

**PERAMALAN DENGAN *HYBRID EXPONENTIAL  
SMOOTHING - NEURAL NETWORK* PADA DATA JUMLAH  
PENUMPANG KEBERANGKATAN DOMESTIK DI BANDARA  
SULTAN HASANUDDIN MAKASSAR**

*FORECASTING WITH HYBRID EXPONENTIAL SMOOTHING  
– NEURAL NETWORK ON DATA OF THE NUMBER OF  
PASSENGER DEPARTING DOMESTIC FLIGHTS AT SULTAN  
HASANUDDIN INTERNATIONAL AIRPORT*

**SUCI LESTARI**



**PROGRAM STUDI STATISTIKA  
SEKOLAH PASCASARJANA  
UNIVERSITAS HASANUDDIN  
MAKASSAR**

**2024**



**PERAMALAN DENGAN *HYBRID EXPONENTIAL SMOOTHING* -  
*NEURAL NETWORK* PADA DATA JUMLAH PENUMPANG  
KEBERANGKATAN DOMESTIK DI BANDARA SULTAN HASANUDDIN  
MAKASSAR**

Tesis

Sebagai salah satu syarat untuk mencapai gelar magister

Program Studi Statistika

Disusun dan diajukan oleh

SUCI LESTARI

H062212012

kepada

**PROGRAM MAGISTER STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS HASANUDDIN  
MAKASSAR  
2024**



# TESIS

## PERAMALAN DENGAN *HYBRID EXPONENTIAL SMOOTHING* - *NEURAL NETWORK* PADA DATA JUMLAH PENUMPANG KEBERANGKATAN DOMESTIK DI BANDARA SULTAN HASANUDDIN MAKASSAR

SUCI LESTARI  
H062212012

Telah dipertahankan di hadapan Panitia Ujian yang dibentuk dalam rangka Penyelesaian  
Studi Program Magister Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam  
Universitas Hasanuddin  
pada tanggal 21 Februari 2024  
dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan.

Menyetujui,

Pembimbing Utama

Dr. Anna Islamiyati, M.Si.  
NIP. 19770808 20050 1 2002

Pembimbing Pendamping

Prof. Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si.  
NIP. 19620926 198702 2 001

Ketua Program Studi  
Magister Statistika

Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si.  
NIP. 19750429 200003 2 001

Dekan Fakultas MIPA  
Universitas Hasanuddin



Dr. Eng. Amiruddin, M.Si.  
NIP. 19720515 199702 1 002



## PERNYATAAN KEASLIAN TESIS DAN PELIMPAHAN HAK CIPTA

Dengan ini saya menyatakan bahwa, tesis berjudul Peramalan dengan *Hybrid Exponential Smoothing – Neural Network* Pada Data Jumlah Penumpang Keberangkatan Domestik di Bandara Sultan Hasanuddin Makassar adalah benar karya saya dengan arahan dari komisi pembimbing (Dr. Anna Islamiyati, S.Si., M.Si dan Prof. Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si) karya ilmiah ini belum diajukan dan tidak sedang diajukan dalam bentuk apapun kepada perguruan tinggi manapun. Sumber informasi yang berasal atau dikutip dari karya yang diterbitkan maupun tidak diterbitkan dari penulis lain telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam Daftar Pustaka tesis ini. Sebagian dari isi tesis ini telah dipublikasikan di *Journal Of Modern Applied Statistical Methods (JOMASM)* sebagai artikel dengan judul *Forecasting With Triple Exponential Smoothing On Data of the Number of Passengers Departing Domestic Flights At Sultan Hasanuddin International Airport*.

Dengan ini saya melimpahkan hak cipta dari karya tulis saya berupa tesis ini kepada Universitas Hasanuddin.

Makassar, Februari 2024

Yang menyatakan.



Suci Lestari

NIM. H062212012



Optimized using  
trial version  
[www.balesio.com](http://www.balesio.com)

## KATA PENGANTAR

Puji syukur atas kehadiran Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya, sehingga tesis dengan judul **Peramalan dengan *Hybrid Exponential Smoothing – Neural Network* pada Jumlah Penumpang Keberangkatan Domestik di Bandara Sultan Hasanuddin Makassar**” dapat terselesaikan dengan lancar. Tesis ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat menyelesaikan Pendidikan Strata Dua (S2) pada Program Studi Statistika FMIPA Universitas Hasanuddin, Makassar. Penyusunan Tesis ini tidak lepas dari bantuan berbagai pihak, oleh karena itu penulis menyampaikan banyak terimakasih kepada:

1. Ibu Nurhayati (Mama), Ririn (Adik) serta Keluarga Besar penulis yang tiada henti memberikan doa, dukungan dan semangat dari awal perkuliahan sampai pada penyelesaian studi penulis.
2. Prof. Dr. Ir. Jamaluddin Jompa, M.Sc. selaku Rektor Universitas Hasanuddin.
3. Bapak Dr. Eng. Amiruddin, S.Si., M.Si. selaku Dekan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin, Makassar.
4. Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si selaku Ketua Program Studi Magister Statistika.
5. Ibu Dr. Anna Islamiyati, S.Si., M.Si. selaku Dosen Pembimbing Utama dan Ibu Prof. Dr. Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si. selaku Dosen Pembimbing Pendamping yang telah meluangkan waktu memberikan arahan, ilmu, nasihat serta saran dalam penulisan tesis ini serta mendampingi saya selaku mahasiswa;
6. Bapak Dr. Nirwan, Ibu Prof. Dr. Nurtiti Sunusi, S.Si., M.Si, dan Ibu Sri Astuti Thamrin, S.Si., M.Stat., Ph.D. yang telah berkenan menguji dan memberikan kritikan, masukan, serta saran demi sempurnanya tesis ini;
7. Seluruh Bapak dan Ibu Dosen serta Staff Program Studi Statistika FMIPA UNHAS;



Bapak Ansari Saleh Ahmar, S.Si., M.Sc., Ph.D. IPM., ASEAN Eng.,  
Ulki Rais, S.Pd., M.Si, Rahmat H.S., S.Pd., M.Si. yang selalu  
memberi petunjuk memotivasi, dan mengajarkan banyak ilmu untuk  
melancarkan tugas akhir ini.

9. Agung Tri Utomo, S.Stat., M.Si., Muh. Qodri Alfairus, S.Stat., M.Aktr., dan Aditio Putra G, S.Stat., selaku orang terdekat penulis yang selalu memberikan dukungan, hiburan dan doa kepada penulis, yang banyak membantu dan selalu menemani dan memberikan semangat selama penyelesaian studi , serta memberi dukungan dimasa sulit.
10. Sahabat-Sahabatku Fitmayanti, S.Stat., Rizkah Novirah Latunrung, S.Stat., Sitti Hadijah, S.Stat., Dwi Reskiyani Febriyanti, S.Stat, Haswinar S.Pd., yang selalu mendukung dan memberi motivasi;
11. Rifdah Azizah, S.Pd., M.Pd., Riangkaryaman, S.Stat., Alief Saputro S.Pd., M.Pd., Nur Inayah, S.Pd., M.Pd., serta seluruh rekan kerja di Fakultas MIPA UNM yang telah banyak mensupport selama masa perkuliahan sampai pada penyelesaian tugas akhir ini.
12. Berbagai pihak yang tidak bisa disebutkan satu persatu yang telah turut serta menyukseskan penulis dalam menyelesaikan tugas akhir.

Penyusunan tesis ini masih jauh dari kata sempurna sehingga penulis menerima adanya kritik maupun saran yang membangun untuk perbaikan di masa yang akan datang. Semoga tugas akhir ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca.

Makassar, Februari 2024

Penulis,

Suci Lestari

NIM. H062212012



## ABSTRAK

SUCI LESTARI. **Peramalan dengan *Hybrid Exponential Smoothing – Neural Network* pada Jumlah Penumpang Keberangkatan Domestik di Bandara Sultan Hasanuddin Makassar** (dibimbing oleh Dr. Anna Islamiyati, S.Si., M.Si. dan Prof. Dr. Dr. Georgina Maria Tinungki, M. Si.)

Model *Exponential Smoothing* merupakan salah satu model yang cocok untuk meramalkan data time series. Pada model *Exponential smoothing* permasalahan tentang kelinearan data tidak terlalu diperhatikan sehingga menjadikan model *Exponential Smoothing* terkadang masih menghasilkan error yang cukup besar. Dalam upaya untuk meningkatkan akurasi model peramalan maka dilakukan suatu metode hybrid dimana metode ini menggabungkan dua metode yaitu *Exponential Smoothing* dengan *Neural Network*. *Neural Network* merupakan metode analisis time series yang berisikan komponen nonlinier. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder tentang Jumlah Penumpang Keberangkatan Penerbangan Domestik di Bandara Sultan Hasanuddin Makassar dari tahun 2017 sampai dengan tahun 2023. Dari hasil analisis dengan menggunakan model *hybrid Exponential Smoothing - Neural Network* diperoleh MAPE sebesar 0,077 lebih kecil dibandingkan dengan nilai MAPE *Exponential Smoothing* sebesar 0,3677 dan MAPE *Neural Network* sebesar 0,329. Dengan demikian dapat diketahui bahwa model hybrid lebih tepat digunakan untuk peramalan Jumlah Penumpang Keberangkatan Penerbangan Domestik di Bandara Sultan Hasanuddin Makassar.

**Kata kunci:** *Exponential Smoothing, Neural Network, Hybrid Exponential Smoothing-Neural Network, MAPE*



## ABSTRACT

SUCI LESTARI. **Forecasting with Hybrid Exponential Smoothing – Neural Network on Data of the Number of Passenger Departing Domestic Flights at Sultan Hasanudin International Airport** (supervised Dr. Anna Islamiyati, S.Si., M.Si. dan Prof. Dr. Dr. Georgina Maria Tinungki, M. Si.)

The Exponential Smoothing model is one model that is suitable for forecasting time series data. In the Exponential Smoothing model, the problem of data linearity is not too much attention, making the Exponential Smoothing model sometimes still produce considerable errors. In an effort to improve the accuracy of forecasting models, a hybrid method is carried out where this method combines two methods, namely Exponential Smoothing with Neural Network. Neural Network is a time series analysis method that contains nonlinear components. The data used in this study is secondary data on the Number of Domestic Flight Departure Passengers at Sultan Hasanuddin Airport Makassar from 2017 to 2023. From the results of the analysis using the hybrid Exponential Smoothing - Neural Network model, MAPE was obtained by 0.077 smaller than the value of MAPE Exponential Smoothing of 0.3677 and MAPE Neural Network of 0.329. Thus, it can be seen that the hybrid model is more appropriate to be used for forecasting the Number of Passengers Departing Domestic Flights at Sultan Hasanuddin Airport Makassar.

**Keywords** : *Exponential Smoothing, Neural Network, Hybrid Exponential Smoothing-Neural Network, MAPE*



## DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL .....	i
HALAMAN PENGESAHAN .....	ii
PERNYATAAN KEASLIAN TESIS DAN PELIMPAHAN HAK CIPTA .....	iii
UCAPAN TERIMA KASIH.....	iv
ABSTRAK .....	iii
ABSTRACT .....	iv
DAFTAR ISI .....	ix
DAFTAR TABEL .....	x
DAFTAR GAMBAR .....	xi
DAFTAR LAMPIRAN .....	xii
<b>BAB 1 PENDAHULUAN .....</b>	<b>1</b>
1.1 Latar belakang .....	1
1.2 Rumusan masalah .....	2
1.3 Batasan Masalah .....	2
1.4 Tujuan Penelitian .....	2
1.5 Manfaat Penelitian.....	2
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....</b>	<b>6</b>
2.1 Peramalan (Forecasting) .....	6
2.2 Analisis Runtun Waktu (Time Series).....	7
2.3 Neural Network .....	7
2.4 Hybrid Exponential Smoothing- Neural Network .....	17
2.5 Keakuratan Peramalan .....	19
2.6 Uji Linearitas dan Nonlinearitas pada data Time Series.....	20
Kerangka Konseptual.....	21
<b>METODOLOGI PENELITIAN.....</b>	<b>28</b>
Sumber Data.....	28



3.2	Variabel Penelitian .....	28
3.3	Metode Analisis Data .....	28
3.4	Diagram Alir .....	31
<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....</b>		<b>32</b>
4.1	Deskripsi Data .....	32
4.2.	Konstruksi Model Exponential Smoothing .....	34
4.3.	Konstruksi Model Neural Network .....	43
4.4.	Konstruksi Model Hybrid Exponential Smoothing Neural Network...	50
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....</b>		<b>56</b>
5.1	Kesimpulan .....	56
5.2	Saran .....	58
<b>DAFTAR PUSTAKA.....</b>		<b>59</b>
<b>LAMPIRAN-LAMPIRAN .....</b>		<b>62</b>



## DAFTAR TABEL

<b>Tabel 2.1</b>	Nilai Kriteria MAPE .....	20
<b>Tabel 4.1</b>	Statistika Deskriptif Data Penumpang Keberangkatan Penerbangan Domestik di Bandara Sultan Hasanuddin Makassar .....	32
<b>Tabel 4.2</b>	Hasil Uji Linearitas Data .....	34
<b>Tabel 4.3</b>	Nilai Awal Pemulusan Musiman .....	37
<b>Tabel 4.4</b>	Perhitungan Mencari MAPE dan RMSE Untuk Ramalan Periode Ke-71 Sampai dengan Periode Ke-82.....	39
<b>Tabel 4.5</b>	Kombinasi Nilai Parameter $\alpha$ , $\beta$ , $\gamma$ untuk MAPE dan RMSE Terkecil. .....	40
<b>Tabel 4.6</b>	Peramalan Jumlah Penumpang Keberangkatan Domestik .....	40
<b>Tabel 4.7</b>	Perbandingan Data Aktual dengan Peramalan Triple Exponential Smoothing .....	41
<b>Tabel 4.8</b>	Hasil Normalisasi Transformasi Data .....	45
<b>Tabel 4.9</b>	Parameter Jaringan.....	46
<b>Tabel 4.10</b>	Hasil Pelatihan Dengan Arsitektur Jaringan 12 – N – 1 Dengan Fungsi Aktivasi Sigmoid.....	47
<b>Tabel 4.11</b>	Hasil Peramalan Backpropagation Neural Network.....	49
<b>Tabel 4.12</b>	Hasil Ramalan Hybrid Exponential Smoothing Neural Network ..	50
<b>Tabel 4.13</b>	Hasil Pengukuran dari Model Exponential Smoothing, Backpropagation Neural Network dan Hybrid.....	53
<b>Tabel 4.14</b>	Perbandingan Data Aktual dan Data Hasil Prediksi Model Exponential Smoothing, Neural Network, Dan Hybrid Exponential Smoothing Neural Network.....	54



## DAFTAR GAMBAR

<b>Gambar 2.1</b> Arsitektur Lapisan Tunggal (Single Layer Network) .....	8
<b>Gambar 2.2</b> Jaringan Lapisan Banyak (Multilayer Network).....	8
<b>Gambar 2.3</b> Arsitektur Backpropagation Neural Network .....	11
<b>Gambar 2.4</b> Arsitektur Metode Hybrid .....	18
<b>Gambar 2.5</b> Kerangka Konseptual .....	28
<b>Gambar 3.1</b> Diagram Alir Penelitian Hybrid Exponential Smoothing Neural Network.....	31
<b>Gambar 4.1</b> Plot Data Jumlah Penumpang Keberangkatan Domestik (Januari 2017 – Oktober 2023) .....	33
<b>Gambar 4.2</b> Plot Data Perbandingan Nilai Aktual dan Nilai Peramalan dengan Metode Triple Exponential Smoothing.....	43
<b>Gambar 4.3</b> Plot Data Training dan Testing.....	44
<b>Gambar 4.4</b> Model Arsitektur Backpropagation Neural Network.....	48
<b>Gambar 4.5</b> Plot Perbandingan Data Aktual dengan Ramalan Backpropagation Neural Network Jumlah Penumpang di Bandara Sultan Hasanuddin .....	50
<b>Gambar 4.6</b> Plot Perbandingan Data Aktual dengan Ramalan Hybrid Data Jumlah Penumpang di Bandara Sultan Hasanuddin .....	52
<b>Gambar 4.7</b> Plot Perbandingan Data Aktual dengan Ramalan Hybrid Data Jumlah Penumpang di Bandara Sultan Hasanuddin .....	55



## DAFTAR LAMPIRAN

<b>Lampiran 1</b> Data Jumlah Penumpang Keberangkatan Penerbangan Domestik di Bandara Sultan Hasanuddin Makassar Tahun 2017 - 2023 .....	62
<b>Lampiran 2</b> Data Uji dan Data Latih .....	63
<b>Lampiran 3</b> Hasil Uji Linearitas .....	64
<b>Lampiran 4</b> Sintaks R untuk Triple Exponential Smoothing .....	64
<b>Lampiran 5</b> Sintaks Peramalan dengan Backpropagation Neural Network .....	67
<b>Lampiran 6</b> Perhitungan Hybrid Exponential Smoothing-Neural Network .....	70



## BAB 1

### PENDAHULUAN

#### 1.1 Latar belakang

Sarana dan alat transportasi telah berkembang sangat pesat dan menjadi kebutuhan dasar masyarakat dari waktu ke waktu. Perkembangan ini pada akhirnya menuntut tersedianya sarana dan prasarana transportasi yang mampu dan memadai dalam wujud tersedianya fasilitas yang baik. Secara umum pergerakan jumlah penumpang penerbangan di Bandara Sultan Hasanudin cenderung tidak stasioner dalam rata-rata karena dalam beberapa waktu tertentu pergerakannya membentuk pola tren naik. Selain itu, jumlah penumpang penerbangan di Bandara Sultan Hasanudin memiliki pola yang tidak teratur dengan besaran kenaikan dan penurunan yang bervariasi. Untuk meramalkan fluktuasi jumlah penumpang penerbangan di Bandara Sultan Hasanudin pada periode mendatang dapat dilakukan dengan analisis deret waktu (*time series*).

Dari berbagai jenis model peramalan, terdapat model peramalan yang efektif dan efisien untuk melakukan prediksi salah satunya adalah *exponential smoothing* (Amanda Harumdiana Tobong & Anis Zubair, 2022). Saat ini banyak peneliti yang mulai menggunakan model *exponential smoothing* di dunia bisnis dan keuangan, di dunia ekonomi dan pemerintahan, juga di dunia ekspor dan impor barang. Namun Model *exponential smoothing* memiliki beberapa kekurangan diantaranya hanya terbatas pada model linear dan hanya mampu menangkap fitur-fitur linear dari data time series, sementara dalam banyak kasus peramalan memiliki kecenderungan non linear dan tidak teratur. Oleh karena model *exponential smoothing* tidak dapat menemukan pola non linear dan ketidakteraturan dalam peramalan, sehingga diperlukan pelengkap model-model non linear untuk melengkapi model *exponential smoothing*.

an untuk data time series yang dapat menangani kasus data dengan  
non linear adalah jaringan syaraf tiruan atau sering disebut dengan



*neural network*. Adapun salah satu model dari neural network yang sangat baik digunakan untuk menangani peramalan pada berbagai masalah kompleks adalah *backpropagation* atau propagasi balik (Puspitaningrum, 2006). Kelebihan neural network dibandingkan metode statistik konvensional adalah tidak diperlukan asumsi awal terhadap data, sehingga untuk data dengan jumlah besar dan berbentuk non linear dan terus menerus diperbaharui neural network cocok digunakan. Seringkali ditemukan pola linier dalam data runtun waktu, jika hanya menggunakan model non linier dianggap tidak lagi cukup untuk kasus peramalan karena dapat menyebabkan hilangnya bentuk linier dari data, oleh karena itu diperlukan penggabungan linear dan non linear untuk mengatasi masalah tersebut.

Semakin berkembangnya teknologi, ditemukan perkembangan yang baru dari peramalan runtun waktu yaitu peramalan yang bersifat gabungan (*hybrid*) yang artinya beberapa model yang dikombinasikan dengan tujuan memanfaatkan kelebihan diantara dua metode dan meminimalisasi adanya kelemahan atau kekurangan dari masing-masing metode. Tujuan yang lain adalah agar menghasilkan peramalan yang lebih akurat dibandingkan jika metode tersebut digunakan secara terpisah. Penggabungan metode didasari dari referensi jurnal sebagai penyelesaian penelitian ini.

Penelitian terkait yang dilakukan oleh Arumsari & Rian Dani (2021) menyimpulkan bahwa kinerja peramalan dengan metode *hybrid* TSR\_ARIMA lebih baik dan akurat dibandingkan dengan metode TSR dalam meramalkan jumlah penumpang maskapai penerbangan Amerika Serikat periode Januari Tahun 1949 hingga Mei Tahun 1960. Penelitian lainnya juga dilakukan oleh Gunaryadi, dkk (2019) tentang Peramalan Data Pengguna Pita Lebar di Indonesia menggunakan Metode *hybrid exponential smoothing neural network* menyimpulkan bahwa model *hybrid exponential smoothing neural network* lebih baik dan lebih cocok untuk memprediksi jumlah data pelanggan pita lebar di Indonesia tahun 2015-2018 dibandingkan model brown *exponential*



yg biasa. Selanjutnya penelitian menggunakan metode kombinasi dilakukan oleh Saluza (2015) dengan kasus peramalan nilai tukar mata menggunakan hibridisasi *exponential smoothing dan backpropagation*

*neural network* diukur menggunakan metode *Mean Squared Error (MSE)* dan *Mean Absolute Error (MAE)* menghasilkan kesimpulan bahwa model *hybrid* lebih efektif dibandingkan model yang digunakan secara terpisah untuk melakukan peramalan.

Berdasarkan beberapa penelitian yang telah dilakukan sebelumnya dan kelebihan menggunakan metode *hybrid*, maka peneliti akan menggabungkan metode *exponential smoothing* dengan metode *neural network* dalam memprediksi data periode mendatang. Pada penelitian ini, data runtun waktu yang digunakan adalah data jumlah penumpang pesawat di Bandara Sultan Hasanuddin dari bulan Januari 2017 sampai dengan Oktober 2023. Data penumpang pesawat di Bandara Sultan Hasanuddin dipengaruhi oleh factor musiman yang memiliki tren model linear dan non linear sehingga dapat diramalkan dengan *hybrid exponential smoothing - neural network*. Adapun ukuran kesalahan yang digunakan agar menghasilkan metode terbaik untuk peramalan jumlah penumpang di Bandara Sultan Hasanuddin Makassar yaitu *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* dan *Root Mean Square Error (RMSE)*.

## 1.2 Rumusan masalah

Berdasarkan penjelasan dari latar belakang diatas, maka rumusan masalah dari penelitian ini adalah

1. Bagaimana konstruksi model *exponential smoothing – neural network* untuk memprediksi jumlah penumpang keberangkatan penerbangan domestik di Bandara Sultan Hasanuddin Makassar
2. Bagaimana model *hybrid exponential smoothing neural network* pada data jumlah penumpang keberangkatan penerbangan domestik di Bandara Udara Sultan Hasanuddin.
3. Bagaimana prediksi perkiraan jumlah penumpang di Bandara Udara Sultan Hasanuddin Makassar untuk periode mendatang dari data jumlah



jumlah penumpang keberangkatan penerbangan domestik di Bandar Udara Sultan Hasanuddin Makassar dengan menggunakan *model hybrid exponential smoothing – neural network* sebagai metode perhitungan a.

### 1.3 Batasan Masalah

Tujuan dari Batasan masalah adalah agar materi pembahasan dalam penelitian ini tidak meluas dan terstruktur:

1. Data yang digunakan untuk penelitian adalah data jumlah penumpang keberangkatan penerbangan domestik di Bandara Udara Sultan Hasanuddin Makassar tahun Januari 2017 - Oktober 2023 dalam periode bulanan
2. Analisis data dan peramalan dilakukan dengan bantuan aplikasi Microsoft excel dan *R Studio* .

### 1.4 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah :

1. Untuk menkonstruksi model *exponential smoothing – neural network* untuk memprediksi jumlah penumpang keberangkatan penerbangan domestik di Bandara Sultan Hasanuddin Makassar
2. Untuk menghasilkan model gabungan antara *exponential smoothing* dengan *neural network* pada data jumlah penumpang keberangkatan penerbangan domestik di Bandara Udara Sultan Hasanuddin
3. Untuk memprediksi perkiraan jumlah penumpang keberangkatan penerbangan domestik di Bandara Udara Sultan Hasanuddin Makassar untuk periode mendatang dengan menggunakan *model hybrid exponential smoothing – neural network* sebaga metode perhitungan

a.



### 1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat yang ingin dicapai dari hasil penelitian ini antara lain:

1. Menghasilkan suatu model yang mampu menjelaskan jumlah penumpang keberangkatan penerbangan domestik di Bandara Udara Sultan Hasanuddin Makassar.
2. Menjadi salah satu alternatif bagi Pemerintah atau Badan Pusat Statistik (BPS) dalam memprediksi jumlah penumpang udara di Bandar Udara Sultan Hasanuddin Makassar
3. Hasil ramalan yang diperoleh dapat menjadi masukan terhadap kebijakan pemerintah dalam menangani masalah transportasi udara yang berkaitan dengan perencanaan infrastruktur bandara dan pengembangannya.
4. Mengembangkan wawasan keilmuan dan ilmu pengetahuan tentang metode hybrid bagi peneliti.



## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 Peramalan (*Forecasting*)

Peramalan pada dasarnya merupakan proses menyusun informasi tentang kejadian masa lampau yang berurutan untuk menduga kejadian di masa depan (Frechtling, 2002:8). Pada umumnya peramalan digunakan untuk memprediksi sesuatu yang kemungkinan besar akan terjadi dimasa depan berdasarkan kejadian masa lalu. Langkah dalam melakukan metode peramalan adalah mengumpulkan data, menyeleksi dan memilih data, memilih model peramalan terbaik, menggunakan model terpilih untuk melakukan peramalan, evaluasi hasil akhir. Dalam memperkirakan karakteristik kebutuhan mendatang, prediksi yang masuk akal merupakan suatu keharusan sehingga rencana pengembangan suatu lapangan sangat bergantung pada tingkat peramalan atau prediksi pada masa yang akan datang. Syarat Prediksi atau peramalan dapat diterapkan dalam meramalkan data yaitu adanya informasi data *history* / masa lampau harus dikuantitatifkan menjadi bentuk numerik yang diasumsikan bahwa data tersebut memiliki pola yang akan terus berlanjut di masa yang akan datang.

Peramalan atau Prediksi dapat mencakup banyak bidang seperti bisnis, pemerintahan, kesehatan, politik, ekonomi, ilmu lingkungan dan ilmu medis, keuangan dan ilmu sosial. Ada beberapa kelompok dalam *forecasting* yaitu peramalan jangka pendek, jangka menengah, dan jangka panjang. Peramalan dalam jangka pendek untuk memprediksi dengan kurun waktu harian, mingguan, dan bulanan untuk periode mendatang, Peramalan jangka menengah guna untuk memprediksi dalam kurun waktu satu tahun sampai dua tahun ke periode mendatang, sedangkan jangka panjang digunakan untuk memprediksi dari beberapa tahun untuk periode mendatang. Sebelum

peramalan, maka terlebih dahulu harus dilakukan pengkajian pada periode yang lalu. Dari data periode yang telah lalu, kemudian di analisa data tersebut sehingga dapat dilakukan pemilihan metode yang tepat.



Langkah terakhir yang harus dilakukan adalah dengan memproyeksikan data tersebut, sehingga di peroleh data peramalan dengan mempertimbangkan nilai kesalahan terkecil (Utami, 2017). Perlu adanya pemahaman terhadap pola kebutuhan di masa mendatang dalam rangka mendorong perencanaan dalam memperkirakan kinerja suatu bandara saat ini dan memperbaiki fasilitas, mengevaluasi pengaruh pelayanan akibat rute baru, jumlah penumpang, jumlah barang, dan lain-lain di masa yang akan datang. Selain itu juga sebagai bahan untuk mengusulkan program-program pengembangan Bandar Udara yang sesuai dengan tujuan dan kebijakan menyeluruh.

Menurut Nasution (1999), peramalan dapat dikatakan baik apabila memiliki kriteria sebagai berikut:

1. Akurasi

Akurasi dari suatu hasil peramalan dapat diukur dengan kebiasaan dan kekonsistenan peramalan. Suatu peramalan dikatakan baik apabila kesalahan peramalannya relative kecil. Namun hasil permalan dikatakan buruk jika hasil peramalan cenderung lebih tinggi atau lebih rendah dibandingkan dengan kenyataan yang sebenarnya terjadi.

2. Biaya

Biaya yang dibutuhkan atau diperlukan dalam pembuatan suatu permalan tergantung dari jumlah item yang diramalkan, lamanya periode permalan, serta metode peramalan yang dipakai.

3. Kemudahan

Penggunaan metode permalan yang sederhana, mudah dibuat, dan mudah diaplikasikan akan memberikan keuntungan bagi Perusahaan.

## 2.2 Analisis Runtun Waktu (*Time Series*)

*Time series* atau Runtun Waktu merupakan serangkaian observasi yang dicatat secara terurut terhadap suatu variabel yang diambil berdasarkan interval waktu yang sama dan tetap. Selain dicatat berdasarkan dimensi waktu, a dapat dicatat berdasarkan dimensi yang lain, yaitu dimensi ruang. servasi haruslah independen atau saling berkorelasi satu dengan Wei, 2006). Analisis runtun waktu memiliki kombinasi dari



beberapa macam komponen, seperti trend, siklus (cycle), seasonal atau musiman, dan residual (Hyndman, Koehler, Ord, dan Snyder, 2008). *Trend* adalah data series yang menunjukkan arah secara kontinu naik atau turun. Seasonal adalah sebuah pola pengulangan dengan periode yang diketahui. Contoh: 12 bulan pertahun, 7 hari perminggu. Cycle merupakan pola pengulangan 10 yang teratur namun dengan periode berubah-ubah (contoh: siklus bisnis). Sedangkan residual merupakan komponen series yang tidak dapat diprediksi. Adapun tujuan dalam analisis *time series* adalah untuk memahami model yang sesuai dan memprediksi atau meramalkan kejadian beberapa tahap kedepan berdasarkan data masa lalu maupun data saat ini (Cryer & Kung-Sik Chan, 2008) (Wei, 2006) menjelaskan bahwa data *time series* dapat dibedakan menjadi musiman dan tidak musiman. Data dikatakan musiman apabila dalam waktu  $t$  berulang pada periode  $s$ . Hal ini berarti bahwa data-data yang dipisahkan dalam suatu musim penuh dapat memperlihatkan sifat yang sama pada musim berikutnya. Selain itu, Wei juga menyebutkan bahwa serangkaian data *time series* dapat berupa univariat dan multivariat.

Metode analisis deret waktu (*time series*) yang tepat dapat dipilih berdasarkan pertimbangan dari jenis pola data, sehingga metode yang cocok dengan jenis pola data tersebut dapat diuji.

Peramalan *Exponential Smoothing* merupakan salah satu metode dalam *time series* yang menggunakan pembobotan data masa lalu secara *exponential*. Dalam hal ini, metode *Exponential Smoothing* terbagi atas tiga yaitu :

- a. *Single Exponential Smoothing* merupakan metode peramalan yang mengulang penghitungan secara terus menerus dengan menggunakan data terbaru digunakan untuk pemulusan data yang stasioner, tidak memiliki trend dan variasi musiman sehingga hanya menggunakan satu parameter yaitu *smoothing constant* atau biasa disebut alpha ( $\alpha$ ). Metode ini baik digunakan jika data tidak dipengaruhi secara signifikan oleh factor trend dan musiman Adapun rumus untuk pemulusan eksponensial:

$$S_t = \alpha \frac{X_t}{I_{t-1}} + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (1)$$



- b. *Double Exponential Smoothing (Holt)* yang digunakan dalam pemulusan data yang memuat trend linear namun tidak memiliki variasi musiman, memiliki dua parameter pemulusan yaitu alpha( $\alpha$ ) dan beta ( $\beta$ ), dan sering disebut dengan metode linear satu parameter dari Brown.

$$b_t = \beta (S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (2)$$

- c. *Triple Exponential Smoothing (Winter)* merupakan pemulusan *exponential smoothing* yang bertujuan untuk melakukan pemulusan pada data yang memuat trend, dan variasi musiman dengan menggunakan tiga parameter pemulusan yakni alpha ( $\alpha$ ), beta( $\beta$ ), dan gamma ( $\gamma$ ).

$$I_t = \gamma \left( \frac{X_t}{S_t} + (1-\gamma)l_{t-1} \right) \quad (3)$$

Menurut (Said, 2011) ada tiga parameter yang perlu penetapan, tergantung dari komponen trend dan variasi musiman:

- Alpha ( $\alpha$ ) merupakan parameter yang mengontrol pembobotan relatif pada pengamatan yang baru dilakukan.
- Beta ( $\beta$ ) merupakan parameter yang mengontrol pembobotan relatif pada pengamatan yang baru dilakukan untuk mengestimasi kemunculan trend seri.
- Gamma ( $\gamma$ ) merupakan parameter yang mengontrol pembobotan relatif pada pengamatan yang baru dilakukan untuk mengestimasi kemunculan variasi musiman.

Beberapa keuntungan dari jumlah penggunaan metode *Exponential Smoothing* adalah banyak mengurangi masalah penyimpanan data, sehingga tidak perlu lagi menyimpan semua data historis atau sebagian; hanya pengamatan terakhir, ramalan terakhir, dan suatu nilai konstanta yang harus disimpan (Makridakis dkk, 1999). Hal ini disebabkan karena metode ini memiliki keunggulan dibandingkan metode-metode lainnya, yaitu metode penghalusan eksponensial bersifat sederhana, intuitif dan mudah dipahami. Artinya,

1 sederhana namun sangat berguna bagi peramalan jangka



pendek (shortterm forecasting) dari data time series yang panjang (Suwandi, 2015).

Data penumpang pesawat Bandara Sultan Hasanuddin memiliki trend dan musiman, trend dilihat dari tumbuhnya nilai yang diobservasi secara bertahap dan berkesinambungan ( Ahmadi, dkk, 2008) sedangkan musiman atau *seasonal* adalah naik turunnya data dari bulan ke bulan atau kuartal ke kuartal dimana hal tersebut terjadi secara konsisten dalam setiap tahunnya ( Albright, 656).

Tahapan dalam menghitung metode *exponential smoothing* yang digunakan pada peramalan penumpang pesawat Bandara adalah sebagai berikut:

$$S_t = \alpha (X_t/S_{t-1}) + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (4)$$

$$b_t = \beta (S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (5)$$

$$I_t = \gamma(X_t/S_t) + (1-\gamma)I_{t-1} \quad (6)$$

Peramalan :

$$F_{t+m} = (S_t + b_t m)I_{t-L+m} \quad (7)$$

Keterangan:

$S_t$  : pemulusan keseluruhan pada periode ke t

$S_{t-1}$  : Pemulusan keseluruhan pada periode ke t-1

$b_t$  : pemulusan trend pada periode ke t

$b_{t-1}$  : pemulusan trend pada periode ke t-1

$I_t$  : pemulusan musiman pada periode ke t

$F_{t+m}$  : peramalan pada periode ke t+m

$X_t$  : data actual pada periode ke t

$\alpha$  : Konstanta pemulusan

$\beta$  : konstanta pemulusan trend

$\gamma$  : konstanta pemulusan untuk musiman

$L$  : Panjang musiman (jumlah bulan/kuartal dalam 1 tahun)  
 $m$  : jumlah periode ke depan yang akan diramalkan.



Sebelum melakukan peramalan pertama harus dilakukan proses Inisialisasi untuk penentuan nilai awal dari peramalan :

Rumus untuk penentuan nilai awal pada *smoothing level* sebagai berikut:

$$S_l = \frac{1}{l}(x_1 + x_2 + \dots + x_n) \quad (8)$$

Dan rumus untuk penentuan nilai awal pada *smoothing* pola *trend* adalah sebagai berikut:

$$b_l = \frac{1}{l} \left( \frac{x_{l+1} - x_1}{l} + \frac{x_{l+2} - x_2}{l} + \dots + \frac{x_{l+i} - x_l}{l} \right) \quad (9)$$

Selanjutnya rumus untuk penentuan nilai awal pada *smoothing* pola musiman model aditif :

$$I_k = (x_k - S_l) \quad (10)$$

penentuan nilai awal pada *smoothing* pola musiman model multiplikatif

$$I_k = \frac{x_k}{S_l} \quad (11)$$

Keterangan :

$S_l$ : nilai awal *smoothing level*

$b_l$ : nilai awal *smoothing level* pola *trend*

$I_k$ : nilai awal *smoothing level* pola musiman

$l$  : panjang musiman ( 12 bulan)

$y_i$  : menyatakan data ke -1,

### 2.3 Neural Network

*Artificial Neural Network* (ANN) atau dikenal dengan Neural Network (NN) merupakan suatu jaringan syaraf tiruan yang dikembangkan untuk meniru cara kerja otak manusia ( Zhang, Patuwi, dan Hu, 1998) pertama kali dirancang pada tahun 1943 oleh McCulloch dan Walter Pitts. Model *neural network* merupakan salah satu contoh model nonlinear yang mempunyai bentuk



al fleksibel dan mengandung beberapa parameter yang tidak dapat ditetapkan seperti pada model parametrik. Pada dasarnya, *neural* merupakan suatu kumpulan dari elemen-elemen pemroses

yang saling berhubungan, yang disebut dengan unit-unit atau syaraf-syaraf atau node. Sarle (1994) menyatakan bahwa ada tiga penggunaan utama dari NN, yaitu sebagai suatu model dari system syaraf biologi dan kecerdasan, sebagai prosesor signal real time yang adaptif atau pengontrol yang diimplementasikan dalam hardware untuk suatu terapan seperti robot, dan sebagai metode analisis data. Setidaknya terdapat 3 hal yang mempengaruhi karakteristik dari *neural network* yaitu arsitektur, algoritma pembelajaran (*learning algorithm*) dan fungsi aktivasi.

### 2.3.1 Arsitektur Jaringan Neural Network

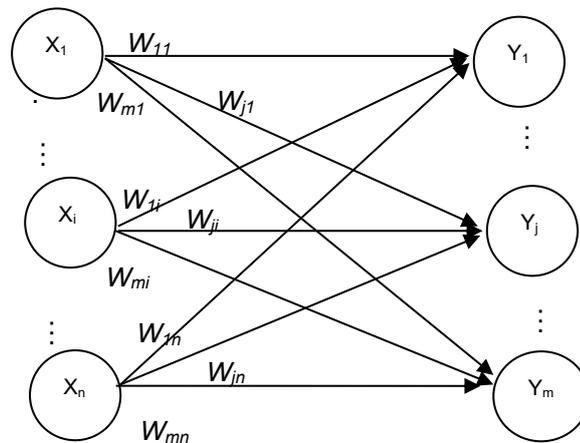
Kerangka kerja neural network dapat dilihat dari jumlah lapisan (*layer*) dan jumlah jumlah neuron pada setiap lapisan. (Puspitaningrum, 2006) menjelaskan bahwa apisan-lapisan penyusun neural network terbagi atas 3, yaitu:

1. Lapisan masukan (*input layer*) : node-node di dalam lapisan *input* disebut dengan neuron input, dimana neuron input tersebut menerima input dari luar. Adapun input yang menjadi masukan merupakan penggambaran dari suatu masalah
2. Lapisan tersembunyi (*hidden layer*) : node-node di dalam lapisan tersembunyi disebut lapisan tersembunyi yang dimana pada *output* dari lapisan ini tidak secara langsung dapat diamati.
3. Lapisan keluaran (*output layer*): node-node pada lapisan *ouput* disebut neuron *output*. *Output* dari lapisan ini merupakan output dari suatu masalah.

Dalam neural network, neuron-neuron dikelompokkan dalam lapisan-lapisan (*layers*). Arsitektur dari Neural Network dibagi menjadi 3 macam, yaitu (Siang, 2005):

1. *Single Layer Network* (Lapisan Tunggal) :sekumpulan *input* neuron yang dihubungkan langsung dengan *output* pada jaringan ini. Beberapa model hanya ada sebuah neuron pada lapisan output.

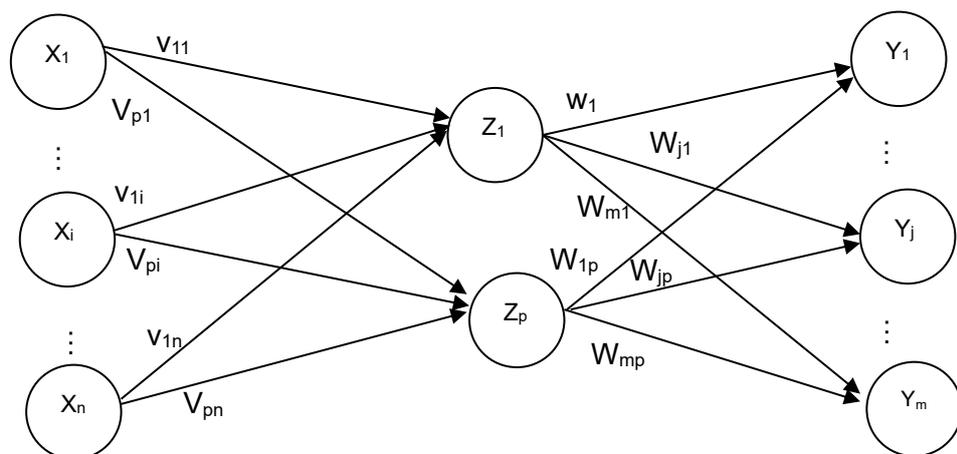




**Gambar 2 1** Arsitektur Lapisan Tunggal (Single Layer Network)

Gambar 2.1. menunjukkan arsitektur jaringan dengan  $n$  neuron *input* ( $X_1, X_2, \dots, X_n$ ) dan  $m$  neuron *ouput* ( $Y_1, Y_2, \dots, Y_m$ ). Pada jaringan ini, semua neuron input dihubugnkan dengan ouput secara langsung, meskipun dengan bobot yang berbeda. Bobot-bobot ini saling independent dan pada proses pelatihan, akan dimodifikasi untuk peningkatan keakuratan hasil.

2. *Multi Layer Network* (Banyak Lapisan): perluasan dari lapisan tunggal yang di dalamnya terdapat lapisan *imput*, tersembunyi, dan *ouput*. Sama seperti pada *neuron input* dan *output*, neuron-neuron dalam satu lapisan tidak saling berhubungan.



**gambar 2.2** Jaringan Lapisan Banyak (*Multilayer Network*)



Gambar 2.2. merupakan jaringan dengan  $n$  buah input ( $X_1, X_2, \dots, X_n$ ), sebuah lapisan tersembunyi terdiri dari  $p$  buah neuron ( $Z_1, Z_2, \dots, Z_p$ ), dan sebanyak  $m$  buah neuron output ( $Y_1, Y_2, \dots, Y_m$ ). *Multilayer* dapat menyelesaikan masalah yang lebih kompleks dibandingkan dengan lapisan tunggal, walaupun kadangkala proses pelatihan lebih kompleks dan lama.

3. Jaringan *recurrent* : mirip dengan jaringan lapisan tunggal atau ganda, hanya saja terdapat *neuron output* yang dapat memberikan sinyal pada *neuron input* atau biasa disebut *feedback loop*.

### 2.3.2 Algoritma Backpropagation Neural Network

Metode *Backpropagation Neural Network* merupakan bagian dari metode *Multilayer Feed Forward Neural Network* yang sangat baik dalam menangani masalah pengenalan pola-pola kompleks (Puspitaningrum, 2006). Metode *Backpropagation Neural Network* adalah sebuah metode sistematis jaringan saraf tiruan yang menggunakan algoritma pembelajaran terawasi (*Supervised Learning*) dan biasanya digunakan oleh perceptron dengan banyak layer lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang ada pada lapisan tersembunyinya.

Algoritma jaringan syaraf tiruan *backpropagation* memiliki kemampuan untuk memperkecil tingkat kesalahan karena terdapat lapisan tersembunyi yang berfungsi sebagai tempat untuk memperbaharui dan menyesuaikan bobot sehingga dapat diperoleh nilai bobot yang baru dan dapat dilatih mendekati target yang diharapkan. Penggunaan metode *backpropagation neural network* telah banyak dilakukan dalam berbagai kasus simulasi termasuk prediksi. Metode BPNN memiliki tiga tahapan dalam prosesnya, yaitu proses umpan maju (*feed forward*), proses umpan mundur (*back forward*) dan perubahan pada pembobotan.

Cara penentuan bobot awal dengan nilai acak antara 0 sampai dengan 1 akan sebelum ketiga tahapan yang telah dijelaskan tersebut.  $n$  pola-pola data akan dinormalisasi dengan tujuan agar memperoleh yang diinginkan. Nilai pembobotan pasti akan mengalami perubahan

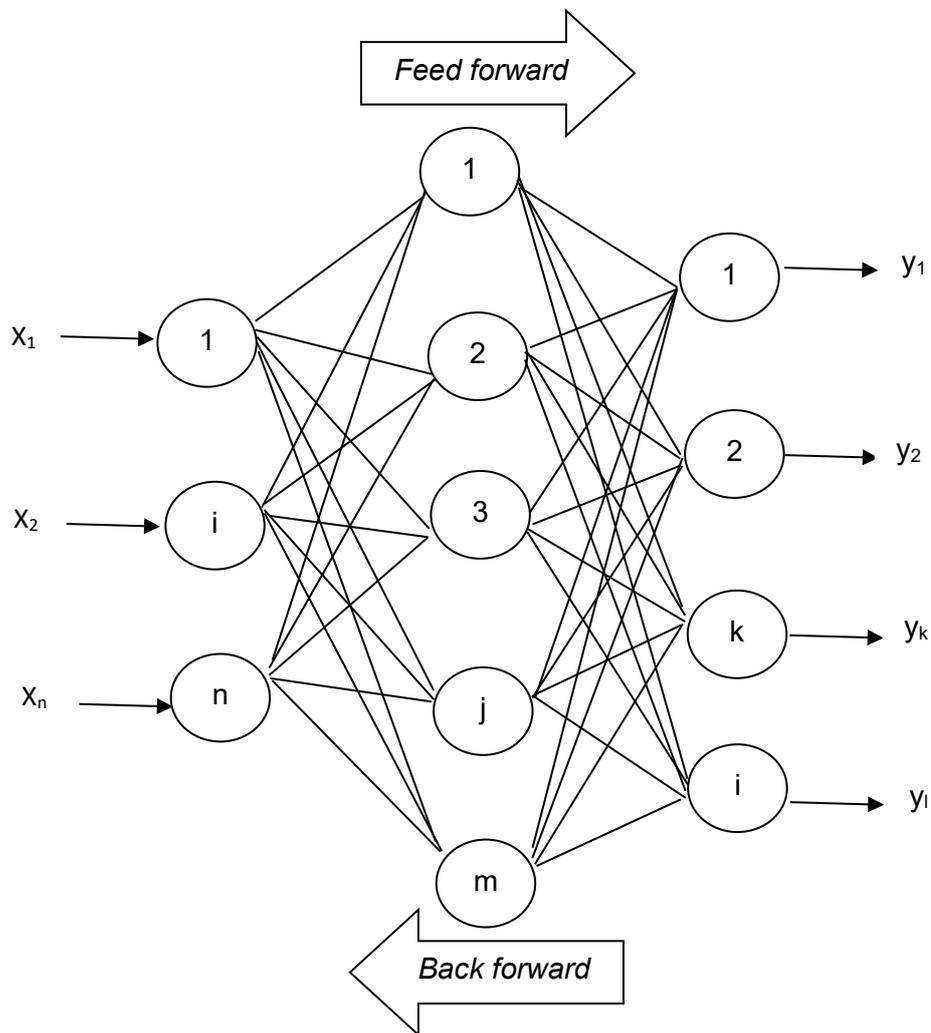


setiap putaran hingga mencapai batas tahapan pelatihan setelah melalui proses umpan maju, umpan mundur, dan perubahan nilai bobot ( Wong et al., 2019). Selanjutnya bobot yang telah diperoleh akan dimasukkan kedalam tahapan akhir yaitu tahap pengujian. Pada *backpropagation*, pelatihan yang digunakan adalah jenis terkontrol yang menggunakan pola penyesuaian bobot untuk meminimumkan kesalahan antara keluaran hasil prediksi dengan keluaran yang nyata. Pada jaringan *backpropagation* terdapat neuron yang ada dalam satu atau lebih lapisan tersembunyi (*hidden layer*). Neuron tersebut berada pada lapisan *input (Input layer)* yang terhubung dengan neuron pada *hidden layer*, lalu neuron *hidden layer* akan terhubung pada neuron di output layer.

Adapun jaringan saraf tiruan *Backpropagation* terdiri dari beberapa lapisan, diantaranya:

- a. *Input layer* sebanyak 1 lapisan yang terdiri atas neuron *input*, mulai dari neuron *input* pertama sampai neuron *input* ke- n. *Input Layer* akan mempresentasikan keadaan yang akan melakukan pelatihan pada jaringan berfungsi untuk menerima sinyal/vektor/masukan nilai-nilai atribut yang jelas .  
untuk setiap pengamatan dari luar dan mendistribusikannya ke semua neuron dalam *hidden layer*.
- b. *Hidden layer* terdiri atas beberapa neuron tersembunyi mulai dari neuron tersembunyi awal sampai neuron tersembunyi ke-n. *Hidden layer* berfungsi untuk menerima sinyal/vector dari *Input layer* dan mengolah sinyal/vektor tersebut.
- c. *Output layer* berjumlah satu lapis yang terdiri dari neuron-neuron *output* mulai dari neuron *output* pertama sampai neuron *output* ke-n. *Output layer* berfungsi untuk menerima koneksi dari *hidden layer* atau dari input layer dan memunculkan nilai keluaran dari keseluruhan koneksi yang sesuai dengan prediksi dari variabel respon. Adapun jumlah dari neuron *output* tergantung dari tipe dan performa dari jaringan saraf itu sendiri.  
Untuk desain atau arsitektur *backpropagation* neural network sebagai





**Gambar 2.3** Arsitektur Backpropagation Neural Network

Pada Gambar 2.3. menunjukkan bahwa sebagian data training sebagai data masukan yang diberikan pada jaringan, selanjutnya jaringan akan menghitung data keluaran, jika ada error (perbedaan antara target *output* yang diinginkan dengan nilai *output* yang didapatkan) maka bobot pada jaringan akan diperbarui guna mengurangi kesalahan tersebut. Selama *feed forward*, setiap neuron *input* ( $X_i$ ) menerima sinyal input dan mengirimkannya ke setiap neuron tersembunyi ( $Z_1, \dots, Z_m$ ). setiap neuron tersembunyi menghitung aktivasi

girkan sinyal ( $z_j$ ) ke setiap neuron *output*. Setiap neuron output ( $Y_k$ ) menghitung aktivasi ( $y_k$ ) untuk membentuk respon jaringan untuk pola yang diberikan. Metode *Backpropagation* memiliki alur proses pelatihan berikut (Wanto, 2018) :



1. Langkah 0 : tentukan bobot dengan angka acak antara 0 hingga 1.
2. Langkah 1 : jika kondisi berhenti bernilai *false* atau belum terpenuhi ( belum mencapai iterasi maksimum atau belum mencapai batas nilai keluaran yang diharapkan) , maka kerjakan Langkah 2 hingga Langkah 9
3. Langkah 2 : untuk setiap pasang data *training*, kerjakan Langkah 3 sampai Langkah 8.

### Fase 1 : Propagasi Maju (*Feedforward*)

4. Langkah 3 : setiap unit *inputan* ( $X_i, i = 1, 2, \dots, n$ ) menerima sinyal *inputan* dan meneruskan sinyal tersebut ke seluruh *neuron* pada lapisan tersembunyi.
5. Langkah 4 : hitung nilai sinyal keluaran dari lapisan tersembunyi (*hidden layer*)  $Z_j$  ( $j = 1, 2, \dots, p$ ) dengan persamaan sebagai berikut:

$$z_{in_j} = v_{0j} + \sum_{i=1}^n X_i \cdot v_{ij} \quad (14)$$

Keterangan :

$z_{in_j}$  = nilai keluaran unit  $Z_j$

$X_i$  = Nilai masukan di lapisan masukan

$v_{0j}$  = bias dari lapisan masukan ke lapisan tersembunyi

$v_{ij}$  = bobot dari lapisan masukan ke lapisan tersembunyi

6. Langkah 5 : hitung semua nilai pada jaringan lapisan *output* ( $Y_k$ ) dengan menggunakan persamaan:

$$y_{in_k} = w_{0k} + \sum_{i=1}^p z_i \cdot w_{jk} \quad (15)$$

Keterangan :

$y_{in_k}$  = nilai keluaran unit  $Y$

$w_{0k}$  = bias dari lapisan tersembunyi ke lapisan keluaran



### Propagasi Mundur (*backward*)

7. Langkah 6 : unit *output* ( $Y_k$ ,  $k= 1, 2, \dots, m$ ) menerima pola target yang sesuai dengan pola *inputan*, maka untuk menghitung *error* dari *output* yang dihasilkan adalah sebagai berikut:

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{ink}) \quad (16)$$

Keterangan :

$\delta_k$  = nilai aktivasi kesalahan dilapisan keluaran

$t_k$  = nilai target

$\delta_k$  digunakan untuk mencari nilai koreksi kesalahan ( bobot awal ( $\Delta W_{jk}$ ) yang digunakan untuk memperbaiki nilai  $W_{jk}$  dengan persamaan:

$$\Delta W_{jk} = \Delta \delta_k Z_j \quad (17)$$

Keterangan :

$\Delta W_{jk}$  = nilai koreksi bobot (dari lapisan tersembunyi ke lapisan keluaran

Selanjutnya hitung juga nilai koreksi bias ( $\Delta W_{0k}$ ) yang dipakai dalam memperbaiki nilai  $W_{0k}$  dengan persamaan sebagai berikut:

$$\Delta W_{0k} = \alpha \delta_k \quad (18)$$

Keterangan :

$\Delta W_{0k}$  = nilai koreksi bias (dari lapisan tersembunyi ke lapisan keluaran

8. Langkah 7 : *unit hidden layer* ( $Z_j$ ,  $j=1, \dots, p$ ) menerima *inputan delta* dari Langkah sebelumnya, dan menjumlahkan delta masukan dari unit lapisan keluaran, dimana *inputan delta* ini sudah berbobot.

$$\delta_{-in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k \cdot W_{jk} \quad (19)$$

Keterangan :

$\delta_{-in_j}$  = nilai untuk menghitung  $\delta_j$

Hasil dari persamaan sebelumnya ( $\delta_{-in_j}$ ) akan dikalikan dengan turunan fungsi aktivasi untuk mencari nilai error  $\delta_i$  dengan persamaan sebagai

t:

$$\delta_j = \delta_{-in_j} f'(z_{in_j}) \quad (20)$$



Keterangan :

$\delta_j$  = nilai aktivasi kesalahan lapisan tersembunyi

Selanjutnya hitung koreksi bobot untuk memperbaharui nilai  $v_{ij}$  menggunakan persamaan:

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j X_i \quad (21)$$

Keterangan :

$v_{ij}$  = nilai koreksi bobot (dari lapisan masukan ke lapisan tersembunyi)

Hitung nilai koreksi bias dengan persamaan berikut:

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \quad (22)$$

Keterangan :

$\Delta v_{0j}$  = nilai koreksi bias (dari lapisan masukan ke lapisan tersembunyi)

### Fase 3 : Perubahan Pembobotan

9. Langkah 8 : hitung semua nilai perubahan dengan pembobotan.

Pembobotan unit keluaran ( $Y_k$ ,  $k=1, \dots, m$ ) dengan persamaan berikut:

$$W_{jk}(\text{baru}) = W_{jk}(\text{lama}) + \Delta W_{jk} \quad (23)$$

Keterangan :

$W_{jk}(\text{baru})$  = nilai bobot dan bias baru (dari lapisan tersembunyi ke lapisan keluaran)

Hitung perubahan pembobotan *hidden layer* dengan persamaan berikut ini:

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (24)$$

Keterangan :

$v_{ij}(\text{baru})$  = nilai bobot dan bias baru (dari lapisan masukan ke lapisan keluaran).



### 2.3.3 Proses Pengujian Metode *Backpropagation*

Setelah melakukan tahap pelatihan pada metode *backpropagation* maka akan dilakukan tahap pengujian. Adapun tahap pengujian pada metode *backpropagation* dilakukan dengan fase umpan maju (*feedforward*) antara lain:

1. Bobot diinisialisasi dari hasil pelatihan
2. Setiap vektor input, lakukan Langkah 2 sampai dengan Langkah 4
3. Untuk nilai  $i = 1, \dots, n$  ; tentukan aktivasi unit masukan  $X_1$
4. Untuk nilai  $j = 1, \dots, p$ :

$$z_{in_j} = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i \cdot v_{ij} \quad (25)$$

$$z_j = f(z_{in_j}) \quad (26)$$

5. Untuk nilai  $k = 1, \dots, p$ :

$$y_{in_k} = w_{0k} + \sum_{i=1}^n z_i \cdot W_{jk} \quad (27)$$

$$y_k = f(y_{in_k}) \quad (28)$$

Bentuk umum model BPNN secara sistematis dapat dituliskan sebagai berikut:

$$y_t = f \left( \sum_{j=1}^p w_{kj} \cdot f \left( v_{j0} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ji} \right) + w_{k0} \right)$$

Keterangan:

$y_t$  = variabel *output*

$w_{kj}$  = bobot dari neuron tersembunyi ke -j menuju neuron *output* ke-k

$v_{j0}$  = bobot bias pada lapisan tersembunyi,  $j = 1, 2, \dots, p$

$x_i$  = neuron *input* ke-l,  $l = 1, 2, \dots, n$



bobot dari neuron *input* ke-l menuju neuron tersembunyi ke-j

bobot bias pada lapisan *output*,  $k = 1, 2, \dots, m$

### 2.3.4 Denormalisasi *Backpropagation*

Pengembalian nilai hasil prediksi menjadi bentuk semula pada metode *backpropagation* dikenal dengan istilah denormalisasi data. Setelah dilakukan proses pelatihan dan pengujian, maka selanjutnya dilakukan denormalisasi untuk melihat apakah pola-pola tersebut akurat atau belum akurat.

Adapun rumus untuk menghitung rata-rata *error* (RMSE) sebagai berikut (Cynthia & Ismanto, 2017):

$$RMSE = \sum_{n=1}^n \frac{(y_i - y_n)^2}{N} \quad (29)$$

Keterangan :

$Y_i$  : Nilai asli data (target data)

$Y_n$  : Nilai prediksi yang dihasilkan

$N$  : Banyaknya data yang diuji

Selanjutnya rumus untuk denormalisasi data adalah sebagai berikut:

$$x_i = y_n(x_{max} - x_{min}) + x_{min} \quad (30)$$

Keterangan:

$x_i$  : Nilai X yang akan di denormalisasi

$y_n$  : hasil prediksi yang sesuai dengan data  $x_i$

$x_{max}$  : Nilai terbesar pada data X

$x_{min}$  : Nilai terkecil pada data X

### 2.3.5 Fungsi Aktivasi *Backpropagation*

Pada metode umpan balik, fungsi aktivasi yang paling sering digunakan adalah fungsi aktivasi *sigmoid biner*. Pada penelitian ini, data pengolaha metode *Backpropagation* dinormalisasi ke dalam range data 0 hingga 1 sehingga digunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner*. Rumus fungsi aktivasi *sigmoid biner* sebagai berikut:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (31)$$

turunan :



$$f(x) = f(x)(1 - f(x)) \quad (32)$$

### 2.3.6 Normalisasi Data

Tujuan dilakukan normalisasi data adalah untuk menyesuaikan antara keluaran jaringan dengan fungsi aktivasi yang digunakan. Semua data penelitian harus dilakukan normalisasi terlebih dahulu sebelum digunakan secara langsung pada proses pelatihan dan pengujian. Nilai-nilai data yang digunakan pada metode *Backpropagation* harus dengan rentang 0 hingga 1, sehingga data harus dinormalisasi sesuai dengan rentang nilai 0 hingga 1. Rumus untuk normalisasi data awal sebagai berikut:

$$x' = 0,8 \frac{x - a}{b - a} + 0,1 \quad (33)$$

Keterangan:

$a$  : Nilai terkecil (min) dari *dataset*

$b$  : Nilai terbesar (max) dari *dataset*

### 2.4 Hybrid Exponential Smoothing- Neural Network

Metode *exponential smoothing* dan *neural network* masing-masing merupakan metode yang handal dalam model peramalan runtun waktu. Metode *hybrid exponential smoothing- neural network* dilakukan dengan tujuan tingkat akurasi peramalan mencapai nilai ril dan error yang kecil sehingga diharapkan menghasilkan tingkat keakuratan yang tinggi dalam melakukan peramalan data dibandingkan apabila metode tersebut digunakan secara terpisah. Metode *exponential smoothing* merupakan metode yang mampu mengambil nilai karakteristik linear dari data runtun waktu, sedangkan metode *backpropagation neural network* merupakan metode yang pendekatannya mampu menangkap nilai nonlinear dari data runtun waktu. Pada *hybridizing neural network* dan *exponential smoothing* model *neural network* membangkitkan hasil prediksi, demikian juga dengan *model exponential smoothing*. Kedua hasil peramalan tersebut dimasukkan ke dalam modul

dan membangkitkan hasil peramalan sinergi sebagai hasil akhir, haluan agar mendapatkan nilai keakuratan yang tinggi

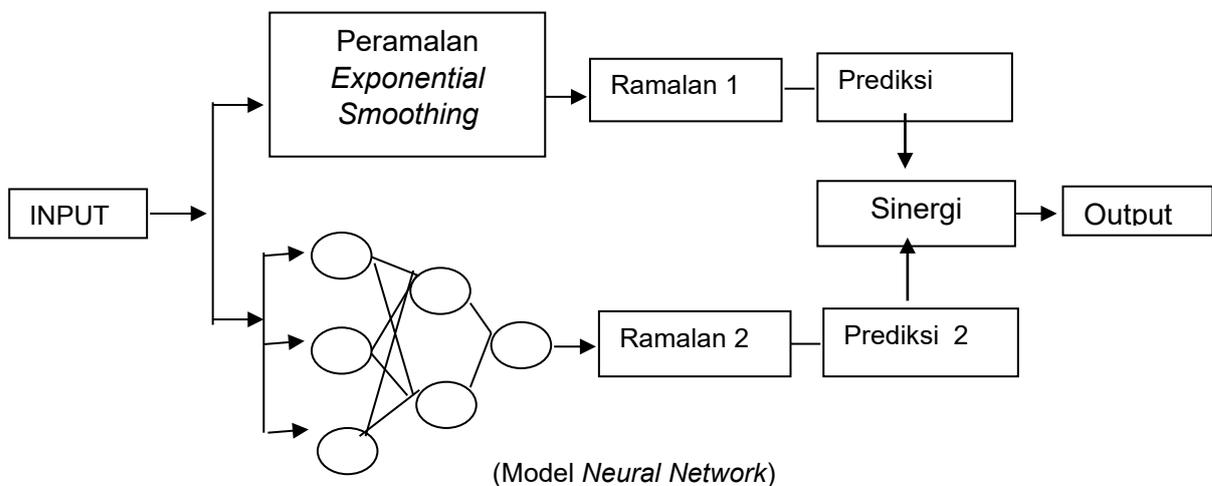


mendekati nilai sebenarnya. Adapun tahapan metode *hybrid exponential smoothing* dengan *neural network* sebagai berikut:

1. Menentukan model *exponential smoothing* yang sesuai dengan pola data yang ada.
2. Menerapkan metode peramalan *neural network* untuk mendapatkan hasil peramalan data sebelum dilakukannya *hybrid metode*.
3. Proses *hybrid exponential smoothing neural network* yaitu menggabungkan hasil yang sinergi dari hasil peramalan *exponential smoothing* dan hasil peramalan dengan metode *neural network*.

Metode *hybrid exponential smoothing* dan *backpropagation neural network* memiliki arsitektur yang bertujuan untuk menggambarkan alur proses terjadinya penggabungan kedua metode tersebut. Arsitektur metode gabungan menurut (Saluza, 2015) ini dapat dilihat pada gambar berikut ini:

( Model *Exponential Smoothing* )



**Gambar 2.4 Arsitektur Metode Hybrid**

Gambar 2.4 menunjukkan bahwa sekumpulan data diinputkan secara bersamaan dengan menggunakan model *exponential smoothing-neural network*. Model *exponential smoothing* dan model *backpropagation neural network* masing- masing akan menghasilkan ramalan yang akan dimasukkan ke dalam model *hybrid* sehingga menghasilkan prediksi yang sinergi sebagai output.



Secara umum nilai peramalan dari *hybridizing* model Linear,  $L_t$ , dan model nonlinear,  $N_t$ , yang dinotasikan dengan  $Y_t$  dapat dimodelkan sebagai berikut:

$$Y_t = L_t + N_t \quad (33)$$

Keterangan :

$L_t$  : Komponen Linear (*exponential smoothing*)

$N_t$  : Komponen Nonlinear (*neural network*)

Misalkan diberikan  $\hat{y}_t^{ES}$  adalah nilai peramalan dari *exponential smoothing*,  $\hat{y}_t^{BPNN}$  adalah nilai peramalan model BPNN dan  $e_t$  merepresentasikan residual dari  $\hat{y}_t^{BPNN}$  dengan  $\hat{y}_t^{ES}$ , maka nilai prediksi dari *hybridizing* dua model tersebut,  $\hat{y}_t^{hybrid}$ , dapat dituliskan dengan persamaan berikut:

$$\hat{y}_t^{hybrid} = \hat{y}_t^{BPNN} + \alpha(g_t) \quad (34)$$

Dengan  $\alpha$  adalah parameter bobot. Jika disubsitusikan  $g_t = \hat{y}_t^{ES} - \hat{y}_t^{BPNN}$  ke persamaan maka diperoleh:

$$\hat{y}_t^{hybrid} = \hat{y}_t^{BPNN} + \alpha(\hat{y}_t^{ES} - \hat{y}_t^{BPNN}) \quad (35)$$

$$= \hat{y}_t^{BPNN} + \alpha\hat{y}_t^{ES} - \alpha\hat{y}_t^{BPNN} \quad (36)$$

$$= \alpha\hat{y}_t^{ES} + (1 - \alpha)\hat{y}_t^{BPNN} \quad (37)$$

Keterangan :

$\hat{y}_t^{hybrid}$  : Nilai peramalan metode *hybrid exponential smoothing-neural network*

$\hat{y}_t^{BPNN}$  : Nilai peramalan metode *backpropagation neural Smoothing*

$\hat{y}_t^{ES}$  : Nilai peramalan metode *exponential smoothing*

## 2.5 Keakuratan Peramalan

Keakuratan peramalan sangat bergantung pada model yang akan digunakan untuk melakukan peramalan. Jika model yang digunakan sesuai maka peramalan untuk periode kedepan akan akurat. Pengukuran kesalahan peramalan digunakan untuk menghitung tingkat persentase kesalahan suatu data. Adapun pada penelitian ini digunakan Rata-Rata *Error* atau *Mean Square Error (RMSE)* dengan cara mengkuadratkan selisih dari output dengan nilai target, selanjutnya untuk mengukur kesalahan



peramalan *Exponential Smoothing* menggunakan metode *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*. Rumus menghitung nilai RMSE dan MAPE adalah sebagai berikut:

$$RMSE = \sum_{i=1}^n \frac{(Y_i - Y_n)^2}{N} \quad (38)$$

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum \frac{|A_t - F_t|}{A_t} \quad (39)$$

Ada beberapa nilai kriteria pada metode MAPE sebagai acuan apakah suatu metode layak atau tidak untuk diterapkan pada peramalan data terlihat pada tabel sebagai berikut:

**Tabel 2.1 Nilai Kriteria MAPE (Putro et al, 2018)**

Nilai MAPE	Kriteria
<10%	Sangat Baik
10% - 20%	Baik
21%-50%	Cukup
>50%	Buruk

## 2.6 Uji Linearitas dan Nonlinearitas pada data Time Series

Untuk memastikan bahwa metode yang digunakan sudah sesuai dengan data maka terlebih dahulu dilakukan uji linearitas dan nonlinearitas pada data *time series*. Ada beberapa uji yang dapat digunakan untuk deteksi linear atau nonlinearitas pada data, salah satunya adalah uji Terasvirta. Uji terasvirta merupakan implementasi praktis dari uji linearitas yang dikenalkan oleh (Terasvirta, Chien-Fu Lin, & Clive WJ Granger, 1993) yang dapat dilakukan melalui dua uji statistika diantaranya uji  $X^2$  atau uji F. Adapun Langkah-langkah dalam uji kelinearan ini sebagai berikut:

1. Meregresikan  $y_t$  pada  $X_t$ , maka diperoleh model linear:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + u_t \quad (40)$$

Kemudian diperoleh nilai residual  $u_t = y_t - \hat{y}_t$

enambahkan variabel independen misalkan

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \theta_1 \hat{X}_t^2 + v_t \quad (41)$$

imana  $v_t$  adalah nilai residual



3. Untuk ukuran sampel yang besar, dilakukan perhitungan statistic uji secara asimtotis mengikuti  $X^2$ . Sehingga perhitungan statistic uji dapat dilakukan dengan  $X^2 = nR^2$  dengan n adalah banyaknya data yang digunakan dan  $R^2$  merupakan koefisien determinasi dari model regresi pada persamaan (40).
4. Dibawah hipotesis linearitas  $H_0: \theta_1 = 0$ ,  $X^2$  mendekati distribusi  $X^2(m)$ , dimana m merupakan banyaknya predictor, untuk persamaan (41) sehingga  $m = 2$ . Daerah penolakan  $H_0$ , jika  $X^2$  hitung lebih besar dari  $X^2(m)$ , atau nilai *p-value* kurang dari  $\alpha = 0,05$ . Sehingga dapat dikatakan data mengandung pola non linear.

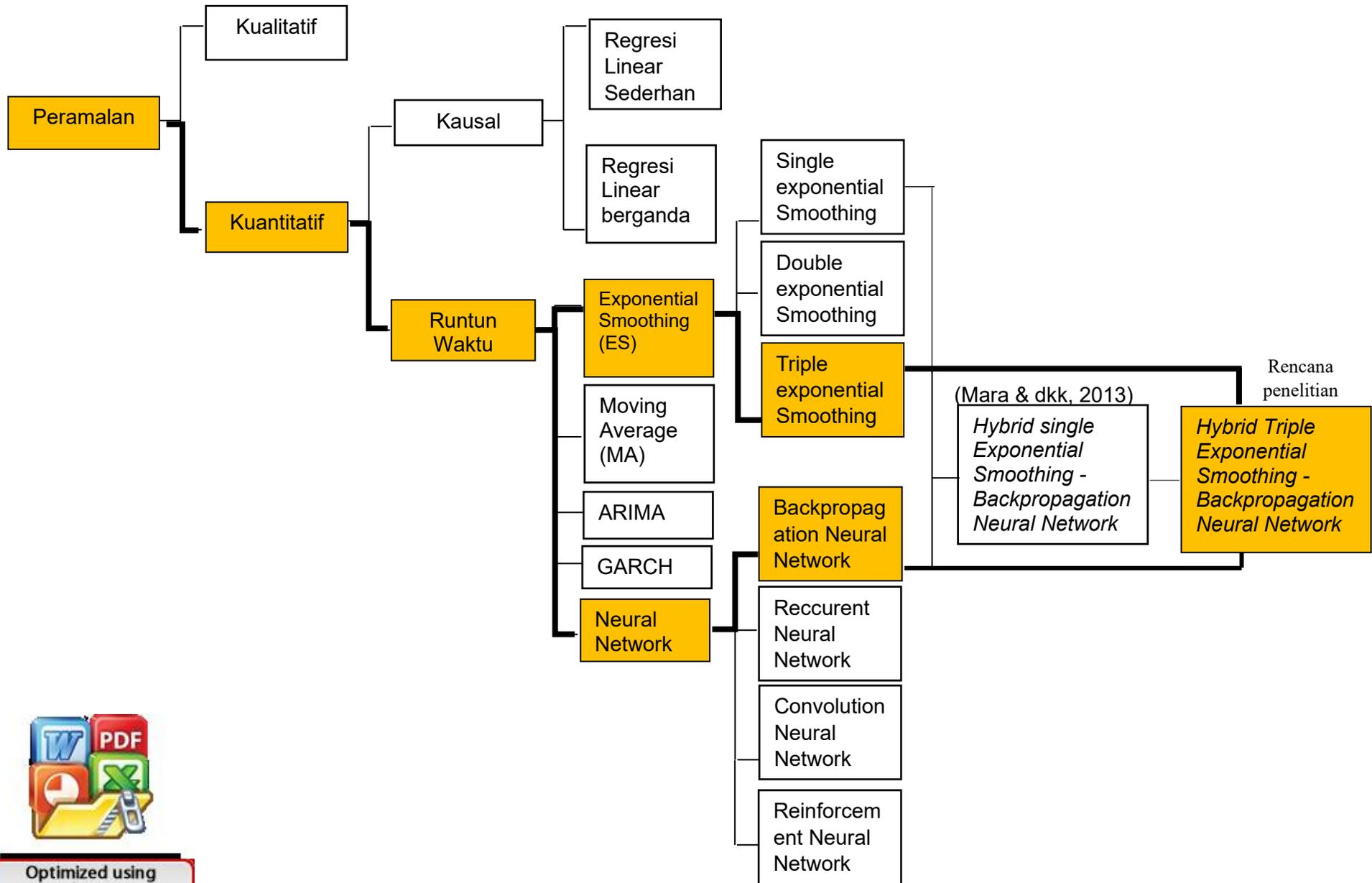
## 2.7 Kerangka Konseptual

Penelitian ini menggunakan data jumlah keberangkatan penumpang pada penerbangan domestik di Bandara Sultan Hasanuddin Makkassar dengan periode waktu selama 82 Bulan. Adapun metode prediksi yang akan digunakan adalah metode *hybrid exponential smoothing neural network*.

Eksperimen yang akan dilakukan adalah dengan melakukan uji coba dengan mengkonstruksi atau merubah nilai parameter (indicator) dari metode *neural network* yang berupa *hidden layer*, *training cycle*, *learning rate* dan momentum. Sementara pada metode *exponential smoothing* merubah nilai parameter yaitu  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$ . Setelah dilakukan konstruksi dari masing-masing metode maka dilanjutkan dengan melakukan peramalan dengan metode *hybridizing exponential smoothing neural network*.

Untuk mengevaluasi hasil peramalan, maka akan digunakan *Root Mean Square Error (RMSE)* dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*. Berikut Bagan Kerangka Konseptual *Hybrid Exponential Smoothing Neural Network* :





Optimized using trial version [www.balesio.com](http://www.balesio.com)

Gambar 2.5 Kerangka Konseptual