



**MODEL PERAMALAN KURS REFERENSI DOLLAR
TERHADAP RUPIAH MENGGUNAKAN METODE
JARINGAN SYARAF TIRUAN DENGAN
PROPOGASI BALIK**

SKRIPSI



NUR AISYAH FIRMAN

H111 15 315

**PROGRAM STUDI MATEMATIKA DEPARTEMEN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN
MAKASSAR
2020**



**MODEL PERAMALAN KURS REFERENSI DOLLAR
TERHADAP RUPIAH MENGGUNAKAN METODE
JARINGAN SYARAF TIRUAN DENGAN
PROPOGASI BALIK**

SKRIPSI

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana
Sains pada Program Studi Matematika Departemen Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas

Hasanuddin

NUR AISYAH FIRMAN

H111 15 315

**PROGRAM STUDI MATEMATIKA DEPARTEMEN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN**

MAKASSAR

2020



PERNYATAAN KEOTENTIKAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini menyatakan dengan sungguh-sungguh
bahwa skripsi yang saya buat dengan judul:

MODEL PERAMALAN KURS REFERENSI DOLLAR TERHADAP RUPIAH MENGGUNAKAN METODE JARINGAN SYARAF TIRUAN DENGAN PROPOGASI BALIK

adalah benar hasil kerja saya sendiri, bukan hasil plagiat dan belum pernah
dipublikasikan dalam bentuk apapun.

Makassar, 18 September 2020




**NUR AISYAH FIRMAN
H111 15 315**




**MODEL PERAMALAN KURS REFERENSI DOLLAR
TERHADAP RUPIAH MENGGUNAKAN METODE
JARINGAN SYARAF TIRUAN DENGAN
PROPOGASI BALIK**

Disetujui oleh :

Pembimbing Utama


Drs. Khaeruddin, M.Sc.
NIP. 19650714 199103 1 003

Pembimbing Pertama


Dr. Hendra, S.Si., M.Kom.
NIP. 19760102 200312 1 001

Pada Tanggal: 18 September 2020

**PROGRAM STUDI MATEMATIKA DEPARTEMEN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN**

MAKASSAR

2020

HALAMAN PENGESAHAN

Pada hari Jumat tanggal 18 September 2020, Panitia Ujian Skripsi menerima dengan baik skripsi yang berjudul :

MODEL PERAMALAN KURS REFERENSI DOLLAR TERHADAP RUPIAH MENGGUNAKAN METODE JARINGAN SYARAF TIRUAN DENGAN PROPOGASI BALIK

yang diajukan untuk memenuhi salah satu syarat guna memperoleh gelar Sarjana Sains pada Program Studi Matematika Departemen Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

Panitian Ujian Skripsi

1. Ketua : Drs. Khaeruddin, M.Sc.

2. Sekretaris : Dr. Hendra, S.Si., M.Kom.

3. Anggota : Dr. Budi Nurwahyu, M.S.

4. Anggota : Dr. Amran, S.Si., M.Si.

Tanda Tangan





PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI

Sebagai civitas akademik Universitas Hasanuddin, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Nur Aisyah Firman
NIM : H111 15 315
Program Studi : Matematika
Departemen : Matematika
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Jenis Karya : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Hasanuddin Hak Bebas Royalti Noneksklusif (*Non-exclusive Royalty-Free Right*) atas karya ilmiah saya yang berjudul:

MODEL PERAMALAN KURS REFERENSI DOLLAR TERHADAP RUPIAH MENGGUNAKAN METODE JARINGAN SYARAF TIRUAN DENGAN PROPOGASI BALIK

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan) terkait dengan hal di atas, maka pihak universitas berhak menyimpan, mengalih-media/format-an, mengelola dalam bentuk data (database), merawat, dan mempublikasikan tugas akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di Makassar pada tanggal 18 September 2020

Yang menyatakan,

Nur Aisyah Firman



ABSTRAK

Nur Aisyah Firman. H11115315. “Model Peramalan Kurs Dollar Terhadap Rupiah Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan dengan Propogasi Balik” dibimbing oleh **Khaeruddin** sebagai Pembimbing Utama dan **Hendra** sebagai Pembimbing Pertama.

Telah dilakukan penelitian tentang peramalan kurs nilai tukar rupiah terhadap dollar dengan menggunakan model jaringan syaraf tiruan dengan propogasi mundur. Pada penelitian ini model jaringan syaraf tiruan dibangun dengan menggunakan empat peubah, yakni selisih suku bunga dan inflasi Indonesia-Amerika, rasio ekspor/impor, serta data historis kurs lima hari sebelumnya untuk meramalkan kurs selanjutnya. Penelitian ini model jaringan menggunakan pembelajaran terawasi dengan proporsi data latih dan data uji yakni 80%:20%. Sedangkan untuk skenario lapisan tersembunyi digunakan 3, 4, 5, dan 6 lapisan. Dari hasil penelitian ini diperoleh model jaringan syaraf tiruan untuk meramalkan kurs rupiah adalah lima lapisan tersembunyi dengan arsitektur lapisan 6-3-7-6-3 dengan MSE (*Mean Square Error*) pengujian sebesar 2.69E-04 dan epoch pelatihan 133 kali.

Kata Kunci:

Jaringan syaraf tiruan, propogasi mundur, jaringan lapisan ganda, peramalan, kurs rupiah.



ABSTRACT

Nur Aisyah Firman. H11115315. “Dollar Exchange Rate Forecasting Model Against Rupiah Using Artificial Neural Network Method with Back Propagation” supervised by **Khaeruddin** as the Principle Supervisor and **Hendra** as the co-Supervisor.

A research on forecasting the exchange rate of the rupiah against the dollar has been conducted using an artificial neural network model with backpropagation. In this research, the artificial neural network model was built using four variables, that were the difference in interest rates and inflation between Indonesia and America, the export and import ratio, and historical data on the exchange rate five days earlier to forecast the next exchange rate. In this research, the network model used supervised learning with the proportion of training data and test data were 80%: 20%. Meanwhile, for the hidden layer scenario used 3, 4, 5, and 6 layers. From the result of this research, it was obtained that the artificial neural network model to forecast the rupiah exchange rate was five hidden layers with 6-3-7-6-3 layers architecture, with MSE (Mean Square Error) testing of 2.69E-04 and 133 times of training epoch.

Keywords:

Artificial neural network, backpropagation, multilayer perceptron, forecasting, foreign exchange of rupiah.



KATA PENGANTAR

Assalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Alhamdulillahirabbil'alamin. Puji syukur kita panjatkan kehadirat Allah SWT atas segala nikmat, hidayah dan inayah-Nya. Shalawat dan salam teruntuk Nabi Muhammad SAW sebagai suri tauladan bagi kita dalam menjalani kehidupan di dunia dan akhirat. Sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi "**Model Peramalan Kurs Referensi Dollar Terhadap Rupiah Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan dengan Propogasi Balik**". Skripsi ini merupakan salah satu syarat untuk mendapatkan gelar sarjana pada Departemen Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

Skripsi ini saya persembahkan kepada kedua orang tuaku tercinta untuk Bapak **Firman Sanusi** dan Ibu **Parida** yang telah membesarkan dan mendidik penulis dengan penuh kesabaran dan dengan limpahan cinta dan kasih sayang serta dengan ketulusan hati memberikan dukungan dan doa yang tak ternilai harganya demi keberhasilan penulis selama menjalani proses pendidikan. Begitu pula kepada adik-adikku tercinta **Nur Rahmah, Muh. Iksan, dan Nurul Ilmi** yang telah memberi motivasi dan dukungan pada penulis.

Tentunya penulisan dan penyelesaian skripsi ini tidak akan terlaksana tanpa dorongan berbagai pihak, untuk itu penulis menyampaikan penghargaan serta terima kasih yang tulus kepada

1. Ibu Rektor Universitas Hasanuddin **Prof. Dr. Dwia Aries Tina Pulubuhu, M.A.**
2. Bapak **Dr. Eng. Amiruddin, S.Si., M.Si.** selaku **Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam beserta jajaran** dan seluruh pihak birokrasi atas bantuan yang diberikan selama penulis berkuliah.
3. Bapak **Dr. Nurdin, S.Si., M.Si.**, ketua Departemen Matematika dan Ibu **Dr. Kasbawati, S.Si., M.Si.**, sekretaris Departemen Matematika.



4. Bapak **Drs. Khaeruddin, M.Sc.** dan **Dr. Hendra, S.Si., M.Kom.** selaku pembimbing utama dan pembimbing pertama, yang dengan penuh kesabaran dan kesungguhan telah memberikan bimbingan dan motivasi kepada penulis sehingga berbagai kesulitan yang dihadapi dapat teratasi dan akhirnya mampu menyelesaikan skripsi ini.
5. Bapak **Dr. Amran, S.Si., M.Si.** selaku penguji dan Bapak **Dr. Budi Nurwahyu, M.S.** selaku penguji dan penasehat akademik penulis atas arahan dan saran yang diberikan kepada penulis dalam menyusun skripsi ini.
6. Bapak/Ibu **Dosen Departemen Matematika** yang telah membagikan ilmu dan pengalamannya. Serta para **Staf Departemen Matematika** atas semua bantuannya.
7. Paman dan Bibi, **Arman Wijayanto** dan **ST Patimah** sebagai orang tua kedua penulis yang telah menjaga dan selalu mendukung kegiatan selama ini.
8. Teman-temanku seperjuangan tempat berbagi keluh-kesah tugas kuliah, uneg-uneg, morivator ulung, dan bergibah para Wanita Strong: **Astri, Ade, Ria, Isma, Awalia, Rizny,** dan **Eva.** Terima kasih dan mudah-mudahan kedepannya kita dapat meraih semua impian dan harapan masing-masing, aamiin.
9. Teman-teman angkatan **Prodi Matematika 2015 dan Simetr15** yang telah berjuang bersama-sama selama ini, sukses selalu dan sampai jumpa di masa depan.

Semoga segala bantuan dan partisipasinya bernilai ibadah dan mendapat pahala yang setimpal di sisi Allah SWT. Akhir kata, semoga tulisan ini dapat memberikan manfaat kepada semua pihak yang membutuhkan dan terutama bagi penulis. Amin yaa Rabbal Alamin.

Makassar, September 2020

Penulis



DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	ii
PERNYATAAN KEOTENTIKAN	iii
HALAMAN PERSETUJUAN.....	iv
HALAMAN PENGESAHAN.....	v
PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI	vi
ABSTRAK.....	vii
ABSTRACT.....	viii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR TABEL.....	xiii
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR LAMPIRAN.....	xv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	2
1.3. Batasan Masalah	2
1.4. Tujuan	3
1.5. Manfaat Penelitian	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	4
2.1. Kurs.....	4
2.1.1. Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kurs	5
2.1.2. Kurs Referensi.....	7
2.2. Jaringan Syaraf Tiruan.....	9
2.2.1. Arsitektur JST	10
2.2.2. Fungsi Aktivasi.....	15
2.3. Proses Pembelajaran	17
2.4. Algoritma Pelatihan Backpropogation	18
2.5. Proses Pelatihan dan Pengujian.....	21



BAB III	METODOLOGI PENELITIAN	28
3.1.	Jenis dan Sumber Data	28
3.2.	Identifikasi Variabel	28
3.2.1.	Variabel Masukan.....	28
3.2.2.	Variabel Keluaran.....	28
3.3.	Metode Analisis Data	29
3.4.	Alur Kerja Penelitian.....	32
3.4.1	Alur Penelitian	32
3.4.2	Alur Proses Pelatihan dan Pengujian	33
BAB IV	HASIL DAN PEMBAHASAN	34
4.1	Eksplorasi Data	34
4.2	Penentuan Pola Data Masukan dan Data Keluaran.....	37
4.3	Korelasi data	38
4.4	Pengolahan Data Awal	39
4.5	Model Peramalan.....	42
4.5.1	Pemilihan Bobot dan Bias Awal	42
4.5.2	Jumlah Lapisan Tersembunyi.....	42
4.5.3	Pemilihan Fungsi Aktivasi.....	42
4.5.4	Hyperparameter untuk pelatihan.....	43
4.5.5	Proses Pelatihan	43
4.5.6	Hasil Pengujian.....	55
BAB V	KESIMPULAN DAN SARAN.....	57
5.1.	Kesimpulan	57
5.2.	Saran	57
DAFTAR PUSTAKA	59
LAMPIRAN	61



DAFTAR TABEL

Tabel 4.1 Nilai korelasi data masukan terhadap data keluaran	39
Tabel 4.2 Data sebelum dinormalisasi	41
Tabel 4.3 Data setelah dinormalisasi	41
Tabel 4.4 Hasil pelatihan pada beberapa lapisan tersembunyi	54
Tabel 4.5 Perbandingan data target uji dan peramalan tiap kelas lapisan	55
Tabel 4.6 Nilai MSE pengujian terbaik setiap kelas lapisan	56



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Jaringan syaraf manusia	9
Gambar 2.2 Arsitektur umum JST	12
Gambar 2.3 Jaringan lapisan tunggal 3-3	13
Gambar 2.4 Jaringan dengan lapisan ganda <i>fully connected</i>	14
Gambar 2.5 Grafik fungsi aktivasi	17
Gambar 2.6 Skema algoritma <i>backpropogation</i>	19
Gambar 2.7 Skema propogasi maju	22
Gambar 2.8 Skema <i>backpropogation</i>	24
Gambar 3.1 Diagram alur kerja penelitian	32
Gambar 3.2 Diagram alir proses pelatihan	33
Gambar 4.1 Grafik deret waktu nilai kurs USD/IDR	34
Gambar 4.2 Data suku bunga dan inflasi	35
Gambar 4.3 Data rasio ekspor/impor	36
Gambar 4.4 Skema data masukan dan keluaran model JST	38
Gambar 4.5 Arsitektur jaringan syaraf tiruan 2-3-1	44
Gambar 4.6 Grafik hasil peramalan kurs harian rupiah terbaik	56



DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Kurs Referensi	61
Lampiran 2. Data Suku Bunga, Inflasi, dan Rasio Ekspor/Impor	69
Lampiran 3. Program	71
Lampiran 4. Bobot awal pelatihan data dengan arsitektur 6-3-7-6-3	73
Lampiran 5. Bobot dan bias hasil pelatihan data dengan arsitektur 6-3-7-6-3	74
Lampiran 6. Hasil normalisasi data sampel	76
Lampiran 7. Hasil prediksi kurs terbaik pada tiap lapisan	96



BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Nilai tukar mata uang atau tingkat kurs (*exchange rate*), menjadi salah satu variabel dari ekonomi makro yang sangat penting dalam perekonomian suatu negara. Kurs menjadi sangat penting, karena pergerakan tingkat kurs dapat mempengaruhi stabilitas dan kegiatan ekonomi, terlebih khusus transaksi ekonomi secara internasional yang meliputi perdagangan dan investasi. Pentingnya posisi kurs dalam perdagangan internasional membuat kurs dapat dijadikan alat untuk mengukur kondisi perekonomian suatu negara. Menurut Triyono (2008), pertumbuhan nilai mata uang yang stabil menunjukkan bahwa negara tersebut memiliki kondisi ekonomi yang relatif baik atau stabil.

Dari tahun 1997 Indonesia menganut sistem kurs mengambang bebas nilai mata uang sangat fluktuatif dan sulit diprediksi karena nilainya ditentukan oleh mekanisme pasar. Fluktuasi-fluktuasi pada nilai tukar mata uang tersebut menjadi suatu resiko bagi investor, perusahaan dan kalangan perbankan dalam transaksi internasional.

Dalam penelitian ini penulis akan membangun model peramalan nilai tukar rupiah terhadap dollar dengan menggunakan metode jaringan syaraf tiruan. Jaringan syaraf tiruan (*Artificial Neural Network, ANN*) merupakan salah satu algoritma yang terinspirasi dari kerja sistem syaraf manusia. Dari penelitian-penelitian sebelumnya peramalan atau prediksi menggunakan model JST dibanding



dengan model-model tradisional (linear) lainnya menunjukkan bahwa JST sama baiknya dengan model-model tradisional lain bahkan tidak jarang dalam beberapa jurnal yang penulis peroleh JST memiliki tingkat keakuratan yang lebih baik dari pada model lain. Berikut beberapa penelitian mengenai perbandingan prediksi model JST dengan model prediksi lain: (1) Nanayakkara, et al (2014) membandingkan model ANN dan GARCH memperoleh hasil bahwa ANN memiliki performa yang lebih baik dalam memprediksi nilai tukar dari USD dan LKR; (2) Pusparianti (2008) memperoleh nilai NMSE dari data latih dua tahun dan satu neuron pada lapisan tersembunyi adalah 0.0076; (3) Ristiana, Radita (2015) memperoleh hasil dari validasi model kriteria RMSE dan MAPE dari masing-masing model JST yakni 0.299 dan 0.0255 dan model ARIMA 0.451 dan 0.0505. Penulis melihat pentingnya untuk mengetahui proyeksi nilai tukar mata uang di masa mendatang yang berguna dalam perencanaan perekonomian yang lebih baik dan menguntungkan sehingga penulis mengangkat judul, yakni **“Model Peramalan Kurs Referensi Dollar Terhadap Rupiah Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan Propogasi Balik”**.

1.2. Rumusan Masalah

1. Bagaimana arsitektur model jaringan syaraf tiruan yang optimal dalam memprediksi nilai tukar rupiah terhadap dollar?
2. Berapa galat keakuratan hasil prediksi model jaringan syaraf tiruan?

1.3. Batasan Masalah

1. Penelitian ini menggunakan proses pembelajaran terawasi (*supevised learning*) dengan algoritma *backpropogation* dalam membangun jaringan.



2. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data kurs referensi rupiah terhadap dollar yang diambil dari Januari 2015 sampai November 2019.
3. Data input untuk model peramalan yang digunakan meliputi masing-masing tingkat selisih inflasi dan suku bunga antara Indonesia-Amerika, rasio harga ekspor dan impor Indonesia serta data historis kurs lima hari sebelumnya untuk meramalkan data kurs satu hari berikutnya.
4. Kinerja model peramalan JST dihitung berdasarkan dengan fungsi galat *Mean Square Error* (MSE).
5. Faktor-faktor non-ekonomi dalam penelitian ini tidak diperhitungkan dan diasumsikan kondisi perekonomian dunia dalam keadaan stabil serta tidak ada goncangan perekonomian.

1.4. Tujuan

Tujuan penelitian ini adalah membangun model peramalan dengan arsitektur JST yang optimal dalam memprediksi nilai tukar rupiah dan mengetahui kinerja jaringan syaraf tiruan dengan menghitung MSE.

1.5. Manfaat Penelitian

Penelitian ini bermanfaat dalam pengembangan pengetahuan khususnya dalam pengimplementasian jaringan syaraf tiruan dalam peramalan kurs rupiah terhadap dollar dan juga memberikan model proyeksi terhadap nilai kurs bagi pelaku pasar keuangan dalam melakukan transaksi.



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Kurs

Nilai tukar suatu mata uang asing atau kurs adalah nilai tukar mata uang suatu negara terhadap negara lainnya. Nilai tukar valuta asing menunjukkan harga satu satuan mata uang dalam satuan mata uang lain. Nilai tukar valuta asing ditentukan dalam pasar valuta asing, yaitu pasar tempat berbagai mata uang yang berbeda diperdagangkan. Berdasarkan Kamus Besar Bahasa Indonesia, kurs berarti nilai mata uang suatu negara yang dinyatakan dengan nilai mata uang negara yang lain. Kurs mata uang asing dapat didefinisikan sebagai jumlah uang domestik yang dibutuhkan, dalam hal ini banyaknya rupiah yang dibutuhkan untuk memperoleh satu unit mata uang asing (Sukirno, 2012). Contohnya kurs yang menunjukkan bahwa US\$1.00 sama dengan Rp.10.000 berarti untuk memperoleh satu dollar AS dibutuhkan sebanyak 10.000 rupiah Indonesia. Nilai tukar memainkan peranan penting dalam mengontrol pergerakan pertukaran valuta asing (Nanayakkara et al, 2014). Penguatan dari nilai tukar suatu mata uang disebut apresiasi yang ditandai dengan menurunnya jumlah mata uang domestik dalam menukarkan dengan mata uang asing dalam jumlah yang sama. Sebaliknya pelemahan nilai tukar mata uang biasa disebut sebagai depresiasi mata uang (Ramadona, 2016).

Sejak krisis moneter yang melanda Indonesia pada tahun 1997, pemerintah mulai menerapkan sistem kurs mengambang bebas (*floating exchange rate*



system) sehingga nilai tukar mengikuti mekanisme pasar yang ada. Meski memberikan dampak positif setelah krisis tahun 1998 bagi perkembangan ekonomi Indonesia tapi di lain pihak menyebabkan nilai tukar rentan berfluktuasi baik oleh faktor-faktor ekonomi maupun non-ekonomi. Ketidakstabilan nilai tukar atau tingkat kurs ini mampu mempengaruhi arus modal dan perdagangan karena tingkat kurs memfasilitasi transaksi-transaksi perdagangan dan investasi secara internasional (Mokodongan, 2018).

Begitu pentingnya kestabilan kurs tidak hanya bagi manajer-manajer keuangan suatu perusahaan multinasional tapi juga bagi negara sehingga tingkat kurs menjadi salah satu faktor dalam mengukur perekonomian negara. Oleh karena itu, Bank Indonesia sebagai Bank Sentral di Indonesia bertugas untuk memelihara stabilitas nilai tukar rupiah seperti yang tertuang dalam UU No. 23 Tahun 1999 tentang Bank Indonesia sebagai mana telah diamandemen dengan UU No. 3 Tahun 2004 pada pasal 7 yang menyatakan bahwa Indonesia telah menganut kebijakan moneter dengan tujuan tunggal yakni mencapai dan memelihara kestabilan nilai tukar rupiah.

2.1.1. Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kurs

Secara umum perubahan kurs dipengaruhi oleh faktor perubahan dalam permintaan dan penawaran (daya beli) dari suatu valuta yang diperdagangkan di pasar valuta asing. Faktor-faktor terkait perubahan kurs yang penting diantaranya seperti (Sukirno, 2012):



1. Kenaikan harga umum (inflasi).

Inflasi adalah kecenderungan naiknya harga barang dan jasa pada umumnya yang berlangsung secara terus menerus. Jika harga barang dan jasa di dalam negeri meningkat, maka inflasi mengalami kenaikan. Naiknya harga barang dan jasa tersebut menyebabkan turunnya nilai uang. Dengan demikian, inflasi dapat juga diartikan sebagai penurunan nilai uang terhadap nilai barang dan jasa secara umum.

2. Perubahan harga barang ekspor dan impor.

Harga suatu barang merupakan salah satu faktor penting yang menentukan apakah sesuatu barang akan diimpor atau diekspor. Barang-barang domestik yang dapat dijual dengan harga yang relatif murah akan menaikkan ekspor dan sebaliknya. Sedangkan, pengurangan harga impor akan manambah jumlah impor, dan sebaliknya juga. Dengan demikian perubahan harga-harga barang ekspor dan impor akan menyebabkan perubahan dalam penawaran dan permintaan ke atas mata uang.

3. Tingkat suku bunga dan tingkat pengembalian investasi.

Suku bunga dan tingkat pengembalian investasi sangat penting peranannya dalam mempengaruhi aliran modal. Suku bunga dan tingkat pengembalian investasi yang rendah cenderung akan menyebabkan modal dalam negeri mengalir ke luar negeri dan sebaliknya. Apabila banyak modal yang mengalir ke suatu Negara, permintaan ke atas mata uangnya bertambah, maka nilai mata uang mengalami apresiasi.



4. Pertumbuhan ekonomi.

Efek yang akan diakibatkan oleh sesuatu kemajuan ekonomi kepada nilai mata uangnya tergantung kepada corak pertumbuhan yang berlaku. Apabila kemajuan itu terutama diakibatkan oleh perkembangan ekspor, maka permintaan ke atas mata uang negara itu bertambah lebih cepat dari penawaran dan oleh karenanya nilai mata uang negara itu naik.

Berdasarkan pendekatan moneter dari pengembangan konsep paritas daya beli dan teori kuantitas uang berkeyakinan bahwa faktor-faktor moneter dan ekuilibrium nilai tukar yang melandasi fungsi permintaan dan penawaran uang merupakan penjelas utama pergerakan nilai tukar valuta asing. Model dasar pendekatan moneter dengan harga kaku mengenai nilai tukar dapat dirumuskan sebagai berikut (Anas, 2002):

$$S_t = (m - m^*)_t - \alpha(y - y^*)_t + \left(\delta + \lambda - \frac{1}{\theta}\right)(r - r^*)_t + \left(\frac{1}{\theta}\right)(\pi_t^e - \pi^{e*})_t \quad (2.1)$$

di mana:

S_t : tingkat nilai tukar valuta asing

$(m - m^*)_t$: selisih jumlah uang beredar

$(y - y^*)_t$: selisih pendapatan riil

$(r - r^*)_t$: selisih tingkat suku bunga

$(\pi_t^e - \pi^{e*})_t$: selisih tingkat inflasi

2.1.2. Kurs Referensi

Dalam rangka mendukung pendalaman pasar valas domestik, diperlukan adanya referensi harga spot USD/IDR yang akurat mencerminkan harga pasar. Sebelumnya, informasi harga USD/IDR tersedia hanya berdasarkan kuotasi bank, yang merupakan minat beli atau minat jual yang ditawarkan oleh bank, yang belum



tentu terealisasi dalam transaksi. Karena tidak didasarkan pada transaksi aktual, kuota harga dapat memberikan informasi harga yang kurang akurat, bahkan bisa menimbulkan asimetri informasi, yang pada gilirannya menyebabkan pembentukan harga tidak efisien di pasar.

Sehubungan dengan itu, diperlukan keberadaan referensi harga spot USD/IDR yang kredibel guna mendukung upaya pembentukan harga yang efisien di pasar. Kurs referensi atau Jakarta Interbank Spot Dollar Rate (JISDOR) dimaksudkan untuk memenuhi kebutuhan tersebut. JISDOR merupakan harga spot USD/IDR yang disusun berdasar transaksi valuta asing antar bank, yang datanya diperoleh secara real time melalui Sistem Monitoring Transaksi Valuta Asing Terhadap Rupiah (SISMONTAVAR) di Bank Indonesia.

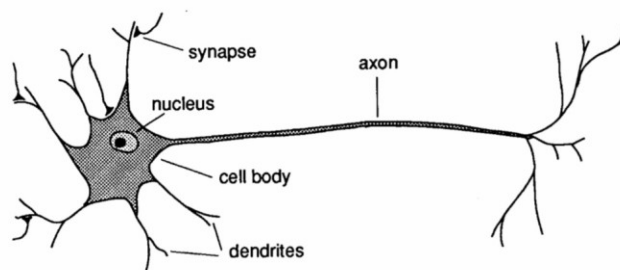
JISDOR dibentuk berdasarkan rata-rata tertimbang dari volume seluruh transaksi USD/IDR antar bank dalam rentang waktu pukul 08.00 – 09.45 WIB. JISDOR diumumkan tepat pukul 10.00 WIB pada website Bank Indonesia. Data tersebut akan tersedia setiap hari kerja, dalam hal ini tidak termasuk Sabtu, Minggu, hari libur nasional, atau hari lain yang ditetapkan sebagai hari libur.

Kurs referensi tidak bersifat *mandatory*. Kurs referensi diharapkan dapat memberikan informasi yang kredibel sebagai acuan bagi pelaku pasar keuangan dalam melakukan transaksi. Di samping itu, kurs referensi menjadi alat monitoring dan asesmen Bank Indonesia dalam membentuk pasar valas agar berkembang secara sehat dan mempunyai daya tahan lebih tinggi terhadap gejolak pasar (Bank Indonesia, 2013).

2.2. Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan Syaraf Tiruan (*Artificial Neural Network*) - JST adalah bagian dari algoritma *machine learning* dan *deep learning* yang belakangan ini sedang populer. JST lahir dari konsep kecerdasan tiruan (*artificial intelegent*) yang merupakan bagian dari paradigma yang diperoleh melalui proses ‘belajar’. JST juga termasuk dalam kategori *data mining* sehingga kita bisa menggali informasi dari data-data yang kita miliki menjadi informasi yang lebih bernilai dengan cara mengekstraksi dan mengenali pola penting dari basis data. JST disebut sebagai model *black box* yang properly desain data proses, pembelajaran dinamis dan secara subsequent menyediakan *output* yang informatif (Zhang, 1998).

Jaringan Syaraf Tiruan memiliki prinsip komputasi yang menirukan jaringan syaraf biologis yang terdapat pada otak manusia (Sudarto, 2002). Dengan analogi sistem kerja otak manusia seperti pada Gambar 2.1, ANN terdiri atas sebuah unit pemroses yang disebut neuron (akson dalam otak manusia) yang berisi penambah (*adder*) dan fungsi aktivasi, sejumlah bobot (sinaps dalam otak manusia), sejumlah vektor masukan (dendrit). Fungsi aktivasi berguna untuk mengatur keluaran yang diberikan oleh neuron (Prasetyo, 2012).



Gambar 2.1. Jaringan syaraf manusia



Secara matematis JST dapat digambarkan ibarat sebuah graf yang memiliki lapisan-lapisan. Setiap lapisan terdiri sejumlah node/neuron/unit (*vertex*) dan dihubungkan oleh sisi (*edge*) yang memiliki bobot. Banyaknya lapisan dalam struktur JST mengacu pada kedalaman pembelajaran (*deep learning*) dari jaringan itu sendiri. Karena JST memiliki struktur graf, operasi pada JST mudah dijelaskan dalam notasi aljabar (Putra, 2018). JST memiliki karakteristik sebagai berikut (Pusparianti, 2008):

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

Zhang (1998) menyatakan beberapa kelebihan JST dalam hal peramalan yakni: (1) berbeda dari metode berbasis model tradisional, JST adalah metode *self-driven* berbasis data yang memiliki kemampuan belajar dari ‘pengalaman’ yang diperoleh dari mengolah data yang cukup sehingga sangat berguna dalam mengatasi masalah praktis; (2) JST dapat digeneralisasi; (3) JST adalah fungsi aproksimasi yang universal; dan (4) JST mampu bekerja dalam masalah non-linear.

2.2.1. Arsitektur JST

Secara umum arsitektur JST dibagi menjadi tiga lapisan yakni lapisan masukan, lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran yang masing-masing lapisan terdiri dari sejumlah neuron.



a. Lapisan Masukan (*Input Layer*)

Lapisan ini merupakan lapisan pertama dalam arsitektur JST. Setiap neuron di lapisan input mewakili atribut unik dalam data sampel (mis. Tinggi, warna rambut, dll.). Dalam kasus peramalan *time series*, jumlah inputan berkorespondensi dengan jumlah *lagged observation* yang digunakan untuk menemukan pola dasar dalam *time series* dan untuk membuat suatu peramalan (Zhang, 1998). Idealnya, kita menginginkan sejumlah kecil neuron penting yang dapat mengungkap fitur unik yang tertanam dalam data. Terlalu sedikit atau terlalu banyak input neuron dapat mempengaruhi pembelajaran atau kemampuan peramalan jaringan.

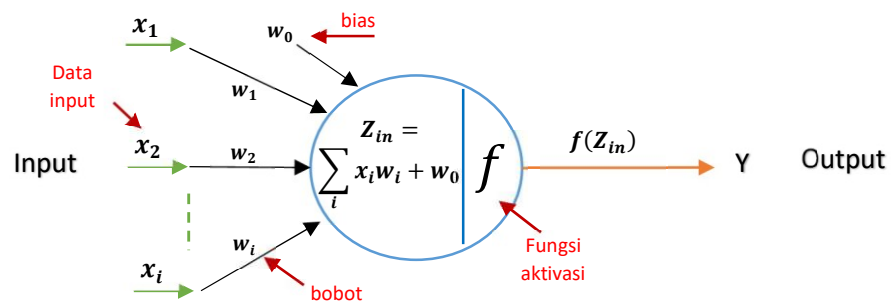
b. Lapisan Tersembunyi (*Hidden Layer*)

Lapisan yang berada diantara lapisan masukan dan keluaran serta menghubungkan kedua lapisan tersebut. Dalam suatu jaringan dapat terdiri dari beberapa lapisan tersembunyi (*multilayer perceptron*). Semakin banyak lapisan tersembunyi menunjukkan semakin dalam proses pembelajaran jaringan (*deep learning*). Lapisan ini memegang peranan penting dalam proses pengolahan data karena dalam lapisan ini terdapat fungsi aktivasi. Fungsi aktivasi inilah yang akan mengolah data sampel yang dimasukkan pada input lapisan.

c. Lapisan Keluaran (*Output Layer*)

Lapisan terakhir dalam jaringan yang menerima input dari lapisan tersembunyi sebelumnya, secara opsional menerapkan fungsi aktivasi untuk mengembalikan output yang mewakili peramalan model.

Selain ketiga lapisan tersebut bagian penting dalam suatu jaringan adalah sisi yang menghubungkan neuron-neuron antara lapisan (*interconnection*). Keterhubungan antara neuron dalam suatu jaringan secara fundamental menentukan perilaku jaringan. Dalam banyak aplikasi peramalan setiap neuron antar lapisan dihubungkan dengan satu sisi. Sisi ini diinisialisasi dengan suatu bobot yang bernilai random dalam interval yang kecil tertentu misalnya $[-0.5, 0.5]$, $[-1, 1]$ atau menggunakan distribusi uniform dalam jangkauan kecil, dll. (Haykin, 1999).



Gambar 2.2. Arsitektur umum JST

Arsitektur JST secara umum diperlihatkan pada Gambar 2.2. Sebuah jaringan bisa memiliki banyak neuron masukan dan hanya satu neuron keluaran (atau juga lebih). Pada Gambar 2.2 data masukan (x_1, x_2, \dots, x_i) yang direpresentasikan oleh neuron-neuron yang akan diproses jaringan. Masing-masing nilai masukan melewati sebuah sisi yang dikalikan dengan bobot sisi (*interconnection*) w_i dan kemudian dilakukan penjumlahan (\sum) terhadap semua masukan yang terboboti tadi serta ditambah dengan suatu bias w_0 . Hasil penjumlahan ini disebut keluaran dari kombinasi linear (Z_{in}) seperti pada

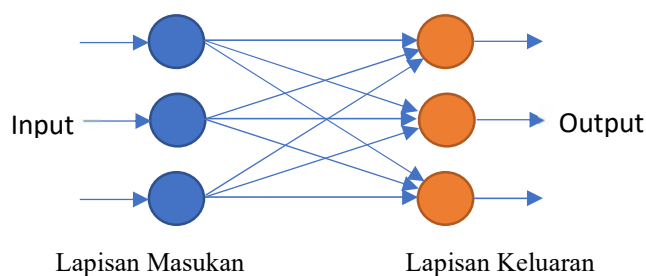
persamaan (1). Nilai Z_{in} kemudian diproses oleh fungsi aktivasi ($f(Z_{in})$) untuk menghasilkan sinyal y sebagai keluaran.

$$Z_{in} = \sum_i w_i x_i + w_0 \quad (2.2)$$

Berdasarkan jumlah lapisannya JST dibagi menjadi dua, yakni *single perception* dan *multi perception*.

a. Jaringan Lapisan Tunggal (Single Layer Network)

Jaringan lapis tunggal (*single layer*) merupakan jaringan yang tersusun atas lapisan masukan dan lapisan keluaran. Jaringan lapisan tunggal hanya menerima nilai masukan secara langsung dan mengolahnya untuk menjadi suatu nilai keluaran tanpa melalui lapisan tersembunyi. Contoh algoritma JST lapisan tunggal adalah Perceptron, Delta, dan sebagainya. Ilustrasi jaringan lapisan tunggal arsitektur 3-3 (tiga neuron input dan tiga neuron output) dapat dilihat pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3. Jaringan lapisan tunggal 3-3.

b. Jaringan Lapisan Ganda (Multilayer Network)

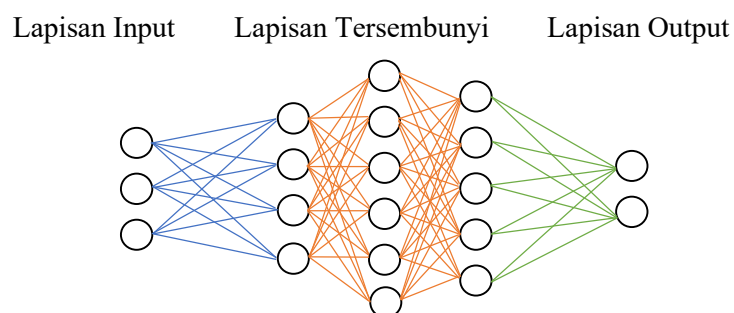
Jaringan lapisan ganda dibangun oleh tiga lapisan utama yakni satu lapisan masukan, satu atau beberapa lapisan tersembunyi, dan satu lapisan keluaran.



Sehingga berbeda dari lapisan tunggal maka data yang diperoleh dari lapisan input akan diproses terlebih dahulu di lapisan tersembunyi kemudian ditransfer ke lapisan keluaran.

Pada *multilayer network* sistemnya bekerja dan dibangun oleh algoritma perceptron lapisan ganda (*multilayer perceptron*). *Multilayer Perceptron* (MLP) ini merupakan JST turunan dari *single perceptron* pada lapisan tunggal yang berupa JST umpan balik (*feedforward*) dengan satu atau lebih lapisan tersembunyi. Biasanya jaringan terdiri atas satu lapisan masukan, setidaknya satu lapisan neuron komputasi tersembunyi di tengah, dan sebuah lapisan neuron komputasi keluaran. Pada lapisan input tidak terdapat proses komputasi, yang dilakukan hanya meneruskan sinyal/vector masukan yang diterima ke lapisan yang berada di depannya. Sinyal masukan dirambatkan dengan arah maju pada lapisan-per-lapisan.

Contoh arsitektur MLP diberikan pada Gambar 2.4. pada gambar tersebut terdapat tiga lapisan tersembunyi dengan sejumlah neuron yang berbeda tiap lapisannya dan satu lapisan keluaran dengan tiga neuron.



Gambar 2.4. Jaringan dengan lapisan ganda *fully connected*



Setiap lapisan dalam MLP memiliki fungsi khusus. Lapisan masukan berfungsi menerima sinyal dari luar dan mendistribusikannya ke semua neuron dalam lapisan tersembunyi. Lapisan keluaran menerima sinyal keluaran (atau dengan kata lain, stimulus pola) dari lapisan tersembunyi kemudian memunculkan sinyal/nilai/kelas keluaran dari keseluruhan jaringan.

Neuron dalam lapisan tersembunyi mendeteksi fitur-fitur tersembunyi. Bobot dari neuron dalam lapisan tersembunyi merepresentasikan fitur tersembunyi dalam data masukan. Fitur-fitur tersembunyi ini kemudian digunakan oleh lapisan keluaran dalam penentuan pola/kelas keluaran. Dengan satu lapisan tersembunyi kita dapat merepresentasikan sembarang fungsi kontinu dari sinyal masukan.

Lapisan tersembunyi “menyembunyikan” keluaran yang diinginkan. Neuron dalam lapisan tersembunyi tidak dapat diamati melalui perilaku masukan/keluaran jaringan secara keseluruhan. Juga tidak ada cara yang jelas untuk mengetahui apa keluaran yang diinginkan oleh lapisan tersembunyi. Dengan kata lain, keluaran yang diinginkan oleh lapisan tersembunyi ditentukan oleh lapisan itu sendiri.

2.2.2. Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi (atau fungsi transfer) adalah fungsi yang mengubah nilai penjumlahan input dengan bobotnya menjadi output (u_k) untuk ditransfer ke neuron pada lapisan berikutnya. Fungsi aktivasi ini menentukan hubungan antara input dan output suatu neuron dan jaringan. Dalam sebuah jaringan memungkinkan memiliki fungsi aktivasi yang berbeda pada neuron yang berbeda pada lapisan yang sama ataupun lapisan yang berbeda. JST menggunakan fungsi



aktivasi yang untuk membatasi keluaran dari neuron agar sesuai dengan batasan nilai keluaran.

Secara umum, fungsi aktivasi memperkenalkan derajat dari kenonlinearan yang sangat berguna dalam implementasi JST. Sifat ke-nonlinear-an fungsi aktivasi inilah yang menjadi kelebihan JST dalam menyelesaikan masalah-masalah non-linear. Chen dan Chen (1995) mengidentifikasi kondisi umum untuk fungsi-fungsi kontinu yang yang memenuhi syarat sebagai fungsi aktivasi. Secara teori fungsi-fungsi kontinu yang terturunkan dapat memenuhi syarat sebagai fungsi aktivasi tapi dalam kenyataannya hanya sebagian kecil dari fungsi aktivasi yang “*well behave*” yang digunakan. “*Well behave*” yang dimaksud di sini adalah fungsi yang terbatas (*bounded/fixed range*), monoton naik (*monotonically increasing*) dan terturunkan (*deferentiable*) (Zheng, 1998). Fungsi-fungsi aktivasi yang biasa digunakan:

i. Fungsi linier

$$f(x) = x \quad (2.3)$$

ii. Fungsi sigmoid (logistik)

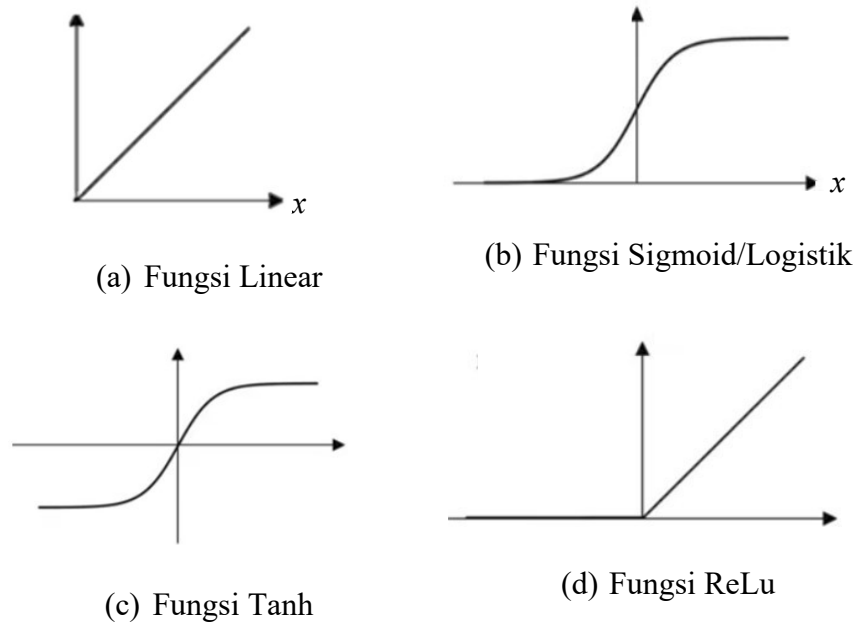
$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.4)$$

iii. Fungsi tangent hyperbolic (tanh)

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2.5)$$

iv. Fungsi ReLu

$$f(x) = \text{maks}(0, x) \quad (2.6)$$



Gambar 2.5. Grafik fungsi aktivasi

2.3. Proses Pembelajaran

Dalam proses pembelajaran *machine learning* dibagi menjadi dua kategori yakni pembelajaran terawasi (*supervised learning*) dan pembelajaran tak terawasi (*unsupervised learning*) atau bisa jadi modifikasi dari keduanya.

a. Pembelajaran Terawasi (*Supervised Learning*)

Supervised atau *active learning* adalah proses belajar yang membutuhkan guru yakni metode pembelajaran yang memasukkan target keluaran dalam data untuk proses pelatihannya. Yang dimaksud guru di sini adalah suatu yang memiliki pengetahuan tentang lingkungan. Guru bisa direpresentasikan sebagai sekumpulan sampel *input-output* (data latih). Pembangunan pengetahuan yang dilakukan oleh guru dengan memberikan respon yang diinginkan kepada JST. Respon yang diinginkan tersebut merepresentasikan aksi optimum yang dilakukan oleh JST. Proses perubahan ini dilakukan



selangkah demi selangkah, dengan tujuan agar JST bisa memiliki kemampuan yang mirip dengan gurunya. Lapisan output ini akan membangkitkan pola output yang nantinya akan dicocokkan pada pola output targetnya. Dengan kata lain JST dilatih untuk dapat memetakan sekumpulan sampel *input-output* dengan akurasi yang tinggi (suyanto, 2007). Contoh algoritma pembelajaran terawasi adalah propogasi balik (*backpropogation*).

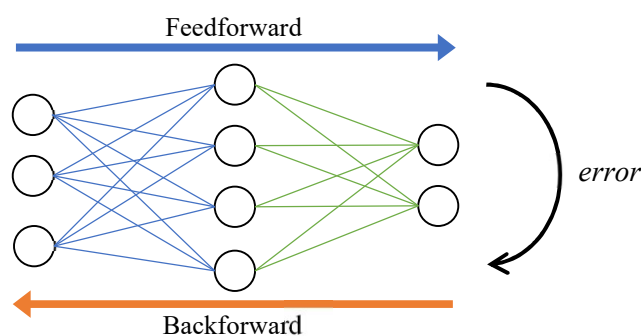
b. Pembelajaran Tak Terawasi (*Unsupervised Learning*)

Sesuai dengan namanya, *unsupervised* atau *self-organized learning* tidak membutuhkan guru atau target keluaran untuk memantau proses belajar. Dengan kata lain, tidak ada sekumpulan sampel *input-output* atau fungsi tertentu untuk dipelajari oleh jaringan. Tujuan dari pembelajaran ini adalah mengelompokkan input yang serupa. Jaringan ini mengubah nilai bobot sehingga nilai input yang serupa akan dikategorikan sebagai keluaran yang sama (Hendri, 2010). Salah satu contoh *unsupervised learning* adalah *competitive learning*.

2.4. Algoritma Pelatihan Backpropogation

Algoritma *backpropogation* adalah salah satu model JST yang mempunyai kemampuan mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan untuk mengenali pola yang digunakan selama pelatihan serta kemampuan jaringan untuk memberikan respon yang benar terhadap pola masukan yang serupa (tapi tidak sama) dengan pola yang dipakai selama pelatihan (Rizny, 2019).

Propogasi balik merupakan sebuah metode sistematis pada JST dengan menggunakan algoritma pembelajaran yang terawasi dan biasanya digunakan oleh JST dengan lapisan ganda (*multilayer*) untuk mengubah bobot-bobot yang ada pada lapisan tersembunyinya. Algoritma propogasi balik merupakan salah satu algoritma JST yang dapat digunakan untuk mempelajari dan menganalisis pola data historis lebih tepat sehingga diperoleh keluaran yang lebih akurat (Sopyan, 2018). Kita memperbaharui bobot sisi secara bertahap (dari *ouput* ke *input layer*) berdasarkan *error/loss* yakni *output* peramalan (\hat{y}_i) dikurangi dengan data target (y_i) seperti pada skema yang ada di Gambar 2.6.



Gambar 2.6. Skema algoritma *backpropogation*

Intinya adalah mengoreksi bobot sisi dari *output* lapisan ke lapisan tersembunyi, kemudian galat tersebut dipropogasi ke lapisan sebelum-sebelumnya. Artinya perubahan bobot sisi pada suatu lapisan dipengaruhi oleh perubahan bobot sisi pada lapisan setelahnya. Fungsi galat yang berbeda akan memberikan galat yang berbeda pula untuk suatu peramalan yang sama dan dengan demikian memiliki efek yang cukup besar pada kinerja model. Salah satu fungsi galat (*cost/loss function*) untuk MLP banyak digunakan



adalah *single square error* dan *mean square error* (MSE), yang menghitung kuadrat perbedaan antara nilai target (y_i) dan nilai peramalan (\hat{y}_i).

$$E(\theta) = \frac{1}{2} \sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2.7)$$

Adapun fungsi galat lain yang dapat digunakan dalam masalah regresif yakni:

- SSE (*sum of squared error*)

$$E(\theta) = \sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2.8)$$

- MAD (*mean absolute deviation*)

$$E(\theta) = \frac{\sum_i (y_i - \hat{y}_i)}{n} \quad (2.9)$$

- RMSE (*root mean squared error*)

$$E(\theta) = \sqrt{MSE} \quad (2.10)$$

- MAPE (*mean absolute percentage error*)

$$E(\theta) = \frac{1}{n} \sum \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| 100 \quad (2.11)$$

- dll.

Propogasi balik adalah pelatihan jenis terkontrol menggunakan pola penyesuaian bobot untuk mencapai nilai galat yang minimum antara keluaran hasil peramalan dengan data target. Algoritma propogasi balik mencari minimum dari fungsi galat dalam ruang bobot menggunakan metode penurunan gradient. Penurunan gradien adalah algoritma optimisasi yang



digunakan untuk meminimalkan beberapa fungsi dengan secara iteratif bergerak ke arah penurunan curam.

Dalam pembelajaran mesin, kita menggunakan penurunan gradient untuk memperbarui parameter model yang dibangun. Parameter mengacu pada koefisien dalam regresi linier dan bobot dalam jaringan saraf. Kombinasi dari bobot yang memberikan fungsi galat yang minimum dianggap sebagai solusi dari masalah pembelajaran. Karena metode ini memerlukan perhitungan gradien fungsi galat pada setiap langkah iterasi, kita harus menjamin kontinuitas dan sifat terdiferensial fungsi galat.

2.5. Proses Pelatihan dan Pengujian

Pada JST terdapat dua proses yaitu pelatihan dan pengujian. Proses pelatihan adalah proses pembelajaran JST yang mengatur input-input yang digunakan dan pemetaannya pada output hingga diperoleh model JST, sehingga pada proses ini terjadi pengaturan bobot dan bias. Sedangkan proses pengujian adalah tahap untuk memvalidasi model jaringan yang diperoleh dari proses pelatihan. Proses pengujian pada JST identik dengan validasi model pada statistika (Djuraidah, 2007).

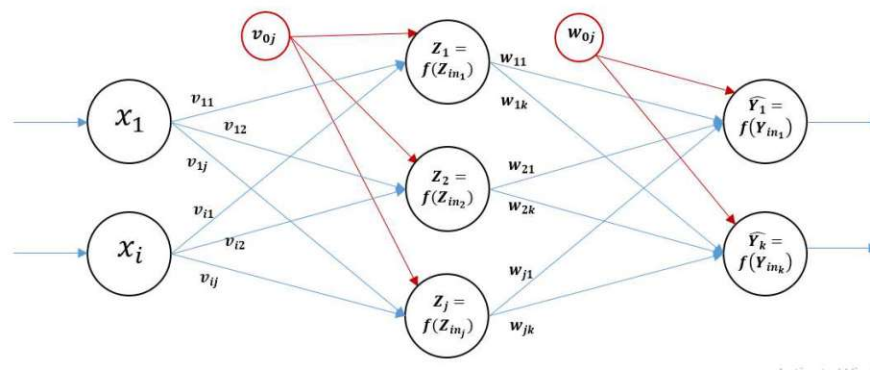
Karena adanya proses pelatihan dan pengujian pada JST kita harus membagi data sampel (*data set*) menjadi dua data sampel yang tidak beririsan (*independent*) menjadi data pelatihan dan pengujian. Kadang pula juga ditambahkan satu lagi data sampel yakni *development* atau *validation set*, tapi biasanya yang digunakan hanya dua data sampel saja. Perlu diperhatikan bahwa data sampel ini diambil memiliki distribusi yang sama dan

karakteristik yang sama (*idenpendently and identically distributed*). Umumnya, rasio pembagian data sampel (pelatihan:pengujian) adalah 70%:30%, 80%:20% dan 90%:10%.

Proses pelatihan pada JST terbagi dalam tiga tahap utama yaitu propogasi maju dan *backpropogation* serta *update* nilai bobot. Pada tahap propogasi maju dilakukan dari proses input sampai diperoleh output, sedangkan pada tahap *backpropogation* dilakukan perbandingan output dari propogasi maju dengan nilai target, kemudian dilanjutkan ke lapisan input sehingga diperoleh nilai galat. Kemudian pada tahap *update* dilakukan pembaharuan nilai bobot sampai diperoleh nilai galat minimal (Amrin, 2016).

Berikut tahapan pembelajaran dalam algoritma propogasi balik adalah sebagai berikut:

- a. Inisialisasi semua bobot dan bias.
- b. Tahap propogasi maju



Gambar 2.7 Skema propogasi maju

- i. Seperti pada Gambar 2.7 setiap neuron masukan menerima sinyal masukan dan diberi notasi x_i ($i = 1, \dots, n$) kemudian dikirimkan ke neuron berikutnya yaitu neuron lapisan tersembunyi.



- ii. Pada masing-masing neuron lapisan tersembunyi, input x_i dikalikan dengan pembobot (v_{ij}) dan dijumlahkan serta ditambah dengan biasnya (v_{0j}).

$$Z_{in_j} = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i \cdot v_{ij} \quad (2.12)$$

Kemudian dilakukan fungsi pengaktifan

$$Z_j = f_1(Z_{in_j}) \quad (2.13)$$

Misalnya dalam bentuk fungsi sigmoid, fungsi pengkatifannya menjadi:

$$Z_j = \frac{1}{1 + e^{-Z_{in_j}}} \quad (2.14)$$

Setelah melawati tahap pengaktifan maka keluaranya (Z_j) dikirim ke semua neuron keluaran.

- iii. Untuk setiap neuron masukan pada lapisan keluaran Y_{in_k} ($k = 1, 2, \dots, m$), Z_j dikalikan dengan penimbang (w_{ij}) dan dijumlahkan serta ditambahkan dengan biasnya (w_{0k}).

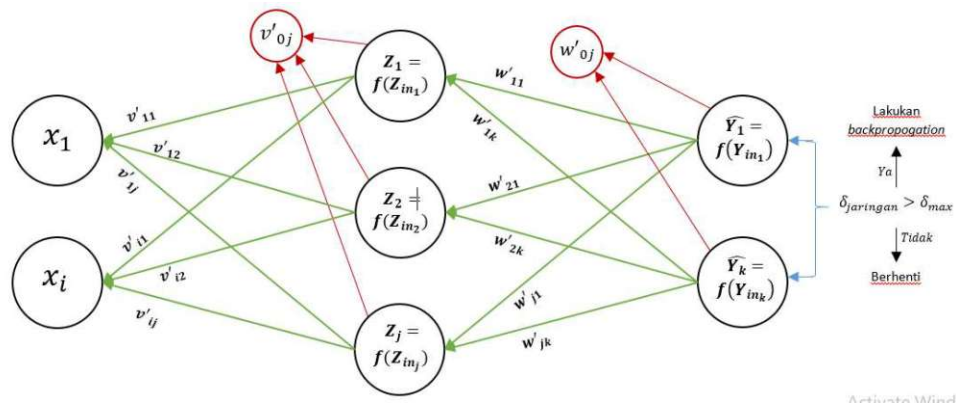
$$Y_{in_k} = w_{0k} + \sum_{j=1}^p w_{ij} Z_j \quad (2.15)$$

Menggunakan fungsi aktivasi lagi untuk menghitung nilai keluaran neuron lapisan keluaran, misalnya kita memakai fungsi logistik.

$$Y_k = f_2(Y_{in_k}) = \frac{1}{1 + \exp^{-Y_{in_k}}} \quad (2.16)$$

Sehingga diperoleh Y_k sebagai nilai peramalan untuk tahap propogasi maju.

- c. Tahap *backpropogation* dan perubahan bobot serta bias ditunjukkan dalam skema pada Gambar 2.8.



Gambar 2.8 Skema *backpropogation*

- iv. Tiap-tiap output neuron peramalan Y_k dibandingkan dengan data target untuk dihitung galatnya. Menghitung besarnya galat relatif antara data target dengan nilai keluaran jaringan misalnya dengan MSE.

$$\delta = \sum \frac{1}{2} (Y_k - T_k)^2 \tag{2.17}$$

Keterangan:

δ : galat

T_i : data target pada waktu ke- k

- v. Menghitung perubahan bobot (Δw_{jk}) dari lapisan tersembunyi ke *output* lapisan yang akan digunakan untuk memperbaiki nilai bobot dengan penurunan gradient kemudian dikali dengan suatu *learning rate* (α).



$$\Delta w_{jk} = \alpha \frac{\partial \delta}{\partial w_{jk}} \quad (2.18)$$

- vi. Menghitung perubahan bias (Δw_{0k}) dari lapisan tersembunyi ke lapisan keluaran.

$$\Delta w_{0k} = \alpha \frac{\partial \delta}{\partial w_{0k}} \quad (2.19)$$

- iv. Menghitung perubahan bobot dari lapisan input ke lapisan tersembunyi.

$$\Delta v_{ij} = \alpha \frac{\partial \delta}{\partial v_{ij}} \quad (2.20)$$

- v. Menghitung perubahan bias dari lapisan input ke lapisan tersembunyi.

$$\Delta v_{0j} = \alpha \frac{\partial \delta}{\partial v_{0j}} \quad (2.21)$$

- vi. Tahap *update* atau perbaikan pada bobot antar neuron dan bias masing-masing lapisan.

$$w'_{jk} = w_{jk} + \Delta w_{jk} \quad (2.22)$$

$$w'_{0k} = w_{0k} + \Delta w_{0k} \quad (2.23)$$

$$v'_{jk} = v_{jk} + \Delta v_{jk} \quad (2.24)$$

$$v'_{0j} = v_{0j} + \Delta v_{0j} \quad (2.25)$$

- d. Selanjutnya proses pelatihan berulang ke tahap propogasi maju, kemudian *backpropogation* dan *update* bobot dan bias sampai diperoleh pelatihan yang optimal.
- e. Algoritma tersebut berhenti saat kondisi penghentian terpenuhi yaitu saat jumlah siklus perubahan bobot (*epoch*) saat pelatihan sudah



mencapai maksimum atau galat yang dihasilkan sudah lebih kecil dibandingkan dengan galat yang ditentukan.

Sedangkan untuk tahap pengujiannya dilakukan dengan cara propogasi maju dengan arsitektur jaringan, bobot dan bias diambil dari proses pembelajaran (pelatihan).

Pada proses pelatihan MLP ada beberapa parameter yang berpengaruh dalam membangun arsitektur jaringan di antaranya adalah sebagai berikut, (Prasetyo, 2012):

1. Penentuan bobot awal. Bobot awal pada umumnya diambil secara acak. Tidak ada aturan khusus dalam inisialisasi bobot awal tapi disarankan mengambil jangkauan yang kecil.
2. Laju pembelajaran (*learning rate*). Nilai parameter ini ada dalam jangkauan 0 sampai 1. Semakin besar nilainya, semakin cepat selesai proses pelatihannya, namun semakin rentan terjebak pada daerah lokal optimum. Jika terlalu kecil, proses pelatihan akan semakin lama tetapi lebih menjamin hasil model yang lebih baik.
3. Jumlah iterasi. Jika kriteria galat hanya misalnya menggunakan SSE atau MSE, terkadang data yang sangat tidak linier sulit untuk bisa mencapai kriterianya. Pilihan lain dalam kriteria biasanya menggunakan jumlah maksimal iterasi. Jika jumlah maksimal tercapai, meskipun target galat belum tercapai, proses pelatihan tetap akan dihentikan.
4. Target galat. Target galat merupakan akumulasi selisih nilai antara nilai keluaran yang diharapkan dengan nilai keluaran yang didapatkan. Kriteria



yang umum digunakan adalah *Sum of Square Error* (SSE) atau *Mean of Square Error* (MSE).

5. Jumlah neuron dalam lapisan tersembunyi. Belum ada cara yang pasti untuk menentukan jumlah neuron dalam lapisan tersembunyi. Untuk mendapatkan komposisi jumlah neuron dalam lapisan tersembunyi yang tepat biasanya digunakan cara coba-coba sehingga dari beberapa kali percobaan akan diambil arsitektur yang memberikan hasil peramalan terbaik.