

**PERAMALAN KURS RUPIAH TERHADAP DOLAR  
AMERIKA MENGGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN**

**SKRIPSI**



Oleh  
**RIFANI RIZKI AMELIA**  
**NIM. 18337025**

**PROGRAM STUDI SARJANA STATISTIKA**  
**JURUSAN STATISTIKA**  
**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**  
**UNIVERSITAS NEGERI PADANG**  
**2022**

**PERAMALAN KURS RUPIAH TERHADAP DOLAR  
AMERIKA MENGGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN**

**SKRIPSI**

*Diajukan sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar  
Sarjana Statistika*



Oleh  
**RIFANI RIZKI AMELIA**  
NIM. 18337025

**PROGRAM STUDI SARJANA STATISTIKA  
JURUSAN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS NEGERI PADANG  
2022**

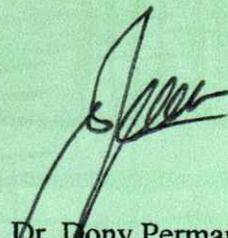
## PERSETUJUAN SKRIPSI

### PERAMALAN KURS RUPIAH TERHADAP DOLAR AMERIKA MENGGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN

Nama : Rifani Rizki Amelia  
NIM : 18337025  
Program Studi : S1 Statistika  
Jurusan : Statistika  
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Padang, 10 Februari 2022

Mengetahui,  
Ketua Jurusan Statistika



Dr. Dony Permana, M.Si.  
NIP 197501272006041001

Disetujui Oleh  
Pembimbing



Fadhilah Fitri, S.Si., M.Stat.  
NIP 182016

## PENGESAHAN LULUS UJIAN SKRIPSI

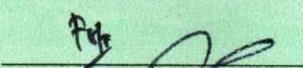
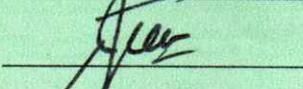
Nama : Rifani Rizki Amelia  
NIM : 18337025  
Program Studi : S1 Statistika  
Jurusan : Statistika  
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

### PERAMALAN KURS RUPIAH TERHADAP DOLAR AMERIKA MENGGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN

Dinyatakan lulus setelah dipertahankan di depan Tim Penguji Skripsi  
Jurusan Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam  
Universitas Negeri Padang

Padang, 10 Februari 2022

#### Tim Penguji

	Nama	Tanda Tangan
Ketua	: Fadhilah Fitri, S.Si., M.Stat.	
Anggota	: Dra. Nonong Amalita, M.Si.	
Anggota	: Dr. Dony Permana, M.Si.	

## SURAT PERNYATAAN TIDAK PLAGIAT

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Rifani Rizki Amelia  
NIM/TM : 18337025/2018  
Program Studi : S1 Statistika  
Jurusan : Statistika  
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Dengan ini menyatakan, bahwa Skripsi saya dengan judul **“Peramalan Kurs Rupiah Terhadap Dolar Amerika Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan”** adalah benar merupakan hasil karya saya dan bukan merupakan plagiat dari karya orang lain atau pengutipan dengan cara-cara yang tidak sesuai dengan etika yang berlaku dalam tradisi keilmuan. Apabila suatu saat terbukti saya melakukan plagiat maka saya bersedia diproses dan menerima sanksi akademis maupun hukum sesuai dengan hukum dan ketentuan yang berlaku, baik di institusi UNP maupun di masyarakat dan Negara.

Demikianlah pernyataan ini saya buat dengan penuh kesadaran rasa tanggung jawab sebagai anggota masyarakat ilmiah.

Padang, 10 Februari 2022

Mengetahui,

Ketua Jurusan Statistika

  
Dr. Dony Permana, M.Si.  
NIP 197501272006041001

Saya yang menyatakan,



Rifani Rizki Amelia  
NIM 18337025

# **Peramalan Kurs Rupiah Terhadap Dolar Amerika Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan**

**Rifani Rizki Amelia**

## **ABSTRAK**

Peramalan pada nilai kurs dapat membantu berbagai pihak, seperti perusahaan multinasional dan investor, agar terhindar dari kerugian akibat pergerakan kurs rupiah terhadap dolar AS yang tidak stabil. Hal ini disebabkan karena kurs rupiah digunakan untuk mengukur stabilitas ekonomi Indonesia. Menjaga stabilitas kurs rupiah sangat penting karena berdampak langsung pada situasi moneter nasional Indonesia, terutama di masa pandemi Covid-19. Pada penelitian ini dilakukan peramalan kurs rupiah terhadap dolar AS dengan menggunakan metode jaringan saraf tiruan propagasi balik. Tujuan dari penelitian ini adalah memodelkan dan memprediksi kurs rupiah menggunakan model jaringan saraf tiruan propagasi balik, serta untuk mengetahui tingkat akurasi hasil peramalan yang dihasilkan oleh metode tersebut.

Penelitian ini merupakan penelitian terapan. Data yang digunakan adalah data harian kurs rupiah terhadap dolar AS dari bulan Maret 2020 sampai dengan Desember 2021. Data tersebut kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model jaringan saraf tiruan terbaik adalah BP (2,5,1) dengan 2 neuron pada lapisan masukan, 5 neuron pada lapisan tersembunyi, dan 1 neuron pada lapisan keluaran. Tingkat keakuratan model ini sangat baik dengan nilai RMSE 33,66 dan nilai MAPE 0,1796%. Hasil peramalan pada 20 periode berikutnya menunjukkan bahwa nilai kurs rupiah terhadap dolar AS terdapat sedikit fluktuasi namun dapat dikatakan stabil dengan rata-rata sebesar Rp 14.388,64.

**Kata Kunci : Peramalan, Kurs Rupiah, Jaringan Saraf Tiruan Propagasi Balik**

# **Forecasting The Exchange Rate of Rupiah to US Dollar Using Artificial Neural Networks**

**Rifani Rizki Amelia**

## **ABSTRACT**

Forecasting the exchange rate can help various parties, such as multinational companies and investors, to avoid losses due to the unstable movement of the exchange rate of rupiah to US dollar. This is because the rupiah exchange rate is used to gauge Indonesia's economic stability. Maintaining the stability of the rupiah exchange rate is critical since it has a direct impact on Indonesia's national monetary situation, particularly during the Covid-19 pandemic. In this study the backpropagation artificial neural network model is used to forecast the rupiah exchange rate. This study aims to model and predict the rupiah exchange rate using a backpropagation neural network model, also to determine the level of accuracy of forecasting results generated by this method.

This research is applied research. The data uses is daily data on the rupiah exchange rate to the US dollar from March 2020 to December 2021. The data divided into two parts, training data, and test data.

The results showed that the best artificial neural network model was BP (2,5,1) with 2 neurons in the input layer, 5 neurons in the hidden layer, and 1 neuron in the output layer. The accuracy of this model is very good with RMSE value of 33.66 and MAPE value of 0.1796%. Forecasting results for the next 20 periods show that the exchange rate of the rupiah to the US dollar has slight fluctuations but can be said to be stable with an average of Rp 14,388.64.

**Keywords :** Forecasting, Rupiah Exchange Rate, Backpropagation Artificial Neural Network

## **KATA PENGANTAR**

Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah subhanaahu wa ta'ala atas segala curahan rahmat dan karunia-Nya sehingga skripsi yang berjudul Peramalan Kurs Rupiah Terhadap Dolar Amerika Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan ini berhasil diselesaikan. Shalawat dan salam kepada Nabi Muhammad SAW beserta keluarga, sahabat, dan umatnya,

Dalam penyusunan dan penulisan skripsi ini penulis mendapatkan banyak sekali bantuan, bimbingan, serta dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, dalam kesempatan ini penulis dengan senang hati menyampaikan banyak terima kasih kepada:

1. Ibu Fadhilah Fitri S.Si., M.Stat., selaku pembimbing skripsi yang telah membimbing dan memberikan banyak saran dan arahan kepada penulis selama pengerjaan skripsi ini.
2. Bapak Dr. Dony Permana, M.Si., selaku penguji skripsi dan Ketua Jurusan Statistika, serta Kepala Prodi Sarjana Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Universitas Negeri Padang.
3. Ibu Dra. Nonong Amalita, M.Si., selaku penguji skripsi dan Sekretaris Jurusan Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Universitas Negeri Padang.
4. Ibu Zilrahmi, S.Pd., M.Si dan Ibu Dra. Minora Longgom Nasution, M.Pd., selaku dosen pembimbing akademik.
5. Bapak/Ibu dosen Jurusan Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Universitas Negeri Padang.

6. Teristimewa kepada kedua orangtua tercinta, ayah Muhamad Nur Afif dan ibu Epi Astuti atas segala do'a, kasih sayang, dan dukungannya.
7. Adik serta seluruh keluarga besar yang juga telah memberikan do'a dan dukungannya.
8. Semua sahabat, teman, dan rekan-rekan yang telah banyak membantu dan memberi dukungan kepada penulis.

Semoga semua bimbingan, bantuan, dan doa'nya dibalas oleh Allah subhanaahu wa ta'ala sebagai amal ibudadah. Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih terdapat ketidakteelitian, kekurangan, dan kesalahan di dalamnya. Oleh karena itu, penulis meminta maaf atas segala kesalahan yang dibuat dalam penulisan skripsi ini serta menerima kritik dan saran yang bersifat membangun. Semoga penulisan proposal penelitian ini dapat bermanfaat bagi seluruh pihak. Aamiin.

Padang, Februari 2022  
Penulis

Rifani Rizki Amelia

## DAFTAR ISI

ABSTRAK .....	i
KATA PENGANTAR .....	iii
DAFTAR ISI.....	v
DAFTAR GAMBAR .....	vi
DAFTAR TABEL.....	vii
DAFTAR LAMPIRAN.....	viii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
A. Latar Belakang Masalah .....	1
B. Batasan Masalah .....	7
C. Rumusan Masalah.....	8
D. Tujuan Penelitian .....	8
E. Manfaat Penelitian .....	8
BAB II KERANGKA TEORITIS.....	10
A. Kajian Teori .....	10
B. Penelitian Terdahulu .....	27
BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....	29
A. Jenis Penelitian .....	29
B. Jenis dan Sumber Data.....	29
C. Populasi dan Sampel.....	30
D. Teknik Analisis Data .....	30
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN .....	32
A. Hasil Penelitian .....	32
B. Pembahasan .....	41
BAB V PENUTUP.....	43
A. Kesimpulan .....	43
B. Saran .....	44
DAFTAR PUSTAKA .....	45
LAMPIRAN.....	47

## DAFTAR GAMBAR

<b>Gambar</b>	<b>Halaman</b>
1. Data kurs rupiah terhadap dolar AS Maret 2020-Desember 2021 .....	4
2. (A) Jaringan saraf manusia dan (B) Jaringan saraf tiruan.....	12
3. Arsitektur <i>single layer network</i> (jaringan lapisan tunggal).....	15
4. Arsitektur <i>multi layer network</i> (jaringan lapisan ganda) .....	15
5. Arsitektur <i>reccurent network</i> (jaringan lapisan kompetitif) .....	16
6. Arsitektur jaringan saraf tiruan <i>backpropagation</i> .....	18
7. Plot PACF dari data kurs rupiah terhadap dolar AS .....	34
8. Arsitektur jaringan BP (2,5,1).....	37
9. Hasil prediksi model jaringan BP (2,5,1) menggunakan data latih .....	38
10. Hasil prediksi model jaringan BP (2,5,1) menggunakan data uji .....	39
11. Perbandingan hasil ramalan dengan data aktual nilai kurs rupiah terhadap dolar AS .....	40

## DAFTAR TABEL

<b>Tabel</b>	<b>Halaman</b>
1. Selang nilai MAPE .....	26
2. Nilai statistika deskriptif .....	32
3. Data kurs rupiah terhadap dolar AS yang telah dinormalisasi.....	33
4. Jaringan saraf tiruan yang terbentuk hasil trial and error.....	35
5. Hasil peramalan kurs rupiah terhadap dolar AS untuk 20 periode selanjutnya .....	40

## DAFTAR LAMPIRAN

<b>Lampiran</b>	<b>Halaman</b>
1. Data kurs rupiah terhadap dolar AS periode Maret 2020-Desember 2021....	47
2. Perbandingan hasil peramalan dengan nilai aktual untuk 20 periode selanjutnya .....	52
3. Grafik nilai RMSE dari seluruh jaringan hasil <i>trial and error</i> .....	53
4. Bobot-bobot pada arsitektur jaringan BP (2,5,1).....	53



# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **A. Latar Belakang Masalah**

Setiap negara mempunyai mata uang yang digunakan sebagai alat tukar. Jika pertukaran barang terjadi di dalam negeri maka tidak akan terjadi masalah, karena harga barang yang ditukarkan tersebut telah disesuaikan dengan nilai mata uang yang berlaku di negara tersebut. Lain halnya jika pertukaran barang terjadi antarnegara, karena terdapat perbedaan nilai mata uang antarnegara tersebut. Hal ini menyebabkan dibutuhkan suatu sistem untuk mempermudah pertukaran antara mata uang lokal dengan mata uang asing agar pembayaran dari barang tersebut dapat diterima.

Menurut Syarifuddin (2015: 6), nilai tukar suatu mata uang, dikenal juga sebagai kurs, merupakan harga relatif suatu mata uang terhadap mata uang lainnya. Kurs juga dapat diartikan sebagai seberapa besar mata uang lokal dihargai oleh mata uang asing. Jika nilai kurs mata uang dalam negeri terhadap mata uang asing mengalami penurunan, maka keadaan tersebut dinamakan depresiasi (*depreciation*). Sebaliknya jika nilai kurs mata uang dalam negeri terhadap mata uang asing mengalami peningkatan, maka keadaan tersebut dinamakan apresiasi (*apreciation*) (Madura, 2000: 86). Apabila nilai kurs suatu negara mengalami depresiasi dapat mengakibatkan kenaikan biaya produksi dari barang yang diimpor. Hal ini dapat berakibat pada terkurasnya cadangan devisa negara untuk membeli bahan baku industri (Machmud, 2016). Dikutip dari beritasatu.com untuk menyelamatkan perekonomian Indonesia pada Maret 2020 akibat dari depresiasi

mata uang rupiah terhadap dolar AS, cadangan devisa Indonesia turun dari US\$ 130,4 miliar menjadi US\$ 121 miliar.

Indonesia mulai menerapkan sistem nilai tukar mengambang bebas (*freely floating system*) pada tahun 1997. Akibatnya nilai mata uang rupiah di pasar valuta asing bisa berubah setiap waktu tergantung pada permintaan dan penawaran di pasar. Dapat pula diartikan bahwa mekanisme pasar yang menentukan posisi nilai mata uang rupiah terhadap mata uang asing.

Nilai kurs mata uang dapat digunakan untuk mengukur kondisi perekonomian suatu negara (Oktavia *et al.*, 2013). Kondisi ekonomi suatu negara dapat dikatakan relatif baik dan stabil apabila pergerakan kurs mata uang negara tersebut juga stabil. Dapat dikatakan pula bahwa kurs adalah salah satu harga yang penting dalam perekonomian terbuka, serta memiliki pengaruh yang besar terhadap variabel-variabel ekonomi lainnya. Indonesia sebagai negara yang banyak melakukan kegiatan impor, salah satunya adalah impor bahan baku industri, sangat bergantung pada kestabilan nilai kurs rupiah terutama kurs rupiah terhadap dolar Amerika.

Amerika Serikat merupakan salah satu negara maju. Dolar Amerika (selanjutnya disebut dolar AS) juga digunakan sebagai mata uang rujukan bagi beberapa negara berkembang, termasuk Indonesia. Bagi negara-negara berkembang, dolar AS memainkan peran yang sangat penting dalam perdagangan internasional negara-negara tersebut. Hal ini dikarenakan kegiatan perdagangan internasional yang dilakukan oleh negara-negara berkembang tersebut, khususnya Indonesia, menggunakan dolar AS. Nilai kurs rupiah terhadap dolar AS yang tidak stabil cenderung akan mengganggu kegiatan perdagangan internasional dan dapat

menimbulkan kerugian ekonomi akibat kegiatan perdagangannya dalam mata uang dolar AS (Pratiwi dan Santosa, 2012).

Menurut Pratiwi dan Santosa (2012), terdapat beberapa faktor yang dapat mempengaruhi pergerakan nilai tukar rupiah terhadap dolar AS, antara lain faktor agregat makroekonomi dan faktor non esensial. Faktor agregat makroekonomi meliputi jumlah uang beredar, tingkat inflasi, tingkat indeks harga konsumen, produk domestik bruto, dan tingkat suku bunga. Pergerakan nilai tukar suatu negara dapat dipengaruhi oleh tingkat inflasi karena menggambarkan nilai daya beli yang terjadi di negara tersebut. Sedangkan faktor non esensial meliputi faktor risiko suatu negara. Salah satunya adalah fenomena pandemi Covid-19 yang melanda dunia termasuk Indonesia.

Menurut Bank Indonesia (2020), penyebaran virus Covid-19 di Indonesia memberikan tekanan cukup besar terhadap perekonomian nasional. Untuk mengendalikan penyebaran virus Covid-19, pemerintah telah mengeluarkan peraturan pelaksanaan Pembatasan Sosial Berskala Besar (PSBB). Akibatnya, mobilitas perekonomian menjadi turun dan menyebabkan perekonomian Indonesia tahun 2020 berada jauh di bawah lintasan siklus bisnis dan keuangan yang optimal.

Berdasarkan Gambar 1, dapat dilihat pergerakan nilai kurs rupiah terhadap dolar AS dari bulan Maret 2020 hingga Desember 2021. Pada bulan Maret 2020, pemerintah mulai melaporkan kasus Covid-19 di Indonesia. Sejak saat itu, terlihat pula bahwa nilai kurs rupiah yang terus mengalami depresiasi hingga mencapai puncaknya pada awal bulan April 2020. Bahkan pada tanggal 2 April 2020, rupiah sempat jatuh ke Rp 16.825 per dolar AS. Hal ini disebabkan oleh meningkatnya

aliran modal keluar di awal pandemi akibat ketidakpastian pasar keuangan global dan akhirnya menekan kurs rupiah sehingga menyebabkan pelemahan nilai kurs pada paruh pertama tahun 2020.



Sumber: Bank Indonesia

**Gambar 1. Data kurs rupiah terhadap dolar AS Maret 2020 – Desember 2021**

Di tengah ketidakpastian pasar keuangan global yang masih berlanjut, Bank Indonesia terus memperkuat kebijakan stabilisasi untuk menjaga kurs rupiah tetap sesuai dengan fundamental dan mekanisme pasar. Bank Indonesia telah melakukan berbagai upaya termasuk intervensi valuta asing untuk menstabilkan kembali nilai kurs rupiah dari dampak kepanikan pasar keuangan global di pandemi Covid-19. Hal ini dilakukan agar Indonesia terhindar dari kemungkinan terjadinya krisis ekonomi dan moneter.

Bank Indonesia (2020) melaporkan bahwa hingga akhir semester I tahun 2020, ketidakpastian di pasar keuangan global mulai mereda berdasarkan kemajuan upaya pengendalian penyebaran Covid-19 dan efektifitas dari kebijakan yang dilakukan. Aliran modal ke Indonesia mulai masuk secara terbatas. Kondisi ini kemudian meredakan tekanan dari pelemahan nilai kurs mata uang rupiah. Sejak 2

April 2020 hingga 30 Desember 2020, nilai kurs rupiah kembali menguat signifikan hingga mencapai Rp 14.050 per dolar AS atau terapresiasi 17,97%. Secara keseluruhan, pada tahun 2020 nilai kurs Rupiah melemah sebesar 1,19% dibandingkan akhir tahun 2019.

Memasuki tahun 2021, nilai kurs rupiah terhadap dolar AS masih mengalami pergerakan yang cukup signifikan. Hal ini menggambarkan kondisi perekonomian Indonesia yang juga naik turun selama masa pandemi Covid-19. Meski begitu wabah virus ini belum menunjukkan tanda kapan berakhir. Menurut WHO, Indonesia menjadi negara tertinggi kedua setelah India dengan kasus Covid-19 terbanyak di Asia dan tertinggi pertama di Asia Tenggara. Ketidakpastian mengenai kapan berakhirnya pandemi membuat proyeksi dan prediksi kondisi perekonomian Indonesia menjadi sangat sulit.

Fluktuasi kurs rupiah terhadap dolar AS merupakan salah satu masalah yang perlu mendapat perhatian lebih dari pemerintah. Hal ini disebabkan karena nilai kurs rupiah memiliki hubungan langsung dengan fundamental ekonomi lainnya. Jika pelemahan kurs rupiah terus berlanjut, maka dapat memperlambat perekonomian Indonesia dan juga melemahkan kepercayaan terhadap mata uang rupiah.

Peramalan dapat dilakukan agar pergerakan nilai kurs rupiah terhadap dolar AS tidak menimbulkan masalah di kemudian hari. Menurut Montgomery (2015: 1), peramalan adalah kegiatan untuk memprediksi suatu peristiwa yang akan terjadi di periode yang akan datang. Peramalan kurs rupiah terhadap dolar AS diperlukan untuk memudahkan seseorang mengetahui nilai kurs di masa depan. Hasil

peramalan dapat digunakan pihak yang berkepentingan untuk mengambil tindakan strategis yang harus digunakan untuk menghindari kerugian yang signifikan. Misalnya pada perusahaan multinasional dan investor. Untuk perusahaan multinasional, melalui peramalan kurs rupiah terhadap dolar AS, dimungkinkan untuk menentukan keputusan pembiayaan jangka pendek, keputusan investasi jangka pendek, keputusan penganggaran modal, dan keputusan pembiayaan jangka panjang karena semua keputusan tersebut dipengaruhi oleh perubahan nilai kurs mata uang. Contoh lainnya adalah pada investor, karena bagi investor salah satu dasar pengambilan keputusan investasi adalah dengan mempertimbangkan keadaan ekonomi suatu negara tempat di mana mereka berinvestasi dan salah satu indikatornya adalah perubahan kurs mata uang negara tersebut.

Data nilai kurs rupiah terhadap dolar AS merupakan data deret waktu (*time series data*). Menurut Montgomery *et al.* (2015: 2), data deret waktu adalah data yang disusun secara kronologis atau data yang dikumpulkan dari waktu ke waktu. Contoh lain dari data deret waktu adalah data jumlah uang beredar, harga saham, curah hujan, dan lain-lain. Data deret waktu sering digunakan dalam pengambilan keputusan untuk memprediksi atau meramalkan kejadian di masa yang akan datang. Berbagai metode analisis data dapat digunakan untuk meramalkan kejadian di masa depan berdasarkan data yang sudah ada. Hasil peramalan yang baik akan dihasilkan jika metode peramalan yang digunakan sesuai dengan keadaan data.

Berbagai metode peramalan dapat digunakan untuk meramalkan data deret waktu, khususnya data kurs rupiah terhadap dolar AS. Pada penelitian ini metode peramalan yang akan digunakan adalah Jaringan Saraf Tiruan (JST) yang juga

dikenal sebagai *Artificial Neural Network* (ANN). JST merupakan pemodelan taklinear yang mengikuti struktur dan fungsional dari otak manusia dan neuronnya digunakan untuk memecahkan masalah kompleks dengan lebih cepat dan tingkat kesalahan yang kecil (Adeyinka dan Muhajarine, 2020). Peramalan data deret waktu dapat diaplikasikan menggunakan metode JST. Menurut Adebisi, *et al.* (2014), model JST lebih baik dalam peramalan data deret waktu berpola nonlinear. Rumaruson *et al.* (2021) menyatakan, data kurs rupiah memiliki pola data nonlinear sehingga peramalan dengan menggunakan model linear kurang baik untuk diaplikasikan. Diharapkan metode JST dapat menghasilkan peramalan kurs rupiah terhadap dolar AS yang memiliki tingkat akurasi yang tinggi.

Berdasarkan uraian yang telah dipaparkan, maka dilakukan penelitian yang berjudul **“Peramalan Kurs Rupiah Terhadap Dolar Amerika Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan”**.

## **B. Batasan Masalah**

Berdasarkan latar belakang masalah yang telah dikemukakan, maka batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Pembahasan dalam penelitian peramalan kurs rupiah terhadap dolar AS ini menggunakan metode jaringan saraf tiruan dengan algoritma *backpropagation*.
2. Data yang digunakan dalam penelitian ini hanya data kurs harian rupiah terhadap dolar AS periode Maret 2020 – Desember 2021.

### **C. Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka rumusan masalah dari penelitian ini yaitu.

1. Bagaimana model jaringan saraf tiruan yang dihasilkan untuk data kurs rupiah terhadap dolar AS?
2. Berapa tingkat akurasi hasil peramalan yang dihasilkan dari model jaringan saraf tiruan untuk data kurs rupiah terhadap dolar AS?
3. Bagaimana hasil peramalan yang dihasilkan dari model jaringan saraf tiruan untuk data kurs rupiah terhadap dolar AS?

### **D. Tujuan Penelitian**

Berdasarkan rumusan masalah yang telah dirumuskan, maka tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Untuk mengetahui model jaringan saraf tiruan yang dihasilkan untuk data kurs rupiah terhadap dolar AS.
2. Untuk mengetahui tingkat akurasi hasil peramalan yang dihasilkan dari model jaringan saraf tiruan untuk data kurs rupiah terhadap dolar AS.
3. Untuk mengetahui hasil peramalan yang dihasilkan dari model jaringan saraf tiruan untuk data kurs rupiah terhadap dolar AS.

### **E. Manfaat Penelitian**

Adapun manfaat yang diharapkan dari hasil penelitian ini adalah.

1. Bagi peneliti, sebagai tambahan ilmu pengetahuan khususnya di bidang peramalan dengan metode peramalan jaringan saraf tiruan dalam peramalan kurs rupiah terhadap dolar AS.

2. Bagi perusahaan atau investor, sebagai acuan untuk mengambil tindakan strategis yang sebaiknya digunakan untuk menghindari kerugian yang besar akibat fluktuasi kurs rupiah terhadap dolar AS.
3. Bagi pembaca, diharapkan dapat menambah pengetahuan mengenai peramalan kurs rupiah terhadap dolar AS dan dapat digunakan sebagai referensi untuk studi lebih lanjut.



## **BAB II**

### **KERANGKA TEORITIS**

#### **A. Kajian Teori**

##### **1. Konsep Peramalan dan Data Deret Waktu**

Montgomery *et al.* (2015: 1) menyatakan bahwa peramalan adalah suatu kegiatan yang dimaksudkan untuk meramalkan suatu peristiwa yang akan terjadi di masa yang akan datang. Sedangkan ramalan adalah suatu kondisi atau situasi yang diperkirakan akan terjadi di masa yang akan datang (Robial, 2018). Peramalan yang baik tentu saja bukanlah hasil spekulasi yang tidak rasional, melainkan berdasarkan perilaku gejala yang berulang dan teramati terus-menerus (Yasa, 2017). Hasil peramalan memang tidak terjamin menghasilkan kebenaran 100%, meskipun begitu bukan berarti peramalan yang dilakukan menjadi sia-sia. Di sisi lain peramalan sangat penting dalam memprediksi kejadian atau situasi di masa yang akan datang untuk proses perencanaan dan pengambilan keputusan di banyak bidang diantaranya manajemen operasi, *marketing*, keuangan dan manajemen risiko, ekonomi, pemerintahan, dan lain-lain (Montgomery *et al.*, 2015: 3).

Sebagian besar masalah peramalan menggunakan data deret waktu. Data deret waktu adalah data yang diatur dalam urutan kronologis atau data yang dikumpulkan dari waktu ke waktu. Urutan pada data deret waktu memiliki urutan pengamatan yang teratur. Umumnya waktu yang digunakan untuk pencatatan dapat berupa harian, mingguan, bulanan, tahunan, atau periode lainnya. Dalam pengambilan keputusan untuk memprediksi atau meramalkan kejadian di masa yang akan datang, data deret waktu sangat berguna. Hal ini disebabkan karena

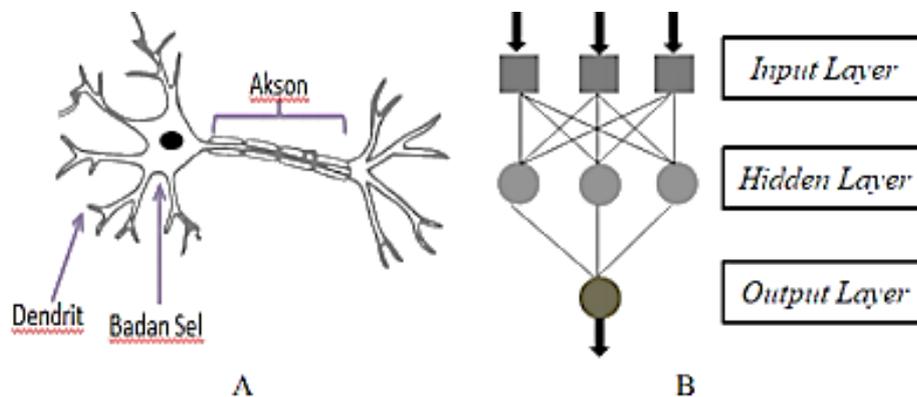
diyakini bahwa pola perubahan data deret waktu pada periode yang lalu akan terulang di masa yang akan datang (Setiani, 2019).

Membangun model peramalan deret waktu diawali dengan pembuatan plot data (Montgomery *et al.*, 2015: 26). Tujuan pembuatan plot data adalah untuk menemukan pola yang tepat untuk memprediksi metode yang digunakan agar sesuai dengan data deret waktu. Pola data yang dihasilkan dibedakan menjadi pola stasioner, tren, musiman, dan siklis. Pola stasioner terjadi ketika nilai data berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata yang konstan. Pola tren terjadi ketika terdapat kenaikan atau penurunan jangka panjang dalam data. Pola musiman terjadi ketika suatu deret data dipengaruhi oleh faktor musiman (seperti kuartal tertentu dalam setahun, bulan-bulan tertentu, atau hari-hari tertentu dalam seminggu). Sedangkan pola siklis terjadi ketika data dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang seperti yang terkait dengan siklus bisnis.

## **2. Jaringan Saraf Tiruan (JST)**

Menurut Adeyinka dan Muhajarine (2020), *Artificial Neural Network* (ANN) atau Jaringan Saraf Tiruan (JST) adalah pemodelan taklinear yang mengikuti struktur dan fungsional dari otak manusia dan neuronnya digunakan untuk memecahkan masalah kompleks dengan lebih cepat dan tingkat kesalahan yang kecil. JST merupakan teknologi yang berakar dari berbagai multidisiplin ilmu, yaitu ilmu saraf, matematika, statistika, fisika, ilmu komputer, dan teknik. Oleh karena itu, JST dapat diaplikasikan di berbagai bidang, diantaranya pemodelan, analisis *time series*, pengenalan pola, pemrosesan sinyal, dan kontrol sistem (Keller *et al.*

2016: 10). Pada Gambar 2 ditampilkan contoh gambar jaringan saraf manusia dan jaringan saraf tiruan.



Sumber: Wahyuni (2020)

**Gambar 2. (A) Jaringan saraf manusia dan (B) Jaringan saraf tiruan**

Berdasarkan Gambar 2 terlihat bahwa jaringan saraf manusia terdiri dari 3 komponen penting yaitu dendrit, soma (badan sel), dan akson. Dendrit berfungsi untuk menerima sinyal dari sel saraf lain. Sinyal tersebut adalah impuls elektrik yang dikirim melalui celah sinaptik melalui proses kimiawi. Kemudian di celah sinaptik, sinyal tersebut kemudian dimodifikasi (diperkuat/diperlemah). Selanjutnya, soma menjumlahkan semua sinyal yang masuk. Jika jumlahnya cukup kuat dan batas ambang terlampaui, sinyal ditransmisikan ke sel lain melalui akson (Siang, 2005: 2).

Berdasarkan Gambar 2 juga dapat dilihat bahwa pada JST terdiri dari tiga tipe lapisan yang dijadikan sebagai dasar penyusunan, yaitu lapisan masukan (*input layer*), lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan lapisan keluaran (*output layer*). *Input layer* memiliki fungsi menerima sinyal *input* atau informasi data. *Hidden layer* memiliki fungsi mengumpulkan bobot dan mengakumulasiannya, sebagai penghubung antara *input* dan *output layer*, dan meningkatkan kemampuan pemecahan masalah jaringan. Sedangkan *output layer* memiliki fungsi

menghasilkan *output* dari proses JST. Pengiriman informasi yang diberikan ke JST akan melewati lapisan-lapisan tersebut, dimulai dari *input layer* sampai ke *output layer* melalui *hidden layer*.

Siang (2005: 3) menyatakan bahwa JST merupakan generalisasi model matematika dari jaringan saraf manusia dengan asumsi bahwa:

- a. Neuron merupakan elemen sederhana tempat terjadinya pemrosesan informasi.
- b. Sinyal antar neuron dikirim melalui penghubung-penghubung.
- c. Setiap penghubung antar neuron memiliki bobot yang nilainya telah disesuaikan untuk memperkuat atau memperlemah sinyal.
- d. Untuk menentukan sinyal *output*, fungsi aktivasi diterapkan terhadap hasil penjumlahan bobot yang masuk pada setiap neuron.

Wuryandari dan Afriyanto (2012) menyatakan bahwa pada dasarnya JST memiliki ciri-ciri sebagai berikut.

- a. Arsitektur jaringan merupakan pola hubungan antar *neuron*.
- b. Metode penentuan bobot pada hubungan yang disebut pelatihan (*training*) atau pembelajaran (*learning*) atau algoritma.
- c. Fungsi aktivasi yang dijalankan setiap *neuron* pada *input* jaringan untuk menentukan *output*.

Terdapat beberapa alasan yang menjadikan JST menarik dan bermanfaat baik untuk pemodelan maupun peramalan. Pertama, JST tidak memerlukan asumsi seperti pada peramalan dengan metode statistika klasik untuk pemrosesan datanya. Kedua, sebuah JST dapat belajar dari pengalaman, membuat generalisasi dari

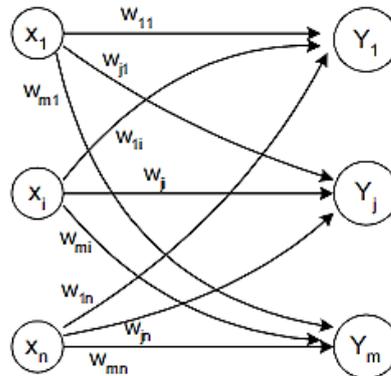
contoh yang diperolehnya, dan meringkas karakteristik esensial masukan, bahkan untuk data yang tidak terkait. Ketiga, JST merupakan pendekatan fungsional universal. Telah terbukti bahwa jaringan dapat memperkirakan fungsi kontinu apa pun hingga akurasi yang diinginkan (Khashei dan Bijari, 2010). Menurut Adebisi *et al.* (2014), model JST memiliki kemampuan yang lebih baik untuk memprediksi data deret waktu nonlinear. Hal ini berbeda dengan beberapa teknik peramalan tradisional, seperti ARIMA, yang mengasumsikan bahwa suatu data deret waktu memiliki pola linear.

### **3. Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan**

Arsitektur jaringan, yang dikenal juga sebagai *network architecture*, adalah susunan *neuron* dan pola keterkaitan antar *layer*. JST memiliki beberapa pola hubungan neuron yang dibedakan menjadi tiga macam arsitektur jaringan sebagai berikut (Rahakbauw, 2014).

#### **a. *Single layer network* (jaringan lapisan tunggal)**

Dalam jaringan ini, neuron *input* terhubung langsung dengan neuron *ouput*. Jaringan ini hanya menerima informasi dan mengubahnya langsung menjadi output tanpa melalui *hidden layer*. Ciri-ciri *single layer network* ini adalah hanya memiliki satu lapisan *input* dan satu lapisan *output*. Model yang termasuk dalam kategori ini antara lain: ADALINE, *Perceptron*, LVQ, dan lainnya. Arsitektur *single layer network* ditampilkan pada Gambar 3.

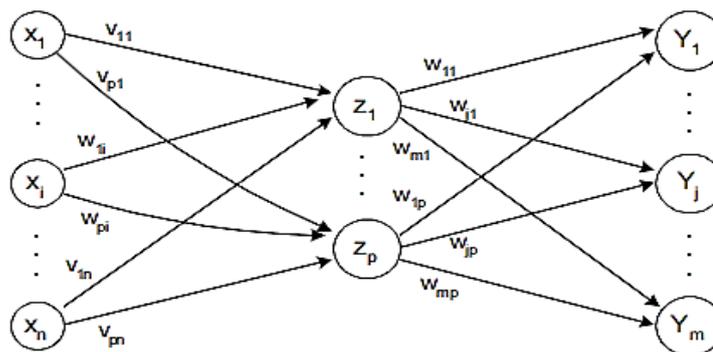


Sumber: Siang (2005)

**Gambar 3. Arsitektur *single layer network* (jaringan lapisan tunggal)**

b. *Multi layer network* (jaringan lapisan ganda)

Jaringan ini merupakan perluasan dari *single layer network*. Dalam jaringan ini, ada satu atau lebih lapisan tambahan (sering disebut *hidden layer*) diantara lapisan *input* dan *output*. *Multi layer network* ini dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih rumit dibandingkan jaringan dengan satu lapisan. Model yang termasuk kategori ini antara lain: MADALINE, *backpropagation*, dan lain-lain. Arsitektur *multi layer network* ditampilkan pada Gambar 4 berikut ini.



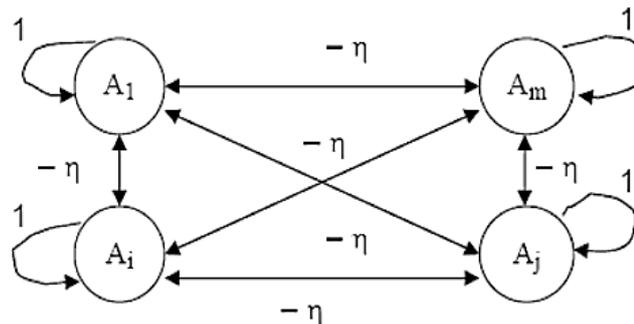
Sumber: Siang (2005)

**Gambar 4. Arsitektur *multi layer network* (jaringan lapisan ganda)**

c. *Recurrent networks* (jaringan lapisan kompetitif)

Model jaringan ini mirip dengan *single layer network* dan *multi layer network*. Namun, pada *recurrent network* ini terdapat simpul keluaran yang

mengirimkan sinyal pada unit *input* yang sering disebut *feedback loop*. Dengan kata lain sinyal mengalir dua arah, yaitu maju dan mundur. Model jenis ini meliputi: *Jordan network* dan *Elmal network*. Arsitektur *reccurent network* ditampilkan pada Gambar 5.



Sumber: Wuryandari dan Afriyanto (2012)

**Gambar 5. Arsitektur *reccurent network* (jaringan lapisan kompetitif)**

#### 4. Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation*

Salah satu model JST yang paling sering digunakan adalah *multi layer network* dengan metode pembelajaran *backpropagation* (propagasi balik). Metode *backpropagation* adalah metode yang menurunkan gradien untuk meminimalkan jumlah kesalahan kuadrat dari keluaran jaringan. Metode ini sangat efektif dalam mengenali pola yang kompleks. Metode ini melatih jaringan untuk memberikan respons yang benar terhadap pola *input* yang serupa namun berbeda dengan pola yang digunakan selama pelatihan (Nurdela, 2017).

Metode jaringan saraf tiruan *backpropagation* termasuk ke dalam teknik pembelajaran terawasi (*supervised learning*). Selisih antara keluaran data *output* aktual dengan data *output* yang diinginkan digunakan untuk mengoreksi bobot pada JST. Hal ini bertujuan agar dihasilkan jaringan yang nilainya sedekat mungkin dengan data aktual yang telah diketahui oleh JST (Wuryandari dan Afriyanto, 2012).

Model JST dengan menggunakan algoritma *backpropagation* secara sistematis adalah sebagai berikut (Adebiyi *et al.* 2014).

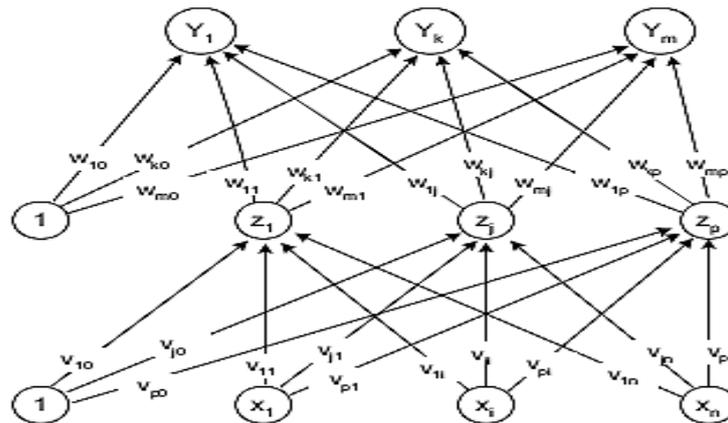
$$y_t = w_0 + \sum_{j=1}^p w_j \cdot g \left( v_{0j} + \sum_{i=1}^n v_{ij} \cdot y_{t-i} \right) + \varepsilon_t$$

Keterangan:

- $y_t$  : pengamatan ke- $t$
- $w_j$  : bobot neuron *hidden layer* ke- $j$  pada neuron *output*
- $w_0$  : bobot bias neuron *hidden layer* pada neuron *output*
- $v_{0j}$  : bobot bias neuron *input layer* pada neuron *hidden layer* ke- $j$  ( $j = 1, 2, 3, \dots, q$ )
- $v_{ij}$  : bobot antara neuron *input layer* ke- $i$  dengan neuron *hidden layer* ke- $j$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, p ; j = 1, 2, 3, \dots, q$ )
- $g(\cdot)$  : fungsi aktivasi dari *hidden layer*
- $y_{t-i}$  : pengamatan ke- $t-i$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, n$ )
- $n$  : jumlah neuron *input layer*
- $p$  : jumlah neuron *hidden layer*
- $\varepsilon_t$  : sisaan pada waktu ke- $t$

Pada Gambar 6 ditunjukkan contoh arsitektur jaringan saraf tiruan *backpropagation*. Arsitektur jaringan saraf tiruan *backpropagation* tersebut terdiri atas  $n$  buah *input* (ditambah sebuah bias),  $p$  unit sebagai bagian dari unit *hidden layer* (ditambah dengan bias), dan  $m$  unit sebagai bagian dari *output layer*.  $v_{ij}$  merupakan bobot antara neuron *input* ke- $i$  dengan neuron *hidden* ke- $j$  ( $v_{0j}$  merupakan bobot bias neuron *input* pada neuron *hidden* ke- $j$ ).  $w_{jk}$  merupakan

bobot antara neuron *hidden* ke- $j$  dengan neuron *output* ke- $k$  ( $w_{ok}$  merupakan bobot bias neuron *hidden* pada neuron *output* ke- $k$ ). Berdasarkan arsitektur JST *backpropagation* yang terbentuk, maka didapatkan jaringan  $BP(n,p,m)$  yang nantinya akan digunakan sebagai model peramalan.



Sumber: Siang (2005)

**Gambar 6. Arsitektur jaringan saraf tiruan *backpropagation***

Dalam algoritma *backpropagation*, sejumlah kondisi harus dipenuhi agar fungsi aktivasi dapat digunakan, yaitu kontinu, terdiferensial dengan mudah, dan bukan fungsi turun (Siang, 2005: 99). Salah satu fungsi aktivasi yang umum digunakan adalah fungsi sigmoid biner. Fungsi sigmoid biner berada pada rentang nilai 0 hingga 1. Oleh karena itu, untuk data dengan nilai diluar rentang tersebut, terlebih dahulu harus ditransformasikan agar semua nilainya memiliki rentang nilai yang sama seperti fungsi aktivasi yang digunakan. Fungsi sigmoid biner didefinisikan sebagai berikut.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad \text{dengan turunan } f'(x) = f(x)(1 - f(x))$$

Berikut merupakan uraian dari pembuktian turunan fungsi sigmoid biner tersebut.

$$f'(x) = \frac{0(1 + e^{-x}) - 1(-e^{-x})}{(1 + e^{-x})^2}$$

$$f'(x) = \frac{e^{-x}}{(1 + e^{-x})^2}$$

$$f'(x) = \frac{1 - 1 + e^{-x}}{(1 + e^{-x})^2}$$

$$f'(x) = \frac{1 + e^{-x}}{(1 + e^{-x})^2} - \frac{1}{(1 + e^{-x})^2}$$

$$f'(x) = \frac{1}{(1 + e^{-x})} - \frac{1}{(1 + e^{-x})^2}$$

$$f'(x) = f(x) - f(x)^2$$

$$f'(x) = f(x)(1 - f(x))$$

Keterangan:

$x$  : nilai total masukan

Pelatihan pembelajaran *backpropagation* terdiri dari tiga tahap. Tahap pertama adalah *feedforward* dari *input* pelatihan. Tahap kedua adalah perhitungan dan *backpropagation* dari galat yang berhubungan. Tahap ketiga adalah menyesuaikan bobot yang dimaksud hingga mencapai galat yang minimum. Jika hasil *output* tidak sesuai dengan target, maka bobot diperbaharui hingga tercapai penyimpangan minimum. Berikut adalah tahapan-tahapan dari proses pelatihan pembelajaran *backpropagation* tersebut (Fausett, 1994, hal. 294).

- a. Inisialisasi bobot secara acak (*random*).

***Feedforward* (umpan maju)**

- b. Masing-masing neuron *input*  $x_i$  ( $i = 1,2,3, \dots, n$ ) menerima sinyal *input* dan menyebarkan ke semua neuron pada lapisan di depannya. Dalam penelitian ini  $x_i$  adalah nilai kurs rupiah terhadap dolar AS yang sudah dinormalisasi
- c. Pada masing-masing neuron *hidden layer*, jumlahkan dengan:

$$z_{in_j} = \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} + v_{0j}$$

Keterangan:

$x_i$  : nilai kurs rupiah terhadap dolar AS yang sudah dinormalisasi ke- $i$  ( $i = 1,2,3, \dots, n$ )

$v_{ij}$  : bobot antara neuron *input* ke- $i$  dengan neuron *hidden* ke- $j$

$v_{0j}$  : bobot bias (parameter yang berperan sebagai *intercept*) neuron *input* pada neuron *hidden* ke- $j$

$n$  : jumlah neuron *input*

$z_{in_j}$  : nilai neuron *hidden* ke- $i$  dari *input* ke- $j$

Hitung fungsi aktivasi  $z_j = f(z_{in_j}) = \frac{1}{1+e^{-z_{in_j}}}$  dan sebarikan ke semua neuron pada lapisan di depannya.

- d. Pada masing-masing neuron *output layer*, jumlahkan dengan:

$$y_{in_k} = \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} + w_{0k}$$

Keterangan:

$w_{jk}$  : bobot neuron *hidden* ke- $j$  ( $j = 1,2,3, \dots, p$ ) pada neuron *output* ke- $k$   
( $k = 1,2,3, \dots, m$ )

$w_{0k}$  : bobot bias neuron *hidden* pada neuron *output* ke- $k$

$z_j$  : nilai neuron *hidden* ke- $j$  ( $j = 1, 2, 3, \dots, p$ )

$y\_in_k$ : nilai *output* ke- $k$  pada *output layer* dari neuron *hidden layer*

Hitung fungsi aktivasi:  $y_k = f(y\_in_k) = \frac{1}{1+e^{-y\_in_k}}$

### ***Backpropagation of error***

- e. Hitung galat ( $\delta$ ) pada masing-masing neuron *output layer*:

$$\delta_k = (t_k - y_k)f'(y\_in_k)$$

$$f'(y\_in_k) = f(y\_in_k)[1 - f(y\_in_k)]$$

Keterangan:

$\delta_k$  : kesalahan

$y\_in_k$  : nilai *output* ke- $k$  pada *output layer* dari neuron *hidden layer*

$t_k$  : nilai data aktual pada waktu ke- $t$

$y_k$  : nilai *output* jaringan pada waktu ke- $t$

Hitung kenaikan nilai bobot:

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j$$

Keterangan:

$\Delta w_{jk}$  : perubahan bobot antara neuron *hidden layer* ke- $j$  dengan neuron *output layer*

$\alpha$  : koefisien pembelajaran (*learning rate*)

$\delta_k$  : kesalahan

$z_j$  : nilai neuron *hidden layer* ke- $j$  ( $j = 1, 2, 3, \dots, p$ )

Hitung kenaikan nilai bobot neuron bias:

$$\Delta w_{ok} = \alpha \delta_k$$

Keterangan:

$\Delta w_{ok}$  : perubahan bobot bias

$\alpha$  : koefisien pembelajaran (*learning rate*)

$\delta_k$  : kesalahan

f. Hitung galat ( $\delta$ ) pada masing-masing neuron *hidden layer*:

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} f'(z_{in_j})$$

$$f'(z_{in_j}) = f(z_{in_j})[1 - f(z_{in_j})]$$

Keterangan:

$\delta_j$  : kesalahan pada neuron *hidden* ke- $j$

$z_{in_j}$  : nilai neuron *hidden* ke- dari *input* ke-

$\delta_{in_j}$  : penjumlahan *input* delta

$w_{jk}$  : bobot neuron *hidden* ke- $j$  ( $j = 1, 2, \dots, p$ ) pada neuron *output* ke-

$k$  ( $k = 1, 2, 3, \dots, m$ )

Hitung kenaikan nilai bobot:

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j y_i$$

Keterangan:

$\Delta v_{ij}$  : perubahan nilai bobot penghubung antara neuron *input layer* ke- $i$

dengan neuron *hidden layer* ke- $j$

$\alpha$  : koefisien pembelajaran (*learning rate*)

$\delta_j$  : kesalahan pada neuron *hidden* ke- $j$

$x_i$  : nilai kurs rupiah terhadap dolar AS yang sudah dinormalisasi ke- $i$  ( $i =$

$1, 2, 3, \dots, n$ )

Hitung kenaikan nilai bobot neuron bias:

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j$$

Keterangan:

$\Delta v_{0j}$  : perubahan bobot bias

$\alpha$  : koefisien pembelajaran (*learning rate*)

$\delta_j$  : kesalahan pada neuron *hidden* ke- $j$

### Perubahan bobot

- g. Lakukan perubahan pada semua bobot antara *hidden layer* dan *output layer* :

$$w_{jk}(new) = w_{jk}(old) + \Delta w_{jk}$$

$$w_{0k}(new) = w_{0k}(old) + \Delta w_{0k}$$

Lakukan perubahan pada semua bobot antara *input layer* dan *hidden layer* :

$$v_{ij}(new) = v_{ij}(old) + \Delta v_{ij}$$

$$v_{0j}(new) = v_{0j}(old) + \Delta v_{0j}$$

Keterangan:

$w_{jk}(new)$  : nilai bobot baru yang menghubungkan neuron *hidden layer* ke- $j$  dengan neuron pada *output layer*

$w_{jk}(old)$  : nilai bobot lama yang menghubungkan neuron *hidden layer* ke- $j$  dengan neuron *output layer*

$\Delta w_{jk}$  : perubahan bobot antara neuron *hidden layer* ke- $j$  dengan neuron *output layer*

$w_{0k}(new)$  : nilai bobot bias baru pada *output layer*

$w_{0k}(old)$  : nilai bobot bias lama pada *output layer*

$\Delta w_{0k}$  : perubahan bobot bias

$v_{ij}(new)$  : nilai bobot baru yang menghubungkan neuron *input layer* ke- $i$  dengan neuron pada *hidden layer* ke- $j$

$v_{ij}(old)$  : nilai bobot lama yang menghubungkan neuron *input layer* ke- $i$  dengan neuron pada *hidden layer* ke- $j$

$\Delta v_{ij}$  : perubahan nilai bobot penghubung antara neuron *input layer* ke- $i$  dengan neuron *hidden layer* ke- $j$

$v_{0j}(new)$  : nilai bobot bias baru pada *hidden layer*

$v_{0j}(old)$  : nilai bobot bias lama pada *hidden layer*

$\Delta v_{0j}$  : perubahan bobot bias

- h. Kondisi berhenti jika sesuai dengan jumlah siklus perubahan bobot (*epoch*) saat pelatihan sudah mencapai maksimum atau kesalahan yang dihasilkan lebih kecil dari pada kesalahan yang ditentukan.

## 5. Normalisasi Data

Sebelum dilakukan pelatihan, data perlu dinormalisasi terlebih dahulu. Normalisasi data bertujuan untuk mengubah skala pada data asli dengan tidak menghilangkan isi data sehingga lebih mudah untuk diolah (Zhurlina, 2014). Normalisasi dilakukan dengan mengatur *input* dan *output* dalam rentang tertentu. Salah satu cara normalisasi yang dapat digunakan adalah menggunakan normalisasi min-max, dengan rumus sebagai berikut (Wahyuni, 2020).

$$x_t' = \frac{x_t - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

keterangan:

$x_t'$  : nilai kurs rupiah terhadap dolar AS pada waktu ke- $t$  yang telah dinormalisasi

$x_t$  : nilai kurs rupiah terhadap dolar AS pada waktu ke- $t$

$x_{min}$  : nilai kurs rupiah terhadap dolar AS terendah

$x_{max}$  : nilai kurs rupiah terhadap dolar AS tertinggi

## 6. Validasi Model

Menghitung kesalahan suatu ramalan disebut juga dengan perhitungan akurasi pengukuran (*accuracy measures*) atau validasi model peramalan. Validasi dilakukan untuk mengetahui apakah model yang digunakan untuk peramalan sudah baik atau tidak. Besar kecilnya kesalahan peramalan tersebut dapat dihitung melalui ukuran kesalahan peramalan, diantaranya adalah *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Semakin kecil nilai RMSE dan MAPE yang diperoleh, maka semakin baik model yang digunakan untuk peramalan. Nilai RMSE dan MAPE dapat dihitung menurut rumus berikut (Montgomery *et al.*, 2015:67).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n [y_t - \hat{y}_t]^2} \quad (2)$$

$$MAPE = \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \times 100\% \quad (3)$$

Keterangan:

$y_t$  = Nilai pengamatan pada waktu ke- $t$

$\hat{y}_t$  = Nilai dugaan pada waktu ke- $t$

$n$  = Banyak pengamatan

Menurut Chang, *et al.* (2007), terdapat selang nilai MAPE yang dapat dijadikan sebagai bahan pengukuran mengenai kebaikan model dalam melakukan peramalan. Selang nilai MAPE tersebut ditunjukkan pada Tabel 1 berikut.

**Tabel 1. Selang Nilai MAPE**

<b>MAPE</b>	<b>Signifikan</b>
< 10%	Kemampuan peramalan sangat baik
10 – 20%	Kemampuan peramalan yang baik
20 – 50%	Kemampuan peramalan yang layak
> 50%	Kemampuan peramalan yang buruk

## 7. Kurs

Dalam melakukan interaksi ekonomi antarnegara, keberadaan nilai tukar (*exchange rate*) sangatlah penting. Nilai tukar adalah perbandingan nilai tukar mata uang suatu negara dengan mata uang negara asing, atau perbandingan nilai tukar antarnegara. Perbandingan ini sering disebut sebagai kurs. Kurs mengukur nilai suatu mata uang dari sudut pandang mata uang lain (Madura, 2000: 86).

Pasar valuta asing (*foreign exchange market*) adalah jenis pasar di mana berlangsungnya pertukaran nilai tukar mata uang suatu negara dengan mata uang negara asing (Mishkin, 2011: 7). Di pasar valuta asing diperdagangkan mata uang suatu negara terhadap mata uang negara lain. Pasar valuta asing memungkinkan pertukaran berbagai mata uang asing untuk memfasilitasi transaksi-transaksi dalam perdagangan internasional.

Kurs mata uang merupakan salah satu variabel makroekonomi yang sangat penting, karena kurs dapat menjaga stabilitas perekonomian suatu wilayah atau negara. Kurs mata uang penting karena mempengaruhi harga barang domestik relatif terhadap harga barang luar negeri. Fluktuasi kurs mata uang dapat mempengaruhi inflasi, sehingga menjadi faktor yang perlu dipertimbangkan dalam

merancang kebijakan moneter (Ardiyanto dan Ma'aruf, 2014). Jika inflasi suatu negara naik, maka kurs mata uang negara tersebut terhadap negara lain menjadi semakin melemah. Sehingga inflasi cukup mempengaruhi pergerakan kurs mata uang.

Peningkatan kurs mata uang berarti meningkatnya harga mata uang asing yang menyebabkan mata uang lokal relatif lebih rendah atau terjadi depresiasi. Sebaliknya, jika terjadi penurunan jumlah unit mata uang lokal yang diperlukan untuk membeli satu unit mata uang asing, maka terjadi peningkatan relatif nilai mata uang lokal atau terjadi apresiasi. Dalam sistem mata uang mengambang (*floating exchange rate*) yang dianut Indonesia, nilai kurs mata uang ditentukan oleh kekuatan penawaran dan permintaan di pasar. Oleh karena itu, jika terdapat kelebihan permintaan sementara penawaran tetap, maka harga mata uang asing akan naik dan sebaliknya.

## **B. Penelitian Terdahulu**

Penelitian terdahulu digunakan sebagai informasi yang berkaitan dengan konsep atau materi yang dianalisis. Di bawah ini adalah beberapa penelitian yang telah menggunakan model peramalan jaringan saraf tiruan.

Pertama, Ali Machmudin dan Brodjol S.S. Ulama (2012) telah melakukan penelitian yang berjudul Peramalan Temperatur Udara di Kota Surabaya dengan Menggunakan ARIMA dan *Artificial Neural Network*. Berdasarkan penelitian ini, ditemukan bahwa model terbaik yang dapat diterapkan untuk meramalkan temperature udara di Kota Surabaya adalah FFNN (5,10,1). Hal ini dikarenakan model ARIMA dari hasil penelitian masih kurang baik, sedangkan model JST

*Backpropagation* memberikan model yang cukup baik dan dapat dikembangkan pada model JST lainnya.

Kedua, Ayodele Ariyo Adebisi, Aderemi Oluyinka Adewumi, dan Charles Korede Ayo (2014) telah melakukan penelitian yang berjudul *Comparison of ARIMA and Artificial Neural Network Models for Stock Price Prediction*. Berdasarkan penelitian ini, diperoleh bahwa baik model model JST menghasilkan kinerja yang lebih unggul dibandingkan dengan model ARIMA dalam memprediksi harga saham.

Ketiga, Daniel Adedayo Adeyinka dan Nazeem Muhajarine (2020) telah melakukan penelitian yang berjudul *Time Series Prediction of Under-Five Mortality Rates for Nigeria: Comparative Analysis of Artificial Neural Networks, Holt-Winters Exponential Smoothing and Autoregressive Integrated Moving Average Models*. Berdasarkan penelitian dibandingkan model ARIMA dan Holt-Winters diperoleh bahwa model *neural network* tipe GMDH menghasilkan kinerja yang lebih baik dalam memprediksi dan meramalkan tingkat kematian anak di Nigeria. Oleh karena itu, model *neural network* cocok dalam peramalan data non-linear atau tidak diketahui distribusinya, seperti angka kematian anak.



## BAB V

### PENUTUP

#### A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut,.

1. Model jaringan saraf tiruan *backpropagation* terbaik untuk data kurs rupiah terhadap dolar AS adalah BP (2,5,1). Pemodelan jaringan saraf tiruan *backpropagation* yang terbentuk menunjukkan bahwa kurs rupiah terhadap dolar AS dipengaruhi oleh nilai kurs satu dan dua hari sebelumnya.
2. Nilai RMSE dan MAPE yang diperoleh menunjukkan bahwa metode jaringan saraf tiruan *backpropagation* sangat baik dalam meramalkan nilai kurs rupiah terhadap dolar AS. Tingkat akurasi yang dihasilkan oleh model BP (2,5,1) menghasilkan nilai RMSE sebesar 33,66 dan nilai MAPE sebesar 0,1796%. Pola dari hasil prediksi menggunakan metode jaringan saraf tiruan *backpropagation* juga mengikuti fluktuasi dari nilai aktual kurs rupiah terhadap dolar AS. Berdasarkan hasil penelitian ini, maka model jaringan saraf tiruan *backpropagation* dapat diterapkan untuk meramalkan nilai kurs rupiah terhadap dolar AS.
3. Hasil peramalan kurs rupiah terhadap dolar AS untuk 20 periode berikutnya menunjukkan terdapat sedikit fluktuasi namun dapat dikatakan stabil dengan rata-rata sebesar Rp 14.388,64.

## **B. Saran**

Pada penelitian ini, hanya dilakukan peramalan pada data kurs rupiah terhadap dolar AS dengan menggunakan metode jaringan saraf tiruan *backpropagation*. Untuk penelitian selanjutnya, dapat digunakan metode jaringan saraf tiruan dengan algoritma lainnya, seperti *reccurent network* dan lain-lain. Ataupun metode jaringan saraf tiruan *backpropagation* ini dapat diimplementasikan pada kasus-kasus lain. Kemudian jika terdapat kekeliruan dalam penulisan skripsi ini hendaknya dapat diberikan kritik yang membangun untuk kebaikan penulisan kedepannya.

## DAFTAR PUSTAKA

- Adebiyi A.A., Aderemi A.O., Ayo C.K. 2014. Comparison of ARIMA and Artificial Neural Networks Models for Stock Price Prediction. *Journal of Applied Mathematics*. 2014,1–7, doi: 10.1155/2014/614342.
- Adeyinka D.A., dan Muhajarine N. 2020. Time Series Prediction of Under-Five Mortality Rates for Nigeria: Comparative Analysis Of Artificial Neural Networks, Holt-Winters Exponential Smoothing And Autoregressive Integrated Moving Average Models. *BMC Medical Research Methodology*. 20(292), 1–11, doi: 10.1186/s12874-020-01159-9.
- Ardiyanto, F., dan Ma'ruf, A. 2014. Pergerakan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dolar Amerika Dalam Dua Periode Penerapan Sistem Nilai Tukar. *Jurnal Ekonomi dan Studi Pembangunan*. 15(2), 127-134.
- Bank Indonesia. *Laporan Perekonomian Indonesia 2020*. website:www.bi.go.id. Jakarta: Bank Indonesia.
- Chang P.C., Wang Y.W., Liu C.H. 2007. The Development of Weighted Evolving Fuzzy Neural Network for PCB Sales Forecasting. *Expert System with Applications*. 32, 86–96, doi:10.1016/j.eswa.2005.11.021
- Fausett L. 1994. *Fundamental of Neural Networks: Achitectures, Algorithms, and Applications*. New Jersey(US) : Prentice Hall.
- Hidayat, F. 2020. *Mencermati Kondisi Rupiah di Masa Pandemi Covid-19*. Diakses pada 30 Januari 2022, dari <https://www.beritasatu.com/ekonomi/648531/mencermati-kondisi-rupiah-di-masa-pandemi-covid19>
- Keller J.M., Liu D., Fogel D.B. 2016. *Fundamental of Computational Intelligence Neural Networks, Fuzzy System, and Evolutionary Computation*. New Jersey(US): John Wiley & Sons.
- Khashei, M. dan Bijari, M. 2010. An artificial neural network (p, d, q) model for timeseries forecasting. *Expert System of Application*. 37(1), 479-489, doi: 10.1016/j.eswa.2009.05.044.
- Machmud, A. 2016. Dampak Depresiasi Rupiah Terhadap Perkembangan Impor Indonesia. *QE Journal*. 5(1), 28-53, doi: 10.24114/qej.v5i1.17480.
- Machmudin, A., dan Brodjol S.S.U. 2012. Peramalan Temperatur Udara di Kota Surabaya dengan Menggunakan ARIMA dan *Artificial Neural Network*. *Jurnal Sains dan Seni*. 1(1), 118–123.
- Madura, J. 2000. *Manajemen Keuangan Internasional Ed. 4*. Jakarta: Erlangga.
- Mishkin, F.S. 2011. *Ekonomi Uang, Perbankan, dan Pasar Keuangan 8<sup>th</sup> ed*. Jakarta: Salemba Empat.
- Montgomery D.C., Jennings C.L., Kulahci M. 2008. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. New Jersey: Wiley.