



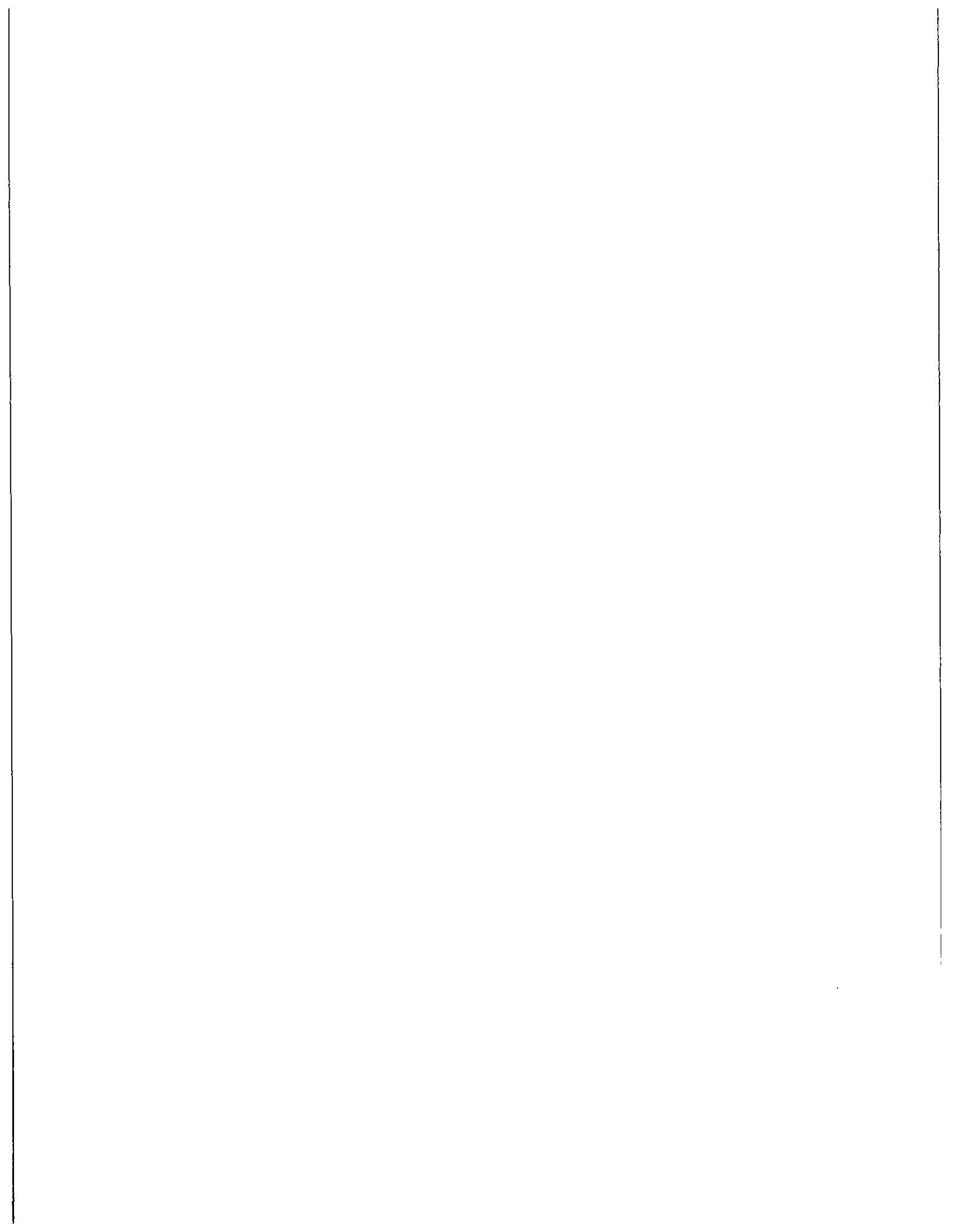
TESIS - BM185407

**PERENCANAAN STRATEGI PERUSAHAAN MELALUI  
PREDIKSI PROFIT BERDASARKAN PERAMALAN  
THROUGHPUT PELABUHAN MENGGUNAKAN TIME  
SERIES-ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM**

**VICTORY TYAS PAMBUDI SWINDIARTO  
09211750054015**

**Dosen Pembimbing:  
Prof. Dr. Ing. Drs. Mohammad Isa Irawan, MT**

**Departemen Manajemen Teknologi  
Fakultas Desain Kreatif Dan Bisnis Digital  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
2020**



# LEMBAR PENGESAHAN TESIS

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar

**Magister Manajemen Teknologi (M.MT)**

di

**Institut Teknologi Sepuluh Nopember**

Oleh:

**Victory Tyas Pambudi Swindiarto**

**NRP: 09211750054015**

Tanggal Ujian: 13 Januari 2020

Periode Wisuda: Maret 2020

Disetujui oleh:

**Pembimbing:**

1. Prof. Dr. Ing. Drs. Mohammad Isa Irawan, MT  
NIP: 196312251989031001



**Penguji:**

1. Dr.techn. Ir. R. V. Hari Ginardi, M.Sc.  
NIP: 196505181992031003

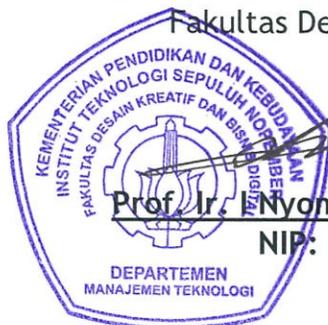


2. Erma Suryani, ST., MT., Ph.D.  
NIP: 197004272005012001



Kepala Departemen Manajemen Teknologi

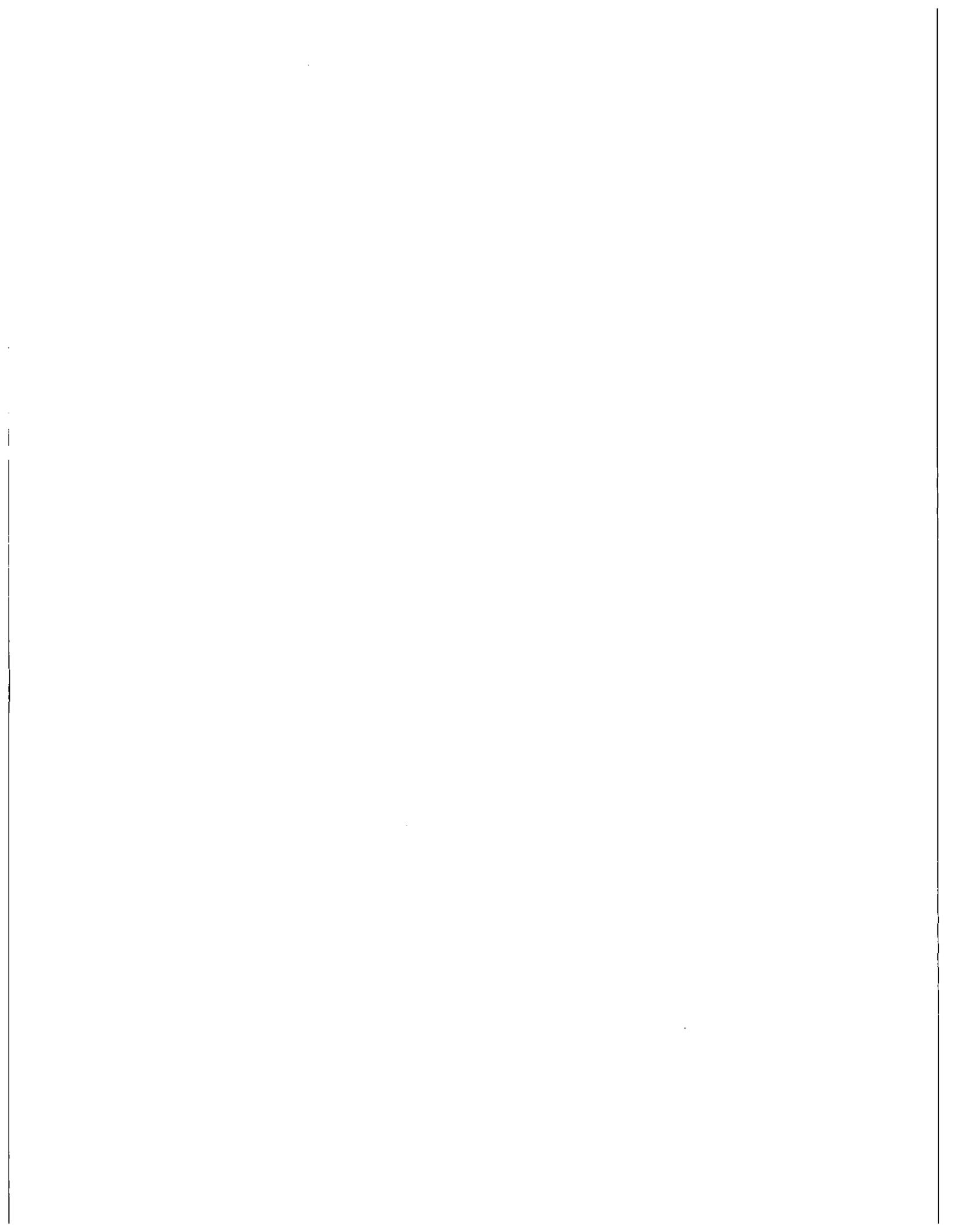
Fakultas Desain Kreatif Dan Bisnis Digital



**Prof. Ir. Nyoman Pujawan, M.Eng, Ph.D, CSCP**

**NIP: 196912311994121076**





# **PERENCANAAN STRATEGI PERUSAHAAN MELALUI PREDIKSI PROFIT BERDASARKAN PERAMALAN THROUGHPUT PELABUHAN MENGGUNAKAN TIME SERIES-ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM**

Nama : Victory Tyas Pambudi Swindiarto

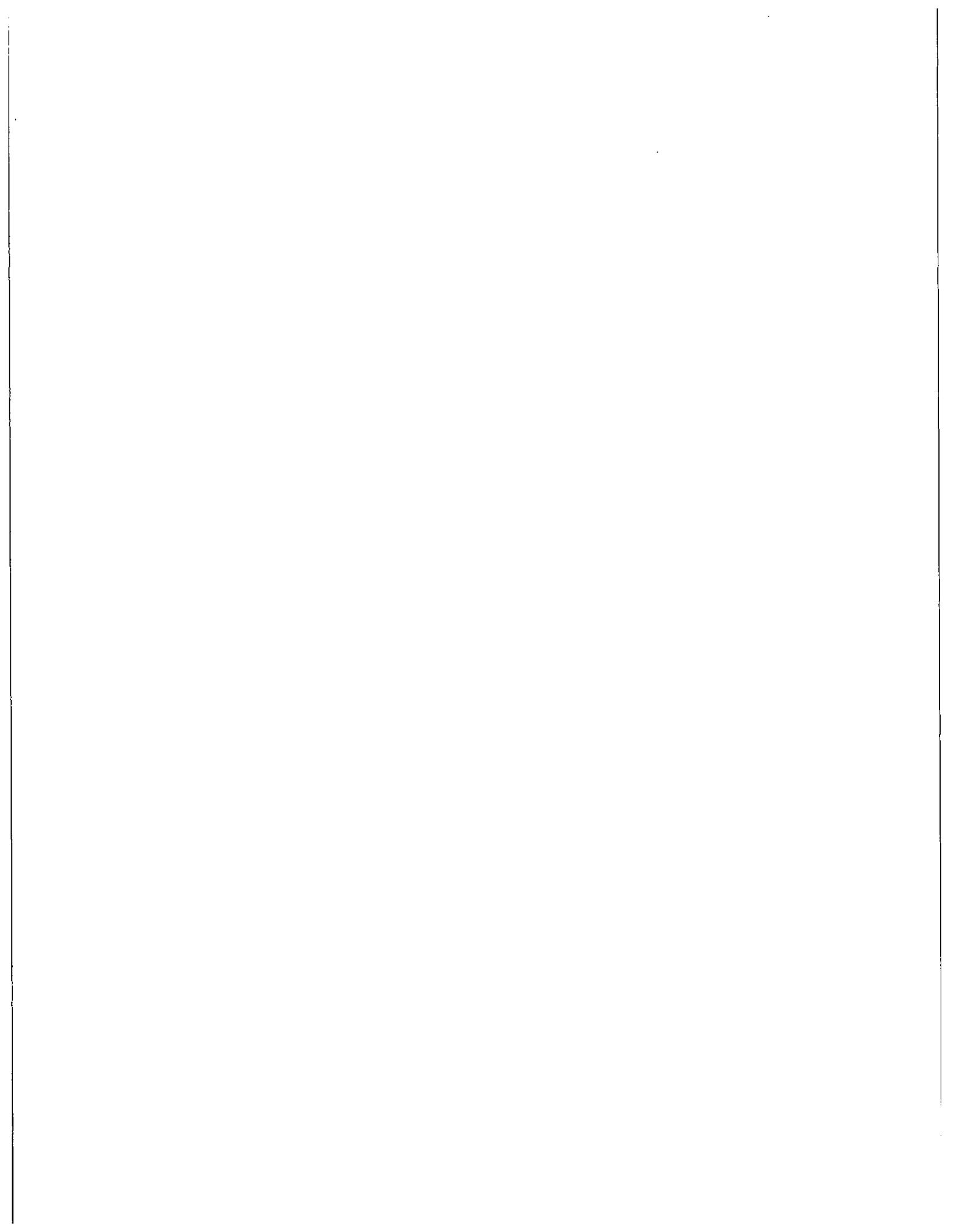
NRP : 09211750054015

Dosen Pembimbing : Prof. Dr. Ing. Drs. M. Isa Irawan, MT

## **ABSTRAK**

Sebagai negara maritim, pelabuhan berperan penting dalam pembangunan ekonomi di Indonesia. Faktor-faktor substansial yang mempengaruhi keuntungan pelabuhan diantaranya adalah Throughput dan Investasi. Prediksi ini diperlukan dalam upaya untuk mengetahui prospek perusahaan, membantu memperkirakan profitabilitas jangka panjang para perwakilan, memprediksi pendapatan, dan memperkirakan risiko dalam investasi. Keuntungan perusahaan dapat digunakan sebagai parameter untuk mengatur strategi manajemen agar memperoleh pendapatan maksimal. Penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem pendukung keputusan menggunakan metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) untuk memprediksi keuntungan pelabuhan berdasarkan hasil peramalan data throughput satu tahun ke depan menggunakan Time Series-Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (TS-ANFIS). Dalam penelitian ini akan dilakukan peramalan data throughput, seperti aliran peti kemas, jumlah kapal, arus ekspor, arus barang, arus hewan dan arus penumpang untuk satu tahun ke depan menggunakan TS-ANFIS sebagai parameter masukkan dalam sistem pendukung keputusan. Sebelum dilakukan prediksi keuntungan dari pelabuhan menggunakan metode ANFIS, diterapkan principal component analysis (PCA) untuk mereduksi parameter yang tidak cukup mempengaruhi keuntungan dari pelabuhan. Data yang digunakan merupakan data deret waktu dari tahun 2009 sampai dengan 2018. Dari sistem yang dibangun diharapkan mampu memberikan hasil yang baik dalam meramalkan nilai throughput pelabuhan menggunakan TS-ANFIS dan melakukan prediksi nilai profit menggunakan metode ANFIS. Berdasarkan model prediksi terbaik yang dibangun menggunakan TS-ANFIS diperoleh hasil prediksi profit pelabuhan tanjung perak dengan  $R^2$  sebesar 0.947 dan MAPE sebesar 14.74%. Hasil prediksi untuk tahun kedepan yaitu 2019 mengalami kenaikan sebesar 8.6% dari profit rata-rata tahun 2018.

Kata kunci: *ANFIS, PCA, Time Series, Throughput, Port, Profit*



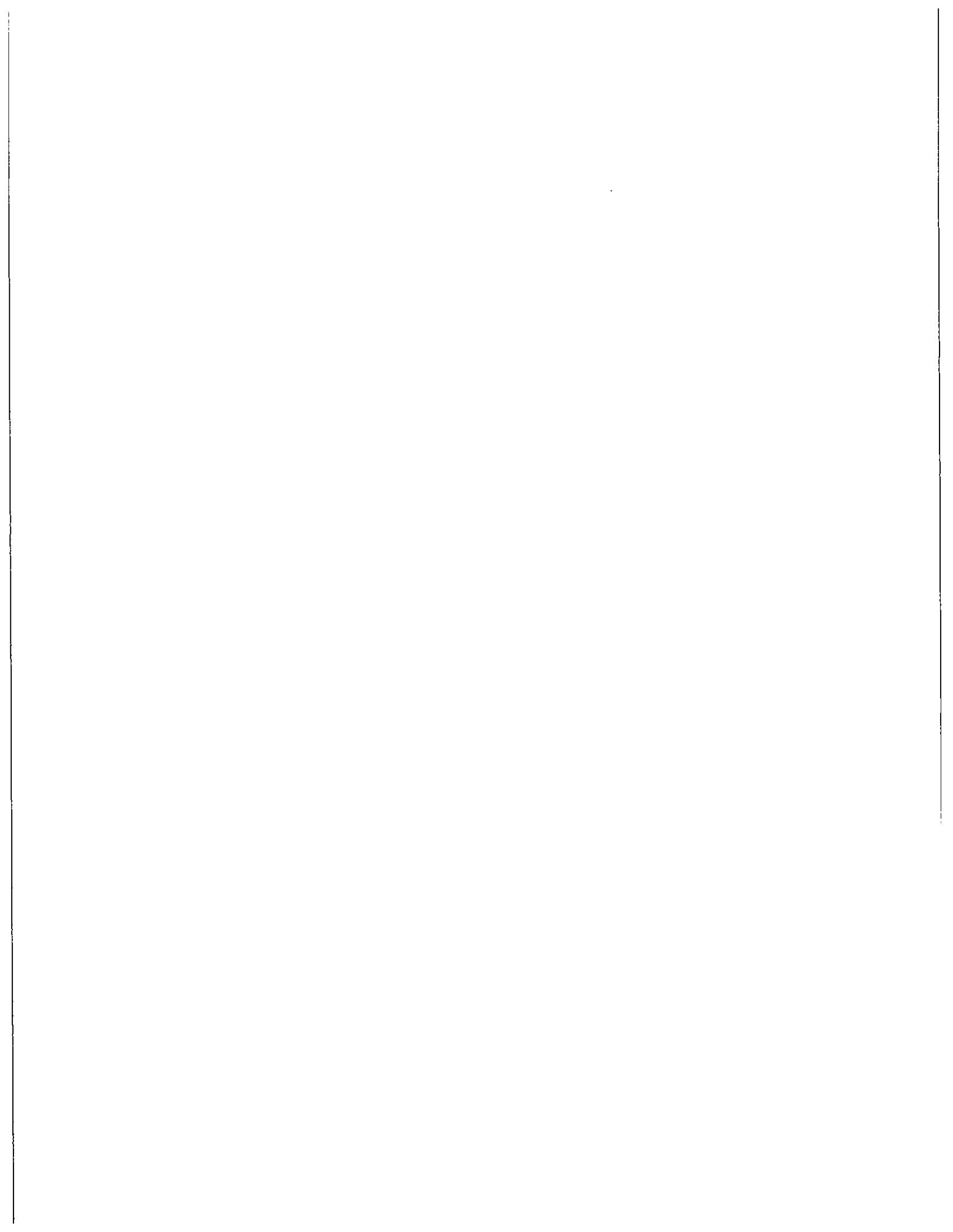
# **CORPORATE STRATEGY PLANNING FOR COMPANY PROFIT PREDICTION BASED ON FORECASTING OF PORT THROUGHPUT USING TIME SERIES-ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM**

Name : Victory Tyas Pambudi  
NRP : 09211750054015  
Supervised : Prof. Dr. Ing. Drs. M. Isa Irawan, MT

## **ABSTRACT**

As a maritime country, ports play an important role in economic development in Indonesia. Substantial factors that affect port profits include throughput and investment. This prediction is needed in an effort to find out the company's prospects, help estimate the long-term profitability of representatives, predict earnings, and estimate risk in investment. Company profits can be used as a parameter to set the management strategy of a company in order to obtain maximum income. The purpose of this study is to develop a decision support system using the Adaptive Neuro Fuzzy Inference System method to predict profits from the port based on the results of forecasting data throughput one year in the future using the Time Series-Adaptive Neuro Fuzzy Inference System. In this study forecasting data throughput will be carried out, such as container flow, number of ships, export flows, goods flow, animal flow and passenger flow for the next year using Time Series-Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (TS-ANFIS) as an input parameter in the decision support system. Before predicting the benefits of the port using the ANFIS method, principal component analysis (PCA) was applied to reduce parameters that did not sufficiently affect the profits of the port. The data used are time series data from 2009 to 2018. From the system built it is expected to be able to provide good results in predicting the value of port throughput using TS-ANFIS and to predict profit values using the ANFIS method. Based on the best prediction model that was built using TS-ANFIS the Tanjung Perak port profit prediction results obtained with  $R^2$  of 0.947 and MAPE of 14.74%. Prediction results in 2019, income rose by 8.6%, from the average profit in 2018.

Keywords: *ANFIS, PCA, Time Series, Throughput, Port, Profit*



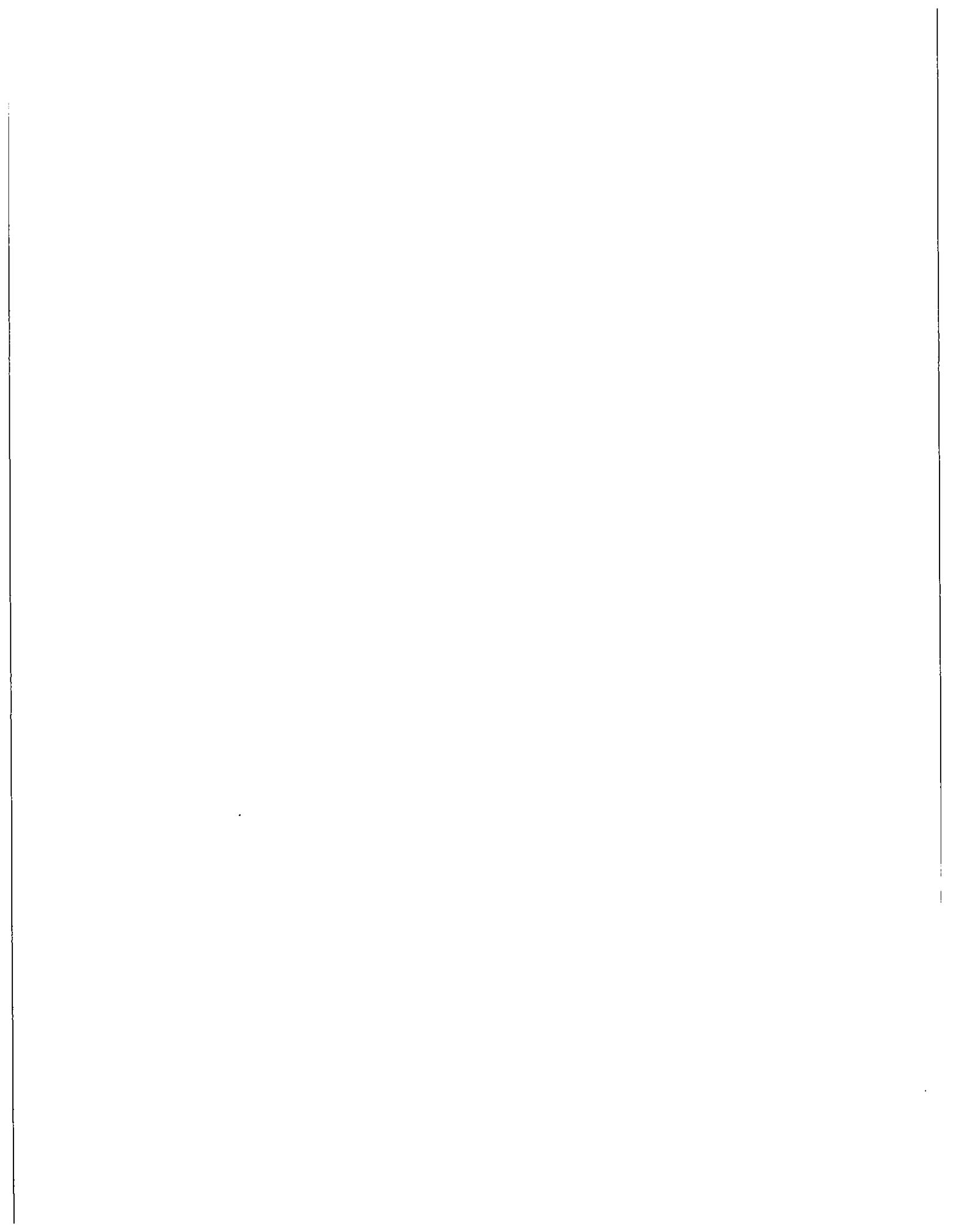
## KATA PENGANTAR

Assalamualaikum Wr. Wb.

Segala puji syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat, hidayah, dan karunia-Nya kepada penulis, sehingga dapat menyelesaikan tesis yang berjudul “Perencanaan Strategi Perusahaan Melalui Prediksi Profit Berdasarkan Peramalan Throughput Pelabuhan Menggunakan Time Series-Adaptive Neuro Fuzzy Inference System” dengan baik.

Tesis ini diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Magister Manajemen Teknologi (M.MT) di Program Pasca Sarjana Magister Manajemen Teknologi Institut Nopember Surabaya. Selama pelaksanaan dan penyusunan tesis ini, penulis banyak mendapatkan bimbingan dan bantuan dari berbagai pihak, untuk itu dalam kesempatan ini penulis menyampaikan terima kasih kepada :

1. Bapak Prof. Dr. Ing. Drs. Mohammad Isa Irawan, MT selaku dosen pembimbing;
2. Bapak Dr.techn. Ir. R. V. Hari Ginardi, M.Sc selaku dosen penguji;
3. Ibu Erma Suryani, ST., MT., Ph.D. selaku dosen penguji;
4. Bapak dan Ibu dosen pengajar yang telah memberikan tambahan wawasan dan ilmu pengetahuan selama masa perkuliahan;
5. Teman – teman satu angkatan Manajemen Teknologi Informasi 2018 atas bantuan kerjasama dan kekompakan selama masa perkuliahan;
6. Pimpinan dan seluruh staf MMT ITS;
7. Seluruh pimpinan dan staf PT Pelabuhan Indonesia III (Persero), yang telah memberikan pengetahuan dan sharing pengalaman kepada penulis;
8. Teman –teman IT kantor pusat, regional jatim, terminal petikemas semarang, klub jambuluwuk, uin dan pelindo3 runners yang telah memberi semangat dan motivasi.
9. Istri tercinta, yang selalu memberikan dukungan dalam penyelesaian tesis ini;
10. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang juga terlibat secara langsung maupun tidak langsung selama penyusunan tesis ini.

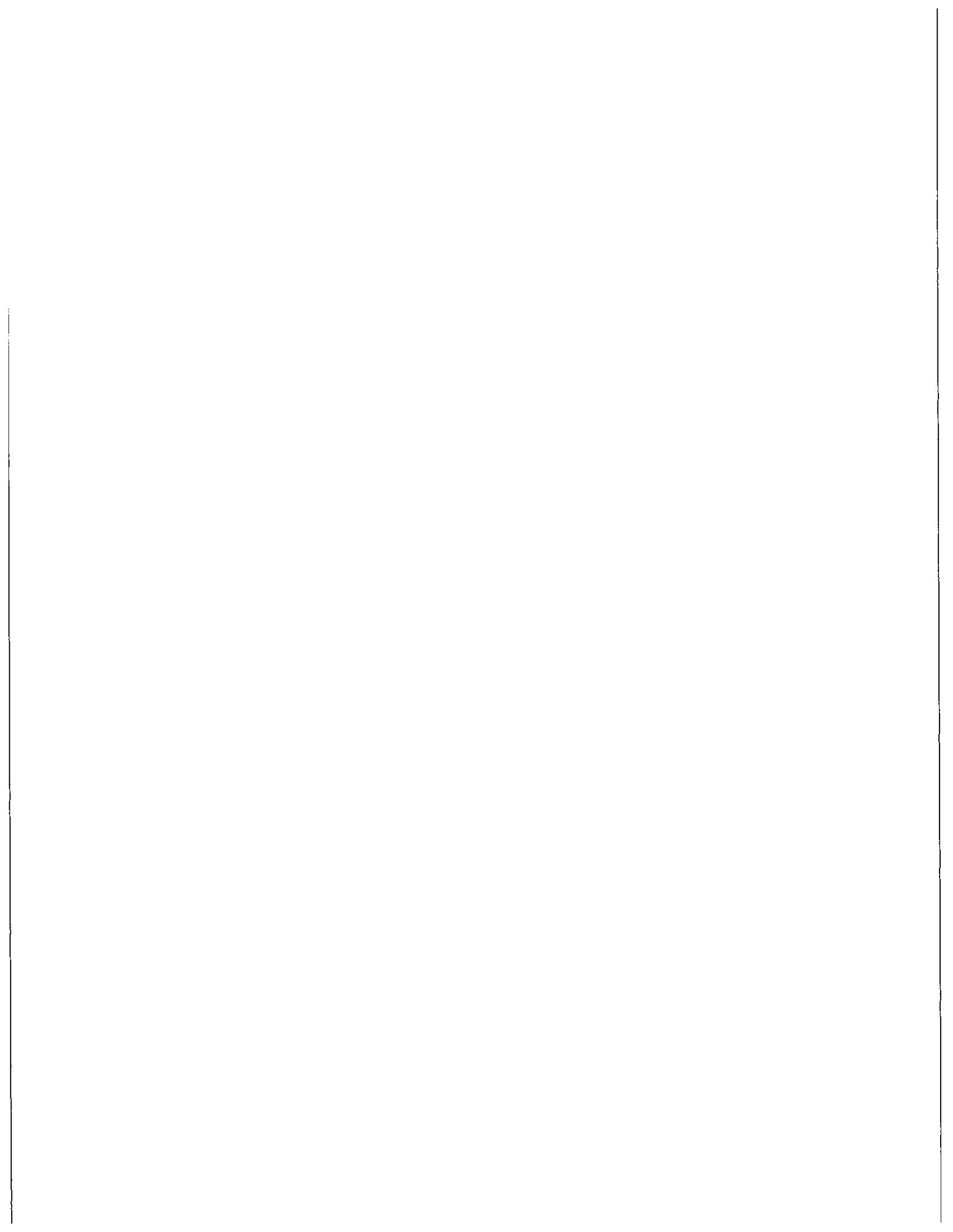


Penulis sangat menyadari bahwa tesis yang ditulis ini masih sangat banyak kelemahan dan kekurangannya, walaupun sebenarnya segala daya upaya serta kemampuan telah penulis kerahkan untuk menyelesaikan tesis. Oleh karena itu, penulis sangat mengharapkan saran dan kritik dari pembaca demi kebaikan tesis ini kedepannya. Akhirnya, penulis berharap semoga tesis ini dapat bermanfaat bagi semua dan dapat berkontribusi dalam kemajuan bangsa dan negara ini.

Waalaikumussalam Wr. Wb.

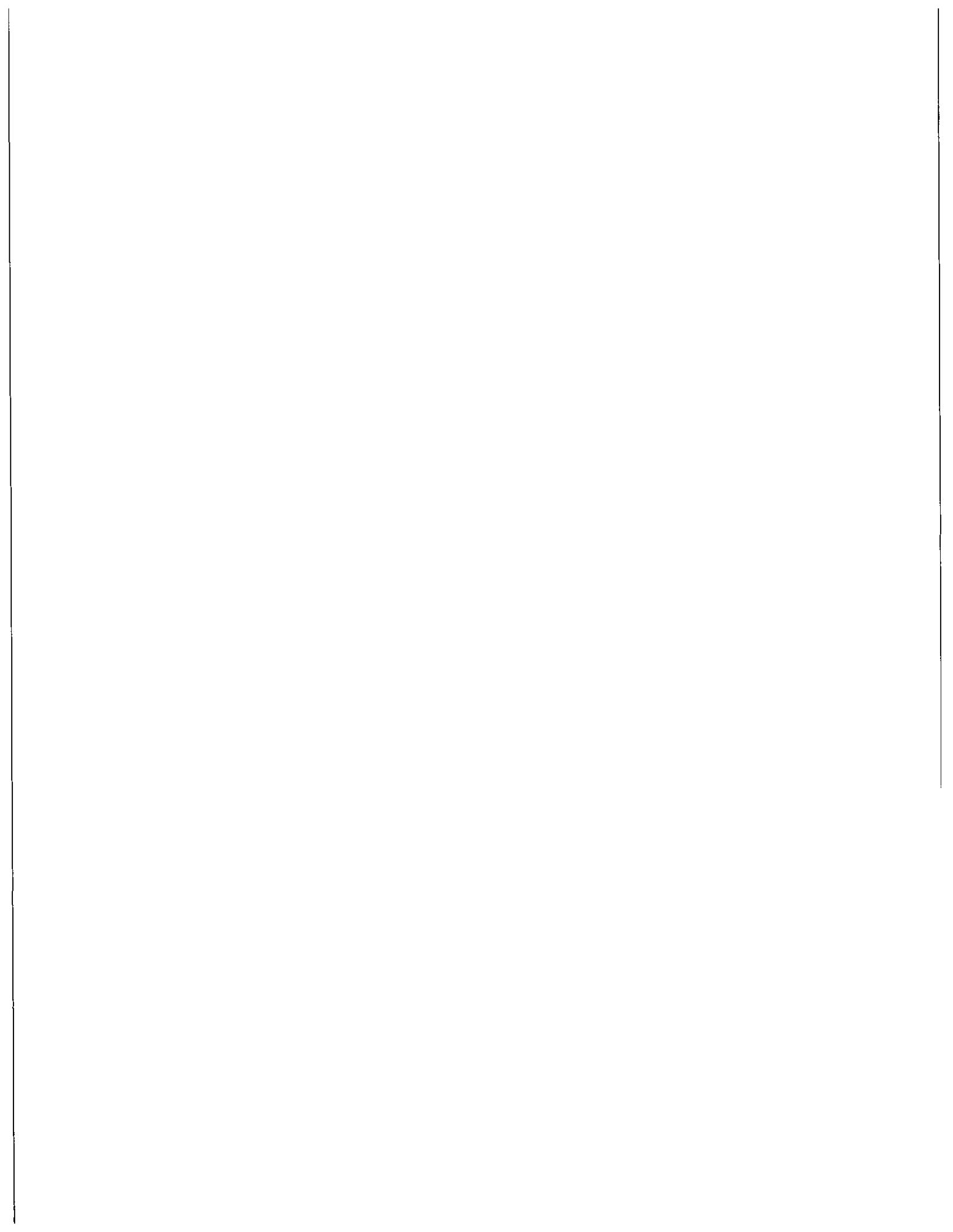
Surabaya, Januari 2020

Penulis

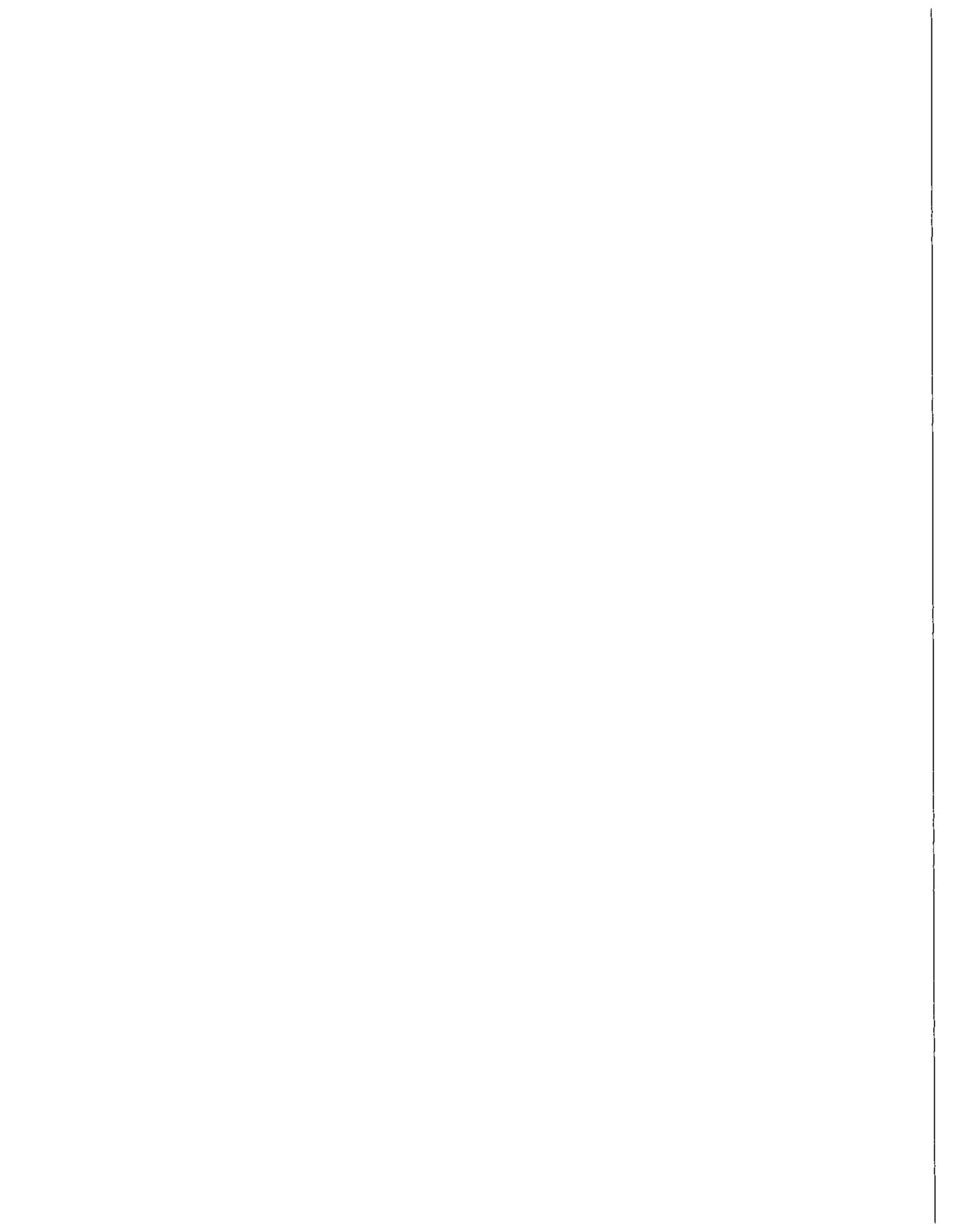


## DAFTAR ISI

ABSTRAK .....	I
ABSTRACT .....	II
KATA PENGANTAR .....	III
DAFTAR ISI.....	V
DAFTAR GAMBAR .....	VII
DAFTAR TABEL.....	VIII
BAB 1 PENDAHULUAN .....	1
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Perumusan Masalah.....	4
1.3 Tujuan Penelitian.....	4
1.4 Manfaat Penelitian.....	4
1.5 Kontribusi Penelitian .....	5
1.6 Batasan Penelitian .....	5
1.7 Sistematika Penulisan.....	5
BAB 2 KAJIAN PUSTAKA.....	7
2.1 Kajian Penelitian Terdahulu .....	7
2.2 Time Series.....	10
2.3 Transformasi Data .....	11
2.4 <i>Principal Component Analysis (PCA)</i> .....	11
2.5 <i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System</i> .....	13
2.6 <i>Mean Absolute Percentage Error (MAPE)</i> .....	17
2.7 <i>R-Square (R<sup>2</sup>)</i> .....	17
2.8 <i>Root Mean Square Error (RMSE)</i> .....	18



BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN .....	19
3.1 Jenis Penelitian .....	19
3.2 Tahapan Penelitian.....	19
3.3 Data Penelitian .....	20
3.4 Desain Sistem .....	21
3.5 Validasi Sistem .....	23
3.6 <i>Working Environment Tools</i> .....	24
BAB 4 ANALISIS DAN PEMBAHASAN .....	25
4.1 Analisis Karakteristik Data.....	25
4.2 Peramalan Throughput Menggunakan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) .....	29
4.3 Prediksi Profit Berdasarkan Peramalan Setiap Throughput menggunakan ANFIS.....	35
BAB 5 KESIMPULAN .....	43
5.1 Kesimpulan .....	43
5.2 Saran .....	45
DAFTAR PUSTAKA .....	46
LAMPIRAN .....	49
BIODATA PENULIS.....	56



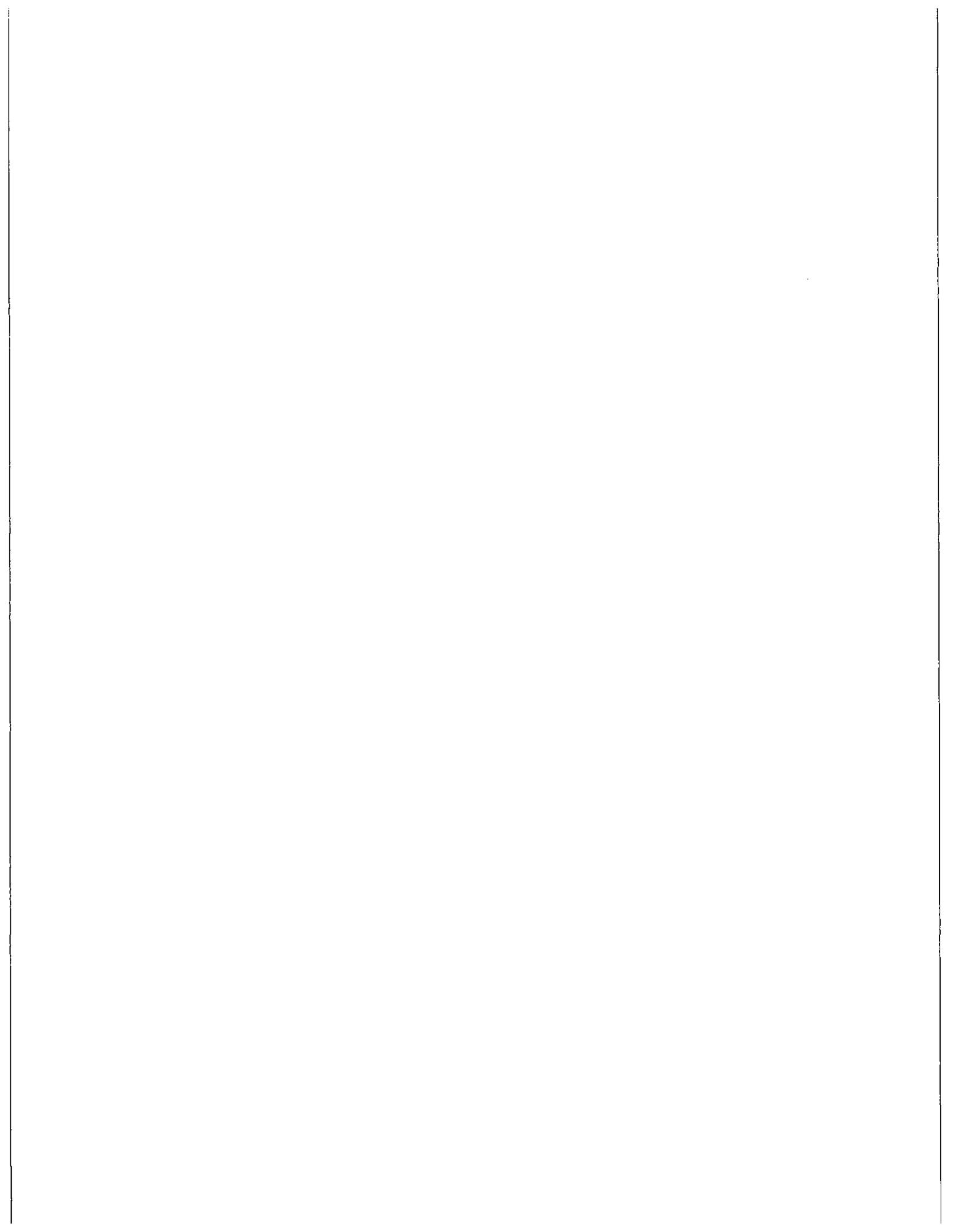
## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Jenis Pola Data : (a) Pola Data Horizontal; (b) Pola Data Musiman (c) Pola Data Siklus; (d) Pola Data Tren .....	10
Gambar 2. 2 Arsitektur ANFIS .....	13
Gambar 3. 1 Desain Sistem Penelitian .....	21
Gambar 3. 2 Desain Sistem Peramalan <i>Throughput</i> menggunakan TS-ANFIS ...	22
Gambar 3. 3 Desain Sistem Prediksi Profit menggunakan ANFIS.....	23
Gambar 4. 1 Grafik Hasil <i>Training</i> Data Peti Kemas .....	32
Gambar 4. 2 Grafik Hasil <i>Training</i> Data Arus Ekspor .....	32
Gambar 4. 3 Grafik Hasil <i>Training</i> Data Arus Barang .....	33
Gambar 4. 4 Grafik Peramalan Profit Menggunakan Genfis1 .....	37
Gambar 4. 5 Grafik Peramalan Profit Menggunakan Genfis 2 .....	38
Gambar 4. 6 Grafik Hasil Peramalan Profit Menggunakan Genfis 3 .....	39
Gambar 4. 7 Ilustrasi Perkembangan Profit dari Tahun 2018 ke Tahun 2019.....	41



## DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu.....	7
Tabel 2. 2 Proses Pembelajaran Hybrid ANFIS .....	166
Tabel 2. 3 Kriteria MAPE .....	17
Tabel 3. 1 Sampel Data Throughput Pelabuhan Tahun 2017.....	211
Tabel 4. 1 Sampel Data Throughput Pelabuhan Tahun 2017.....	25
Tabel 4. 2 Matriks Korelasi .....	27
Tabel 4. 3 Test KMO dan Bartleet .....	28
Tabel 4. 4 Initial Eigenvalues .....	28
Tabel 4. 5 Rotated Component Matrix.....	29
Tabel 4. 6 Sampel Hasil Normalisasi Data Throughput Pelabuhan Tahun 2017	30
Tabel 4. 7 Sampel Pola Time Series Data Peti Kemas.....	31
Tabel 4. 8 Sampel Pola Time Series Data Arus Ekspor .....	31
Tabel 4. 9 Sampel Pola Time Series Data Arus Barang.....	31
Tabel 4. 10 Hasil PeramalanThroughput menggunakan TS-ANFIS .....	34
Tabel 4. 11 Hasil Peramalan Profit Menggunakan Genfis1 .....	36
Tabel 4. 12 Hasil Peramalan Profit Menggunakan Genfis2 .....	37
Tabel 4. 13 Hasil Peramalan Profit Menggunakan Genfis3 .....	38
Tabel 4. 14 Prediksi Profit Menggunakan ANFIS .....	40
Tabel 4. 15 Hasil Prediksi Profit Tahun 2019 .....	41



# **BAB 1**

## **PENDAHULUAN**

Bab ini dibahas mengenai latar belakang yang mendasari pelaksanaan tesis ini. Selain itu, di dalamnya terdiri dari perumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, kontribusi penelitian, keterbaruan, batasan penelitian, dan sistematika penulisan.

### **1.1 Latar Belakang**

Menurut Yeremia, sektor maritim berperan sebesar 20,02 persen yang berpotensi menjadi leading sector dan mempunyai value added sebesar 19,34 persen dalam perekonomian Indonesia (Yeremia, 2017). Sebagai negara maritim, pelabuhan berperan penting dalam pembangunan ekonomi di Indonesia. Faktor-faktor substansial yang mempengaruhi keuntungan pelabuhan diantaranya adalah Throughput dan Investasi. Data-data throughput pada pelabuhan meliputi data arus kontainer, ekspor, arus barang, arus penumpang dan lain sebagainya. Data *Throughput* menjadi indeks untuk mengukur pengembangan pelabuhan, mengatur produksi, perencanaan strategi dan konstruksinya (Zhang, Huang, & Zhao, 2013).

Perencanaan strategi berkaitan dengan pembuatan keputusan mengenai sasaran dan strategi jangka panjang dari suatu organisasi (Bateman & Snell, 2007). Perencanaan strategi berperan penting dalam suatu organisasi karena dengan adanya perencanaan mampu melakukan aksi berdasarkan hasil analisis situasi yang terjadi saat ini untuk mencapai sasaran yang dituju. Pada sektor pelabuhan, perencanaan strategi dapat dilakukan berdasarkan faktor-faktor substansial yang mempengaruhi keuntungan pelabuhan seperti *throughput*.

Data *Throughput* merupakan data historis yang dapat diterapkan untuk memperkirakan nilai masa depan (Zha, Chai, Witlox, & Ma, 2016). Peramalan throughput pelabuhan yang baik dapat memengaruhi pelabuhan untuk meningkatkan pembangunan ekonomi pelabuhan, daya saing logistik, dan efisiensi kerja (Chan, Xu, & Qi, 2018). Untuk mengetahui potensi dari suatu pelabuhan dan

menaksir resiko dalam investasi, dilakukan prediksi keuntungan dari pelabuhan. Prediksi tersebut diperlukan sebagai upaya untuk mengetahui prospek perusahaan, membantu mengestimasi kemampuan laba yang representatif dalam jangka panjang, memprediksi laba, dan menaksir resiko dalam investasi.

Zhao Jin dan Yaozong Ding menggunakan analisis time series dengan menerapkan model SARIMA (Seasonal Autoregressive Moving Average Model) untuk memprediksi Container Throughput di Cina (Jin & Ding, 2018). Xin Dong, dkk memprediksi throughput jaringan LTE dengan menerapkan Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan eksponensial smoothing (Dong, Fan, & Gu, 2015). Model berbasis regresi secara tradisional telah banyak digunakan dalam prediksi permasalahan sejenis, namun model tersebut tidak memiliki kemampuan learning (kecerdasan) (Chan et al., 2018) Artificial Intelligence saat ini tengah dikembangkan secara luas oleh pakar teknologi di dunia, sistem yang dibangun merupakan sebuah Machine Learning yang mana memungkinkan untuknya belajar dan berkembang sendiri berdasarkan big dataset yang dimiliki serta perbaikan-perbaikan dari kesalahan sebelumnya (Ghosh, 2017). Oleh karena itu, beberapa metode kecerdasan komputasi banyak digunakan untuk pengenalan pola, peramalan dan sistem pengambilan keputusan. Dari berbagai model, Artificial Neural Network (ANN) banyak digunakan karena fiturnya yang unik. Model yang dibangun oleh ANN dapat digunakan untuk mendekati fungsi non-linier sampai mencapai tingkat akurasi yang diinginkan, sehingga dapat diaplikasikan pada model yang rumit (J. Singh & Tripathi, 2017).

Beberapa penelitian sebelumnya telah banyak menerapkan ANN dalam membangun sistem pengambilan keputusan, diantaranya adalah kerangka kerja bagi manajer dalam pengambilan keputusan untuk meramalkan keuntungan, biaya dan manajemen harga (Fraga & Anema, 2009), prediksi kebutuhan konsumsi bahan bakar kapal di Malaysia berdasarkan sistem pendukung keputusan menggunakan metode Artificial Neural Network Back-Propagation (Lau, Yew, Tunku, Rahman, & Kee, 2018), dan lain sebagainya.

Xi Zha, dkk mengkombinasikan model linear SARIMA dengan model non-linear ANN untuk meramalkan data time series dari Container Throughput (Zha et al., 2016). Kombinasi metode logika fuzzy dan ANN disebut Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS). ANFIS dalam beberapa kasus dapat digunakan untuk meramalkan time series, seperti pasar saham, cuaca maritim dan lain sebagainya. Penerapan metode ANFIS pada studi kasus peramalan pasar saham bursa efek di Istanbul menghasilkan akurasi sebesar 98,3% (Boyacioglu & Avci, 2010), prediksi cuaca maritim di Jawa menghasilkan nilai error rata-rata terkecil sebesar 0,00122 (Adyanti, Asyhar, Novitasari, Lubab, & Hafiyusholeh, 2017), prediksi harga index saham penutupan pada bursa efek (Svalina, Galzina, Lujic, & Šimunović, 2013), prediksi time series dari lalu lintas internet (Chabaa, 2009), dan lain sebagainya.

Keuntungan merupakan hasil yang diperoleh dari sebuah perusahaan. Persaingan yang sangat ketat membuat manajemen perusahaan harus dapat mengatasi kondisi persaingan tersebut agar dapat memenangkannya. Kondisi perusahaan dapat digambarkan melalui hasil pencapaian target keuntungan yang berasal dari laporan laba/rugi. Hasil target yang telah dicapai harus dianalisa berdasarkan variabel yang menyusunnya. Variabel tersebut seperti jumlah kapal yang bersandar di pelabuhan, jumlah peti kemas, arus ekspor, arus hewan, arus penumpang dan arus barang. Banyak variabel yang mempengaruhi hasil perhitungan tersebut, maka dibutuhkan analisa untuk mendapatkan informasi yang utuh.

Penelitian ini dibangun suatu sistem pendukung keputusan menggunakan metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System untuk memprediksi keuntungan dari pelabuhan berdasarkan hasil peramalan data throughput satu tahun ke depan menggunakan Time Series-Adaptive Neuro Fuzzy Inference System.

Berdasarkan uraian permasalahan yang telah dijelaskan di atas, maka penulis membuat penelitian yang berjudul “Perencanaan Strategi Perusahaan Melalui Prediksi Profit Berdasarkan Peramalan Throughput Pelabuhan Menggunakan Time Series-Adaptive Neuro Fuzzy Inference System” yang diharapkan mampu memberikan hasil yang terbaik dalam penelitian. Tujuan dilakukan prediksi adalah

untuk memperkirakan secara sistematis mengenai keuntungan perusahaan di masa yang akan datang berdasarkan informasi yang telah ada agar dapat melakukan perencanaan strategi yang lebih baik sehingga mampu memperkecil kesalahan yang mungkin terjadi.

## **1.2 Perumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang di atas, rumusan masalah dari Tesis ini adalah:

1. Bagaimana karakteristik data dan identifikasi pola data sebelum dilakukan proses *timeseries*?
2. Bagaimana data hasil pola *timeseries* yang diterapkan pada peramalan *throughput* perusahaan menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*?
3. Bagaimana memanfaatkan prediksi keuntungan perusahaan menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* berdasarkan hasil peramalan dari masing-masing *throughput*?

## **1.3 Tujuan Penelitian**

Tujuan dari penelitian dari Tesis ini adalah:

1. Mengidentifikasi data berdasarkan karakteristik data untuk mengetahui pola *timeseries* yang digunakan dalam penelitian.
2. Melakukan peramalan pada masing-masing variabel *throughput* menggunakan metode *Time-Series Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*?
3. Melakukan perencanaan strategi perusahaan berdasarkan hasil peramalan menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* dari masing-masing prediksi *throughput*

## **1.4 Manfaat Penelitian**

Manfaat dari penelitian ini adalah:

1. Manfaat yang didapat dari penelitian ini meliputi manfaat secara teoritis dan manfaat langsung untuk perusahaan. Secara teoritis, dapat mempelajari mengenai penggabungan metode statistik dan kecerdasan buatan untuk

melakukan peramalan atau suatu prediksi, yaitu dengan melakukan identifikasi data dimulai dari karakteristik data, uji korelasi, pola time series dan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*.

2. Manfaat untuk perusahaan adalah perusahaan dapat melihat proyeksi kedepan serta mempersiapkan perbaikan-perbaikan pada variabel-variabel atau parameter-parameter *throughput* untuk mendapatkan keuntungan sesuai target yang diinginkan perusahaan.

### **1.5 Kontribusi Penelitian**

Kontribusi dari penelitian ini adalah memberikan informasi bagi perusahaan dalam mempersiapkan variable *throughput* yang dibutuhkan agar mendapatkan hasil prediksi keuntungan perusahaan. Melakukan peramalan mengenai *throughput* dari pelabuhan dengan menggunakan Time-Series ANFIS dan melakukan prediksi nilai dari profit dengan menggunakan ANFIS.

### **1.6 Batasan Penelitian**

Penelitian ini memiliki ruang lingkup yang menjadi batasan dalam penelitian ini. Batasan penelitian ini antara lain:

1. Parameter *throughput* yang digunakan dalam penelitian ini adalah arus kontainer, ekspor, arus barang, arus penumpang, arus hewan.
2. Data yang digunakan untuk peramalan berdasarkan parameter *throughput* yang digunakan yaitu dari tahun 2009-2018.
3. Metode peramalan untuk masing-masing variabel *throughput* yaitu *Time Series-Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*.
4. Metode prediksi untuk profit perusahaan yaitu dengan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*.

### **1.7 Sistematika Penulisan**

Sistematika penulisan laporan proposal penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. **Bab 1 Pendahuluan**

Bab ini berisi pendahuluan yang menjelaskan latar belakang permasalahan, perumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, kontribusi penelitian, batasan penelitian serta sistematika penulisan.

2. **Bab 2 Kajian Pustaka**

Bab ini berisi kajian terhadap teori dan penelitian-penelitian yang sudah ada sebelumnya. Kajian pustaka ini bertujuan untuk memperkuat dasar dan alasan dilakukan penelitian.

3. **Bab 3 Metodologi Penelitian**

Bab ini berisi mengenai rancangan penelitian, lokasi dan tempat penelitian, serta tahapan-tahapan sistematis yang digunakan selama melakukan penelitian.

4. **Daftar Pustaka**

Berisi daftar referensi yang digunakan dalam penelitian ini, baik jurnal, buku, maupun artikel.

## BAB 2

### KAJIAN PUSTAKA

Bab ini menjelaskan mengenai teori-teori yang digunakan dan terkait dalam penyusunan tesis serta kajian pustaka yang diambil dari penelitian-penelitian sebelumnya yang relevan. Kajian pustaka ini selanjutnya dibangun sebagai landasan dalam melakukan penelitian ini.

#### 2.1 Kajian Penelitian Terdahulu

Pada bagian ini diuraikan beberapa penelitian terdahulu yang relevan dengan penelitian yang dilakukan. Penelitian-penelitian tersebut merupakan penelitian yang berkaitan dengan *forecasting throughput* serta metode-metode komputasi terkait. Dengan mengkaji analisis dan teori-teori yang telah dilakukan dalam penelitian-penelitian sebelumnya dapat digunakan sebagai referensi dan memperkaya bahan kajian untuk penelitian ini. Berikut ini merupakan penelitian terdahulu yang terkait dengan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* dapat dilihat pada Tabel 2.1.

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu

No	Judul, Penulis, Tahun	Data dan Atribut	Metode dan Tujuan Penelitian	Hasil
1.	<i>Container Throughput Time Series Forecasting Using a Hybrid Approach</i> , (X. Zha, Y. Chai, F. Witlox, and L. Ma, 2016)(Zha et al., 2016)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Data: <i>Throughput</i> Kontainer Pelabuhan Shanghai</li> <li>• Atribut: - Jumlah <i>throughput</i> kontainer</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Metode: <i>Hybrid Model of SARIMA and ANN</i></li> <li>• Tujuan: Mencari model terbaik untuk meramalkan <i>throughput</i> kontainer pelabuhan dari model <i>Hybrid</i></li> </ul>	Parameter yang teridentifikasi pada SARIMA dijadikan sebagai inputan pada ANN. Hasil dari model <i>Hybrid</i> meningkatkan akurasi pada peramalan yang dapat digunakan sebagai <i>decision-making</i>

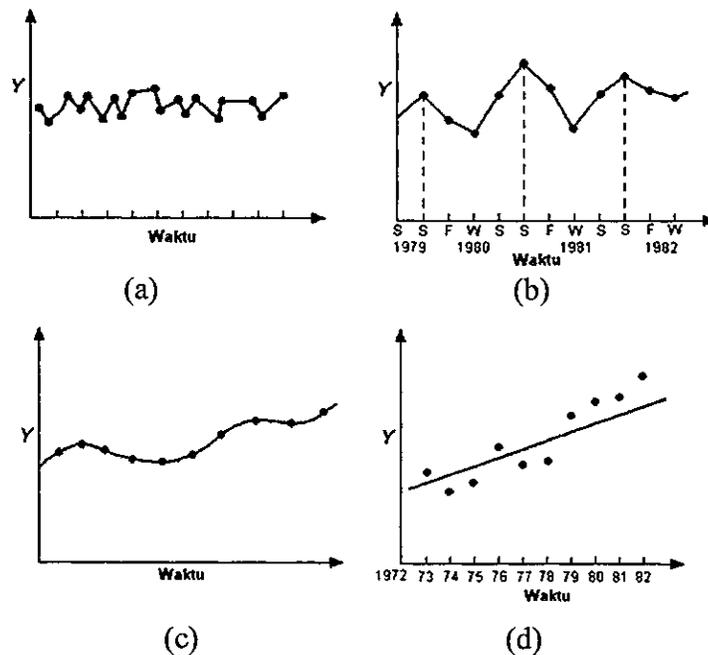
				strategi di Pelabuhan
2.	<i>Rice Yields Time Series Forecasting using ANFIS</i> , R. Samsudin, 2008 (Samsudin, 2008)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Data: Hasil Padi Muda <i>Agricultural Development Authority (MUDA)</i></li> <li>• Atribut: <ul style="list-style-type: none"> <li>- Hasil panen padi</li> </ul> </li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Metode: ARIMA, ANN, ANFIS</li> <li>• Tujuan: Membandingkan hasil dari ketiga metode dalam meramalkan hasil produksi padi</li> </ul>	Model peramalan ANFIS lebih unggul daripada ARIMA dan ANN dengan persentasi rerata kesalahan absolut sebesar 0,084 %.
3.	<i>Forecasting Marine Weather on Jawa Sea using Hybrid Methods: TS-ANFIS</i> . D. A. Adyanti, A. H. Asyhar, D. C. R. Novitasari, A. Lubab, and M. Hafiyusholeh, 2017 (Adyanti et al., 2017)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Data: Cuaca Maritim di Perairan Gresik</li> <li>• Atribut: <ul style="list-style-type: none"> <li>- Kecepatan Arus</li> <li>- Tinggi Gelombang</li> </ul> </li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Metode: TS- ANFIS</li> <li>• Tujuan: Memprediksi cuaca maritim setiap satu jam, 6 jam, 12 jam dan 24 jam ke depan di Perairan Gresik agar dapat dimanfaatkan oleh Nelayan setempat</li> </ul>	Diperoleh rerata kesalahan terkecil dari metode TS-ANFIS dalam memprediksi kecepatan arus laut sebesar 0.12993, 1.5758, 1.3182, 0.82613 dan tinggi gelombang sebesar 0.0012247, 0.018619, 0.046584, 0.060206 untuk setiap satu jam, enam jam, 12 jam dan 24 jam.
4.	<i>ANFIS Model for Time Series Prediction</i> , (J. I. N. Xue-bo, W. Jiang-feng, Z. Hui-yan, and C. A. O. Li-hong, 2016) (Xue-bo, Jiang-feng, Hui-	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Data: Data Historis Saham</li> <li>• Atribut: <ul style="list-style-type: none"> <li>- Harga saham</li> </ul> </li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Metode: ANFIS</li> <li>• Tujuan: Memprediksi harga saham pada pasar</li> </ul>	Hasil prediksi pasar saham menggunakan metode ANFIS memberikan <i>performance</i> yang baik, terdapat peningkatan yang signifikan

	yan, & Li-hong, 2016)			pada hasil prediksi.
5.	Analisis Hubungan antara Fasilitas dan Peralatan Pelabuhan dengan Daya Lalu (Throughput), Studi Kasus : Pelabuhan Tanjung Perak, Surabaya, (N. Oktaviani, T. Achmadi, and I. T. Yuniato , 2015)(Oktaviani, Achmadi, & Yuniato, n.d.)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Data: Faktor Throughput</li> <li>• Atribut: <ul style="list-style-type: none"> <li>- Fasilitas dan Peralatan Pelabuhan</li> <li>- Throughput</li> </ul> </li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Metode: Regresi Linear Berganda</li> <li>• Tujuan: Mengetahui hubungan faktor fasilitas dan peralatan pelabuhan dengan throughput</li> </ul>	Model dikembangkan menjadi persamaan matematis dengan bentuk $Y = C + \alpha * LD + \beta * TGH - \lambda * (NOT + IT)$ menggunakan pendekatan analisis regresi linier berganda. Dimana Y adalah throughput, C adalah konstanta, $\alpha, \beta, \lambda$ adalah koefisien variable, LD adalah variabel panjang dermaga, TGH adalah produktifitas, dan (NOT+IT) adalah waktu tidak beroperasional kapal di tambatan. Dari validasi model persamaan dengan model perhitungan diperoleh error sebesar 0.42%.

Sumber: Hasil Pengamatan

## 2.2 Time Series

Data runtun waktu (time series) merupakan jenis data yang dikumpulkan menurut urutan waktu dalam suatu rentang waktu tertentu. Jika waktu dipandang bersifat diskrit (waktu dapat dimodelkan bersifat kontinu), maka frekuensi pengumpulan selalu sama. Dalam kasus diskrit, frekuensi dapat berupa detik, menit, jam, hari, minggu, bulan atau tahun.



Gambar 2. 1 Jenis Pola Data : (a) Pola Data Horizontal; (b) Pola Data Musiman (c) Pola Data Siklus; (d) Pola Data Tren (Spiegel & Stephens, 2004)

Analisis time series dan forecasting adalah bidang penelitian yang aktif dimana keakuratan dalam time series forecasting menjadi pokok dari proses pengambilan keputusan. Beberapa penelitian yang melakukan riset pada time series adalah statistik, jaringan syaraf, dan sistem fuzzy. Metode-metode itu memiliki kekurangan dan kelebihan yang berbeda. Terutama masalah dalam dunia nyata seringkali menjadi masalah yang kompleks dan satu model mungkin tidak mampu mengatasi masalah tersebut dengan baik.

Menurut Pakaja dkk, Peramalan merupakan proses untuk memperkirakan kebutuhan dimasa yang akan datang yang meliputi kebutuhan dalam ukuran kuantitas, kualitas, waktu dan lokasi yang dibutuhkan dalam rangka memenuhi

permintaan barang atau jasa, untuk memprediksikan hal tersebut diperlukan data yang akurat di masa lalu, dan untuk dapat melihat situasi dimasa yang akan datang. (Pakaja & Naba, 2015)

### 2.3 Transformasi Data

Untuk menyesuaikan nilai data dengan range fungsi aktivasi yang digunakan dalam sistem jaringan yang dibangun, perlu dilakukan transformasi data agar penyebaran data merata. Terdapat beberapa jenis transformasi data yaitu transformasi polinomial, transformasi normal dan transformasi linear. Normalisasi data dilakukan dengan tujuan untuk menghilangkan kerangkapan data, mengurangi kompleksitas dan mempermudah pemodifikasian data (Hidayat, 2012). Untuk menormalisasikan data menjadi interval  $[0,1]$  digunakan persamaan ( 2.1 ), dimana  $x$  adalah data setelah dinormalisasi dengan  $x_p$  merupakan nilai data asli yang belum dinormalisasi,  $min(x_p)$  merupakan nilai minimum dari data set dan  $max(x_p)$  merupakan nilai maksimum dari data set (Ubay, 2012).

$$x = \frac{(x_p - min(x_p))}{(max(x_p) - min(x_p))} \quad (2.1)$$

Selain normalisasi, denormalisasi data penting dilakukan agar data hasil peramalan dapat dilihat secara mudah dalam nilai yang sama dengan asalnya. Persamaan ( 2.2 ) menunjukkan rumus untuk mendenormalisasikan data ke dalam interval  $[0,1]$ .

$$x = (x_p) \times (max(x_p) - min(x_p)) + min(x_p) \quad (2.2)$$

dimana  $x$  adalah nilai data setelah denormalisasi,  $x_p$  merupakan data output sebelum denormalisasi,  $min(x_p)$  merupakan data minimum pada data set sebelum normalisasi dan  $max(x_p)$  merupakan data maksimum pada data set sebelum normalisasi (Ubay, 2012).

### 2.4 *Principal Component Analysis (PCA)*

*Principal Component Analysis (PCA)* adalah salah satu teknik pengenalan pola pada data (Sehgal, Singh, Agarwal, & Shantanu, 2014). Salah satu penerapan PCA adalah untuk menganalisis data berdimensi tinggi yang sulit dipahami hanya

dengan melihat sejumlah besar data dengan menunjukkan perbedaan dan persamaan antar pola (Kashyap, Somani, & Shekhar, 2016). Pada dasarnya, PCA digunakan untuk mereduksi variabel berkorelasi besar menjadi lebih kecil. Reduksi dimensi dilakukan menggunakan teknik aljabar linear sehingga dapat menjelaskan korelasi antar data dimana baris merepresentasikan sampel dari data tersebut dan kolom merepresentasikan variabel dari data. Variabel-variabel berkorelasi ini disebut sebagai *principal component* (Qureshi, Suthar, Magsi, & Sheikh, 2017).

Langkah-langkah algoritma PCA akan dijelaskan di bawah ini:

1. Mencari *MeanAdjustedData* (B)

B diperoleh dengan menghitung selisih antara data dengan rata-rata tiap dimensi sehingga didapatkan data dengan nilai *zero-mean*.

$$B = x - \bar{x} \quad (2.3)$$

Dimana  $x$  adalah data yang digunakan dan  $\bar{x}$  merupakan rata-rata seluruh sampel data tiap dimensi.

2. Mencari matriks kovarian (C) dengan persamaan (2.4)

$$C = \frac{1}{n-1} B' B \quad (2.4)$$

Dimana  $n$  adalah total data, B adalah matriks *MeanAdjusted Data* dan  $B'$  merupakan transpose dari matrik B.

3. Mengekstrak *eigenvalue* dan *eigenvector* dengan persamaan (2.5)

$$C - \lambda I = 0 \quad (2.5)$$

$$(C - \lambda I)x = 0 \quad (2.6)$$

Dimana  $I$  merupakan matriks index,  $\lambda$  merupakan eigenvalue dan  $x$  merupakan eigenvector. Kemudian urutkan eigenvector berdasarkan eigenvalue (Kusuma & Wibowo, 2017).

4. Pilih *principal component* menggunakan metode  $m$  untuk membangun featurevector

$$V_m = [eig_1, eig_2, eig_3, \dots, eig_m] \quad (2.7)$$

Dengan  $V_m$  merupakan vector fitur, eig merupakan eigenvector dan m merupakan jumlah *principal component* yang dipilih.

- Mencari final data menggunakan persamaan (2.8)

$$D = (V_m)^T (B)^T \quad (2.8)$$

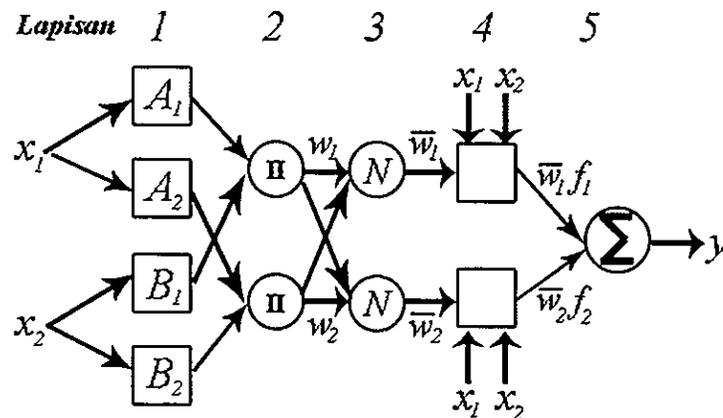
Final data merupakan data asli yang sesuai dengan eigenvector yang dipilih.

## 2.5 Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) adalah arsitektur yang secara fungsional sama dengan *fuzzy inference system* model Takagi-Sugeno orde 1. Keunggulan *fuzzy inference system* adalah dapat menerjemahkan pengetahuan dari pakar dalam bentuk aturan-aturan, namun biasanya dibutuhkan waktu yang lama untuk menentukan fungsi keanggotaannya (Svalina et al., 2013). Oleh sebab itu dibutuhkan teknik pembelajaran dari jaringan saraf tiruan untuk mengotomatisasi proses tersebut sehingga dapat mengurangi waktu pencarian, hal itu menyebabkan metode ANFIS sangat baik diterapkan dalam berbagai bidang.

### a. Arsitektur *adaptive Neuro Fuzzy Inference System*

Arsitektur dari ANFIS sama dengan jaringan syaraf tiruan dengan fungsi radial dan sedikit batasan tertentu yang ditunjukkan pada Gambar 2.2 berikut ini (P.M., 2015).



Gambar 2. 2 Arsitektur ANFIS (Andalita & Irhamah, 2015)

Berdasarkan Gambar 2.2 diketahui bahwa arsitektur ANFIS terdiri dari 5 *layer*, *layer* yang disimbolkan dengan bentuk persegi merupakan lapisan yang bersifat adaptif (parameter dapat berubah). Sedangkan *layer* yang disimbolkan dengan lingkaran adalah bersifat non adaptif (parameter tetap). Fungsi dari setiap *layer* adalah sebagai berikut (Boyacioglu & Avci, 2010):

1.) *Layer* 1

Setiap simpul  $i$  di *layer* ini adalah simpul adaptive dengan sebuah simpul fungsi:

$$O_{l,i} = \mu_{A,i}(x_i), i = 1, 2, \quad (2.9)$$

$$O_{l,i} = \mu_{B,i}(x_i), i = 3, 4 \quad (2.10)$$

dimana  $x$  dan  $y$  adalah nilai-nilai *input* untuk *node* tersebut dan  $A_i$  atau  $B_i$  adalah himpunan *fuzzy*. Fungsi keanggotaan yang umum digunakan adalah jenis *gaussian membership function*(Evren, 2003) :

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c}{a} \right|^2} \quad (2.11)$$

parameter  $a$ ,  $b$ ,  $c$ , pada fungsi keanggotaan *gauss* dinamakan paramete premis (premise parameter) yang adaptif. Jadi, fungsi masing-masing *node* pada *layer* 1 membangkitkan derajat keanggotaan (bagian *premise*) (Chabaa, 2009).

2.) *Layer* 2

Setiap simpul di lapisan ini diberi label  $\Pi$  dengan keluarannya berupa perkalian semua sinyal yang masuk, yaitu (Adyanti et al., 2017):

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A,i}(x_i) \Delta \mu_{B,i}(x_i), i = 1, 2, \dots \quad (2.12)$$

sehingga:

$$w_1 = \mu_{A,1}(x_1) \text{ AND } \mu_{B,1}(x_2) \quad (2.13)$$

$$w_2 = \mu_{A,2}(x_1) \text{ AND } \mu_{B,2}(x_2) \quad (2.14)$$

masing-masing keluaran simpul menyatakan kekuatan bobot sebuah aturan (*rule*). Umumnya operasi *AND* digunakan sebagai simpul fungsi di layer ini (Novitasari, Bisri, & Asyhar, 2019).

### 3.) Layer 3

Setiap simpul di layer ini diberi notasi  $N$ . Simpul ke- $i$  menghitung perbandingan kekuatan pembobotan ke- $i$  terhadap jumlah semua bobot (Chen, Panahi, Khosravi, Reza, & Rezaie, 2019):

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1, 2, \dots \quad (2.15)$$

keluaran dari *layer* ini disebut normalisasi pembobotan.

### 4.) Layer 4

Setiap simpul  $i$  di *layer* ini merupakan simpul adaptif dengan sebuah simpul fungsi (Özer, Akgündo, & Ersoy, 2019):

$$O_{4,i} = \bar{w}_i y_i = \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i) \quad (2.16)$$

dengan:

$\bar{w}_i$  : bobot ternormalisasi dari *layer* 3

$(p_i + q_i + r_i)$  : himpunan parameter dari node ini.

parameter pada lapis ini disebut parameter konsekuen.

### 5.) Layer 5

Pada lapisan ini hanya ada satu node tetap yang fungsinya untuk menjumlahkan semua masukan. Fungsi simpul:

$$O_{5,i} = \sum \bar{w}_i y_i = \frac{\sum \bar{w}_i y_i}{\sum \bar{w}_i}, i = 1, 2, \dots \quad (2.17)$$

Jaringan adaptif dengan lima lapisan tersebut ekuivalen dengan sistem inferensi fuzzy Takagi-Sugeno orde 1 (N. K. Singh, Singh, Kumar, & Sharma, 2019).

**b. Pembelajaran Algoritma Hybrid**

Metode pembelajaran *hybrid* dipergunakan untuk mengatur parameter-parameter ANFIS secara tahapan maju (*forward*) ataupun secara tahapan mundur (*backward*). Pembelajaran hybrid terdiri atas dua bagian, yaitu:

Tabel 2. 2 Proses Pembelajaran Hybrid ANFIS

	<b>Arah Maju (<i>forward</i>)</b>	<b>Arah Mundur (<i>backward</i>)</b>
Parameter Premis	Tetap	<i>Gradient Descent</i>
Parameter Konsekuen	RLSE	Tetap
Sinyal	Keluaran Simpul	Laju Kesalahan

Sumber: (Adyanti et al., 2017)

**c. Pembelajaran arah maju (*forward pass*) dengan metode *Least Squares Estimator (LSE) Recursive***

Dari arsitektur ANFIS (Gambar 2.1), apabila nilai parameter premis tetap, maka keluaran keseluruhan dapat dinyatakan dengan kombinasi linear dari parameter konsekuen. Berikut adalah persamaannya:

$$y = \frac{w_1}{w_1 + w_2} y_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} y_2 = \bar{w}_i (p_1 x_1 + q_1 x_2 + r_1) \quad (2.18)$$

**d. Pembelajaran arah mundur (*backward pass*) dengan metode *Gradient Descent***

Pada pembelajaran arah mundur (*backward pass*) jaringan adaptif tersebut di latih untuk mendapatkan nilai parameter a dan c, dengan mengambil nilai b = 2. Dapat dilihat pada persamaan (3) untuk melakukan perbaikan terhadap a dan c tersebut, digunakan model propagasi *error* (backpropagation) dengan konsep *gradient descent*.

## 2.6 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan persentase *error* rata-rata hasil peramalan. *Error* didefinisikan sebagai nilai data aktual dikurangi dengan nilai hasil peramalan. MAPE dihitung dengan cara menemukan kesalahan absolut setiap periode. Kemudian membaginya dengan nilai observasi pada periode tersebut dan akhirnya merata-ratakan persentase absolut yang dinyatakan dalam persamaan (2.19)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Ya_t - Yp_t| \quad (2.19)$$

dimana  $Ya_t$  adalah data actual ke - t dan  $Yp_t$  adalah hasil prediksi ke -t dengan  $t = 1, \dots, n$ . Pendekatan ini sangat berguna jika ukuran variabel peramalan merupakan faktor penting dalam mengevaluasi akurasi peramalan tersebut. Penilaian ini mudah dipahami karena menampilkan nilai *error* dalam bentuk persentase. MAPE memiliki daya tarik manajerial dan merupakan ukuran yang umum digunakan dalam peramalan. Semakin kecil MAPE, semakin baik perkiraannya. MAPE juga dapat digunakan untuk memperbandingkan akurasi dari tehnik yang sama atau berbeda pada dua series yang berbeda.

Tabel 2. 3 Kriteria MAPE

MAPE	Keterangan
<10%	Kemampuan peramalan sangat baik
10% - 20%	Kemampuan peramalan baik
20% - 50%	Kemampuan peramalan cukup
>50%	Kemampuan peramalan buruk

Sumber: (José, Moreno, Pol, Abad, & Blasco, 2013)

## 2.7 R-Square ( $R^2$ )

R-square diperoleh melalui persamaan (2.20) (Podje, 2014)

$$R^2 = \frac{\sum_{t=1}^n (Yp_t - \bar{Y}_t)^2}{\sum_{t=1}^n (Ya_t - \bar{Y}_t)^2} \quad (2.20)$$

Dimana  $Y_{a_t}$  adalah data sebenarnya ke-t,  $Y_{p_t}$  adalah data hasil prediksi ke-t, dan  $\bar{Y}_t$  adalah rata-rata data.

## 2.8 *Root Mean Square Error (RMSE)*

*Root Mean Square Error (RMSE)* diperoleh melalui persamaan (2.21)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_{a_t} - Y_{p_t})^2} \quad (2.21)$$

dimana  $n$  adalah jumlah data yang digunakan,  $Y_{a_t}$  adalah data sebenarnya ke -  $m$ ,  $m = 1, \dots, n$  dan  $Y_{p_t}$  adalah data hasil prediksi ke -  $m$ . (Samsudin, 2008)

## **BAB 3**

### **METODOLOGI PENELITIAN**

Bab ini menggambarkan metodologi penelitian yang berisi tahapan penelitian dan rencana waktu pengerjaannya. Metodologi penelitian ini menjadi panduan dalam mengerjakan penelitian agar dapat diselesaikan secara sistematis, terarah dan jelas.

#### **3.1 Jenis Penelitian**

Pada penelitian ini termasuk kedalam jenis penelitian kuantitatif. Penelitian kuantitatif yang dimaksud yaitu penelitian ini menggunakan data nominal atau angka. Data yang digunakan berupa data throughput pelabuhan, yaitu trafik di pelabuhan arus container, arus kapal, arus penumpang, arus barang ekspor/import dan lain sebagainya yang terlihat seperti pada tabel 3.2.

#### **3.2 Tahapan Penelitian**

Penelitian ini dilakukan di Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Kampus Manajemen Teknologi, Jl. Cokroaminoto No.12A, DR. Soetomo, Tegalsari, Kota Surabaya, Jawa Timur. Berikut tahapan penelitian mengenai tiap-tiap kegiatan:

- Analisis permasalahan dan pembuatan proposal  
Suatu kegiatan mengkaji lebih dalam suatu permasalahan di Lingkungan sekitar untuk ditemukan penyelesaiannya, dengan melakukan klasifikasi jenis permasalahan dan memutuskan metode yang tepat untuk menyelesaikan masalah tersebut. Untuk kemudian rencana penelitian dalam menyelesaikan masalah tersebut disusun secara sistematis dan terperinci dalam bentuk Proposal.
- Penggalan data dan Analisis data di Pelabuhan Tanjung Perak  
Suatu kegiatan mengumpulkan dan menganalisis data-data yang ada di Pelabuhan Tanjung Perak untuk digunakan dalam tahapan penyelesaian permasalahan.

- Identifikasi pola data  
Suatu kegiatan untuk menentukan pola dari data yang dimiliki agar selanjutnya dapat diterapkan dengan metode yang tepat.
- Peramalan *throughput* Pelabuhan menggunakan TS-ANFIS  
Pada kegiatan ini dilakukan pembentukan suatu model peramalan data *throughput* pelabuhan menggunakan metode TS-ANFIS.
- Prediksi profit menggunakan ANFIS  
Pada kegiatan ini dibangun suatu sistem untuk memprediksi profit pelabuhan berdasarkan peramalan data *throughput* menggunakan ANFIS.
- Pembuatan Laporan Tesis  
Kegiatan ini merupakan penulisan laporan berdasarkan dari penelitian yang telah dilakukan.
- Pembuatan Jurnal Tesis  
Pada kegiatan ini hasil dari laporan tesis / penelitian disusun ke dalam bentuk jurnal untuk siap diterbitkan.
- *Submit* Jurnal Internasional  
Kegiatan ini merupakan kegiatan menyerahkan/mengupload jurnal yang telah disusun untuk diikutsertakan ke dalam *Intenational Conference*.
- Pelaksanaan *Intenational Conference*  
Pada kegiatan ini hasil penelitian atau jurnal yang telah disusun, dipresentasikan pada acara *Intenational Conference*.
- Ujian Tesis  
Pada kegiatan ini dilaksanakan ujian tesis untuk menguji penguasaan dan pertanggungjawaban dari penulis.

### 3.3 Data Penelitian

Data penelitian yang digunakan adalah variabel-variabel dari *throughput* dan profit pelabuhan. Data yang digunakan yaitu dari tahun 2009 sampai dengan 2018, contoh dari sampling data seperti pada Tabel 3.2 berikut.

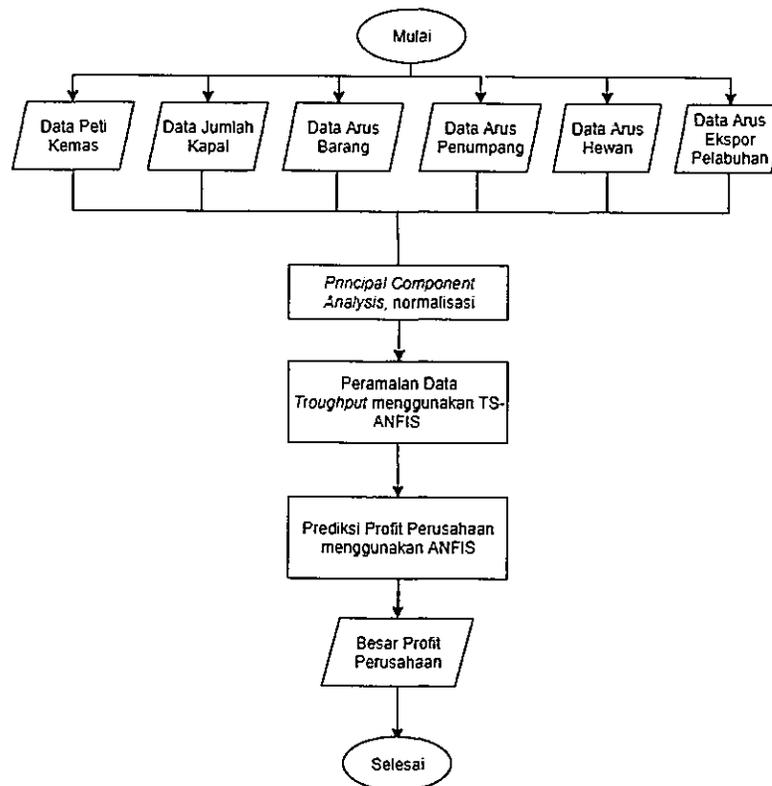
Tabel 3. 1 Sampel Data Throughput Pelabuhan Tahun 2017

No	Month	Ship Traffic (Unit)	Container Traffic (Unit)	Expor Traffic (Unit)	Cargo Traffic (Unit)	Passanger Traffic (Unit)	Animal Traffic (Unit)	Profit (Rupiah)
1	Januari	563	200	672528	1242820	34018	0	90244737
2	Februari	805	326	756940	1392829	27221	146	146772439
3	Maret	1007	321	629767	1411655	28131	1836	98912766
4	April	1551	529	720760	1494775	22944	1872	130725514
5	Mei	1225	379	740085	1630413	28952	4253	107760174
6	Juni	902	298	677511	1491266	67995	1438	126729918
7	Juli	925	321	627653	1601862	143185	2862	88062053
8	Agustus	1208	394	661608	1664731	45578	9033	145823090
9	September	806	309	810116	1761006	32703	2571	126790669
10	Oktober	1056	362	784194	1931451	26637	3813	525798966
11	November	1305	438	586221	1579055	25052	2032	163225609
12	Desember	1271	426	921841	1986807	43009	1194	514604020

Sumber: Buku Laporan Tahun 2017 Pelabuhan Tanjung Perak

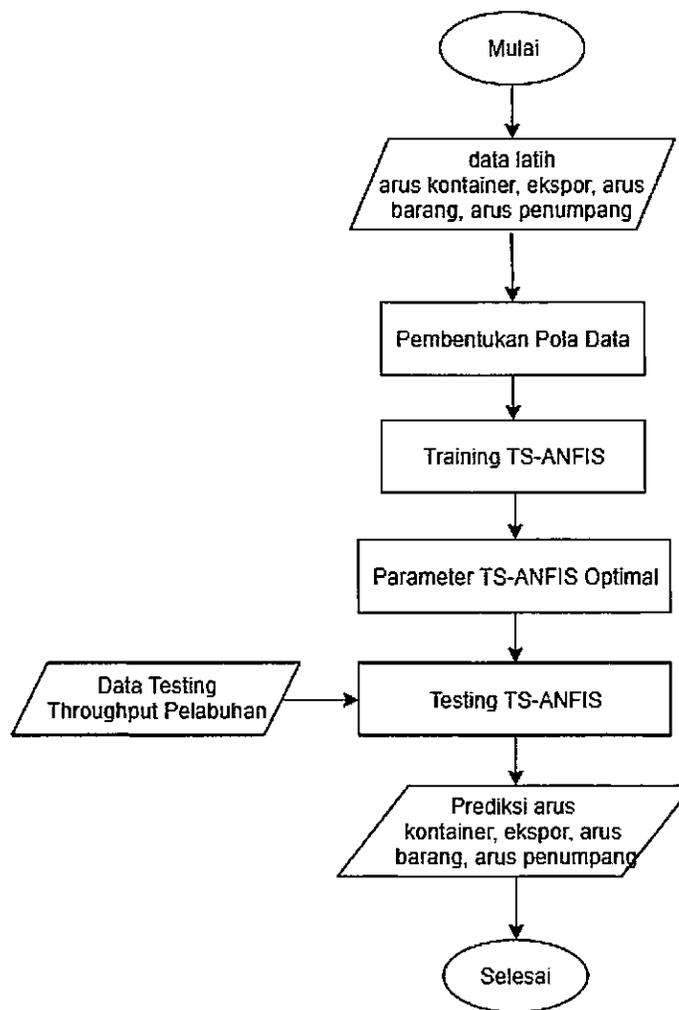
### 3.4 Desain Sistem

Tahapan penelitian yang dilakukan oleh penulis digambarkan dalam diagram alur metodologi yang tersaji pada Gambar 3.1 di bawah ini

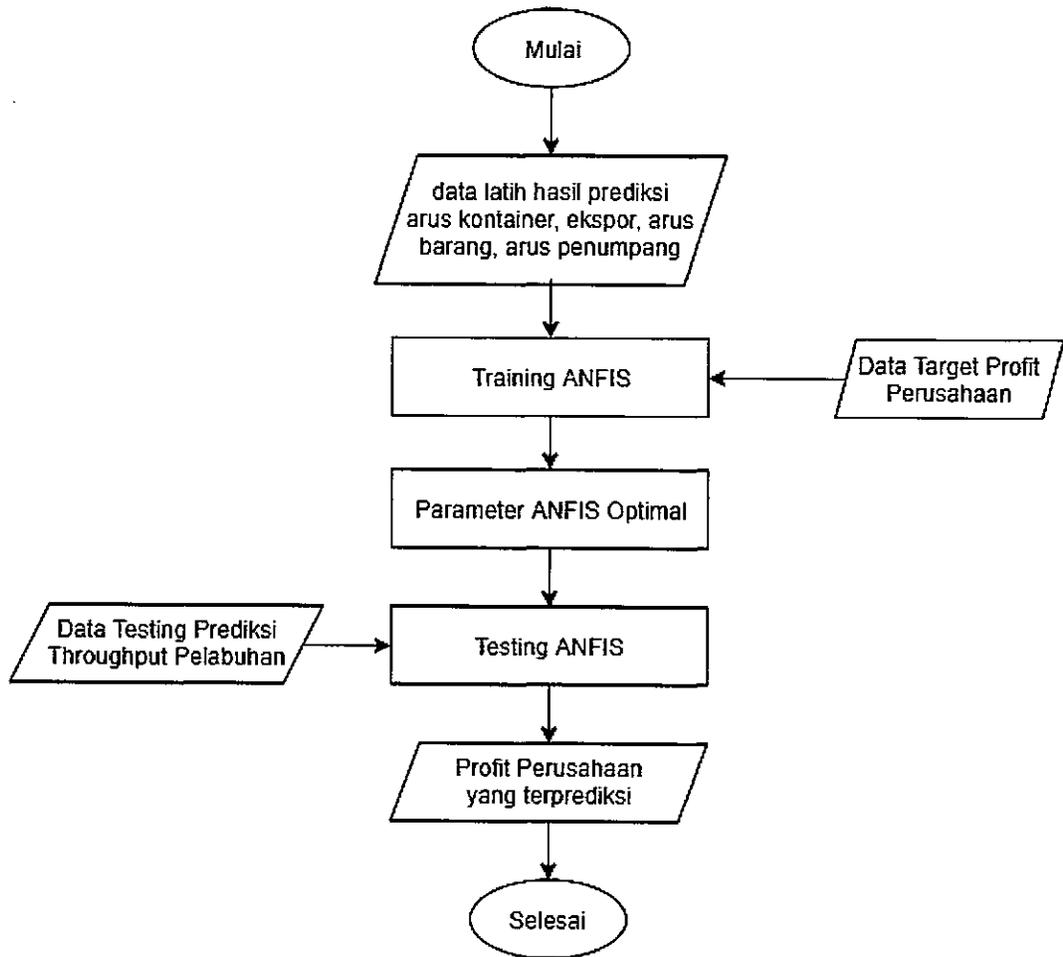


Gambar 3. 1 Desain Sistem Penelitian

Perancangan sistem peramalan data *throughput* menggunakan TS-ANFIS dapat dilihat pada Gambar 3.2. Proses pembentukan model dilakukan dengan beberapa jenis ANFIS yaitu *genfis1*, *genfis2* dan *genfis3*. Hal ini dilakukan untuk mencari model terbaik dari beberapa jenis ANFIS. Dalam percobaannya, didapatkan beberapa variasi *membership function* dan *number of membership function*. Bentuk *membership function* yang digunakan seperti *gaussian* dan *generalize bell* karena sering kali mendapatkan hasil yang lebih baik. Data latih *throughput* dimasukkan dalam pembentukan model TS-ANFIS untuk kemudian hasil peramalan pada TS-ANFIS digunakan sebagai masukan pada ANFIS. Sehingga untuk perancangan sistem prediksi profit dapat dilihat pada Gambar 3.3.



Gambar 3. 2 Desain Sistem Peramalan Throughput menggunakan TS-ANFIS



Gambar 3. 3 Desain Sistem Prediksi Profit menggunakan ANFIS

### 3.5 Validasi Sistem

Sistem peramalan yang telah dibentuk menggunakan ANFIS dievaluasi untuk mengetahui tingkat keberhasilan dari sistem yang telah dibangun. Proses ini dilakukan dengan menghitung nilai  $R^2$ , RMSE, dan MAPE menggunakan persamaan 2.20, persamaan 2.21 dan persamaan 2.19.

$R^2$  digunakan untuk menentukan kebaikan dari model yang telah dibentuk. Nilai  $R^2$  yang semakin mendekati 1 menunjukkan bahwa model tersebut semakin baik. Dalam permasalahan yang sering muncul, nilai  $R^2$  akan semakin baik jika jumlah variabel independent yang digunakan semakin banyak maka semakin banyak kesalahan dalam model tersebut. Sehingga digunakan indicator RMSE untuk mendukung validasi model yang dibentuk. Nilai RMSE yang mendekati 0

menunjukkan bahwa semua data terletak pada garis regresi artinya data tersebut mendekati model yang telah dibangun. Hal ini menunjukkan bahwa model yang telah dibangun sangat baik. Semakin besar nilai RMSE maka hasil estimasi model yang dihasilkan semakin tidak sesuai bila dibandingkan dengan data sebenarnya. Selanjutnya, apabila dalam sistem tersebut memiliki nilai MAPE yang semakin kecil, maka semakin baik perkiraannya.

### **3.6 *Working Environment Tools***

Pada penelitian ini perangkat lunak yang digunakan untuk membantu membangun sistem adalah MATLAB. MATLAB merupakan suatu perangkat lunak yang memiliki banyak *tools* yang berguna untuk menyelesaikan beragam jenis permasalahan dan ilustrasi grafis. MATLAB bekerja secara interaktif; ekspresi yang dimasukkan oleh pengguna segera direspons oleh MATLAB dengan hasilnya. Terdapat banyak operator dan fungsi bawaan yang dapat digunakan dalam ekspresi interaktif. Kumpulan perintah yang ditulis di MATLAB dieksekusi secara berurutan.

## BAB 4

### ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Bab ini membahas tentang hasil penelitian prediksi profit perusahaan berdasarkan hasil peramalan *throughput* Pelabuhan Tanjung Perak. Sebelum melakukan prediksi dan peramalan, dilakukan penyajian statistika deskriptif dari data tersebut untuk mengetahui karakteristiknya. Analisis yang digunakan untuk prediksi profit perusahaan dan peramalan *throughput* pelabuhan menggunakan TS-ANFIS.

#### 4.1 Analisis Karakteristik Data

Pada penelitian ini data yang digunakan adalah variabel-variabel dari *throughput* bulanan dan profit pelabuhan dari tahun 2009 sampai dengan 2018. Contoh dari sampel data ditampilkan pada Tabel 4.1. Analisis statistika deskriptif digunakan untuk mengetahui karakteristik data *throughput* setiap bulan.

Tabel 4. 1 Sampel Data Throughput Pelabuhan Tahun 2017

No	Bulan	Jumlah Kapal (Unit)	Peti Kemas (Box)	Arus Ekspor (Unit)	Arus Barang (Unit)	Arus Penumpang (Orang)	Arus Hewan (Ekor)	Profit (Rupiah)
1	Januari	563	200	672528	1242820	34018	0	90244737
2	Februari	805	326	756940	1392829	27221	146	146772439
3	Maret	1007	321	629767	1411655	28131	1836	98912766
4	April	1551	529	720760	1494775	22944	1872	130725514
5	Mei	1225	379	740085	1630413	28952	4253	107760174
6	Juni	902	298	677511	1491266	67995	1438	126729918
7	Juli	925	321	627653	1601862	143185	2862	88062053
8	Agustus	1208	394	661608	1664731	45578	9033	145823090
9	September	806	309	810116	1761006	32703	2571	126790669
10	Oktober	1056	362	784194	1931451	26637	3813	525798966
11	November	1305	438	586221	1579055	25052	2032	163225609
12	Desember	1271	426	921841	1986807	43009	1194	514604020

Sumber: Buku Laporan Tahun 2017 Pelabuhan Tanjung Perak

Pada Tabel 4.1 merupakan data sampel dari data penelitian yang dipakai. Pada data tersebut memiliki karakteristik tipe data yang berbeda pada tiap variabelnya. Data peti kemas merupakan suatu data satuan box, data arus penumpang memiliki satuan orang, data arus hewan memiliki satuan ekor. Selain ketiga data tersebut yaitu data arus barang, jumlah kapal, dan arus ekspor memiliki satuan unit sedangkan data profit memiliki satuan rupiah yang menjadi tujuan akhir prediksi pada penelitian ini. Berdasarkan seluruh data yang dipakai pada penelitian ini, terdapat nilai tertinggi pada masing-masing variabel.

Berdasarkan Tabel 4.1 menunjukkan bahwa jumlah kapal yang bersandar di Pelabuhan Tanjung Perak tahun 2017 mencapai jumlah tertinggi sebanyak 1551 unit dan jumlah terendah sebanyak 563 unit. Jumlah terendah tersebut terjadi pada bulan Januari sedangkan jumlah tertinggi terjadi pada bulan April. Pada Tabel 4.1 memiliki nilai tertinggi untuk data peti kemas sebesar 529 box. Pada tahun 2017, rata-rata arus ekspor yang ada di Pelabuhan Tanjung Perak sebesar 715769 unit, dimana arus ekspor tertinggi terjadi pada bulan Desember yaitu sebesar 921841 unit dan terendah terjadi pada bulan November yaitu sebesar 586221 unit. Arus barang di Pelabuhan Tanjung Perak mencapai nilai tertinggi pada bulan Desember sebesar 1986807 unit dan nilai terendah pada bulan Januari sebesar 1242820 unit. Arus penumpang di Pelabuhan Tanjung Perak mencapai nilai tertinggi pada bulan Juli sebesar 143185 orang dan nilai terendah terjadi pada bulan April sebesar 22944 orang. Hal ini terjadi karena adanya kegiatan mudik (pulang kampung) pada libur lebaran sehingga mampu menaikkan jumlah penumpang pada bulan itu. Sedangkan untuk arus hewan mencapai nilai terendah pada awal tahun yaitu bulan Januari sebesar 0 hewan dan nilai tertinggi terjadi pada bulan Agustus sebesar 9033 hewan. Penyebab hal ini terjadi hampir sama dengan arus penumpang yaitu adanya kegiatan hari besar atau libur panjang yang memungkinkan adanya lonjakan arus hewan pada bulan tersebut.

#### 4.1.1 Principal Component Analysis

Selanjutnya untuk mengetahui pola dari data tersebut digunakan teknik PCA. PCA merupakan teknik yang digunakan mereduksi variable yang tidak saling berkorelasi sehingga menjadi dimensi yang lebih sederhana. Data yang dianalisis berupa data peti kemas, arus ekspor, arus barang, arus penumpang, arus hewan, dan jumlah kapal pada Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya. Sebelum dilakukan proses reduksi, terlebih dahulu dilakukan proses analisis yang didasarkan pada matriks korelasi antar variabel. Semakin besar korelasi antara variabel satu dengan variabel yang lain, maka semakin besar kemungkinan menghasilkan model peramalan yang tepat. Agar analisis yang digunakan tepat, maka diharapkan tiap variabel masukan harus saling berkorelasi antar satu variabel dengan variabel yang lain. Adapaun korelasi suatu data dapat dilihat pada tabel korelasi yang ada pada Tabel 4.2.

Tabel 4. 2 Matriks Korelasi

Korelasi	Peti Kemas	Arus Ekspor	Arus Barang	Arus Penumpang	Arus Hewan	Jumlah Kapal	Profit
Peti Kemas	1	0.387	0.084	-0.402	0.296	0.708	0.300
Arus Ekspor	0.387	1	0.696	-0.257	0.026	0.330	0.084
Arus Barang	0.084	0.696	1	-0.239	0.001	0.217	0.132
Arus Penumpang	-0.402	-0.257	-0.239	1	0.054	-0.242	-0.198
Arus Hewan	0.296	0.026	0.001	0.054	1	0.244	0.438
Jumlah Kapal	0.708	0.330	0.217	-0.242	0.244	1	0.189
Profit	0.300	0.084	0.132	-0.198	0.438	0.189	1

Berdasarkan Tabel 4.2 terlihat bahwa variabel peti kemas berkorelasi dengan jumlah kapal dengan nilai korelasi 0.708. Variabel arus ekspor berkorelasi dengan arus barang dengan nilai korelasi 0.696. Selanjutnya pada proses reduksi, hal pertama yang dilakukan adalah dengan melakukan uji KMO dan Barlett Test pada data masukan untuk mengetahui ketepatan data menggunakan PCA dalam melakukan proses reduksi. Hasil dari uji KMO dan Barlett Test direpresentasikan pada tabel berikut. Pada Tabel 4.3 menunjukkan nilai signifikansi sebesar 0,523 yang memiliki arti data masukan telah memenuhi syarat untuk melakukan reduksi variable menggunakan PCA yaitu nilai KMO  $\geq 0,5$ .

Tabel 4. 3 Test KMO dan Bartleet

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy		0.523
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	133.100
	Df	21.000
	Sig.	0.000

Selanjutnya, dilakukan perhitungan nilai korelasi dari setiap variabel dan dibentuk dalam sebuah matriks korelasi. Dari matriks korelasi ini akan ditunjukkan nilai eigen yang dimiliki dari setiap variabel masukan dan jumlah variabel yang dapat dibentuk dengan menggunakan PCA didasarkan pada nilai eigen lebih dari satu yang ditunjukkan pada Tabel 4.4.

Tabel 4. 4 Initial Eigenvalues

Component	Initial Eigenvalues		
	Total	% of Variance	Cumulative (%)
1	2.640	37.712	37.712
2	1.485	21.212	58.924
3	1.030	14.721	73.645
4	0.858	12.261	85.906
5	0.466	6.656	92.562
6	0.364	5.196	97.758
7	0.157	2.232	100

Berdasarkan Tabel 4.4 terlihat adanya dua komponen yang memiliki nilai eigen lebih besar sama dengan 1, yaitu 2.640 dengan nilai varians sebesar 37.712%, dan 1.485 dengan nilai varians sebesar 21.212%. Hal ini menunjukkan variabel masukan dapat dikategorikan menjadi dua variabel komponen utama. Selanjutnya untuk mengetahui variabel yang akan direduksi, maka akan dilakukan rotasi faktor (transformasi) dengan menggunakan metodologi rotasi faktor varimax. Hasil dari rotasi factor ditunjukkan dalam Tabel 4.5.

Tabel 4. 5 Hasil Rotasi Faktor Varimax

	Component		
	1	2	3
Peti Kemas	0.884		0.275
Jumlah Kapal	-0.799	0.116	-0.219
Arus Penumpang	-0.631	-0.233	0.127
Arus Barang		0.944	
Arus Ekspor	0.312	0.850	
Arus Hewan			-0.874
Profit	0.138	0.115	0.782

Berdasarkan Tabel 4.5 menunjukkan hubungan antara variabel asli dengan variable komponen utama yang dibentuk oleh PCA dan disebut dengan nilai loading. Nilai loading yang dipilih adalah nilai yang lebih dari 0.5, dimana nilai ini dianggap mampu untuk menjelaskan variabel yang mempengaruhi profit Sedangkan variabel yang memiliki nilai loading kurang dari 0.5 dianggap tidak mampu atau kurang berpengaruh terhadap profit. Variabel yang memiliki nilai loading pada komponen 1 kurang dari 0.5 yaitu arus penumpang, jumlah kapal, dan arus hewan. Sehingga variabel yang direduksi perdasarkan teknik PCA adalah arus penumpang, arus hewan dan jumlah kapal.

Variabel awal yang berjumlah enam yaitu arus barang, arus ekspor, arus penumpang, peti kemas, jumlah kapal, arus hewan mengalami reduksi menjadi tiga variabel yaitu arus barang, arus ekspor dan peti kemas.

#### 4.2 Peramalan Throughput Menggunakan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

Pada penelitian ini, peramalan throughput dilakukan menggunakan metode adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS). Peramalan dilakukan melalui dua tahap yaitu *training* dan *testing*. Peramalan *throughput* dengan metode ANFIS menggunakan 3 parameter yaitu peti kemas, arus ekspor, arus barang, arus penumpang, arus hewan dan jumlah kapal. Sebelum membangun model peramalan menggunakan ANFIS, diperlukan normalisasi pada data throughput terlebih dahulu.

#### 4.2.1. Normalisasi Data

Tujuan dari normalisasi adalah untuk meratakan range nilai dari data tersebut sehingga dapat mempermudah pada tahap selanjutnya. Data yang dimaksud dalam fungsi tersebut adalah data yang akan dinormalisasi. Nilai normalisasi akan berada di range [0 1]. Normalisasi data dilakukan menggunakan rumus 2.1. berikut sampel data hasil normalisasi yang ditunjukkan dalam Tabel 4.6.

Tabel 4. 6 Sampel Hasil Normalisasi Data Throughput Pelabuhan Tahun 2017

No	Bulan	Peti Kemas (Box)	Arus Ekspor (Unit)	Arus Barang (Unit)	Profit (Rupiah)
1	Januari	0	0.338919	0.485954	0.034378468
2	Februari	0.308824	0.421694	0.589600	0.159700099
3	Maret	0.296569	0.296987	0.602608	0.053595445
4	April	0.806373	0.386216	0.660038	0.124124145
5	Mei	0.438725	0.405166	0.753755	0.073210104
6	Juni	0.240196	0.343806	0.657613	0.115265931
7	Juli	0.296569	0.294914	0.734029	0.029539468
8	Agustus	0.475490	0.328212	0.777466	0.157595397
9	September	0.267157	0.473839	0.843987	0.115400614
10	Oktober	0.397059	0.448420	0.961752	1
11	November	0.583333	0.254286	0.718270	0.196176693
12	Desember	0.553922	0.583397	1	0.975180861

#### 4.2.2. Pembentukan Pola Data Time Series

Setelah normalisasi, dilakukan pembentukan pola data time series sebagai input *training* dan target peramalan throughput setiap tiga bulan. Pembentukan pola time series dilakukan pada tiga data yang diperoleh dari proses PCA yaitu data peti kemas, arus ekspor dan arus barang. Pembentukan pola time series dilakukan menggunakan fungsi berikut. Pola data *training* untuk peramalan throughput ditunjukkan dalam Tabel 4.7, 4.8 dan 4.9.

Berdasarkan Tabel tersebut, pola time series data peti kemas, arus ekspor dan arus barang yang dibangun merupakan data pada saat  $t-3$ ,  $t-2$  dan  $t-1$  dengan target

$t$  yang ingin diprediksi. Dari data yang pada tabel di atas dibagi menjadi dua yaitu data training dan data testing dengan pembagian data 75%:25%.

Tabel 4. 7 Sampel Pola Time Series Data Peti Kemas

Pola ke-n	t-3	t-2	t-1	Target
1	0.272	0.482	0.531	0.488
2	0.482	0.531	0.488	0.395
3	0.531	0.488	0.395	0.598
4	0.488	0.395	0.598	0.299
5	0.395	0.598	0.299	0.306

Tabel 4. 8 Sampel Pola Time Series Data Arus Ekspor

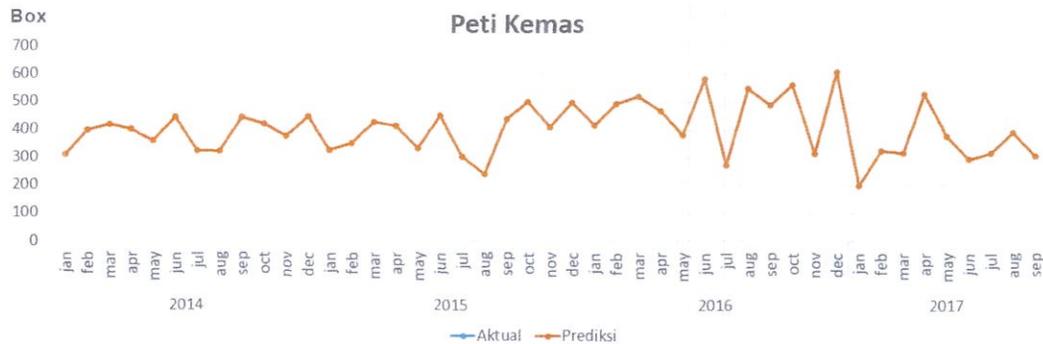
Pola ke-n	t-3	t-2	t-1	Target
1	0.09	0.418	0.301	0.428
2	0.418	0.301	0.428	0.469
3	0.301	0.428	0.469	0.542
4	0.428	0.469	0.542	0.326
5	0.469	0.542	0.326	0.285

Tabel 4. 9 Sampel Pola Time Series Data Arus Barang

Pola ke-n	t-3	t-2	t-1	Target
1	0.176	0.406	0.474	0.519
2	0.406	0.474	0.519	0.557
3	0.474	0.519	0.557	0.595
4	0.519	0.557	0.595	0.349
5	0.557	0.595	0.349	0.353

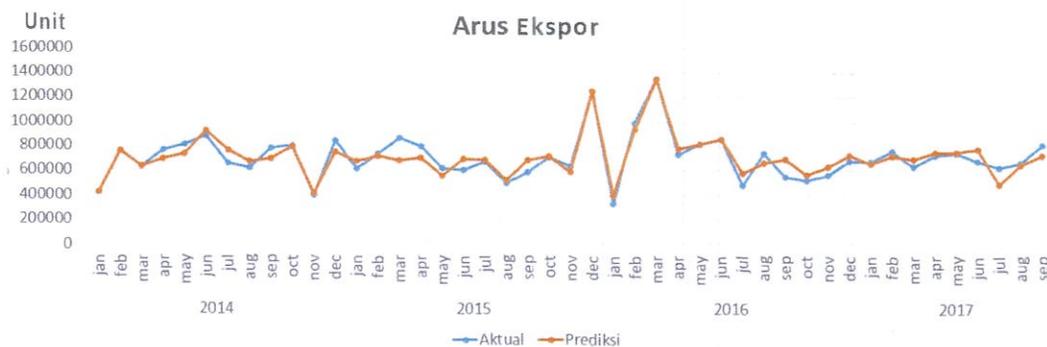
#### 4.2.3. Training menggunakan TS-ANFIS

Jumlah data *training* dari masing-masing parameter sebesar 43 data yaitu data bulan Januari tahun 2014 hingga data bulan Juli tahun 2017. Pada proses *training* dilakukan dengan beberapa percobaan dengan variasi mengkombinasikan jenis FIS, *membership function* dan jumlah *membership function* hingga diperoleh model terbaik berdasarkan kriteria RMSE, MSE, dan MAPE. Berikut grafik hasil *training* data peti kemas, arus ekspor dan arus barang dari model terbaik masing-masing ditunjukkan dalam Gambar 4.1, 4.2, dan 4.3.



Gambar 4. 1 Grafik Hasil Training Data Peti Kemas

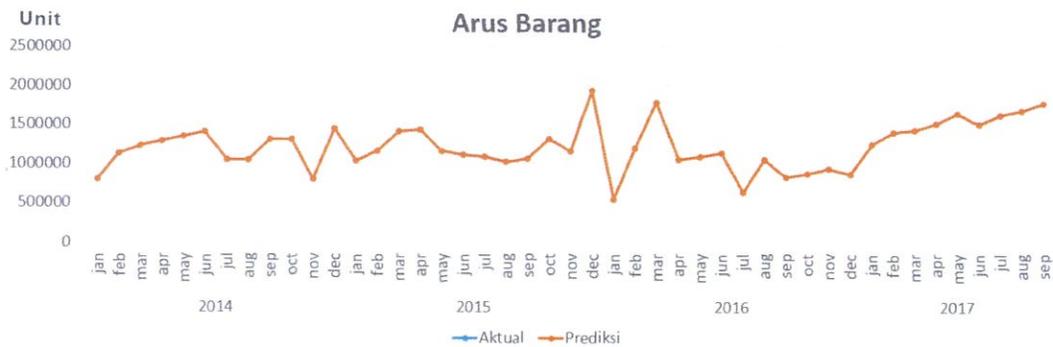
Gambar 4.1 yang menunjukkan grafik hasil *training* data peti kemas. Sumbu – x merepresentasikan sebagai nilai peti kemas dengan satuan unit. Sumbu – y merepresentasikan bulan. Berdasarkan Gambar 4.1 terlihat bahwa peramalan peti kemas menggunakan TS-ANFIS memperoleh hasil terbaik pada percobaan kedua dengan MAPE sebesar 11.65%. Hal ini menunjukkan bahwa model yang dibentuk menggunakan *genfis2* dengan radius 0.1 memiliki kinerja yang baik dalam meramalkan data dengan perhitungan MAPE yang mendekati 10%.



Gambar 4. 2 Grafik Hasil Training Data Arus Ekspor

Gambar 4.2 menunjukkan grafik hasil *training* data arus ekspor, dimana sumbu – x merepresentasikan nilai arus ekspor dengan satuan unit dan sumbu – y merepresentasikan bulan. Garis berwarna biru menunjukkan data sebenarnya dan garis berwarna merah menunjukkan data hasil prediksi. Pada grafik hasil *training* data arus ekspor yang ditunjukkan dalam Gambar 4.2, terlihat bahwa peramalan arus ekspor memperoleh hasil terbaik pada percobaan ketiga menggunakan

parameter genfis 3 dengan *number of membership function* (mf) = 4 dan maksimal iterasi sebanyak 1000. Peramalan tersebut memiliki nilai kesalahan MAPE sebesar 26.70% artinya model peramalan yang dibentuk memiliki kinerja peramalan yang masuk akal dengan nilai kesalahan MAPE berada diantara 20-50%. Hasil peramalan data arus barang ditunjukkan dalam Gambar 4.3



Gambar 4. 3 Grafik Hasil Training Data Arus Barang

Berdasarkan Gambar 4.3 yang menunjukkan hasil *training* data arus barang, sumbu – x merepresentasikan nilai arus barang dengan satuan unit dan sumbu – y merepresentasikan bulan. Peramalan arus barang menggunakan TS-ANFIS memperoleh model terbaik dengan parameter genfis2, radius = 0.2 dan maksimal ietasi adalah 1000 epoch. Model yangdiperoleh dari peramalan tersebut memiliki nilai kesalahan MAPE sebesar 21.87%. Sama halnya dengan peramalan arus ekspor, peramalan arus barang juga memiliki peramalan yang cukup relevan karena nilai kesalahan MAPE berada di rentang 20-50%. Garis merah pada grafik diatas menunjukkan hasil prediksi sedangkan garis warna merah menunjukkan target dari peramalan.

#### 4.2.4. Testing menggunakan TS-ANFIS

Selanjutnya, dilakukan testing dari model terbaik yang diperoleh. Proses testing dilakukan menggunakan 14 data (data bulan Agustus 2017 sampai November 2018) yang diaplikasikan pada model yang telah diperoleh dari proses *training* pada beberapa percobaan dengan maksimal iterasi 1000 dan error goal 0.000001. Evaluasi hasil peramalan dilakukan melalui tiga kriteria yaitu MSE,

RMSE dan MAPE. Proses evaluasi dilakukan menggunakan fungsi yang terdapat pada MATLAB. Hasil proses testing ditunjukkan dalam Tabel 4.10.

Tabel 4. 10 Hasil PeramalanThroughput menggunakan TS-ANFIS

Variabel	Parameter ANFIS	MSE	RMSE	MAPE
Peti Kemas	Genfis 1, 2 mf	7431.9	86.20	15.48%
	<b>Genfis 2, radius 0.1</b>	<b>4543.6</b>	<b>67.40</b>	<b>11.65%</b>
	Genfis 3, 2 mf	6147.0	78.40	13.34%
Arus Ekspor	Genfis 1, 5 mf	$5.44 \times 10^{-10}$	$2.33 \times 10^{-5}$	28.55%
	Genfis 2, radius 0.2	$4.17 \times 10^{-11}$	$6.46 \times 10^{-6}$	29.71%
	<b>Genfis 3, 4 mf</b>	<b><math>4.30 \times 10^{-10}</math></b>	<b><math>2.07 \times 10^{-5}</math></b>	<b>26.70%</b>
Arus Barang	Genfis 1, 3 mf	$7.35 \times 10^{-9}$	$8.57 \times 10^{-5}$	34.02%
	<b>Genfis 2, radius 0.2</b>	<b><math>9.89 \times 10^{-13}</math></b>	<b><math>9.94 \times 10^{-7}</math></b>	<b>21.87%</b>
	Genfis 3, 5 mf	$2.28 \times 10^{-11}$	$4.77 \times 10^{-5}$	25.43%

Berdasarkan hasil percobaan yang ditunjukkan dalam Tabel 4.10, masing-masing parameter memperoleh hasil terbaik dengan menggunakan tiga jenis FIS yaitu genfis1, genfis2, dan genfis3. Nilai kesalahan MAPE yang diperoleh oleh parameter petikemas sebesar 11.65% artinya model peralaman yang dibentuk memiliki kinerja yang bagus karena nilainya mendekati 10%. Sedangkan untuk parameter arus ekspor dan arus barang memiliki nilai kesalahan yang berada di rentang 20-50% artinya peramalan yang dilakukan tergolong masuk akal atau cukup baik. Hasil dari peramalan *throughput* ini yang akan digunakan untuk memprediksi profit yang diperoleh.

Berdasarkan Tabel di atas, pola time series data peti kemas, arus ekspor dan arus barang yang dibangun merupakan data pada saat  $t-3$ ,  $t-2$  dan  $t-1$  dengan target  $t$  yang ingin diprediksi. Dari data yang pada tabel di atas dibagi menjadi dua yaitu data *training* dan data testing dengan pembagian data 75%:25%. Pada sistem prediksi perparameter digunakan struktur pola time series dikarenakan data yang dilakukan prediksi hanya berdasarkan pola data sebelumnya. Proses selanjutnya adalah prediksi profit dengan menggunakan beberapa parameter atau variabel yang telah didapatkan dari proses seleksi berdasarkan nilai korelasinya terhadap profit. Pada prediksi profit tidak diterapkan sistem pola time series  $t-3$ ,  $t-2$ ,  $t-1$  dikarenakan untuk melakukan prediksi profit sudah digunakan beberapa variabel yaitu arus peti

kemas, arus ekspor, dan arus barang. Sistem prediksi ini dapat digunakan untuk melakukan prediksi profit pada 1 tahun kedepan maupun 2 tahun kedepan dengan menggunakan hasil dari prediksi per parameter yang telah diterapkan.

#### **4.3 Prediksi Profit Berdasarkan Peramalan Setiap Throughput menggunakan ANFIS**

Pada penelitian ini, prediksi keuntungan perusahaan (profit) Pelabuhan Tanjung Perak dilakukan menggunakan metode *Adaptive Nauro Fuzzy Inference System* (ANFIS). Peramalan menggunakan ANFIS dilakukan melalui dua tahap yaitu *training* dan *testing*. Proses *training* dilakukan dengan berbagai kombinasi *variable* yang menjadi percobaan hingga memperoleh model terbaik. Proses *training* dilakukan menggunakan fungsi yang terdapat pada MATLAB seperti yang digunakan pada peramalan *throughput*. Model tersebut akan diaplikasikan pada data *testing* untuk menghitung evaluasi dai model tersebut. Data yang digunakan sebagai inputan adalah data *time series throughput* perusahaan yang telah diproses sebelumnya. Dari data tersebut akan diketahui seberapa besar profit dari Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya.

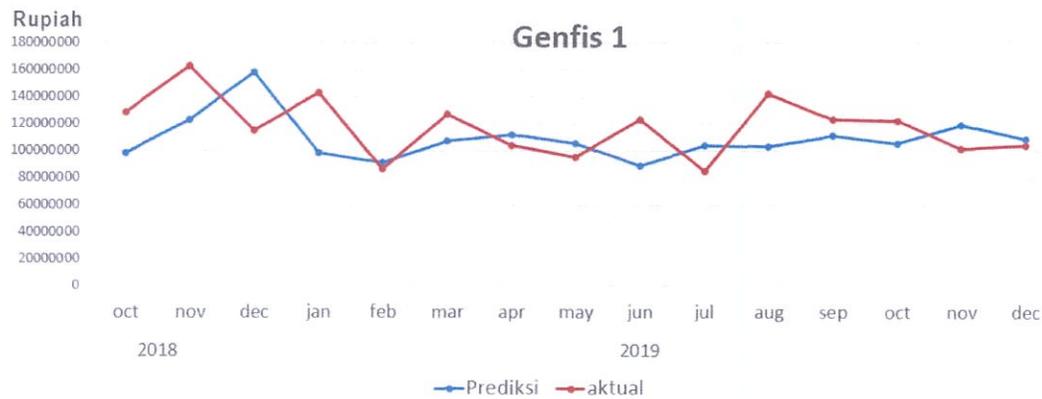
Hasil percobaan peramalan profit disajikan dalam sebuah tabel, masing-masing memiliki kriteria parameter ANFIS yang berbeda-beda. Pada Tabel 4.10 menunjukkan hasil percobaan dari ANFIS menggunakan *grid partitioning* dengan variasi *number of membership function* yang biasa dikenal dengan *genfis1*. Pada Tabel 4.11 menunjukkan hasil percobaan ANFIS menggunakan *subtractive clustering* dengan variasi radius yang dilakukan biasa dikenal dengan *genfis2*. Sedangkan Tabel 4.12 menunjukkan hasil percobaan menggunakan FCM dengan variasi *number of membership function* biasa dikenal dengan *genfis3*. Setiap percobaan dilakukan dengan maksimal iterasi sebanyak 1000 iterasi dan error goal sebesar 0.00001. Hasil prediksi profit dievaluasi berdasarkan kriteria  $R^2$ , EMSE, MAPE dan MAAPE yang disajikan dalam Tabel 4.11.

Tabel 4. 11 Hasil Peramalan Profit Menggunakan Genfis1

Membership Function (mf)	Jumlah mf	$R^2$	RMSE	MAPE	MAAPE
Gaussian mf	2	0,942	29877682,905	14,96 %	0,147
	3	0,758	60968529,940	25,92 %	0,235
	4	0,823	52071102,048	26,35 %	0,250
	5	0,917	35710845,544	17,812 %	0,173
	6	0,794	56247837,319	25,27 %	0,233
	7	0,853	47544376,566	26,54 %	0,256
	8	0,872	44260090,767	23,79 %	0,230
	9	0,844	48895961,213	26,24 %	0,252
	10	0,864	45648057,865	23,97 %	0,231
	Generalized Bell	2	0,881	42671069,177	20,49 %
3		-213,419	1813365574,410	525,91 %	0,755
4		-4,379	287217700,333	122,65 %	0,634
5		0,714	66206824,580	29,75 %	0,269
6		0,856	46919208,387	26,71 %	0,258
7		0,920	35106520,316	19,63 %	0,192
8		0,895	40109405,272	20,55 %	0,199
9		0,908	37648177,336	19,52 %	0,190
10		0,903	38649686,804	21,24 %	0,207

Pada peramalan profit menggunakan ANFIS dengan genfis1 terlihat cukup baik. Hasil kombinasi jenis *membership function* antara *gaussian* dan *generalized bell* menunjukkan bahwa *gaussian* memiliki kinerja peramalan yang lebih baik daripada *generalized bell*. Hal ini dibuktikan dengan besar nilai kesalahan MAPE yang hampir mendekati 10% yaitu 14.96% dan besar nilai kriteria  $R^2$  pada percobaan *gaussian* dengan 2 mf sebesar 0.942 hampir mendekati 1. Nilai  $R^2$  semakin mendekati 1 maka dapat dikatakan bahwa model yang dibangun sangat baik. Begitu sebaliknya, jika nilai  $R^2$  semakin mendekati 0 maka model yang dibangun buruk. Apabila terdapat nilai  $R^2$  yang negatif maka dapat dikatakan bahwa model tersebut sangat buruk. Seperti percobaan pada *generalized bell* dengan 3 mf, terlihat bahwa nilai  $R^2$  bernilai negative atau kurang dari 0 artinya model yang dibentuk dari peramalan ini sangatlah buruk. Nilai kesalahan MAPE yang diperoleh juga sangat besar yaitu 525.91%. Angka ini sangat jauh dari standart

kriteria MAPE. Grafik peramalan profit dari model terbaik menggunakan genfis 1 ditunjukkan dalam Gambar 4.4.



Gambar 4. 4 Grafik Peramalan Profit Menggunakan Genfis1

Pada Gambar 4.4, garis berwarna merah menunjukkan data aktual (target) dalam peramalan, sedangkan garis berwarna biru menunjukkan hasil prediksi profit menggunakan ANFIS. Sumbu – x merepresentasikan nilai profit dalam satuan rupiah dan sumbu – y merepresentasikan bulan. Berdasarkan grafik yang ditunjukkan pada Gambar 4.4, terlihat bahwa ada beberapa bulan yang memiliki hasil berbeda dengan target yang seharusnya. Namun rentang nilai tersebut tidak terlalu jauh dari target. Sedangkan hasil peramalan profit menggunakan genfis 2 ditunjukkan dalam Tabel 4.12.

Tabel 4. 12 Hasil Peramalan Profit Menggunakan Genfis 2

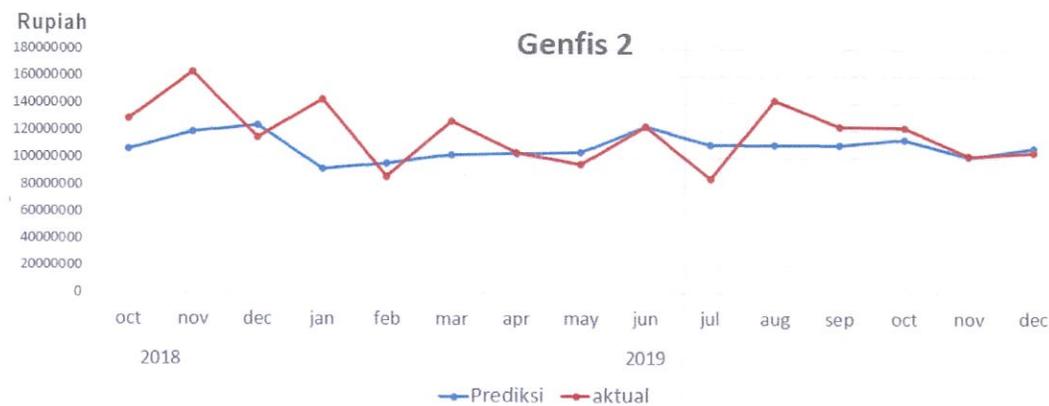
Radius	$R^2$	RMSE	MAPE	MAAPE
0.1	0,892	40783077,44	22,42 %	0,218
0.2	0,845	48700383,29	24,27 %	0,231
0.3	0,931	32654491,35	15,62 %	0,152
0.4	0,928	33188790,15	17,04 %	0,166
<b>0.5</b>	<b>0,942</b>	<b>29737558,27</b>	<b>14,91 %</b>	<b>0,146</b>

Berdasarkan Tabel 4.12, yang menyajikan hasil peramalan profit menggunakan genfis 2 dengan kombinasi radius menunjukkan hasil terbaik pada radius sebesar 0.5 dengan  $R^2$  sebesar 0.942, RMSE 29737558.27, MAPE 14.91 % dan MAAPE 0,146. Nilai  $R^2$  yang hampir mendekati 1 artinya model yang

dibangun sangat baik dan nilai MAPE yang mendekati 10% artinya kinerja dari model tersebut juga baik. Namun nilai RMSE masih cukup tinggi. Hal ini terjadi karena nilai yang diprediksi sangat tinggi yaitu dalam satuan puluhan juta sehingga kemungkinan error juga tinggi yang mengakibatkan nilai RMSEnya juga tinggi. Sedangkan hasil peramalan profit menggunakan genfis 3 ditunjukkan pada Tabel 4.12. Grafik peramalan profit dari model terbaik menggunakan genfis 2 ditunjukkan dalam Gambar 4.5.

Tabel 4. 13 Hasil Peramalan Profit Menggunakan Genfis 3

Cluster	$R^2$	RMSE	MAPE	MAAPE
2	0,947	28524582,39	14,74	0,145
3	0,756	61136363,74	23,53	0,209
4	0,931	32492291,07	17,17	0,168
5	0,301	103529500,4	42,55	0,343
6	0,918	35463758,63	19,43	0,190
7	0,745	62495101,74	26,92	0,243
8	0,623	76055984,07	34,78	0,308
9	0,715	66157427,24	28,05	0,250
10	0,454	91522992,85	46,05	0,401

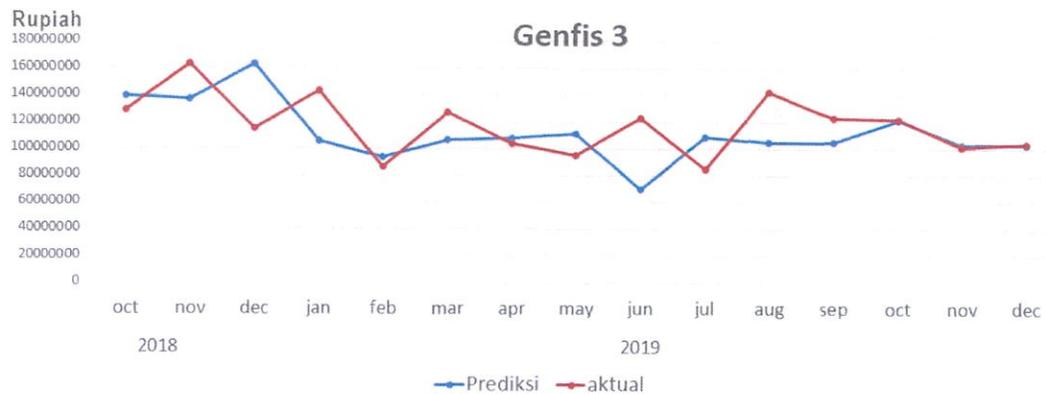


Gambar 4. 5 Grafik Peramalan Profit Menggunakan Genfis 2

Pada Gambar 4.5, garis berwarna merah menunjukkan data asli (target) dalam peramalan, sedangkan garis berwarna biru menunjukkan hasil prediksi profit menggunakan ANFIS. Sumbu – x merepresentasikan nilai profit dalam satuan rupiah dan sumbu – y merepresentasikan bulan. Berdasarkan grafik yang

ditunjukkan pada Gambar 4.5, terlihat bahwa terdapat banyak perbedaan antara hasil prediksi dengan target yang seharusnya. Hasil peramalan profit menggunakan genfis 3 ditunjukkan dalam Tabel 4.13.

Hasil peramalan profit pelabuhan menggunakan genfis 3 dengan percobaan jumlah cluster ditampilkan pada Tabel 4.7 menunjukkan bahwa hasil terbaik dengan jumlah cluster 2 memperoleh nilai  $R^2$  yang paling tinggi diantara genfis yang lain yaitu sebesar 0.947, MAPE sebesar 14.74 %, RMSE sebesar 28524582.39, dan MAAPE sebesar 0.145 sehingga dapat dikatakan model peramalan profit menggunakan ANFIS yang terbaik adalah model dari genfis 3. Grafik peramalan profit dari model terbaik menggunakan genfis 2 ditunjukkan dalam Gambar 4.6.



Gambar 4. 6 Grafik Hasil Peramalan Profit Menggunakan Genfis 3

Pada Gambar 4.6, garis berwarna merah menunjukkan data asli (target) dalam peramalan, sedangkan garis berwarna merah menunjukkan hasil prediksi profit menggunakan ANFIS. Sumbu – x merepresentasikan nilai profit dalam satuan rupiah dan sumbu – y merepresentasikan bulan. Berdasarkan grafik yang ditunjukkan pada Gambar 4.6, terlihat bahwa terdapat banyak perbedaan. Hasil prediksi ditunjukkan pada Tabel 4.14.

Tabel 4. 14 Prediksi Profit Menggunakan ANFIS

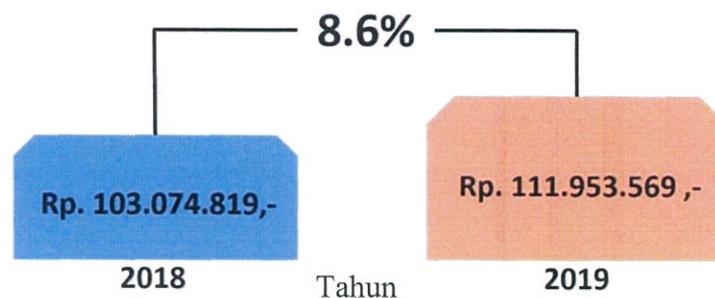
Tahun	Bulan	Genfis 1 (Rupiah)	Genfis 2 (Rupiah)	Genfis 3 (Rupiah)	Profit (Rupiah)
2017	Oktober	98.572.523	105.975.554	138.801.699	525.798.966
	November	123.197.873	118.938.651	136.284.894	163.225.609
	Desember	157.877.214	123.711.742	163.371.935	514.604.020
2018	Januari	98.261.320	91.574.809	105.573.896	143.137.937
	Februari	91.410.386	95.826.932	93.111.590	86.610.235
	Maret	107.247.460	102.033.625	105.928.072	127.091.012
	April	111.765.110	103.258.302	107.942.080	104.125.672
	Mei	105.666.256	103.496.559	110.909.552	95.278.264
	Juni	88.773.685	122.797.519	69.091.580	123.095.416
	Juli	103.939.102	109.191.116	108.558.644	84.427.551
	Agustus	103.002.604	109.530.851	104.846.026	142.188.588
	September	110.815.098	109.232.457	104.230.267	123.156.167
	Oktober	105.137.718	113.225.882	121.044.715	522.164.464
	November	119.188.222	100.832.194	102.965.510	159.591.107
	Desember	108.273.070	107.304.713	102.695.901	510.969.518

Pada Tabel 4.14 ditunjukkan hasil prediksi profit pelabuhan menggunakan model terbaik. Berdasarkan hasil peramalan, profit tertinggi tahun 2018 dicapai pada bulan Oktober yaitu sebesar 121.044.715 rupiah dan profit terendah pada bulan Juli sebesar 69.091.580 rupiah. Pencapaian profit tertinggi pada tahun 2018 tidak lebih banyak dibandingkan pada tahun 2017 yaitu sebesar 163.371.935,7 rupiah. Pada data sebenarnya, profit perusahaan pada bulan Desember 2017 sebesar 514.604.020 rupiah yang menunjukkan bahwa keuntungan yang diperoleh lebih banyak dari hasil prediksi. Hal ini juga terjadi pada beberapa bulan selanjutnya hingga pada bulan April mengalami penurunan profit. Prediksi profit perusahaan pada bulan April sebesar 107.942.080 rupiah, sedangkan profit yang diperoleh perusahaan sebesar 104.125.672 rupiah artinya profit yang diperoleh tidak sesuai prediksi atau lebih sedikit. Kejadian serupa juga terjadi pada bulan lainnya yaitu Mei dan Juli. Perlu dilakukan tindakan untuk memperbaiki kinerja perusahaan agar pada bulan-bulan selanjutnya mampu mencapai profit yang diinginkan sesuai atau bahkan lebih dari prediksi. Berdasarkan model terbaik yang telah dibangun, dilakukan prediksi profit untuk tahun 2019. Hasil prediksi profit tahun 2019 ditunjukkan dalam Tabel 4.15.

Tabel 4. 15 Hasil Prediksi Profit Tahun 2019

<b>Bulan</b>	<b>2018 (Rupiah)</b>	<b>2019 (Rupiah)</b>
Januari	105.573.896	109.722.847
Februari	93.111.590	93.482.981
Maret	105.928.072	110.580.012
April	107.942.080	109.097.608
Mei	110.909.552	109.261.341
Juni	69.091.580	113.399.823
Juli	108.558.644	115.482.699
Agustus	104.846.026	106.988.545
September	104.230.267	107.956.366
Oktober	121.044.715	134.165.875
November	102.965.510	121.917.928
Desember	102.695.901	111.386.807

Berdasarkan Tabel 4.15, hasil prediksi profit dari tahun 2018 menuju tahun 2019 lebih banyak menunjukkan peningkatan. Profit mengalami penurunan hanya pada bulan Juni sebesar Rp. 1.648.211 rupiah, sedangkan pada bulan lainnya mengalami peningkatan. Prediksi ini menggunakan ANFIS pada genfis 3 yaitu FCM karena memiliki error terkecil. Ilustrasi perkembangan profit ditunjukkan pada Gambar 4.7.



Gambar 4. 7 Ilustrasi Perkembangan Profit dari Tahun 2018 ke Tahun 2019

Berdasarkan Gambar 4.7, dapat disimpulkan dari data yang digunakan yaitu pada tahun 2009 – tahun 2018 didapatkan hasil prediksi untuk tahun kedepan yaitu 2019 mengalami kenaikan sebesar 8.6%, dari profit rata-rata tahun 2018 sebesar Rp. 103.074.819 rupiah dan profit rata-rata hasil prediksi pada tahun 2019 sebesar Rp. 111.953.569 rupiah. Sehingga dari sisi manajemen, untuk tahun 2019 akan mendapatkan keuntungan yang lebih besar daripada tahun 2018. Maka untuk

meningkatkan profit lebih besar lagi atau melebihi target perusahaan, dapat dilakukan dengan peningkatan pada variabel throughput perusahaan tersebut.

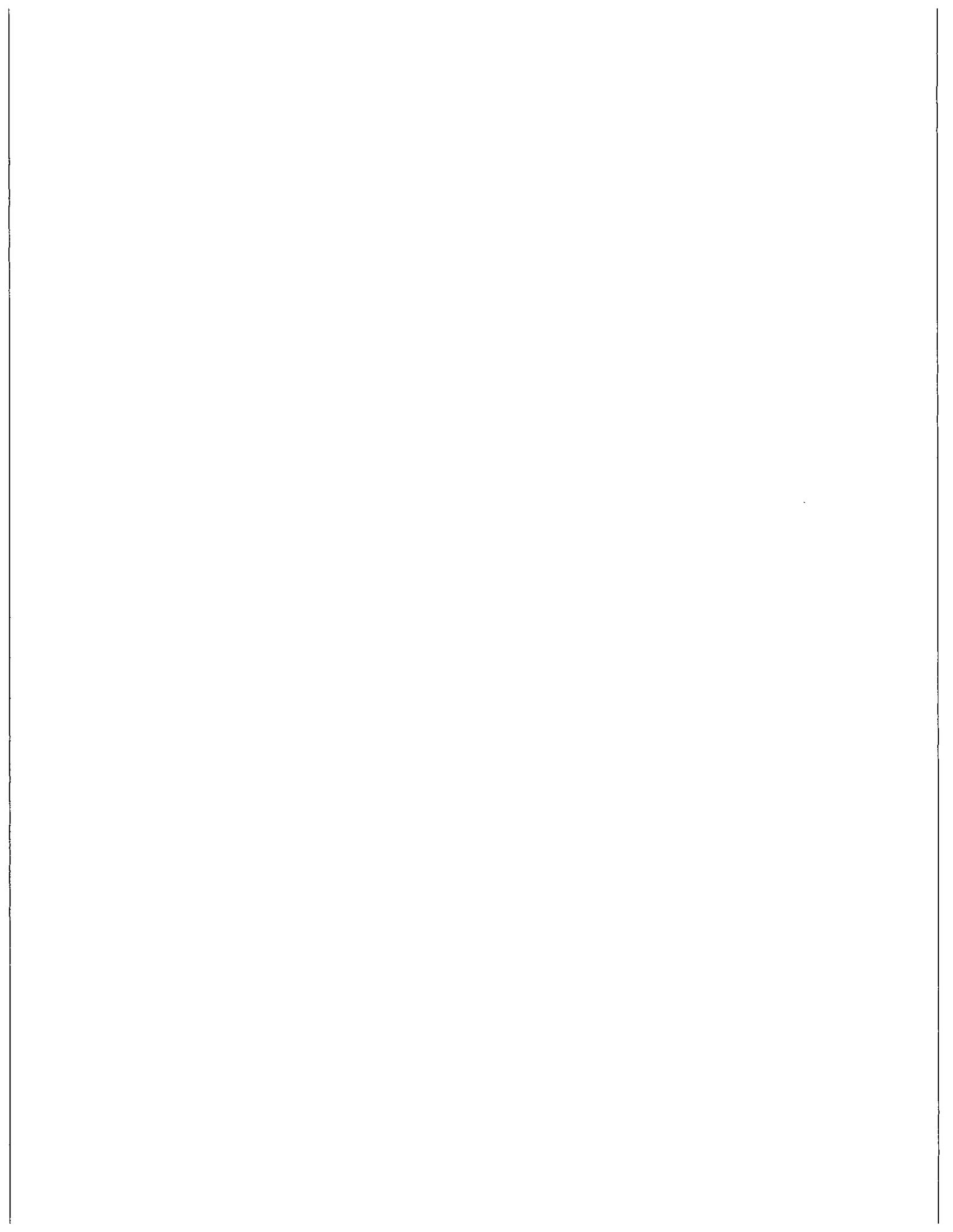
## BAB 5

### KESIMPULAN

#### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan pembahasan yang telah dilakukan, maka kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Karakteristik data throughput Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya pada tahun 2017 mencapai nilai tertinggi untuk data peti kemas sebesar 529 box, arus ekspor sebesar 921841 unit, arus barang sebesar 1986807 unit, arus penumpang sebesar 143185 orang, arus hewan sebesar 9033 ekor, dan jumlah kapal sebesar 1551 unit. Peti kemas dan jumlah kapal mencapai nilai tertinggi terjadi pada bulan April. Arus penumpang dan arus hewan mencapai nilai tertinggi pada bulan Juli-Agustus. Arus ekspor dan arus barang mencapai nilai tertinggi pada akhir tahun atau bulan Desember
2. Hasil peramalan throughput menggunakan metode adaptive neuro fuzzy inference system memperoleh model terbaik untuk data peti kemas dengan genfis 2, radius 0.1 MAPE sebesar 11.65%. Peramalan arus ekspor menggunakan genfis 3 dengan parameter yang digunakan adalah FCM, jumlah cluster sebanyak 3 dan 4 mf MAPE sebesar 26.70%. Sedangkan peramalan arus barang menggunakan genfis 2 dengan radius 0.2 MAPE sebesar 21.87%. Hasil peramalan peti kemas memiliki model yang sangat bagus karena nilai MAPE yang diperoleh hampir mendekati 10%, sedangkan peramalan arus ekspor dan arus barang mendapatkan model yang bagus karena nilai MAPE berada direntang 20-50%. Dengan nilai MAPE yang diperoleh menunjukkan bahwa peramalan yang dilakukan masih bagus atau bisa dipertimbangkan.
3. Prediksi keuntungan Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya menggunakan ANFIS dengan berbagai percobaan parameter mendapatkan model terbaik dengan menggunakan pendekatan FCM dengan jumlah cluster sebanyak 2 memperoleh R2 sebesar 0.947, MAPE sebesar 14,74% Model prediksi yang dibentuk menggunakan ANFIS memiliki kinerja yang baik karena nilai



cabang, anak, dan cucu perusahaan dalam pelayanan dan pengembangan bisnis.

## **5.2 Saran**

Saran untuk perusahaan Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya setelah mengetahui hasil peramalan diatas dapat diusulkan diantaranya:

1. Melakukan pengembangan terhadap beberapa throughput yang mempengaruhi keuntungan perusahaan, seperti jumlah kapal, arus hewan dan arus penumpang agar dapat meningkatkan kinerja operasional Pelabuhan.
2. Perlu dilakukan kajian bisnis untuk beberapa throughput perusahaan guna dapat meningkatkan produktivitas kegiatan Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya.

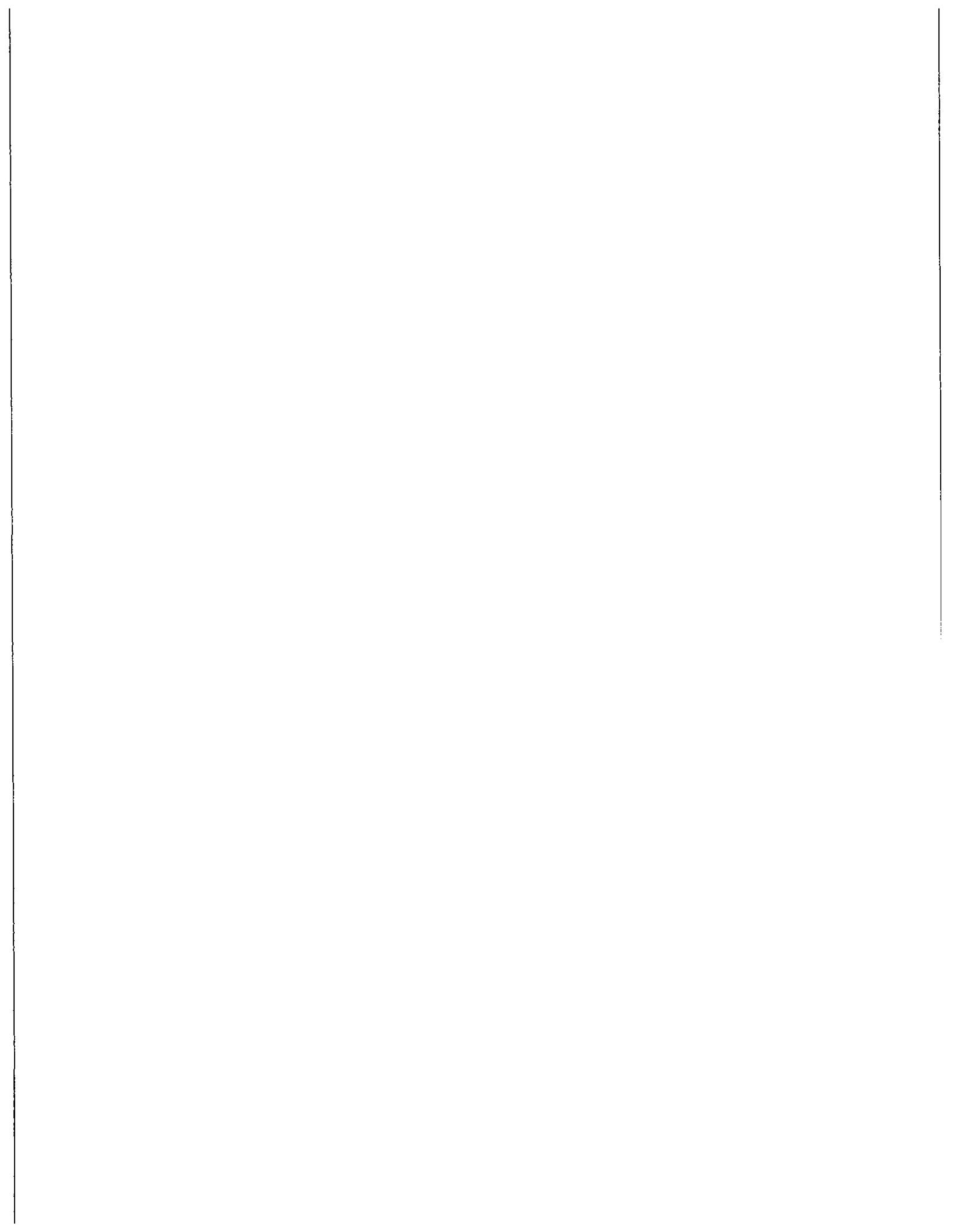
Saran untuk peneliti selanjutnya adalah untuk penambahan parameter atau metode lain agar dapat mengetahui hasil prediksi lebih akurat serta optimasi pada metode yang digunakan.

kesalahan MAPE yang diperoleh berada di rentang 10%-20%. Hal ini didukung dengan nilai R2 yang hampir mendekati 1 artinya model yang dibentuk sangat baik. Sehingga model ini dapat dikatakan cocok untuk prediksi profit Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya.

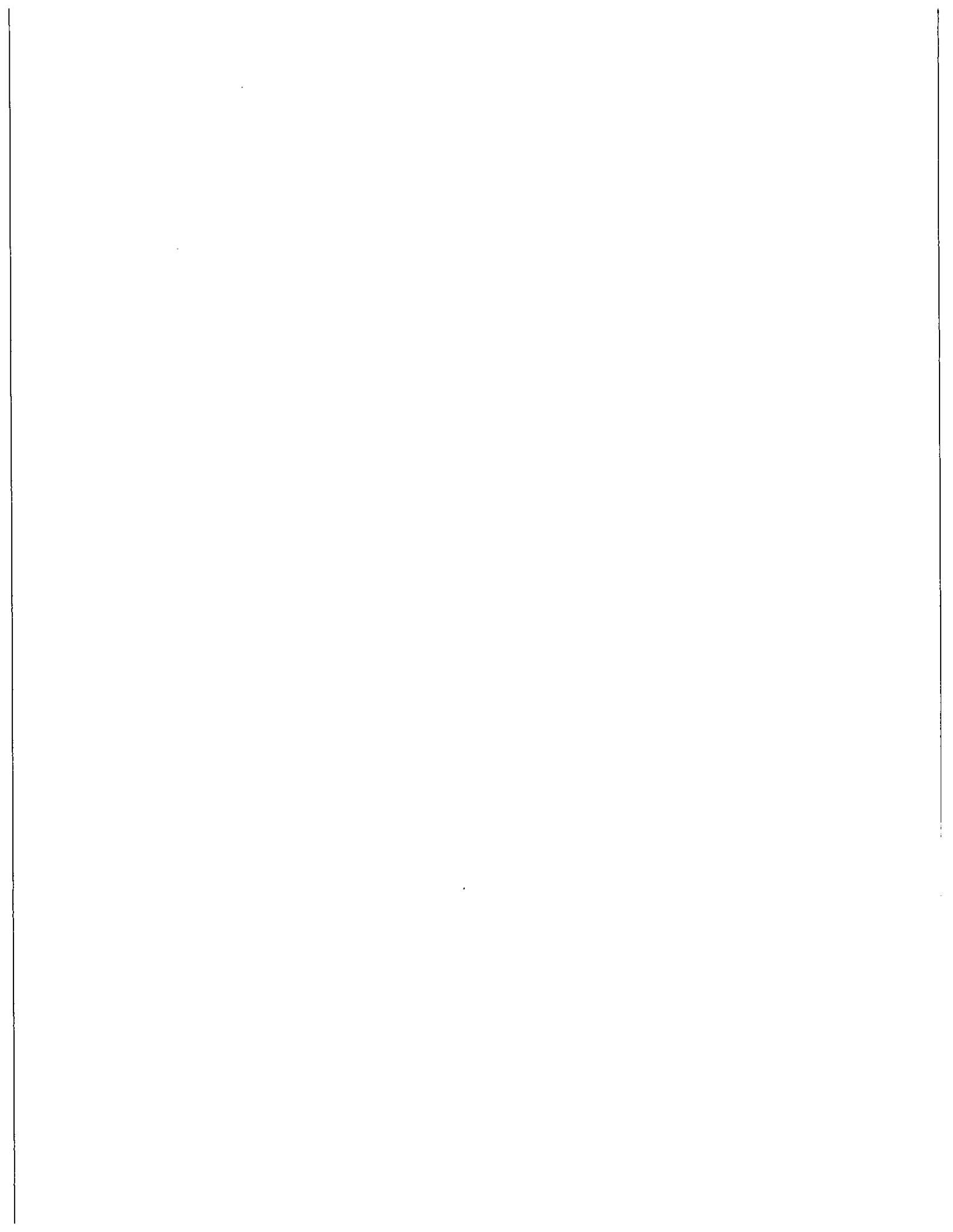
- a) Berdasarkan hasil peramalan, profit pelabuhan pada tahun 2018 mencapai nilai tertinggi pada bulan Oktober, sedangkan mencapai nilai terendah pada bulan Juli. Model prediksi profit pelabuhan Tanjung Perak mampu memprediksi dengan baik sekitar 8,6%, dan pada data sebenarnya, Pelabuhan Tanjung Perak mampu melampaui keuntungan yang diperkirakan. Namun terdapat beberapa bulan yang memperoleh keuntungan kurang dari yang diprediksikan, diantaranya bulan April, Mei, dan Juli keuntungan yang diperoleh pelabuhan kurang dari yang diprediksikan.
- b) Hasil prediksi profit diatas dapat membantu perusahaan dalam memperkiraan margin laba bersih per tahun dimana pendapatan terkait penjualan, aset, dan ekuitas berdasarkan rasio likuditas, profitabilitas serta tingkat kolektibilitas piutang. Dan informasi mengenai prediksi laba dan arus kas diatas, dapat dijadikan patokan untuk menentukan harga jual saham dan deviden yang dimiliki oleh PT Pelabuhan Indonesia III (Persero).
- c) Dari hasil prediksi profit sekitar 8,6% diatas, dapat menjadi prospek bisnis atau acuan proyeksi perusahaan dalam melakukan rencana jangka panjang perusahaan selama 5 tahun, investasi, dan obligasi global (global bond) guna mendukung pencapaian sasaran strategis dan kinerja perusahaan yang dimana dapat dikembangkan kearah yaitu mengembangkan bisnis perusahaan dalam rantai nilai bisnis kepelabuhanan, mendominasi penguasaan pangsa pasar curah, kargo dan petikemas di wilayah pelabuhan, memanfaatkan peluang bisnis strategis di luar jasa kepelabuhanan, meningkatkan sinergi antar

## DAFTAR PUSTAKA

- Adyanti, D. A., Asyhar, A. H., Novitasari, D. C. R., Lubab, A., & Hafiyusholeh, M. (2017). Forecasts marine weather on java sea using hybrid methods: Ts-anfis. *International Conference on Electrical Engineering, Computer Science and Informatics (EECSI)*, 4(September), 492–497. <https://doi.org/10.11591/eecsi.4.1114>
- Andalita, A., & Irhamah. (2015). *Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api Kelas Ekonomi Kertajaya Menggunakan ARIMA dan ANFIS*. 4(2), 2–7.
- Bateman, T. S., & Snell, S. A. (2007). *Manajemen* (7th ed.; E. Sambodo, Ed.). Jakarta: Salemba Empat.
- Boyacioglu, M. A., & Avci, D. (2010). An adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS) for the prediction of stock market return: The case of the Istanbul stock exchange. *Expert Systems with Applications*, 37(12), 7908–7912. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.04.045>
- Chabaa, S. (2009). *ANFIS Method for Forecasting Internet Traffic Time Series*.
- Chan, H. K., Xu, S., & Qi, X. (2018). A comparison of time series methods for forecasting container throughput. *International Journal of Logistics: Research and Applications*, 0(0), 1–10. <https://doi.org/10.1080/13675567.2018.1525342>
- Chen, W., Panahi, M., Khosravi, K., Reza, H., & Rezaie, F. (2019). Spatial prediction of groundwater potentiality using ANFIS ensembled with teaching-learning-based and biogeography-based optimization. *Journal of Hydrology*, 572(February), 435–448. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.03.013>
- Dong, X., Fan, W., & Gu, J. (2015). Predicting LTE Throughput Using Traffic Time Series. *ZTE COMMUNICATIONS*, 13, 61–64. <https://doi.org/10.3969/j>
- Evren, G. (2003). *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) Applications in Chemical Processes*. The Middle East Technical University.
- Fraga, S., & Anema, J. (2009). *Decision making framework for managers : profit by forecasting , costs and price management Master Thesis 2009 Production Systems Decision making framework for managers : profit by forecasting , costs and price management Fernando dos Santos Fraga*. 1–88.
- Ghosh, P. (2017). *Machine Learning Trends*No Title.
- Hidayat, R. (2012). *Meminimalisasi nilai error peramalandengan algoritma*. 187–192.
- Jin, Z., & Ding, Y. (2018). *Prediction of Container Throughput in China*. 12–20. <https://doi.org/10.4236/chnstd.2018.71002>

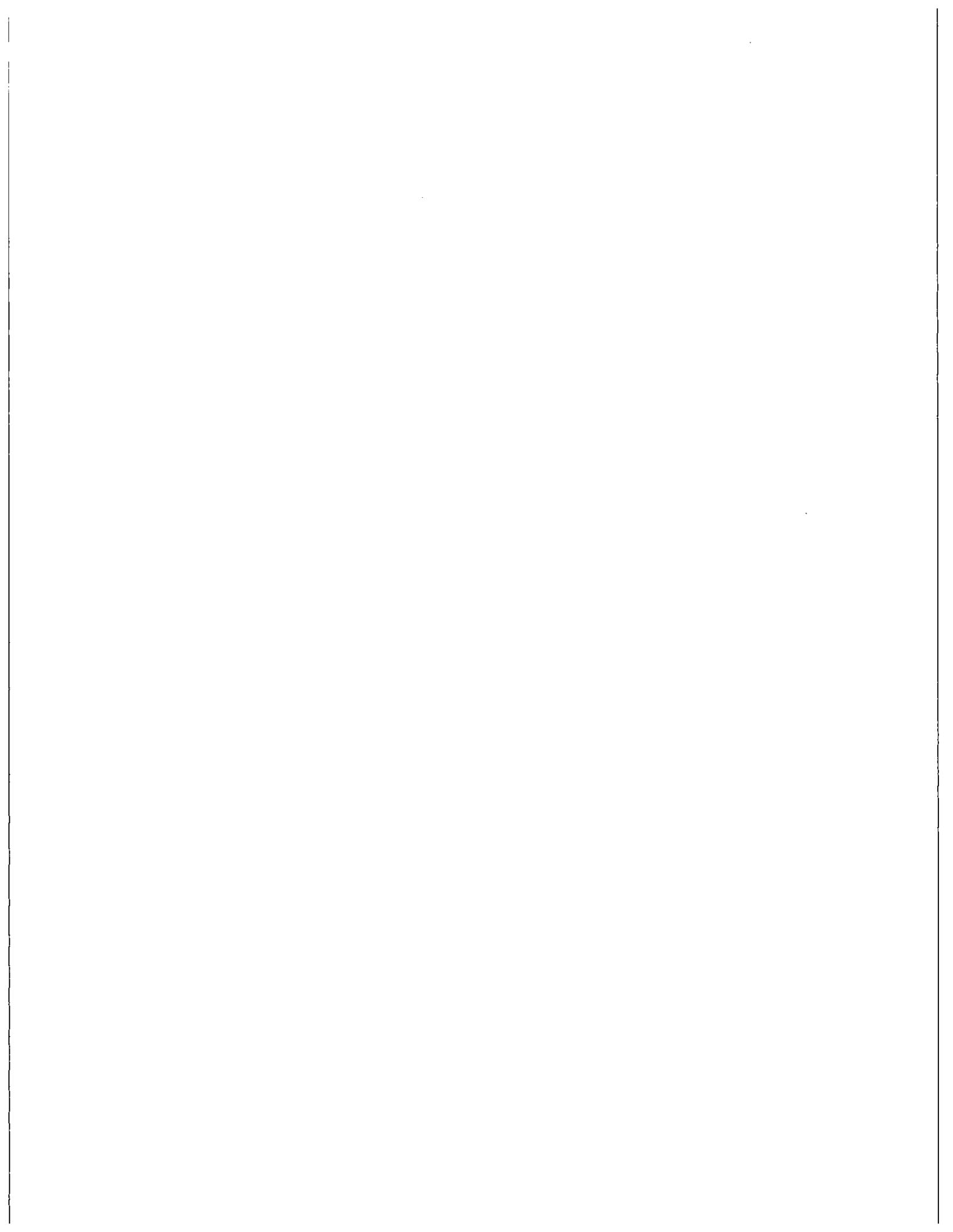


- José, J., Moreno, M., Pol, A. P., Abad, A. S., & Blasco, B. C. (2013). Using the R-MAPE index as a resistant measure of forecast accuracy Using the R-MAPE index as a resistant measure of forecast accuracy. *Psicothema*, 25(4), 500–506. <https://doi.org/10.7334/psicothema2013.23>
- Kashyap, D., Somani, A., & Shekhar, J. (2016). *Cervical Cancer Detection And Classification Using Independent Level Sets And Multi SVMs*. 523–528.
- Kusuma, F. M., & Wibowo, A. (2017). Principal Component Analysis (PCA) Untuk Mengatasi Multikolinieritas Terhadap Faktor Angka Kejadian Pneumonia Balita Di Jawa Timur tahun 2014. *Jurnal Biometrika Dan Kependudukan*, 6(2), 89–97.
- Lau, S., Yew, B., Tunku, U., Rahman, A., & Kee, K. K. (2018). *Artificial Neural Network Back-Propagation Based Decision Support System ARTIFICIAL NEURAL NETWORK BACK-PROPAGATION BASED DECISION SUPPORT SYSTEM FOR SHIP FUEL*. (November). <https://doi.org/10.1049/cp.2018.1306>
- Novitasari, D. C. R., Bisri, M. H., & Asyhar, A. H. (2019). *Classification of EEG Signals using Fast Fourier Transform ( FFT ) and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System ( ANFIS )*. 5(1), 36–45.
- Oktaviani, N., Achmadi, T., & Yuniyanto, I. T. (n.d.). *Analisis Hubungan Antara Fasilitas dan Peralatan Pelabuhan dengan Daya Lalu ( Throughput ) , Studi Kasus : Pelabuhan Tanjung Perak , Surabaya*. 1–6.
- Özer, E., Akgündo, A., & Ersoy, A. (2019). *Prediction of dust particle size effect on efficiency of photovoltaic modules with ANFIS : An experimental study in Aegean region , Turkey*. 177(December 2018), 690–702. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2018.12.012>
- P.M., K. and K. P. (2015). Daily rainfall forecasting using Adaptive Neuro-Fuzzy inference system (ANFIS) models. *International Journal of Science and Nature*, 6(3), 382–388.
- Pakaja, F., & Naba, A. (2015). Jaringan Syaraf Tiruan dan Certainty Factor. *EECCIS*, 6(1), 23–28.
- Podje, L. (2014). *Analisis Jumlah Kuadrat Ekstra pada Pemilihan Model Regresi Terbaik dengan Metode Seleksi Maju (Studi Kasus: Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Prestasi Akademik Mahasiswa FMIPA Unhas Angkatan 2012-2013)*. 3, 1–10.
- Qureshi, N. A., Suthar, V., Magsi, H., & Sheikh, M. J. (2017). *Application of Principal Component Analysis ( PCA ) to Medical Data*. 10(May). <https://doi.org/10.17485/ijst/2017/v10i20/91294>
- Samsudin, R. (2008). Rice Yields Time Series Forecasting Using ANFIS.



*Semantikschoolar.*

- Sehgal, S., Singh, H., Agarwal, M., & Shantanu, V. B. (2014). *Data Analysis Using Principal Component Analysis*. (2), 45–48.
- Singh, J., & Tripathi, P. (2017). *Time Series Forecasting Using Back Propagation Neural Network with ADE Algorithm*. 0869(5), 19–23.
- Singh, N. K., Singh, Y., Kumar, S., & Sharma, A. (2019). Materials Today : Proceedings Predictive analysis of surface roughness in EDM using semi-empirical , ANN and ANFIS techniques : A comparative study. *Materials Today: Proceedings*, (xxxx). <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2019.08.234>
- Spiegel, M. R., & Stephens, L. J. (2004). *Statistic* (Ketiga; A. Safitri, Ed.). Jakarta: Erlangga.
- Svalina, I., Galzina, V., Lujić, R., & Šimunović, G. (2013). An adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS) for the forecasting: The case of close price indices. *Expert Systems with Applications*, 40(15), 6055–6063. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.05.029>
- Ubay, M. S. (2012). *Peramalan Harga Saham Dengan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Metode Extreme Learning Machine*. Unoversitas Airlangga.
- Xue-bo, J. I. N., Jiang-feng, W., Hui-yan, Z., & Li-hong, C. A. O. (2016). *ANFIS Model for Time Series Prediction ANFIS model for time series prediction*. (August 2013). <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.385-386.1411>
- Yeremia, D. A. (2017). *PERANAN SEKTOR MARITIM DALAM PEREKONOMIAN INDONESIA*. Universitas Airlangga.
- Zha, X., Chai, Y., Witlox, F., & Ma, L. (2016). *Container Throughput Time Series Forecasting Using a Hybrid Approach*. 281, 639–650. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-48386-2>
- Zhang, C., Huang, L., & Zhao, Z. (2013). *Research on combination forecast of port cargo throughput based on time series and causality analysis*. 6(1), 124–134.



## LAMPIRAN

```
%% Peramalan Throughput
clear all;
clc;
close all;
%% Create Time-Series Data
% prediksi ketinggian gelombang t+6
% data ketinggian gelombang
x = xlsread('E:\pelindo\rekapan data penelitian.xlsx');
data = [x(3:5,:);x(9,:)];
i = data(1,4:60);
targe = i';
[baris, kolom]= size(data);
for i = 1:baris
    kecil = min(data(i,:));
    besar = max(data(i,:));
    for j= 1:kolom
        data(i,j)=(data(i,j)-kecil)/(besar-kecil);
    end
end

a = data(1,1:57);
b = data(1,2:58);
c = data(1,3:59);
%c = data(3,8,:);
%d = data(1,3:56);
%e = data(1,4:57);
% f = data(1,5:58);
% g = data(1,6:59);
% h = [c;d;e;f;g];
i = data(1,4:60);
Inputs = [a;b;c]';
Targets = i';

nData = size(Inputs,1);

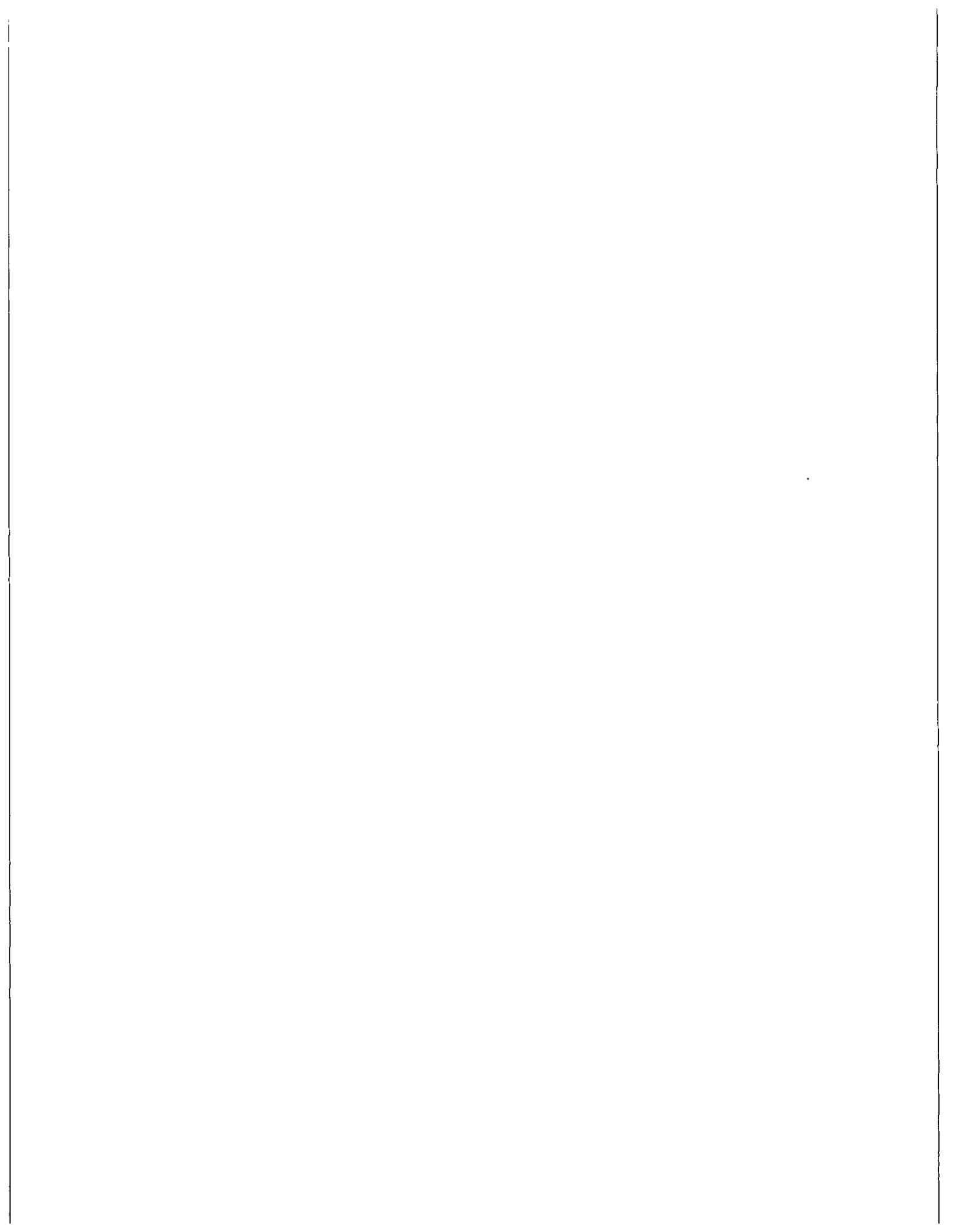
%% Shuffling Data

PERM = 1:nData; % Permutation to Shuffle Data

pTrain=0.75;
nTrainData=round(pTrain*nData);
TrainInd=PERM(1:nTrainData);
TrainInputs=Inputs(TrainInd,:);
TrainTargets=Targets(TrainInd,:);

pTest=1-pTrain;
nTestData=nData-nTrainData;
TestInd=PERM(nTrainData+1:end);
TestInputs=Inputs(TestInd,:);
TestTargets=Targets(TestInd,:);
TestTargets1 = targe(TestInd,:);

%% Selection of FIS Generation Method
```



```

Option{1}='Grid Partitioning (genfis1)';
Option{2}='Subtractive Clustering (genfis2)';
Option{3}='FCM (genfis3)';

ANSWER=questdlg('Select FIS Generation Approach:',...
    'Select GENFIS',...
    Option{1},Option{2},Option{3},...
    Option{3});
pause(0.01);

%% Setting the Parameters of FIS Generation Methods

switch ANSWER
case Option{1}
    Prompt={'Number of MFs','Input MF Type:','Output MF Type:'};
    Title='Enter genfis1 parameters';
    DefaultValues={'2', 'gaussmf', 'linear'};

    PARAMS=inputdlg(Prompt,Title,1,DefaultValues);
    pause(0.01);

    nMFs=str2num(PARAMS{1});
    InputMF=PARAMS{2};
    OutputMF=PARAMS{3};

    fis=genfis1([TrainInputs TrainTargets],nMFs,InputMF,OutputMF);

case Option{2}
    Prompt={'Influence Radius:'};
    Title='Enter genfis2 parameters';
    DefaultValues={'0.55'};

    PARAMS=inputdlg(Prompt,Title,1,DefaultValues);
    pause(0.01);

    Radius=str2num(PARAMS{1});

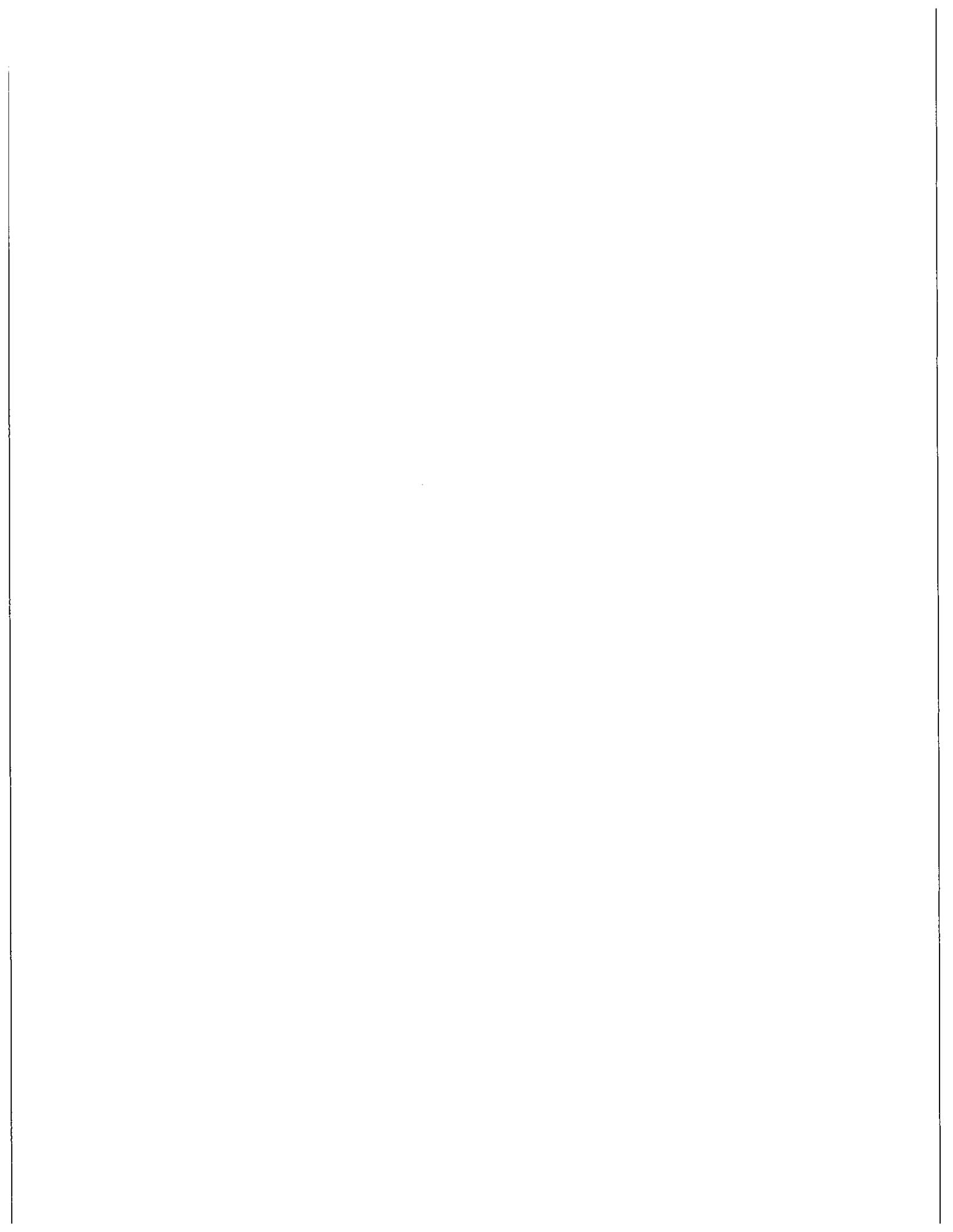
    fis=genfis2(TrainInputs,TrainTargets,Radius);

case Option{3}
    Prompt={'Number fo Clusters:',...
        'Partition Matrix Exponent:',...
        'Maximum Number of Iterations:',...
        'Minimum Improvemnet:'};
    Title='Enter genfis3 parameters';
    DefaultValues={'10', '2', '100', '1e-5'};

    PARAMS=inputdlg(Prompt,Title,1,DefaultValues);
    pause(0.01);

    nCluster=str2num(PARAMS{1});
    Exponent=str2num(PARAMS{2});
    MaxIt=str2num(PARAMS{3});
    MinImprovment=str2num(PARAMS{4});
    DisplayInfo=1;
    FCMOptions=[Exponent MaxIt MinImprovment DisplayInfo];

```



```

        fis=genfis3(TrainInputs,TrainTargets,'sugeno',nCluster,FCMOptions);
    end

%% Training ANFIS Structure

Prompt={'Maximum Number of Epochs:',...
        'Error Goal:',...
        'Initial Step Size:',...
        'Step Size Decrease Rate:',...
        'Step Size Increase Rate:'};
Title='Enter genfis3 parameters';
DefaultValues={'100', '0', '0.01', '0.9', '1.1'};

PARAMS=inputdlg(Prompt,Title,1,DefaultValues);
pause(0.01);

MaxEpoch=str2num(PARAMS{1});      %#ok
ErrorGoal=str2num(PARAMS{2});      %#ok
InitialStepSize=str2num(PARAMS{3}); %#ok
StepSizeDecreaseRate=str2num(PARAMS{4}); %#ok
StepSizeIncreaseRate=str2num(PARAMS{5}); %#ok
TrainOptions=[MaxEpoch ...
              ErrorGoal ...
              InitialStepSize ...
              StepSizeDecreaseRate ...
              StepSizeIncreaseRate];

DisplayInfo=true;
DisplayError=true;
DisplayStepSize=true;
DisplayFinalResult=true;
DisplayOptions=[DisplayInfo ...
               DisplayError ...
               DisplayStepSize ...
               DisplayFinalResult];

OptimizationMethod=1;
% 0: Backpropagation
% 1: Hybrid

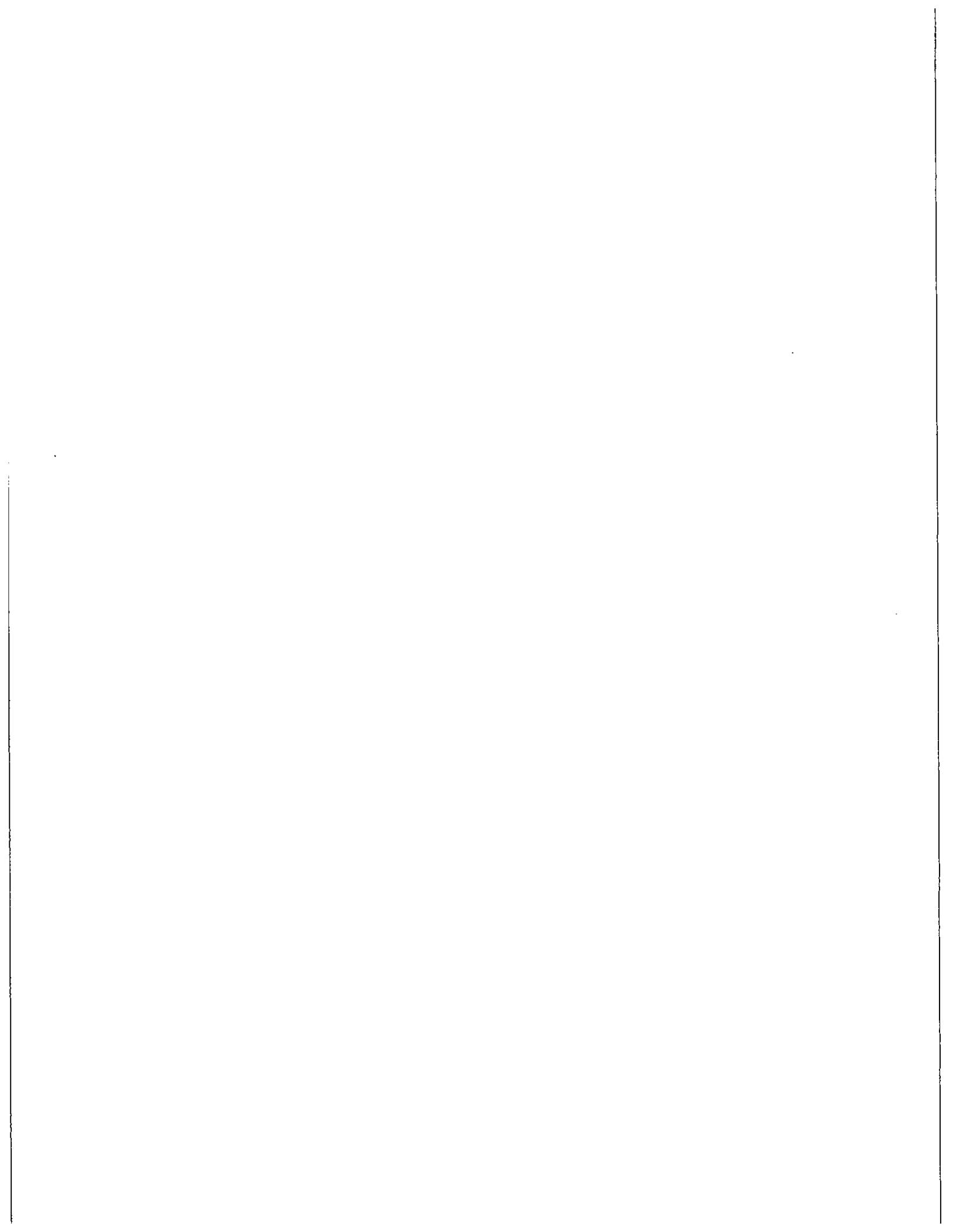
fis=anfis([TrainInputs TrainTargets],fis,TrainOptions,DisplayOptions,[],OptimizationMethod);

%% Apply ANFIS to Data

Outputs=evalfis(Inputs,fis);
TrainOutputs=Outputs(TrainInd,:);
TestOutputs=Outputs(TestInd,:);
TestOutputnew=TestOutputs;
%% Error Calculation

[b,k]=size(TestOutputs);
for i = 1:b
    for j=1:k
        TestOutputs(i,j)=(TestOutputs(i,j)*(besar-kecil))+kecil;
    end
end
end

```



```

Testtargetnew =TestTargets;
TestTargets=TestTargets1;
TrainErrors=TrainTargets-TrainOutputs;
TrainMSE=mean(TrainErrors.^2);
TrainRMSE=sqrt(TrainMSE);
TrainErrorMean=mean(TrainErrors);
TrainErrorSTD=std(TrainErrors);

TestErrors=TestTargets-TestOutputs;
TestMSE=mean(TestErrors.^2);
TestRMSE=sqrt(TestMSE);
TestErrorMean=mean(TestErrors);
TestErrorSTD=std(TestErrors);

%%mape
errors = abs(TestOutputnew-Testtargetnew);
mape1 = abs(errors/Testtargetnew);
mape2 = mean(mape1);
mape = mape2*100;
mape = sum(mape);

%%MAAPE
MAAPE = mean(atan(abs(errors/Testtargetnew)));
MAAPE = sum(MAAPE);

%% Plot Results

figure;
PlotResults(TrainTargets,TrainOutputs,'Train Data',mape,MAAPE);

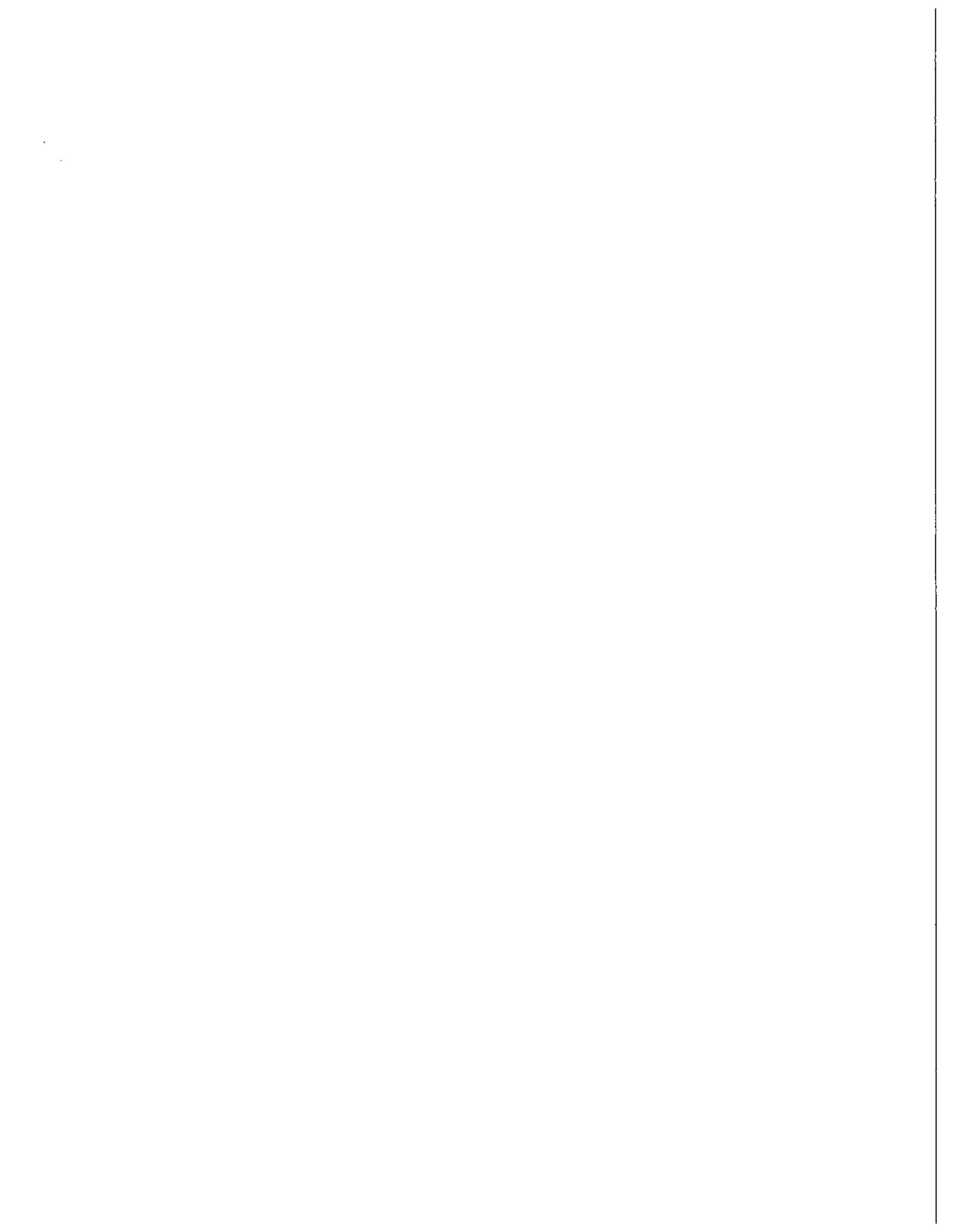
figure;
PlotResults(TestTargets,TestOutputs,'Test Data',mape,MAAPE);

figure;
PlotResults(Targets,Outputs,'All Data',mape,MAAPE);

%% Function Adaptive Neuro Fuzzy Inference System
classdef ANFIS
    methods (Static)
        function
Model=train(TrainData,TrainClass,split_range,numMFs,inmfype,outmfype,dispOpt,epoch_n,radi
us,nCluster)

        % Inputs
        % TrainData-Data to be Train
        % TrainClass Class of train
        % split_range=Data split to Anfis Classification range (2,3)
        % FIS INPUTS
        % 1.numMFs===== adalah vektor yang menentukan jumlah fungsi keanggotaan yang
        terkait dengan setiap input.
        % jika Anda ingin jumlah fungsi keanggotaan yang sama dikaitkan dengan setiap input,
        maka tentukan numMF sebagai satu angka.
        % 2.inmfype===== string tempat setiap baris menentukan jenis fungsi keanggotaan yang
        dikaitkan dengan setiap input.

```



```

% Ini bisa berupa string tunggal satu dimensi jika jenis fungsi keanggotaan yang dikaitkan
dengan setiap input sama.
% 3.outmfype==== string yang menentukan tipe fungsi keanggotaan yang terkait dengan
output.
% Hanya ada satu output, karena ini adalah sistem tipe Sugeno. Jenis fungsi keanggotaan
keluaran harus linear atau konstan.
% umlah fungsi keanggotaan yang terkait dengan output sama dengan jumlah aturan yang
dihasilkan oleh genfis1.
% ANFIS INPUT
% Output

Model=struct('AnfisModel',{},'Reference',[],'splitrange',[]);
iteration=1;
while(1)
    if iteration==1

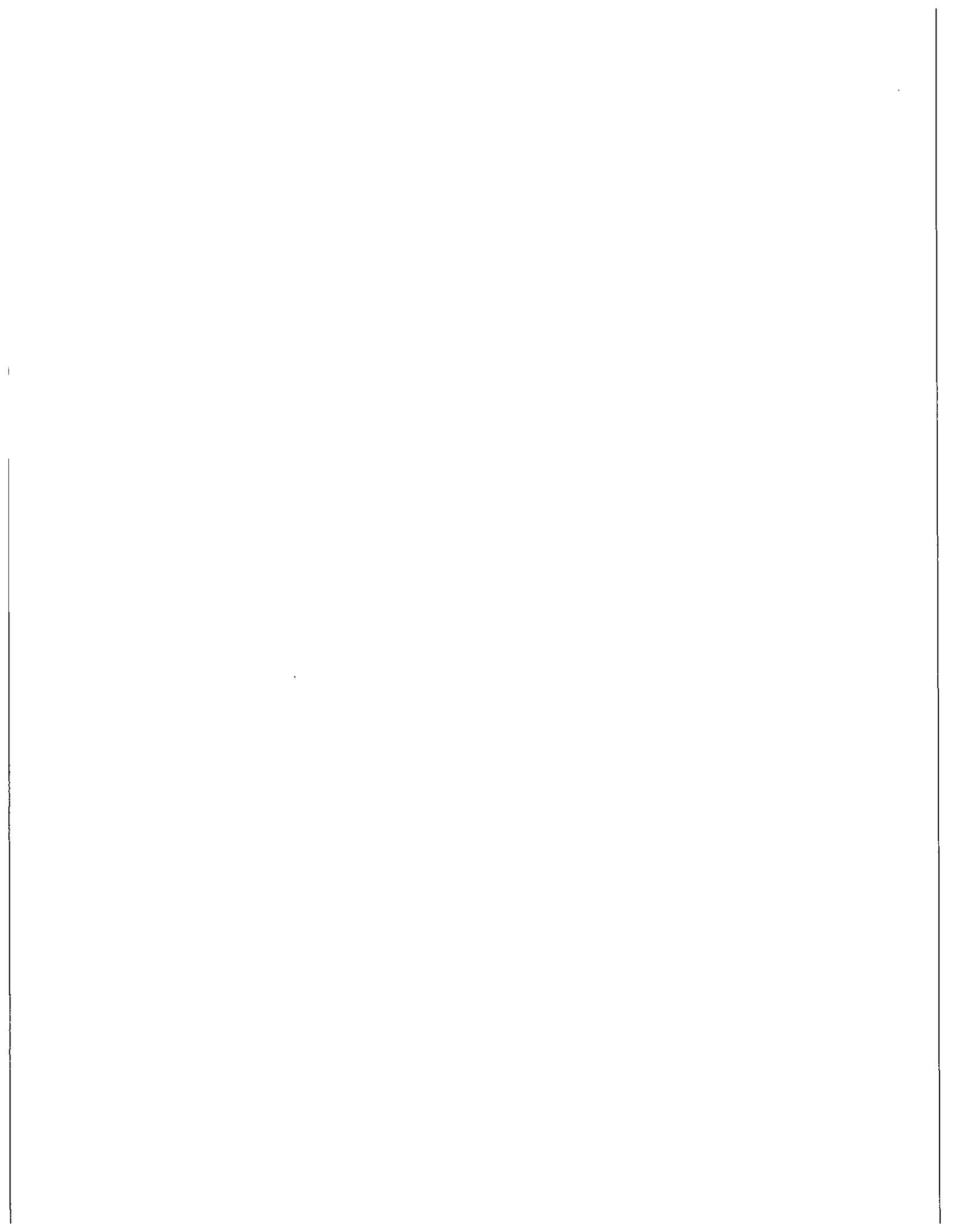
[Model(iteration).AnfisModel,Model(iteration).Reference,Model(iteration).splitrange]=ANFIS.sub
train(TrainData,TrainClass,...
        split_range,inmfype,outmfype,numMFs,dispOpt,epoch_n ,radius,nCluster);
        else

[Model(iteration).AnfisModel,Model(iteration).Reference,Model(iteration).splitrange]=ANFIS.sub
train(Model(iteration-1).Reference,...

TrainClass,split_range,inmfype,outmfype,numMFs,dispOpt,epoch_n,radius,nCluster);
        end
        if length(Model(iteration).splitrange)<3
            break
        end
        iteration=iteration+1;
    end
end
function
[AnfisModel,Refernce,splitrange]=subtrain(TrainData,TrainClass,split_range,mfType1,mfType2,n
umMFs,dispOpt,epoch_n,radius,nCluster)
%% Split data for Better Classification
lengthOfdata=size(TrainData,2);
splitrange=zeros(100,1);
tempVar=0;
i=2;
while(1)
    count=(lengthOfdata-tempVar);
    if count>split_range
        tempVar=tempVar+split_range;
        splitrange(i)=tempVar;
    elseif count<=split_range && count>0
        splitrange(i)=lengthOfdata;
        tempVar=lengthOfdata;
    else
        break;
    end
    i=i+1;
end
splitrange=splitrange(1:i-1);

%% Anfis Train Model
cycle=length(splitrange)-1;

```





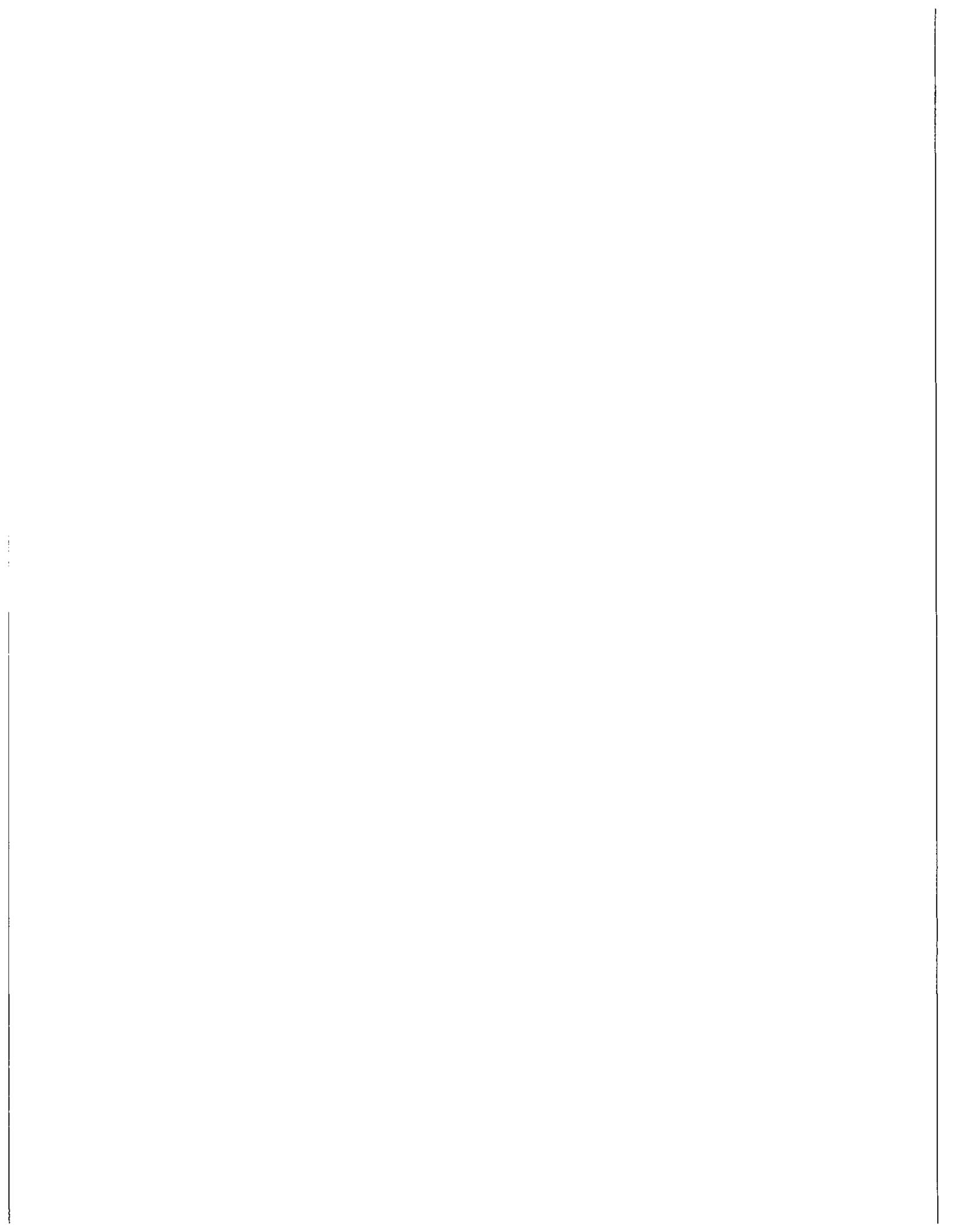


```
plot(outputs,'r');
legend('Target','Output');
title(Name);
xlabel('Sample Index');
grid on;

subplot(2,2,3);
plot(errors);
legend('Error');
title(['MAPE = ' num2str(mape) ', MAAPE = ' num2str(MAAPE)]);
grid on;

subplot(2,2,4);
histfit(errors, 50);
title(['Error Mean = ' num2str(error_mean) ', Error St.D. = ' num2str(error_std)]);

end
```



## BIODATA PENULIS



Nama : Victory Tyas Pambudi Swindiarto

Alamat : Perum Golden Berry, BI-14  
Menganti - Gresik.

Telepon : 085258033095 / 08113453095

Email : vicdc19@gmail.com

Tanggal lahir : 30 Maret 1986

Status : Kawin

Agama : Islam

Tinggi Badan : 175 cm

Berat Badan : 73 Kg

### Pendidikan :

1. 1992-1998 : SD Negeri 1 Yosomulyo, Gambiran, Banyuwangi.
2. 1998-2001 : SLTP Negeri 1 Genteng, Banyuwangi.
3. 2001-2004 : SMU Negeri 1 Genteng, Banyuwangi.
4. 2004-2007 : Program Studi DIII Teknik Komputer, Fakultas Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Jember.
5. 2007-2009 : Program Studi DIV Teknik Telekomunikasi, Politeknik Elektronika Negeri Surabaya.

