangan

dan kesalahan. Oleh karena itu, peneliti dalam hal ini juga mengharapkan kritik dan saran yang membangun dari pembaca untuk perbaikan kedepannya. Akhir kata, semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi semua pihak yang terkait.

Malang, 6 Juli 2017

Penulis

daneswarajauhari@gmail.com

ABSTRAK

Nilai tukar uang oleh sebagian orang yang bekecimpung di dalam perekonomian khususnya perekonomian antar negara sangat diperhatikan, seringkali mempengaruhi keputusan seseorang dalam mengambil sebuah kebijakan. Namun, nilai tukar merupakan nilai yang sangat tidak stabil, memiliki banyak noise dan fluktuatif, hal ini menyebabkan sangat sulit untuk memprediksi nilai tukar uang. Penelitian mengenai prediksi nilai tukar telah menjadi penelitian yang paling menantang dikalangan peneliti, serta dianggap sebagai salah satu bidang penelitian yang penting dalam keuangan internasional. Oleh karena itu, diperlukan sebuah aplikasi yang dapat melakukan prediksi nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat dengan lebih baik, pada penelitian ini penulis menggunakan metode Recurrent Extreme Learning Machine Neural Network (RELMNN), metode tersebut dapat menangani datasets yang skuensial berdasarkan waktu dan dapat meningkatkan kemampuan metode Extreme Learning Machine (ELM) dalam melatih dan beradaptasi. Setelah dilakukan pengujian dengan parameter yang optimal, dan dilakukan pengujian perbandingan dengan metode ELM, didapatkan hasil bahwa metode RELMNN lebih unggul dari pada metode ELM dengan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 0,069502%, sementara metode ELM mendapatkan nilai MAPE 0,090423%. Sementara waktu yang dibutuhkan RELMNN pada proses training tidak jauh berbeda dari metode ELM, sedangkan waktu yang dibutuhkan antara kedua metode dalam proses testing hampir sama. Nilai tersebut dicapai dengan menggunakan 12 hidden neuron, 4 fitur, jangka waktu 1 hari, dan 1 context neuron.

Kata kunci: Prediksi, Nilai Tukar Uang, *Extreme Learning Machine*, *Recurrent Extreme Learning Machine Neural Network*.

ABSTRACT

The exchange rate of money by some people who are involved in the economy, especially the inter-state economy is very payed, often influencing one's decision in taking a policy. However, the exchange rate is a very unstable value, has a lot of noise and fluctuation, it is very difficult to predict the exchange rate. Research on exchange rate prediction has become the most challenging research among researchers, and that is considered one of the most important areas of research in international finance. Therefore, an application is needed, which can better predict the exchange rate of Indonesian Rupiah against the US Dollar. In this study the authors use the method of Recurrent Extreme Learning Machine Neural Network (RELMNN), the method can handle time-ordered datasets and can improve the ability of the Extreme Learning Machine (ELM) method in training and adapting. After testing with optimum parameters, and compared with ELM method, we found out that RELMNN method is superior to ELM method with Mean Absolute Percentage Error (MAPE) value of 0.069502%, while ELM method get MAPE 0.090423%. While the time required by RELMNN in the training process is not much different from the ELM method, while the time required between the two methods in the testing process is almost the same. The value is achieved by using 12 hidden neurons, 4 features, a period of 1 day, and 1 context neuron.

Keywords: Prediction, Exchange Rate, Extreme Learning Machine, Recurrent Extreme Learning Machine Neural Network.

DAFTAR ISI

PENGESAHAN	ii
PERNYATAAN ORISINALITAS	iii
KATA PENGANTAR	iv
ABSTRAK	vi
ABSTRACT	.vii
DAFTAR ISI	viii
DAFTAR TABEL	. xii
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR LAMPIRAN	xvi
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar belakang	1
1.2 Rumusan masalah	2
1.3 Tujuan	3
1.4 Manfaat	3
1.5 Batasan masalah	3
1.6 Sistematika pembahasan	3
BAB 2 LANDASAN KEPUSTAKAAN	5
2.1 Kajian Pustaka	5
2.2 Prediksi	8
2.3 Nilai Tukar Uang	8
2.4 Normalisasi dan Denormalisasi Data	10
2.5 Jaringan Syaraf Tiruan	10
2.5.1 Faktor Bobot	11
2.5.2 Fungsi Aktivasi	11
2.6 Extreme Learning Machine	11
2.6.1 Arsitektur Jaringan ELM	12
2.6.2 Proses Training	12
2.6.3 Proses Testing	14
2.7 Operasi Baris Elementer	14
2.8 Recurrent Extreme Learning Machine Neural Network (RELMNN)	15

	2.8.1 Arsitektur Jaringan RELMNN	15
	2.8.2 Proses <i>Training</i>	16
	2.8.3 Proses Testing	18
	2.9 Nilai Evaluasi	18
BAB 3 I	METODOLOGI	20
	3.1 Tahapan Penelitian	20
	3.2 Studi Literatur	20
	3.3 Pengumpulan Data	21
	3.4 Analisa Kebutuhan	21
	3.5 Perancangan	21
	3.6 Implementasi	22
	3.7 Pengujian dan Analisis	22
	3.8 Kesimpulan	22
BAB 4 I	PERANCANGAN	23
	4.1 Formulasi Permasalahan	23
	4.2 Perancangan Jaringan	24
	4.3 Diagram Alir Program	25
	4.3.1 Normalisasi	26
	4.3.2 Training	29
	4.3.3 Testing	50
	4.4 Perhitungan Manual	53
	4.5 Perancangan <i>User Interface</i>	64
	4.5.1 Perancangan Form Datasets	65
	4.5.2 Perancangan Form Training	65
	4.5.3 Perancangan Form Testing	66
	4.6 Perancangan Uji Coba dan Evaluasi	67
	4.6.1 Pengujian Jumlah Hidden Neuron	68
	4.6.2 Pengujian Jumlah Fitur	69
	4.6.3 Pengujian Jangka Waktu Prediksi	69
	4.6.4 Pengujian Jumlah Context Neuron	70
	4.6.5 Pengujian Perbandingan Metode RELMNN dengan Metode El	
		71

BAB 5 IN	MPLEMENTASI	. 73
5	.1 Implementasi Program	. 73
	5.1.1 Implementasi Proses Normalisasi Data	. 73
	5.1.2 Implementasi Proses Inisialisasi Matriks <i>Delay</i>	. 74
	5.1.3 Implementasi Proses Membuat Nilai Random Bobot dan Bias	. 75
	5.1.4 Implementasi Proses Menghitung Keluaran pada Hidden Layer	76
	5.1.5 Implementasi Proses Menggabungkan Matriks Input den Matriks <i>Delay</i>	_
	5.1.6 Implementasi Proses Memperbanyak Matriks Bias	. 77
	5.1.7 Implementasi Proses <i>Transpose</i> Matriks	. 78
	5.1.8 Implementasi Proses Perkalian Matriks	. 78
	5.1.9 Implementasi Proses Penjumlahan Matriks	. 79
	5.1.10 Implementasi Proses Menghitung Fungsi Aktivasi	. 79
	5.1.11 Implementasi Proses Menghitung Bobot Keluaran	80
	5.1.12 Implementasi Proses Menghitung Matriks Moore-Penr Pseudo Invers	
	5.1.13 Implementasi Proses Menghitung Invers Matriks	81
	5.1.14 Implementasi Proses Menghitung Hasil Prediksi	82
	5.1.15 Implementasi Proses Denormalisasi	82
	5.1.16 Implementasi Proses Menghitung Nilai Evaluasi	83
5	.2 Implementasi <i>User Interface</i>	83
	5.2.1 Implementasi Form Datasets	84
	5.2.2 Implementasi Form Training	84
	5.2.3 Implementasi Form Testing	85
BAB 6 PI	ENGUJIAN DAN ANALISIS	87
6	.1 Hasil dan Analisis Uji Coba Jumlah Hidden Neuron	87
6	.2 Hasil dan Analisis Uji Coba Jumlah Fitur	. 88
6	.3 Hasil dan Analisis Uji Coba Jangka Waktu Prediksi	90
6	.4 Hasil dan Analisis Uji Coba Jumlah Context Neuron	91
	.5 Hasil dan Analisa Uji Coba Perbandingan Metode RELMNN den Netode ELM	_
BAB 7 PI	ENUTUP	97
7	.1 Kesimpulan	97

	7.2 Saran	. 98
DAFT	AR PUSTAKA	. 99
	PIRAN A DATA NILAI TUKAR RUPIAH INDONESIA TERHADAP DOLAR AMER	
LAMF	PIRAN B HASIL UJI COBA	128
IAME	PIRAN C VISUALISASI HASIL UJI COBA	133

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Perbandingan dengan penelitian sebelumnya	6
Tabel 4.1 Data nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat	. 2 3
Tabel 4.2 Nilai <i>Maximum</i> dan <i>Minimum</i>	. 53
Tabel 4.3 Normalisasi <i>Datasets</i>	. 54
Tabel 4.4 Matriks <i>Delay</i> Proses <i>Training</i>	. 54
Tabel 4.5 Matriks Bobot	. 55
Tabel 4.6 Matriks Bias	. 55
Tabel 4.7 Gabungan Matriks X Dengan Matriks Delay Proses Training	. 55
Tabel 4.8 Matriks Bias Proses <i>Training</i>	. 56
Tabel 4.9 Matriks Hasil Perkalian	. 57
Tabel 4.10 Matriks Hasil Penjumlahan	. 57
Tabel 4.11 Matriks keluaran hidden layer	. 58
Tabel 4.12 Matriks Hasil Perkalian	. 58
Tabel 4.13 Matriks <i>Invers</i>	. 59
Tabel 4.14 Matriks Moore-Penrose Pseudo Invers	. 59
Tabel 4.15 Matriks Bobot Keluaran	. 60
Tabel 4.16 Matriks Bobot Keluaran	. 60
Tabel 4.17 Matriks <i>Delay</i> Proses <i>Testing</i>	. 61
Tabel 4.18 Gabungan Matriks X Dengan Matriks Delay Proses Testing	. 61
Tabel 4.19 Matriks Bias Proses <i>Testing</i>	. 62
Tabel 4.20 Matriks Hasil Perkalian	. 62
Tabel 4.21 Matriks Hasil Penjumlahan	. 62
Tabel 4.22 Matriks keluaran hidden layer	. 63
Tabel 4.23 Matriks Bobot Keluaran	. 63
Tabel 4.24 Matriks Denormalisasi	. 64
Tabel 4.25 Rancangan Pengujian Hidden Neuron	. 68
Tabel 4.26 Rancangan Pengujian Jumlah Fitur	. 69
Tabel 4.27 Rancangan Pengujian Jangka Waktu Prediksi	. 70
Tabel 4.28 Rancangan Pengujian Context Neuron	. 70
Tabel 4.29 Rancangan Pengujian Perbandingan Metode Terhadap Nilai MAPE.	. 72

Tabel 4.30 Rancangan Pengujian Perbandingan Metode Terhadap Selisih Nila Tukar Rupiah Indonesia terdahap Dolar Amerika
Tabel 4.31 Rancangan Pengujian Perbandingan Metode Terhadap Waktu yang Digunakan72
Tabel 6.1 Hasil Uji Coba Jumlah <i>Hidden Neuron</i> 87
Tabel 6.2 Hasil Uji Coba Jumlah <i>Fitur</i>
Tabel 6.3 Hasil Uji Coba Jangka Waktu Prediksi90
Tabel 6.4 Hasil Uji Coba Jumlah <i>Context Neuron</i>
Tabel 6.5 Hasil Uji Coba Perbandingan Metode RELMNN dengan Metode ELM Terhadap Nilai MAPE94
Tabel 6.6 Hasil Uji Coba Perbandingan Metode RELMNN dengan Metode ELM Terhadap Selisih Nilai Tukar Rupiah Indonesia terdahap Dolar Amerika94
Tabel 6.7 Hasil Uji Coba Perbandingan Metode RELMNN dengan Metode ELM Terhadap Waktu yang Dibutuhkan Pada Proses <i>Training</i> dan <i>Testing</i>

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Jaringan Extreme Learning Machine	12
Gambar 2.2 Jaringan Recurrent Extreme Learning Machine Neural Network	16
Gambar 3.1 Tahapan-tahapan penelitian	20
Gambar 4.1 Arsitektur Jaringan	25
Gambar 4.2 Diagram Alir Program	26
Gambar 4.3 Diagram Alir Proses Normalisasi	28
Gambar 4.4 Diagram Alir Proses <i>Training</i>	29
Gambar 4.5 Diagram Alir Proses Inisialisasi Matriks <i>Delay</i>	31
Gambar 4.6 Diagram Alir Proses Membuat Nilai Random Untuk Bobot Mas dan Bias	
Gambar 4.7 Diagram Alir Proses Menghitung Matriks Keluaran Pada Hidden	-
Gambar 4.8 Diagram Alir Proses Menggabungkan Matriks Input Dengan Matrik	
Gambar 4.9 Diagram Alir Proses Memperbanyak Matriks Bias	36
Gambar 4.10 Diagram Alir Proses Melakukan <i>Transpose</i> Matriks	37
Gambar 4.11 Diagram Alir Proses Menghitung Perkalian Matriks	39
Gambar 4.12 Diagram Alir Proses Menghitung Penjumlahan Matriks	40
Gambar 4.13 Diagram Alir Proses Menghitung Fungsi Aktivasi	41
Gambar 4.14 Diagram Alir Proses Menghitung Bobot Keluaran	42
Gambar 4.15 Diagram Alir Proses Menghitung Matriks <i>Moore-Penrose Ps Invers</i>	
Gambar 4.16 Diagram Alir Proses Menghitung Invers Matriks	48
Gambar 4.17 Diagram Alir Proses Menghitung Hasil Prediksi	49
Gambar 4.18 Diagram Alir Proses Testing	50
Gambar 4.19 Diagram Alir Proses Denormalisasi	51
Gambar 4.20 Diagram Alir Proses Menghitung Nilai Evaluasi	52
Gambar 4.21 Perancangan Form Datasets	65
Gambar 4.22 Perancangan Form Training	66
Gambar 4.23 Perancangan Form Testing	67
Gambar 5.1 Implementasi Form Datasets	84

Gambar 5.2 Implementasi <i>Form Training</i>	85
Gambar 5.3 Implementasi Form Testing	86
Gambar 5.4 Implementasi <i>Chart</i> hasil prediksi	86
Gambar 6.1 Grafik Rata-rata MAPE Uji Coba Jumlah Hidden Neuron	88
Gambar 6.2 Grafik Rata-rata MAPE Uji Coba Jumlah Fitur	89
Gambar 6.3 Grafik Rata-rata MAPE Uji Coba Jangka Waktu Prediksi	91
Gambar 6.4 Grafik Rata-rata MAPE Uji Coba Jumlah Context Neuron	93
Gambar 6.5 Grafik Nilai MAPE Uji Coba Perbandingan Metode RELMNN deng Metode ELM	
Gambar 6.6 Grafik Waktu Uji Coba Perbandingan Metode RELMNN deng	

DAFTAR LAMPIRAN

LAMPIRAN A DATA NILAI TUKAR RUPIAH INDONESIA TERHADAP DOLAR AMERIKA SERIKAT102
LAMPIRAN B HASIL UJI COBA128
B.1 Hasil Uji Coba Jumlah Hidden Neuron
B.2 Hasil Uji Coba Jumlah Fitur129
B.3 Hasil Uji Coba Jangka Waktu Prediksi129
B.4 Hasil Uji Coba Jumlah <i>Context Neuron</i>
B.5 Hasil Uji Coba Perbandingan Metode RELMNN dengan Metode ELM Terhadap Nilai MAPE
B.6 Hasil Uji Coba Perbandingan Metode RELMNN dengan Metode ELM Terhadap Selisih Nilai Tukar Rupiah Indonesia terdahap Dolar Amerika 131
B.7 Hasil Uji Coba Perbandingan Metode RELMNN dengan Metode ELM Terhadap Waktu yang Dibutuhkan Pada Proses <i>Training</i> dan <i>Testing</i> 132
LAMPIRAN C VISUALISASI HASIL UJI COBA133
C.1 Visualisasi Hasil Uji Coba Jangka Waktu 1 Bulan 133
C.2 Visualisasi Hasil Uji Coba Jangka Waktu 4 Bulan 134
C.3 Visualisasi Hasil Uji Coba Jangka Waktu 1 Tahun 135
C.4 Visualisasi Hasil Uji Coba Jumlah Data Latih dan Data Uji yang Sama.

BAB 1 PENDAHULUAN

1.1 Latar belakang

Nilai tukar merupakan variabel penting dalam penelitian keuangan internasional, tidak hanya mempengaruhi keseimbangan internal suatu perekonomian negara, tapi menentukan keseimbangan negara asing juga (Huang et al., 2011). Naik turunnya nilai tukar menjadi masalah besar bagi investor, karena dalam berinvestasi mereka membutuhkan hasil prediksi nilai tukar uang yang akurat (Wang et al., 2011). Ketidakpastian akan besarnya pergerakan nilai tukar juga mempengaruhi arus kas operasi perusahaan, yakni arus kas masuk yang diterima dari ekspor atau dari anak perusahaan dan arus kas keluar yang dibutuhkan untuk pembayaran impor (Mata dan Pangeran, 2016). Selain itu, penurunan nilai mata uang suatu negara dapat menyebabkan krisis mata uang dalam suatu negara, penurunan ini akan mempengaruhi perekonomian dengan terjadinya ketidakstabilan pada nilai tukar.

Sistem keuangan di tandai dengan ketidakpastian yang tinggi, non-linear, dan perilaku yang bervariasi, sehingga membuat sangat sulit untuk meramalkan variabel keuangan seperti nilai tukar, indeks saham, dan inflasi (Liu et al., 2009). Nilai tukar menjadi salah satu penelitian yang paling menantang di kalangan peneliti (Rehman et al., 2014), dan di anggap sebagai salah satu bidang penelitian yang paling penting di bidang keuangan internasional, selama nilai tukar masih dipengaruhi atas dasar informasi yang di kumpulkan setiap waktu (Nayakovit et al., 2010). Hal ini karena nilai tukar bersifat non-linear dan non-stasioner (Sermpinis et al., 2015). Selain itu data yang terkait dengan nilai tukar uang memiliki banyak noise, tidak stabil dan fluktuatif (Rehman et al., 2014). Oleh karena itu, kemampuan memahami serta memprediksi sistem keuangan akan menghasilkan keuntungan yang signifikan, lingkungan ekonomi yang stabil, dan perencanaan yang cermat (Liu et al., 2009).

Indonesia sebagai negara berkembang, telah melakukan sejumlah upaya untuk meningkatkan nilai tukar rupiah, sehingga saat ini, tanggal 09 Maret 2017 nilai satuan Dolar Amerika Serikat menjadi 13.398 Rupiah. Hal ini dilakukan semenjak nilai tukar terus melemah pada tahun 2015, misalnya pada tanggal 17 September 2015 nilai satuan Dolar Amerika Serikat mencapai 14.479 Rupiah. Padahal, pada tahun 2013 lebih tepatnya tanggal 12 Juli 2013 nilai satuan Dolar Amerika Serikat masih 9.990 Rupiah. Nilai tukar Rupiah Indonesia sampai tahun 2017 terus menunjukkan ketidakstabilannya, dan sangat sulit untuk diprediksi. Oleh karena itu, dibutuhkan sebuah program yang dapat memprediksi nilai tukar dengan akurat dan cepat.

Banyak penelitian yang telah di publikasi mengenai prediksi nilai tukar uang, dan banyak dari penelitian tersebut yang menarik, seperti penelitian yang dilakukan oleh Rehman et al. (2014) yang melakukan prediksi nilai tukar uang dengan menggunakan metode *Cartesian Genetic Programming* dan *Recurrent*

Neural Network, penelitian tersebut mendapatkan tingkat keakuratan 98,872%. Penelitian dengan metode lain dilakukan oleh Huang et al.(2011) juga melakukan penelitian untuk memprediksi nilai tukar, metode yang digunakan yaitu Linear Moving Average (MA) Model dan non-linear Genetic Algorithm Backpropagation (GABP) Neural Network, dengan menggunakan data uji didapatkan nilai Mean Absolute Error (MAE) sebesar 0,1208, Mean Squared Error (MSE) sebesar 0,0325, Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 6,9615% dan Root Mean Square Error (RMSE) sebesar 0,1802.

Sedangkan penelitian mengenai metode *Extreme Learning Machine* (ELM) telah dilakukan oleh Handika et al. (2016), untuk membandingkan antara metode ELM dengan metode *Particle Swarm Optimization Extreme Learning Machine* (PSO-ELM), dalam meramalkan jumlah penjualan barang. Penelitian tersebut mendapatkan nilai MSE sekitar 0,01121 sampai 0,01161 untuk PSO-ELM, nilai tersebut lebih kecil dibandingkan nilai MSE dengan menggunakan ELM yaitu sekitar 0,01315 sampai 0,01419, namun metode PSO-ELM membutuhkan waktu proses yang jauh lebih lama jika di bandingkan dengan ELM. Penelitian lain telah dilakukan oleh Ertugrul (2016) untuk meramalkan beban listrik, dengan menggunakan metode *Recurrent Extreme Learning Machine* (RELM), penelitian ini memberikan hasil nilai RMSE hampir dua kali lebih baik dari pada metode ELM, Recurrent Neural Network (RNN), *Linear Regression* (LR), *K-Smooth Regression* (kSR), *K-Nearest Neighborhood Regression* (kNNR), *Gaussian Process Regression* (GPR), dan *Generalized Regression Neural Network* (GRNN), dengan kecepatan yang hampir menyamai kecepatan ELM.

Oleh karena itu, skripsi ini mengusulkan penelitian yang melakukan prediksi nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat, sedangkan metode yang digunakan pada penelitian ini yaitu *Recurrent Extreme Learning Machine Neural Network* (RELMNN), diharapkan dengan menggunakan metode tersebut, penelitian ini mendapat nilai evaluasi yang lebih baik, jika dibandingkan dengan metode yang pernah digunakan sebelumnya. Berdasarkan latar belakang di atas judul dari skripsi ini adalah "Prediksi Nilai Tukar Rupiah Indonesia Terhadap Dolar Amerika Serikat Menggunakan Metode *Recurrent Extreme Learning Machine Neural Network*".

1.2 Rumusan masalah

Berdasarkan latar belakang masalah yang ada, maka dapat dirumuskan permasalahan sebagai berikut:

- 1. Bagaimana mengimplementasikan metode RELMNN untuk prediksi nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat?
- 2. Berapa nilai evaluasi yang dihasilkan metode RELMNN dalam memprediksi nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat?
- 3. Berapa perbandingan nilai evaluasi yang dihasilkan antara metode RELMNN dan ELM dalam memprediksi nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat?

1.3 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini dibedakan menjadi dua yaitu tujuan umum dan tujuan khusus:

Tujuan Umum:

Memprediksi nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat dengan metode *Recurrent Extreme Learning Machine Neural Network*.

Tujuan Khusus:

- 1. Mengimplementasikan metode RELMNN untuk memprediksi nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat.
- 2. Mengetahui nilai evaluasi yang dihasilkan metode RELMNN dalam memprediksi nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat.
- 3. Mengetahui perbandingan nilai evaluasi yang dihasilkan antara metode RELMNN dan ELM dalam memprediksi nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat.

1.4 Manfaat

Manfaat dari penelitian adalah mengetahui hasil prediksi nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat, sehingga dapat bermanfaat bagi perusahaan dalam menyusun strategi bisnis, investor dalam menyusun strategi investasi, dan juga dapat membantu Indonesia dalam merencanakan kebijakan ekonomi dan keuangan untuk masa depan.

1.5 Batasan masalah

Terdapat beberapa batasan yang perlu diketahui dalam pengunaan layanan ini, adapun batasan sebagai berikut:

- 1. Prediksi yang dilakukan pada penelitian ini menggunakan analisis Teknikal.
- Data yang digunakan didapatkan dari website www.ofx.com, berupa nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat perhari mulai dari 1 Januari 2009 sampai 11 Maret 2017.
- 3. Hasil akhir dari prediksi dengan metode RELMNN hanya dibandingkan dengan metode ELM.

1.6 Sistematika pembahasan

Untuk memberikan gambaran secara menyeluruh mengenai penelitian ini, maka sistematika penulisan dibagi dalam tujuh bab sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini akan menjelaskan mulai dari latar belakang masalah sampai sistematika penulisan, dalam bab ini akan menjadi alasan kenapa penelitian ini dilakukan.

BAB II LANDASAN KEPUSTAKAAN

Bab ini berisi tentang kajian pustaka dan dasar teori yang berkaitan dengan objek penelitian dan metode penelitian, seperti pengetahuan dasar mengenai prediksi, nilai tukar uang, Extreme Learning Machine, Recurrent Extreme Learning Machine Neural Network dan Nilai Evaluasi.

BAB III METODOLOGI

Bab ini menjelaskan tentang metodologi penelitian yang akan digunakan. Metodologi penelitian ini dapat memberikan gambaran secara menyeluruh mengenai tahapan yang akan dilakukan dalam penelitian.

BAB IV PERANCANGAN

Bab ini membahas mengenai proses perancangan yang dilakukan dalam penelitian.

BAB V IMPLEMENTASI

Bab ini menyajikan implementasi metode pada program untuk memprediksi nilai tukar uang, sesuai dengan rancangan pada bab perancangan.

BAB VI PENGUJIAN DAN ANALISIS

Bab ini menyajikan hasil pengujian dan menganalisis hasil pengujian, yang dilakukan pada beberapa parameter dan data.

BAB VII PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan dan saran dari seluruh penelitian, sehingga dapat digunakan untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

BAB 2 LANDASAN KEPUSTAKAAN

Bab ini berisi kajian pustaka mengenai penelitian yang pernah dilakukan dan dasar teori mengenai prediksi, nilai tukar uang, normalisasi dan denormalisasi data, Jaringan Syaraf Tiruan, ELM, Operasi Baris Elementer, RELMNN dan nilai evaluasi.

2.1 Kajian Pustaka

Penelitian pertama yaitu penelitian yang dilakukan Rehman et al. (2014) untuk memprediksi nilai tukar uang, penelitian tersebut menggunakan gabungan dari 2 metode yaitu *Cartesian Genetic Programming* dan *Recurrent Neural Network*, didapatkan tingkat keakuratan yang tinggi yaitu 98,872%. Detail lengkap dari penelitian ini dapat di lihat pada Tabel 2.1. Metode *Recurrent Neural Network* dalam penelitian ini memiliki beberapa kelebihan yaitu dapat menghilangkan koneksi yang berlebihan, efisiensi dari segi waktu dan pelaksanaan. Namun, kombinasi dari dua metode ini tidak terlalu memperhatikan nilai keluaran yang menjadi feedback, hal ini penting untuk diperhatikan, karena jika nilai keluaran awal yang dihasilkan tidak akurat, maka akan berdampak pada nilai keluaran selanjutnya, yang kemungkinan akan menjauh dari target yang diinginkan.

Penelitian kedua yaitu penelitian yang dilakukan Handika et al. (2016) untuk meramalkan jumlah penjualan barang, dalam penelitian tersebut melakukan perbandingan kinerja antara metode Extreme Learning Machine dan Particle Swarm Optimization Extreme Learning Machine (PSO-ELM), hasil dari penelitian ini didapatkan nilai MSE sekitar 0,01121 sampai 0,01161 untuk PSO-ELM, lebih kecil dibandingkan dengan metode ELM yang menghasilkan nilai MSE sekitar 0,01315 sampai 0,01419. Detail lengkap dari penelitian ini dapat di lihat pada Tabel 2.1. Penelitian ini menggunakan gabungan metode yang melibatkan ELM, dikarenakan metode ELM memberikan kecepatan yang lebih baik dari pada metode lainnya. Penelitian ini menunjukkan bahwa penggabungan antara metode Particle Swarm Optimization (PSO) dan ELM berhasil mendapatkan hasil yang lebih baik, terutama jika dibandingkan dengan ELM itu sendiri. Namun, PSO-ELM memerlukan waktu proses yang lebih lama dari pada ELM sendiri, hal ini dapat dibuktikan pada penelitian tersebut, dengan menggunakan laptop PSO-ELM membutuhkan waktu sekitar 20 detik, sementara ELM hanya membutuhkan waktu kurang lebih 0,04 detik.

Penelitian ketiga yaitu penelitian yang dilakukan Ertugrul (2016) untuk meramalkan beban listrik, dalam penelitian tersebut digunakan metode baru yaitu Recurrent Extreme Learning Machine (RELM), hasil dari penelitian ini didapatkan nilai evaluasi yang lebih baik dari pada metode ELM, RNN, Linear Regression (LR), K-Smooth Regression (kSR), K-Nearest Neighborhood Regression (kNNR), Gaussian Process Regression (GPR), dan Generalized Regression Neural Network (GRNN), dengan kecepatan yang hampir menyamai kecepatan ELM, perbandingan kecepatan yang dibutuhkan antara RELM dan ELM yaitu 13:12. Detail lengkap dari

penelitian ini dapat di lihat pada Tabel 2.1. Metode RELM memberikan hasil nilai RMSE hampir dua kali lebih baik dari pada metode yang lain. Selain itu, waktu yang dibutuhkan dalam tahap pelatihan tidak beda jauh dengan ELM, keduanya sangat cepat dari pada metode yang lain. Oleh karena itu, kombinasi dari metode ini kemungkinan besar dapat menghasilkan hasil prediksi yang akurat dan sangat baik juga, jika digunakan untuk memprediksi nilai tukar uang.

Dari paparan kajian pustaka tersebut, maka diusulkan penelitian untuk melakukan prediksi nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat, dengan menggunakan metode *Recurrent Extreme Learning Machine Neural Network*, diharapkan dalam penelitian ini, metode tersebut juga dapat digunakan dalam memprediksi nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat dengan akurat dan sangat baik.

Tabel 2.1 Perbandingan dengan penelitian sebelumnya

		Objek	Metode	Keluaran
No	Judul	Masukan dan Parameter	Proses	Hasil Penelitian
1	1 Foreign Currency Exchange Rates Prediction using	Nilai tukar uang	Cartesian Genetic Programming dan Recurrent Neural Network	- Hasil berupa akurasi dan MAPE
	CGP and Recurrent Neural Network (Rehman et al., 2014)	 Jumlah Feedback Input berupa 5 mata uang yang berbeda, Yen Jepang, Dolar Selandia Baru, Dolar Kanada, Won Korea, Rupiah Indonesia. Jumlah Node 	 Di latih dengan data historis dan data feedback dari pelatihan sebelumnya Membagi data menjadi 5 bagian Memasukkan 10 nilai tukar uang ke jaringan Proses RCGPANN Melakukan fungsi aktivasi sigmoid mengukur kinerjanya dengan MAPE 	Menghasilkan model yang efisien secara komputasi dan akurat untuk prediksi nilai tukar uang, dengan tingkat keakuratan 98,872% untuk jangka waktu 1000 hari
2	Perbandingan Metode Extreme Learning Machine dan	Jumlah penjualan barang	Extreme Learning Machine dan Particle Swarm Optimization Extreme Learning Machine	- mean square error - waktu proses
	Particle Swarm Optimization Extreme Learning Machine untuk Peramalan Jumlah	- Maksimum iterasi - Jumlah partikel	 Input masukan maksimum iterasi dan jumlah partiel. Normalisasi data latih Buat populasi PSO 	Dari penelitian ini dapat dihasilkan bahwa rata-rata MSE yang dihasilkan PSO-ELM lebih kecil dibandingkan ELM, sekitar 0,01121 sampai 0,01161

Tabel 2.1 Perbandingan dengan penelitian sebelumnya

		Objek	Metode	Keluaran
No	Judul	Masukan dan Parameter	Proses	Hasil Penelitian
	Penjualan Barang (Handika et al., 2016)		 Inisialisasi jumlah hidden nodes, bobot dan bias Hitung output Hitung vektor bobot output Hitung fungsi aktivasi Tetapkan Gbest Update posisi global terbaik Update kecepatan setiap partikel Evaluasi nilai fitness menggunakan posisi baru 	untuk PSO-ELM, dan sekitar 0,01315 sampai 0,01419 untuk ELM. Oleh karena itu dapat dikatakan metode PSO mampu mengoptimasi jumlah hidden nodes dari ELM untuk meramalkan jumlah penjualan barang.
3	Forecasting electricity load by a novel recurrent extreme learning machines approach (Ertugrul, 2016)	- Input data berupa beban listrik - Jumlah hidden neuron - Jumlah context neurons	Recurrent Extreme Learning Machine Menentukan parameter jaringan yang optimal. Proses peramalan dengan RELM Menghitung nilai evaluasi dengan RMSE	- Nilai RMSE Mendapatkan nilai evaluasi yang lebih tinggi dari pada metode ELM, RNN, LR, kSR, kNNR, GPR, dan GRNN, dengan kecepatan yang relatif sama dengan ELM.
4	Prediksi Nilai Tukar Rupiah Indonesia Terhadap Dolar Amerika Serikat Menggunakan Metode Recurrent	Nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat - Input data berupa nilai tukar Rupiah	Recurrent Extreme Learning Machine Neural Network Normalisasi data Proses prediksi	 Nilai MAPE Nilai tukar uang Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat yang akan datang Dari penelitian ini diharapkan metode
	Extreme Learning Machine Neural Network (Usulan)	Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat - Jumlah hidden neuron - Jumlah context neurons	dengan metode Recurrent Extreme Learning Machine Neural Network - Menghitung nilai evaluasi dengan MAPE	Recurrent Extreme Learning Machine Neural Network dapat digunakan dalam memprediksi nilai tukar Rupiah Indoneisa terhadap Dolar Amerika Serikat dengan sangat baik.

Sumber: Rehman et al.(2014), Handika et al. (2016), dan Ertugrul (2016)

2.2 Prediksi

Prediksi merupakan proses memperkirakan sesuatu secara sistematis, mengenai sesuatu yang mungkin terjadi di masa depan, didasari oleh informasi masa lalu sampai saat ini. Hasil prediksi tidak harus mendapatkan jawaban secara pasti, akan tetapi berusaha untuk mencari jawaban yang kemungkinan besar akan terjadi (Herdianto, 2013).

Prediksi dapat dikategorikan ke dalam dua bentuk analisis yaitu analisis fundamental dan analisis teknikal. Analisis fundamental menggunakan informasi keuangan secara mendalam pada masing-masing negara, seperti statistik ekonomi, permintaan mata uang dan lain-lain, dalam memprediksi nilai tukar uang di masa depan. Analisis teknikal mempelajari tren nilai tukar mata uang di masa lampau dan mencoba untuk memprediksi prilakunya di masa depan (He dan Shen, 2007). Dalam segi jangka waktu prediksi secara umum dibedakan menjadi 3 yaitu (Siwi, 2016):

- 1. Prediksi jangka panjang, yang merupakan prediksi yang dilakukan dalam jangka waktu lebih dari 24 bulan.
- 2. Prediksi jangka menengah, yang merupakan prediksi yang dilakukan dalam jangka waktu 3-24 bulan.
- 3. Prediksi jangka pendek, yang merupakan prediksi yang dilakukan dalam jangka waktu kurang dari 3 bulan.

Sedangkan, prediksi nilai tukar uang dapat dibagi menjadi tiga jangka waktu yaitu (Bailliu dan King, 2005):

- 1. Prediksi jangka panjang, yang merupakan prediksi yang dilakukan dalam jangka waktu beberapa tahun sampai puluhan tahun.
- 2. Prediksi jangka menengah, yang merupakan prediksi yang dilakukan dalam jangka waktu 1 bulan sampai beberapa tahun.
- 3. Prediksi jangka pendek, yang merupakan prediksi yang dilakukan dalam jangka waktu 1 hari sampai 1 bulan.

2.3 Nilai Tukar Uang

Nilai tukar atau biasa di sebut kurs adalah suatu perbandingan nilai uang, diantara dua negara (Jauhari et al., 2016a). Nilai tukar juga bisa diartikan sebagai harga satuan mata uang asing dalam mata uang dalam negeri dan sebaliknya. Formulasi dari nilai Rupiah yang ditukar dengan mata uang asing adalah (Simorangkir dan Suseno, 2004):

Nilai Tukar IDR/USD = Rupiah yang dibutuhkan untuk membeli satu Dolar Amerika Serikat

Nilai Tukar IDR/YEN = Rupiah yang dibutuhkan untuk membeli satu Yen Jepang

Ketika Nilai Tukar IDR/USD atau IDR/YEN meningkat maka Rupiah mengalami depresiasi, sedangkan ketika menurun maka Rupiah mengalami apresiasi. Contoh berikut akan memperjelas pengertian tersebut. Misalnya, nilai tukar 1 Dolar Amerika Serikat terhadap Rupiah sebesar Rp.13.000. Apabila nilai tukar berubah menjadi Rp.14.000, maka nilai tukar Rupiah mengalami depresiasi. Sebaliknya, apabila nilai tukar berubah menjadi Rp.12.000, maka nilai tukar Rupiah mengalami apresiasi (Simorangkir dan Suseno, 2004).

Sistem nilai tukar adalah sistem yang digunakan oleh suatu negara, untuk mendukung neraca pembayaran dan membantu efektivitas kebijakan moneter. Apresiasi nilai tukar yang berlebihan dapat mengakibatkan harga barang-barang ekspor menjadi lebih mahal di luar negeri dan barang-barang import menjadi lebih murah, hal ini mengakibatkan neraca perdagangan menjadi memburuk. Sementara itu, depresiasi nilai tukar yang berlebihan dapat mengakibatkan tingginya laju inflasi, hal ini akan mengganggu tujuan akhir kebijakan moneter untuk memelihara stabilitas negara. Sistem nilai tukar dapat diklasifikasikan menjadi tiga kelompok yaitu (Simorangkir dan Suseno, 2004):

1. Sistem nilai tukar tetap murni

Pada sistem nilai tukar tetap, mata uang suatu negara ditetapkan secara tetap dengan mata uang asing tertentu, dengan penetapan nilai tukar secara tetap terdapat kemungkinan nilai tukar yang ditetapkan terlalu tinggi atau terlalu rendah dari nilai sebenarnya. Banyak negara yang sudah meninggalkan sistem nilai tukar tetap, sebab sistem ini dapat mengganggu neraca perdagangan suatu negara dan banyak negara yang tidak memiliki cadangan devisa yang cukup untuk mempertahankan sistem ini. Sementara itu, beberapa negara yang masih menggunakan sistem ini dikarenakan sistem ini dapat digunakan sebagai alah pengendali inflasi.

2. Sistem nilai tukar mengambang murni

Dalam sistem nilai tukar mengambang, penetapan nilai mata uang domestik terhadap mata uang asing ditentukan oleh mekanisme pasar. Oleh karena itu, pada sistem ini nilai mata uang akan berubah setiap saat tergantung dari permintaan dan penawaran mata uang domestik dan prilaku spekulan. Argumentasi negara-negara yang menggunakan sistem nilai tukar mengambang ini ada dua yaitu, sistem ini memungkinkan suatu negara mencegah kebijakan ekonomi makronya dari dampak kebijakan luar dan sistem ini tidak memerlukan cadangan devisa yang besar. Namun sistem ini juga mengakibatkan nilai tukar berfluktuasi dan dapat memicu inflasi didalam negeri.

3. Sistem nilai tukar tetap tetapi dapat disesuaikan

Sistem ini merupakan kombinasi dari sistem tukar tetap dan mengambang, dalam sistem ini besarnya nilai tukar ditetapkan oleh pembuat kebijakan, bank sentral, dan dipertahankan melalui intervensi langsung di pasar valuta asing. Sistem ini dapat mendorong terciptanya kebijakan moneter dan kebijakan nilai tukar yang independen.

2.4 Normalisasi dan Denormalisasi Data

Proses normalisasi bertujuan untuk standarisasi semua data yang digunakan, sehingga data berada pada jarak tertentu (Siwi, 2016). Data di normalisasi sebelum diolah, dan akan kembali dilakukan denormalisasi setelah digunakan. Data akan di normalisasi pada interval [0,1], tapi karena nilai dari fungsi aktifasi sigmoid merupakan fungsi asimtotik, yang nilainya tidak pernah mencapai 0 ataupun 1, maka digunakan interval yang lebih kecil yaitu [0.1,0.9] (Irawan, 2015). Persamaan normalisasi dan denormalisasi yang akan digunakan, didefinisikan berturut-turut pada persamaan (2.1) dan persamaan (2.2).

$$y = \frac{x - min}{max - min}(0.8) + 0.1 \tag{2.1}$$

$$y' = \frac{x' - (0,1)}{0,8} (max - min) + min$$
 (2.2)

Keterangan:

x = nilai data asli yang belum dinormalisasi

min = nilai minimum dari seluruh data asli

max = nilai maksimum dari seluruh data asli

y = nilai data setelah proses normalisasi

y' = nilai data setelah proses denormalisasi

2.5 Jaringan Syaraf Tiruan

Pertama Artificial Neural Network diciptakan pada tahun 1958 oleh psikolog Frank Rosenblatt, saat itu Artificial Neural Network disebut Perceptron, dengan tujuan untuk memodelkan bagaimana cara otak manusia memproses data visual dan belajar mengenali obyek (Nayakovit et al., 2010). Artifical Neural Network yang biasa disebut dengan Jaringan Syaraf Tiruan (JST), merupakan sebuah sistem yang biasa digunakan untuk memproses informasi, dan memiliki beberapa karakteristik yang hampir sama dengan jaringan syaraf biologis. Kemiripannya terletak pada saat pemrosesan informasi, pemrosesan informasi yang terjadi didalam otak manusia memiliki sifat adaptif, yaitu hubungan yang terjadi antar neuron dilakukan secara dinamis, yang memiliki kemampuan dalam mempelajari informasi-informasi yang belum diketahui (Nikmah, 2014).

Kebanyakan JST berisi tiga layer yaitu input layer, output layer dan hidden layer, setiap layer terdiri dari sejumlah unit yang disebut neuron dan fungsi aktivasi (Nayakovit et al., 2010). JST memiliki kelebihan yaitu bersifat fleksibel dibandingkan dengan model statistik, dapat menangani permasalahan dengan data linear atau non-linear, dan mampu mempelajari sistem yang kompleks, dimana ada keberadaan data yang tidak lengkap (Liu et al., 2009). Kemampuannya dalam belajar, memungkinkan JST untuk mengatasi banyak masalah yang sulit, atau tidak mungkin untuk dipecahkan dengan metode komputasi dan statistik

standar (Nayakovit et al., 2010). Dari kemampuan yang dimiliki, JST memiliki fungsi untuk belajar atau mempelajari, menghasilkan suatu aturan atau operasi, dan dapat menghasilkan suatu *output* yang sempurna dari *input* yang dimasukkan.

2.5.1 Faktor Bobot

Bobot adalah nilai tingkat atau kepentingan hubungan antara suatu neuron dengan neuron yang lain. Jadi besar bobot suatu koneksi, dapat menandakan semakin pentingnya hubungan kedua neuron tersebut. Bobot dapat berupa bilangan real maupun integer, dan bobot tersebut bisa di inisialisasi untuk berada di dalam nilai tertentu. Pada Jaringan Syaraf Tiruan, jaringan otomatis akan memperbaiki bobot secara terus-menerus, karena adanya kemampuan untuk belajar atau pelatihan. Setiap ada suatu masalah baru atau data baru, jaringan dapat belajar lagi dengan menambahkan masalah/data baru tersebut (Puspaningrum, 2006).

2.5.2 Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi berguna untuk memproses *output* jaringan, sehingga sesuai dengan nilai target. Dalam Jaringan Syaraf Tiruan terdapat dua fungsi aktivasi yaitu fungsi *sigmoid biner*, dan fungsi *sigmoid bipolar*. Fungsi-fungsi aktivasi tersebut harus bersifat *continue*, diferensiabel, dan tidak menurun secara monoton. Selain itu fungsi aktivasi juga diharapkan dapat mendekati nilai-nilai maksimum dan minimum dengan baik (Puspaningrum, 2006). Untuk menghitung fungsi aktivasi *sigmoid biner* dapat menggunakan Persamaan 2.3 (Jauhari et al., 2016b).

$$y = f(y'_j) = \frac{1}{1 + \exp(-y'_j)}$$
 (2.3)

Keterangan:

y = nilai output data setelah dilakukan proses aktivasi

 y'_{i} = nilai output jaringan pada data ke-j sebelum dilakukan proses aktivasi

2.6 Extreme Learning Machine

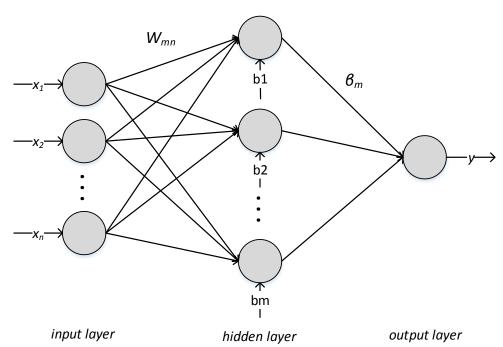
ELM singkatan dari *Extreme Learning Machine* adalah metode yang sering dibicarakan, metode ini merupakan metode pembelajaran baru dari Jaringan Syaraf Tiruan, metode ini ketika pertama kali diperkenalkan oleh Huang dkk pada tahun 2004, hanya memiliki satu *hidden layer* pada arsitektur jaringannya. Metode ELM di buat untuk memperbaiki kekurangan-kekurangan dari metode sebelumnya, misalnya metode jaringan syaraf tiruan *backpropagation*. Perbaikan yang diutamakan yaitu pada *learning-speed* dari proses pembelajaran (Siwi, 2016).

Pada tahap pembelajaran pada JST semua parameter ditentukan secara manual, seperti parameter *input weight* dan *bias*. Parameter tersebut saling berhubungan dalam jaringan, hal ini yang menyebabkan dibutuhkan *learning-speed* yang lama (Siwi, 2016), berbeda dengan parameter pada ELM yang ditentukan secara random, yang menyebabkan ELM memiliki *learning speed* yang

cepat dan dapat menghasilkan good generalization performance, inilah yang menyebabkan ELM memiliki kecepatan seribu kali dari pada algoritma jaringan syaraf tiruan backpropagation (Azizah, 2016). ELM juga telah menunjukkan kemampuan generalisasi yang sangat baik dan mengungguli metode Neural Network sebelumnya, tanpa masalah overtraining (Wan et al., 2014). Selain itu, ELM selalu dapat menjamin hasil yang terbaik sesuai dengan input bobot yang digunakan (Wan et al., 2014). ELM telah terbukti secara teoritis memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan kecepatan yang sangat cepat, pekerjaan yang tersisa dengan menggunakan ELM adalah memilih fungsi aktivasi dan jumlah hidden neuron (Chen et al., 2012).

2.6.1 Arsitektur Jaringan ELM

Sebuah metode dari Jaringan Syaraf Tiruan tentu memiliki arsitektur yang berbeda-beda, arsitektur jaringan ELM hampir mirip dengan arsitektur jaringan multi layer, namun dalam ELM hanya mempunyai satu hidden layer saja. Arsitektur jaringan syaraf tiruan dari Extreme Learning Machine dapat di lihat pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Jaringan *Extreme Learning Machine* Sumber: Cholissodin et al. (2017) dan Ertugrul (2016)

2.6.2 Proses Training

Proses training merupakan proses yang bertujuan untuk melakukan pelatihan dengan menggunakan data latih, pelatihan ini bertujuan untuk mendapatkan nilai bobot yang optimal. Tahapan-tahapan yang dilakukan ketika proses training yaitu (Cholissodin et al., 2017):

- 1. Membuat nilai random untuk matriks W_{mn} sebagai bobot masukan dengan range [-1,1], dalam bentuk *array* ukuran m (jumlah *hidden neuron*) x n (jumlah *input neuron*). Kemudian buat nilai random untuk matriks bias b dengan range [0,1] dalam ukuran 1 x (jumlah *hidden neuron*).
- 2. Menghitung nilai matriks keluaran pada hidden layer dengan menggunakan Persamaan 2.4. Perhitungan $b(ones(i_{train}, 1), :)$ akan memperbanyak matriks bias sebanyak jumlah data latih.

$$H = \frac{1}{1 + \exp(-(x_{train} W^T + b(ones(i_{train}, 1), :)))}$$
 (2.4)

Keterangan:

H = matriks keluaran hidden layer

 x_{train} = matriks *input* pada data latih yang telah di normalisasi

 W^T = matriks *transpose* dari bobot

 i_{train} = jumlah data latih

b = matriks bias

3. Menghitung $\hat{\beta}$ sebagai bobot keluaran dengan menggunaan Persamaan 2.5, dimana H^+ atau matriks *Moore-Penrose Pseudo Invers* dapat dihitung dengan Persamaan 2.6.

$$\hat{\beta} = H^+ t \tag{2.5}$$

$$H^{+} = (H^{T}H)^{-1}H^{T} (2.6)$$

Keterangan:

 $\hat{\beta}$ = matriks bobot keluaran

H⁺ = matriks Moore-Penrose Pseudo Invers

t = matriks target

H = matriks keluaran hidden layer

4. Menghitung hasil keluaran dengan menggunakan Persamaan 2.7.

$$\hat{Y} = H \hat{\beta} \tag{2.7}$$

Keterangan:

 \hat{Y} = hasil prediksi

H = matriks keluaran hidden layer

 \hat{eta} = matriks bobot keluaran

2.6.3 Proses Testing

Setelah melakukan proses *training*, maka dilakukan proses *testing* dengan menggunakan data uji. Proses *testing* bertujuan untuk melakukan uji coba hasil *training*, sehingga dapat diketahui akurasi dari program (Siwi, 2016). Tahapantahapan yang dilakukan ketika proses *testing* yaitu (Cholissodin et al., 2017):

- 1. Diketahui nilai W_{mn} , b dan $\hat{\beta}$ dari proses testing.
- 2. Menghitung nilai matriks keluaran pada hidden layer dengan menggunakan Persamaan 2.8. Perhitungan $b(ones(i_{test},1),:)$ akan memperbanyak matriks bias sebanyak jumlah data uji.

$$H = \frac{1}{1 + \exp(-(x_{test} W^T + b(ones(i_{test}, 1), :)))}$$
 (2.8)

Keterangan:

H = matriks keluaran hidden layer

 x_{test} = matriks *input* pada data uji yang telah di normalisasi

 W^T = matriks *transpose* dari bobot

 i_{test} = jumlah data uji

b = matriks bias

- 3. Menghitung hasil keluaran dengan menggunakan Persamaan 2.7.
- 4. Denormalisasi hasil prediksi dengan menggunakan Persamaan 2.2.
- 5. Menghitung nilai evaluasi dengan menggunakan Persamaan 2.15.

2.7 Operasi Baris Elementer

Operasi Baris Elementer (OBE) adalah sebuah operasi yang digunakan pada baris yang terdapat pada suatu matriks. Operasi-operasi yang dapat dilakukan pada matriks yaitu (Darmayasa, 2015):

- 1. Mengalikan suatu baris dengan bilangan yang tidak nol, operasi ini dapat disimbolkan dengan $kR_i \to R_i$, yang artinya baris ke-i berubah setelah dikalikan k.
- 2. Menambahkan kelipatan suatu baris pada baris lain, operasi ini dapat disimbolkan dengan $R_i + kR_j \rightarrow R_i$, yang artinya baris ke-*i* berubah menjadi hasil dari penjumlahan $R_i + kR_j$.
- 3. Menukar antara dua buah baris, operasi ini dapat disimbolkan dengan $R_i \longleftrightarrow R_j$, yang artinya baris ke-i dan baris ke-j bertukar posisi.

OBE biasa digunakan untuk menentukan *invers* suatu matriks, untuk menentukan *invers* matriks A, dapat menggunakan sejumlah OBE pada matriks A dan melakukan OBE pada matriks I (matriks identitas). Perhitungan *invers* matriks ini menggunakan konsep [A|I] yang dilakukan OBE menjadi $[I|A^{-1}]$, yang artinya

OBE digunakan untuk mengubah A menjadi matriks I (Darmayasa, 2015). Berikut contoh penggunaan OBE untuk menentukan invers matriks (Siwi, 2016):

Misal matriks
$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 5 \end{pmatrix}$$

Bentuk awal :
$$\begin{bmatrix} A|I \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 2|1 & 0 \\ 2 & 5|0 & 1 \end{pmatrix}$$

1.
$$\frac{1}{2}R_2 + (-R_1) \rightarrow R_2 \begin{pmatrix} 1 & 2 \mid 1 & 0 \\ 0 & 0.5 \mid -1 & 0.5 \end{pmatrix}$$

2.
$$\frac{0.5}{2}R_1 + (-R_2) \rightarrow R_1 \begin{pmatrix} 0.25 & 0 & | 1.25 & -0.5 \\ 0 & 0.5 & | & -1 & 0.5 \end{pmatrix}$$

3.
$$\frac{1}{0.25}R_1 \rightarrow R_1 \begin{pmatrix} 1 & 0 \mid 5 & -2 \\ 0 & 0.5 \mid -1 & 0.5 \end{pmatrix}$$

4.
$$\frac{1}{0.5}R_2 \to R_2 \begin{pmatrix} 1 & 0 \mid 5 & -2 \\ 0 & 1 \mid -2 & 1 \end{pmatrix}$$

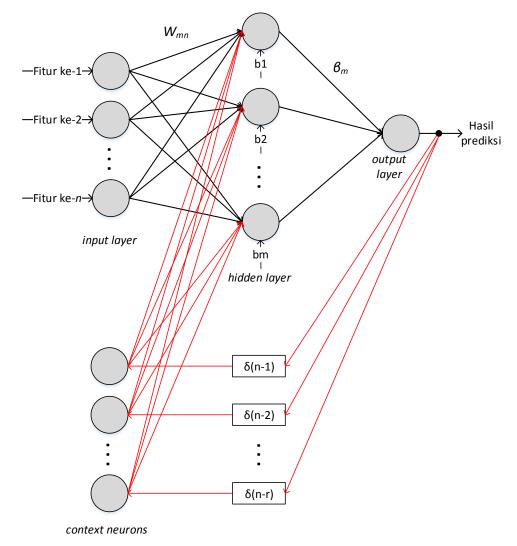
Bentuk akhir :
$$[I|A^{-1}] = \begin{pmatrix} 1 & 0 | 5 & -2 \\ 0 & 1 | -2 & 1 \end{pmatrix}$$

2.8 Recurrent Extreme Learning Machine Neural Network (RELMNN)

Recurrent Extreme Learning Machine Neural Network (RELMNN) menambahkan mekanisme recurrent dalam jaringan ELM, maka satu atau lebih output akan dikembalikan ke sistem sebagai input baru. Tidak seperti jaringan yang lainnya, metode ini akan menghasilkan output jaringan yang tergantung dari nilai dari input sebelumnya (Rehman et al., 2014). RELMNN dibangun untuk menangani datasets yang skuensial berdasarkan waktu, output yang dikembalikan ke sistem akan meningkatkan kemampuan jaringan dalam melatih dan beradaptasi (Ertugrul, 2016).

2.8.1 Arsitektur Jaringan RELMNN

Arsitektur pada jaringan RELMNN sedikit berbeda dengan arsitektur jaringan ELM, perbedaannya terdapat pada mekanisme recurrent yang disimpan pada context neurons. Context neurons adalah neuron yang berfungsi menyimpan nilai delayed output, neuron ini dijalankan seperti neuron input tambahan (Ertugrul, 2016). Arsitektur RELMNN dapat di lihat pada Gambar 2.2, pada gambar tersebut merupakan arsitektur jaringan yang digunakan dalam satu data, sedangkan proses dalam metode RELMNN akan menggunakan keseluruhan data dalam satu iterasi.



Gambar 2.2 Jaringan Recurrent Extreme Learning Machine Neural Network
Sumber: Ertugrul (2016)

2.8.2 Proses Training

Tahapan-tahapan yang dilakukan ketika proses *training* dengan menggunakan metode RELMNN yaitu (Ertugrul, 2016):

1. Inisialisasi matriks delay δ dengan Persamaan 2.9.

$$\delta_{tr} = T \left(t - (n+r) + n \right) \tag{2.9}$$

Keterangan:

 δ_{tr} = delay pada urutan data ke-t kolom ke-r

T = matriks target

n = jumlah input neuron

t = urutan data

r = urutan context neurons

- 2. Membuat nilai random untuk matriks $W'_{m(n+r)}$ sebagai bobot masukan dengan range [-1,1], dalam bentuk array ukuran m (jumlah hidden neuron) x n+r (jumlah fitur + context neurons). Kemudian buat nilai random untuk matriks bias b dengan range [0,1] dalam ukuran 1 x (jumlah hidden neuron).
- 3. Menghitung nilai matriks keluaran pada *hidden layer* dengan menggunakan Persamaan 2.10. Perhitungan b(ones(i,1),:) akan memperbanyak matriks bias sebanyak jumlah data latih.

$$H' = \frac{1}{1 + \exp(-([x_{train}, \delta] W'^T + b(ones(i_{train}, 1), :)))}$$
(2.10)

Keterangan:

H' = matriks keluaran hidden layer pada proses recurrent

 x_{train} = matriks input yang telah di normalisasi

 δ = matriks *delay*

 $[x_{train}, \delta]$ = matriks gabungan dari matriks x_{train} dan δ

 W'^T = matriks transpose dari bobot pada proses recurrent

 i_{train} = jumlah data latih

b = matriks bias

4. Menghitung $\hat{\beta}$ ' sebagai bobot keluaran dengan menggunaan Persamaan 2.11, dimana H'^+ atau matriks *Moore-Penrose Pseudo Invers* dapat dihitung dengan Persamaan 2.12.

$$\hat{\beta}' = H'^{+} T \tag{2.11}$$

$$H'^{+} = (H'^{T}H')^{-1}H'^{T}$$
(2.12)

Keterangan:

 \hat{eta} ' = matriks bobot keluaran setelah proses *recurrent*

H'+ = matriks Moore-Penrose Pseudo Invers pada proses recurrent

T = matriks target

H' = matriks keluaran hidden layer pada proses recurrent

5. Menghitung hasil prediksi dengan menggunakan Persamaan 2.13.

$$\hat{Y}' = H' \hat{\beta}' \tag{2.13}$$

Keterangan:

 \hat{Y}' = hasil prediksi setelah proses recurrent

H' = matriks keluaran hidden layer pada proses recurrent

 \hat{eta} ' = matriks bobot keluaran pada proses *recurrent*

2.8.3 Proses Testing

Tahapan-tahapan yang dilakukan ketika proses *testing* dengan menggunakan metode RELMNN yaitu (Ertugrul, 2016):

- 1. Diketahui nilai $W'_{m(n+r)}$, b, dan $\hat{\beta}'$.
- 2. Inisialisasi nilai matriks *delay* δ' dengan melakukan perhitungan pada Persamaan 2.9.
- 3. Menghitung nilai matriks keluaran pada *hidden layer* dengan menggunakan Persamaan 2.14.

$$H' = \frac{1}{1 + \exp(-([x_{test}, \delta_i] W_i^T + b(ones(i_{test}, 1), :)))}$$
(2.14)

Keterangan:

H' = matriks keluaran hidden layer pada proses recurrent

 x_{test} = matriks input yang telah di normalisasi

 δ' = matriks *delay*

 $[x_{test}, \delta']$ = matriks gabungan dari matriks x_{test} dan δ'

 $W^{\prime T}$ = matriks transpose dari bobot pada proses recurrent

 i_{test} = jumlah data uji

b = matriks bias

- 4. Menghitung hasil prediksi dengan menggunakan Persamaan 2.13.
- 5. Denormalisasi hasil prediksi dengan menggunakan Persamaan 2.2.
- 6. Menghitung nilai evaluasi dengan menggunakan Persamaan 2.15.

2.9 Nilai Evaluasi

Ada berbagai jenis persamaan yang dapat digunakan untuk menghitung nilai evaluasi, tentunya untuk mengukur hasil dari prediksi, misalnya: MAE, MSE, MAPE, RMSE, dan lain-lain. Nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) merupakan indikator yang sering digunakan dalam model prediksi. Nilai MAPE dapat dikalikan dengan 100 untuk menunjukkan nilai persentase, MAPE sering digunakan untuk melakukan validasi keakuratan pengujian (Worasucheep, 2015). MAPE digunakan ketika ukuran atau besar variabel prediksi dianggap penting dalam melakukan evaluasi hasil prediksi (Siwi, 2016). Selain itu, orang awam akan memahami persentase lebih baik dari pada nilai kesalahan kuadrat (Worasucheep, 2015). Kemampuan prediksi sangat baik jika memiliki nilai MAPE kurang dari 10% dan mempunyai kemampuan prediksi baik jika nilai MAPE kurang dari 20% (S dan W, 2015). Persamaan 2.15 digunakan untuk menghitung nilai MAPE (Jauhari et al., 2016a).

MAPE =
$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \frac{|t_i - y_i|}{t_i} x \ 100\%$$
 (2.15)

Keterangan:

n = jumlah data

 t_i = nilai aktual pada data ke-i

 y_i = nilai hasil prediksi ke pada data ke-i

BAB 3 METODOLOGI

3.1 Tahapan Penelitian

Terdapat beberapa tahapan yang ada pada penelitian ini yaitu studi literatur, pengumpulan data, pengolahan data, perancangan, implementasi, pengujian dan analisis, dan kesimpulan. Adapun tahapan metodologi penelitian dapat di lihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Tahapan-tahapan penelitian

3.2 Studi Literatur

Studi literatur dapat dilakukan dengan membaca dan memahami jurnal dan skripsi yang terkait dengan penelitian. Jurnal dan skripsi yang terkait meliputi prediksi nilai tukar uang, Extreme Learning Machine, dan Recurrent Neural Network.

Beberapa jurnal yang dapat menjadi referensi penelitian ini, seperti jurnal yang di tulis oleh Rehman, Khan dan Mahmud (2014) yang melakukan prediksi nilai tukar uang, dengan menggunakan metode *Cartesian Genetic Programming* dan *Recurrent Neural Network*, kemudian skripsi yang di tulis oleh Siwi (2016) yang melakukan peramalan menggunakan metode *Extreme Learning Machine*.

3.3 Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data nilai tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat mulai dari tanggal 1 Januari 2009 sampai 11 Maret 2017. Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini didapatkan dari website www.ofx.com, yang merupakan salah satu penyedia data nilai tukar uang.

3.4 Analisa Kebutuhan

Analisa kebutuhan adalah tahap menganalisis kebutuhan, mengenai apa saja yang dibutuhkan dalam mengimplementasikan program pada penelitian ini. Spesifikasi dari kebutuhan yang digunakan dalam pembuatan program adalah:

- 1. Spesifikasi kebutuhan Hardware
 - Laptop dengan spesifikasi processor Intel(R) Core(TM) i3-3217U
 - RAM 8 GB
 - Harddisk 500GB
 - Monitor 14"
- 2. Spesifikasi kebutuhan Software
 - Sistem Operasi Windows 8
 - Microsoft Office 2013
 - NetBeans IDE 7.4
 - Notepad++
- 3. Spesifikasi kebutuhan Data
 - Data berupa nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat per hari mulai tanggal 1 Januari 2009 sampai 11 Maret 2017

3.5 Perancangan

Perancangan dilakukan untuk mempermudah proses implementasi, pengujian, dan analisis. Langkah-langkah yang dilakukan dalam perancangan adalah sebagai berikut:

1. Perancangan User Interface

Perancangan *user interface* atau bisa disebut antarmuka pengguna ini dilakukan agar dapat memudahkan pengguna dalam menggunakan program ini.

2. Perancangan Pengujian

Perancangan Pengujian yang dilakukan terdiri dari pengujian jangka waktu, pengujian jumlah fitur, jumlah *hidden neurons*, jumlah *context neurons* terhadap nilai MAPE.

3.6 Implementasi

Program ini dibuat dengan menggunakan bahasa Java GUI, dengan editor NetBeans. Implementasi di mulai dengan membuat *user interface* pada program, yang terdiri dari bagian pelatihan, pengujian, dan prediksi. Selanjutnya, mengimplementasikan metode *Recurrent Extreme Learning Machine Neural Network* pada bagian pelatihan, pengujian, dan prediksi.

3.7 Pengujian dan Analisis

Setelah proses pelatihan, maka akan didapatkan bobot yang optimal untuk memprediksi nilai tukar uang, nilai bobot digunakan untuk melakukan pengujian, untuk mengevaluasi hasil prediksi pada penelitian ini maka digunakan nilai evaluasi MAPE.

Terdapat empat pengujian yang akan dilakukan, yaitu pengujian pengaruh jumlah hidden neuron terhadap nilai MAPE, pengujian pengaruh jumlah fitur terhadap nilai MAPE, pengaruh jangka waktu prediksi terhadap nilai MAPE, pengaruh jumlah context neurons terhadap nilai MAPE dan perbandingan metode RELMNN dengan metode ELM.

Kemudian, tahap analisis dilakukan dengan melihat nilai MAPE dari masing-masing pengujian, untuk menilai kinerja dari *Recurrent Extreme Learning Machine Neural Network*.

3.8 Kesimpulan

Tahap penarikan kesimpulan akan didapatkan dari pengujian dan analisis. Penarikan kesimpulan bertujuan untuk menjawab rumusan permasalahan yang telah dirumuskan. Tahap yang terakhir yaitu memberikan saran, sehingga dapat memperbaiki kesalahan-kesalahan yang terjadi, maupun memberikan masukan untuk penelitian selanjutnya.

BAB 4 PERANCANGAN

Bab ini menjelaskan formulasi permasalahan, perancangan jaringan, diagram alir program, perhitungan manual, perancangan *user interface* dan perancangan skenario pengujian.

4.1 Formulasi Permasalahan

Sistem prediksi pada permasalahan ini memiliki masukan berupa data nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat perhari dalam format .xls dan parameter lain yaitu: jumlah fitur, jumlah hidden neuron, jumlah context neuron, nilai input bobot yang didapatkan secara random dalam range [-1,1] dan nilai bias yang didapatkan secara random dalam range [0,1]. Dalam pengerjaannya, metode RELMNN terbagi menjadi dua bagian yaitu proses training dan proses testing. Namun, sebelum melakukan proses tersebut, perlu dilakukan proses normalisasi data pada range [0.1,0.9]. Setelah itu, proses training dilakukan dengan menggunakan data latih, sampai seluruh tahapan proses training selesai dilakukan dan didapatkan nilai bobot, bias, matriks delay, dan matriks bobot keluaran yang dibutuhkan pada proses selanjutnya. Selanjutnya, proses testing dilakukan dengan menggunakan data uji, sampai didapatkan hasil prediksi dan didapatkan nilai evaluasi dengan perhitungan MAPE. Tahapan terakhir yaitu melakukan denormalisasi hasil prediksi, untuk mendapatkan hasil prediksi berupa nilai tukar uang.

Adapun sampel data nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat yang digunakan pada penelitian ini adalah data dengan parameter teknikal yang berjumlah 15 *record* dengan 3 fitur. Sampel data ini ditunjukkan pada Tabel 4.1 (data lengkap terdapat pada Lampiran A).

Tabel 4.1 Data nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat

Data ke-i	Tanggal	Fitur 1	Fitur 2	Fitur 3	Nilai Tukar
1	24 Februari 2017	13360	13342	13311	13340
2	25 Februari 2017	13342	13311	13340	13330
3	26 Februari 2017	13311	13340	13330	13330
4	27 Februari 2017	13340	13330	13330	13355
5	28 Februari 2017	13330	13330	13355	13346
6	1 Maret 2017	13330	13355	13346	13340
7	2 Maret 2017	13355	13346	13340	13383
8	3 Maret 2017	13346	13340	13383	13373
9	4 Maret 2017	13340	13383	13373	13323
10	5 Maret 2017	13383	13373	13323	13323
11	6 Maret 2017	13373	13323	13323	13322.75

Tabel 4.1 Data nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat

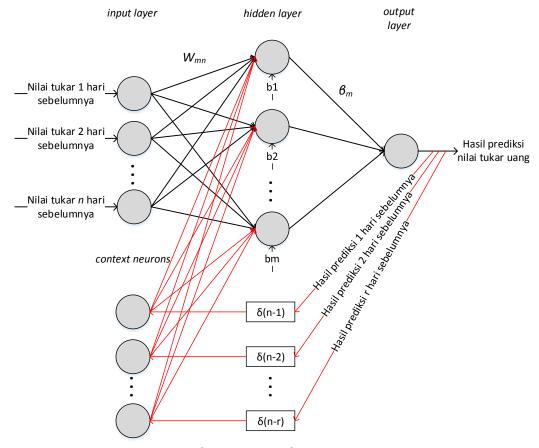
Data ke-i	Tanggal	Fitur 1	Fitur 2	Fitur 3	Nilai Tukar
12	7 Maret 2017	13323	13323	13322.75	13337.75
13	8 Maret 2017	13323	13322.75	13337.75	13407
14	9 Maret 2017	13322.75	13337.75	13407	13394
15	10 Maret 2017	13337.75	13407	13394	13363

Nilai pada fitur 3 di dapatkan dari nilai tukar 1 hari sebelumnya, sedangkan nilai pada fitur 2 di dapatkan dari nilai tukar 2 hari sebelumnya, dan nilai pada fitur 3 di dapatkan dari nilai tukar 1 hari sebelumnya. Keterangan setiap parameter data pada Tabel 4.1 adalah sebagai berikut:

1. Tanggal	: menerangkan tanggal saat nilai tukar itu terjadi	(date)
2. Fitur 1	 menerangkan fitur pertama yang merupakan nilai tukar tiga hari sebelum tanggal pada parameter pertama. 	(double)
3. Fitur 2	 menerangkan fitur kedua yang merupakan nilai tukar dua hari sebelum tanggal pada parameter pertama. 	(double)
4. Fitur 3	 menerangkan fitur ketiga yang merupakan nilai tukar satu hari sebelum tanggal pada parameter pertama. 	(double)
5. Nilai Tukar	: menerangkan nilai tukar pada saat tanggal di parameter pertama	(double)

4.2 Perancangan Jaringan

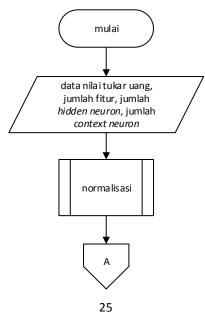
Perancangan jaringan merupakan gambaran dari arsitektur jaringan yang digunakan pada penelitian ini. Jaringan yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 4.1, dalam gambar tersebut terdapat beberapa komponen utama yaitu: $input\ layer$, $hidden\ layer$, $output\ layer$ dan $context\ neuron$, dengan jumlah neuron sebanyak n untuk $input\ layer$, m untuk $hidden\ layer$, 1 untuk $output\ layer$, r untuk $context\ neuron$. Setiap neuron pada $input\ layer$ terhubung dengan $hidden\ neuron$ yang ada pada $hidden\ layer$. Neuron tersebut dihubungkan dengan $input\ weight$ yang nilainya berbeda-beda. $input\ layer$ neuron yang ada pada $input\ layer$ neuron terhubung dengan inlai bias yang nilainya berbeda-beda. $input\ layer$ neuron terhubung dengan inlai dari masing-masing $input\ layer$ neuron pada $input\ layer$ neuron didapatkan dari nilai $input\ layer$ yang merupakan nilai tukar uang sebelumnya. Setiap $input\ layer$ nelalui $input\ layer$ yang nilainya berbeda-beda.

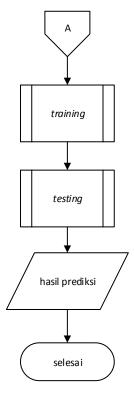


Gambar 4.1 Arsitektur Jaringan

4.3 Diagram Alir Program

Diagram alir program merupakan gambaran dengan menggunakan flowchart mengenai proses pada program. Diagram alir program pada prediksi nilai tukar ini meliputi diagram proses *input* data, normalisasi, *training*, *dan testing*. Gambar 4.2 menunjukkan diagram alir pada program ini.





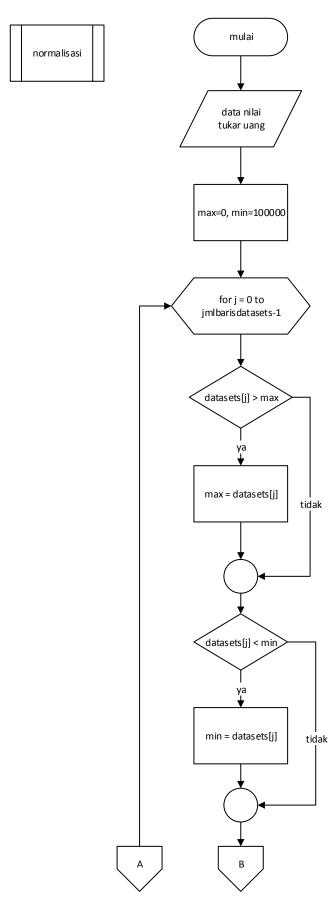
Gambar 4.2 Diagram Alir Program

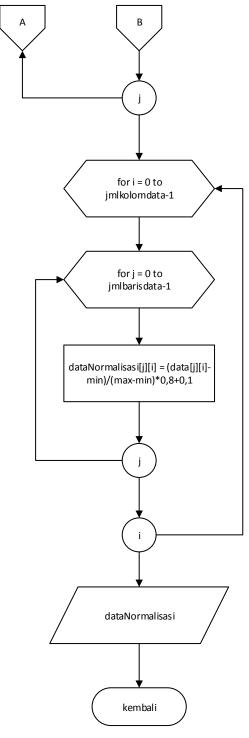
Berdasarkan Gambar 4.2 di atas, langkah-langkah proses pada program adalah sebagai berikut:

- 1. Masukkan data nilai tukar uang, jumlah fitur, jumlah *hidden neuron*, jumlah *context neuron* yang digunakan.
- 2. Melakukan proses normalisasi pada data nilai tukar uang atau *datasets* dengan menggunakan Persamaan 2.1. Diagram alir untuk proses normalisasi ditunjukkan pada Gambar 4.3.
- 3. Melakukan proses *training* dengan menggunakan data latih untuk mendapatkan nilai matriks bobot, bobot keluaran, bias, dan target. Diagram alir untuk proses *training* ditunjukkan pada Gambar 4.4.
- 4. Melakukan proses *testing* dengan menggunakan data uji untuk mendapatkan hasil prediksi. Diagram alir untuk proses *testing* ditunjukkan pada Gambar 4.18.
- 5. Menampilkan hasil prediksi.

4.3.1 Normalisasi

Proses normalisasi dilakukan untuk melakukan standarisasi pada semua data yang digunakan pada perhitungan, sehingga menghasilkan data pada range tertentu. Diagram alir dari proses normalisasi ditunjukkan pada Gambar 4.3.





Gambar 4.3 Diagram Alir Proses Normalisasi

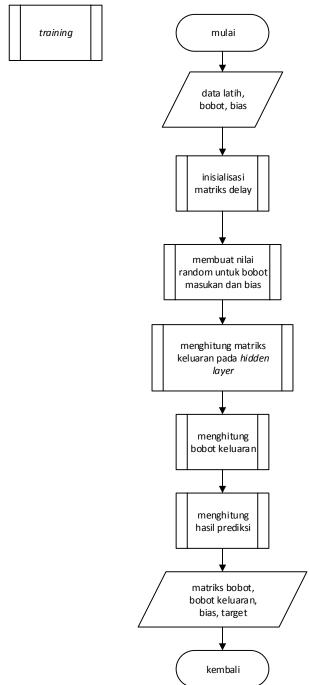
Berdasarkan Gambar 4.3 di atas, langkah-langkah proses normalisasi adalah sebagai berikut:

- 1. Masukkan berupa data latih.
- 2. Mencari nilai max dan min pada setiap kolom.

- 3. Melakukan perhitungan normalisasi dengan Persamaan 2.1.
- 4. Keluaran berupa data hasil normalisasi dengan range [0.1,0.9].

4.3.2 Training

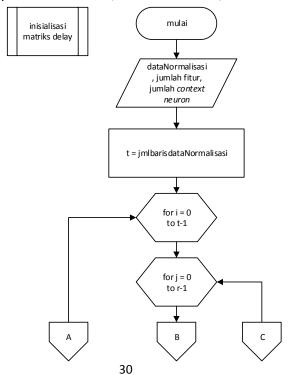
Proses *training* dilakukan untuk memperoleh bobot keluaran yang akan digunakan pada proses *testing*. Diagram alir dari proses *training* ditunjukkan pada Gambar 4.4.

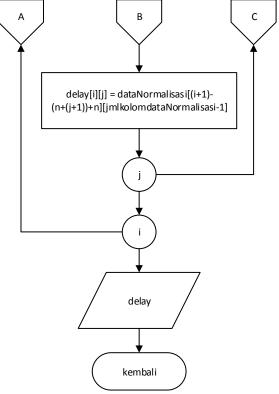


Gambar 4.4 Diagram Alir Proses Training

Berdasarkan Gambar 4.4 di atas, langkah-langkah proses *training* adalah sebagai berikut:

- 1. Masukkan berupa data latih yang telah dinormalisasi, bobot yang didapatkan secara random dengan range [-1,1] dan bias yang didapatkan secara random dengan range [0,1].
- 2. Melakukan inisialisasi matriks *delay* δ dengan melakukan perhitungan pada Persamaan 2.9. Diagram alir untuk proses inisialisasi matriks *delay* ditunjukkan pada Gambar 4.5.
- 3. Membuat nilai random untuk matriks $W'_{m(n+r)}$ sebagai bobot masukan dengan range [-1,1], dalam bentuk *array* ukuran m (jumlah *hidden neuron*) x n+r (jumlah fitur + *context neurons*). Kemudian buat nilai random untuk matriks bias b dengan range [0,1] dalam ukuran 1 x (jumlah *hidden neuron*). Diagram alir untuk proses membuat nilai random untuk bobot masukan dan bias ditunjukkan pada Gambar 4.6.
- 4. Menghitung nilai matriks keluaran pada *hidden layer* dengan menggunakan Persamaan 2.10. Diagram alir untuk proses menghitung nilai matriks keluaran pada *hidden layer* ditunjukkan pada Gambar 4.7.
- 5. Menghitung bobot keluaran dengan menggunaan Persamaan 2.11, dimana H'^+ atau matriks *Moore-Penrose Pseudo Invers* dapat dihitung dengan Persamaan 2.12. Diagram alir untuk proses menghitung bobot keluaran ditunjukkan pada Gambar 4.14.
- 6. Menghitung hasil prediksi dengan menggunakan Persamaan 2.13. Diagram alir untuk proses menghitung hasil prediksi ditunjukkan pada Gambar 4.17.
- 7. Keluaran berupa matriks bobot, bobot keluaran, bias dan target.

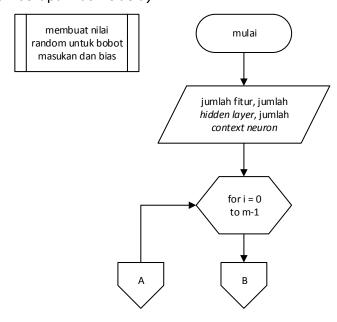


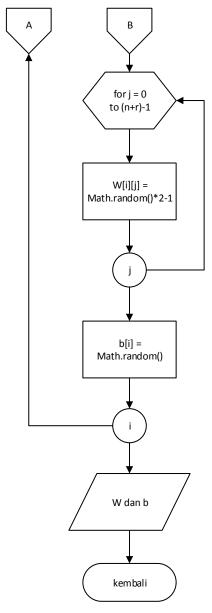


Gambar 4.5 Diagram Alir Proses Inisialisasi Matriks Delay

Berdasarkan Gambar 4.5 di atas, langkah-langkah proses normalisasi adalah sebagai berikut:

- 1. Masukkan dataNormalisasi, jumlah fitur (n), jumlah context neuron (r).
- 2. Mendapatkan nilai delay dengan Persamaan 2.9.
- 3. Keluaran berupa matriks delay.

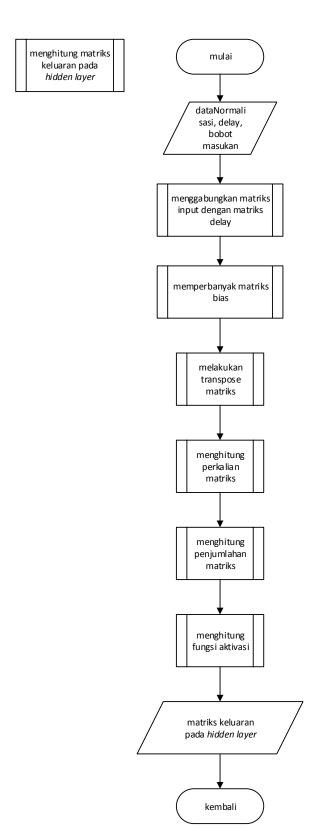




Gambar 4.6 Diagram Alir Proses Membuat Nilai Random Untuk Bobot Masukan dan Bias

Berdasarkan Gambar 4.6 di atas, langkah-langkah proses pembuatan nilai random adalah sebagai berikut:

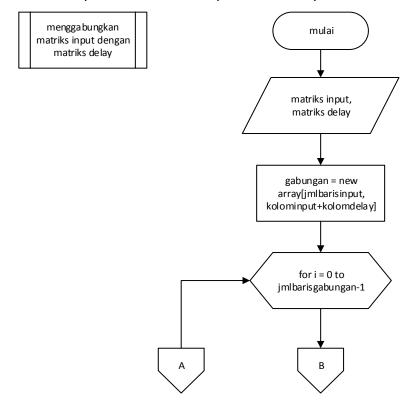
- 1. Masukkan berupa fitur (n), jumlah *hidden layer* (m), jumlah *context neuron* (r).
- 2. Dapatkan nilai random dengan range [-1,1], untuk menginisialisasi nilai bobot masukan pada matriks W.
- 3. Dapatkan nilai random dengan range [0,1], untuk menginisialisasi nilai bias pada matriks b.
- 4. Keluaran berupa matriks bobot masukan dan bias.

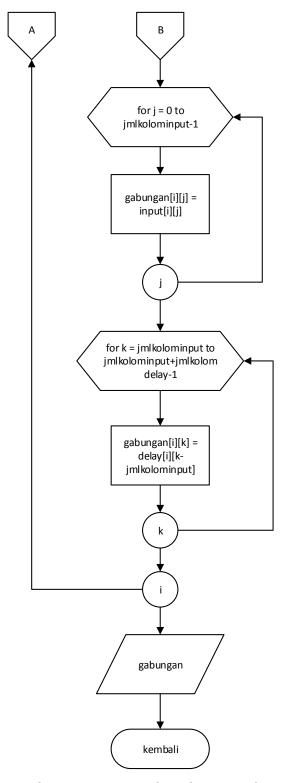


Gambar 4.7 Diagram Alir Proses Menghitung Matriks Keluaran Pada Hidden Layer

Berdasarkan Gambar 4.7 di atas, langkah-langkah proses menghitung nilai matriks keluaran pada hidden layer adalah sebagai berikut:

- 1. Masukkan berupa data normalisasi, delay, bobot masukan.
- 2. Menggabungkan matriks input yang merupakan fitur yang didapatkan dari dataNormalisasi dengan matriks *delay*. Diagram alir untuk proses penggabungan matriks ditunjukkan pada Gambar 4.8.
- 3. Memperbanyak matriks bias sejumlah baris dari dataNormalisasi. Diagram alir untuk proses memperbanyak matriks ditunjukkan pada Gambar 4.9.
- 4. Melakukan *transpose* matriks bobot masukan. Diagram alir untuk proses *transpose* matriks ditunjukkan pada Gambar 4.10.
- 5. Menghitung perkalian antara hasil gabungan matriks dengan bobot masukan yang telah ditranpose. Diagram alir untuk proses perkalian matriks ditunjukkan pada Gambar 4.11.
- Menghitung penjumlahan antara matriks hasil perkalian dengan matriks bias. Diagram alir untuk proses penjumlahan matriks ditunjukkan pada Gambar 4.12.
- 7. Menghitung fungsi aktivasi pada matriks hasil penjumlahan. Diagram alir untuk proses menghitung fungsi aktivasi matriks ditunjukkan pada Gambar 4.13.
- 8. Keluaran berupa matriks keluaran pada hidden layer.

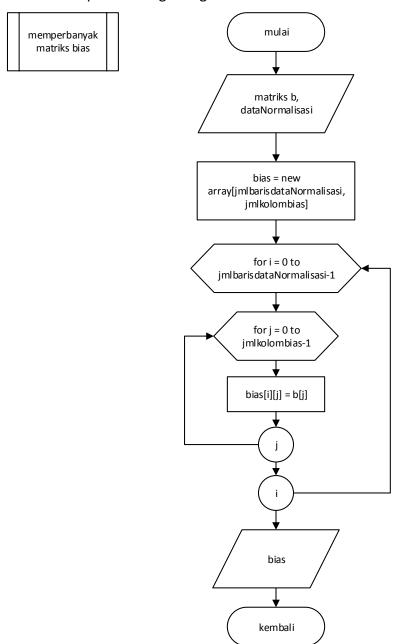




Gambar 4.8 Diagram Alir Proses Menggabungkan Matriks Input Dengan Matriks Delay

Berdasarkan Gambar 4.8 di atas, langkah-langkah proses menggabungkan matriks input dengan matriks *delay* adalah sebagai berikut:

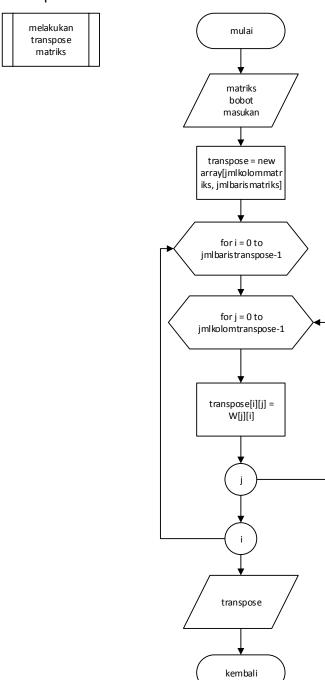
- 1. Masukkan berupa matriks input dan matriks delay.
- 2. Melakuan pemindahan nilai input ke matriks gabungan.
- 3. Melakukan pemindahan nilai delay ke matriks gabungan.
- 4. Keluaran berupa matriks gabungan.



Gambar 4.9 Diagram Alir Proses Memperbanyak Matriks Bias

Berdasarkan Gambar 4.9 di atas, langkah-langkah proses memperbanyak matriks bias adalah sebagai berikut:

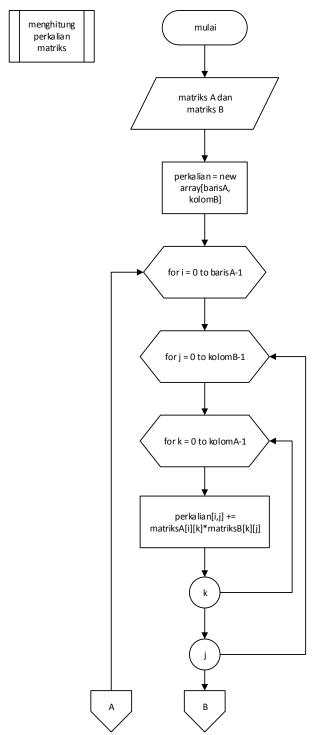
- 1. Masukkan berupa matriks b (bias) dan matriks dataNormalisasi.
- 2. Melakuan duplikasi nilai yang ada di matriks b ke matriks bias sejumlah baris dataNormalisasi.
- 3. Keluaran berupa matriks bias.

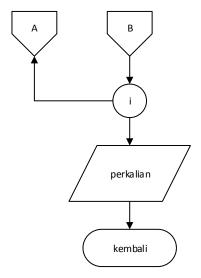


Gambar 4.10 Diagram Alir Proses Melakukan Transpose Matriks

Berdasarkan Gambar 4.10 di atas, langkah-langkah proses melakukan *transpose* matriks adalah sebagai berikut:

- 1. Masukkan berupa matriks bobot masukan.
- 2. Memindahkan matriks W yang semula baris menjadi kolom, yang semula kolom menjadi baris ke matriks *transpose*.
- 3. Keluaran berupa matriks transpose.

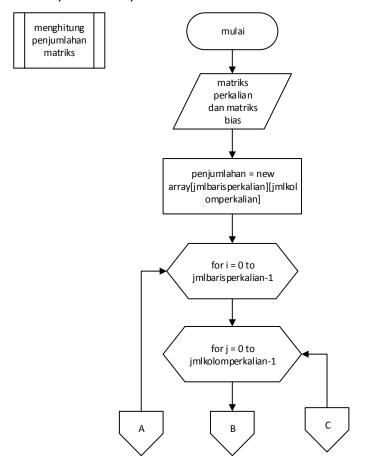


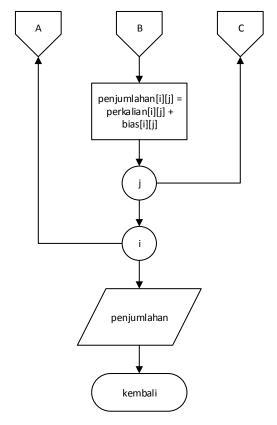


Gambar 4.11 Diagram Alir Proses Menghitung Perkalian Matriks

Berdasarkan Gambar 4.11 di atas, langkah-langkah proses menghitung perkalian matriks adalah sebagai berikut:

- 1. Masukkan berupa matriks A dan matriks B.
- 2. Melakukan perkalian baris matriks A terhadap kolom matriks B.
- 3. Keluaran berupa matriks perkalian.

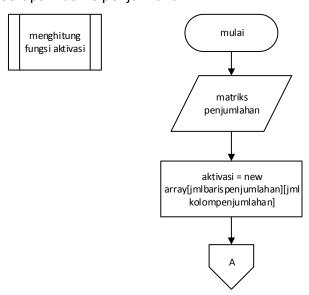


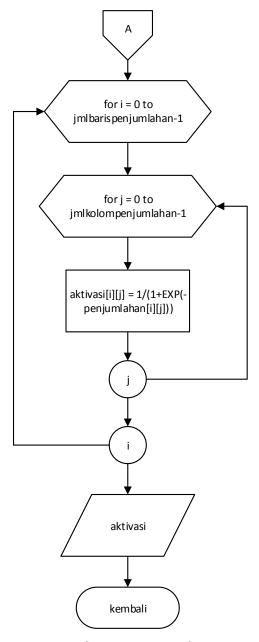


Gambar 4.12 Diagram Alir Proses Menghitung Penjumlahan Matriks

Berdasarkan Gambar 4.12 di atas, langkah-langkah proses menghitung penjumlahan matriks adalah sebagai berikut:

- 1. Masukkan berupa matriks perkalian dan matriks bias.
- 2. Melakukan penjumlahan antara matriks perkalian dengan matriks bias pada setiap baris dan kolom yang sama.
- 3. Keluaran berupa matriks penjumlahan.

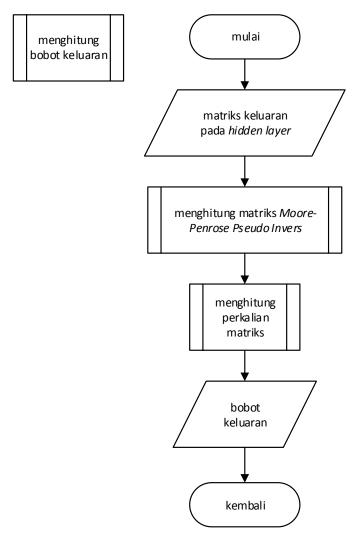




Gambar 4.13 Diagram Alir Proses Menghitung Fungsi Aktivasi

Berdasarkan Gambar 4.13 di atas, langkah-langkah proses menghitung fungsi aktivasi adalah sebagai berikut:

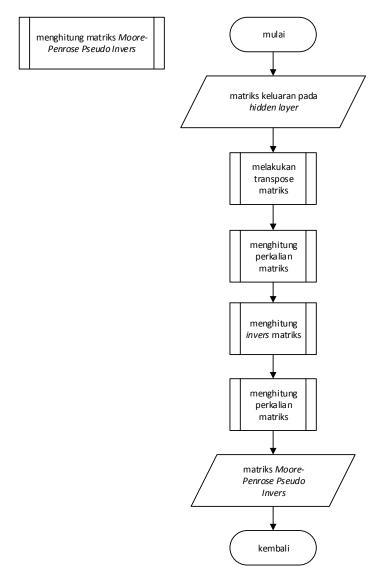
- 1. Masukkan berupa matriks penjumlahan.
- 2. Melakukan aktivasi pada setiap data yang ada pada matriks penjumlahan.
- 3. Keluaran berupa matriks aktivasi, yang nilai tersebut juga menjadi matriks keluaran pada *hidden layer*.



Gambar 4.14 Diagram Alir Proses Menghitung Bobot Keluaran

Berdasarkan Gambar 4.14 di atas, langkah-langkah proses menghitung bobot keluaran adalah sebagai berikut:

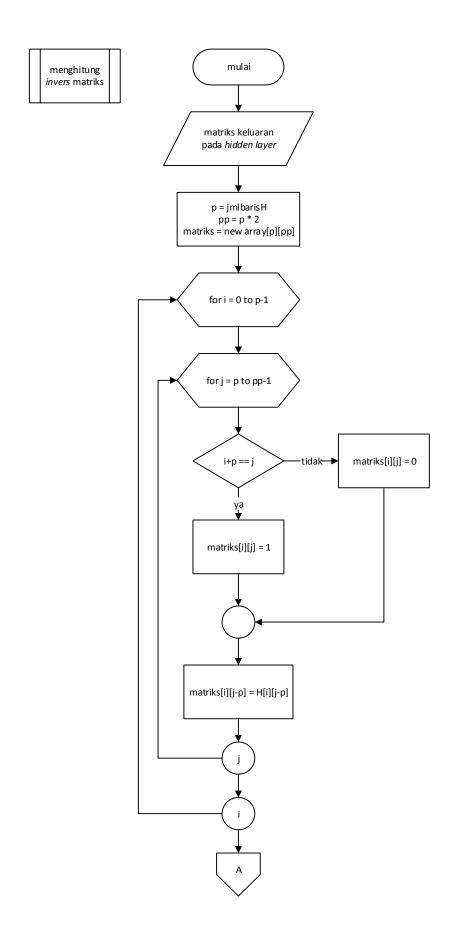
- 1. Masukkan berupa matriks keluaran pada hidden layer.
- 2. Menghitung matriks *Moore-Penrose Pseudo Invers*. Diagram alir untuk proses menghitung matriks *Moore-Penrose Pseudo Invers* ditunjukkan pada Gambar 4.15.
- 3. Menghitung perkalian matriks antara matriks *Moore-Penrose Pseudo Invers* dengan matriks target.
- 4. Keluaran berupa matriks bobot keluaran.

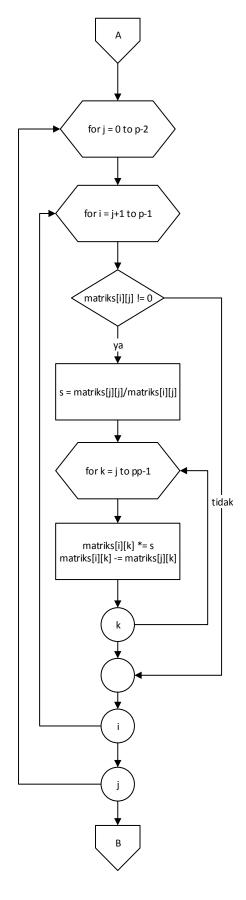


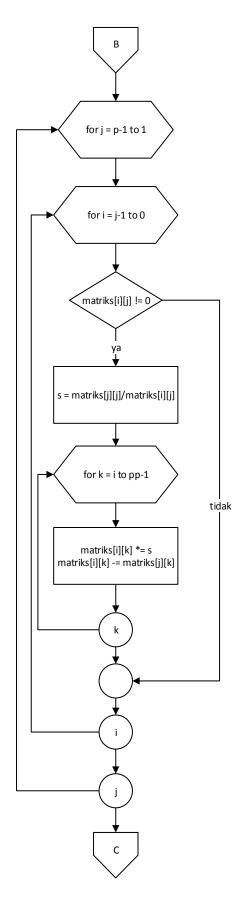
Gambar 4.15 Diagram Alir Proses Menghitung Matriks *Moore-Penrose Pseudo Invers*

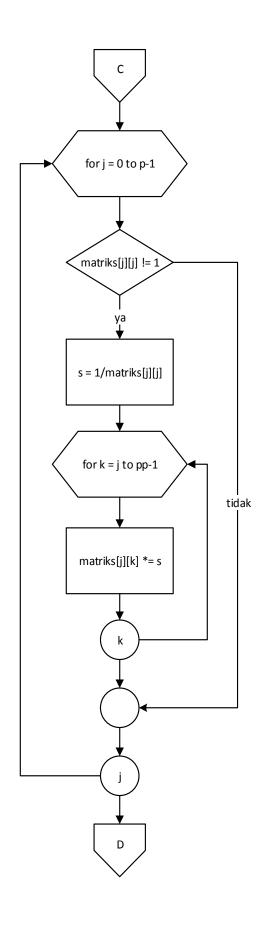
Berdasarkan Gambar 4.15 di atas, langkah-langkah proses menghitung matriks *Moore-Penrose Pseudo Invers* adalah sebagai berikut:

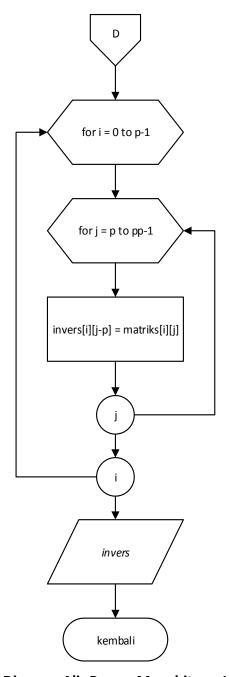
- 1. Masukkan berupa matriks keluaran hidden layer.
- 2. Melakukan transpose matriks keluaran hidden layer.
- 3. Menghitung perkalian matriks antara *tranpose* dari matriks keluaran *hidden layer* dengan matriks keluaran *hidden layer*.
- 4. Menghitung *invers* matriks hasil perkalian langkah ke-3. Diagram alir untuk proses menghitung *invers* matriks ditunjukkan pada Gambar 4.16.
- 5. Menghitung perkalian matriks *invers* dengan tranpose dari matriks keluaran *hidden layer*.
- 6. Keluaran berupa matriks Moore-Penrose Pseudo Invers.









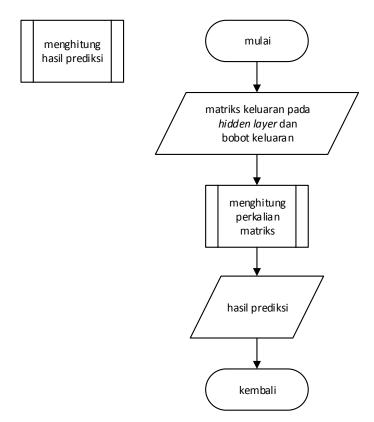


Gambar 4.16 Diagram Alir Proses Menghitung Invers Matriks

Berdasarkan Gambar 4.16 di atas, langkah-langkah proses menghitung *Invers* matriks adalah sebagai berikut:

- 1. Masukkan berupa matriks keluaran hidden layer.
- 2. Menggabungkan matriks keluaran hidden layer dengan identitas
- 3. Proses perhitungan matriks OBE langkah ke-1 yaitu mengosongkan nilai yang ada dikolom bagian kiri bawah nya diagonal.

- 4. Proses perhitungan matriks OBE langkah ke-2 yaitu mengosongkan nilai yang ada dikolom bagian kanan atas nya diagonal.
- 5. Proses perhitungan matriks OBE langkah ke-3 yaitu menjadikan nilai 1 pada bagian diagonal.
- 6. Mendapatkan hasil invers dan menyimpannya pada matriks invers.
- 7. Keluaran berupa matriks invers.



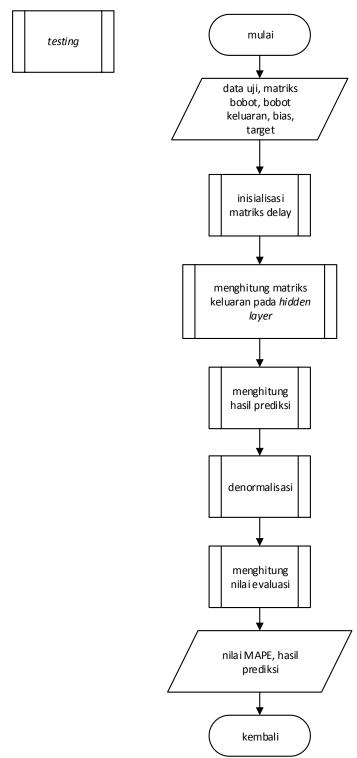
Gambar 4.17 Diagram Alir Proses Menghitung Hasil Prediksi

Berdasarkan Gambar 4.17 di atas, langkah-langkah proses menghitung hasil prediksi adalah sebagai berikut:

- 1. Masukkan berupa matriks keluaran hidden layer dan bobot keluaran.
- 2. Menghitung perkalian matriks antara matriks keluaran hidden layer dengan bobot keluaran.
- 3. Keluaran berupa hasil prediksi.
- 4. Mengembalikan hasil prediksi untuk ditampilkan pada program.

4.3.3 Testing

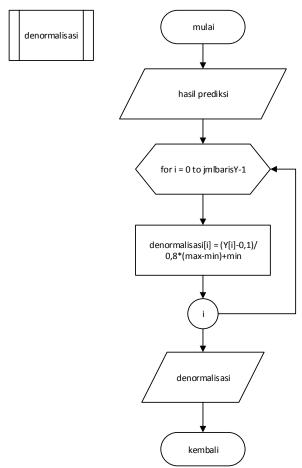
Proses *testing* dilakukan untuk menguji hasil dari proses *testing*. Diagram alir dari proses *testing* ditunjukkan pada Gambar 4.18.



Gambar 4.18 Diagram Alir Proses Testing

Berdasarkan Gambar 4.18 di atas, langkah-langkah proses *testing* adalah sebagai berikut:

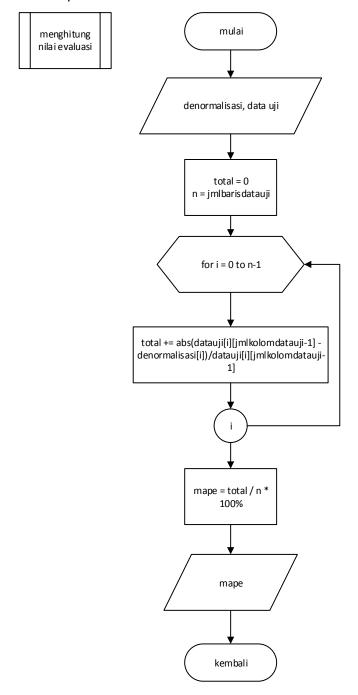
- 1. Masukkan berupa data uji, matriks bobot, bobot keluaran dan bias, yang didapatkan pada proses *testing*.
- 2. Melakukan inisialisasi matriks *delay* δ dengan melakukan perhitungan pada Persamaan 2.9.
- 3. Menghitung nilai matriks keluaran pada *hidden layer* dengan menggunakan Persamaan 2.14.
- 4. Menghitung hasil prediksi dengan menggunakan Persamaan 2.13.
- 5. Melakukan denormalisasi pada hasil prediksi dengan menggunakan Persamaan 2.2. Diagram alir untuk proses denormalisasi ditunjukkan pada Gambar 4.19.
- 6. Menghitung nilai evaluasi dengan menggunakan Persamaan 2.15. Diagram alir untuk proses menghitung nilai evaluasi ditunjukkan pada Gambar 4.20.
- 7. Keluaran berupa nilai MAPE dan hasil prediksi.



Gambar 4.19 Diagram Alir Proses Denormalisasi

Berdasarkan Gambar 4.19 di atas, langkah-langkah proses denormalisasi adalah sebagai berikut:

- 1. Masukkan berupa matriks hasil prediksi.
- 2. Melakukan proses denormalisasi dengan menggunakan nilai max dan min data target pada proses normalisasi.
- 3. Keluaran berupa hasil denormalisasi.



Gambar 4.20 Diagram Alir Proses Menghitung Nilai Evaluasi

Berdasarkan Gambar 4.20 di atas, langkah-langkah proses menghitung nilai evaluasi adalah sebagai berikut:

- 1. Masukkan berupa matriks data uji dan denormalisasi.
- 2. Menghitung nilai mape dengan menggunakan Persamaan 2.15.
- 3. Keluaran berupa nilai mape.

4.4 Perhitungan Manual

Perhitungan manual merupakan contoh perhitungan dari perancangan sistem yang dibuat dengan tujuan untuk mengetahui kebenaran dari perhitungan sistem. Langkah-langkah penyelesaian RELMNN dalam perhitungan manual adalah sebagai berikut:

1. Menentukan jumlah fitur, hidden neuron, dan context neuron

Dalam manualisasi ini, inisialisasi jumlah fitur (n) yang digunakan sebanyak 3, sedangkan jumlah hidden neuron (m) sebanyak 2, dan jumlah context neuron (r) sebanyak 2. Sedangkan datasets dengan jumlah 15 data dibagi menjadi 2 bagian yaitu untuk data training sebanyak 10 data dan data testing sebanyak 5 data.

2. Proses Normalisasi

Langkah 1: Normalisasi matriks *datasets* dengan menggunakan Persamaan 2.1. Jumlah *datasets* yang digunakan sebanyak 15 data. Berikut contoh perhitungan normalisasi.

Langkah 1.1: Mencari nilai *minimum* dan *maximum* nilai tukar dari keseluruhan *datasets*. Tabel 4.2 menunjukkan nilai *minimum* dan *maximum*.

Tabel 4.2 Nilai Maximum dan Minimum

	Nilai Tukar
Min	13311
Max	13407

Langkah 1.2: Menghitung nilai normalisasi pada setiap data. Tabel 4.3 menunjukkan hasil normalisasi keseluruhan data latih. Berikut contoh perhitungan nilai normalisasi.

$$y_{1,1} = \frac{x - min}{max - min}(0,8) + 0,1$$
$$y_{1,1} = \frac{13360 - 13311}{13407 - 13311}(0,8) + 0,1$$
$$y_{1,1} = 0,508333$$

Tabel 4.3 Normalisasi Datasets

Data ke-i	<i>X</i> 1	X2	Х3	Τ
1	0,508333	0,358333	0,100000	0,341667
2	0,358333	0,100000	0,341667	0,258333
3	0,100000	0,341667	0,258333	0,258333
4	0,341667	0,258333	0,258333	0,466667
5	0,258333	0,258333	0,466667	0,391667
6	0,258333	0,466667	0,391667	0,341667
7	0,466667	0,391667	0,341667	0,700000
8	0,391667	0,341667	0,700000	0,616667
9	0,341667	0,700000	0,616667	0,200000
10	0,700000	0,616667	0,200000	0,200000
11	0,616667	0,200000	0,200000	0,197917
12	0,200000	0,200000	0,197917	0,322917
13	0,200000	0,197917	0,322917	0,900000
14	0,197917	0,322917	0,900000	0,791667
15	0,322917	0,900000	0,791667	0,533333

3. Proses training

Langkah 1: Inisialisasi matriks *delay* δ dengan Persamaan 2.9. Tabel 4.4 menunjukkan hasil inisialisasi matriks *delay* δ dimana t adalah urutan data, r adalah urutan *context neuron*. Berikut contoh menghitung nilai *delay* δ .

$$\delta_{tr} = T (t - (n+r) + n)$$

$$\delta_{1,1} = T (1 - (3+1) + 3)$$

$$\delta_{1,1} = T(0) = 0$$

$$\delta_{2,1} = T (2 - (3+1) + 3)$$

$$\delta_{2,1} = T(1) = 0.341667$$

Tabel 4.4 Matriks Delay Proses Training

Data ke-t	r1	r2
1	0,000000	0,000000
2	0,341667	0,000000
3	0,258333	0,341667
4	0,258333	0,258333
5	0,466667	0,258333

Tabel 4.4 Matriks Delay Proses Training

Data ke-t	r1	r2
6	0,391667	0,466667
7	0,341667	0,391667
8	0,700000	0,341667
9	0,616667	0,700000
10	0,200000	0,616667

Langkah 2: Membuat nilai random untuk matriks $W'_{m(n+r)}$ sebagai bobot masukan (*input weight*) dengan range [-1;1], dalam bentuk *array* ukuran m (jumlah *hidden neuron*) x n+r (jumlah fitur + *context neurons*). Kemudian buat nilai random untuk matriks bias b dengan range [0;1] dalam ukuran 1 x (jumlah *hidden neuron*).

Langkah 2.1: Membuat nilai random untuk matriks bobot. Tabel 4.5 menunjukkan hasil random untuk nilai bobot.

Tabel 4.5 Matriks Bobot

M N+R	1	2	3	4	5
1	-0,956910	0,763482	0,476625	0,291437	0,922641
2	-0,863870	-0,278740	-0,415650	0,517960	-0,431670

Langkah 2.2: Membuat nilai random untuk bias. Tabel 4.6 menunjukkan hasil random untuk nilai bobot.

Tabel 4.6 Matriks Bias

	1	2
1	0,488982	0,286403

Langkah 3: Menghitung nilai matriks keluaran pada *hidden layer* dengan menggunakan Persamaan 2.10.

Langkah 3.1: Menggabungkan matriks data latih yang hanya berisi fitur (x) dengan matriks *delay*, dengan cara menambahkan kolom pada matriks data latih dengan matriks *delay*. Tabel 4.7 menunjukkan hasil penggabungan antara dua matriks tersebut.

Tabel 4.7 Gabungan Matriks X Dengan Matriks Delay Proses Training

No	x1	x2	х3	d1	d2
1	0,508333	0,358333	0,100000	0,000000	0,000000
2	0,358333	0,100000	0,341667	0,341667	0,000000

Tabel 4.7 Gabungan Matriks X Dengan Matriks Delay Proses Training

No	x1	x2	х3	d1	d2
3	0,100000	0,341667	0,258333	0,258333	0,341667
4	0,341667	0,258333	0,258333	0,258333	0,258333
5	0,258333	0,258333	0,466667	0,466667	0,258333
6	0,258333	0,466667	0,391667	0,391667	0,466667
7	0,466667	0,391667	0,341667	0,341667	0,391667
8	0,391667	0,341667	0,700000	0,700000	0,341667
9	0,341667	0,700000	0,616667	0,616667	0,700000
10	0,700000	0,616667	0,200000	0,200000	0,616667

Langkah 3.2: Memperbanyak matriks bias sebanyak jumlah data latih, dengan cara memperbanyak baris matriks bias sejumlah data latih dengan nilai yang sama. Tabel 4.8 menunjukkan hasil dari matriks bias yang sudah diperbanyak.

Tabel 4.8 Matriks Bias Proses Training

	1	2
1	0,488982	0,286403
2	0,488982	0,286403
3	0,488982	0,286403
4	0,488982	0,286403
5	0,488982	0,286403
6	0,488982	0,286403
7	0,488982	0,286403
8	0,488982	0,286403
9	0,488982	0,286403
10	0,488982	0,286403

Langkah 3.3: Menghitung perkalian matriks gabungan dengan *transpose* matriks bobot. Tabel 4.9 menunjukkan hasil dari perkalian matriks tersebut. Berikut contoh dari perhitungannya.

$$([x, \delta] * W'^T)_{1,1} = [x, \delta] * W'^T$$

$$= (0,508333 * -0,95691) + (0,358333 * 0,763482) + (0,100000 * 0,476625) + (0,000000 * 0,291437) + (0,000000 * 0,922641)$$

$$= -0,165186$$

Tabel 4.9 Matriks Hasil Perkalian

	1	2
1	-0,165186	-0,580581
2	-0,004123	-0,302472
3	0,678817	-0,302680
4	0,307054	-0,452248
5	0,546809	-0,358944
6	0,840480	-0,514620
7	0,476261	-0,646427
8	0,738946	-0,509456
9	1,326980	-0,729351
10	0,523551	-1,022333

Langkah 3.4: Menghitung penjumlahan matriks hasil perkalian dengan matriks bias. Tabel 4.10 menunjukkan hasil dari penjumlahan matriks tersebut. Berikut contoh dari perhitungannya.

$$([x, \delta] * W'^T + b(ones(i, 1),:))_{1,1} = ([x, \delta] * W'^T + b(ones(i, 1),:))$$

= -0,165186 + 0,488982
= 0,323796

Tabel 4.10 Matriks Hasil Penjumlahan

	1	2
1	0,323796	-0,294178
2	0,484859	-0,016069
3	1,167799	-0,016277
4	0,796036	-0,165845
5	1,035791	-0,072541
6	1,329462	-0,228217
7	0,965243	-0,360024
8	1,227928	-0,223053
9	1,815962	-0,442948
10	1,012533	-0,735930

Langkah 3.5: Menghitung fungsi aktivasi dari hasil penjumlahan untuk mendapatkan matriks keluaran pada *hidden layer*. Tabel 4.11 menunjukkan hasil matriks keluaran pada *hidden layer*. Berikut contoh dari perhitungannya.

$$H' = \frac{1}{1 + \exp(-([x, \delta]W''^T + b(ones(i, 1),:)))}$$

$$H'_{1,1} = \frac{1}{1 + \exp(-0.323796)} = 0.580249$$

Tabel 4.11 Matriks keluaran hidden layer

H'	1 2	
1	0,580249	0,426981
2	0,618895	0,495983
3	0,762747	0,495931
4	0,689126	0,458633
5	0,738037	0,481873
6	0,790752	0,443192
7	0,724170	0,410954
8	0,773456	0,444467
9	0,860081	0,391039
10	0,733516	0,323895

Langkah 4: Menghitung $\hat{\beta}$ ' sebagai bobot keluaran setelah proses *recurrent* dengan menggunaan Persamaan 2.11, dimana H'^+ atau matriks *Moore-Penrose Pseudo Invers* dapat dihitung dengan Persamaan 2.12.

Langkah 4.1: Menghitung perkalian antara *transpose* dari matriks keluaran hidden layer dengan matriks keluaran hidden layer. Tabel 4.12 menunjukkan hasil dari perkalian tersebut. Berikut contoh dari perhitungannya.

$$(H'^T H')_{1,1} = H'^T H'$$

= $(0.580249 * 0.580249) + (0.618895 * 0.618895) + \cdots$
+ $(0.733516 * 0.733516)$
= 5.346824

Tabel 4.12 Matriks Hasil Perkalian

H'^TH'	1	2
1	5,346824	3,170420
2	3,170420	1,937478

Langkah 4.2: Menghitung matriks *invers* dari hasil perhitungan H'^TH' . Tabel 4.13 menunjukkan hasil dari *invers* matriks tersebut. Berikut langkah-langkah dari perhitungan *invers* dengan menggunakan perhitungan OBE.

1. Bentuk matriks identitas (1)

$$[H'^T H' | I] = \begin{bmatrix} 5,346824 & 3,170420 \\ 3,170420 & 1,937478 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

2.
$$\frac{5,346824}{3,170420}$$
 R2 + (-R1) \rightarrow R2

$$[H'^T H' | I] = \begin{bmatrix} 5,346824 & 3,170420 \\ 0 & 0,097081 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 1,686472 \end{bmatrix}$$

3.
$$\frac{0.097081}{3.170420}$$
R1 + (-R2) \rightarrow R1

$$\begin{bmatrix} {H'}^T H' | I \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.163725 & 0 \\ 0 & 0.097081 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1.030621 & -1.686472 \\ -1 & 1.686472 \end{bmatrix}$$

4.
$$\frac{1}{0.163725}$$
 R1 \rightarrow R1

$$[H'^T H' | I] = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0,097081 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 6,294826 & -10,300631 \\ -1 & 1,686472 \end{bmatrix}$$

5.
$$\frac{1}{0.097081}$$
 R2 \rightarrow R2

$$\begin{bmatrix} {H'}^T H' | I \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 6,294826 & -10,300631 \\ -10,300631 & 17,371726 \end{bmatrix}$$

Tabel 4.13 Matriks Invers

$(H^T H)^{-1}$	$(H^TH)^{-1} $	
1	6,294826	-10,300631
2	-10,300631	17,371726

Langkah 4.3: Menghitung matriks *Moore-Penrose Pseudo Invers* dengan mengalikan matriks *invers* dengan matriks *transpose* dari H'. Tabel 4.14 menunjukkan hasil dari perkalian tersebut. Berikut contoh dari perhitungannya.

$$H'^{+} = (H'^{T}H')^{-1}H'^{T}$$

 $H'^{+}_{1,1} = (6,294826 * 0,580249) + (-10,300631 * 0,426981)$
 $H'^{+}_{1,1} = -0,745611$

Tabel 4.14 Matriks Moore-Penrose Pseudo Invers

No	1	2	3		10
1	-0,745611	-1,213105	-0,307041		1,281033
2	1,440471	2,241076	0,758398	•••	-1,929063

Langkah 4.4: Menghitung $\hat{\beta}$ ' sebagai bobot keluaran. Tabel 4.15 menunjukkan matriks dari bobot keluaran. Berikut contoh dari perhitungannya.

$$\begin{split} \hat{\beta}' &= H'^+ T \\ \hat{\beta}'_{1,1} &= (-0.745611*0.341667) + (-1.213105*0.258333) + \cdots \\ &+ (1.281033*0.200000) \\ \hat{\beta}'_{1,1} &= 0.129116 \end{split}$$

Tabel 4.15 Matriks Bobot Keluaran

\hat{eta} ,	1
1	0,129116
2	0,646049

Langkah 5: Menghitung hasil prediksi dengan menggunakan Persamaan 2.13. Tabel 4.16 menunjukkan matriks dari hasil prediksi. Berikut contoh dari perhitungannya.

$$\hat{Y}' = H' \hat{\beta}'$$

$$\hat{Y}'_{1,1} = (0,580249 * 0,129116) + (0,426981 * 0,646049)$$

$$\hat{Y}'_{1,1} = 0,350771$$

Tabel 4.16 Matriks Bobot Keluaran

\hat{Y}'	1
1	0,350771
2	0,400339
3	0,418879
4	0,385277
5	0,406606
6	0,388423
7	0,358998
8	0,387013
9	0,363681
10	0,303961

4. Proses testing

Langkah 1: Mengetahui nilai W'_{mn} , b, dan $\hat{\beta}$ ' dari proses training.

Langkah 2: Inisialisasi nilai matriks *delay* δ' dengan melakukan perhitungan pada Persamaan 2.9. Tabel 4.17 menunjukkan hasil inisialisasi matriks *delay* δ' dimana t adalah urutan data. Berikut contoh menghitung nilai *delay* δ' .

$$\delta'_{tr} = T (t - (n+r) + n)$$

$$\delta'_{11,1} = T (11 - (3+1) + 3)$$

$$\delta'_{11,1} = T(10) = 0,200000$$

Tabel 4.17 Matriks Delay Proses Testing

Data ke-t	r1	r2
11	11 0,200000 0,20000	
12	0,197917	0,200000
13	0,322917	0,197917
14	0,900000	0,322917
15	0,791667	0,900000

Langkah 3: Menghitung nilai matriks keluaran pada *hidden layer* dengan menggunakan Persamaan 2.14.

Langkah 3.1: Menggabungkan matriks data uji yang hanya berisi fitur (x) dengan matriks *delay*, dengan cara menambahkan kolom matriks data uji dengan matriks *delay*. Tabel 4.18 menunjukkan hasil penggabungan antara dua matriks tersebut.

Tabel 4.18 Gabungan Matriks X Dengan Matriks Delay Proses Testing

No	x1	x2	х3	d1	d2
1	0,616667	0,200000	0,200000	0,200000	0,200000
2	0,200000	0,200000	0,197917	0,197917	0,200000
3	0,200000	0,197917	0,322917	0,322917	0,197917
4	0,197917	0,322917	0,900000	0,900000	0,322917
5	0,322917	0,900000	0,791667	0,791667	0,900000

Langkah 3.2: Memperbanyak matriks bias sebanyak jumlah data uji, dengan cara memperbanyak matriks bias sejumlah data uji dengan nilai yang sama. Tabel 4.19 menunjukkan hasil dari matriks bias yang sudah diperbanyak.

Tabel 4.19 Matriks Bias Proses Testing

	1	2
1	0,488982	0,286403
2	0,488982	0,286403
3	0,488982	0,286403
4	0,488982	0,286403
5	0,488982	0,286403

Langkah 3.3: Menghitung perkalian matriks gabungan dengan *transpose* matriks bobot. Tabel 4.20 menunjukkan hasil dari perkalian matriks tersebut. Berikut contoh dari perhitungannya.

$$([x, \delta] * W'^T)_{1,1} = [x, \delta] * W'^T$$

$$= (0,616667 * -0,95691) + (0,200000 * 0,763482) + (0,200000 * 0,476625) + (0,200000 * 0,291437) + (0,200000 * 0,922641)$$

$$= -0,099258$$

Tabel 4.20 Matriks Hasil Perkalian

	1	2
1	-0,099258	-0,654340
2	0,297855	-0,294607
3	0,390350	-0,280338
4	1,046345	-0,308299
5	1,816558	-0,837332

Langkah 3.4: Menghitung penjumlahan matriks hasil perkalian dengan matriks bias. Tabel 4.21 menunjukkan hasil dari penjumlahan matriks tersebut. Berikut contoh dari perhitungannya.

$$([x, \delta] * W'^T + b(ones(i, 1),:))_{1,1} = ([x, \delta] * W'^T + b(ones(i, 1),:))$$

= -0,099258 + 0,488982
= 0,389725

Tabel 4.21 Matriks Hasil Penjumlahan

	1	2
1	0,389725	-0,367937
2	0,786837	-0,008204
3	0,879332	0,006065

Tabel 4.21 Matriks Hasil Penjumlahan

	1	2
4	1,535327	-0,021896
5	2,305540	-0,550929

Langkah 3.5: Menghitung fungsi aktivasi dari hasil penjumlahan untuk mendapatkan matriks keluaran pada *hidden layer*. Tabel 4.22 menunjukkan hasil matriks keluaran pada *hidden layer*. Berikut contoh dari perhitungannya.

$$H' = \frac{1}{1 + \exp(-([x, \delta]W''^T + b(ones(i, 1),:)))}$$

$$H'_{1,1} = \frac{1}{1 + \exp(-0.389725)}$$

$$H'_{1,1} = 0.596216$$

Tabel 4.22 Matriks keluaran hidden layer

H'	1	2		
1	0,596216	0,409040		
2	0,687152	0,497949		
3	0,706684	0,501516		
4	0,822784	0,494526		
5	0,909335	0,365649		

Langkah 4: Menghitung hasil prediksi dengan menggunakan Persamaan 2.13. Tabel 4.23 menunjukkan matriks dari hasil prediksi. Berikut contoh dari perhitungannya.

$$\hat{Y}' = H' \hat{\beta}'$$

$$\hat{Y}'_{1,1} = (0,596216 * 0,129116) + (0,409040 * 0,646049)$$

$$\hat{Y}'_{1,1} = 0,341241$$

Tabel 4.23 Matriks Bobot Keluaran

Ŷ′	1
1	0,341241
2	0,410422
3	0,415248
4	0,425723
5	0,353637

Langkah 5: Denormalisasi hasil prediksi dengan menggunakan Persamaan 2.2. Nilai *max* dan *min* merupakan nilai yang didapatkan pada proses normalisasi. Tabel 4.24 menunjukkan matriks hasil denormalisasi. Berikut contoh dari perhitungannya.

$$\hat{Y}' = \frac{x' - (0,1)}{0,8} (max - min) + min$$

$$\hat{Y}'_{1,1} = \frac{0,341241 - (0,1)}{0,8} (13407 - 13311) + 13311$$

$$\hat{Y}'_{1,1} = 13339,948909$$

Tabel 4.24 Matriks Denormalisasi

Ŷ '	1
1	13339,948909
2	13348,250631
3	13348,829808
4	13350,086772
5	13341,436448

Langkah 6: Menghitung nilai evaluasi dengan menggunakan Persamaan 2.15. Berikut contoh dari perhitungannya.

$$\begin{split} \text{MAPE} &= \frac{1}{n_{test}} \sum_{i=1}^{n_{test}} \frac{|t_i - y_i|}{t_i} x \ 100\% \\ \text{MAPE} &= \frac{1}{5} * \left(\left(\frac{|13322,75 - 13339,948909|}{13322,75} \right) \right. \\ &+ \left(\frac{|13337,75 - 13348,250631|}{13363 - 13341,436448|} \right) + \cdots \\ &+ \left(\frac{|13363 - 13341,436448|}{13363} \right) \right) * 100\% \end{split}$$

MAPE = 0.002262 * 100%

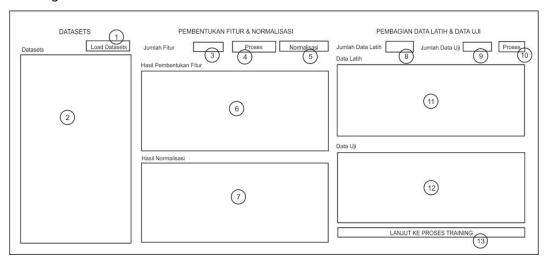
MAPE = 0,2262 %

4.5 Perancangan User Interface

Pada perancangan *user* interface akan rancang tampilan dari beberapa *form* yang ada pada program. *Form* tersebut adalah *form datasets*, *training*, dan *testing*.

4.5.1 Perancangan Form Datasets

Form datasets adalah form yang menampilkan ruang kerja untuk melakukan proses inisialisai parameter, pembentukan fitur, normalisasi data, dan pembagian antara data latih dan data uji. Gambar 4.21 menampilkan perancangan dari form training.



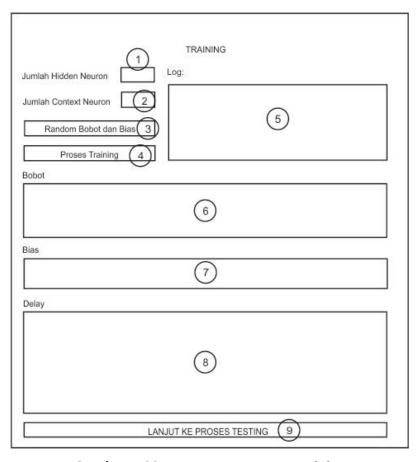
Gambar 4.21 Perancangan Form Datasets

Penjelasan mengenai rancangan menu training sebagai berikut:

- 1. Button untuk melakukan load datasets.
- 2. Tabel untuk menampilkan datasets.
- 3. TextBox untuk memasukkan jumlah fitur.
- 4. Button untuk melakukan proses pembentukan fitur.
- 5. Button untuk melakukan proses normalisasi.
- 6. Tabel untuk menampilkan hasil pembentukan fitur.
- 7. Tabel untuk menampilkan hasil normalisasi.
- 8. TextBox untuk menampilkan jumlah data latih.
- 9. TextBox untuk memasukkan jumlah data uji.
- 10. Button untuk melakukan proses pembagian data.
- 11. Tabel untuk menampilkan data latih.
- 12. Tabel untuk menampilkan data uji.
- 13. Button untuk melanjutkan ke proses training.

4.5.2 Perancangan Form Training

Form training adalah form yang menampilkan ruang kerja untuk melakukan proses training. Gambar 4.22 menampilkan perancangan dari form training.



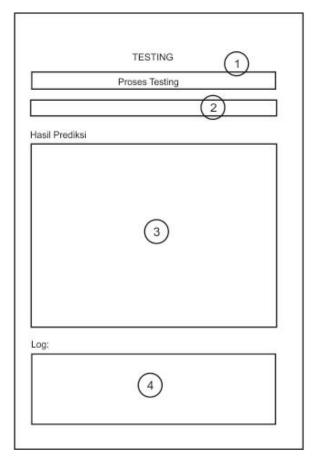
Gambar 4.22 Perancangan Form Training

Penjelasan mengenai rancangan menu training sebagai berikut:

- 1. TextBox untuk memasukkan jumlah hidden neuron.
- 2. TextBox untuk memasukkan jumlah context neuron.
- 3. Button untuk melakukan random bobot dan bias.
- 4. Button untuk melakukan proses training.
- 5. TextArea untuk menampilkan log program.
- 6. Tabel untuk menampilkan bobot.
- 7. Tabel untuk menampilkan bias.
- 8. Tabel untuk menampilkan delay.
- 9. Button untuk melanjutkan ke proses testing.

4.5.3 Perancangan Form Testing

Form testing adalah form yang menampilkan ruang kerja untuk melakukan proses testing. Gambar 4.23 menampilkan perancangan dari form testing.



Gambar 4.23 Perancangan Form Testing

Penjelasan mengenai rancangan menu training sebagai berikut:

- 1. Button untuk melakukan proses testing.
- 2. TextBox untuk menampilkan nilai MAPE.
- 3. Tabel untuk menampilkan hasil prediksi.
- 4. TextArea untuk menampilkan log program.

4.6 Perancangan Uji Coba dan Evaluasi

Pengujian dan evaluasi pada penelitian ini digunakan untuk mengetahui kinerja dari metode RELMNN dalam memprediksi permasalahan nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap dolar Amerika Serikat. Skenario pengujian yang dilakukan pada penelitian ini adalah:

- 1. Pengujian jumlah hidden neuron
- 2. Pengujian jumlah fitur
- 3. Pengujian jangka waktu prediksi
- 4. Pengujian jumlah context neuron
- 5. Pengujian Perbandingan metode RELMNN dan ELM

4.6.1 Pengujian Jumlah Hidden Neuron

Pengujian berdasarkan hidden neuron digunakan untuk mengetahui jumlah hidden neuron yang memiliki nilai MAPE terbaik. Banyaknya hidden neuron yang di uji coba adalah dimulai dari 2 sampai 20, jumlah tersebut didapatkan berdasarkan penelitian Ertugrul (2016) yang mendapatkan jumlah hidden neuron yang optimal sebesar 10 pada pengujian dengan range 1 sampai 30. Inisialisasi parameter yang digunakan pada pengujian ini adalah bobot masukan dengan range [-1,1], bias dengan range [0,1], jumlah fitur sebanyak 4, jangka waktu 1 bulan yang terdiri dari 1890 data latih dan 30 data uji, dan jumlah context neuron sebanyak 2. Tabel 4.25 merupakan tabel rancangan pengujian pengaruh hidden neuron terhadap nilai MAPE.

Tabel 4.25 Rancangan Pengujian Hidden Neuron

Jumlah <i>Hidden</i>		Nilai MAPE (%) Percobaan Ke- <i>i</i>												
Neuron	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	MAPE (%)			
2														
3														
4														
5														
6														
7														
8														
9														
10														
11														
12														
13														
14														
15														
16														
17														
18														
19														
20														

4.6.2 Pengujian Jumlah Fitur

Pengujian berdasarkan jumlah fitur digunakan untuk mengetahui jumlah fitur yang memiliki nilai MAPE terbaik. Banyaknya jumlah fitur yang di uji coba adalah dimulai dari 3 sampai 7, jumlah tersebut didasarkan pada penelitian yang dilakukan oleh Sumarto et al. (2016), yang menggunakan 4 fitur dengan data teknikal, dan penelitian yg dilakukan oleh Pramesti dan Mahmudy (2016), yang menggunakan 4 fitur dengan data teknikal, dalam memprediksi nilai tukar uang. Inisialisasi parameter yang digunakan pada pengujian ini adalah bobot masukan dengan range [-1,1], bias dengan range [0,1], jumlah hidden neuron menggunakan hasil pengujian jumlah hidden neuron yang optimal, jangka waktu 1 bulan yang terdiri dari 1890 data latih dan 30 data uji, dan jumlah context neuron sebanyak 2. Tabel 4.26 merupakan tabel rancangan pengujian pengaruh jumlah fitur terhadap nilai MAPE.

Tabel 4.26 Rancangan Pengujian Jumlah Fitur

Jumlah		Nilai MAPE (%) Percobaan Ke-i											
Fitur	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	MAPE (%)		
3													
4													
5													
6													
7													

4.6.3 Pengujian Jangka Waktu Prediksi

Pengujian berdasarkan jangka waktu prediksi digunakan untuk mengetahui akurasi prediksi pada jangka waktu tertentu. Terdapat 9 jangka waktu yang diuji, yaitu 1 hari, 1 minggu, 1 bulan, 3 bulan, 4 bulan, 6 bulan, 1 tahun, 2 tahun, dan 3 tahun, jangka waktu tersebut didasarkan pada jangka waktu panjang, menengah dan pendek dalam memprediksi nilai tukar uang, sedangkan pembagian data latih dimulai dari data pertama kemudian dilanjutkan data uji. Inisialisasi parameter yang digunakan pada pengujian ini adalah bobot masukan dengan range [-1,1], bias dengan range [0,1], jumlah hidden neuron menggunakan hasil pengujian jumlah hidden neuron yang optimal, jumlah fitur menggunakan hasil pengujian jumlah fitur yang optimal, jumlah context neuron sebanyak 2. Tabel 4.27 merupakan tabel rancangan pengujian pengaruh jangka waktu prediksi terhadap nilai MAPE.

Tabel 4.27 Rancangan Pengujian Jangka Waktu Prediksi

Jangka	Data Latih	Data Uji		Nilai MAPE (%) Percobaan Ke- <i>i</i>								
Waktu	Waktu (hari)	(hari)	1	2	3		9	10	MAPE (%)			
1 hari	1890	1										
1 minggu	1890	7										
1 bulan	1890	30										
3 bulan	1890	91										
4 bulan	1890	121										
6 bulan	1890	182										
1 tahun	1890	365										
2 tahun	1890	730										
3 tahun	1890	1095										

4.6.4 Pengujian Jumlah Context Neuron

Pengujian berdasarkan *context neuron* digunakan untuk mengetahui jumlah *context neuron* yang memiliki nilai MAPE terbaik. Banyaknya *context neuron* yang di uji coba adalah dimulai dari 1 sampai 20, jumlah tersebut didapatkan berdasarkan penelitian Ertugrul (2016) yang mendapatkan jumlah *context neuron* yang optimal sebesar 3 pada range 1 sampai 365. Inisialisasi parameter yang digunakan pada pengujian ini adalah bobot masukan dengan range [-1,1], bias dengan range [0,1], jumlah *hidden neuron* menggunakan hasil pengujian jumlah *hidden neuron* yang optimal, jumlah fitur menggunakan hasil pengujian jumlah fitur yang optimal dan jangka waktu dengan data latih dan data uji menggunakan hasil pengujian jangka waktu yang optimal. Tabel 4.28 merupakan tabel rancangan pengujian pengaruh *context neuron* terhadap nilai MAPE.

Tabel 4.28 Rancangan Pengujian Context Neuron

Jumlah Context		Nilai MAPE (%) Percobaan Ke-i											
Neuron	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	MAPE (%)		
1													
2													
3													
4													
5													
6													
7													

Tabel 4.28 Rancangan Pengujian Context Neuron

Jumlah Context		Nilai MAPE (%) Percobaan Ke- <i>i</i>											
Neuron	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	MAPE (%)		
8													
9													
10													
11													
12													
13													
14													
15													
16													
17													
18													
19													
20													

4.6.5 Pengujian Perbandingan Metode RELMNN dengan Metode ELM

Pengujian perbandingan metode RELMNN dengan metode ELM digunakan untuk mengetahui metode terbaik dalam memprediksi nilai tukar. Inisialisasi parameter yang digunakan pada pengujian ini adalah bobot masukan dengan range [-1,1], bias dengan range [0,1], jumlah hidden neuron menggunakan hasil pengujian jumlah hidden neuron yang optimal, jumlah fitur menggunakan hasil pengujian jumlah fitur yang optimal, jangka waktu menggunakan hasil pengujian jangka waktu yang optimal dan pada metode RELMNN jumlah context neuron yang digunakan merupakan jumlah context neuron pada hasil pengujian context neuron yang optimal. Tabel 4.29 merupakan tabel rancangan pengujian perbandingan metode RELMNN dan metode ELM dengan jenis datasets yang berbeda terhadap nilai MAPE. Tabel 4.30 merupakan tabel rancangan pengujian perbandingan metode RELMNN dengan metode ELM terhadap selisih nilai tukar Rupiah Indonesia terdahap Dolar Amerika dengan menggunakan jenis datasets yang optimal. Sedangkan, Tabel 4.31 merupakan tabel rancangan pengujian perbandingan metode RELMNN dengan metode ELM terhadap waktu yang dibutuhkan pada proses training dan testing menggunakan jenis datasets yang optimal.

Tabel 4.29 Rancangan Pengujian Perbandingan Metode Terhadap Nilai MAPE

Metode (Jenis		Nilai MAPE (%) Percobaan Ke- <i>i</i>									
Datasets)	1	2	3	•••	9	10	MAPE (%)				
RELMNN (datasets terdapat outliers)											
ELM (datasets terdapat outliers)											
RELMNN (datasets tanpa outliers)											
ELM (datasets tanpa outliers)											

Tabel 4.30 Rancangan Pengujian Perbandingan Metode Terhadap Selisih Nilai Tukar Rupiah Indonesia terdahap Dolar Amerika

Metode	Ra	Rata-rata Selisih Nilai Tukar antara Target dengan Prediksi (IDR) Percobaan Ke-i										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	(IDR)	
RELMNN												
ELM												

Tabel 4.31 Rancangan Pengujian Perbandingan Metode Terhadap Waktu yang Digunakan

Metode (Proses)	Waktu yang digunakan (detik) Percobaan Ke-i									Rata- rata	
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	waktu (detik)
RELMNN (Training)											
ELM (Training)											
RELMNN (Testing)											
ELM (Testing)											

BAB 5 IMPLEMENTASI

Bab ini membahas tentang implementasi dan antarmuka dari perancangan yang telah dibuat untuk prediksi nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat menggunakan metode *Recurrent Extreme Learning Machine Neural Network*.

5.1 Implementasi Program

Berdasarkan perancangan yang telah dijelaskan pada Bab 4, maka pada bab ini akan membahas implementasi program, sesuai dengan perancangan yang telah dibuat. Program di implementasikan dengan menggunakan bahasa Java Graphic User Interface (Java GUI).

5.1.1 Implementasi Proses Normalisasi Data

Proses ini diawali dengan mendapatkan nilai max dan min pada keseluruhan datasets, kemudian nilai tersebut digunakan untuk melakukan normalisasi seluruh datasets. Kode Program pada proses ini dapat dilihat pada Kode Program 5.1.

```
public void normalisasi() {
2
         max = 0;
3
         min = 1000000;
4
5
         for (int j = 0; j < datasets.length; <math>j++) {
6
             if (datasets[j] > max) {
7
                 max = datasets[j];
8
             }
9
             if (datasets[j] < min) {</pre>
10
                  min = datasets[j];
11
         }
12
13
         for (int i = 0; i < data[0].length; i++) {
14
             for (int j = 0; j < data.length; <math>j++) {
15
16
                  data[j][i] = (data[j][i] - min) / (max - min) *
17
                  0.8 + 0.1;
18
             }
19
         }
20
21
         String header[] = new String[data[0].length];
22
         for (int i = 0; i < data[0].length - 1; i++) {
23
             header[i] = "x" + (i + 1);
24
25
         header[data[0].length - 1] = "T";
26
         DefaultTableModel model = new DefaultTableModel(null,
27
         header);
28
         model.setColumnCount(data[0].length);
29
         model.setRowCount(data.length);
30
31
         for (int row = 0; row < data.length; row++) {</pre>
32
             for (int column = 0; column < data[0].length;</pre>
33
             column++) {
34
                  model.setValueAt(data[row][column], row,
```

Kode Program 5.1 Proses Normalisasi Data

Penjelasan dari Kode Program 5.1 adalah sebagai berikut:

- 1. Baris 2-3 merupakan proses inisialisasi nilai max dan min
- 2. Baris 5-12 merupakan proses menentukan nilai max dan min pada keseluruhan *datasets*
- 3. Baris 14-19 merupakan proses normalisasi pada setiap data yang ada pada baris ke-*j* kolom ke-*i*.
- 4. Baris 21-25 merupakan proses membuat model header pada tabel hasil normalisasi.
- 5. Baris 26-29 merupakan proses membuat model tabel hasil normalisasi.
- 6. Baris 31-37 merupakan proses menambahkan nilai hasil normalisasi pada tabel normalisasi.
- 7. Baris 38 merupakan proses pengaturan model pada tabel hasil normalisasi.

5.1.2 Implementasi Proses Inisialisasi Matriks *Delay*

Proses ini dilakukan dengan menambahkan nilai target pada indeks yang didapatkan ke dalam matriks *delay*. Kode Program pada proses ini dapat dilihat pada Kode Program 5.2.

```
public double[][] inisialisasiMatriksDelay(double
2
     datalatih[][]) {
3
         int t = datalatih.length;
4
         int n = datalatih[0].length - 1;
5
         double delay[][] = new double[t][context];
6
7
         for (int i = 0; i < t; i++) {
8
             for (int j = 0; j < context; j++) {
9
                 if (i > j) {
10
                      delay[i][j] = datalatih[((i-j) -
11
                      1)][datalatih[0].length - 1];
12
                 } else {
13
                     delay[i][j] = 0;
14
                  }
1.5
             }
16
17
18
         return delay;
19
```

Kode Program 5.2 Proses Inisialisasi Matriks Delay

Penjelasan dari Kode Program 5.2 adalah sebagai berikut:

- 1. Baris 3-5 merupakan proses inisialisasi matriks *delay*.
- 2. Baris 7-16 merupakan proses memasukkan nilai target pada index yang didapatkan pada matriks *delay*. Jika nilai target pada index tidak ada maka diisi dengan nilai 0.

5.1.3 Implementasi Proses Membuat Nilai Random Bobot dan Bias

Proses ini diawali dengan pembentukan matriks untuk menampung bobot masukan dan bias, kemudian membuat nilai random dengan range [-1,1] untuk bobot masukan dan range [0,1] untuk bias. Kode Program pada proses ini dapat dilihat pada Kode Program 5.3.

```
public void membuatNilaiRandomBobotBias() {
2
         this.hidden = Integer.parseInt(jhidden.getText());
3
         this.context = Integer.parseInt(jcontext.getText());
        W = new double[hidden][fitur + context];
4
5
        b = new double[1][hidden];
         for (int i = 0; i < hidden; i++) {
6
7
             for (int j = 0; j < (fitur + context); j++) {
                 W[i][j] = Math.random() * 2 - 1;
8
9
10
             b[0][i] = Math.random();
11
12
         //tampilkan hasil ke tabel
13
         String header[] = new String[W[0].length + 1];
         for (int i = 1; i \le W[0].length; i++) {
14
             header[i] = i + "";
15
16
17
         header[0] = "M\N+R";
18
         DefaultTableModel model = new DefaultTableModel(null,
19
20
         model.setColumnCount(W[0].length + 1);
21
         model.setRowCount(W.length);
22
         for (int row = 0; row < W.length; row++) {</pre>
23
             for (int column = 1; column < W[0].length + 1;
24
             column++) {
25
                 model.setValueAt(W[row][column - 1], row,
26
                 column);
27
             }
28
             model.setValueAt(row + 1, row, 0);
29
30
         t bobot.setModel(model);
31
32
         String header2[] = new String[b[0].length];
33
         for (int i = 0; i < b[0].length; i++) {
34
             header2[i] = "b" + (i + 1);
35
36
         DefaultTableModel model2 = new DefaultTableModel(null,
37
         header2);
38
         model2.setColumnCount(b[0].length);
39
         model2.setRowCount(1);
40
```

Kode Program 5.3 Proses Membuat Nilai Random Bobot dan Bias

Penjelasan dari Kode Program 5.3 adalah sebagai berikut:

- 1. Baris 2-5 merupakan proses inisialisasi matriks *W* sebagai bobot dan *b* sebagai bias.
- 2. Baris 6-11 merupakan proses membuat nilai random untuk bobot dan bias.
- 3. Baris 13-17 merupakan proses membuat model header tabel bobot.
- 4. Baris 18-21 merupakan proses membuat model tabel bobot.
- 5. Baris 22-30 merupakan proses memasukkan nilai bobot ke tabel bobot.
- 6. Baris 32-35 merupakan proses membuat model header tabel bias.
- 7. Baris 36-39 merupakan proses membuat model tabel bias.
- 8. Baris 41-43 merupakan proses memasukkan nilai bias ke tabel bias.

5.1.4 Implementasi Proses Menghitung Keluaran pada Hidden Layer

Proses ini diawali dengan pembentukan matriks X untuk menampung nilai fitur saja, kemudian menjalankan proses gabung matriks, proses perbanyak matriks bias, proses *transpose*, proses perkalian matriks, penjumlahan matriks dan aktivasi. Kode Program pada proses ini dapat dilihat pada Kode Program 5.4.

```
public double[][]
1
2
     menghitungMatriksKeluaranPadaHiddenLayer(double[][] data,
3
     double[][] delay, double[][] b, double[][] W) {
4
         double[][] X = new double[data.length][data[0].length-
5
6
         for (int i = 0; i < X.length; i++) {
7
             for (int j = 0; j < X[0].length; <math>j++) {
8
                 X[i][j] = data[i][j];
9
10
11
         double[][] gabungan = gabungMatriks(X, delay);
         double[][] bias = perbanyakMatriks(b, X.length);
12
         double[][] Wt = transpose(W);
13
14
         double[][] perkalian = perkalianMatriks(gabungan, Wt);
15
         double[][] penjumlahan = penjumlahanMatriks(perkalian,
16
         bias);
17
         double[][] aktivasi = aktivasi(penjumlahan);
18
19
         return aktivasi;
20
```

Kode Program 5.4 Proses Menghitung Keluaran pada Hidden Layer

Penjelasan dari Kode Program 5.4 adalah sebagai berikut:

- 1. Baris 4-10 merupakan proses pembentukan matriks *X* untuk menampung fitur yang terdapat pada data.
- 2. Baris 11 menjalankan proses gabung matriks X dengan matriks delay.
- 3. Baris 12 menjalankan proses memperbanyak matriks bias sebanyak panjang baris matriks *X*.
- 4. Baris 13 menjalankan proses transpose matriks W.
- 5. Baris 14 menjalankan proses perkalian matriks gabungan dengan Wt.
- 6. Baris 15-16 menjalankan proses penjumlahan matriks perkalian dengan bias.
- 7. Baris 17 menjalankan proses aktivasi pada matriks penjumlahan.

5.1.5 Implementasi Proses Menggabungkan Matriks Input dengan Matriks *Delay*

Proses ini diawali dengan pembentukan matriks gabungan, kemudian memasukkan nilai pada matriks *A* dan B ke dalam matriks gabungan. Kode Program pada proses ini dapat dilihat pada Kode Program 5.5.

```
public double[][] gabungMatriks(double A[][], double B[][])
1
2
3
         double[][] gabungan = new double[A.length][A[0].length
4
         + B[0].length];
5
         for (int i = 0; i < gabungan.length; i++) {</pre>
             for (int j = 0; j < A[0].length; <math>j++) {
6
7
                 gabungan[i][j] = A[i][j];
8
9
             for (int k = A[0].length; k < gabungan[0].length;
10
             k++) {
                 gabungan[i][k] = B[i][k - A[0].length];
11
12
13
14
         return gabungan;
15
```

Kode Program 5.5 Proses Menggabungkan Matriks Input dengan Matriks Delay

Penjelasan dari Kode Program 5.5 adalah sebagai berikut:

- 1. Baris 3-4 merupakan proses pembentukan matriks gabungan.
- 2. Baris 6-8 merupakan proses memasukkan nilai yang ada pada matriks A ke dalam matriks gabungan.
- 3. Baris 9-12 merupakan proses memasukkan nilai yang ada pada matriks *B* ke dalam matriks gabungan.

5.1.6 Implementasi Proses Memperbanyak Matriks Bias

Proses ini diawali dengan pembentukan matriks bias, kemudian memperbanyak matriks *b* sebanyak nilai jumlah. Kode Program pada proses ini dapat dilihat pada Kode Program 5.6.

```
public double[][] perbanyakMatriks(double b[][], int
2
     jumlah) {
         double[][] bias = new double[jumlah][b[0].length];
3
         for (int i = 0; i < jumlah; i++) {</pre>
4
5
              for (int j = 0; j < b[0].length; <math>j++) {
6
                  bias[i][j] = b[0][j];
7
8
9
         return bias;
10
```

Kode Program 5.6 Proses Memperbanyak Matriks Bias

Penjelasan dari Kode Program 5.6 adalah sebagai berikut:

- 1. Baris 3 merupakan proses pembentukan matriks bias.
- 2. Baris 4-8 merupakan proses memperbanyak matriks bias sebanyak nilai jumlah.

5.1.7 Implementasi Proses *Transpose* Matriks

Proses ini diawali dengan pembentukan matriks *transpose*, kemudian melakukan proses *transpose* dengan menempatkan baris matriks A sebagai kolom matriks *transpose*. Kode Program pada proses ini dapat dilihat pada Kode Program 5.7.

```
public double[][] transpose(double A[][]) {
1
2
         double[][] transpose = new
3
         double[A[0].length][A.length];
         for (int i = 0; i < transpose.length; i++) {</pre>
4
             for (int j = 0; j < transpose[0].length; j++) {</pre>
5
6
                  transpose[i][j] = A[j][i];
7
8
9
         return transpose;
10
```

Kode Program 5.7 Proses Tranpose Matriks

Penjelasan dari Kode Program 5.7 adalah sebagai berikut:

- 1. Baris 2-3 merupakan proses pembentukan matriks transpose.
- 2. Baris 4-8 merupakan proses *tranpose* matriks dengan memindahkan nilai yang sebelumnya berada di baris menjadi di kolom dan sebaliknya.

5.1.8 Implementasi Proses Perkalian Matriks

Proses ini diawali dengan pembentukan matriks perkalian, kemudian melakukan proses perkalian matriks. Kode Program pada proses ini dapat dilihat pada Kode Program 5.8.

```
public double[][] perkalianMatriks(double A[][], double

B[][]) {
    double[][] perkalian = new
    double[A.length][B[0].length];
    for (int i = 0; i < A.length; i++) {
        for (int j = 0; j < B[0].length; j++) {</pre>
```

Kode Program 5.8 Proses Perkalian Matriks

Penjelasan dari Kode Program 5.8 adalah sebagai berikut:

- 1. Baris 3-4 merupakan proses pembentukan matriks perkalian.
- 2. Baris 5-11 merupakan proses perkalian matriks.

5.1.9 Implementasi Proses Penjumlahan Matriks

Proses ini diawali dengan pembentukan matriks penjumlahan, kemudian melakukan proses penjumlahan matriks. Kode Program pada proses ini dapat dilihat pada Kode Program 5.9.

```
1
     public double[][] penjumlahanMatriks(double A[][], double
2
     B[][]) {
3
         double[][] penjumlahan = new
4
         double[A.length][A[0].length];
5
         for (int i = 0; i < A.length; i++) {
6
             for (int j = 0; j < A[0].length; <math>j++) {
7
                 penjumlahan[i][j] = A[i][j] + B[i][j];
8
9
10
         return penjumlahan;
11
```

Kode Program 5.9 Proses Penjumlahan Matriks

Penjelasan dari Kode Program 5.9 adalah sebagai berikut:

- 1. Baris 3-4 merupakan proses pembentukan matriks penjumlahan.
- 2. Baris 5-9 merupakan proses penjumlahan matriks.

5.1.10 Implementasi Proses Menghitung Fungsi Aktivasi

Proses ini diawali dengan pembentukan matriks aktivasi, kemudiaan melakukan proses menghitung fungsi aktivasi. Kode Program pada proses ini dapat dilihat pada Kode Program 5.10.

```
public double[][] aktivasi(double A[][]) {
    double[][] aktivasi = new
    double[A.length][A[0].length];

for (int i = 0; i < aktivasi.length; i++) {
    for (int j = 0; j < aktivasi[0].length; j++) {
        aktivasi[i][j] = 1 / (1 + Math.exp(-A[i][j]));
    }

    return aktivasi;
}</pre>
```

Kode Program 5.10 Proses Menghitung Fungsi Aktivasi

Penjelasan dari Kode Program 5.10 adalah sebagai berikut:

- 1. Baris 2-3 merupakan proses pembentukan matriks aktivasi.
- 2. Baris 4-8 merupakan proses menghitung fungsi aktivasi pada setiap nilai matriks A.

5.1.11 Implementasi Proses Menghitung Bobot Keluaran

Proses ini diawali dengan melakukan perhitungan matriks *Moore-Penrose Pseudo Invers,* kemudian melakukan perkalian matriks tersebut dengan target. Kode Program pada proses ini dapat dilihat pada Kode Program 5.11.

```
public double[][] menghitungBobotKeluaran(double[][] H,
2
     double[][] datalatih) {
3
         double[][] Hplus =
4
         menghitungMoorePenrosePseudoInvers(H);
5
         double[][] T = new double[datalatih.length][1];
         for (int i = 0; i < datalatih.length; i++) {</pre>
6
7
             T[i][0] = datalatih[i][datalatih[0].length - 1];
8
9
         double[][] B = perkalianMatriks(Hplus, T);
10
         return B;
11
```

Kode Program 5.11 Proses Menghitung Bobot Keluaran

Penjelasan dari Kode Program 5.11 adalah sebagai berikut:

- 1. Baris 3-4 proses menghitung matriks *Moore-Penrose Pseudo Invers*.
- 2. Baris 5-8 proses pembentukan matriks target.
- 3. Baris 9 proses perkalian matriks keluaran pada hidden layer dengan target.

5.1.12 Implementasi Proses Menghitung Matriks *Moore-Penrose Pseudo Invers*

Proses ini terdiri dari menjalankan proses *transpose*, perkalian, dan *invers*. Kode Program pada proses ini dapat dilihat pada Kode Program 5.12.

```
public double[][]
menghitungMoorePenrosePseudoInvers(double[][] H) {
    double[][] Ht = transpose(H);
    double[][] HtH = perkalianMatriks(Ht, H);
    double[][] HtHinv = invers(HtH);
    double[][] Hplus = perkalianMatriks(HtHinv, Ht);
    return Hplus;
}
```

Kode Program 5.12 Proses Menghitung Matriks Moore-Penrose Pseudo Invers

Penjelasan dari Kode Program 5.12 adalah sebagai berikut:

- 1. Baris 3 menjalankan proses transpose pada matriks H.
- 2. Baris 4 menjalankan proses perkalianMatriks antara matriks *Ht* (*H transpose*) dengan *H.*

- 3. Baris 5 menjalankan proses invers pada matriks HtH (H transpose x H).
- 4. Baris 6 menjalankan proses perkalianMatriks antara matriks *HtHinv* (*invers* dari *H transpose* x *H*) dengan *Ht*.

5.1.13 Implementasi Proses Menghitung Invers Matriks

Proses ini diawali dengan membuat matriks identitas dan menggabungkan dengan matriks *A*, kemudian menghitung *invers* pada matriks *A* dengan OBE. Kode Program pada proses ini dapat dilihat pada Kode Program 5.13.

```
public double[][] invers(double[][] A) {
2
         int p = A.length;
3
         int pp = p * 2;
4
         double[][] invers = new double[A.length][A[0].length];
5
         double[][] matriks = new double[p][pp];
6
         for (int i = 0; i < p; i++) {
7
             for (int j = p; j < pp; j++) {
8
                 if (i + p == j) {
9
                     matriks[i][j] = 1;
10
                 } else {
11
                     matriks[i][j] = 0;
12
13
                 matriks[i][j - p] = A[i][j - p];
             }
14
15
         for (int j = 0; j ; <math>j++) {
16
17
             for (int i = j + 1; i < p; i++) {
18
                 if (matriks[i][j] != 0) {
19
                     double s = matriks[j][j] / matriks[i][j];
20
                     for (int k = j; k < pp; k++) {
21
                         matriks[i][k] *= s;
                         matriks[i][k] -= matriks[j][k];
22
23
24
                 }
25
             }
26
27
         for (int j = p - 1; j > 0; j--) {
             for (int i = j - 1; i >= 0; i--) {
28
29
                 if (matriks[i][j] != 0) {
30
                     double s = matriks[j][j] / matriks[i][j];
31
                     for (int k = i; k < pp; k++) {
                         matriks[i][k] *= s;
32
33
                         matriks[i][k] -= matriks[j][k];
34
                      }
35
                 }
36
             }
37
38
         for (int j = 0; j < p; j++) {
39
             if (matriks[j][j] != 1) {
                 double s = 1 / matriks[j][j];
40
                 for (int k = j; k < pp; k++) {
41
                     matriks[j][k] *= s;
42
43
44
             }
45
         for (int i = 0; i < p; i++) {
46
```

Kode Program 5.13 Proses Menghitung Invers Matriks

Penjelasan dari Kode Program 5.13 adalah sebagai berikut:

- 1. Baris 2 merupakan proses inisialisasi p dengan panjang baris matriks A.
- 2. Baris 3 merupakan proses inisialisasi nilai pp dengan 2 kali nilai p.
- 3. Baris 4 merupakan proses inisialisasi matriks *invers* untuk menampung hasil *invers* matriks.
- 4. Baris 5 merupakan proses inisialisasi matriks untuk menampung matriks *A* dan matriks identitas.
- 5. Baris 6-15 merupakan proses pembuatan identitas dan penggabungan dengan matriks *A*.
- 6. Baris 16-26 merupakan proses perhitungan OBE langkah pertama untuk menghitung *invers* matriks.
- 7. Baris 27-37 merupakan proses perhitungan OBE langkah kedua untuk menghitung *invers* matriks.
- 8. Baris 38-45 merupakan proses perhitungan OBE langkah ketiga untuk menghitung *invers* matriks.
- 9. Baris 46-50 merupakan proses memasukkan hasil *invers* matriks ke matriks *invers*.

5.1.14 Implementasi Proses Menghitung Hasil Prediksi

Proses ini terdiri dari menjalankan proses perkalian antara matriks keluaran pada *hidden layer* dengan matriks bobot keluaran. Kode Program pada proses ini dapat dilihat pada Kode Program 5.14.

```
public double[][] menghitungHasilPrediksi(double[][] H,
double[][] B) {
    return perkalianMatriks(H, B);
}
```

Kode Program 5.14 Proses Menghitung Hasil Prediksi

Penjelasan dari Kode Program 5.14 adalah sebagai berikut:

1. Baris 3 menjalankan proses perkalian antara matriks *H* dengan matriks *B*.

5.1.15 Implementasi Proses Denormalisasi

Proses ini diawali dengan membentuk matriks denormalisasi, kemudian menghitung nilai denormalisasi dengan nilai *Max* dan *Min* pada data kolom target

yang didapatkan pada saat proses normalisasi. Kode Program pada proses ini dapat dilihat pada Kode Program 5.15.

```
public double[][] denormalisasi(double[][] Y) {
    double[][] denormalisasi = new
    double[Y.length][Y[0].length];

for (int i = 0; i < denormalisasi.length; i++) {
    denormalisasi[i][0] = (Y[i][0] - 0.1) / 0.8 * (max - min) + min;
}

return denormalisasi;
}</pre>
```

Kode Program 5.15 Proses Menghitung Hasil Prediksi

Penjelasan dari Kode Program 5.15 adalah sebagai berikut:

- 1. Baris 2-3 melakukan inisialisasi matriks denormalisasi untuk mendapatkan hasil prediksi berupa nilai tukar.
- 2. Baris 4-7 merupakan proses perhitungan nilai denormalisasi pada setiap nilai matriks Y.

5.1.16 Implementasi Proses Menghitung Nilai Evaluasi

Proses ini merupakan proses menghitung nilai evaluasi dengan menggunakan MAPE. Kode Program pada proses ini dapat dilihat pada Kode Program 5.16.

```
public double hitungMAPE(JTable hasil) {
2
         double total = 0;
3
         int n = hasil.getRowCount();
4
         for (int i = 0; i < n; i++) {
5
             double target = Double.parseDouble(
6
             String.valueOf(hasil.getValueAt(i,1)).replace(",",
7
             "."));
8
             double prediksi = Double.parseDouble(
9
             String.valueOf(hasil.getValueAt(i,2)).replace(",",
10
             "."));
11
             total += Math.abs(target-prediksi)/target;
12
13
         double mape = total/n * 100;
14
         return mape;
15
```

Kode Program 5.16 Proses Menghitung Nilai Evaluasi

Penjelasan dari Kode Program 5.16 adalah sebagai berikut:

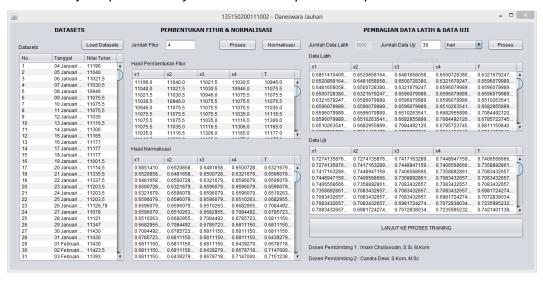
- 1. Baris 2-3 melakukan inisialisasi nilai total dan n.
- 2. Baris 4-13 merupakan proses perhitungan nilai MAPE.

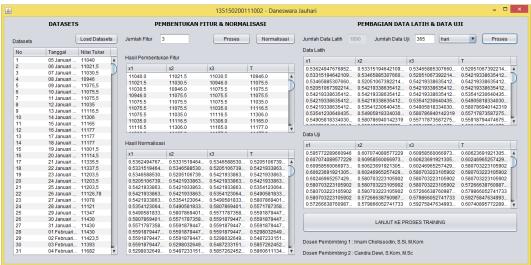
5.2 Implementasi User Interface

Sub bab ini merupakan pembahasan mengenai hasil implementasi *user* interface yang telah dirancang pada Bab 4.

5.2.1 Implementasi Form Datasets

Form Datasets merupakan form yang digunakan untuk melakukan input file datasets dengan ekstensi .xls, jumlah fitur, dan jumlah data uji. Form ini juga digunakan untuk membentuk fitur, normalisasi data, dan pembagian data latih dan data uji. Implementasi form datasets dapat dilihat pada Gambar 5.1.

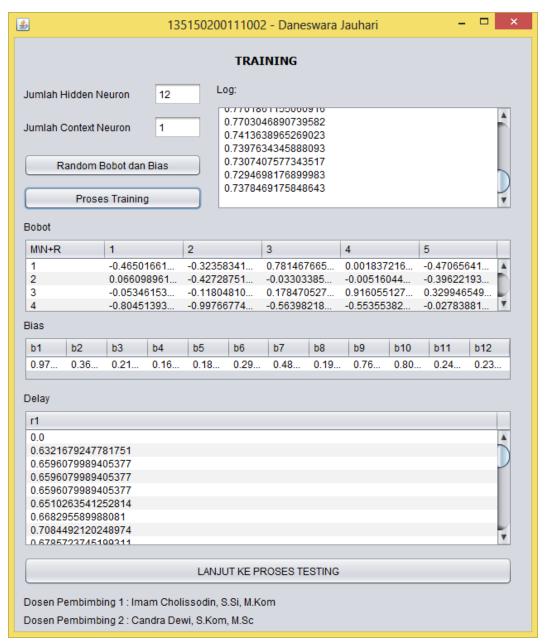




Gambar 5.1 Implementasi Form Datasets

5.2.2 Implementasi Form Training

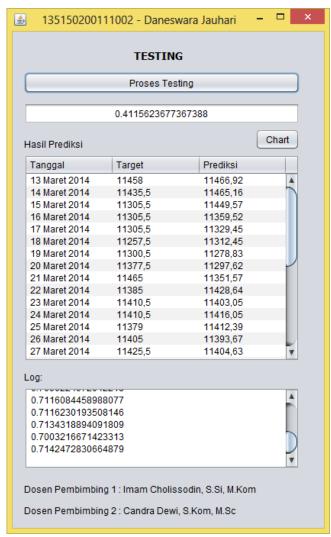
Form Training merupakan form yang digunakan untuk melakukan training pada data latih. Untuk menjalankan training pada form ini harus menginputkan jumlah hidden neuron, context neuron dan menekan button Random Bobot dan Bias. Implementasi form training dapat dilihat pada Gambar 5.2.



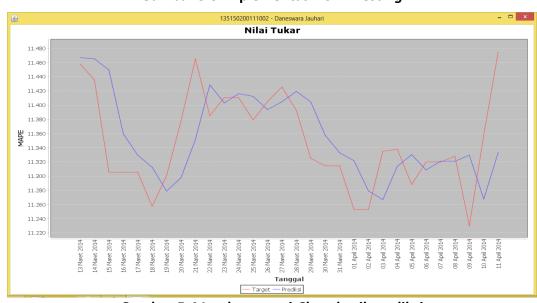
Gambar 5.2 Implementasi Form Training

5.2.3 Implementasi Form Testing

Form testing merupakan form yang digunakan untuk melakukan testing pada data uji. Form ini dapat dijalankan dengan menekan button Proses Testing, hasil dari proses ini dapat juga dilihat dalam bentuk chart dengan menekan button Chart. Implementasi form testing dapat dilihat pada Gambar 5.3, sementara implementasi chart hasil prediksi dapat dilihat pada Gambar 5.4.



Gambar 5.3 Implementasi Form Testing



Gambar 5.4 Implementasi Chart hasil prediksi

BAB 6 PENGUJIAN DAN ANALISIS

Bab ini menjelaskan hasil pengujian dan analisis dari uji coba yang telah dilakukan pada penelitian ini, hal ini berguna untuk mengetahui kinerja dari metode RELMNN dalam memprediksi permasalahan nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap dolar Amerika Serikat. Pada bab ini terdapat 5 macam pengujian yang dilakukan, yaitu:

- 1. Pengujian jumlah hidden neuron
- 2. Pengujian jumlah fitur
- 3. Pengujian jangka waktu prediksi
- 4. Pengujian jumlah context neuron
- 5. Pengujian Perbandingan metode RELMNN dengan metode ELM

6.1 Hasil dan Analisis Uji Coba Jumlah Hidden Neuron

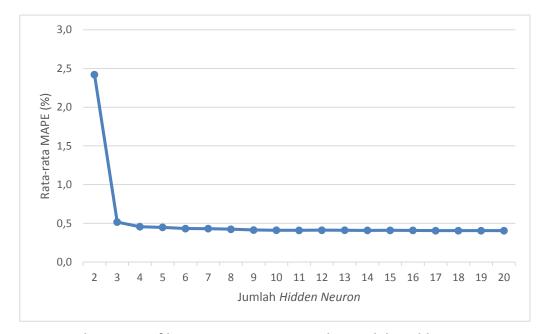
Pengujian berdasarkan hidden neuron digunakan untuk mengetahui jumlah hidden neuron yang memiliki nilai MAPE terbaik. Banyaknya hidden neuron yang di uji coba adalah dimulai dari 2 sampai 20. Inisialisasi parameter yang digunakan pada pengujian ini adalah bobot masukan dengan range [-1,1], bias dengan range [0,1], jumlah fitur sebanyak 4, jangka waktu 1 bulan yang terdiri dari 1890 data latih dan 30 data uji, dan jumlah context neuron sebanyak 2. Pengujian dilakukan sebanyak 10 kali untuk mendapatkan hasil yang dapat mempresentasikan kemampuan algoritme secara utuh. Hasil uji coba jumlah hidden neuron dapat dilihat pada Tabel 6.1 (hasil lengkap disertakan pada Lampiran B.1).

Tabel 6.1 Hasil Uji Coba Jumlah Hidden Neuron

Jumlah		Rata-				
Hidden Neuron	1	2	3	 9	10	rata MAPE (%)
2	4,194604	0,817861	0,824841	 1,653970	0,388327	2,421157
3	0,494568	0,527909	0,513291	 0,441589	0,491982	0,515774
4	0,461076	0,484359	0,532880	 0,415652	0,446810	0,455642
5	0,483653	0,402289	0,430690	 0,438730	0,479428	0,447870
6	0,423355	0,399917	0,437309	 0,443312	0,440056	0,432083
7	0,463171	0,418358	0,418353	 0,413895	0,413200	0,431255
8	0,395567	0,409887	0,426667	 0,476103	0,413006	0,423598
9	0,415378	0,416715	0,416166	 0,417544	0,415131	0,414057
10	0,421155	0,409799	0,416234	 0,410357	0,408321	0,410153
11	0,409599	0,414757	0,405008	 0,398803	0,409052	0,409208
12	0,410396	0,412163	0,409206	 0,416620	0,413590	0,411797
13	0,412895	0,409128	0,409317	 0,405843	0,414406	0,410476

Tabel 6.1 Hasil Uji Coba Jumlah Hidden Neuron

Jumlah Hidden Neuron		Nilai MAPE (%) Percobaan Ke-i								
	1	2	3	•••	9	10	rata MAPE (%)			
14	0,410539	0,411644	0,407630		0,414388	0,405912	0,408615			
15	0,408395	0,410156	0,409469		0,410374	0,414316	0,409794			
16	0,410152	0,403252	0,411284		0,409882	0,411031	0,408251			
17	0,412265	0,404297	0,408259		0,410311	0,402056	0,405628			
18	0,402874	0,407599	0,410834		0,403766	0,402318	0,405555			
19	0,402683	0,414387	0,405218		0,403073	0,403268	0,405639			
20	0,403148	0,402040	0,404558		0,407429	0,409225	0,405268			



Gambar 6.1 Grafik Rata-rata MAPE Uji Coba Jumlah Hidden Neuron

Grafik pada Gambar 6.1 dibuat untuk mempermudah dalam menganalisis jumlah hidden neuron terbaik berdasarkan Tabel 6.1. Berdasarkan grafik uji coba pada Gambar 6.1, terlihat bahwa nilai MAPE mulai stabil ketika jumlah hidden neuron berjumlah 4, untuk mendapatkan jumlah hidden neuron yang optimal maka diambilah nilai tengah antara 4 dan 20 yaitu 12. Nilai hidden neuron yang semakin besar akan membentuk banyak penghubung antara input layer dan output layer. Kondisi tersebut membuat kemampuan dalam mengenali data semakin lebih baik karena semakin banyaknya pertimbangan keputusan yang bisa dilakukan hidden node.

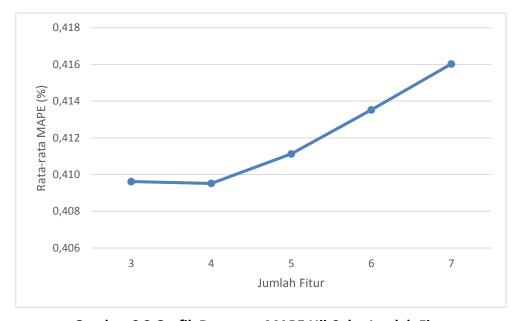
6.2 Hasil dan Analisis Uji Coba Jumlah Fitur

Pengujian berdasarkan jumlah fitur digunakan untuk mengetahui jumlah fitur yang memiliki nilai MAPE terbaik. Banyaknya jumlah fitur yang di uji coba adalah

dimulai dari 3 sampai 7. Inisialisasi parameter yang digunakan pada pengujian ini adalah bobot masukan dengan range [-1,1], bias dengan range [0,1], jumlah hidden neuron menggunakan hasil pengujian jumlah hidden neuron yang optimal, jangka waktu 1 bulan yang terdiri dari 1890 data latih dan 30 data uji, dan jumlah context neuron sebanyak 2. Pengujian dilakukan sebanyak 10 kali untuk mendapatkan hasil yang dapat mempresentasikan kemampuan algoritme secara utuh. Hasil uji coba jumlah fitur dapat dilihat pada Tabel 6.2 (hasil lengkap disertakan pada Lampiran B.2).

Tabel 6.2 Hasil Uji Coba Jumlah Fitur

Jumlah Fitur		Nilai MAPE (%) Percobaan Ke- <i>i</i>							
	1	2	3	•••	9	10	rata MAPE (%)		
3	0,409799	0,409330	0,407776		0,411206	0,411012	0,409616		
4	0,408314	0,407615	0,410759		0,408858	0,412793	0,409519		
5	0,405412	0,410826	0,408745		0,413157	0,414362	0,411125		
6	0,411955	0,413854	0,406034		0,409066	0,415022	0,413524		
7	0,424462	0,408854	0,417926		0,406462	0,408994	0,416031		



Gambar 6.2 Grafik Rata-rata MAPE Uji Coba Jumlah Fitur

Grafik pada Gambar 6.2 dibuat untuk mempermudah dalam menganalisis jumlah fitur terbaik berdasarkan Tabel 6.2. Berdasarkan grafik uji coba pada Gambar 6.2, terlihat bahwa rata-rata nilai MAPE terkecil didapatkan ketika menggunakan 4 fitur. Hasil tersebut menunjukkan jumlah fitur yang sama dengan yang digunakan pada penelitian sebelumnya oleh Sumarto et al. (2016) dan Pramesti dan Mahmudy (2016). Grafik tersebut juga menunjukkan bahwa dengan fitur 5 sampai 7 nilai rata-rata MAPE semakin besar, yang artinya ketika jumlah fitur lebih dari 4 maka nilai tukar akan lebih sulit untuk diprediksi. Hal ini terjadi

karena ketika fitur yang digunakan terlalu banyak, akan mengakibatkan jaringan kesulitan dalam mengenali pola data, memerlukan lebih banyak hidden neuron, dan memerlukan arsitektur jaringan yang lebih dinamis lagi, hal ini dikarenakan data yang menjadi fitur, semakin banyak peluangnya dipengaruhi faktor luar yang tidak pasti kapan terjadinya, sedangkan ketika fitur yang digunakan terlalu sedikit, akan membuat jaringan kesulitan juga dalam mengenali pola data dikarenakan terlalu banyak pola yang sama.

6.3 Hasil dan Analisis Uji Coba Jangka Waktu Prediksi

Pengujian berdasarkan jangka waktu prediksi digunakan untuk mengetahui akurasi prediksi pada jangka waktu tertentu. Terdapat 9 jangka waktu yang diuji, yaitu 1 hari, 1 minggu, 1 bulan, 3 bulan, 4 bulan, 6 bulan, 1 tahun, 2 tahun, dan 3 tahun. Inisialisasi parameter yang digunakan pada pengujian ini adalah bobot masukan dengan range [-1,1], bias dengan range [0,1], jumlah hidden neuron menggunakan hasil pengujian jumlah hidden neuron yang optimal, jumlah fitur menggunakan hasil pengujian jumlah fitur yang optimal, jumlah context neuron sebanyak 2. Pengujian dilakukan sebanyak 10 kali untuk mendapatkan hasil yang dapat mempresentasikan kemampuan algoritme secara utuh. Hasil uji coba jumlah jangka waktu prediksi dapat dilihat pada Tabel 6.3 (hasil lengkap disertakan pada Lampiran B.3).

Tabel 6.3 Hasil Uji Coba Jangka Waktu Prediksi

	Data	Data		Rata-				
Jangka Waktu	Latih (hari)	Uji (hari)	1	2	3	•••	10	rata MAPE (%)
1 hari	1890	1	0,131507	0,097036	0,061702		0,097046	0,089858
1 minggu	1890	7	0,410546	0,414849	0,418404		0,425062	0,418498
1 bulan	1890	30	0,408250	0,418982	0,408516		0,410150	0,412437
3 bulan	1890	91	0,359210	0,364372	0,367847		0,361371	0,364220
4 bulan	1890	121	0,375936	0,376387	0,376653		0,376369	0,376537
6 bulan	1890	182	0,348519	0,346427	0,346981		0,348457	0,348205
1 tahun	1890	365	0,386505	0,358192	0,370999		0,382200	0,385703
2 tahun	1890	730	0,668624	0,471223	1,191993		0,490973	0,611372
3 tahun	1890	1095	0,576049	0,605966	0,797463		0,629944	0,643144

Grafik pada Gambar 6.3 dibuat untuk mempermudah dalam menganalisis jangka waktu terbaik berdasarkan Tabel 6.3. Berdasarkan grafik uji coba pada Gambar 6.3, terlihat bahwa rata-rata nilai MAPE terkecil didapatkan ketika menggunakan jangka waktu 1 hari, dan hasil ini memiliki selisih yang cukup jauh dibandingkan jangka waktu yang lainnya dikarenakan ketika memprediksi dengan jangka waktu 1 hari, jaringan dengan mudah dapat mengenali pola data, hal ini dikarenakan jaringan telah banyak mengenali pola data dari data latih yang cukup banyak. Secara umum ketika melakukan prediksi dengan jangka waktu yang

panjang, maka jaringan akan lebih kesulitan dalam mengenali pola-pola yang kemungkinan besar belum dikenali oleh jaringan, sedangkan terjadinya naik turun ketika melakukan prediksi 1 minggu hingga 1 tahun dikarenakan adanya perbedaan perbandingan banyaknya faktor luar yang terjadi setiap waktu dengan tidak adanya faktor luar yang mempengaruhi nilai tukar uang secara signifikan, misalnya ketika adanya bom yang terjadi dinegara Indonesia atau Amerika Serikat, kondisi politik di Indonesia atau Amerika dan faktor-faktor yang lain, yang faktor-faktor tersebut sulit diprediksi kapan terjadinya dan seberapa banyak akan terjadi (Kornitasari, 2017).



Gambar 6.3 Grafik Rata-rata MAPE Uji Coba Jangka Waktu Prediksi

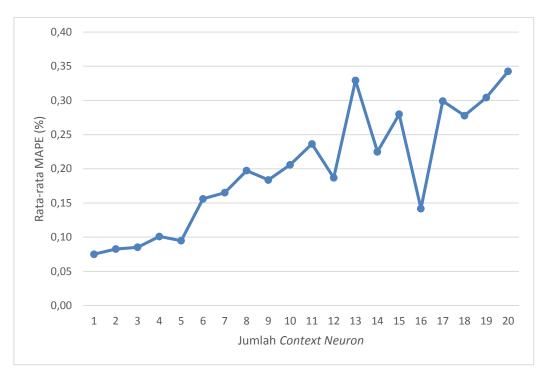
6.4 Hasil dan Analisis Uji Coba Jumlah Context Neuron

Pengujian berdasarkan *context neuron* digunakan untuk mengetahui jumlah *context neuron* yang memiliki nilai MAPE terbaik. Banyaknya *context neuron* yang di uji coba adalah dimulai dari 1 sampai 20. Inisialisasi parameter yang digunakan pada pengujian ini adalah bobot masukan dengan range [-1,1], bias dengan range [0,1], jumlah *hidden neuron* menggunakan hasil pengujian jumlah *hidden neuron* yang optimal, jumlah fitur menggunakan hasil pengujian jumlah fitur yang optimal dan jangka waktu dengan data latih dan data uji menggunakan hasil pengujian jangka waktu yang optimal. Pengujian dilakukan sebanyak 10 kali untuk mendapatkan hasil yang dapat mempresentasikan kemampuan algoritme secara utuh. Hasil uji coba jumlah *context neuron* dapat dilihat pada Tabel 6.4 (hasil lengkap disertakan pada Lampiran B.4).

Tabel 6.4 Hasil Uji Coba Jumlah Context Neuron

Jumlah		Nilai I	MAPE (%) Pe	rcobaa	n Ke- <i>i</i>		Rata-rata
Context Neuron	1	2	3		9	10	MAPE (%)
1	0,071246	0,076168	0,071492		0,075213	0,077212	0,075023
2	0,080920	0,082270	0,091132		0,094374	0,099021	0,082729
3	0,102717	0,092137	0,085597	•••	0,074996	0,102798	0,085228
4	0,101466	0,068160	0,036046	•••	0,145309	0,050698	0,101039
5	0,009337	0,131366	0,086204		0,108340	0,119445	0,094897
6	0,180178	0,108780	0,102611		0,271442	0,139981	0,156042
7	0,301898	0,278966	0,177707		0,335577	0,224930	0,165120
8	0,469265	0,124220	0,180003		0,307845	0,082155	0,197412
9	0,129554	0,071091	0,165559		0,205283	0,640905	0,183673
10	0,143206	0,139186	0,147279		0,538470	0,236599	0,205946
11	0,391520	0,125995	0,106897		0,004046	0,098521	0,236409
12	0,135382	0,132533	0,067419		0,136701	0,017767	0,186831
13	0,305822	0,504034	0,026216		0,088048	0,115886	0,329265
14	0,288916	0,463146	0,294471		0,138576	0,018387	0,224857
15	0,296255	0,159392	0,191865		0,042799	0,450507	0,279846
16	0,475175	0,002208	0,087375		0,029648	0,206279	0,141801
17	0,371534	0,039979	0,561387		0,360864	0,279395	0,299113
18	0,541836	0,054831	0,219748		0,114088	0,349023	0,277803
19	0,383842	0,193903	0,261909		0,108688	0,296979	0,304110
20	0,422098	0,175980	0,290490		0,185848	0,271589	0,342697

Grafik pada Gambar 6.4 dibuat untuk mempermudah dalam menganalisis jumlah context neuron terbaik berdasarkan Tabel 6.4. Berdasarkan grafik uji coba pada Gambar 6.4, terlihat bahwa rata-rata nilai MAPE terkecil didapatkan ketika menggunakan 1 context neuron, sedangkan jumlah context neuron lebih dari 1 menghasilkan nilai MAPE yang semakin besar dan tidak stabil, hal ini terjadi karena memang jumlah context neuron tergantung dari jumlah jangka waktu yang akan diprediksi. Sesuai dengan yang dikatakan Ertugrul (2016) bahwa jumlah context neuron akan meningkatkan kemampuan melatih dan beradaptasi dari jaringan, namun jumlah dari context neuron ini juga tergantung dari jumlah jangka waktu yang akan diprediksi. Pada pengujian ini dengan jangka waktu 1 hari didapatkan jumlah context neuron yang optimal adalah 1, sama seperti apa yang didapatan dari penelitian yang dilakukan Ertugrul (2016) yang menguji jumlah context neuron untuk memprediksi 1 hari maka didapatkan jumlah context neuron untuk memprediksi 1 tahun maka didapatkan jumlah context neuron untuk memprediksi 1 tahun maka didapatkan jumlah context neuron yang optimal sebanyak 3.



Gambar 6.4 Grafik Rata-rata MAPE Uji Coba Jumlah Context Neuron

6.5 Hasil dan Analisa Uji Coba Perbandingan Metode RELMNN dengan Metode ELM

Pengujian perbandingan metode RELMNN dengan metode ELM digunakan untuk mengetahui metode terbaik dalam memprediksi nilai tukar. Inisialisasi parameter yang digunakan pada pengujian ini adalah bobot masukan dengan range [-1,1], bias dengan range [0,1], jumlah hidden neuron menggunakan hasil pengujian jumlah hidden neuron yang optimal, jumlah fitur menggunakan hasil pengujian jumlah fitur yang optimal, jangka waktu menggunakan hasil pengujian jangka waktu yang optimal dan pada metode RELMNN jumlah context neuron yang digunakan merupakan jumlah context neuron pada hasil pengujian context neuron yang optimal. Pengujian dilakukan sebanyak 10 kali untuk mendapatkan hasil yang dapat mempresentasikan kemampuan masing-masing algoritme secara utuh. Hasil uji coba perbandingan metode RELMNN dan metode ELM dengan jenis datasets yang berbeda terhadap nilai MAPE dapat dilihat pada Tabel 6.5 (hasil lengkap disertakan pada Lampiran B.5). Hasil uji coba perbandingan metode RELMNN dengan metode ELM terhadap selisih nilai tukar Rupiah Indonesia terdahap Dolar Amerika, menggunakan datasets tanpa outliers dapat dilihat pada Tabel 6.6 (hasil lengkap disertakan pada Lampiran B.6). Sedangkan, hasil uji coba perbandingan metode RELMNN dengan metode ELM terhadap waktu yang dibutuhkan pada proses training dan testing menggunakan datasets tanpa outliers dapat dilihat pada Tabel 6.7 (hasil lengkap disertakan pada Lampiran B.7). Datasets outliers pada penelitian ini didapatkan dengan cara manual, yaitu dengan melihat grafik keseluruhan datasets.

Tabel 6.5 Hasil Uji Coba Perbandingan Metode RELMNN dengan Metode ELM Terhadap Nilai MAPE

Metode (Jenis Nilai MAPE (%) Percobaan Ke-i						Rata-rata	
Datasets)	1	2	3		10	MAPE (%)	
RELMNN (datasets terdapat outliers)	0,062141	0,027497	0,230403	•••	0,016901	0,128711	
ELM (datasets terdapat outliers)	0,066954	0,016593	0,045698	•••	0,114762	0,122319	
RELMNN (datasets tanpa outliers)	0,056300	0,078954	0,062583	•••	0,077971	0,069502	
ELM (datasets tanpa outliers)	0,065234	0,111507	0,079631		0,084324	0,090423	

Tabel 6.6 Hasil Uji Coba Perbandingan Metode RELMNN dengan Metode ELM Terhadap Selisih Nilai Tukar Rupiah Indonesia terdahap Dolar Amerika

Metode	Rata-rata Selisih Nilai Tukar antara Target dengan Prediksi (IDR) Percobaan Ke-i				Rata-rata Selisih	Pembulatan (IDR)	
	1	2	3		10	(IDR)	(IDIV)
RELMNN	6,450820	9,046567	7,170730		8,933864	7,963540	8
ELM	7,474515	12,776487	9,124114		9,661816	10,360598	10

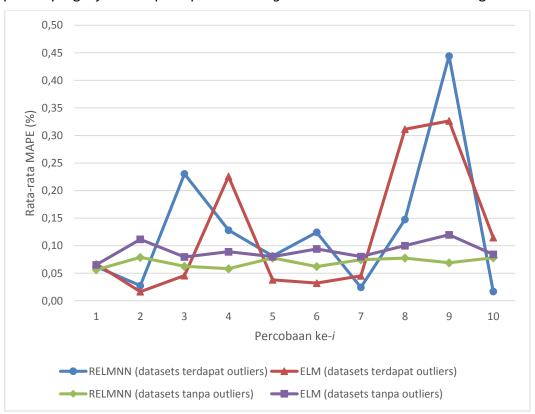
Tabel 6.7 Hasil Uji Coba Perbandingan Metode RELMNN dengan Metode ELM Terhadap Waktu yang Dibutuhkan Pada Proses *Training* dan *Testing*

	Waktu yang Digunakan (Detik) Percobaan Ke-i				Rata- rata		
Metode	1	2	3	•••	9	10	Waktu (detik)
RELMNN (training)	0,024035	0,021425	0,012197		0,013894	0,011156	0,015907
ELM (training)	0,015163	0,016483	0,011473		0,012624	0,012559	0,014400
RELMNN (testing)	0,001871	0,002013	0,001096		0,001792	0,000753	0,001359
ELM (testing)	0,000878	0,000866	0,004333		0,001015	0,001143	0,001849

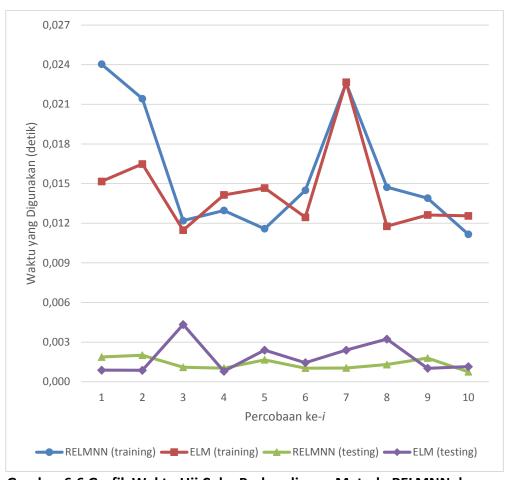
Grafik pada Gambar 6.5 dibuat untuk mempermudah dalam menganalisis metode terbaik dengan nilai MAPE terkecil berdasarkan Tabel 6.5. Berdasarkan grafik uji coba pada Gambar 6.5, terlihat bahwa pada setiap percobaan perbandingan metode dengan jenis datasets tanpa outliers nilai MAPE terkecil didapatkan ketika menggunakan metode RELMNN, jika dibandingkan dengan metode ELM dengan jenis datasets tanpa outliers perbandingannya sebesar

0,069502:0,090423 (RELMNN:ELM). Hasil tersebut membuktikan bahwa memang benar adanya proses *recurrent* pada jaringan akan meningkatkan kemampuan melatih dan beradaptasi dari jaringan. Sementara itu ketika kedua metode menggunakan *datasets outliers* didapatkan nilai MAPE yang tidak stabil, walaupun ELM lebih unggul sedikit dari pada RELMNN. Hasil tersebut membuktikan bahwa kedua metode yang digunakan masih belum bisa menangani data yang *outliers*. Berdasarkan Tabel 6.6 yang didapatkan dengan menggunakan hasil perbandingan metode terhadap nilai MAPE dengan jenis *datasets* tanpa *outliers*, terlihat bahwa prediksi nilai tukar dengan metode RELMNN mendapatkan rata-rata selisih antara nilai target dengan nilai prediksi mencapai 8 rupiah, sementara ELM mencapai 10 rupiah.

Grafik pada Gambar 6.6 dibuat untuk mempermudah dalam menganalisis metode terbaik dengan waktu yang digunakan paling kecil berdasarkan Tabel 6.7. Berdasarkan grafik uji coba pada Gambar 6.6, terlihat bahwa waktu yang digunakan metode ELM pada proses *training* rata-rata lebih unggul dari pada metode RELMNN hal ini memang wajar karena metode RELMNN terdapat tambahan proses *recurrent*. Sedangkan pada proses *testing* metode RELMNN dan ELM terlihat membutuhkan waktu yang hampir sama, hal ini dikarenakan memang proses yang dijalankan pada proses *testing* antara kedua metode memang sama.



Gambar 6.5 Grafik Nilai MAPE Uji Coba Perbandingan Metode RELMNN dengan Metode ELM



Gambar 6.6 Grafik Waktu Uji Coba Perbandingan Metode RELMNN dengan Metode ELM

BAB 7 PENUTUP

Bab ini menjelaskan kesimpulan dari penelitian ini dan memberikan saran untuk penelitian selanjutnya.

7.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis dari prediksi nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika menggunakan metode *Recurrent Extreme Learning Machine Neural Network* maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

- Metode RELMNN dapat diimplementasikan untuk memprediksi nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat dengan nilai evaluasi yang lebih baik, jika dibandingkan dengan metode ELM. Adapun alurnya adalah sebagai berikut:
 - a. Menentukan jenis *datasets* nilai tukar dan memasukkan *datasets* tersebut kemudian melakukan normalisasi data, selanjutnya menentukan nilai parameter yang dibutuhkan yaitu jumlah fitur, jumlah data uji, jumlah *hidden neuron*, dan jumlah *context neuron*.
 - b. Melakukan proses *training* dengan data latih yang didapatkan dari sebagian *datasets* nilai tukar yang telah dinormalisasi.
 - c. Melakukan proses *testing* dengan data uji dan juga bobot masukan, bias dan bobot luaran dari proses *training*. Dari hasil *testing* maka didapatkan hasil prediksi.
 - d. Melakukan denormalisasi hasil prediksi sehingga mendapatkan nilai dalam bentuk nilai tukar.
 - e. Menghitung nilai evaluasi dari hasil prediksi nilai tukar uang Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat.
- 2. Nilai evaluasi berupa rata-rata nilai MAPE terbaik dengan menggunakan metode RELMNN didapatkan sebesar 0,069502%. Nilai tersebut didapatkan dengan menggunakan jenis datasets tanpa outliers, 12 hidden neuron, 4 fitur, jangka waktu 1 hari dan 1 context neuron.
- 3. Perbandingan nilai evaluasi dalam bentuk nilai MAPE yang dihasilkan antara metode RELMNN dan ELM dalam memprediksi nilai tukar Rupiah Indonesia terhadap Dolar Amerika Serikat adalah 0,069502:0,090423 (RELMNN:ELM). Pada hasil perbandingan tersebut, didapatkan rata-rata selisih nilai tukar antara target dengan prediksi mencapai 8 rupiah untuk metode RELMNN, sementara ELM mencapai 10 rupiah.

7.2 Saran

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, didapatkan beberapa saran yang dapat dikembangkan untuk penelitian selanjutnya, berikut saran-saran yang didapatkan:

- 1. Penelitian lebih lanjut dapat melakukan proses khusus untuk menangani datasets outliers secara otomatis, sehingga hasil dari prediksi bisa tetap stabil walaupun terdapat datasets outliers.
- Melakukan pengujian perbandingkan nilai evaluasi ketika memasukkan nilai context neuron dengan nilai tukar aktual dibandingkan dengan menggunakan nilai tukar hasil prediksi, sehingga dapat mengetahui bagaimana kinerja RELMNN ketika melakukan prediksi dengan nilai context neuron yang didapatkan dari hasil prediksi sebelumnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Azizah, A.N., 2016. Penentuan Kualitas Air Sungai Menggunakan Metode Extreme Learning Machine. Universitas Brawijaya.
- Bailliu, J. dan King, M.R., 2005. What Drives Movements in Exchange Rates ? *Bank of Canada Review*, [daring] hal.3–16. Tersedia pada: http://ssrn.com/abstract=896324.
- Chen, X., Dong, Z.Y., Meng, K., Xu, Y., Wong, K.P. dan Ngan, H.W., 2012. Electricity price forecasting with extreme learning machine and bootstrapping. *IEEE Transactions on Power Systems*, 27(4), hal.2055–2062.
- Cholissodin, I., Sutrisno, S., Soebroto, A.A., Hanum, L. dan Caesar, C.A., 2017.
 Optimasi Kandungan Gizi Susu Kambing Peranakan Etawa (PE)
 Menggunakan ELM-PSO Di UPT Pembibitan Ternak Dan Hijauan Makanan
 Ternak Singosari-Malang. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*(JTIIK), 4(1).
- Darmayasa, P., 2015. *Operasi Baris Elementer (OBE) dan Penerapannya*. [daring] Tersedia pada: http://www.konsep-matematika.com/2015/09/operasi-baris-elementer-obe-dan-penerapannya.html [Diakses 29 Mar 2017].
- Ertugrul, Ö.F., 2016. Forecasting electricity load by a novel recurrent extreme learning machines approach. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 78, hal.429–435.
- Handika, I.P.S., Giriantari, I.A. dan Dharma, A., 2016. Perbandingan Metode Extreme Learning Machine dan Particle Swarm Optimization Extreme Learning Machine untuk Peramalan Jumlah Penjualan Barang. 15(1), hal.84–90.
- He, H. dan Shen, X., 2007. Bootstrap methods for foreign currency exchange rates prediction. *IEEE International Conference on Neural Networks Conference Proceedings*, hal.1272–1277.
- Herdianto, 2013. *Prediksi Kerusakan Motor Induksi Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation*. Universitas Sumatera Utara.
- Huang, Z., Zheng, G. dan Jia, Y., 2011. Forecasting exchange rate volatility with linear MA model and nonlinear GABP neural network. *Proceedings 2011 4th International Conference on Business Intelligence and Financial Engineering*, *BIFE 2011*, hal.22–26.
- Irawan, A.F., 2015. Implementasi Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation pada Peramalan Kebutuhan Air PDAM Kota Malang. Universitas Brawijaya.
- Jauhari, D., Hanafi, A., Y, M.F.A., Satria, A.R. dan H, L.H., 2016a. Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap US Dollar Menggunakan Metode Genetic Programming. Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK), 3(4), hal.285–291.

- Jauhari, D., Himawan, A. dan Dewi, C., 2016b. Prediksi Distribusi Air PDAM Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Di PDAM Kota Malang. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK)*, 3(2), hal.85–89.
- Liu, Z., Zheng, Z., Liu, X. dan Wang, G., 2009. Modelling and Prediction of the CNY Exchange Rate Using RBF Neural Network. 2009 International Conference on Business Intelligence and Financial Engineering, (2), hal.38–41.
- Mata, V.W.T. dan Pangeran, P., 2016. Eksposur Nilai Tukar Dolar (US\$) Pada Perusahaan Multinasional di Indonesia. *KOMPETENSI JURNAL MANAJEMEN BISNIS*, 11(2), hal.79–94.
- Nayakovit, S., Jaritngam, U. dan Khantanapoka, K., 2010. Prediction exchange rate of USD/GBP with intelligence cyberspace experimental. *ICEIE 2010 2010 International Conference on Electronics and Information Engineering, Proceedings*, 2(Iceie), hal.15–19.
- Nikmah, N.U., 2014. *Prediksi Kebutuhan Air PDAM Berdasarkan Jumlah Pelanggan Menggunakan Al-Alaoui Backpropagation*. Universitas Brawijaya.
- Pramesti, R.A. dan Mahmudy, W.F., 2016. Optimasi Fuzzy Inference System Mamdani Untuk Memprediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dollar Amerika Menggunakan Algoritma Genetika. Universitas Brawijaya.
- Puspaningrum, D., 2006. *Pengantar Jaringan Syaraf Tiruan*. Yogyakarta: Andi Offset.
- Rehman, M., Khan, G.M. dan Mahmud, S.A., 2014. Foreign Currency Exchange Rates Prediction Using CGP and Recurrent Neural Network. *IERI Procedia*, 10, hal.239–244.
- S, K.M. dan W, S.P., 2015. Analisa Dan Penerapan Metode Single Exponential Smoothing Untuk Prediksi Penjualan Pada Periode Tertentu (Studi Kasus: PT. Media Cemara Kreasi). *Prosiding SNATIF Ke-2 Tahun 2015*, hal.259–266.
- Sermpinis, G., Stasinakis, C., Theofilatos, K. dan Karathanasopoulos, A., 2015. Modeling, forecasting and trading the EUR exchange rates with hybrid rolling genetic algorithms Support vector regression forecast combinations. *European Journal of Operational Research*, [daring] 247(3), hal.831–846. Tersedia pada: http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2015.06.052>.
- Simorangkir, I. dan Suseno, 2004. Sistem dan Kebijakan Nilai Tukar. Pusat Pendidikan dan Studi Kebanksentralan (PPSK) Bank Indonesia, Jakarta: Pusat Pendidikan dan Studi Kebanksentralan (PPSK) Bank Indonesia.
- Siwi, I.P., 2016. Peramalan Produksi Gula Pasir Menggunakan Extreme Learning Machine (ELM) Pada PG Candi Baru Sidoarjo. Universitas Brawijaya.
- Sumarto, K.C., Cholissodin, I. dan Data, M., 2016. Peramalan Nilai Tukar Rupiah (IDR) Terhadap Dollar Amerika (USD) Menggunakan Metode Support Vector

- Regression (SVR) dengan Simulated Annealing Genetic Algorithm (SA-GA). Universitas Brawijaya.
- Wan, C., Xu, Z., Pinson, P., Dong, Z.Y. dan Wong, K.P., 2014. Probabilistic forecasting of wind power generation using extreme learning machine. *IEEE Transactions on Power Systems*, 29(3), hal.1033–1044.
- Wang, T.C., Kuo, S.H. dan Chen, H.C., 2011. Forecasting the exchange rate between ASEAN currencies and USD. *IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, hal.699–703.
- Worasucheep, C., 2015. Forecasting currency exchange rates with an artificial bee colony-optimized neural network. *2015 IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC 2015 Proceedings*, 0(c), hal.3319–3326.

LAMPIRAN A DATA NILAI TUKAR RUPIAH INDONESIA TERHADAP DOLAR AMERIKA SERIKAT

	Nilai
Tanggal	Tukar
01 Januari 2000	(IDR)
01 Januari 2009	11255
02 Januari 2009	11196
03 Januari 2009	11196
04 Januari 2009	11196
05 Januari 2009	11040
06 Januari 2009	11021,5
07 Januari 2009	11030,5
08 Januari 2009	10946
09 Januari 2009	11075,5
10 Januari 2009	11075,5
11 Januari 2009	11075,5
12 Januari 2009	11035
13 Januari 2009	11116,5
14 Januari 2009	11306
15 Januari 2009	11165
16 Januari 2009	11177
17 Januari 2009	11177
18 Januari 2009	11177
19 Januari 2009	11001,5
20 Januari 2009	11114,5
21 Januari 2009	11335,5
22 Januari 2009	11337,5
23 Januari 2009	11203,5
24 Januari 2009	11203,5
25 Januari 2009	11203,5
26 Januari 2009	11126,8
27 Januari 2009	11078
28 Januari 2009	11121
29 Januari 2009	11347
30 Januari 2009	11430
31 Januari 2009	11430
01 Februari 2009	11430
02 Februari 2009	11423,5
03 Februari 2009	11393
04 Februari 2009	11682
05 Februari 2009	11825,5

	Nilai
Tanggal	Tukar (IDR)
06 Februari 2009	11649
07 Februari 2009	11649
08 Februari 2009	11649
09 Februari 2009	11573
10 Februari 2009	11779,5
11 Februari 2009	11898,7
12 Februari 2009	11780,9
13 Februari 2009	11758
14 Februari 2009	11758
15 Februari 2009	11758
16 Februari 2009	
	11938,4
17 Februari 2009	11942,5
18 Februari 2009	12125
19 Februari 2009	11951
20 Februari 2009	11972
21 Februari 2009	11972
22 Februari 2009	11972
23 Februari 2009	11754,5
24 Februari 2009	11995,5
25 Februari 2009	11845
26 Februari 2009	11933,5
27 Februari 2009	12037,5
28 Februari 2009	12037,5
01 Maret 2009	12037,5
02 Maret 2009	12060,5
03 Maret 2009	12166
04 Maret 2009	11981
05 Maret 2009	11961
06 Maret 2009	12025
07 Maret 2009	12025
08 Maret 2009	12025
09 Maret 2009	12073,5
10 Maret 2009	12113
11 Maret 2009	11988,5
12 Maret 2009	11915,5
13 Maret 2009	11926

Tanggal	Nilai Tukar
Tanggal	(IDR)
14 Maret 2009	11926
15 Maret 2009	11926
16 Maret 2009	11985
17 Maret 2009	12016,5
18 Maret 2009	11986
19 Maret 2009	11654
20 Maret 2009	11985
21 Maret 2009	11985
22 Maret 2009	11985
23 Maret 2009	11697
24 Maret 2009	11698,5
25 Maret 2009	11856,5
26 Maret 2009	11618
27 Maret 2009	11630
28 Maret 2009	11630
29 Maret 2009	11630
30 Maret 2009	11535,5
31 Maret 2009	11584
01 April 2009	11593
02 April 2009	11598
03 April 2009	11483,5
04 April 2009	11483,5
05 April 2009	11483,5
06 April 2009	11372,5
07 April 2009	11488,5
08 April 2009	11350,5
09 April 2009	11381,8
10 April 2009	11381,8
11 April 2009	11381,8
12 April 2009	11381,8
13 April 2009	11336
14 April 2009	10905,6
15 April 2009	10907
16 April 2009	10871
17 April 2009	10871
18 April 2009	10871

	Nilai
Tanggal	Tukar
19 April 2009	(IDR) 10871
20 April 2009	11107
21 April 2009	10703,5
22 April 2009	10703,5
•	
23 April 2009	10859,5
24 April 2009	10859,5
25 April 2009	10859,5
26 April 2009	10859,5
27 April 2009	10741
28 April 2009	10910,5
29 April 2009	10809,5
30 April 2009	10724,5
01 Mei 2009	10743,5
02 Mei 2009	10743,5
03 Mei 2009	10743,5
04 Mei 2009	10640,5
05 Mei 2009	10541,5
06 Mei 2009	10404
07 Mei 2009	10404
08 Mei 2009	10384
09 Mei 2009	10606
10 Mei 2009	10606
11 Mei 2009	10431
12 Mei 2009	10455,5
13 Mei 2009	10318,7
14 Mei 2009	10382,5
15 Mei 2009	10378
16 Mei 2009	10370,5
17 Mei 2009	10370,5
18 Mei 2009	10378,8
19 Mei 2009	10298
20 Mei 2009	10327,5
21 Mei 2009	10327,5
22 Mei 2009	10201,2
23 Mei 2009	10201,2
24 Mei 2009	10201,2
25 Mei 2009	10183,5
26 Mei 2009	10195,5
27 Mei 2009	10345
28 Mei 2009	10643,5

	Nilai
Tanggal	Nilai Tukar
	(IDR)
29 Mei 2009	10365,5
30 Mei 2009	10365,5
31 Mei 2009	10365,5
01 Juni 2009	10200,7
02 Juni 2009	10179,5
03 Juni 2009	10249,5
04 Juni 2009	10155
05 Juni 2009	10100,6
06 Juni 2009	10100,6
07 Juni 2009	10100,6
08 Juni 2009	9817,9
09 Juni 2009	10043,3
10 Juni 2009	10049,4
11 Juni 2009	10038
12 Juni 2009	10110,5
13 Juni 2009	10110,5
14 Juni 2009	10110,5
15 Juni 2009	10114,5
16 Juni 2009	10213
17 Juni 2009	10171,3
18 Juni 2009	10427
19 Juni 2009	10402,8
20 Juni 2009	10402,8
21 Juni 2009	10402,8
22 Juni 2009	10477,5
23 Juni 2009	10210
24 Juni 2009	10351
25 Juni 2009	10350
26 Juni 2009	10346
27 Juni 2009	10277
28 Juni 2009	10346
29 Juni 2009	10277
30 Juni 2009	10268
01 Juli 2009	10268
02 Juli 2009	10146,2
03 Juli 2009	10213,9
04 Juli 2009	10213,9
05 Juli 2009	10213,9
06 Juli 2009	10243
07 Juli 2009	10243
L	1

Tanggal	Tukar (IDR)
08 Juli 2009	10284,1
09 Juli 2009	10299
10 Juli 2009	10198,5
11 Juli 2009	10302
12 Juli 2009	10302
13 Juli 2009	10302
14 Juli 2009	10302
15 Juli 2009	10302
16 Juli 2009	10302
17 Juli 2009	10302
18 Juli 2009	10145
19 Juli 2009	10145
20 Juli 2009	10145
21 Juli 2009	10158
22 Juli 2009	10028
23 Juli 2009	9983,8
24 Juli 2009	10048,5
25 Juli 2009	10029,5
26 Juli 2009	10051,5
27 Juli 2009	10051,5
28 Juli 2009	10034,5
29 Juli 2009	9987,35
30 Juli 2009	10094
31 Juli 2009	9914,95
01 Agustus 2009	9786,85
02 Agustus 2009	9791,65
03 Agustus 2009	9791,65
04 Agustus 2009	9678,3
05 Agustus 2009	9693,45
06 Agustus 2009	9866,6
07 Agustus 2009	9920,9
08 Agustus 2009	9956,2
09 Agustus 2009	9965,4
10 Agustus 2009	9965,4
11 Agustus 2009	9945,45
12 Agustus 2009	9935,7
13 Agustus 2009	9956,05
14 Agustus 2009	9944,85
15 Agustus 2009	9937,43
16 Agustus 2009	9937,43

Nilai

Tanggal	Nilai Tukar
	(IDR)
17 Agustus 2009	9930,01
18 Agustus 2009	10039,5
19 Agustus 2009	10068,5
20 Agustus 2009	9974,75
21 Agustus 2009	10073
22 Agustus 2009	10016
23 Agustus 2009	10010,3
24 Agustus 2009	10010,3
25 Agustus 2009	10010,8
26 Agustus 2009	10000,9
27 Agustus 2009	10063
28 Agustus 2009	10122
29 Agustus 2009	10021,5
30 Agustus 2009	10054,5
31 Agustus 2009	10016
01 September 2009	10104
02 September 2009	10135,5
03 September 2009	10094,5
04 September 2009	10138
05 September 2009	10101
06 September 2009	10134
07 September 2009	10109,5
08 September 2009	10095
09 September 2009	9882,85
10 September 2009	9922,7
11 September 2009	9891,25
12 September 2009	9904,55
13 September 2009	9904,3
14 September 2009	9902,6
15 September 2009	9887,75
16 September 2009	9844,2
17 September 2009	9701,9
18 September 2009	9484,35
19 September 2009	9695,5
20 September 2009	9704,2
21 September 2009	9704,2
22 September 2009	9724,2
23 September 2009	9654,2
24 September 2009	9613,75
25 September 2009	9709,35
23 3cptciliber 2003	3103,33

	Nilai
Tanggal	Tukar
	(IDR)
26 September 2009	9693,1
27 September 2009	9679,55
28 September 2009	9679,55
29 September 2009	9719,15
30 September 2009	9695,45
01 Oktober 2009	9630,65
02 Oktober 2009	9720,1
03 Oktober 2009	9620,15
04 Oktober 2009	9634,6
05 Oktober 2009	9634,6
06 Oktober 2009	9594,15
07 Oktober 2009	9539,1
08 Oktober 2009	9444,6
09 Oktober 2009	9369,55
10 Oktober 2009	9431,2
11 Oktober 2009	9418,3
12 Oktober 2009	9418,3
13 Oktober 2009	9367,05
14 Oktober 2009	9340,55
15 Oktober 2009	9379,9
16 Oktober 2009	9359,5
17 Oktober 2009	9360,45
18 Oktober 2009	9394,3
19 Oktober 2009	9394,3
20 Oktober 2009	9398,8
21 Oktober 2009	9384,2
22 Oktober 2009	9315,8
23 Oktober 2009	9425,6
24 Oktober 2009	9408,95
25 Oktober 2009	9425,6
26 Oktober 2009	9425,6
27 Oktober 2009	9492,65
28 Oktober 2009	9561,95
29 Oktober 2009	9613,3
30 Oktober 2009	9578
31 Oktober 2009	9611
01 November 2009	9609
02 November 2009	9609
03 November 2009	9547,75
04 November 2009	9659,25
5- 145 VEHIDEI 2003	3033,23

Tanggal	Nilai Tukar (IDR)
05 November 2009	9525,55
06 November 2009	9513,7
07 November 2009	9480,9
08 November 2009	9462,85
09 November 2009	9462,85
10 November 2009	9365,55
11 November 2009	9396,8
12 November 2009	9390,85
13 November 2009	9431,25
14 November 2009	9342,25
15 November 2009	9328,45
16 November 2009	9328,45
17 November 2009	9285,8
18 November 2009	9424,25
19 November 2009	9461,75
20 November 2009	9526
21 November 2009	9500,9
22 November 2009	9499,65
23 November 2009	9499,65
24 November 2009	9458,8
25 November 2009	9446,65
26 November 2009	9355,4
27 November 2009	9469,45
28 November 2009	9482,75
29 November 2009	9403,4
30 November 2009	9403,4
01 Desember 2009	9393,35
02 Desember 2009	9321,8
03 Desember 2009	9349,75
04 Desember 2009	9421,7
05 Desember 2009	9551,8
06 Desember 2009	9549,25
07 Desember 2009	9549,25
08 Desember 2009	9591,15
09 Desember 2009	9641,55
10 Desember 2009	9654,4
11 Desember 2009	9657,9
12 Desember 2009	9732,85
13 Desember 2009	9736,95
14 Desember 2009	9736,95

	N.:: .
Tanggal	Nilai Tukar
	(IDR)
15 Desember 2009	9455
16 Desember 2009	9470
17 Desember 2009	9487,85
18 Desember 2009	9659,85
19 Desember 2009	9686,6
20 Desember 2009	9640
21 Desember 2009	9640
22 Desember 2009	9658,5
23 Desember 2009	9526,65
24 Desember 2009	9460,85
25 Desember 2009	9459,65
26 Desember 2009	9439,15
27 Desember 2009	9438,85
28 Desember 2009	9438,85
29 Desember 2009	9442,85
30 Desember 2009	9472,85
31 Desember 2009	9411,55
01 Januari 2010	9427,85
02 Januari 2010	9392
03 Januari 2010	9399,5
04 Januari 2010	9399,5
05 Januari 2010	9378,35
06 Januari 2010	9320
07 Januari 2010	9253
08 Januari 2010	9235
09 Januari 2010	9215
10 Januari 2010	9215
11 Januari 2010	9215
12 Januari 2010	9130
13 Januari 2010	9156
14 Januari 2010	9170
15 Januari 2010	9165
16 Januari 2010	9195
17 Januari 2010	9195
18 Januari 2010	9195
19 Januari 2010	9230
20 Januari 2010	9234
21 Januari 2010	9315
22 Januari 2010	9283
23 Januari 2010	9340
25 Januari 2010	5540

	Nilai
Tanggal	Tukar
24 Januari 2010	(IDR)
	9340
25 Januari 2010	9340
26 Januari 2010	9335
27 Januari 2010	9380
28 Januari 2010	9395
29 Januari 2010	9350
30 Januari 2010	9350
31 Januari 2010	9350
01 Februari 2010	9350
02 Februari 2010	9395
03 Februari 2010	9380
04 Februari 2010	9290
05 Februari 2010	9330
06 Februari 2010	9385
07 Februari 2010	9385
08 Februari 2010	9385
09 Februari 2010	9395
10 Februari 2010	9373
11 Februari 2010	9360
12 Februari 2010	9370
13 Februari 2010	9330
14 Februari 2010	9330
15 Februari 2010	9330
16 Februari 2010	9344
17 Februari 2010	9322
18 Februari 2010	9270
19 Februari 2010	9313
20 Februari 2010	9355
21 Februari 2010	9355
22 Februari 2010	9355
23 Februari 2010	9300
24 Februari 2010	9303
25 Februari 2010	9305
26 Februari 2010	9343
27 Februari 2010	9335
28 Februari 2010	9335
01 Maret 2010	9335
02 Maret 2010	9265
03 Maret 2010	9300
04 Maret 2010	9288
	1

Tanggal	Nilai Tukar
ranggar	(IDR)
05 Maret 2010	9280
06 Maret 2010	9235
07 Maret 2010	9235
08 Maret 2010	9235
09 Maret 2010	9175
10 Maret 2010	9199
11 Maret 2010	9165
12 Maret 2010	9195
13 Maret 2010	9160
14 Maret 2010	9160
15 Maret 2010	9160
16 Maret 2010	9165
17 Maret 2010	9165
18 Maret 2010	9118
19 Maret 2010	9125
20 Maret 2010	9172
21 Maret 2010	9172
22 Maret 2010	9172
23 Maret 2010	9121
24 Maret 2010	9110
25 Maret 2010	9117
26 Maret 2010	9134
27 Maret 2010	9120
28 Maret 2010	9120
29 Maret 2010	9120
30 Maret 2010	9089
31 Maret 2010	9090
01 April 2010	9090
02 April 2010	9065
03 April 2010	9075
04 April 2010	9075
05 April 2010	9075
06 April 2010	9070
07 April 2010	9048
08 April 2010	9050
09 April 2010	9050
10 April 2010	9028
11 April 2010	9028
12 April 2010	9028
13 April 2010	9020

	Nilai
Tanggal	Tukar
	(IDR)
14 April 2010	9035
15 April 2010	9008
16 April 2010	9006
17 April 2010	9016
18 April 2010	9016
19 April 2010	9016
20 April 2010	9040
21 April 2010	9020
22 April 2010	9010
23 April 2010	9020
24 April 2010	9010
25 April 2010	9010
26 April 2010	9010
27 April 2010	9005
28 April 2010	9006
29 April 2010	9041
30 April 2010	9020
01 Mei 2010	9012
02 Mei 2010	9012
03 Mei 2010	9012
04 Mei 2010	9029
05 Mei 2010	9023
06 Mei 2010	9100
07 Mei 2010	9210
08 Mei 2010	9190
09 Mei 2010	9190
10 Mei 2010	9190
11 Mei 2010	9075
12 Mei 2010	9089
13 Mei 2010	9085
14 Mei 2010	9090
15 Mei 2010	9090
16 Mei 2010	9160
17 Mei 2010	9090
18 Mei 2010	9130
19 Mei 2010	9105
20 Mei 2010	9155
21 Mei 2010	9250
21 Mei 2010 22 Mei 2010	
	9270
23 Mei 2010	9270

	Nilai
Tanggal	Tukar
24 Mei 2010	(IDR) 9270
25 Mei 2010	9275
26 Mei 2010	9360
27 Mei 2010	9335
28 Mei 2010	9260
29 Mei 2010	9260
30 Mei 2010	9260
31 Mei 2010	9260
01 Juni 2010	9162
02 Juni 2010	9218
03 Juni 2010	9225
04 Juni 2010	9185
05 Juni 2010	9270
06 Juni 2010	9180
07 Juni 2010	9180
08 Juni 2010	9255
09 Juni 2010	9250
10 Juni 2010	9250
11 Juni 2010	9245
12 Juni 2010	9200
13 Juni 2010	9200
14 Juni 2010	9200
15 Juni 2010	9178
16 Juni 2010	9160
17 Juni 2010	9152
18 Juni 2010	9153
19 Juni 2010	9118
20 Juni 2010	9118
21 Juni 2010	9118
22 Juni 2010	9015
23 Juni 2010	9025
24 Juni 2010	9045
25 Juni 2010	9045
26 Juni 2010	9065
27 Juni 2010	9065
28 Juni 2010	9055
29 Juni 2010	9023
30 Juni 2010	9070
01 Juli 2010	9060
02 Juli 2010	9072
	<u> </u>

	Ni:le:
Tanggal	Nilai Tukar
	(IDR)
03 Juli 2010	9055
04 Juli 2010	9055
05 Juli 2010	9055
06 Juli 2010	9063
07 Juli 2010	9058
08 Juli 2010	9071
09 Juli 2010	9065
10 Juli 2010	9060
11 Juli 2010	9060
12 Juli 2010	9060
13 Juli 2010	9051
14 Juli 2010	9050
15 Juli 2010	9049
16 Juli 2010	9050
17 Juli 2010	9075
18 Juli 2010	9052
19 Juli 2010	9052
20 Juli 2010	9060
21 Juli 2010	9058
22 Juli 2010	9053
23 Juli 2010	9050
24 Juli 2010	9040
25 Juli 2010	9049
26 Juli 2010	9032,5
27 Juli 2010	9015,5
28 Juli 2010	9013
29 Juli 2010	9004
30 Juli 2010	9005
31 Juli 2010	8952
01 Agustus 2010	8952
02 Agustus 2010	8952
03 Agustus 2010	8945
04 Agustus 2010	8947
05 Agustus 2010	8950
06 Agustus 2010	8938
07 Agustus 2010	8938
08 Agustus 2010	8938
09 Agustus 2010	8938
10 Agustus 2010	8931
11 Agustus 2010	8955
	1

	Nilai
Tanggal	Tukar
12 Agustus 2010	(IDR) 8972
12 Agustus 2010 13 Agustus 2010	9010
14 Agustus 2010	8970
15 Agustus 2010	8970
-	8970
16 Agustus 2010 17 Agustus 2010	8980
-	
18 Agustus 2010	8980
19 Agustus 2010	8973
20 Agustus 2010	8963
21 Agustus 2010	8973
22 Agustus 2010	8973
23 Agustus 2010	8973
24 Agustus 2010	8967
25 Agustus 2010	8978
26 Agustus 2010	8978
27 Agustus 2010	8979
28 Agustus 2010	9015
29 Agustus 2010	9015
30 Agustus 2010	9015
31 Agustus 2010	9018
01 September 2010	9049
02 September 2010	9013
03 September 2010	9008
04 September 2010	9004
05 September 2010	9004
06 September 2010	9004
07 September 2010	8986
08 September 2010	9015
09 September 2010	9000
10 September 2010	9000
11 September 2010	8950
12 September 2010	9000
13 September 2010	9000
14 September 2010	9000
15 September 2010	8958
16 September 2010	8988
17 September 2010	8978
18 September 2010	8982
19 September 2010	8982
20 September 2010	8982
	5552

	Nilai
Tanggal	Tukar
24.6 1 20.7	(IDR)
21 September 2010	8978
22 September 2010	8966
23 September 2010	8958
24 September 2010	8953
25 September 2010	8955
26 September 2010	8955
27 September 2010	8953
28 September 2010	8953
29 September 2010	8954
30 September 2010	8920
01 Oktober 2010	8922
02 Oktober 2010	8923
03 Oktober 2010	8925
04 Oktober 2010	8923
05 Oktober 2010	8922
06 Oktober 2010	8945
07 Oktober 2010	8921
08 Oktober 2010	8924
09 Oktober 2010	8933
10 Oktober 2010	8933
11 Oktober 2010	8933
12 Oktober 2010	9010
13 Oktober 2010	8930
14 Oktober 2010	8925
15 Oktober 2010	8923
16 Oktober 2010	8923
17 Oktober 2010	8923
18 Oktober 2010	8923
19 Oktober 2010	8933
20 Oktober 2010	8926
21 Oktober 2010	8933
22 Oktober 2010	8935
23 Oktober 2010	8937
24 Oktober 2010	8935
25 Oktober 2010	8937
26 Oktober 2010	8908
27 Oktober 2010	8910
28 Oktober 2010	8935
29 Oktober 2010	8933
30 Oktober 2010	8927
30 Shtober 2010	5527

	Nilai
Tanggal	Tukar (IDR)
31 Oktober 2010	8927
01 November 2010	8927
02 November 2010	8920
03 November 2010	8928,3
04 November 2010	8840,7
05 November 2010	8925,1
06 November 2010	8908,4
07 November 2010	8905
08 November 2010	8905
09 November 2010	8920,8
10 November 2010	8904,2
11 November 2010	8923,8
12 November 2010	8905,2
13 November 2010	8934,2
14 November 2010	8935,8
15 November 2010	,
	8935,8
16 November 2010	8965
17 November 2010	8945,4
18 November 2010	8943,6
19 November 2010	8946
20 November 2010	8980
21 November 2010	8944
22 November 2010	8944
23 November 2010	8929,2
24 November 2010	8959,2
25 November 2010	8962
26 November 2010	8962,1
27 November 2010	9015
28 November 2010	9015
29 November 2010	9009,9
30 November 2010	9060
01 Desember 2010	9030,6
02 Desember 2010	9010
03 Desember 2010	9016
04 Desember 2010	9005,2
05 Desember 2010	9016,2
06 Desember 2010	9016,2
07 Desember 2010	9012,4
08 Desember 2010	8995
09 Desember 2010	9026

	Nilai
Tanggal	Tukar
10 Desember 2010	(IDR) 9023,8
11 Desember 2010	9016,3
12 Desember 2010	9018
13 Desember 2010	9018
14 Desember 2010	9023
15 Desember 2010	9010
16 Desember 2010	9036
17 Desember 2010	9031,8
18 Desember 2010	9043
19 Desember 2010	9030
20 Desember 2010	
	9030
21 Desember 2010	9043
22 Desember 2010	9048,6
23 Desember 2010	9040,7
24 Desember 2010	9061,1
25 Desember 2010	9042,5
26 Desember 2010	9039,6
27 Desember 2010	9039,6
28 Desember 2010	9047,6
29 Desember 2010	9017,4
30 Desember 2010	9002,1
31 Desember 2010	8992
01 Januari 2011	8992
02 Januari 2011	8990,5
03 Januari 2011	9001,5
04 Januari 2011	8985,4
05 Januari 2011	8985,7
06 Januari 2011	8972,7
07 Januari 2011	8991
08 Januari 2011	9026,8
09 Januari 2011	9015,3
10 Januari 2011	9015,6
11 Januari 2011	9029,8
12 Januari 2011	9043,9
13 Januari 2011	9032,3
14 Januari 2011	9050,1
15 Januari 2011	9051,3
16 Januari 2011	9085
17 Januari 2011	9074
18 Januari 2011	9059,4

Tanggal	Nilai Tukar (IDR)
19 Januari 2011	9062,2
20 Januari 2011	9043,7
21 Januari 2011	9069,5
22 Januari 2011	9060,9
23 Januari 2011	9062
24 Januari 2011	9062
25 Januari 2011	9063,2
26 Januari 2011	9036,8
27 Januari 2011	9038
28 Januari 2011	9026,6
29 Januari 2011	9028,9
30 Januari 2011	9033,6
31 Januari 2011	9033,6
01 Februari 2011	9048
02 Februari 2011	9034
03 Februari 2011	9005,5
04 Februari 2011	9039,2
05 Februari 2011	8997,2
06 Februari 2011	9010
07 Februari 2011	8978,1
08 Februari 2011	8955,3
09 Februari 2011	8917,9
10 Februari 2011	8917
11 Februari 2011	8927
12 Februari 2011	8932,5
13 Februari 2011	8936,6
14 Februari 2011	8936,6
15 Februari 2011	8911,4
16 Februari 2011	8905,5
17 Februari 2011	8894,7
18 Februari 2011	8899,3
19 Februari 2011	8861,9
20 Februari 2011	8839,2
21 Februari 2011	8839,2
22 Februari 2011	8856,2
23 Februari 2011	8871,9
24 Februari 2011	8858,2
25 Februari 2011	8883,5
26 Februari 2011	8842,7
27 Februari 2011	8842,7

Tanggal	Nilai
	Tukar (IDR)
28 Februari 2011	8842
01 Maret 2011	8822,7
02 Maret 2011	8813,5
03 Maret 2011	8803
04 Maret 2011	8797,2
05 Maret 2011	8776,4
06 Maret 2011	8770,1
07 Maret 2011	8799,6
08 Maret 2011	8786
09 Maret 2011	8790
10 Maret 2011	8758,3
11 Maret 2011	8788,2
12 Maret 2011	8771
13 Maret 2011	8771
14 Maret 2011	8753,8
15 Maret 2011	8762,9
16 Maret 2011	8791,4
17 Maret 2011	8816
18 Maret 2011	8775
19 Maret 2011	8765
20 Maret 2011	8765
21 Maret 2011	8765
22 Maret 2011	8711,1
23 Maret 2011	8715,1
24 Maret 2011	8722,2
25 Maret 2011	8717
26 Maret 2011	8717
27 Maret 2011	8717
28 Maret 2011	8717
29 Maret 2011	8705
30 Maret 2011	8711
31 Maret 2011	8715
01 April 2011	8703
02 April 2011	8685
03 April 2011	8675
04 April 2011	8699
05 April 2011	8668
06 April 2011	8665
07 April 2011	8653
08 April 2011	8665

Tanggal Tanggal Tukar (IDR) 09 April 2011 8641 10 April 2011 8641 11 April 2011 8641 12 April 2011 8655 13 April 2011 8660 14 April 2011 8655 15 April 2011 8668 17 April 2011 8668 17 April 2011 8663 19 April 2011 8675 20 April 2011 8675	
(IDR) 09 April 2011 8641 10 April 2011 8641 11 April 2011 8641 12 April 2011 8655 13 April 2011 8660 14 April 2011 8656 15 April 2011 8668 17 April 2011 8665 18 April 2011 8663 19 April 2011 8675 20 April 2011 8675	
09 April 2011 8641 10 April 2011 8641 11 April 2011 8641 12 April 2011 8655 13 April 2011 8660 14 April 2011 8655 15 April 2011 8656 16 April 2011 8668 17 April 2011 8663 19 April 2011 8675 20 April 2011 8675	
11 April 2011 8641 12 April 2011 8655 13 April 2011 8660 14 April 2011 8655 15 April 2011 8656 16 April 2011 8668 17 April 2011 8663 18 April 2011 8675 20 April 2011 8675	
12 April 2011 8655 13 April 2011 8660 14 April 2011 8655 15 April 2011 8656 16 April 2011 8668 17 April 2011 8665 18 April 2011 8663 19 April 2011 8675 20 April 2011 8675	
13 April 2011 8660 14 April 2011 8655 15 April 2011 8656 16 April 2011 8668 17 April 2011 8665 18 April 2011 8663 19 April 2011 8675 20 April 2011 8675	
14 April 2011 8655 15 April 2011 8656 16 April 2011 8668 17 April 2011 8665 18 April 2011 8663 19 April 2011 8675 20 April 2011 8675	
15 April 2011 8656 16 April 2011 8668 17 April 2011 8665 18 April 2011 8663 19 April 2011 8675 20 April 2011 8675	
16 April 2011 8668 17 April 2011 8665 18 April 2011 8663 19 April 2011 8675 20 April 2011 8675	
17 April 2011 8665 18 April 2011 8663 19 April 2011 8675 20 April 2011 8675	
18 April 2011 8663 19 April 2011 8675 20 April 2011 8675	
19 April 2011 8675 20 April 2011 8675	
20 April 2011 8675	
•	
21 April 2011 8655	
22 April 2011 8628	
23 April 2011 8628	
24 April 2011 8628	
25 April 2011 8628	
26 April 2011 8628	
27 April 2011 8653	
28 April 2011 8635	
29 April 2011 8580	
30 April 2011 8568	
01 Mei 2011 8568	
02 Mei 2011 8568	
03 Mei 2011 8548	
04 Mei 2011 8548	
05 Mei 2011 8565	
06 Mei 2011 8563	
07 Mei 2011 8590	
08 Mei 2011 8580	
09 Mei 2011 8580	
10 Mei 2011 8570	
11 Mei 2011 8560	
12 Mei 2011 8540	
13 Mei 2011 8570	
14 Mei 2011 8590	
15 Mei 2011 8590	
16 Mei 2011 8555	
17 Mei 2011 8573	_
18 Mei 2011 8575	

Tanggal	Nilai Tukar
19 Mei 2011	(IDR)
	8558
20 Mei 2011	8557
21 Mei 2011	8562
22 Mei 2011	8537,6
23 Mei 2011	8537,6
24 Mei 2011	8605
25 Mei 2011	8569
26 Mei 2011	8593,8
27 Mei 2011	8580
28 Mei 2011	8562
29 Mei 2011	8547,9
30 Mei 2011	8547,9
31 Mei 2011	8543,7
01 Juni 2011	8541,4
02 Juni 2011	8545
03 Juni 2011	8545,3
04 Juni 2011	8532
05 Juni 2011	8533
06 Juni 2011	8518,5
07 Juni 2011	8507
08 Juni 2011	8517,7
09 Juni 2011	8516
10 Juni 2011	8523
11 Juni 2011	8534,1
12 Juni 2011	8521
13 Juni 2011	8521
14 Juni 2011	8570
15 Juni 2011	8535,4
16 Juni 2011	8548
17 Juni 2011	8615
18 Juni 2011	8585
19 Juni 2011	8580
20 Juni 2011	8580
21 Juni 2011	8616,7
22 Juni 2011	8608
23 Juni 2011	8585
24 Juni 2011	8607,9
25 Juni 2011	8600
26 Juni 2011	8600
27 Juni 2011	8600
L	<u> </u>

	Nilai
Tanggal	Tukar
	(IDR)
28 Juni 2011	8605,1
29 Juni 2011	8627
30 Juni 2011	8605
01 Juli 2011	8577,1
02 Juli 2011	8545
03 Juli 2011	8530,8
04 Juli 2011	8530,8
05 Juli 2011	8523,1
06 Juli 2011	8535
07 Juli 2011	8540,5
08 Juli 2011	8533,7
09 Juli 2011	8512,5
10 Juli 2011	8512,5
11 Juli 2011	8520,5
12 Juli 2011	8525,8
13 Juli 2011	8546
14 Juli 2011	8555
15 Juli 2011	8540,9
16 Juli 2011	8532,3
17 Juli 2011	8540,2
18 Juli 2011	8540,2
19 Juli 2011	8555
20 Juli 2011	8547,5
21 Juli 2011	8532,4
22 Juli 2011	8543
23 Juli 2011	8530
24 Juli 2011	8530
25 Juli 2011	8528
26 Juli 2011	8523
27 Juli 2011	8505
28 Juli 2011	8485
29 Juli 2011	8502,1
30 Juli 2011	8505
31 Juli 2011	8502,3
01 Agustus 2011	8502,3
02 Agustus 2011	8460
03 Agustus 2011	8434,5
04 Agustus 2011	8485,9
05 Agustus 2011	8498,9
06 Agustus 2011	8515,3
	0010,0

	Nilai
Tanggal	Tukar
07 Agustus 2011	(IDR)
07 Agustus 2011 08 Agustus 2011	8519,2 8519,2
09 Agustus 2011	8504,5
10 Agustus 2011	8544
	8524,5
11 Agustus 2011	,
12 Agustus 2011	8535,6
13 Agustus 2011	8540,9
14 Agustus 2011	8548,6
15 Agustus 2011	8548,6
16 Agustus 2011	8548
17 Agustus 2011	8530
18 Agustus 2011	8533,5
19 Agustus 2011	8535
20 Agustus 2011	8545
21 Agustus 2011	8555
22 Agustus 2011	8555
23 Agustus 2011	8545,2
24 Agustus 2011	8544
25 Agustus 2011	8558
26 Agustus 2011	8605
27 Agustus 2011	8549
28 Agustus 2011	8517,3
29 Agustus 2011	8517,3
30 Agustus 2011	8530
31 Agustus 2011	8525
01 September 2011	8509,7
02 September 2011	8533
03 September 2011	8510
04 September 2011	8527,2
05 September 2011	8527,2
06 September 2011	8542,3
07 September 2011	8557
08 September 2011	8552,4
09 September 2011	8562,3
10 September 2011	8572,5
11 September 2011	8571,6
12 September 2011	8574
13 September 2011	8599,8
14 September 2011	8638,3
15 September 2011	8790
,	

Tanggal	Nilai Tukar
Tanggai	(IDR)
16 September 2011	8815
17 September 2011	8805,5
18 September 2011	8805,5
19 September 2011	8805,5
20 September 2011	8849,9
21 September 2011	8840,1
22 September 2011	8868
23 September 2011	8762,8
24 September 2011	8780,5
25 September 2011	8796,6
26 September 2011	8796,6
27 September 2011	9082,8
28 September 2011	8903,9
29 September 2011	8895,4
30 September 2011	8961,8
01 Oktober 2011	9029,5
02 Oktober 2011	9029,5
03 Oktober 2011	9029,5
04 Oktober 2011	8980
05 Oktober 2011	8905,2
06 Oktober 2011	8962
07 Oktober 2011	8905,1
08 Oktober 2011	4497
09 Oktober 2011	4497
10 Oktober 2011	8889,5
11 Oktober 2011	8891,7
12 Oktober 2011	8904,3
13 Oktober 2011	8861,2
14 Oktober 2011	8892,5
15 Oktober 2011	8852,8
16 Oktober 2011	8844,6
17 Oktober 2011	8844,6
18 Oktober 2011	8816
19 Oktober 2011	8873,1
20 Oktober 2011	8848,1
21 Oktober 2011	8881,2
22 Oktober 2011	8857,5
23 Oktober 2011	8860,8
24 Oktober 2011	8860,8
25 Oktober 2011	8840,2

Tanggal	Nilai Tukar
Tanggal	(IDR)
26 Oktober 2011	8851,3
27 Oktober 2011	8873,5
28 Oktober 2011	8858,1
29 Oktober 2011	8813,1
30 Oktober 2011	8813,1
31 Oktober 2011	8785,9
01 November 2011	8852,5
02 November 2011	8893,9
03 November 2011	8928
04 November 2011	8969,4
05 November 2011	8956
06 November 2011	8950
07 November 2011	8950
08 November 2011	8965
09 November 2011	8921,7
10 November 2011	8889,3
11 November 2011	8969,5
12 November 2011	8962,1
13 November 2011	8962,1
14 November 2011	8971,9
15 November 2011	8968,5
16 November 2011	8994,5
17 November 2011	8993
18 November 2011	9000,4
19 November 2011	9019,2
20 November 2011	9025
21 November 2011	9025
22 November 2011	9024,6
23 November 2011	9045
24 November 2011	9045
25 November 2011	8990,5
26 November 2011	9054,9
27 November 2011	9055
28 November 2011	9055
29 November 2011	9130
30 November 2011	9165
01 Desember 2011	9082,3
02 Desember 2011	9000
03 Desember 2011	9033
04 Desember 2011	9078,8

	Nilai
Tanggal	Tukar
OF December 2011	(IDR)
05 Desember 2011	9019,4
06 Desember 2011	9022,2
07 Desember 2011	9043
08 Desember 2011	9033,5
09 Desember 2011	8995,1
10 Desember 2011	9065,6
11 Desember 2011	9073
12 Desember 2011	9073
13 Desember 2011	9077,5
14 Desember 2011	9117,4
15 Desember 2011	9210
16 Desember 2011	9090,1
17 Desember 2011	9080
18 Desember 2011	9080
19 Desember 2011	9045,3
20 Desember 2011	9120,1
21 Desember 2011	9076,3
22 Desember 2011	9072,5
23 Desember 2011	9142,5
24 Desember 2011	9053
25 Desember 2011	9067,2
26 Desember 2011	9067,2
27 Desember 2011	9067,2
28 Desember 2011	9061,2
29 Desember 2011	9073,4
30 Desember 2011	9072,8
31 Desember 2011	9143
01 Januari 2012	9080
02 Januari 2012	9080
03 Januari 2012	9081,5
04 Januari 2012	9122
05 Januari 2012	9145
06 Januari 2012	9120,6
07 Januari 2012	9095
08 Januari 2012	9087,8
09 Januari 2012	9087,8
10 Januari 2012	9153,1
11 Januari 2012	9150
12 Januari 2012	9197,5
13 Januari 2012	9159
20 10	3233

Tanggal	Nilai Tukar
	(IDR)
14 Januari 2012	9085,3
15 Januari 2012	9082,5
16 Januari 2012	9082,5
17 Januari 2012	9129,5
18 Januari 2012	9080,5
19 Januari 2012	9030
20 Januari 2012	8976,5
21 Januari 2012	8945
22 Januari 2012	8930,7
23 Januari 2012	8945
24 Januari 2012	8926,5
25 Januari 2012	8963,8
26 Januari 2012	9056,4
27 Januari 2012	8979,6
28 Januari 2012	8983
29 Januari 2012	8977
30 Januari 2012	8977
31 Januari 2012	9029
01 Februari 2012	8990
02 Februari 2012	8999
03 Februari 2012	8938,7
04 Februari 2012	8962,7
05 Februari 2012	8956,8
06 Februari 2012	8956,8
07 Februari 2012	8985
08 Februari 2012	8978,9
09 Februari 2012	8928,6
10 Februari 2012	9020
11 Februari 2012	9071
12 Februari 2012	8990
13 Februari 2012	8990
14 Februari 2012	9052
15 Februari 2012	9005,3
16 Februari 2012	9059
17 Februari 2012	9005,1
18 Februari 2012	9050
19 Februari 2012	9011,7
20 Februari 2012	9011,7
21 Februari 2012	9000,5
22 Februari 2012	9049
	1

Tanggal	Nilai Tukar
Tanggal	Tukar (IDR)
23 Februari 2012	9069,6
24 Februari 2012	9045
25 Februari 2012	9044
26 Februari 2012	9048,8
27 Februari 2012	9048,8
28 Februari 2012	9145,6
29 Februari 2012	9030
01 Maret 2012	9019
02 Maret 2012	9085
03 Maret 2012	9120
04 Maret 2012	9080
05 Maret 2012	9080
06 Maret 2012	9141
07 Maret 2012	9135
08 Maret 2012	9166,6
09 Maret 2012	9138
10 Maret 2012	9119,5
11 Maret 2012	9130
12 Maret 2012	9132,5
13 Maret 2012	9173,5
14 Maret 2012	9167,2
15 Maret 2012	9160
16 Maret 2012	9180
17 Maret 2012	9121,5
18 Maret 2012	9114,6
19 Maret 2012	9130
20 Maret 2012	9182
21 Maret 2012	9185
22 Maret 2012	9199
23 Maret 2012	9226,5
24 Maret 2012	9209
25 Maret 2012	9128,9
26 Maret 2012	9129,6
27 Maret 2012	9184
28 Maret 2012	9170,1
29 Maret 2012	9139,3
30 Maret 2012	9143,5
31 Maret 2012	9176
01 April 2012	9140,1
02 April 2012	9140,1
	· <u></u>

	Nilai
Tanggal	Tukar (IDR)
03 April 2012	9155,1
04 April 2012	9140,1
05 April 2012	9167,5
06 April 2012	9165
07 April 2012	9207,8
08 April 2012	9113,5
09 April 2012	9110
10 April 2012	9165
11 April 2012	9199,5
12 April 2012	9190
13 April 2012	9162,9
14 April 2012	9187
15 April 2012	9202,2
16 April 2012	9198,5
17 April 2012	9171,5
18 April 2012	9185
19 April 2012	9172,6
20 April 2012	9182
21 April 2012	9187,5
22 April 2012	9191,95
23 April 2012	9196,4
24 April 2012	9200,85
25 April 2012	9205,3
26 April 2012	9189,4
27 April 2012	9190
28 April 2012	9189
29 April 2012	9189
30 April 2012	9177
01 Mei 2012	9191,2
02 Mei 2012	9187
03 Mei 2012	9220
04 Mei 2012	9264,2
05 Mei 2012	9243,6
06 Mei 2012	9225,1
07 Mei 2012	0222.4
07 IVIEI 2012	9223,4
07 Mei 2012 08 Mei 2012	923,4
08 Mei 2012	9230
08 Mei 2012 09 Mei 2012	9230 9195,2

	Nilai
Tanggal	Tukar
	(IDR)
13 Mei 2012	9208,6
14 Mei 2012	9208
15 Mei 2012	9250
16 Mei 2012	9290,8
17 Mei 2012	9279
18 Mei 2012	9242
19 Mei 2012	9350
20 Mei 2012	9175
21 Mei 2012	9175
22 Mei 2012	9365,4
23 Mei 2012	9333,8
24 Mei 2012	9405
25 Mei 2012	9445
26 Mei 2012	9456,2
27 Mei 2012	9290
28 Mei 2012	9290
29 Mei 2012	9333
30 Mei 2012	9481
31 Mei 2012	9455
01 Juni 2012	9402,2
02 Juni 2012	9386,6
03 Juni 2012	9400
04 Juni 2012	9306
05 Juni 2012	9400
06 Juni 2012	9415
07 Juni 2012	9301,3
08 Juni 2012	9425
09 Juni 2012	9470
10 Juni 2012	9340,4
11 Juni 2012	9341,2
12 Juni 2012	9465
13 Juni 2012	9435
14 Juni 2012	9421,4
15 Juni 2012	9445
16 Juni 2012	9395
17 Juni 2012	9475
18 Juni 2012	9475
19 Juni 2012	
	9387,3
20 Juni 2012 21 Juni 2012	9405,3 9420,3
21 JUIII 2012	3420,3

Tanggal	Nilai Tukar
Taliggal	(IDR)
22 Juni 2012	9428,8
23 Juni 2012	9436,8
24 Juni 2012	9506
25 Juni 2012	9431,5
26 Juni 2012	9439,1
27 Juni 2012	9440
28 Juni 2012	9446,6
29 Juni 2012	9444,5
30 Juni 2012	9391,2
01 Juli 2012	9393
02 Juli 2012	9393
03 Juli 2012	9392
04 Juli 2012	9322,6
05 Juli 2012	9361
06 Juli 2012	9394,5
07 Juli 2012	9415,2
08 Juli 2012	9483
09 Juli 2012	9483
10 Juli 2012	9409,8
11 Juli 2012	9430
12 Juli 2012	9415,5
13 Juli 2012	9444,6
14 Juli 2012	9465
15 Juli 2012	9448
16 Juli 2012	9448
17 Juli 2012	9450,1
18 Juli 2012	9455
19 Juli 2012	9450,1
20 Juli 2012	9447,8
21 Juli 2012	9449
22 Juli 2012	9450
23 Juli 2012	9450
24 Juli 2012	9535
25 Juli 2012	9467,5
26 Juli 2012	9484,5
27 Juli 2012	9477,8
28 Juli 2012	9456,3
29 Juli 2012	9455
30 Juli 2012	9455
31 Juli 2012	9454,8

	Nilai
Tanggal	Tukar
01 Agustus 2012	(IDR) 9445,8
02 Agustus 2012	9473
03 Agustus 2012	9466,9
04 Agustus 2012	9468,4
05 Agustus 2012	9461,2
06 Agustus 2012	9461,2
07 Agustus 2012	9465,6
07 Agustus 2012 08 Agustus 2012	9467,7
09 Agustus 2012	9470
10 Agustus 2012	9471,3
11 Agustus 2012	9476,5
12 Agustus 2012	9478
13 Agustus 2012	9478
14 Agustus 2012	9485,3
15 Agustus 2012	9482,3
16 Agustus 2012	9496,8
17 Agustus 2012	9489,4
18 Agustus 2012	9490
19 Agustus 2012	9490
20 Agustus 2012	9510,4
21 Agustus 2012	9489,8
22 Agustus 2012	9490,1
23 Agustus 2012	9490,5
24 Agustus 2012	9494,8
25 Agustus 2012	9505,8
26 Agustus 2012	9505
27 Agustus 2012	9505
28 Agustus 2012	9515,3
29 Agustus 2012	9534,8
30 Agustus 2012	9547,3
31 Agustus 2012	9544,3
01 September 2012	9534,1
02 September 2012	9535
03 September 2012	9535
04 September 2012	9535,5
05 September 2012	9570,9
06 September 2012	9569,9
07 September 2012	9565,5
08 September 2012	9569,3
09 September 2012	9571

	Nilai
Tanggal	Tukar
10 September 2012	(IDR)
	9571
11 September 2012	9577,4
12 September 2012	9577,5
13 September 2012	9567
14 September 2012	9577,8
15 September 2012	9506
16 September 2012	9505
17 September 2012	9482,6
18 September 2012	9462,1
19 September 2012	9502,2
20 September 2012	9536,9
21 September 2012	9540,3
22 September 2012	9552,5
23 September 2012	9545
24 September 2012	9547,4
25 September 2012	9561,9
26 September 2012	9575,7
27 September 2012	9627
28 September 2012	9575,3
29 September 2012	9569,6
30 September 2012	9570
01 Oktober 2012	9570
02 Oktober 2012	9580,5
03 Oktober 2012	9581,1
04 Oktober 2012	9583,8
05 Oktober 2012	9590,1
06 Oktober 2012	9589,5
07 Oktober 2012	9589
08 Oktober 2012	9583,5
09 Oktober 2012	9590,7
10 Oktober 2012	9592
11 Oktober 2012	9592,5
12 Oktober 2012	9583
13 Oktober 2012	9576,8
14 Oktober 2012	9578
15 Oktober 2012	9578
16 Oktober 2012	9589,5
17 Oktober 2012	9583,5
18 Oktober 2012	9573,7
19 Oktober 2012	9618,7

	Nilai
Tanggal	Tukar (IDR)
20 Oktober 2012	9592,6
21 Oktober 2012	9592,6
22 Oktober 2012	9592,6
23 Oktober 2012	9604,9
24 Oktober 2012	9607,5
25 Oktober 2012	9628
26 Oktober 2012	9605,3
27 Oktober 2012	9605,4
28 Oktober 2012	9605
29 Oktober 2012	9605
30 Oktober 2012	9606,2
31 Oktober 2012	9614,2
01 November 2012	9605
02 November 2012	9617,5
03 November 2012	9615
04 November 2012	9615
05 November 2012	9648,5
06 November 2012	9619,6
07 November 2012	9619,3
08 November 2012	9622
09 November 2012	9629,5
10 November 2012	9619,6
11 November 2012	9620
12 November 2012	9624,5
13 November 2012	9619
14 November 2012	9624
15 November 2012	9625,3
16 November 2012	9620
17 November 2012	9635,4
18 November 2012	9625
19 November 2012	9625
20 November 2012	9628,6
21 November 2012	9632,8
22 November 2012	9635
23 November 2012	9627,8
24 November 2012	9614
25 November 2012	9556,2
26 November 2012	9556,2
27 November 2012	9599
28 November 2012	9600,35

	Nilai
Tanggal	Tukar
20 November 2012	(IDR)
29 November 2012	9600,5
30 November 2012	9623,6
01 Desember 2012	9603
02 Desember 2012	9594
03 Desember 2012	9594
04 Desember 2012	9595,35
05 Desember 2012	9599,75
06 Desember 2012	9620,45
07 Desember 2012	9649,7
08 Desember 2012	9621,15
09 Desember 2012	9620
10 Desember 2012	9620
11 Desember 2012	9630,6
12 Desember 2012	9635,5
13 Desember 2012	9629,95
14 Desember 2012	9635,45
15 Desember 2012	9638,25
16 Desember 2012	9638
17 Desember 2012	9637,25
18 Desember 2012	9639,75
19 Desember 2012	9644
20 Desember 2012	9632,65
21 Desember 2012	9652,35
22 Desember 2012	9657,35
23 Desember 2012	9612,5
24 Desember 2012	9612,5
25 Desember 2012	9657,25
26 Desember 2012	9657,65
27 Desember 2012	9658,25
28 Desember 2012	9661,95
29 Desember 2012	9638
30 Desember 2012	9641
31 Desember 2012	9641
01 Januari 2013	9664,95
02 Januari 2013	9652
03 Januari 2013	9650
04 Januari 2013	9657,5
05 Januari 2013	9660,7
06 Januari 2013	9660
07 Januari 2013	9785
O7 Juliuali 2013	3703

Tanggal	Nilai Tukar
08 Januari 2013	(IDR)
	9795
09 Januari 2013	9669,2
10 Januari 2013	9660
11 Januari 2013	9659,9
12 Januari 2013	9635
13 Januari 2013	9632,5
14 Januari 2013	9632,5
15 Januari 2013	9635,5
16 Januari 2013	9651,05
17 Januari 2013	9656,1
18 Januari 2013	9649,25
19 Januari 2013	9645
20 Januari 2013	9627,95
21 Januari 2013	9854,5
22 Januari 2013	9618,05
23 Januari 2013	9619,75
24 Januari 2013	9624,6
25 Januari 2013	9625,5
26 Januari 2013	9652,5
27 Januari 2013	9651,25
28 Januari 2013	9753,25
29 Januari 2013	9676
30 Januari 2013	9677,55
31 Januari 2013	9687,95
01 Februari 2013	9700
02 Februari 2013	9728,45
03 Februari 2013	9721
04 Februari 2013	9713
05 Februari 2013	9670,25
06 Februari 2013	9675
07 Februari 2013	9712,5
08 Februari 2013	9690
09 Februari 2013	9666,9
10 Februari 2013	9666
11 Februari 2013	9666
12 Februari 2013	9618,4
13 Februari 2013	9646,45
14 Februari 2013	9632,15
15 Februari 2013	9660
16 Februari 2013	9669,6

Tanggal	Nilai Tukar
Taliggal	(IDR)
17 Februari 2013	9666,25
18 Februari 2013	9670
19 Februari 2013	9680,6
20 Februari 2013	9691,5
21 Februari 2013	9682,75
22 Februari 2013	9712,5
23 Februari 2013	9708,7
24 Februari 2013	9709
25 Februari 2013	9709
26 Februari 2013	9703,5
27 Februari 2013	9707,4
28 Februari 2013	9686,5
01 Maret 2013	9663,6
02 Maret 2013	9681
03 Maret 2013	9678
04 Maret 2013	9678
05 Maret 2013	9720
06 Maret 2013	9692,3
07 Maret 2013	9698
08 Maret 2013	9684,3
09 Maret 2013	9680
10 Maret 2013	9679,75
11 Maret 2013	9678,95
12 Maret 2013	9696,45
13 Maret 2013	9696,3
14 Maret 2013	9690,75
15 Maret 2013	9705,2
16 Maret 2013	9721
17 Maret 2013	9704,5
18 Maret 2013	9704,5
19 Maret 2013	9711,3
20 Maret 2013	9711,15
21 Maret 2013	9720,4
22 Maret 2013	9755
23 Maret 2013	9742,6
24 Maret 2013	9743
25 Maret 2013	9743
26 Maret 2013	9735
27 Maret 2013	9732,25
28 Maret 2013	9724,45

	Nilai
Tanggal	Tukar (IDR)
29 Maret 2013	9718,25
30 Maret 2013	9612,5
31 Maret 2013	9718
01 April 2013	9718
02 April 2013	9720,25
03 April 2013	9736,5
04 April 2013	9747,6
05 April 2013	9749,15
06 April 2013	9747,1
07 April 2013	9809,35
08 April 2013	9757,25
09 April 2013	9748,25
10 April 2013	9721,75
11 April 2013	9689,45
12 April 2013	9702,05
13 April 2013	9711,75
14 April 2013	9713,6
15 April 2013	9712,1
16 April 2013	9712,25
17 April 2013	9716,5
18 April 2013	9710,35
19 April 2013	9714,25
20 April 2013	9712,6
21 April 2013	9715,35
22 April 2013	9713
23 April 2013	9717,7
24 April 2013	9724,1
25 April 2013	9717,75
26 April 2013	9720
27 April 2013	9720
28 April 2013	9721
29 April 2013	9721
30 April 2013	9720,55
01 Mei 2013	9722,3
02 Mei 2013	9722,9
03 Mei 2013	9735,9
04 Mei 2013	9734,8
OF Ma: 2012	9735
05 Mei 2013	
05 Mei 2013 06 Mei 2013	9735

	Nilai
Tanggal	Tukar (IDR)
08 Mei 2013	9734,05
09 Mei 2013	9729,25
10 Mei 2013	9729,45
11 Mei 2013	9733,8
12 Mei 2013	9734
13 Mei 2013	9734
14 Mei 2013	9737,5
15 Mei 2013	9739,1
16 Mei 2013	9747,75
17 Mei 2013	9749,7
18 Mei 2013	9754,6
	-
19 Mei 2013	9756
20 Mei 2013	9756
21 Mei 2013	9755,6
22 Mei 2013	9763,35
23 Mei 2013	9765,25
24 Mei 2013	9770,4
25 Mei 2013	9772,1
26 Mei 2013	9773
27 Mei 2013	9773
28 Mei 2013	9789,2
29 Mei 2013	9792,25
30 Mei 2013	9801,75
31 Mei 2013	9804,6
01 Juni 2013	9794,8
02 Juni 2013	9795
03 Juni 2013	9935
04 Juni 2013	9805,55
05 Juni 2013	9800,4
06 Juni 2013	9791,95
07 Juni 2013	9791,75
08 Juni 2013	9805,45
09 Juni 2013	9994,75
10 Juni 2013	9805
11 Juni 2013	9800,55
12 Juni 2013	9825,05
13 Juni 2013	9859,75
14 Juni 2013	9883,5
15 Juni 2013	9872,25
16 Juni 2013	9923,5
115	

Tanggal	Nilai Tukar
Tanggal	(IDR)
17 Juni 2013	9923,5
18 Juni 2013	9890
19 Juni 2013	9907,1
20 Juni 2013	9907,35
21 Juni 2013	9924,05
22 Juni 2013	9924,35
23 Juni 2013	9927,25
24 Juni 2013	9927,25
25 Juni 2013	9929,3
26 Juni 2013	9920,65
27 Juni 2013	9924,8
28 Juni 2013	9925,25
29 Juni 2013	9924,35
30 Juni 2013	9925
01 Juli 2013	9925
02 Juli 2013	9924,25
03 Juli 2013	9932,8
04 Juli 2013	9939,8
05 Juli 2013	9940,25
06 Juli 2013	9942,9
07 Juli 2013	9943
08 Juli 2013	9943
09 Juli 2013	9955,25
10 Juli 2013	9958,8
11 Juli 2013	9970,45
12 Juli 2013	9970,05
13 Juli 2013	9992,55
14 Juli 2013	10101,9
15 Juli 2013	9995,15
16 Juli 2013	10017,5
17 Juli 2013	10329,5
18 Juli 2013	10045,5
19 Juli 2013	10060
20 Juli 2013	10080
21 Juli 2013	10078
22 Juli 2013	10078
23 Juli 2013	10065
24 Juli 2013	10200
25 Juli 2013	10259,5
26 Juli 2013	10304,5

Tanggal Nilai Tukar (IDR) 27 Juli 2013 10265 28 Juli 2013 10091 29 Juli 2013 10265 30 Juli 2013 10272,5 31 Juli 2013 10322 01 Agustus 2013 10285,5	
(IDR) 27 Juli 2013 10265 28 Juli 2013 10091 29 Juli 2013 10265 30 Juli 2013 10272,5 31 Juli 2013 10322	
27 Juli 2013 10265 28 Juli 2013 10091 29 Juli 2013 10265 30 Juli 2013 10272,5 31 Juli 2013 10322	
28 Juli 2013 10091 29 Juli 2013 10265 30 Juli 2013 10272,5 31 Juli 2013 10322	
30 Juli 2013 10272,5 31 Juli 2013 10322	
31 Juli 2013 10322	
02 Agustus 2013 10263,5	
03 Agustus 2013 10288,5	
04 Agustus 2013 10285	
05 Agustus 2013 10202	
06 Agustus 2013 10284,5	
07 Agustus 2013 10280	
08 Agustus 2013 10285	
09 Agustus 2013 10284	
10 Agustus 2013 10280	
11 Agustus 2013 10285	
12 Agustus 2013 10285	
13 Agustus 2013 10290	
14 Agustus 2013 10289,5	
15 Agustus 2013 10290	
16 Agustus 2013 10355	
17 Agustus 2013 10385,5	
19 Agustus 2013 10540,5	
20 Agustus 2013 10490	
21 Agustus 2013 10808,5	
22 Agustus 2013 10775	
23 Agustus 2013 10818,5	
24 Agustus 2013 10780	
25 Agustus 2013 10778	
26 Agustus 2013 10974	
27 Agustus 2013 11040,5	
28 Agustus 2013 11304,5	
29 Agustus 2013 11222,5	
30 Agustus 2013 11130,5	
31 Agustus 2013 11278,5	
01 September 2013 10915,5	
02 September 2013 10920	
03 September 2013 10977,5	

Tanggal	Nilai Tukar
05 September 2013	(IDR)
06 September 2013	11124,5 11124
•	
07 September 2013	11561,5
08 September 2013	11175
09 September 2013	11175
10 September 2013	11159
11 September 2013	11234,5
12 September 2013	11343,5
13 September 2013	11070,5
14 September 2013	11410,5
15 September 2013	11409,5
16 September 2013	11409,5
17 September 2013	11377
18 September 2013	11447
19 September 2013	11474
20 September 2013	11282,5
21 September 2013	11349,5
22 September 2013	11350
23 September 2013	11350
24 September 2013	11444,5
25 September 2013	11469,5
26 September 2013	11484,5
27 September 2013	11457,5
28 September 2013	11537,5
29 September 2013	11536,5
30 September 2013	11536,5
01 Oktober 2013	11579,5
02 Oktober 2013	11505,5
03 Oktober 2013	11531
04 Oktober 2013	11527,5
05 Oktober 2013	11522,5
06 Oktober 2013	11246
07 Oktober 2013	11523
08 Oktober 2013	11523,5
09 Oktober 2013	11515,5
10 Oktober 2013	11531,5
11 Oktober 2013	11490
12 Oktober 2013	11365
13 Oktober 2013	11365
14 Oktober 2013	9612,5
	,-

Tanggal	Nilai Tukar
14119841	(IDR)
15 Oktober 2013	11364,5
16 Oktober 2013	11364,5
17 Oktober 2013	10945
18 Oktober 2013	11329,5
19 Oktober 2013	11325
20 Oktober 2013	11323
21 Oktober 2013	11323
22 Oktober 2013	11335,5
23 Oktober 2013	11291,5
24 Oktober 2013	11269,5
25 Oktober 2013	11156
26 Oktober 2013	11014
27 Oktober 2013	11015
28 Oktober 2013	10735,5
29 Oktober 2013	11054
30 Oktober 2013	11104,5
31 Oktober 2013	10843
01 November 2013	10950
02 November 2013	11332
03 November 2013	11333
04 November 2013	11333
05 November 2013	11160
06 November 2013	11352,5
07 November 2013	11410
08 November 2013	11270
09 November 2013	11428,5
10 November 2013	11410
11 November 2013	11407
12 November 2013	11560,5
13 November 2013	11420
14 November 2013	11605
15 November 2013	11385
16 November 2013	11621
17 November 2013	11620
18 November 2013	11620
19 November 2013	11633
20 November 2013	11596,5
21 November 2013	11656
22 November 2013	11525
23 November 2013	11491

	Nilai
Tanggal	Tukar (IDR)
24 November 2013	11694,5
25 November 2013	11694,5
26 November 2013	11747
27 November 2013	11765
28 November 2013	11765
29 November 2013	11843,5
30 November 2013	11890
01 Desember 2013	11794,5
02 Desember 2013	11794,5
03 Desember 2013	11896
04 Desember 2013	11741
05 Desember 2013	11890
06 Desember 2013	11930
07 Desember 2013	11956
08 Desember 2013	11846
09 Desember 2013	11846
10 Desember 2013	11825
11 Desember 2013	11850,5
12 Desember 2013	11948
13 Desember 2013	12035,5
14 Desember 2013	11973
15 Desember 2013	12020,5
16 Desember 2013	12020,5
17 Desember 2013	11965
18 Desember 2013	12001
19 Desember 2013	12042,5
20 Desember 2013	12115,5
21 Desember 2013	12110
22 Desember 2013	12155,5
23 Desember 2013	12155,5
24 Desember 2013	12125,5
25 Desember 2013	12200
26 Desember 2013	12150,5
27 Desember 2013	12145,5
28 Desember 2013	12159,5
29 Desember 2013	12144,5
30 Desember 2013	12144,5
31 Desember 2013	12210
01 Januari 2014	12170
02 Januari 2014	12160,5

Tanggal	Nilai Tukar (IDR)
03 Januari 2014	12102,5
04 Januari 2014	12115,5
05 Januari 2014	12110,5
06 Januari 2014	12110,5
07 Januari 2014	12151
08 Januari 2014	12056
09 Januari 2014	12042,5
10 Januari 2014	12017,5
11 Januari 2014	11886
12 Januari 2014	11825,5
13 Januari 2014	11825,5
14 Januari 2014	11787
15 Januari 2014	11810,5
16 Januari 2014	11847
17 Januari 2014	11900,5
18 Januari 2014	11860
19 Januari 2014	11860,5
20 Januari 2014	11860,5
21 Januari 2014	11905,5
22 Januari 2014	12037,5
23 Januari 2014	12060
24 Januari 2014	12075,5
25 Januari 2014	12175,5
26 Januari 2014	12129,5
27 Januari 2014	12129,5
28 Januari 2014	12195,5
29 Januari 2014	12160
30 Januari 2014	12169
31 Januari 2014	12165,5
01 Februari 2014	12147,5
02 Februari 2014	12165
03 Februari 2014	12165
04 Februari 2014	12095,5
05 Februari 2014	12010,5
06 Februari 2014	12030,5
07 Februari 2014	11970
08 Februari 2014	11990
09 Februari 2014	12010,5
10 Februari 2014	12010,5
11 Februari 2014	12015

Tonggol	Nilai
Tanggal	Tukar (IDR)
12 Februari 2014	11940,5
13 Februari 2014	11913
14 Februari 2014	11865
15 Februari 2014	11607,5
16 Februari 2014	11615,5
17 Februari 2014	11615,5
18 Februari 2014	11647,5
19 Februari 2014	11760,5
20 Februari 2014	11720
21 Februari 2014	11735,5
22 Februari 2014	11712,5
23 Februari 2014	11690,5
24 Februari 2014	11690,5
25 Februari 2014	11650
26 Februari 2014	11615,5
27 Februari 2014	11647,5
28 Februari 2014	11615
01 Maret 2014	11610
02 Maret 2014	11578,5
03 Maret 2014	11578,5
04 Maret 2014	11655,5
05 Maret 2014	11580,5
06 Maret 2014	11590,5
07 Maret 2014	11383
08 Maret 2014	11440
09 Maret 2014	11395,5
10 Maret 2014	11395,5
11 Maret 2014	11463
12 Maret 2014	11478
13 Maret 2014	11458
14 Maret 2014	11435,5
15 Maret 2014	11305,5
16 Maret 2014	11305,5
17 Maret 2014	11305,5
18 Maret 2014	11257,5
19 Maret 2014	11300,5
20 Maret 2014	11377,5
21 Maret 2014	11465
22 Maret 2014	11385
23 Maret 2014	11410,5

	Nilai
Tanggal	Tukar (IDR)
24 Maret 2014	11410,5
25 Maret 2014	11379
26 Maret 2014	11405
27 Maret 2014	11425,5
28 Maret 2014	11392,5
29 Maret 2014	11325
30 Maret 2014	11314,5
31 Maret 2014	11314,5
01 April 2014	11253
02 April 2014	11253
03 April 2014	11335
04 April 2014	11338
05 April 2014	11288
06 April 2014	11320
07 April 2014	11320
08 April 2014	11328
09 April 2014	11230
10 April 2014	11358
11 April 2014	11475
12 April 2014	11460
13 April 2014	11405
14 April 2014	11405
15 April 2014	11411
16 April 2014	11485
17 April 2014	11405
18 April 2014	11423
19 April 2014	11410
20 April 2014	11455
21 April 2014	11455
22 April 2014	11438
23 April 2014	11548
24 April 2014	11618
25 April 2014	11628
26 April 2014	11575
27 April 2014	11575
28 April 2014	11575
29 April 2014	11588
30 April 2014	11523
	11538
01 Mei 2014	11330

	Nilai
Tanggal	Tukar (IDR)
03 Mei 2014	11530
04 Mei 2014	11525
05 Mei 2014	11525
06 Mei 2014	11510
07 Mei 2014	11505
08 Mei 2014	11545
09 Mei 2014	11520
10 Mei 2014	11532
11 Mei 2014	11550
12 Mei 2014	11550
13 Mei 2014	11515
14 Mei 2014	_
	11465
15 Mei 2014	11366
16 Mei 2014	11432
17 Mei 2014	11340
18 Mei 2014	11337,5
19 Mei 2014	11337,5
20 Mei 2014	11403
21 Mei 2014	11493
22 Mei 2014	11503
23 Mei 2014	11525
24 Mei 2014	11603
25 Mei 2014	11605
26 Mei 2014	11605
27 Mei 2014	11560
28 Mei 2014	11610
29 Mei 2014	11638
30 Mei 2014	11606
31 Mei 2014	11743
01 Juni 2014	11675
02 Juni 2014	11675
03 Juni 2014	11827
04 Juni 2014	11823
05 Juni 2014	11890
06 Juni 2014	11817
07 Juni 2014	11755
08 Juni 2014	11825
09 Juni 2014	11825
10 Juni 2014	11795
11 Juni 2014	11775
118	

TI	Tulian
Tanggal	Tukar (IDR)
12 Juni 2014	11815
13 Juni 2014	11767
14 Juni 2014	11810
15 Juni 2014	11795
16 Juni 2014	11795
17 Juni 2014	11837
18 Juni 2014	11935
19 Juni 2014	11957,5
20 Juni 2014	11947
21 Juni 2014	11955
22 Juni 2014	11960
23 Juni 2014	11960
24 Juni 2014	11975
25 Juni 2014	12007
26 Juni 2014	12107
27 Juni 2014	12135
28 Juni 2014	12028
29 Juni 2014	12030
30 Juni 2014	12030
01 Juli 2014	11870
02 Juli 2014	11875
03 Juli 2014	11930
04 Juli 2014	11920
05 Juli 2014	11820
06 Juli 2014	11870
07 Juli 2014	11870
08 Juli 2014	11815
09 Juli 2014	11682
10 Juli 2014	11655
11 Juli 2014	11590
12 Juli 2014	11635
13 Juli 2014	11625
14 Juli 2014	11625
15 Juli 2014	11680
16 Juli 2014	11775
17 Juli 2014	11680
18 Juli 2014	11682
19 Juli 2014	11615
20 Juli 2014	11625
21 Juli 2014	11625

Nilai

	Nilai
Tanggal	Tukar (IDR)
22 Juli 2014	11515
23 Juli 2014	11482
24 Juli 2014	11487
25 Juli 2014	11564
26 Juli 2014	11590
27 Juli 2014	11571
28 Juli 2014	11571
29 Juli 2014	11580
30 Juli 2014	11635
31 Juli 2014	11705
01 Agustus 2014	11860
02 Agustus 2014	11871
03 Agustus 2014	11871
04 Agustus 2014	11871
05 Agustus 2014	11750
06 Agustus 2014	11747
07 Agustus 2014	11788
08 Agustus 2014	11802
09 Agustus 2014	11740
10 Agustus 2014	11755
11 Agustus 2014	11755
12 Agustus 2014	11705
13 Agustus 2014	11725
14 Agustus 2014	11680
15 Agustus 2014	11697
16 Agustus 2014	11700
17 Agustus 2014	11677
18 Agustus 2014	11677
19 Agustus 2014	11690
20 Agustus 2014	11696
21 Agustus 2014	11720
22 Agustus 2014	11660
23 Agustus 2014	11698
24 Agustus 2014	11684
25 Agustus 2014	11670
26 Agustus 2014	11703
27 Agustus 2014	11693
28 Agustus 2014	11675
29 Agustus 2014	11740
30 Agustus 2014	11739
30 Agustus 2014	11733

Tanggal Tukar (IDR) 31 Agustus 2014 11704 01 September 2014 11718 03 September 2014 11765 04 September 2014 11775 05 September 2014 11767 06 September 2014 11732 07 September 2014 11732	
01 September 2014 11704 02 September 2014 11718 03 September 2014 11765 04 September 2014 11775 05 September 2014 11767 06 September 2014 11732 07 September 2014 11732	
02 September 2014 11718 03 September 2014 11765 04 September 2014 11775 05 September 2014 11767 06 September 2014 11732 07 September 2014 11732	
03 September 2014 11765 04 September 2014 11775 05 September 2014 11767 06 September 2014 11732 07 September 2014 11732	
04 September 2014 11775 05 September 2014 11767 06 September 2014 11732 07 September 2014 11732	
05 September 2014 11767 06 September 2014 11732 07 September 2014 11732	
06 September 2014 11732 07 September 2014 11732	
07 September 2014 11732	
09 Santambar 2014 11722	
08 September 2014 11732	
09 September 2014 11754	
10 September 2014 11812	
11 September 2014 11842	
12 September 2014 11835	
13 September 2014 11820	
14 September 2014 11820	
15 September 2014 11927,5	;
16 September 2014 11965	
17 September 2014 11965	
18 September 2014 11985	
19 September 2014 11982	
20 September 2014 12002	
21 September 2014 11993	
22 September 2014 11993	
23 September 2014 12030	
24 September 2014 11980	
25 September 2014 11997,5	,
26 September 2014 12015	
27 September 2014 12130	
28 September 2014 12060	
29 September 2014 12060	
30 September 2014 12225	
01 Oktober 2014 12185	
02 Oktober 2014 12160	
03 Oktober 2014 12176,5	;
04 Oktober 2014 12176,5	,
05 Oktober 2014 12176,5	,
06 Oktober 2014 12210	
07 Oktober 2014 12202,5	;
08 Oktober 2014 12202,5	,
09 Oktober 2014 12265	

	Nilai
Tanggal	Tukar (IDR)
10 Oktober 2014	12200
11 Oktober 2014	12212
12 Oktober 2014	12220
13 Oktober 2014	12220
14 Oktober 2014	12210
15 Oktober 2014	12185
16 Oktober 2014	12202
17 Oktober 2014	12230
18 Oktober 2014	12072
19 Oktober 2014	12112
20 Oktober 2014	12112
21 Oktober 2014	11973
22 Oktober 2014	11985
23 Oktober 2014	12018
24 Oktober 2014	12018
25 Oktober 2014	12038
26 Oktober 2014	12045
27 Oktober 2014	12085
28 Oktober 2014	12100
29 Oktober 2014	12125
30 Oktober 2014	12097
31 Oktober 2014	12115
01 November 2014	12062
02 November 2014	12080
03 November 2014	12080
04 November 2014	12112
05 November 2014	12108
06 November 2014	12192
07 November 2014	12177
08 November 2014	12157
09 November 2014	12185
10 November 2014	12185
11 November 2014	12177
12 November 2014	12208
13 November 2014	12185
14 November 2014	12190
15 November 2014	12165
16 November 2014	12210
17 November 2014	12210
18 November 2014	12130

	Nilai
Tanggal	Tukar (IDR)
19 November 2014	12083
20 November 2014	12140
21 November 2014	12125
22 November 2014	12103
23 November 2014	12143
24 November 2014	12143
25 November 2014	12132
26 November 2014	12139
27 November 2014	12165
28 November 2014	12167
29 November 2014	12255
30 November 2014	12185
01 Desember 2014	12185
02 Desember 2014	12287
03 Desember 2014	12290
04 Desember 2014	12310
05 Desember 2014	12295
06 Desember 2014	12380
07 Desember 2014	12295
08 Desember 2014	12295
09 Desember 2014	12385
10 Desember 2014	12362
11 Desember 2014	12365
12 Desember 2014	12424
13 Desember 2014	12615
14 Desember 2014	12622
15 Desember 2014	12622
16 Desember 2014	12880
17 Desember 2014	12880
18 Desember 2014	12685
19 Desember 2014	12510
20 Desember 2014	12405
21 Desember 2014	12450
22 Desember 2014	12450
23 Desember 2014	12453
24 Desember 2014	12485
25 Desember 2014	12420
26 Desember 2014	12485
27 Desember 2014	12485
28 Desember 2014	12430

Tanggal	Nilai Tukar
	(IDR)
29 Desember 2014	12430
30 Desember 2014	12415
31 Desember 2014	12410
01 Januari 2015	12435
02 Januari 2015	12460
03 Januari 2015	12485
04 Januari 2015	12510
05 Januari 2015	12510
06 Januari 2015	12615
07 Januari 2015	12630
08 Januari 2015	12700
09 Januari 2015	12670
10 Januari 2015	12567,5
11 Januari 2015	12592,5
12 Januari 2015	12592,5
13 Januari 2015	12575
14 Januari 2015	12575
15 Januari 2015	12570
16 Januari 2015	12524
17 Januari 2015	12615
18 Januari 2015	12590
19 Januari 2015	12590
20 Januari 2015	12652
21 Januari 2015	12575
22 Januari 2015	12470
23 Januari 2015	12420
24 Januari 2015	12468
25 Januari 2015	12473
26 Januari 2015	12473
27 Januari 2015	12488
28 Januari 2015	12465
29 Januari 2015	12500
30 Januari 2015	12618
31 Januari 2015	12790
01 Februari 2015	12760
02 Februari 2015	12760
03 Februari 2015	12662
04 Februari 2015	12600
05 Februari 2015	12630
06 Februari 2015	12595
00100100112013	12333

Tanggal	Nilai Tukar
ranggar	(IDR)
07 Februari 2015	12675
08 Februari 2015	12673
09 Februari 2015	12673
10 Februari 2015	12682
11 Februari 2015	12722
12 Februari 2015	12855
13 Februari 2015	12745
14 Februari 2015	12747
15 Februari 2015	12729,5
16 Februari 2015	12729,5
17 Februari 2015	12763
18 Februari 2015	12817
19 Februari 2015	12883
20 Februari 2015	12878
21 Februari 2015	12868
22 Februari 2015	12843
23 Februari 2015	12843
24 Februari 2015	12920
25 Februari 2015	12897
26 Februari 2015	12860
27 Februari 2015	12852
28 Februari 2015	13000
01 Maret 2015	12988
02 Maret 2015	12988
03 Maret 2015	12985
04 Maret 2015	12967,5
05 Maret 2015	13115
06 Maret 2015	13007
07 Maret 2015	13030
08 Maret 2015	13087,5
09 Maret 2015	13087,5
10 Maret 2015	13073
11 Maret 2015	13212,5
12 Maret 2015	13185
13 Maret 2015	13193
14 Maret 2015	13235
15 Maret 2015	13235
16 Maret 2015	13235
17 Maret 2015	13205
18 Maret 2015	13180

	Nilai
Tanggal	Tukar (IDR)
19 Maret 2015	13142
20 Maret 2015	13050
21 Maret 2015	13012
22 Maret 2015	13035
23 Maret 2015	13035
24 Maret 2015	12975
25 Maret 2015	12948
26 Maret 2015	12985
27 Maret 2015	13022,5
28 Maret 2015	13050
29 Maret 2015	13085
30 Maret 2015	13085
31 Maret 2015	13090
01 April 2015	13075
02 April 2015	12980
03 April 2015	13020
04 April 2015	12935
05 April 2015	12980
06 April 2015	12980
07 April 2015	12940
08 April 2015	12995
09 April 2015	12973
10 April 2015	12967
11 April 2015	12918
12 April 2015	12920
13 April 2015	12920
14 April 2015	13070
15 April 2015	12937,5
16 April 2015	12930
17 April 2015	12832
18 April 2015	12850
19 April 2015	12842,5
20 April 2015	12842,5
21 April 2015	13031
22 April 2015	12953
23 April 2015	12935
24 April 2015	12940
25 April 2015	12952
26 April 2015	12952
27 April 2015	12952
·	

T	Nilai
Tanggal	Tukar (IDR)
28 April 2015	12955
29 April 2015	12937,5
30 April 2015	12905
01 Mei 2015	12972
02 Mei 2015	13000
03 Mei 2015	13010
04 Mei 2015	13010
05 Mei 2015	13017
06 Mei 2015	13027
07 Mei 2015	13025
08 Mei 2015	13130
09 Mei 2015	13060
10 Mei 2015	13057
11 Mei 2015	13057
12 Mei 2015	13160
13 Mei 2015	13170
14 Mei 2015	13082
15 Mei 2015	13023
16 Mei 2015	13070
17 Mei 2015	13062
18 Mei 2015	13062
19 Mei 2015	13172
20 Mei 2015	13165
21 Mei 2015	13102,5
22 Mei 2015	13123
23 Mei 2015	13148
24 Mei 2015	13160
25 Mei 2015	13160
26 Mei 2015	13183
27 Mei 2015	13222,5
28 Mei 2015	13180
29 Mei 2015	13195
30 Mei 2015	13220
31 Mei 2015	13210
01 Juni 2015	13210
02 Juni 2015	13210
03 Juni 2015	13200
04 Juni 2015	13240
05 Juni 2015	13285
06 Juni 2015	13388
121	

Tanggal	Nilai
Tanggal	Tukar (IDR)
07 Juni 2015	13398
08 Juni 2015	13398
09 Juni 2015	13355
10 Juni 2015	13340
11 Juni 2015	13225
12 Juni 2015	13292
13 Juni 2015	13317,5
14 Juni 2015	13320
15 Juni 2015	13320
16 Juni 2015	13332,5
17 Juni 2015	13337,5
18 Juni 2015	13337,5
19 Juni 2015	13340
20 Juni 2015	13320
21 Juni 2015	13320
22 Juni 2015	13320
23 Juni 2015	13292
24 Juni 2015	13277
25 Juni 2015	13320
26 Juni 2015	13303
27 Juni 2015	13312,5
28 Juni 2015	13332
29 Juni 2015	13332
30 Juni 2015	13327
01 Juli 2015	13352
02 Juli 2015	13335
03 Juli 2015	13293
04 Juli 2015	13355
05 Juli 2015	13350
06 Juli 2015	13350
07 Juli 2015	13295
08 Juli 2015	13358
09 Juli 2015	13365
10 Juli 2015	13320
11 Juli 2015	13317,5
12 Juli 2015	13308
13 Juli 2015	13308
14 Juli 2015	13288
15 Juli 2015	13295
16 Juli 2015	13344,5

Tanggal Nilai Tukai (IDR) 17 Juli 2015 1334! 18 Juli 2015 1335! 19 Juli 2015 1336! 20 Juli 2015 1336! 21 Juli 2015 1336! 22 Juli 2015 1336!	r) 5 5 0
(IDR) 17 Juli 2015 1334! 18 Juli 2015 1335! 19 Juli 2015 1336! 20 Juli 2015 1336! 21 Juli 2015 1335!	5 5 0
17 Juli 2015 1334 18 Juli 2015 1335 19 Juli 2015 13360 20 Juli 2015 13360 21 Juli 2015 13350	5 5 0
19 Juli 2015 13360 20 Juli 2015 13360 21 Juli 2015 13350	0
20 Juli 2015 13360 21 Juli 2015 13350	
20 Juli 2015 13360 21 Juli 2015 13350	n
	0
	9
23 Juli 2015 1342	2
24 Juli 2015 13440	
25 Juli 2015 13470	0
26 Juli 2015 13440	0
27 Juli 2015 13440	
28 Juli 2015 13478	
29 Juli 2015 13443	
30 Juli 2015 13448	
31 Juli 2015 1352	
01 Agustus 2015 13490	
02 Agustus 2015 13505	
03 Agustus 2015 13505	
04 Agustus 2015 1346	
05 Agustus 2015 13512	
06 Agustus 2015 13512	
07 Agustus 2015 1354	_
08 Agustus 2015 13525	
09 Agustus 2015 13513	
10 Agustus 2015 1351	
11 Agustus 2015 13505	
12 Agustus 2015 13698 13 Agustus 2015 13898	
-	
14 Agustus 2015 1377 15 Agustus 2015 1381	
17 Agustus 2015 1201	
17 Agustus 2015 1381	
18 Agustus 2015 13868	
18 Agustus 2015 13868 19 Agustus 2015 13858	3
18 Agustus 2015 13868 19 Agustus 2015 13858 20 Agustus 2015 13826	3
18 Agustus 2015 13868 19 Agustus 2015 13858 20 Agustus 2015 13820 21 Agustus 2015 13900	3 0 0
18 Agustus 2015 13868 19 Agustus 2015 13858 20 Agustus 2015 13820 21 Agustus 2015 13900 22 Agustus 2015 13988	3 0 0 5
18 Agustus 2015 13868 19 Agustus 2015 13858 20 Agustus 2015 13820 21 Agustus 2015 13900 22 Agustus 2015 13988 23 Agustus 2015 14018	3 0 0 5
18 Agustus 2015 13868 19 Agustus 2015 13858 20 Agustus 2015 13820 21 Agustus 2015 13900 22 Agustus 2015 13988	3 0 0 5 5

	Nilai
Tanggal	Tukar (IDR)
26 Agustus 2015	14010
27 Agustus 2015	14105
28 Agustus 2015	13997
29 Agustus 2015	13995
30 Agustus 2015	14010
31 Agustus 2015	14010
01 September 2015	14110
02 September 2015	14090
03 September 2015	14133
04 September 2015	14170
05 September 2015	14288
06 September 2015	14290
07 September 2015	14290
08 September 2015	14310
09 September 2015	14270
10 September 2015	14265
11 September 2015	14295
12 September 2015	14295
13 September 2015	14320
14 September 2015	14320
15 September 2015	14335
16 September 2015	14423
17 September 2015	14428
18 September 2015	14452
19 September 2015	14368
20 September 2015	14413
21 September 2015	14413
22 September 2015	14460
23 September 2015	14625
24 September 2015	14683
25 September 2015	14765
26 September 2015	14647
27 September 2015	14667
28 September 2015	14667
29 September 2015	14707
30 September 2015	14682
01 Oktober 2015	14637
02 Oktober 2015	14660
03 Oktober 2015	14663
04 Oktober 2015	14722,5
L	

	Nilai
Tanggal	Tukar
	(IDR)
05 Oktober 2015	14722,5
06 Oktober 2015	14450
07 Oktober 2015	14157
08 Oktober 2015	13860
09 Oktober 2015	13750
10 Oktober 2015	13420
11 Oktober 2015	13420
12 Oktober 2015	13420
13 Oktober 2015	13512
14 Oktober 2015	13598
15 Oktober 2015	13470
16 Oktober 2015	13475
17 Oktober 2015	13535
18 Oktober 2015	13525
19 Oktober 2015	13525
20 Oktober 2015	13660
21 Oktober 2015	13720
22 Oktober 2015	13790
23 Oktober 2015	13535
24 Oktober 2015	13610
25 Oktober 2015	13605
26 Oktober 2015	13605
27 Oktober 2015	13560
28 Oktober 2015	13652
29 Oktober 2015	13525
30 Oktober 2015	13635
31 Oktober 2015	13719
01 November 2015	13685
02 November 2015	13685
03 November 2015	13597,5
04 November 2015	13575
05 November 2015	13540
06 November 2015	13555
07 November 2015	13715
08 November 2015	13660
09 November 2015	13660
10 November 2015	13702
11 November 2015	13595
12 November 2015	13607,5
13 November 2015	13645

	Nilai
Tanggal	Tukar
14 November 2015	(IDR) 13765
15 November 2015	13773
16 November 2015	13773
17 November 2015	13773
18 November 2015	13737
19 November 2015	13803
20 November 2015	13695
21 November 2015	13607
22 November 2015	13635
23 November 2015	13635
24 November 2015	13697
25 November 2015	13637,5
26 November 2015	13637,5
27 November 2015 28 November 2015	13780
	13833
29 November 2015	13788
30 November 2015	13788
01 Desember 2015	13870
02 Desember 2015	13830
03 Desember 2015	13822
04 Desember 2015	13838
05 Desember 2015	13810
06 Desember 2015	13808
07 Desember 2015	13808
08 Desember 2015	13862
09 Desember 2015	14035,5
10 Desember 2015	14005
11 Desember 2015	13963
12 Desember 2015	14125
13 Desember 2015	14170
14 Desember 2015	14170
15 Desember 2015	14075
16 Desember 2015	14042
17 Desember 2015	14010
18 Desember 2015	14030
19 Desember 2015	13843
20 Desember 2015	13905
21 Desember 2015	13905
22 Desember 2015	13740
23 Desember 2015	13640

Tanggal	Nilai Tukar
	(IDR)
24 Desember 2015	13642
25 Desember 2015	13650
26 Desember 2015	13645
27 Desember 2015	13645
28 Desember 2015	13645
29 Desember 2015	13593,5
30 Desember 2015	13685
31 Desember 2015	13858
01 Januari 2016	13875
02 Januari 2016	13790
03 Januari 2016	13790
04 Januari 2016	13790
05 Januari 2016	13975
06 Januari 2016	13868
07 Januari 2016	13875
08 Januari 2016	13840
09 Januari 2016	13930
10 Januari 2016	13930
11 Januari 2016	13930
12 Januari 2016	13837,5
13 Januari 2016	13850
14 Januari 2016	13802
15 Januari 2016	13880
16 Januari 2016	13987
17 Januari 2016	13983
18 Januari 2016	13983
19 Januari 2016	13930
20 Januari 2016	13842
21 Januari 2016	13975
22 Januari 2016	13839
23 Januari 2016	13800
24 Januari 2016	13797
25 Januari 2016	13797
26 Januari 2016	13863
27 Januari 2016	13830
28 Januari 2016	13847
29 Januari 2016	13820
30 Januari 2016	13703
31 Januari 2016	13685
01 Februari 2016	13685

Tanggal	Nilai
Tanggal	Tukar (IDR)
02 Februari 2016	13645
03 Februari 2016	13717
04 Februari 2016	13750
05 Februari 2016	13610
06 Februari 2016	13635
07 Februari 2016	13635
08 Februari 2016	13635
09 Februari 2016	13688
10 Februari 2016	13610
11 Februari 2016	13455
12 Februari 2016	13495
13 Februari 2016	13487
14 Februari 2016	13505
15 Februari 2016	13505
16 Februari 2016	13395
17 Februari 2016	13510
18 Februari 2016	13435
19 Februari 2016	13540
20 Februari 2016	13480
21 Februari 2016	13477
22 Februari 2016	13477
23 Februari 2016	13400
24 Februari 2016	13425
25 Februari 2016	13432,5
26 Februari 2016	13457
27 Februari 2016	13405
28 Februari 2016	13435
29 Februari 2016	13435
01 Maret 2016	13345
02 Maret 2016	13335
03 Maret 2016	13261,5
04 Maret 2016	13177
05 Maret 2016	13015
06 Maret 2016	13038
07 Maret 2016	13038
08 Maret 2016	13040
09 Maret 2016	13183
10 Maret 2016	13112
11 Maret 2016	13192,5
12 Maret 2016	13015

	Nilai
Tanggal	Tukar
12 Marrat 2016	(IDR)
13 Maret 2016	12993
14 Maret 2016	12993
15 Maret 2016	13060
16 Maret 2016	13183
17 Maret 2016	13298
18 Maret 2016	12990
19 Maret 2016	13092
20 Maret 2016	13088
21 Maret 2016	13088
22 Maret 2016	13188
23 Maret 2016	13141
24 Maret 2016	13228
25 Maret 2016	13296
26 Maret 2016	13265
27 Maret 2016	13270
28 Maret 2016	13270
29 Maret 2016	13375
30 Maret 2016	13315
31 Maret 2016	13248
01 April 2016	13142
02 April 2016	13120
03 April 2016	13137
04 April 2016	13137
05 April 2016	13140
06 April 2016	13260
07 April 2016	13195
08 April 2016	13207
09 April 2016	13127,5
10 April 2016	13125
11 April 2016	13125
12 April 2016	13105
13 April 2016	13078
14 April 2016	13188
15 April 2016	13179
16 April 2016	13185
17 April 2016	13182,5
18 April 2016	13182,5
19 April 2016	13119
20 April 2016	13092
21 April 2016	13169
21 Whili 2010	13103

	Nilai
Tanggal	Tukar
	(IDR)
22 April 2016	13170
23 April 2016	13205
24 April 2016	13207,5
25 April 2016	13207,5
26 April 2016	13217,5
27 April 2016	13183
28 April 2016	13185
29 April 2016	13175
30 April 2016	13213
01 Mei 2016	13190
02 Mei 2016	13190
03 Mei 2016	13138
04 Mei 2016	13254
05 Mei 2016	13362
06 Mei 2016	13355
07 Mei 2016	13329
08 Mei 2016	13357,5
09 Mei 2016	13357,5
10 Mei 2016	13380
11 Mei 2016	13315
12 Mei 2016	13305
13 Mei 2016	13305
14 Mei 2016	13340
15 Mei 2016	13337
16 Mei 2016	13337
17 Mei 2016	13330
18 Mei 2016	13322
19 Mei 2016	13408
20 Mei 2016	13615
21 Mei 2016	13610
22 Mei 2016	13617,5
23 Mei 2016	13617,5
24 Mei 2016	13575
25 Mei 2016	13652
26 Mei 2016	13611
27 Mei 2016	13555
28 Mei 2016	13610
29 Mei 2016	13605
30 Mei 2016	13605
31 Mei 2016	13641
	<u> </u>

Tanggal	Nilai
Tanggal	Tukar (IDR)
01 Juni 2016	13638
02 Juni 2016	13678
03 Juni 2016	13660
04 Juni 2016	13467,5
05 Juni 2016	13423
06 Juni 2016	13423
07 Juni 2016	13367
08 Juni 2016	13217
09 Juni 2016	13265
10 Juni 2016	13267
11 Juni 2016	13343
12 Juni 2016	13353
13 Juni 2016	13353
14 Juni 2016	13317
15 Juni 2016	13405
16 Juni 2016	13348
17 Juni 2016	13395
18 Juni 2016	13342
19 Juni 2016	13337
20 Juni 2016	13337
21 Juni 2016	13240
22 Juni 2016	13237,5
23 Juni 2016	13250
24 Juni 2016	13102
25 Juni 2016	13420
26 Juni 2016	13425
27 Juni 2016	13425
28 Juni 2016	13385
29 Juni 2016	13215,5
30 Juni 2016	13153
01 Juli 2016	13195
02 Juli 2016	13115
03 Juli 2016	13120
04 Juli 2016	13120
05 Juli 2016	13100
06 Juli 2016	13173
07 Juli 2016	13125
08 Juli 2016	13220
09 Juli 2016	13110
10 Juli 2016	13125
<u></u>	

	Nilai
Tanggal	Tukar
11 Juli 2016	(IDR) 13125
12 Juli 2016	13123
13 Juli 2016	
14 Juli 2016	13090
	13045
15 Juli 2016	13045
16 Juli 2016	13122
17 Juli 2016	13107
18 Juli 2016	13107
19 Juli 2016	13093
20 Juli 2016	13095
21 Juli 2016	13123
22 Juli 2016	13105,5
23 Juli 2016	13123
24 Juli 2016	13118
25 Juli 2016	13118
26 Juli 2016	13140
27 Juli 2016	13170
28 Juli 2016	13142
29 Juli 2016	13073
30 Juli 2016	13057
31 Juli 2016	13067,5
01 Agustus 2016	13067,5
02 Agustus 2016	13020
03 Agustus 2016	13092
04 Agustus 2016	13154
05 Agustus 2016	13110
06 Agustus 2016	13123
07 Agustus 2016	13127
08 Agustus 2016	13127
09 Agustus 2016	13132
10 Agustus 2016	13105
11 Agustus 2016	13083
12 Agustus 2016	13087
13 Agustus 2016	13105
14 Agustus 2016	13115
15 Agustus 2016	13115
16 Agustus 2016	13066
17 Agustus 2016	13105
18 Agustus 2016	13147
19 Agustus 2016	13105
	_5255

	Nilai
Tanggal	Tukar
20.4 : 20.45	(IDR)
20 Agustus 2016	13178
21 Agustus 2016	13155
22 Agustus 2016	13172
23 Agustus 2016	13216
24 Agustus 2016	13223
25 Agustus 2016	13241,5
26 Agustus 2016	13265
27 Agustus 2016	13269
28 Agustus 2016	13301
29 Agustus 2016	13308
30 Agustus 2016	13262
31 Agustus 2016	13297
01 September 2016	13292
02 September 2016	13247
03 September 2016	13204
04 September 2016	13202
05 September 2016	13202
06 September 2016	13133
07 September 2016	13072
08 September 2016	13058
09 September 2016	13096
10 September 2016	13173
11 September 2016	13184
12 September 2016	13099,5
13 September 2016	13170
14 September 2016	13250
15 September 2016	13209
16 September 2016	13143
17 September 2016	13177
18 September 2016	13170
19 September 2016	13170
20 September 2016	13146
21 September 2016	13145
22 September 2016	13110
23 September 2016	13045
24 September 2016	13079
25 September 2016	13085
26 September 2016	13085
27 September 2016	13029
28 September 2016	12930
2 22,000,000 2020	

Tanggal	Nilai Tukar (IDR)				
29 September 2016	12957				
30 September 2016	13004				
01 Oktober 2016	13024				
02 Oktober 2016	13021				
03 Oktober 2016	13019				
04 Oktober 2016	12982				
05 Oktober 2016	13033				
06 Oktober 2016	13035				
07 Oktober 2016	13021				
08 Oktober 2016	12971				
09 Oktober 2016	12974				
10 Oktober 2016	12969				
11 Oktober 2016	13058				
12 Oktober 2016	13037				
13 Oktober 2016	13070				
14 Oktober 2016	13071				
15 Oktober 2016	13076				
16 Oktober 2016	13085				
17 Oktober 2016	13059				
18 Oktober 2016	13018				
19 Oktober 2016	12992				
20 Oktober 2016	13018				
21 Oktober 2016	13037				
22 Oktober 2016	13053				
23 Oktober 2016	13053				
24 Oktober 2016	13037				
25 Oktober 2016	12994				
26 Oktober 2016	13017				
27 Oktober 2016	13045				
28 Oktober 2016	13070				
29 Oktober 2016	13070				
30 Oktober 2016	13070				
31 Oktober 2016	13046				
01 November 2016	13058				
02 November 2016	13053				
03 November 2016	13074				
04 November 2016	13108				
05 November 2016	13120				
06 November 2016	13120				
07 November 2016	13110				

	Nilai
Tanggal	Tukar
08 November 2016	(IDR) 13077
09 November 2016	13153
10 November 2016	13461
11 November 2016	13510,5
12 November 2016	13310,3
13 November 2016	13365
14 November 2016	13515,5
15 November 2016	13328
16 November 2016	13508
17 November 2016	13397
18 November 2016	13340
19 November 2016	13370
20 November 2016	13370
21 November 2016	13445,5
22 November 2016	13437
23 November 2016	13615,5
24 November 2016	13550
25 November 2016	13528
26 November 2016	13515
27 November 2016	13541
28 November 2016	13516
29 November 2016	13543
30 November 2016	13600
01 Desember 2016	13530
02 Desember 2016	13469,5
03 Desember 2016	13467
04 Desember 2016	13467
05 Desember 2016	13437
06 Desember 2016	13382,5
07 Desember 2016	13290
08 Desember 2016	13301
09 Desember 2016	13346
10 Desember 2016	13352
11 Desember 2016	13352
12 Desember 2016	13292
13 Desember 2016	13267,8
14 Desember 2016	13285
15 Desember 2016	13427
16 Desember 2016	13402,3
17 Desember 2016	13416

Tanggal	Nilai Tukar (IDR)
18 Desember 2016	13416
19 Desember 2016	13387
20 Desember 2016	13455,3
21 Desember 2016	13450,3
22 Desember 2016	13463
23 Desember 2016	13435,8
24 Desember 2016	13440
25 Desember 2016	13440
26 Desember 2016	13429,5
27 Desember 2016	13444,3
28 Desember 2016	13485,3
29 Desember 2016	13471,3
30 Desember 2016	13486
31 Desember 2016	13525
01 Januari 2017	13525
02 Januari 2017	13535,5
03 Januari 2017	13470
04 Januari 2017	13345,5
05 Januari 2017	13332,5
06 Januari 2017	13329
07 Januari 2017	13349
08 Januari 2017	13349
09 Januari 2017	13300
10 Januari 2017	13271
11 Januari 2017	13315,5
12 Januari 2017	13275
13 Januari 2017	13344
14 Januari 2017	13320
15 Januari 2017	13320
16 Januari 2017	13346
17 Januari 2017	13305
18 Januari 2017	13353
19 Januari 2017	13390
20 Januari 2017	13427
21 Januari 2017	13400
22 Januari 2017	13400
23 Januari 2017	13341
24 Januari 2017	13322
25 Januari 2017	13343
26 Januari 2017	13395

	1
Tanggal	Nilai Tukar
ranggar	(IDR)
27 Januari 2017	13347
28 Januari 2017	13364
29 Januari 2017	13364
30 Januari 2017	13327,3
31 Januari 2017	13350
01 Februari 2017	13397,8
02 Februari 2017	13330,3
03 Februari 2017	13315,3
04 Februari 2017	13325
05 Februari 2017	13325
06 Februari 2017	13305,8
07 Februari 2017	13320,8
08 Februari 2017	13314,3
09 Februari 2017	13297
10 Februari 2017	13302,8
11 Februari 2017	13320
12 Februari 2017	13319
13 Februari 2017	13328
14 Februari 2017	13324
15 Februari 2017	13320,3
16 Februari 2017	13347,3
17 Februari 2017	13342
18 Februari 2017	13345
19 Februari 2017	13345
20 Februari 2017	13342,5
21 Februari 2017	13360
22 Februari 2017	13342
23 Februari 2017	13311
24 Februari 2017	13340
25 Februari 2017	13330
26 Februari 2017	13330
27 Februari 2017	13355
28 Februari 2017	13346
01 Maret 2017	13340
02 Maret 2017	13383
03 Maret 2017	13373
04 Maret 2017	13323
05 Maret 2017	13323
06 Maret 2017	13322,8
07 Maret 2017	13337,8

	Nilai
Tanggal	Tukar
	(IDR)
08 Maret 2017	13407
09 Maret 2017	13394

	Nilai
Tanggal	Tukar
	(IDR)
10 Maret 2017	13363
11 Maret 2017	13356

LAMPIRAN B HASIL UJI COBA

B.1 Hasil Uji Coba Jumlah Hidden Neuron

Jumlah <i>Hidden</i>	Nilai MAPE (%) Percobaan Ke- <i>i</i>											
Neuron	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	MAPE (%)	
2	4,194604	0,817861	0,824841	0,985986	12,737960	0,504016	1,414587	0,689417	1,653970	0,388327	2,421157	
3	0,494568	0,527909	0,513291	0,746500	0,500886	0,467152	0,492382	0,481483	0,441589	0,491982	0,515774	
4	0,461076	0,484359	0,532880	0,509796	0,425336	0,385920	0,434843	0,459743	0,415652	0,446810	0,455642	
5	0,483653	0,402289	0,430690	0,398275	0,425442	0,405229	0,477475	0,537490	0,438730	0,479428	0,447870	
6	0,423355	0,399917	0,437309	0,436906	0,442334	0,463682	0,423447	0,410515	0,443312	0,440056	0,432083	
7	0,463171	0,418358	0,418353	0,435787	0,424314	0,416705	0,463058	0,445711	0,413895	0,413200	0,431255	
8	0,395567	0,409887	0,426667	0,407232	0,399194	0,420484	0,425748	0,462095	0,476103	0,413006	0,423598	
9	0,415378	0,416715	0,416166	0,408276	0,404456	0,431174	0,411427	0,404304	0,417544	0,415131	0,414057	
10	0,421155	0,409799	0,416234	0,407822	0,408994	0,408937	0,407315	0,402593	0,410357	0,408321	0,410153	
11	0,409599	0,414757	0,405008	0,409792	0,410048	0,418648	0,406847	0,409526	0,398803	0,409052	0,409208	
12	0,410396	0,412163	0,409206	0,409725	0,411965	0,409944	0,412224	0,412141	0,416620	0,413590	0,411797	
13	0,412895	0,409128	0,409317	0,407672	0,412899	0,406468	0,416472	0,409664	0,405843	0,414406	0,410476	
14	0,410539	0,411644	0,407630	0,408731	0,406405	0,403240	0,408971	0,408694	0,414388	0,405912	0,408615	
15	0,408395	0,410156	0,409469	0,412887	0,410778	0,402007	0,409906	0,409654	0,410374	0,414316	0,409794	
16	0,410152	0,403252	0,411284	0,407614	0,405512	0,413819	0,404453	0,405515	0,409882	0,411031	0,408251	
17	0,412265	0,404297	0,408259	0,403854	0,402022	0,401386	0,406331	0,405502	0,410311	0,402056	0,405628	
18	0,402874	0,407599	0,410834	0,406986	0,401167	0,402604	0,402904	0,414493	0,403766	0,402318	0,405555	
19	0,402683	0,414387	0,405218	0,409242	0,403769	0,405265	0,404552	0,404928	0,403073	0,403268	0,405639	
20	0,403148	0,402040	0,404558	0,409677	0,404908	0,403684	0,402581	0,405428	0,407429	0,409225	0,405268	

B.2 Hasil Uji Coba Jumlah Fitur

Jumlah	Nilai MAPE (%) Percobaan Ke- <i>i</i>										
Fitur	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	MAPE (%)
3	0,409799	0,409330	0,407776	0,410937	0,407943	0,412228	0,407860	0,408065	0,411206	0,411012	0,409616
4	0,408314	0,407615	0,410759	0,410289	0,408955	0,408419	0,411921	0,407262	0,408858	0,412793	0,409519
5	0,405412	0,410826	0,408745	0,421181	0,407420	0,407214	0,410580	0,412357	0,413157	0,414362	0,411125
6	0,411955	0,413854	0,406034	0,404791	0,434606	0,410765	0,417000	0,412142	0,409066	0,415022	0,413524
7	0,424462	0,408854	0,417926	0,423238	0,449028	0,391956	0,417200	0,412185	0,406462	0,408994	0,416031

B.3 Hasil Uji Coba Jangka Waktu Prediksi

Jangka Waktu	Data Latih	Uji	Nilai MAPE (%) Percobaan Ke- <i>i</i>										Rata- rata
	(hari)		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	MAPE (%)
1 hari	1890	1	0,131507	0,097036	0,061702	0,098360	0,103080	0,071810	0,098598	0,086132	0,053308	0,097046	0,089858
1 minggu	1890	7	0,410546	0,414849	0,418404	0,419957	0,381399	0,410845	0,420671	0,450540	0,432703	0,425062	0,418498
1 bulan	1890	30	0,408250	0,418982	0,408516	0,409113	0,410108	0,411355	0,422171	0,416123	0,409600	0,410150	0,412437
3 bulan	1890	91	0,359210	0,364372	0,367847	0,370680	0,364369	0,363658	0,363249	0,365049	0,362395	0,361371	0,364220
4 bulan	1890	121	0,375936	0,376387	0,376653	0,377272	0,376168	0,375995	0,375299	0,377795	0,377495	0,376369	0,376537
6 bulan	1890	182	0,348519	0,346427	0,346981	0,346113	0,353819	0,347777	0,348931	0,347731	0,347299	0,348457	0,348205
1 tahun	1890	365	0,386505	0,358192	0,370999	0,351672	0,382175	0,385997	0,397002	0,438740	0,403543	0,382200	0,385703
2 tahun	1890	730	0,668624	0,471223	1,191993	0,559296	0,643020	0,653873	0,538075	0,418767	0,477879	0,490973	0,611372
3 tahun	1890	1095	0,576049	0,605966	0,797463	0,641929	0,623066	0,421355	0,914752	0,675845	0,545073	0,629944	0,643144

B.4 Hasil Uji Coba Jumlah Context Neuron

Jumlah Context				Nil	ai MAPE (%)	Percobaan K	e-i				Rata-rata
Neuron	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	MAPE (%)
1	0,071246	0,076168	0,071492	0,077735	0,102105	0,059461	0,066715	0,072885	0,075213	0,077212	0,075023
2	0,080920	0,082270	0,091132	0,076665	0,083517	0,061913	0,064735	0,092740	0,094374	0,099021	0,082729
3	0,102717	0,092137	0,085597	0,051533	0,091962	0,079026	0,096677	0,074833	0,074996	0,102798	0,085228
4	0,101466	0,068160	0,036046	0,174097	0,110679	0,053002	0,201255	0,069674	0,145309	0,050698	0,101039
5	0,009337	0,131366	0,086204	0,108608	0,071398	0,051730	0,181809	0,080729	0,108340	0,119445	0,094897
6	0,180178	0,108780	0,102611	0,257456	0,142299	0,082249	0,036604	0,238822	0,271442	0,139981	0,156042
7	0,301898	0,278966	0,177707	0,000560	0,039942	0,236873	0,008245	0,046500	0,335577	0,224930	0,165120
8	0,469265	0,124220	0,180003	0,299365	0,231876	0,157481	0,118098	0,003815	0,307845	0,082155	0,197412
9	0,129554	0,071091	0,165559	0,007502	0,192544	0,119604	0,138729	0,165957	0,205283	0,640905	0,183673
10	0,143206	0,139186	0,147279	0,240970	0,025350	0,250239	0,155851	0,182314	0,538470	0,236599	0,205946
11	0,391520	0,125995	0,106897	0,237789	0,447201	0,247853	0,240110	0,464159	0,004046	0,098521	0,236409
12	0,135382	0,132533	0,067419	0,415798	0,240993	0,070339	0,443842	0,207540	0,136701	0,017767	0,186831
13	0,305822	0,504034	0,026216	0,199863	0,310011	0,962463	0,178415	0,601892	0,088048	0,115886	0,329265
14	0,288916	0,463146	0,294471	0,254428	0,185230	0,297719	0,192309	0,115391	0,138576	0,018387	0,224857
15	0,296255	0,159392	0,191865	0,123050	0,687318	0,262527	0,207979	0,376771	0,042799	0,450507	0,279846
16	0,475175	0,002208	0,087375	0,259085	0,009616	0,093942	0,051711	0,202968	0,029648	0,206279	0,141801
17	0,371534	0,039979	0,561387	0,224244	0,148261	0,751075	0,237759	0,016635	0,360864	0,279395	0,299113
18	0,541836	0,054831	0,219748	0,180695	0,133521	0,435182	0,289621	0,459481	0,114088	0,349023	0,277803
19	0,383842	0,193903	0,261909	0,168307	0,428409	0,170241	0,486569	0,542248	0,108688	0,296979	0,304110
20	0,422098	0,175980	0,290490	0,444320	0,256675	0,450480	0,911231	0,018256	0,185848	0,271589	0,342697

B.5 Hasil Uji Coba Perbandingan Metode RELMNN dengan Metode ELM Terhadap Nilai MAPE

Metode	Nilai MAPE (%) Percobaan Ke- <i>i</i>										Rata-rata
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	MAPE (%)
RELMNN (datasets terdapat outliers)	0,062141	0,027497	0,230403	0,128221	0,081167	0,124351	0,024460	0,147684	0,444289	0,016901	0,128711
ELM (datasets terdapat outliers)	0,066954	0,016593	0,045698	0,225751	0,038132	0,032059	0,045399	0,311371	0,326467	0,114762	0,122319
RELMNN (datasets tanpa outliers)	0,056300	0,078954	0,062583	0,058205	0,077705	0,062198	0,074580	0,077558	0,068967	0,077971	0,069502
ELM (datasets tanpa outliers)	0,065234	0,111507	0,079631	0,089092	0,080008	0,094162	0,080399	0,100044	0,119824	0,084324	0,090423

B.6 Hasil Uji Coba Perbandingan Metode RELMNN dengan Metode ELM Terhadap Selisih Nilai Tukar Rupiah Indonesia terdahap Dolar Amerika

Metode	Rata-rata Selisih Nilai Tukar antara Target dengan Prediksi (IDR) Percobaan Ke-i										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Selisih (IDR)
RELMNN	6,450820	9,046567	7,170730	6,669101	8,903491	7,126643	8,545380	8,886580	7,902225	8,933864	7,963540
ELM	7,474515	12,776487	9,124114	10,208116	9,167282	10,789040	9,212146	11,463026	13,729437	9,661816	10,360598

B.7 Hasil Uji Coba Perbandingan Metode RELMNN dengan Metode ELM Terhadap Waktu yang Dibutuhkan Pada Proses *Training* dan *Testing*

Metode	Waktu yang Digunakan (Detik) Percobaan Ke-i										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Waktu (detik)
RELMNN (training)	0,024035	0,021425	0,012197	0,012964	0,011580	0,014488	0,022603	0,014725	0,013894	0,011156	0,015907
ELM (training)	0,015163	0,016483	0,011473	0,014142	0,014667	0,012451	0,022667	0,011770	0,012624	0,012559	0,014400
RELMNN (testing)	0,001871	0,002013	0,001096	0,001031	0,001658	0,001031	0,001041	0,001303	0,001792	0,000753	0,001359
ELM (testing)	0,000878	0,000866	0,004333	0,000795	0,002395	0,001442	0,002394	0,003226	0,001015	0,001143	0,001849

LAMPIRAN C VISUALISASI HASIL UJI COBA

C.1 Visualisasi Hasil Uji Coba Jangka Waktu 1 Bulan

Grafik di bawah ini merupakan visualisasi hasil prediksi ketika melakukan prediksi pada jangka waktu 1 bulan dan menggunakan data latih 1890 data, 4 fitur, 12 hidden neuron dan 1 context neuron. Pada hasil uji coba ini didapatkan MAPE sebesar 0,415267.



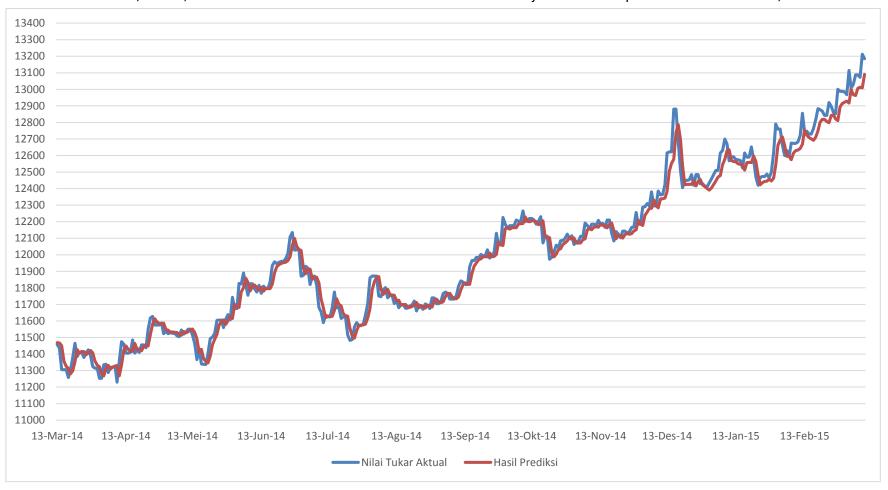
C.2 Visualisasi Hasil Uji Coba Jangka Waktu 4 Bulan

Grafik di bawah ini merupakan visualisasi hasil prediksi ketika melakukan prediksi pada jangka waktu 4 bulan dan menggunakan data latih 1890 data, 4 fitur, 12 hidden neuron dan 1 context neuron. Pada hasil uji coba ini didapatkan MAPE sebesar 0.379049.



C.3 Visualisasi Hasil Uji Coba Jangka Waktu 1 Tahun

Grafik di bawah ini merupakan visualisasi hasil prediksi ketika melakukan prediksi pada jangka waktu 1 tahun dan menggunakan data latih 1890 data, 4 fitur, 12 hidden neuron dan 1 context neuron. Pada hasil uji coba ini didapatkan MAPE sebesar 0,385587.



C.4 Visualisasi Hasil Uji Coba Jumlah Data Latih dan Data Uji yang Sama.

Grafik di bawah ini merupakan visualisasi hasil prediksi ketika melakukan prediksi dengan data uji dan data latih yang sama yaitu sejumlah 1890 data, yang di uji dengan menggunakan 4 fitur, 12 hidden neuron dan 1 context neuron. Pada hasil uji coba ini didapatkan MAPE sebesar 0,337936.

