

Perbandingan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* dengan Metode *Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average* Jaringan Saraf Tiruan Pada Peramalan Harga Emas

SKRIPSI



RESKI ULANDARI

H 121 16 502

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

2023

Perbandingan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* dengan Metode *Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average* Jaringan Saraf Tiruan Pada Peramalan Harga Emas



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

RESKI ULANDARI

H12116502

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

MAKASSAR

AGUSTUS 2023

LEMBAR PERNYATAAN KEOTENTIKAN

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

Perbandingan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* dengan Metode *Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average* Jaringan Saraf Tiruan Pada Peramalan Harga Emas

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

Makassar, 18 Agustus 2023



RESKI ULANDARI
NIM H12116502

Perbandingan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* dengan Metode *Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average* Jaringan Saraf Tiruan Pada Peramalan Harga Emas

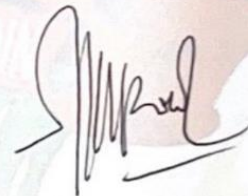
Disetujui oleh:

Pembimbing Utama

Pembimbing Pertama




Sitti Sahriman, S.Si, M.Si
NIP.19881018 2015 04 2 002



Dr. Nurtiti Sunusi, S.Si, M.Si
NIP.19720117 199703 2 002

Ketua Program Studi




Dr. Anna Islamiyati, S.Si, M.Si
NIP.19770808 200501 2 002

Pada 18 Agustus 2023

HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi ini diajukan oleh:

Nama : Reski Ulandari
NIM : H12116502
Program Studi : Statistika
Judul Skripsi : Perbandingan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* dengan Metode *Hybrid Autoregressive Moving Average* Jaringan Saraf Tiruan Pada Peramalan Harga Emas

Telah berhasil diperhatikan dihadapan Dewan Penguji dan diterima sebagai bagian persyaratan yang diperlukan untuk memperoleh gelar Sarjana Sains pada Program Studi Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

DEWAN PENGUJI

1. Ketua : Sitti Sahrinan, S.Si, M.Si (.....)
2. Sekretaris : Dr.Nurtiti Sunusi, S.Si, M.Si (.....)
3. Anggota : Sri Astuti Thamrin, S.Si, M.Stat. Ph.D (.....)
4. Anggota : Dr.Georgina Maria Tinungki, M.Si (.....)

Ditetapkan di : Makassar

Tanggal : 18 Agustus 2023

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabaraktuh

Puji syukur penulis panjatkan kepada Allah *Subhanahu Wa Ta'ala* atas segala limpahan rahmat, hidayah, dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan skripsi ini. Shalawat dan salam senantiasa tercurahkan kepada baginda Rasulullah *Shallallahu 'Alaihi Wa Sallam* beserta keluarga dan para sahabatnya. *Alhamdulillahirobbil'alamin*, berkat nikmat kemudahan dan pertolongan yang diberikan oleh Allah *Subhanahu Wa Ta'ala*, penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "**Perbandingan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* dengan Metode *Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average* Jaringan Saraf Tiruan Pada Peramalan Harga Emas**" yang disusun sebagai salah satu syarat akademik untuk memperoleh gelar sarjana pada Program Studi Statistika Departemen Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

Penulis menyadari bahwa dalam penyelesaian skripsi ini tidak lepas dari bantuan dan dorongan dari berbagai pihak yang senantiasa turut membantu dalam bentuk moril maupun materil sehingga dengan segala keterbatasan kemampuan dan pengetahuan, penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Oleh karena itu, penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang setulus-tulusnya serta penghargaan yang setinggi-tingginya kepada Ayahanda **A.Syafruddin** dan Ibunda **A.Suriati** yang telah memberikan dukungan penuh, pengorbanan luar biasa, limpahan cinta dan kasih sayang, kesabaran hati, serta dengan ikhlas telah menemani setiap langkah penulis dengan doa dan restu mulianya. Ucapan terima kasih juga penulis haturkan kepada Kakak tersayang **Ayu Andriani** yang senantiasa memberikan bantuan dan mendengarkan segala keluh kesah penulis dan memberi semangat kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini, serta keluarga besar penulis, terima kasih atas doa mulia dan dukungannya selama ini.

Penghargaan yang tulus dan ucapan terima kasih dengan penuh keikhlasan dan ketulusan juga penulis ucapkan kepada:

1. **Bapak Prof. Dr. Ir. Jamaluddin Jompa, M.Sc.**, selaku Rektor Universitas Hasanuddin beserta seluruh jajarannya.
2. **Bapak Dr. Eng. Amiruddin**, selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin beserta seluruh jajarannya.
3. **Ibu Dr. Anna Islamiyati S.Si., M.Si.**, selaku Ketua Departemen Statistika beserta seluruh jajarannya..
4. **Ibu Sitti Sahrinan, S.Si., M.Si.** dan **Ibu Dr.Nurtiti Sunusi, S.Si, M.Si** selaku Pembimbing Utama dan Pembimbing Pertama yang dengan penuh kesabaran telah meluangkan waktu dan pemikirannya untuk senantiasa memberikan arahan, dorongan semangat, dan motivasi kepada penulis dari awal hingga selesainya penulisan tugas akhir ini.
5. **Ibu Sri Astuti Thamrin, S.Si., M.Stat. Ph.D** dan **Ibu Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si.**, selaku Tim Penguji yang telah meluangkan waktu dalam memberikan motivasi serta kritikan yang membangun kepada penulis dalam penyempurnaan tugas akhir ini.
6. Segenap Dosen Pengajar dan Staf yang telah memberikan ilmu dan kemudahan kepada penulis dalam berbagai hal selama menempuh pendidikan sarjana di Departemen Statistika.
7. Kepada Teman Angkatan **Statistika 2016**. Terima kasih atas bantuan, dorongan semangat dan nasehatnya kepada penulis.
8. Kepada seluruh pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu terima kasih atas segala dukungan, partisipasi dan apresiasi yang diberikan kepada penulis

Penulis menyadari bahwa masih banyak kekurangan dalam penyusunan skripsi ini, untuk itu dengan segala kerendahan hati penulis memohon maaf. Akhir kata semoga tulisan ini dapat memberikan manfaat untuk berbagai pihak.

Makassar, 18 Agustus 2023


Reski Ulandari

**PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR
UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIK**

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

Nama : Reski Ulandari
NIM : H12116502
Program Studi : Statistika
Departemen : Statistika
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Jenis Karya : Skripsi

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

“Perbandingan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* dengan Metode *Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average* Jaringan Saraf Tiruan Pada Peramalan Harga Emas”

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Terkait dengan hal diatas, maka pihak universitas berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan 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 tanggal 18 Agustus 2023.

Yang menyatakan,



(Reski Ulandari)

ABSTRAK

Peramalan data deret waktu adalah serangkaian pengamatan terhadap suatu variabel yang diambil dan dicatat secara berurutan dari waktu ke waktu. Salah satu model dalam peramalan adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Namun, dalam model ARIMA memiliki kelemahan yaitu hanya mampu mengikuti pola deret waktu yang linier. Salah satu metode peramalan yang dapat digunakan untuk mengatasi pola deret waktu nonlinier yaitu menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan, namun terdapat kekurangan yaitu sering ditemui adanya permasalahan *overfitting*. Tetapi masalah tersebut dapat diminalisir dengan menggunakan metode *Hybrid* ARIMA Jaringan Saraf Tiruan. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membandingkan akurasi peramalan *Hybrid* ARIMA Jaringan Saraf Tiruan dengan model ARIMA dan memprediksi harga emas pada tahun 2020. Hasil yang diperoleh model ARIMA terbaik adalah ARIMA (1,1,0) dengan MAPE 14,7%. Dengan model ARIMA terbaik, diperoleh residual untuk *input* Jaringan Saraf Tiruan. Hasil yang diperoleh adalah arsitektur jaringan terbaik yaitu 4 *input* 20 *hidden layer* dan 1 *output* dengan nilai kesalahan terkecil. Dari hasil pengujian model *Hybrid* ARIMA Jaringan Saraf Tiruan terhadap data pengujian diperoleh nilai MAPE sebesar 10%.

Kata Kunci: Peramalan, ARIMA, *Hybrid* ARIMA Jaringan Saraf Tiruan, Harga Emas

ABSTRACT

Forecasting time series data is a series of observations of a variable that is taken and recorded sequentially from time to time. One model in forecasting is the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). However, the ARIMA model has a weakness, namely it is only able to follow a linear time series pattern. One of the forecasting methods that can be used to overcome nonlinear time series patterns is using the Artificial Neural Network method, but there are drawbacks, namely overfitting problems are often found. But this problem can be minimized by using the Hybrid ARIMA Artificial Neural Network method. The purpose of this study is to compare the forecasting accuracy of Hybrid ARIMA Artificial Neural Networks with the ARIMA model and predict the price of gold in 2020. The results obtained by the best ARIMA model are ARIMA (1,1,0) with a MAPE of 14.7%. With the best ARIMA model, residuals are obtained for the input of the Neural Network. The results obtained are the best network architecture, namely 4 inputs, 20 hidden layers and 1 output with the smallest error value. From the test results of the ARIMA Hybrid Artificial Neural Network model for the test data, a MAPE value of 10% was obtained.

Keywords: *Forecasting, ARIMA, Hybrid ARIMA Artificial Neural Networks, Gold Price*

DAFTAR ISI

HALAMAN SAMPUL	ii
HALAMAN JUDUL	ii
LEMBAR PERNYATAAN KEOTENTIKAN	iii
HALAMAN PENGESAHAN	v
KATA PENGANTAR	vi
HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS	viii
ABSTRAK	ix
ABSTRACT	x
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR TABEL	xiv
DAFTAR LAMPIRAN	xv
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Batasan Masalah	4
1.4 Tujuan Penelitian	4
1.5 Manfaat Penelitian	4
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Peramalan	5
2.2 Analisis Deret Waktu	5
2.3 Metode ARIMA	6
2.4 Metode Jaringan Saraf Tiruan (JST)	9
2.4.1 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan	10

2.4.2	Fungsi Aktivasi	12
2.4.3	<i>Backpropogation</i>	14
2.5	Metode <i>Hybrid</i> ARIMA-JST	17
2.6	Ukuran Ketepatan Metode Peramalan	17
2.7	Emas	18
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN		20
3.1	Sumber Data	20
3.2	Identifikasi Variabel	20
3.3	Metode Analisis	20
3.3.1	ARIMA	20
3.3.2	Jaringan Saraf Tiruan	21
3.3.3	Metode <i>Hybrid</i> ARIMA Jaringan Saraf Tiruan	22
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN		23
4.1	Peramalan Menggunakan Model ARIMA	23
4.1.1	Identifikasi Kestasioneran	23
4.1.2	Identifikasi Model ARIMA	26
4.1.3	Pemeriksaan Diagnostik Model ARIMA	27
4.1.4	Pemilihan Model Terbaik	28
4.2	Peramalan Menggunakan <i>Hybrid</i> Jaringan Saraf Tiruan	29
4.2.1	Normalisasi Data	29
4.2.2	Perancangan Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan	29
4.3	Perbandingan Hasil Ramalan	42
5.1	Kesimpulan	44
5.2	Saran	44
DAFTAR PUSTAKA		45
LAMPIRAN		47

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Input dan Bobot.....	10
Gambar 2. 2 Jaringan <i>Single layer</i>	11
Gambar 2. 3 Jaringan <i>Multi Layer</i>	12
Gambar 2. 4 Jaringan <i>Backpropogation</i>	15
Gambar 3. 1 Arsitektur Sistem peramalan <i>hybrid</i> ARIMA-JST	20
Gambar 4. 1 Plot Deret Waktu Data Harga Emas.....	23
Gambar 4. 2 ACF dan PACF Data Harga Emas	24
Gambar 4. 3 Plot Data Harga Emas <i>Differencing</i> 1	25
Gambar 4. 4 Plot ACF dan PACF setelah <i>Differencing</i> 1	26
Gambar 4. 5 Perbandingan nilai prediksi dan aktual 4 <i>input</i> , 20 <i>hidden layer</i>	31
Gambar 4. 6 Grafik Perbandingan Data Aktual dengan Hasil Peramalan.....	43

DAFTAR TABEL

Tabel 4. 1 Pengujian Stasioner Data Harga Emas	24
Tabel 4. 2 Pengujian Stasioner Data Harga Emas <i>Differencing</i> 1	25
Tabel 4. 3 Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA	27
Tabel 4. 4 Uji Kolmogorov-smirnov.....	28
Tabel 4. 5 Nilai MAPE dan RMSE Pada Model ARIMA.....	28
Tabel 4. 6 Hasil Transformasi Harga Emas.....	29
Tabel 4. 7 Dimensi Matriks Harga Emas	30
Tabel 4. 8 Bias dan bobot awal pada <i>Input Layer</i> Terhadap <i>Hidden Layer</i>	31
Tabel 4. 9 Bobot dan bias awal pada <i>Hidden Layer</i> Terhadap <i>Output Layer</i>	32
Tabel 4. 10 <i>Sinyal Input</i> dari <i>Input Layer</i> ke <i>Hidden Layer</i>	33
Tabel 4. 11 <i>Sinyal output</i> di <i>hidden layer</i>	34
Tabel 4. 12 <i>Sinyal output</i> pada <i>hidden layer</i>	34
Tabel 4. 13 <i>Sinyal</i> pada <i>output layer</i>	34
Tabel 4. 14 Koreksi Bobot dan bias di <i>Hidden Layer</i> Terhadap <i>Output Layer</i>	35
Tabel 4. 15 Faktor Kesalahan di Unit tersembunyi	36
Tabel 4. 16 Aktivasi Kesalahan di Unit tersembunyi	36
Tabel 4. 17 Koreksi Bias dan bobot <i>Input Layer</i> terhadap <i>Hidden Layer</i>	37
Tabel 4. 18 Bias dan bobot Akhir pada <i>Input Layer</i> terhadap <i>Hidden Layer</i>	38
Tabel 4. 19 Bobot dan bias akhir pada <i>Input Layer</i> terhadap <i>Output Layer</i>	39
Tabel 4. 20 Bias dan bobot Akhir pada <i>Input Layer</i> terhadap.....	40
Tabel 4. 21 Bobot dan bias Akhir pada <i>Input Layer</i> terhadap <i>Output Layer</i>	41
Tabel 4. 23 Data Aktual dan Hasil Peramalan Harga Emas	42

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Data Harga Emas	47
Lampiran 2 Estimasi Parameter Model ARIMA	51
Lampiran 3 Uji <i>Unit Root Test</i> ADF.....	53
Lampiran 4 Data Peramalan Hasil Residual ARIMA (1,1,0)	54

BAB 1 PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Emas merupakan logam mulia yang sering dijadikan sebagai alat tukar dalam perdagangan maupun sebagai standar keuangan berbagai negara (Joesoef, 2008). Emas merupakan salah satu instrumen simpanan pokok (investasi) yang relatif stabil dan efektif. Investasi emas telah lama menjadi salah satu alat investasi yang banyak diminati masyarakat Indonesia. Beberapa alasan sebagian besar masyarakat memilih investasi emas adalah karena ketahanannya terhadap inflasi, mudah dicairkan, menguntungkan karena harganya yang relatif stabil dan cenderung meningkat.

Emas memiliki harga yang bersifat fluktuatif atau dapat berubah-ubah setiap waktu. Naik turunnya harga emas mengikuti naik turunnya rupiah terhadap US\$. Oleh karena itu para investor emas harus dapat memperkirakan harga emas serta dapat memutuskan membeli atau menjual emas diwaktu yang tepat sehingga dapat memperoleh keuntungan dalam berinvestasi emas. Pergerakan harga emas yang akan datang dapat dipantau dengan menggunakan peramalan. Salah satu metode peramalan yang dapat digunakan dalam peramalan harga emas adalah analisis deret waktu. Analisis deret waktu dilakukan untuk memperoleh pola data deret waktu dengan menggunakan pengamatan sebelumnya untuk memprediksi suatu nilai pada masa yang akan datang (Maulana, 2018).

Peramalan data deret waktu adalah serangkaian pengamatan terhadap suatu variabel yang diambil dan dicatat secara berurutan dari waktu ke waktu (Wei, 2006). Teknik peramalan deret waktu terbagi menjadi dua bagian. Teknik yang pertama adalah model peramalan yang didasarkan pada model matematika statistik seperti *moving average*, *exponential smoothing*, regresi, dan *autoregressive integrated moving average* (ARIMA). Teknik yang kedua adalah model peramalan yang didasarkan pada kecerdasan buatan seperti *neural network*, algoritma genetika, *simulated annealing*, *genetic programming*, klasifikasi, dan *hybrid*.

Model peramalan yang sering digunakan dalam peramalan data deret waktu adalah model *autoregressive integrated moving average* (ARIMA). Metode ARIMA adalah metode peramalan yang dikembangkan oleh George Box dan Gwilyn Jenkins yang sering juga disebut metode deret waktu Box-Jenkins. Model ARIMA adalah model gabungan dari metode *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA), yang diasumsikan berbentuk linier. Maksudnya, suatu struktur korelasi linier diasumsikan diantara nilai-nilai deret waktu. ARIMA sangat baik ketepatannya untuk peramalan jangka pendek dan untuk data deret waktu non stasioner pada saat linier (Munarsih 2011). Sedangkan untuk data peramalan dalam periode yang cukup panjang ketepatannya kurang baik karena biasanya akan cenderung flat (datar/konstan). Selain itu ARIMA mengalami penurunan keakuratan apabila terdapat komponen nonlinier deret waktu pada data pengamatan. Oleh karena itu, ARIMA tidak mampu memodelkan data deret waktu yang non linear (Zhang, 2003).

Kenyataannya dalam kehidupan tidak hanya data pola linier yang sering ditemui tetapi juga terdapat data pola nonlinier. Salah satu metode peramalan yang dapat digunakan untuk mengatasi pola nonlinier yaitu menggunakan jaringan saraf tiruan. Jaringan saraf tiruan (JST) merupakan sistem pemroses informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan saraf biologi (Fausett, 1994: 3). Jaringan saraf tiruan terinspirasi oleh otak manusia dimana neuron saling interkoneksi secara non-linier. *Neuron* merupakan elemen pengolahan jaringan saraf tiruan. Setiap neuron menerima *input*, memproses *input* tersebut kemudian mengirimkan hasilnya berupa sebuah *output*. Jaringan saraf tiruan memiliki beberapa arsitektur jaringan yaitu *single layer*, *multilayer* dan *Competitive layer*.

Pada Jaringan saraf tiruan (JST) terdapat beberapa algoritma yang digunakan untuk peramalan deret waktu, salah satunya yaitu algoritma *backpropagation*. Algoritma *backpropagation* mempunyai cara kerja dengan menyesuaikan bobot yang saling terhubung antara *neuron* untuk mencapai kesalahan minimum antara keluaran hasil prediksi dengan keluaran yang nyata (Lee & Choi, 2013: 2943). Namun terdapat kekurangan pada model jaringan saraf tiruan yang sering ditemui yaitu permasalahan *overfitting*, dimana model yang dibuat hanya menghasilkan output yang baik untuk data yang dilatih saja dan tidak untuk

data yang divalidasi (data yang tidak termasuk proses pelatihan). Tetapi permasalahan tersebut dapat diminimalisir dengan mengkombinasikan jaringan saraf tiruan dengan model lain.

Salah satu model kombinasi (*hybrid*) yang pernah dicobakan untuk peramalan *time series* adalah model jaringan saraf tiruan dengan model ARIMA (Faruk 2010). Ada tiga hal yang menjadi alasan penggunaan pengkombinasian model ARIMA dan neural network (Zhang 2003). Pertama, sering kali terjadi kesulitan untuk menerapkan penggunaan model linier atau model nonlinier pada suatu permasalahan *time series* sehingga model kombinasi ini menjadi alternatif yang lebih mudah. Kedua, dalam kenyataannya *time series* jarang yang linier atau nonlinier dan sering mengandung keduanya sehingga pengkombinasian ini dapat digunakan untuk memodelkan deret waktu yang mengandung linier dan nonlinier. Ketiga, dalam beberapa literatur peramalan menyatakan bahwa tidak ada model tunggal yang terbaik pada setiap situasi.

Beberapa penelitian sebelumnya yang menggunakan metode ARIMA, jaringan saraf tiruan dan *hybrid* ARIMA jaringan saraf tiruan diantaranya adalah hasil penelitian Dwi Prisita Anggriningrum (2013) menunjukkan penggunaan metode ARIMA lebih akurat dibandingkan dengan metode jaringan saraf tiruan. Hasil penelitian Latifah Hanum (2017) menunjukkan peramalan dengan metode jaringan Saraf tiruan *Backpropagation* lebih akurat dibandingkan dengan metode ARIMA. Hasil penelitian Anugerah Fuad Ramadhan (2018) menunjukkan model *Hybrid* ARIMA jaringan saraf tiruan lebih akurat pada data pembukaan saham sedangkan pada data penutupan saham model ARIMA lebih akurat. Perubahan akan struktur data di masa mendatang serta terdapat berbagai macam pola dalam data membuat metode *hybrid* diharapkan menjadi strategi yang baik karena pada dasarnya tujuan utama dari melakukan kombinasi metode adalah untuk menggunakan kelebihan dari masing-masing metode sehingga menjadi cara yang lebih efektif dalam meningkatkan akurasi peramalan.

Pada penelitian ini dilakukan peramalan pada data harga emas dikarenakan harga emas nilainya relatife fluktuatif tetapi menunjukkan adanya tren peningkatan. Data harga emas merupakan data runtun waktu yang bersifat dependen

berhubungan satu sama lain secara statistik. Berdasarkan penelitian sebelumnya pengujian linearitas pada data harga emas menunjukkan adanya pola data linear dan nonlinear sekaligus sehingga dibutuhkan kombinasi antara ARIMA untuk data linear dan jaringan saraf tiruan untuk data nonlinearnya. Berdasarkan Latar belakang tersebut maka dilakukan penelitian untuk meramalkan harga emas menggunakan metode ARIMA dan *hybrid* ARIMA jaringan saraf tiruan dengan judul “*Perbandingan Metode Autoregressive Integrated Moving Average dengan Metode Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average Jaringan Saraf Tiruan Pada Peramalan Harga Emas*”.

1.2 Rumusan Masalah

Dari uraian latar belakang tersebut, maka dapat dirumuskan permasalahan yaitu, bagaimana perbandingan hasil peramalan pada data harga emas menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* dan metode *Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average* Jaringan Saraf Tiruan?

1.3 Batasan Masalah

Pembahasan dalam tugas akhir ini dibatasi pada data harga emas dari bulan Januari 2016 sampai Desember 2020 yang saling berautokorelasi dan pada model jaringan saraf tiruan digunakan algoritma backpropagation.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui perbandingan hasil peramalan pada data harga emas menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* dan metode *Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average* Jaringan Saraf Tiruan.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini dapat menambah wawasan mengenai peramalan menggunakan metode ARIMA dan metode *Hybrid* ARIMA jaringan saraf tiruan dan dapat meramalkan data harga emas menggunakan metode terbaik yang telah didapatkan sehingga bisa dijadikan sebagai bahan referensi untuk penelitian selanjutnya

BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Peramalan

Peramalan adalah memperkirakan besarnya atau jumlah sesuatu pada waktu yang akan datang berdasarkan data pada masa lampau yang dianalisis secara alamiah khususnya menggunakan metode statistika (Sudjana, 1989: 254). Peramalan biasanya dilakukan untuk mengurangi ketidakpastian terhadap sesuatu yang akan terjadi di masa yang akan datang. Menurut Makridakis (1999: 8), metode peramalan dibagi ke dalam dua kategori utama, yaitu metode kualitatif dan metode kuantitatif.

- a. Metode *kualitatif* merupakan metode yang menggabungkan beberapa faktor seperti pemikiran intuitif, perkiraan logis dan pengalaman pribadi.
- b. Metode *kuantitatif* merupakan metode yang membutuhkan informasi masa lalu yang dikuantitatifkan dalam bentuk data numerik. Metode ini mendasarkan ramalannya pada metode statistika dan matematika. Terdapat dua jenis model peramalan kuantitatif, yaitu model deret waktu (*time series*) dan model regresi (*regression*).

2.2 Analisis Deret Waktu

Analisis deret waktu merupakan salah satu prosedur statistika yang diterapkan untuk meramalkan struktur probabilistik keadaan yang akan terjadi di masa yang akan datang. Interval waktu antar *indeks* waktu t dapat dinyatakan dalam satuan waktu yang sama (Hendikawati, 2014: 8). Tujuan analisis deret waktu antara lain memahami dan menjelaskan mekanisme tertentu, meramalkan suatu nilai di masa depan, dan mengoptimalkan sistem kendali (Makridakis, Wheelwright, & McGree, 1999). Dasar pemikiran *time series* adalah pengamatan sekarang (Y_t) tergantung pada satu atau beberapa pengamatan sebelumnya (X_{t-k}). Dengan kata lain, model *time series* dibuat karena secara statistik ada korelasi antar deret pengamatan. Sehingga dapat digunakan untuk meramalkan pada beberapa periode ke depan serta *lead time* (l) yang menyatakan periode peramalan di masa mendatang. Fungsi dari $X_t(l)$ akan menyediakan peramalan pada titik awal t dengan objek mendapatkan nilai *mean square deviations* sekecil mungkin diantara nilai aktual dengan peramalan untuk setiap *lead time* (l).

2.3 Metode ARIMA

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) merupakan hasil penggabungan antara model *autoregressive* AR(p), *moving average* MA(q) dengan proses *differencing*(d). Model *autoregressive* adalah suatu bentuk regresi, tetapi tidak menghubungkan variabel tak bebas melainkan menghubungkan nilai-nilai sebelumnya pada *time lag* (selang waktu) yang bermacam-macam. Jadi, suatu model *autoregressive* akan menyatakan suatu ramalan sebagai fungsi nilai-nilai sebelumnya dari deret waktu tertentu (Makridakis, Wheelwright, & Hyndman, 1998). Sedangkan model *moving average* merupakan model yang menggambarkan ketergantungan variabel terikat X terhadap nilai-nilai residual pada waktu sebelumnya yang berurutan.

Secara umum, bentuk model ARIMA(p,d,q) sebagai berikut:

$$\phi_p(B)(1 - B)^d X_t = \theta_q(B)e_t \quad (2.1)$$

dengan p = orde AR

d = orde *differencing*

q = orde MA

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)$$

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)$$

$\phi_1, \phi_2, \phi_3, \dots, \phi_p$ = koefisien orde dari komponen AR

$\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_q$ = koefisien orde dari komponen MA

$(1 - B)^d$ = orde *differencing* non-musiman

X_t = besarnya pengamatan (kejadian) pada waktu ke- t

e_t = suatu proses *white noise* atau residual pada waktu ke- t yang diasumsikan mempunyai mean 0 dan variansi konstan (Aswi, 2006).

Tahapan dalam model ARIMA menurut Box-Jenkins ada 4 (Gujarati, 2003), yaitu identifikasi model, penaksiran parameter, pemeriksaan diagnostik, dan peramalan.

1. Identifikasi model

Langkah pertama pada tahap identifikasi model adalah dengan memplotkan data secara grafis. Melalui plot data dapat diketahui apakah data mengandung *trend*, musiman, *outlier*, atau variansi tidak *konstan* (Anityaloka, 2013: 1). Tahap selanjutnya untuk identifikasi model sementara sudah *stasioner* atau tidak. Karena model deret waktu umumnya menggunakan asumsi *stasioner*, diperlukan cara atau metode untuk menghilangkan ketidakstasioneran (menstasionerkan yang tidak stasioner) data sebelum melangkah lebih lanjut pada pembentukan model. Hal ini dapat dicapai melalui *differencing*.

Untuk menguji kestasioneran data dapat menggunakan Uji Akar Unit (Unit Root Test) dengan jenis uji ADF (Augmented Dickey Fuller) yaitu dengan melihat nilai Augmented Dickey Fuller (ADF). Jika nilai pada ADF lebih kecil daripada t -statistik pada nilai kritis berarti data tidak stasioner dan jika nilai ADF lebih besar dari t -statistik pada nilai kritis berarti data dikatakan stasioner (Kuncoro, 2007).

- Hipotesis yang digunakan dalam uji ini adalah :

$$H_0: \delta = 1 \text{ (Terdapat akar unit atau data tidak stasioner)}$$

$$H_1: \delta \neq 1 \text{ (Tidak terdapat akar unit atau data stasioner)}$$

- Statistik uji :

$$t = \frac{\hat{\delta}}{SE(\hat{\delta})} \quad (2.2)$$

- Taraf signifikan (α) = 5%
- Kriteria pengujian :

Jika nilai $p - value >$ nilai kritis 5% maka H_0 diterima atau H_1 ditolak

Jika nilai $p - value <$ nilai kritis 5% maka H_1 diterima atau H_0 ditolak

Jika data yang ada telah *stasioner*, maka langkah selanjutnya adalah membuat plot ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*) untuk menentukan model sementara.

2. Pendugaan parameter

Model ARIMA yang baik adalah model yang menunjukkan bahwa penaksiran parameternya signifikan berbeda dengan nol (Aswi & Sukarna, 2006). Secara

umum, misalkan θ adalah suatu parameter pada model ARIMA Box- Jenkins dan $\hat{\theta}$ adalah nilai taksiran dari parameter tersebut, serta $SE(\hat{\theta})$ adalah standar error dari nilai taksiran $\hat{\theta}$, maka uji kesignifikan parameter dapat dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut :

- Hipotesis:

$$H_0: \theta = 0 \text{ (parameter tidak signifikan)}$$

$$H_1: \theta \neq 0 \text{ (parameter signifikan)}$$

- Statistik uji :

$$t = \frac{\hat{\theta}}{SE(\hat{\theta})} \quad (2.3)$$

- Taraf signifikan (α) = 5%

- Kriteria pengujian :

Jika nilai $p - value >$ nilai kritis 5% maka H_0 diterima atau H_1 ditolak

Jika nilai $p - value <$ nilai kritis 5% maka H_1 diterima atau H_0 ditolak

3. Uji Kesesuaian Model

Pada tahap ini dilakukan verifikasi kesesuaian model dengan sifat-sifat data serta dilakukan pemilihan model terbaik dengan uji Ljung-Box. Uji Ljung-Box digunakan untuk mengetahui apakah residual memenuhi asumsi white noise (residual tidak berkorelasi). Hipotesis uji *white noise* dapat dituliskan sebagai berikut.

- Hipotesis:

$$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0 \text{ (residual memenuhi syarat white noise)}$$

$$H_1: \text{minimal ada satu } \rho_j \neq 0, j = 0, 1, 2, \dots, K \text{ (residual tidak memenuhi syarat white noise)}$$

- Statistik uji : uji *Ljung-Box* atau *Box-Pierce Modified*:

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_k^2}{(n-k)} \quad (2.4)$$

- Taraf Signifikan (α) = 5%

- Kriteria pengujian :

Jika nilai $p - value >$ nilai kritis 5% maka H_0 diterima atau H_1 ditolak

Jika nilai $p - value <$ nilai kritis 5% maka H_1 diterima atau H_0 ditolak

4. Peramalan

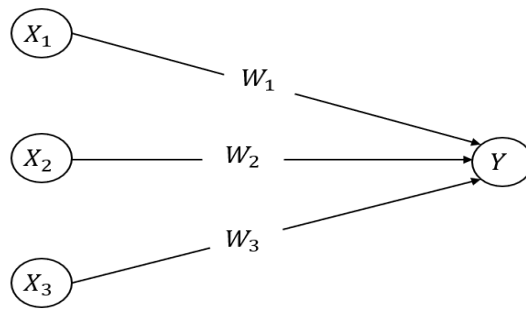
Sebelum peramalan terlebih dahulu ditentukan model yang akan digunakan untuk meramalkan data di masa yang akan datang. Dari hasil perhitungan peramalan, keakuratannya harus dilakukan pengukuran kesalahan dengan menggunakan parameter pengukuran dalam peramalan yaitu MAPE dan RMSE.

2.4 Metode Jaringan Saraf Tiruan (JST)

Jaringan saraf tiruan merupakan sistem pemrosesan informasi yang memiliki kesamaan cara kerja dengan jaringan saraf biologis (Fausett, 1994). Jaringan saraf tiruan dibentuk sebagai generalisasi model matematika dari jaringan saraf biologis, dengan asumsi bahwa:

1. Pemrosesan informasi terjadi pada banyak elemen sederhana (*neuron*).
2. Sinyal dikirimkan diantara *neuron-neuron* melalui penghubung penghubung.
3. Penghubung antar *neuron* memiliki bobot yang akan memperkuat atau memperlemah sinyal.
4. Untuk menentukan *output*, setiap *neuron* menggunakan fungsi aktivasi (biasanya bukan fungsi linier) yang dikenakan pada jumlahan input yang diterima. Besarnya *output* ini selanjutnya dibandingkan dengan suatu batas ambang (*threshold*).

Menurut Puspitaningrum (2006) model Jaringan saraf tiruan ditentukan oleh 2 hal yaitu arsitektur jaringan dan algoritma pelatihan. Tugas arsitektur yaitu untuk memperjelas arah perjalanan yang ada dalam sebuah jaringan, Sedangkan algoritma pelatihan berfungsi untuk melatih bobot koneksi dan harus diubah jika diperlukan supaya target keluaran tercapai. Terdapat berbagai cara untuk melakukan suatu perubahan nilai bobot, tergantung jenis algoritma pelatihan yang dipakai. Perubahan bobot ini dilakukan supaya kerja jaringan dalam hal mempelajari banyak pola akan menghasilkan target keluaran yang meningkat, sebagai contoh pada gambar 2.1.



Gambar 2. 1 Input dan Bobot

dengan

X_1, X_2, X_3 : nilai input

W_1, W_2, W_3 : bobot

Y : output

Gambar 2.1 merupakan contoh gambar *artificial neural network* dengan simpul Y menerima masukan X_1, X_2, X_3 dengan nilai bobot masing-masing W_1, W_2, W_3 . Lalu ketiga sinyal simpul tersebut dijumlahkan $net = X_1W_1 + X_2W_2 + X_3W_3$. Besarnya sinyal yang diterima oleh Y tergantung fungsi aktivasinya $y = (net)$. Untuk melakukan perubahan bobot digunakan nilai fungsi aktivas.

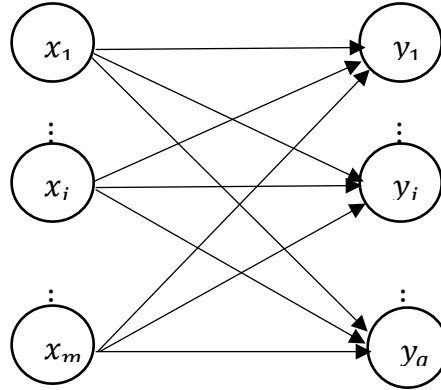
$$y_{net} = X_1W_1 + X_2W_2 + X_3W_3 \quad (2.5)$$

2.4.1 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan

Arsitektur jaringan merupakan susunan beberapa unit didalam lapisan serta pola hubungan antar lapisan. Terdapat tiga jenis lapisan didalam sebuah jaringan. Lapisan *input* merupakan lapisan yang menerima sinyal *input* dari luar, lapisan *output* merupakan lapisan yang mengeluarkan sinyal keluar, sedangkan lapisan tersembunyi merupakan lapisan yang terletak diantara lapisan *input* dan *output*. Jaringan *feedforward* merupakan jaringan yang akan digunakan dimana terdiri dari dua jenis arsitektur (Fausett, 1994):

1. *Single Layer Network*

Single layer atau lapisan tunggal hanya memiliki satu lapisan bobot penghubung antara unit *input* dan unit *output*. Jaringan ini hanya menerima sinyal input kemudian secara langsung akan diolah menjadi *output*.



Gambar 2. 2 Jaringan *Single layer*

Bentuk model matematis dari *single layer network* :

$$y_j = f \sum_{i=1}^q w_{ij} x_i + \varepsilon \quad (2.6)$$

Dimana;

j = banyaknya unit output

i = banyaknya unit input

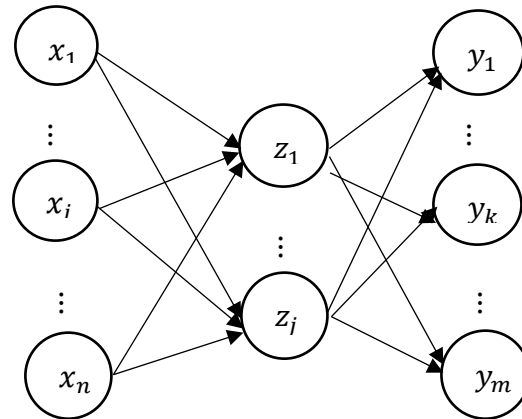
w_{ij} = bobot dari neuron input ke- i menuju neuron output ke- j

f = fungsi aktivasi

2. *Multilayer Network*

Jaringan ini terdiri dari satu atau lebih lapisan tersembunyi (dengan beberapa unit tersembunyi) antara unit *input* dan unit *output*. *Multilayer network* dapat memecahkan permasalahan yang lebih kompleks dibandingkan dengan lapisan tunggal. Namun, membutuhkan proses pelatihan yang lebih sulit.

Bentuk model matematis dari *single layer network* .



Gambar 2. 3 Jaringan *Multi Layer*

Bentuk model matematis dari *single layer network*

$$y_k(x_1, x_2, \dots, x_m) = f_2(\sum_{j=1}^j f_1(\sum_{i=1}^n x_i v_{ij} + \beta_j) w_{jk} + \gamma_k) + \varepsilon \quad (2.7)$$

Dimana;

k = banyaknya *unit output*

i = banyaknya *unit input*

v_{ij} = bobot dari *neuron input* ke- i menuju *neuron hidden* ke- j

w_{jk} = bobot dari *neuron hidden* ke- j menuju *neuron output* ke- k

f = fungsi aktivasi

β_j, γ_k = bias

2.4.2 Fungsi Aktivasi

Penelitian yang dilakukan oleh Ilyas, N., dkk (2022), Sharma dan Vipul (2015) fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi aktivasi sigmoid biner. Fungsi aktivasi pada Jaringan saraf tiruan *Backpropagation* digunakan untuk memformulasikan *output* dari setiap neuron. Pada Jaringan saraf tiruan yang sering digunakan adalah fungsi aktivasi sigmoid biner. Hal yang penting dari fungsi ini adalah sebesar apapun nilai x (positif atau negatif) *output* dari fungsi ini tidak pernah mencapai 0.0 atau 1.0. Hasil dari fungsi ini bernilai antara 1 dan 0 (Siang, 2009).

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2.8)$$

Keterangan:

e : bilangan euler 2,71828

x : hasil penjumlahan dari sinyal *input*

y : fungsi untuk mengaktifkan nilai x

y' : turunan dari $f(x)$

Fungsi sigmoid biner memiliki nilai maksimum < 1 . Maka untuk pola yang targetnya > 1 , pola masukan dan keluaran harus terlebih dahulu ditransformasi atau dinormalisasi sehingga semua polanya memiliki *range* yang sama seperti fungsi sigmoid biner.

Pada proses peramalan menggunakan Jaringan saraf tiruan *Backpropagation*, sebelum dilakukan pelatihan data *input* dan target *output* harus ditransformasi terlebih dahulu. Normalisasi adalah penskalaan terhadap nilai-nilai masuk ke dalam suatu *range* tertentu. Hal ini dilakukan agar nilai *input* dan target *output* sesuai dengan *range* dari fungsi aktivasi yang digunakan dalam jaringan. Normalisasi data dengan menggunakan interpolasi biasa, sehingga nilainya berada pada interval a sampai b (Siang,2009) :

$$\frac{X' - a}{b - a} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (2.9)$$

$$X' - a = (b - a) \left[\frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \right]$$

$$X'_i = \frac{(b - a)(x - x_{min})}{x_{max} - x_{min}} + a \quad (2.10)$$

Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi aktivasi sigmoid biner dimana nilainya berada pada interval (0,1) yaitu tidak pernah tepat menyentuh 0 atau 1, maka data akan dinormalisasi ke interval 0,1 sampai 0,9. Normalisasi yang digunakan adalah normalisasi linear pada selang interval $[a,b]$ adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 X'_i &= \frac{(b - a)(x - x_{min})}{x_{max} - x_{min}} + a \\
 X'_i &= \frac{(0.9 - 0.1)(x - x_{min})}{x_{max} - x_{min}} + 0.1 \\
 X'_i &= \frac{0.8(x - x_{min})}{x_{max} - x_{min}} + 0.1
 \end{aligned} \tag{2.11}$$

Keterangan :

X' : Data hasil normalisasi; ($i = 1, 2, \dots, n$)

x : Data asli

x_{min} : Data minimum

x_{max} : Data maksimum

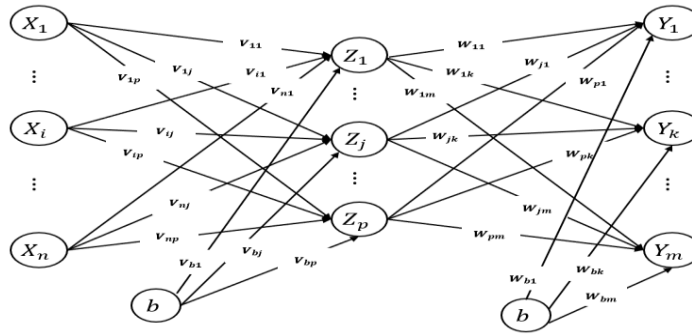
a : Nilai interval terendah (0.1)

b : Nilai interval tertinggi (0.9)

2.4.3 Backpropogation

Backpropagation merupakan algoritma pembelajaran yang terawasi dan biasanya digunakan oleh *perceptron* dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan *neuron-neuron* yang ada pada lapisan tersembunyinya. Algoritma *backpropagation* menggunakan *error output* untuk mengubah nilai bobot-bobotnya dalam arah mundur (*backward propagation*). Untuk mendapatkan *error* ini, tahap perambatan maju (*forward propagation*) harus dikerjakan terlebih dahulu. Pada saat perambatan maju, i diaktifkan dengan menggunakan fungsi Sigmoid Biner.

Backpropagation memiliki beberapa unit neuron yang ada dalam satu atau lebih layer tersembunyi. Arsitektur *backpropagation* dengan n buah masukan (ditambah sebuah bias), sebuah layer tersembunyi yang terdiri dari p unit (ditambah sebuah bias), serta m buah unit keluaran. v_{ij} merupakan bobot garis dari unit masukan x_i ke unit *hidden layer* z_j (v_{0j} merupakan bobot garis yang menghubungkan bias di unit masukan ke unit layer tersembunyi z_j). w_{jk} merupakan bobot dari unit layer tersembunyi z_j ke unit keluaran y_k (w_{0k} merupakan bias di layer tersembunyi ke unit keluaran z_k) (Fauset, L. 1994).



Gambar 2. 4 Jaringan Backpropogation

Algoritma selengkapnya pelatihan jaringan *backpropagation* dengan fungsi *Sigmoid Biner* adalah sebagai berikut:

- a. Langkah 0 : Inisialisasi semua bobot dengan bilangan acak kecil
- b. Langkah 1 : Jika kondisi berhenti belum terpenuhi, kerjakan langkah 2-9.
- c. Langkah 2 : Untuk setiap pasang data pelatihan, kerjakan langkah 3-8.

Fase I: Propagasi Maju

- d. Langkah 3 : Tiap unit input ($x_i, i = 1, 2, \dots, n$) menerima sinyal dan diteruskan ke unit-unit tersembunyi.
- e. Langkah 4 : Tiap unit tersembunyi ($z_j, j = 1, 2, \dots, p$) menjumlahkan isyarat masukan terbobot,

$$z_{net_j} = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \tag{2.12}$$

Kemudian menghitung sinyal *output* menggunakan fungsi aktivasi hitung;

$$z_j = f(z_{net_j}) = \frac{1}{1+e^{-z_{net_j}}} \tag{2.13}$$

Sinyal *output* ini kemudian dikirim ke seluruh unit-unit *output*.

- f. Langkah 5 : Tiap unit tersembunyi ($y_k, k = 1, 2, \dots, m$) menjumlahkan isyarat masukan terbobot,

$$y_{net_k} = w_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \tag{2.14}$$

Kemudian menghitung sinyal *output* menggunakan fungsi aktivasi hitung;

$$y_k = f(y_{net_k}) = \frac{1}{1+e^{-y_{net_k}}} \tag{2.15}$$

Fase II: Propagasi Mundur

- g. Langkah 6 : Tiap unit keluaran ($y_k, k = 1, 2, \dots, m$) menerima pola sasaran berkaitan dengan pola pelatihan masukannya. Hitung faktor kesalahannya;

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{net_k}) = (t_k - y_k) y_k (1 - y_k) \quad (2.16)$$

Kemudian hitung nilai perubahan bobot yang nantinya digunakan untuk memperbaiki nilai bobot antara lapisan tersembunyi dan lapisan *output* (w_{kj}) dengan laju percepatan α yaitu:

$$\Delta w_{kj} = \alpha \delta_k z_j \quad ; \quad k = 1, 2, \dots, m \quad ; \quad j = 0, 1, \dots, p \quad (2.17)$$

Hitung juga perubahan bobot bias yang digunakan untuk memperbaiki nilai bias antara lapisan tersembunyi dan lapisan *output* (w_{0k}), yaitu:

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \gamma \quad (2.18)$$

- h. Langkah 7: Tiap unit tersembunyi ($z_i, i = 1, 2, \dots, p$) menjumlahkan delta masukannya (dari unit-unit lapisan atasannya) yang sudah berbobot. Hitung faktor kesalahannya

$$\delta_{net_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (2.19)$$

Kemudian hasilnya dikalikan dengan turunan hasil fungsi aktivasi yang digunakan menghitung informasi kesalahan *error* δ_j dimana:

$$\delta_j = \delta_{net_j} f'(z_{net_j}) = \delta_{net_j} z_j (1 - z_j) \quad (2.20)$$

Kemudian hitung koreksi bobot dan prasikapnya:

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (2.21)$$

Menghitung perubahan bias

$$\Delta V_{0j} = \alpha \delta_j \quad (2.22)$$

Fase III: Perubahan Bobot

- i. Langkah 8 : Tiap unit keluaran ($y_k, k = 1, 2, \dots, m$) memperbarui perubahan bobot-bobotnya ($j = 0, 1, \dots, p$)

$$w_{kj}(\text{baru}) = w_{kj}(\text{lama}) + \Delta w_{kj} \quad ; \quad k = 1, 2, \dots, m \quad ; \quad j = 0, 1, \dots, p \quad (2.23)$$

Tiap unit tersembunyi ($z_i, i = 1, 2, \dots, p$) memperbarui perubahan bobot-bobotnya ($j = 0, 1, \dots, n$)

$$v_{ji}(\text{baru}) = v_{ji}(\text{lama}) + \Delta v_{ji} \quad ; \quad j = 1, 2, \dots, p \quad ; \quad i = 0, 1, \dots, n \quad (2.24)$$

- j. Langkah 9 : Uji syarat berhenti apabila *error* ditemukan.

2.5 Metode *Hybrid* ARIMA-JST

Model hybrid merupakan suatu metode kombinasi dari satu atau lebih dari dua model dalam fungsi suatu sistem. Model ARIMA dan Jaringan saraf tiruan merupakan model untuk mengatasi masalah linier atau nonlinier. Karena pada kenyataannya jarang ditemukan kejadian time series yang murni linier maupun murni nonlinier maka model *hybrid* yang mempunyai kemampuan memodelkan linier dan nonlinier dapat dijadikan strategi yang praktis. Secara umum, kombinasi dari model deret waktu yang memiliki struktur *autokorelasi linier* dan *nonlinier* dapat dituliskan:

$$Y_t = L_t + N_t \quad (2.24)$$

dengan : L_t = Komponen *linier*

N_t = Komponen *nonlinier*

Residual dari model *linier* dapat dituliskan:

$$e_t = Y_t - \hat{L}_t \quad (2.25)$$

\hat{L}_t merupakan nilai ramalan ARIMA pada waktu t .

Residual penting dalam mendiagnosa model-model linier. Dengan memodelkan residual menggunakan jaringan syaraf tiruan, hubungan *nonlinier* dapat ditemukan. Sehingga model jaringan saraf tiruan untuk *residual* dengan *input* akan menjadi:

$$e_t = f(e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-n}) + \varepsilon_t \quad (2.26)$$

f merupakan fungsi nonlinier yang dijelaskan oleh JST dan ε_t adalah *error* yang acak. Persamaan diatas ditulis sebagai \hat{N}_t . Sehingga, peramalan *hybrid* merupakan kombinasi dari dua komponen yang kemudian ditulis sebagai berikut:

$$\hat{Y}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t \quad (2.27)$$

2.6 Ukuran Ketepatan Metode Peramalan

Ukuran ketepatan metode peramalan dilakukan untuk mengukur ketepatan suatu metode peramalan berdasarkan kesalahan dari peramalan tersebut. Dalam praktek ada beberapa alat ukur yang sering digunakan untuk menghitung kesalahan

prediksi, salah satunya adalah *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dengan persamaan berikut:

- *Root Mean Square Error* (RMSE)

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{\hat{Y}_t} \right|^2}{N}} \quad (2.28)$$

- *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

$$\text{MAPE} = \frac{100\%}{N} \sum_{t=1}^N \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{\hat{Y}_t} \right| \quad (2.29)$$

(Makridakis, 1999: 59)

Semakin kecil nilai MAPE atau RMSE maka nilai taksiran semakin mendekati dengan nilai data actual atau dengan kata lain metode yang dipilih merupakan metode yang terbaik. Sebuah metode mempunyai kinerja sangat bagus apabila nilai MAPE berada di bawah 10% dan mempunyai kinerja bagus jika nilai berada di antara 10% dan 20% (Pusparinda, 2017).

2.7 Emas

Emas merupakan salah satu instrumen simpanan pokok (investasi) yang paling stabil dan efektif. Selain itu, emas juga sering disebut sebagai pengukur modal dan dimensi kekayaan yang paling tua dan efektif. Sejak emas lebih unggul dibanding logam lain dan diperdagangkan lebih sering dalam sistem keuangan, harga dan hubungan dengan berbagai variabel keuangan sering dipantau oleh unit ekonomi (Suharto, 2015). Emas digunakan sebagai standar keuangan di banyak negara dan juga sebagai alat tukar yang relatif abadi, dan diterima di semua negara di dunia. Penggunaan emas dalam bidang moneter dan keuangan berdasarkan nilai moneter absolut dari emas itu sendiri terhadap berbagai mata uang di seluruh dunia, meskipun secara resmi di bursa komoditas dunia, harga emas dicantumkan dalam mata uang dolar Amerika. Bentuk penggunaan emas dalam bidang moneter lazimnya berupa batangan emas dalam berbagai satuan berat gram sampai kilogram (Kurniawan, 2019).

2.7.1 Faktor –faktor yang Mempengaruhi Harga Emas

Faktor-faktor yang mempengaruhi harga emas menurut Abdullah (2012) adalah:

1. Inflasi yang meningkat melebihi prediksi.
2. Kericuhan finansial. Krisis moneter pada tahun 1998 dan 2008 termasuk ke dalam keriuhan atau kepanikan finansial.
3. Kenaikan harga minyak yang signifikan.
4. Permintaan emas. Harga emas akan terus naik jika permintaan emas dunia yang terus naik berbanding terbalik dengan pasokan emas yang ada.
5. Kondisi politik di dunia. Ketidakpastian ekonomi adalah akibat dari suhu politik dunia yang tinggi karena ketegangan yang terjadi antar negara-negara di dunia.
6. Perubahan kurs. Melemahnya kurs dollar AS dapat mendorong kenaikan harga emas dunia.