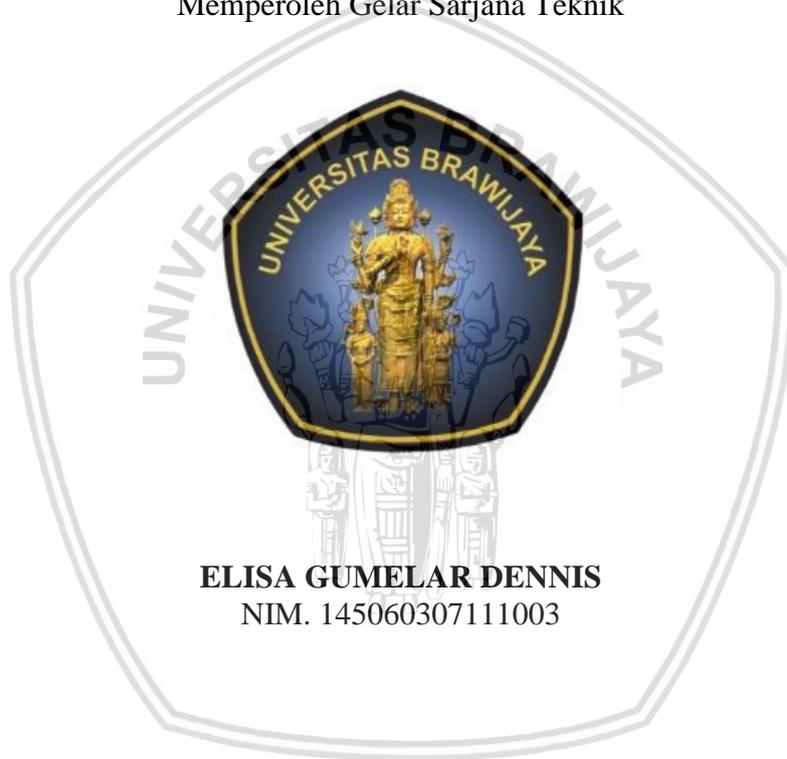


**STUDI PERBANDINGAN PERAMALAN KEBUTUHAN ENERGI
LISTRIK INDONESIA MENGGUNAKAN METODE *ARTIFICIAL
NEURAL NETWORK* (ANN) DAN *ADAPTIVE NEURO FUZZY
INFERENCE SYSTEM* (ANFIS)**

SKRIPSI

TEKNIK ELEKTRO KONSENTRASI TEKNIK ENERGI ELEKTRIK

Diajukan Untuk Memenuhi Persyaratan
Memperoleh Gelar Sarjana Teknik



ELISA GUMELAR DENNIS
NIM. 145060307111003

**UNIVERSITAS BRAWIJAYA
FAKULTAS TEKNIK
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO
MALANG
2018**



LEMBAR PENGESAHAN

**STUDI PERBANDINGAN PERAMALAN KEBUTUHAN ENERGI LISTRIK
INDONESIA MENGGUNAKAN METODE *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK*
(ANN) DAN *ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM* (ANFIS)**

SKRIPSI

TEKNIK ELEKTRO KONSENTRASI TEKNIK ENERGI ELEKTRIK

Ditujukan untuk memenuhi persyaratan
memperoleh gelar Sarjana Teknik



**ELISA GUMELAR DENNIS
NIM. 145060307111003**

Skripsi ini telah direvisi dan disetujui oleh dosen pembimbing
pada tanggal November 2018

Mengetahui,
Ketua Jurusan Teknik Elektro

Dosen Pembimbing

Hadi Suyono, S.T., M.T., Ph.D. IPM
NIP. 197305202008011013

Ir. Teguh Utomo, M.T.
NIP. 196509131991031003

JUDUL SKRIPSI:

STUDI PERBANDINGAN PERAMALAN KEBUTUHAN ENERGI LISTRIK INDONESIA
MENGUNAKAN METODE *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* (ANN) DAN *ADAPTIVE
NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM* (ANFIS)

Nama Mahasiswa : Elisa Gumelar Dennis

NIM : 145060307111003

Program Studi : Teknik Elektro

Konsentrasi : Teknik Energi Elektrik

KOMISI PEMBIMBING:

Ketua : Ir. Teguh Utomo, M.T.

TIM DOSEN PENGUJI:

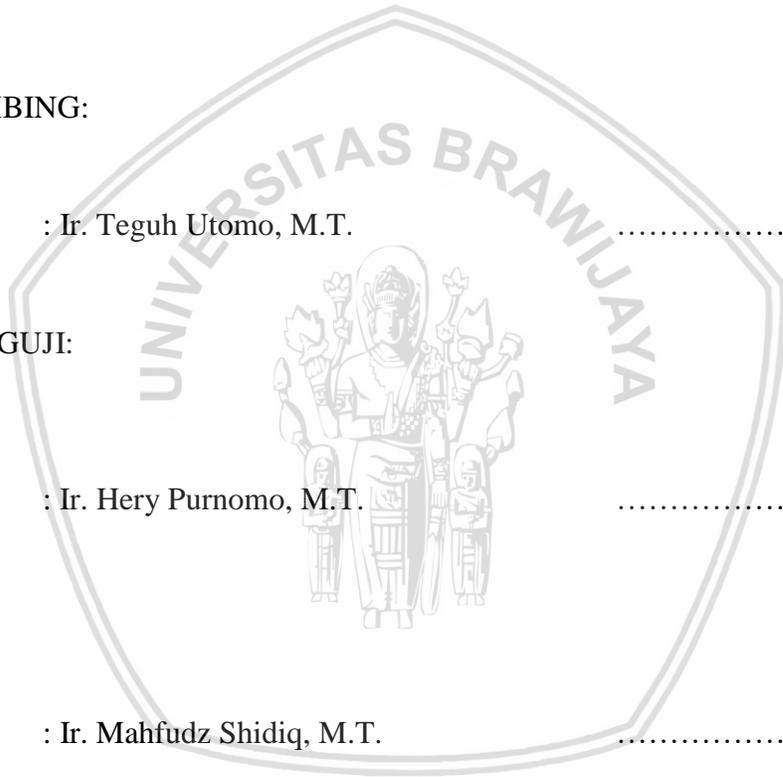
Dosen Penguji I : Ir. Hery Purnomo, M.T.

Dosen Penguji II : Ir. Mahfudz Shidiq, M.T.

Dosen Penguji III : Lunde Ardhenta, S.T., M.Sc.

Tanggal Ujian : 2 November 2018

SK Penguji : 2427 Tahun 2018



PERNYATAAN ORISINALITAS SKRIPSI

Saya menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa sepanjang pengetahuan saya dan berdasarkan hasil penelusuran berbagai karya ilmiah, gagasan dan masalah ilmiah yang diteliti dan diulas di dalam Naskah Skripsi ini adalah asli dari pemikiran saya. Tidak terdapat karya ilmiah yang pernah diajukan oleh orang lain untuk memperoleh gelar akademik di suatu Perguruan Tinggi, dan tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis dikutip dalam naskah ini dan disebutkan dalam sumber kutipan dan daftar pustaka.

Apabila ternyata di dalam naskah Skripsi ini dapat dibuktikan terdapat unsur-unsur jiplakan, saya bersedia Skripsi dibatalkan, serta diproses sesuai dengan peraturan perundang-undangan yang berlaku (UU No. 20 Tahun 2003, pasal 25 ayat 2 dan pasal 70).

Malang, November 2018

Mahasiswa,

Elisa Gumelar Dennis
NIM. 145060307111003



RINGKASAN

Elisa Gumelar Dennis, Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik Universitas Brawijaya, November 2018, *Studi Perbandingan Peramalan Kebutuhan Energi Listrik Indonesia Menggunakan Metode Artificial Neural Network (ANN) dan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)*. Dosen Pembimbing: Teguh Utomo.

Energi listrik adalah kebutuhan primer. Hal ini terjadi karena listrik sudah menjadi bagian penting dalam berbagai aspek kehidupan manusia, diantaranya aspek teknologi, ekonomi, sosial, dan budaya. Peramalan dibutuhkan untuk mengetahui kesiapan pembangkit dan seluruh peralatan penunjang dalam memenuhi kebutuhan serta keseimbangan *supply* dan *demand*. Terdapat banyak metode yang dapat digunakan untuk melakukan peramalan, namun saat ini metode yang berkembang adalah metode *Artificial Intelligence* atau Sistem cerdas. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah Jaringan Saraf Tiruan (JST) dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS), dengan membandingkan output sebagai parameter keakuratan dalam melakukan peramalan. Dua metode ini dibentuk dan dilatih menggunakan data ekonometrik seperti jumlah penduduk dan pertumbuhan ekonomi. Data diperoleh dari RUPTL PLN 2018-2027. Data statistik tahun 2008-2017 digunakan sebagai input dalam melakukan peramalan tahun 2018-2027. Keakuratan peramalan kedua metode ini dievaluasi menggunakan MAE dan RMSE. Dari hasil percobaan yang telah dilakukan, metode JST menghasilkan MAE sebesar 0,4779 TWh, RMSE sebesar 0,6068 TWh, dan *error* rata-rata per tahun sebesar 0,1482%. Sedangkan metode ANFIS menghasilkan MAE sebesar 19,3614 TWh, RMSE sebesar 26,6287 TWh, dan *error* rata-rata per tahun sebesar 5,2206%.

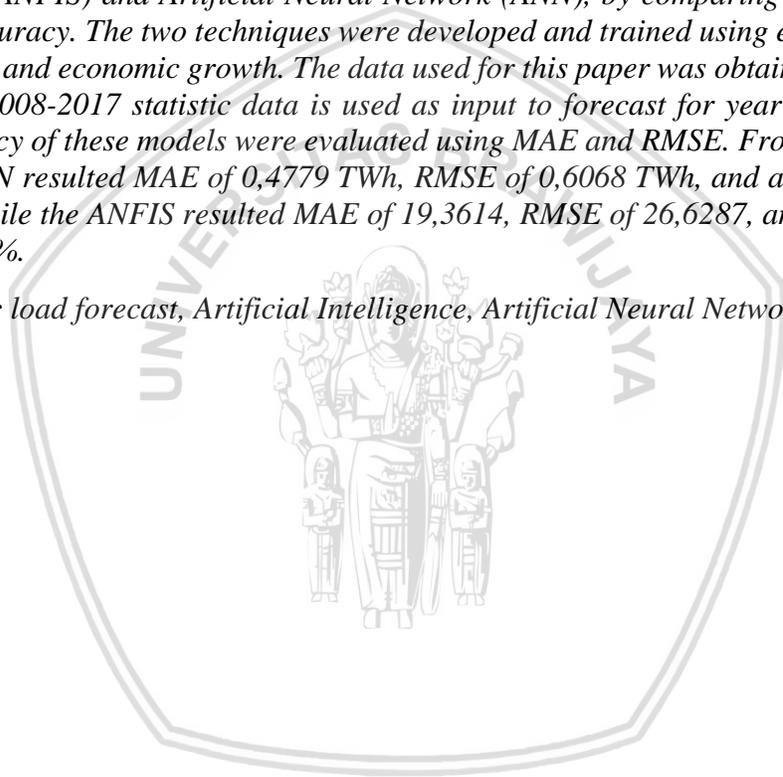
Kata Kunci: Peramalan Kebutuhan Energi Listrik, Sistem Cerdas, Jaringan Saraf Tiruan, ANFIS.

SUMMARY

Elisa Gumelar Dennis, Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, University of Brawijaya, November 2018, *Comparative Study of Energy Load Forecasting of Indonesia Using Artificial Neural Network (ANN) and Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)*. Academic Supervisor: Teguh Utomo.

Electricity is a primary need. It reaches every aspect of life such as technology, economy, social and culture. Forecasting is need to foresee the capability of the power plant and all supporting devices in completing the electricity demand and to keep the supply and demand at balance. There are various forecasting methods, but nowadays the artificial intelligence method is developing rapidly. This paper presents electric load forecast using Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) and Artificial Neural Network (ANN), by comparing the outcomes as the forecasting accuracy. The two techniques were developed and trained using econometric data such as population and economic growth. The data used for this paper was obtained from RUPTL PLN 2018-2027. 2008-2017 statistic data is used as input to forecast for year 2018-2027. The forecasting accuracy of these models were evaluated using MAE and RMSE. From the simulation conducted, the ANN resulted MAE of 0,4779 TWh, RMSE of 0,6068 TWh, and average error per year of 0,1482. While the ANFIS resulted MAE of 19,3614, RMSE of 26,6287, and average error per year of 5,2206%.

Keywords: *Electric load forecast, Artificial Intelligence, Artificial Neural Network, ANFIS.*



PENGANTAR

Puji syukur kepada Tuhan Yesus Kristus atas berkat dan kasih-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan laporan skripsi ini.

Laporan skripsi ini disusun berdasarkan data dari hasil penelitian yang telah dilakukan oleh penulis. Penyusunan laporan skripsi ini tidak terlepas dari bantuan dari banyak pihak, untuk itu penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Kedua orang tua, Guntur Sitorus dan Pearly Saerang, adik Adinda Sabatini, Nathania Emily, dan Melissa Rebecca atas doa dan dukungannya.
2. Bapak Hadi Suyono, S.T., M.T., Ph.D., IPM, selaku Ketua Jurusan Teknik Elektro Universitas Brawijaya.
3. Ibu Ir. Nurussa'adah, M.T selaku Sekretaris Jurusan Teknik Elektro Universitas Brawijaya.
4. Bapak Ali Mustofa, S.T., M.T. selaku Ketua Program Studi Sarjana Teknik Elektro Universitas Brawijaya.
5. Ibu Dr. Rini Nur Hasanah, S.T., M.Sc., selaku Ketua Kelompok Dosen Keahlian Teknik Energi Elektrik Jurusan Teknik Elektro Universitas Brawijaya yang selalu membantu dalam memudahkan setiap hal yang ada di jurusan.
6. Bapak Ir. Teguh Utomo, M.T., selaku dosen pembimbing skripsi yang telah meluangkan waktu dan memberikan ilmu yang bermanfaat baik dalam pembuatan skripsi maupun lainnya.
7. Teman-teman Rea-reo, All Hail Timbul, Anderground, PA Dieng, dan DAYC yang selalu memberi doa dan hiburan.
8. Rekan-rekan Paket A dan Angkatan Dioda 2014 yang mendukung satu sama lain.
9. Rekan dari Paket A, Anthony Wijoyo yang selalu membantu dalam pengerjaan laporan penelitian ini.
10. Rekan-rekan Staff Eksternal BEM 2015-2016 yang yang memberi semangat dan menambah ilmu diluar perkuliahan.
11. Keluarga Bapak Bambang Haryanto Kadarman, Ibu Vivian Sudharma, Marcia Kadarman, Karina Daphne Kadarman, teristimewa Jessica Rachel Kadarman yang selalu mendukung dan mendoakan penulis.
12. Dan semua orang yang telah membantu dan tidak bisa penulis sebutkan satu persatu.

Sekiranya Tuhan Yesus Kristus membalas kebaikan semua pihak yang turut membantu skripsi ini terselesaikan. Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih banyak kekurangan. Penulis senantiasa terbuka menerima kritik dan saran untuk perbaikan agar dapat menjadi lebih baik dan memberikan manfaat bagi kita semua. Amin, sekian dan terima kasih.

Malang, November 2018

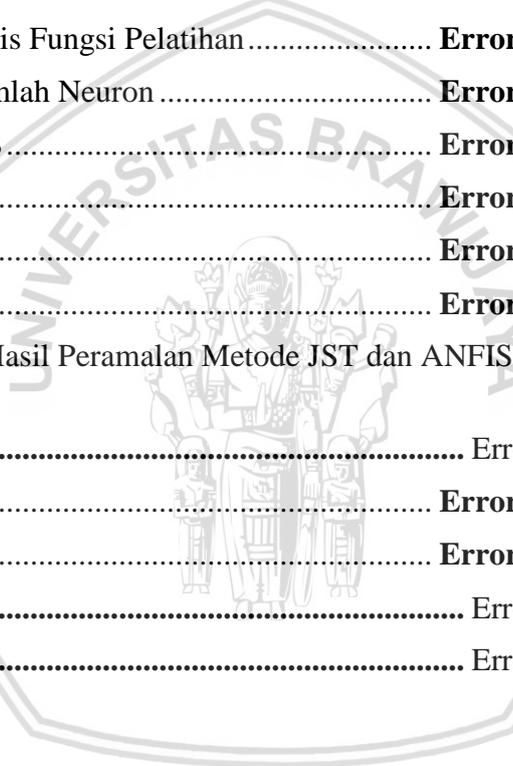
Penulis



DAFTAR ISI

PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	viii
DAFTAR TABEL	x
DAFTAR GAMBAR	vii
DAFTAR LAMPIRAN	8
BAB I PENDAHULUAN	Error! Bookmark not defined.
1.1. Latar Belakang.....	Error! Bookmark not defined.
1.2. Rumusan Masalah.....	Error! Bookmark not defined.
1.3. Tujuan Penelitian.....	Error! Bookmark not defined.
1.4. Batasan Masalah.....	Error! Bookmark not defined.
1.5. Sistematika Penulisan.....	Error! Bookmark not defined.
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	Error! Bookmark not defined.
2.1. Peramalan.....	Error! Bookmark not defined.
2.1.1. Definisi Peramalan.....	Error! Bookmark not defined.
2.1.2. Tujuan dan Fungsi Peramalan.....	Error! Bookmark not defined.
2.1.3. Jenis-Jenis Peramalan.....	Error! Bookmark not defined.
2.2. Peramalan Beban Listrik.....	Error! Bookmark not defined.
2.3. Data.....	Error! Bookmark not defined.
2.3.1. Berdasarkan Sifatnya.....	Error! Bookmark not defined.
2.3.2. Berdasarkan Sumbernya.....	Error! Bookmark not defined.
2.3.3. Berdasarkan Cara Memperolehnya.....	Error! Bookmark not defined.
2.3.4. Berdasarkan Waktu Pengumpulannya.....	Error! Bookmark not defined.
2.4. Artificial Neural Network (ANN) atau Jaringan Saraf Tiruan (JST).....	Error!
Bookmark not defined.	
2.4.1. Arsitektur Backpropagation.....	Error! Bookmark not defined.
2.4.2. Fungsi Backpropagation.....	Error! Bookmark not defined.
2.4.3. Proses Pembelajaran Jaringan Saraf Tiruan ..	Error! Bookmark not defined.
2.4.4. Pelatihan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation	Error! Bookmark not defined.
defined.	
2.5. Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS).....	Error! Bookmark not defined.
defined.	
2.6. Perhitungan Error.....	Error! Bookmark not defined.
BAB III METODE PENELITIAN	Error! Bookmark not defined.

3.1. Studi Literatur	Error! Bookmark not defined.
3.2. Pengambilan Data	Error! Bookmark not defined.
3.3. Perhitungan Nilai Pertumbuhan Beban Menggunakan JST dan ANFIS	Error! Bookmark not defined.
3.3.1. Peramalan JST	Error! Bookmark not defined.
3.3.2. Peramalan ANFIS	Error! Bookmark not defined.
3.4. Perhitungan Nilai <i>Error</i> Dari Masing-masing Metode	Error! Bookmark not defined.
3.5. Penarikan Kesimpulan dan Saran	Error! Bookmark not defined.
BAB IV PERAMALAN DAN ANALISIS	Error! Bookmark not defined.
4.1. Analisis ANN/JST	Error! Bookmark not defined.
4.1.1. Variasi Jenis Fungsi Pelatihan	Error! Bookmark not defined.
4.1.2. Variasi Jumlah Neuron	Error! Bookmark not defined.
4.2. Analisis ANFIS	Error! Bookmark not defined.
4.2.1. Genfis 1	Error! Bookmark not defined.
4.2.2. Genfis 2	Error! Bookmark not defined.
4.2.3. Genfis 3	Error! Bookmark not defined.
4.3. Perbandingan Hasil Peramalan Metode JST dan ANFIS	Error! Bookmark not defined.
BAB V PENUTUP	Error! Bookmark not defined.
5.1. Kesimpulan	Error! Bookmark not defined.
5.2. Saran	Error! Bookmark not defined.
DAFTAR PUSTAKA	Error! Bookmark not defined.
LAMPIRAN	Error! Bookmark not defined.



DAFTAR TABEL

- Tabel 4. 1 Hasil Percobaan Variasi Jenis Fungsi Pelatihan **Error! Bookmark not defined.**
- Tabel 4. 2 Perbandingan Error Pada Percobaan Variasi Jenis Fungsi Pelatihan **Error! Bookmark not defined.**
- Tabel 4. 3 Hasil Percobaan Variasi Jumlah Neuron **Error! Bookmark not defined.**
- Tabel 4. 4 Perbandingan error Variasi Jumlah Neuron pada metode ANN/JST dengan fungsi pelatihan trainlm **Error! Bookmark not defined.**
- Tabel 4. 5 Hasil Percobaan ANFIS dengan variasi jenis *genfis* **Error! Bookmark not defined.**
- Tabel 4. 6 Perbandingan *error* pada variasi jenis *genfis*.... **Error! Bookmark not defined.**
- Tabel 4. 7 Perbandingan Hasil Peramalan dan Error **Error! Bookmark not defined.**



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1	Komponen-komponen Data Time Series.....	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2. 2	Arsitektur Jaringan Backpropagation	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2. 3	Blok diagram Model Sistem Logika Fuzzy	Error! Bookmark not defined.
Gambar 3. 1	Diagram alir penelitian	Error! Bookmark not defined.
Gambar 3. 2	Algoritma peramalan JST	Error! Bookmark not defined.
Gambar 3. 3	Algoritma peramalan ANFIS.....	Error! Bookmark not defined.
Gambar 3. 4	Algoritma penarikan kesimpulan.....	Error! Bookmark not defined.
Gambar 4. 1	Percobaan dengan fungsi pelatihan trainbr.....	Error! Bookmark not defined.
Gambar 4. 2	Percobaan dengan fungsi pelatihan trainscg...	Error! Bookmark not defined.
Gambar 4. 3	Percobaan dengan fungsi pelatihan trainlm....	Error! Bookmark not defined.
Gambar 4. 4	Percobaan dengan jumlah neuron 10	Error! Bookmark not defined.
Gambar 4. 5	Percobaan dengan jumlah neuron 20	Error! Bookmark not defined.
Gambar 4. 6	Percobaan dengan jumlah neuron 30.....	Error! Bookmark not defined.
Gambar 4. 7	Percobaan dengan jumlah neuron 40.....	Error! Bookmark not defined.
Gambar 4. 8	Percobaan dengan jumlah neuron 50.....	Error! Bookmark not defined.
Gambar 4. 9	Percobaan dengan genfis1	Error! Bookmark not defined.
Gambar 4. 10	Percobaan dengan genfis2	Error! Bookmark not defined.
Gambar 4. 11	Percobaan dengan genfis3	Error! Bookmark not defined.
Gambar 4. 12	Perbandingan hasil heramalan JST dan ANFIS.....	Error! Bookmark not defined.
Gambar 4. 13	Perbandingan nilai error tiap tahun	Error! Bookmark not defined.
Gambar 4. 14	Perbandingan persentase error tiap tahun.....	Error! Bookmark not defined.

DAFTAR LAMPIRAN

- Lampiran 1 Data Statistik RUPTL PLN 2018-2027..... **Error! Bookmark not defined.**
- Lampiran 2 Listing Program MATLAB Metode JST Variasi Jenis Fungsi Pembelajaran trainbr
..... **Error! Bookmark not defined.**
- Lampiran 3 Listing Program MATLAB Metode JST Variasi Jenis Fungsi Pembelajaran
trainscg **Error! Bookmark not defined.**
- Lampiran 4 Listing Program MATLAB Metode JST Fungsi Pembelajaran trainlm Jumlah
Neuron 10..... **Error! Bookmark not defined.**
- Lampiran 5 Listing Program MATLAB Metode JST Fungsi Pembelajaran trainlm Jumlah
Neuron 20..... **Error! Bookmark not defined.**
- Lampiran 6 Listing Program MATLAB Metode JST Fungsi Pembelajaran trainlm Jumlah
Neuron 30..... **Error! Bookmark not defined.**
- Lampiran 7 Listing Program MATLAB Metode JST Fungsi Pembelajaran trainlm Jumlah
Neuron 40..... **Error! Bookmark not defined.**
- Lampiran 8 Listing Program MATLAB Metode JST Fungsi Pembelajaran trainlm Jumlah
Neuron 50..... **Error! Bookmark not defined.**
- Lampiran 9 Listing Program MATLAB Metode ANFIS Jenis Genfis 1 **Error! Bookmark not
defined.**
- Lampiran 10 Listing Program MATLAB Metode ANFIS Jenis Genfis 2 **Error! Bookmark not
defined.**
- Lampiran 11 Listing Program MATLAB Metode ANFIS Jenis Genfis 3 **Error! Bookmark not
defined.**
- Lampiran 12 Spesifikasi Laptop yang Digunakan..... **Error! Bookmark not defined.**

BAB I PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Energi listrik adalah kebutuhan primer. Hal ini terjadi karena listrik sudah menjadi bagian penting dalam berbagai aspek kehidupan manusia, diantaranya aspek teknologi, ekonomi, sosial, dan budaya. Perkembangan teknologi saat ini cenderung beralih ke penggunaan energi listrik seperti mobil listrik dan kompor listrik, karena penggunaan energi listrik tidak menghasilkan emisi karbon yang menyebabkan polusi udara, serta tidak mengeluarkan suara bising yang menyebabkan polusi suara. Hal ini dibuktikan dengan data dari Kementerian ESDM yang menunjukkan bahwa rasio elektrifikasi Indonesia meningkat sepanjang tahun, yang pada tahun 2016 sudah mencapai 91,16% (Dirjen Ketenagalistrikan Kementerian ESDM, 2017).

Peramalan dibutuhkan untuk mengetahui kesiapan pembangkit dan seluruh peralatan penunjang dalam memenuhi kebutuhan serta keseimbangan supply dan demand. Keseimbangan antara supply dan demand harus dipenuhi. Jika daya yang dibangkitkan jauh lebih besar dari konsumsi, akan terjadi pemborosan. Jika daya yang dibangkitkan lebih kecil dari konsumsi, akan terjadi pemadaman (Kementerian ESDM, 2012).

Terdapat banyak metode yang dapat digunakan untuk melakukan peramalan, namun saat ini metode yang berkembang adalah metode *Artificial Intelligence* atau Sistem cerdas. Pada penelitian ini metode yang akan dibandingkan adalah ANFIS dan ANN/JST (Jaringan Saraf Tiruan). Metode ANN/JST pernah dilakukan oleh Arief Heru Kuncoro dalam penelitiannya yang berjudul “Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Peramalan Beban Tenaga Listrik Jangka Panjang Pada Sistem Kelistrikan di Indonesia” dan mendapatkan perbedaan rata-rata hasil dengan data aktual sebesar 6,6%. Sedangkan metode ANFIS pernah dilakukan oleh Erwan Ahmad Ardiansyah dalam penelitiannya yang berjudul “Aplikasi Peramalan Kebutuhan Beban Listrik Menggunakan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS)” dan mendapatkan perbedaan rata-rata hasil dengan data aktual sebesar 1,4%. Maka penelitian ini akan membandingkan secara langsung metode Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) untuk

mendapat hasil perbandingan yang optimal serta menghasilkan metode yang lebih cocok untuk melakukan peramalan beban.

1.2. Rumusan Masalah

Dari latar belakang tersebut, maka rumusan masalah yang dapat dibahas dalam penelitian ini adalah:

1. Peramalan kebutuhan energi listrik Indonesia tahun 2018-2027 menggunakan metode *Artificial Neural Network* (ANN) atau Jaringan Saraf Tiruan (JST).
2. Peramalan kebutuhan energi listrik Indonesia tahun 2018-2027 menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS).
3. Bagaimana perbandingan hasil implementasi peramalan kebutuhan energi listrik Indonesia menggunakan metode ANN/JST dan ANFIS dengan data RUPTL PLN sebagai acuan.

1.3. Tujuan Penelitian

Dari latar belakang tersebut, maka tujuan penelitian yang dibahas dalam penelitian ini adalah:

Mendapatkan hasil peramalan kebutuhan energi listrik tahun 2018-2027 menggunakan metode ANN/JST dan ANFIS, serta mendapatkan perbandingan hasil peramalan kebutuhan energi listrik antara metode JST dan ANFIS dengan data RUPTL PLN 2018-2027 sebagai acuan serta mendapatkan metode yang paling akurat dalam melakukan peramalan beban.

1.4. Batasan Masalah

Berdasarkan rumusan masalah tersebut, batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Data yang digunakan adalah data sekunder yang didapat dari RUPTL PLN 2018-2027.
2. Data masukan yang digunakan untuk peramalan adalah data statistik tahun 2008-2017.
3. Data masukan yang digunakan adalah nilai kebutuhan energi listrik, jumlah penduduk, dan pertumbuhan ekonomi.
4. Perhitungan dilakukan menggunakan metode JST dan ANFIS.
5. Perhitungan dilakukan menggunakan program MATLAB 2016.

1.5. Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan laporan penelitian ini terdiri dari lima bab, yaitu:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini berisikan tentang latar belakang, rumusan masalah, manfaat dan tujuan penelitian, metode penelitian, dan sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini berisi tentang hasil dari studi pustaka yang akan digunakan sebagai pedoman dasar dalam penelitian ini.

BAB III METODE PENELITIAN

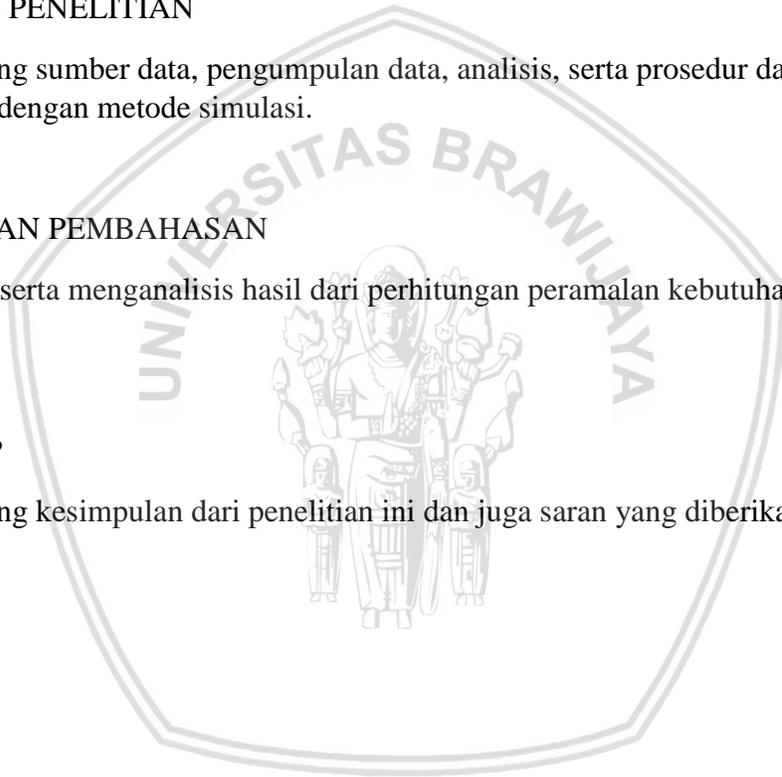
Bab ini berisi tentang sumber data, pengumpulan data, analisis, serta prosedur dan langkah-langkah penelitian dengan metode simulasi.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini membahas serta menganalisis hasil dari perhitungan peramalan kebutuhan beban listrik dari tiap sektor.

BAB V PENUTUP

Bab ini berisi tentang kesimpulan dari penelitian ini dan juga saran yang diberikan dari hasil penelitian.



BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Peramalan

2.1.1. Definisi Peramalan

Peramalan (Bahasa Inggris = *Forecasting*) adalah suatu teknik analisa perhitungan yang dilakukan dengan pendekatan kualitatif maupun kuantitatif untuk memperkirakan kejadian dimasa depan dengan menggunakan referensi data-data di masa lalu. Peramalan bertujuan untuk memperkirakan prospek ekonomi dan kegiatan usaha serta pengaruh lingkungan terhadap prospek tersebut.

Peramalan atau *Forecasting* merupakan bagian terpenting bagi setiap perusahaan ataupun organisasi bisnis dalam setiap pengambilan keputusan manajemen. Peramalan itu sendiri bisa menjadi dasar bagi perencanaan jangka pendek, menengah maupun jangka panjang suatu perusahaan. Di dalam sebuah peramalan (*forecasting*) dibutuhkan sedikit mungkin kesalahan (*error*) di dalamnya. Agar dapat meminimalisir tingkat kesalahan tersebut, maka akan lebih baik jika peramalan tersebut dilakukan dalam satuan angka atau kuantitatif.

Berikut ini beberapa pengertian atau definisi peramalan atau *forecasting* dari beberapa sumber:

- Menurut Nasution dan Prasetyawan (2008), peramalan adalah proses untuk memperkirakan beberapa kebutuhan di masa datang yang meliputi kebutuhan dalam ukuran kuantitas, kualitas, waktu dan lokasi yang dibutuhkan dalam rangka memenuhi permintaan barang ataupun jasa.
- Menurut Sumayang (2003), peramalan adalah perhitungan yang objektif dan dengan menggunakan data-data masa lalu, untuk menentukan sesuatu di masa yang akan datang.
- Menurut Supranto (2000), ramalan merupakan dugaan atau perkiraan mengenai terjadinya suatu kejadian atau peristiwa di waktu yang akan datang. Ramalan bisa bersifat kualitatif, artinya tidak berbentuk angka dan bisa bersifat kuantitatif, artinya berbentuk angka, dinyatakan dalam bilangan.

- Menurut Heizer dan Render (2009), peramalan (*forecasting*) adalah seni dan ilmu untuk memperkirakan kejadian di masa depan. Hal ini dapat dilakukan dengan melibatkan pengambilan data historis dan memproyeksikannya ke masa mendatang dengan suatu bentuk model matematis. Selain itu, bisa juga merupakan prediksi intuisi yang bersifat subjektif. Atau dapat juga dilakukan dengan menggunakan kombinasi model matematis yang disesuaikan dengan pertimbangan yang baik dari seorang manajer.
- Menurut Murahartawaty (2009), peramalan adalah penggunaan data masa lalu dari sebuah variabel atau kumpulan variabel untuk mengestimasi nilainya di masa yang akan datang. Jika kita dapat memprediksi apa yang terjadi di masa depan maka kita dapat mengubah kebiasaan kita saat ini menjadi lebih baik dan akan jauh lebih berbeda di masa yang akan datang. Hal ini disebabkan kinerja di masa lalu akan terus berulang setidaknya dalam masa mendatang yang relatif dekat.

2.1.2. Tujuan dan Fungsi Peramalan

Fungsi peramalan atau *forecasting* terlihat pada saat pengambilan keputusan. Keputusan yang baik adalah keputusan yang didasarkan atas pertimbangan apa yang akan terjadi pada waktu keputusan itu dilaksanakan. Apabila kurang tepat ramalan yang kita susun, maka masalah peramalan juga merupakan masalah yang selalu kita hadapi (Ginting, 2007).

Menurut Heizer dan Render (2009), peramalan atau *forecasting* memiliki tujuan sebagai berikut:

1. Untuk mengkaji kebijakan perusahaan yang berlaku saat ini dan di masa lalu serta melihat sejauh mana pengaruh di masa datang.
2. Peramalan diperlukan karena adanya *time lag* atau *delay* antara saat suatu kebijakan perusahaan ditetapkan dengan saat implementasi.
3. Peramalan merupakan dasar penyusutan bisnis pada suatu perusahaan sehingga dapat meningkatkan efektivitas suatu rencana bisnis.

2.1.3. Jenis-Jenis Peramalan

Berdasarkan horizon waktu, peramalan atau *forecasting* dapat dibagi menjadi tiga jenis, yaitu (Herjanto, 2008):

1. Peramalan jangka panjang, yaitu yang mencakup waktu lebih besar dari 18 bulan. Misalnya, peramalan yang diperlukan dalam kaitannya dengan penanaman modal, perencanaan fasilitas dan perencanaan untuk kegiatan litbang.

2. Peramalan jangka menengah, yaitu mencakup waktu antara 3 sampai 18 bulan. Misalnya, peramalan untuk perencanaan penjualan, perencanaan produksi dan perencanaan tenaga kerja tidak tetap.
3. Peramalan jangka pendek, yaitu mencakup jangka waktu kurang dari 3 bulan. Misalnya, peramalan dalam hubungannya dengan perencanaan pembelian material, penjadwalan kerja dan penugasan karyawan.

Berdasarkan fungsi dan perencanaan operasi di masa depan, peramalan atau *forecasting* dibagi menjadi tiga jenis, yaitu (Heizer dan Render, 2009):

1. Peramalan ekonomi (*economic forecast*), peramalan ini menjelaskan siklus bisnis dengan memprediksi tingkat inflasi, ketersediaan uang, dana yang dibutuhkan untuk membangun perumahan dan indikator perencanaan lainnya.
2. Peramalan teknologi (*technological forecast*), peramalan ini memperhatikan tingkat kemajuan teknologi yang dapat meluncurkan produk baru yang menarik, yang membutuhkan pabrik dan peralatan yang baru.
3. Peramalan permintaan (*demand forecast*), adalah proyeksi permintaan untuk produk atau layanan perusahaan. Proyeksi permintaan untuk produk atau layanan suatu perusahaan. Peramalan ini juga disebut peramalan penjualan yang mengendalikan produksi, kapasitas, serta sistem penjadwalan dan menjadi input bagi perencanaan keuangan, pemasaran, dan sumber daya manusia.

Berdasarkan jenis data ramalan yang disusun, peramalan dibagi menjadi dua jenis, yaitu (Saputro dan Asri, 2000):

1. Peramalan kualitatif, yaitu peramalan yang didasarkan atas data kualitatif pada masa lalu. Hasil ramalan yang dibuat sangat tergantung pada orang yang menyusunnya. Hal ini penting karena peramalan tersebut ditentukan berdasarkan pemikiran yang bersifat intuisi, pendapat, dan pengetahuan serta pengalaman dari penyusunnya. Biasanya peramalan secara kualitatif ini didasarkan atas hasil penyelidikan, seperti pendapat *salesman*, pendapat sales manajer pendapat para ahli dan survey konsumen.
2. Peramalan kuantitatif, yaitu peramalan yang didasarkan atas data penjualan pada masa lalu. Hasil peramalan yang dibuat sangat tergantung pada metode yang dipergunakan dalam

peramalan tersebut. Penggunaan metode yang berbeda akan diperoleh hasil yang berbeda pula.

Berdasarkan sifat penyusunannya, peramalan dibagi menjadi dua jenis, yaitu (Ginting, 2007):

1. Peramalan subjektif, yaitu peramalan yang didasarkan atas perasaan atau intuisi dari orang yang menyusunnya.
2. Peramalan objektif, yaitu peramalan yang didasarkan atas data yang relevan pada masa lalu, dengan menggunakan teknik-teknik dan metode-metode dalam penganalisaan data tersebut.

2.2. Peramalan Beban Listrik

Peramalan beban listrik dalam pengoperasian sistem tenaga listrik sangat berguna dan berperan penting untuk melakukan pengaturan beban terutama secara *real time*. Peramalan beban listrik sebagai kajian dalam bidang perencanaan dan evaluasi operasi sistem tenaga listrik memegang peranan yang sangat penting karena berdasarkan jangka waktu peramalannya sesuai dengan Peraturan Menteri Energi dan Sumber Daya Mineral No. 03 Tahun 2007 tentang Aturan Jaringan Sistem Tenaga Listrik Jawa-Madura-Bali dalam Aturan Perencanaan Dan Pelaksanaan Operasi, peramalan beban listrik memiliki tujuan sebagai berikut:

1. Peramalan Jangka Panjang (*Long-Term Forecasting*), merupakan peramalan beban listrik untuk rencana operasional jangka panjang atau tahunan yang memiliki tujuan untuk menentukan kapasitas serta ketersediaan unit pembangkitan, sistem transmisi, dan sistem distribusi.
2. Peramalan Jangka Menengah (*Mid-Term Forecasting*), merupakan peramalan beban listrik untuk rencana operasional bulanan atau mingguan yang memiliki tujuan untuk mempersiapkan kebutuhan energi bulanan, penjadwalan, pemeliharaan, dan operasional baik itu unit pembangkitan, sistem transmisi, maupun distribusi.
3. Peramalan Jangka Pendek (*Short-Term Forecasting*), merupakan peramalan beban listrik untuk rencana operasional harian yang memiliki tujuan untuk analisis, perencanaan, dan evaluasi neraca energi, serta studi perbandingan beban listrik hasil peramalan dengan aktual tiap jamnya (*real time*).

2.3. Data

Data merupakan kumpulan fakta yang diketahui atas berbagai hal kejadian nyata atau berdasarkan pengamatan. Data dapat digunakan sebagai dasar untuk penarikan suatu kesimpulan atau informasi dengan pengolahan yang sesuai.

Data dapat dikelompokkan menjadi beberapa jenis, yaitu:

2.3.1. Berdasarkan Sifatnya

1. Data Kualitatif, merupakan data berdasarkan mutu atau pernyataan yang tidak disajikan dalam bentuk angka.
2. Data Kuantitatif, merupakan data yang disajikan dalam bentuk angka.

2.3.2. Berdasarkan Sumbernya

1. Data Internal, merupakan data yang diperoleh dari dalam suatu instansi dan menggambarkan kondisi suatu instansi tersebut.
2. Data Eksternal, merupakan data yang diperoleh dari luar suatu instansi dan menggambarkan kondisi suatu hal diluar instansi yang memiliki data tersebut.

2.3.3. Berdasarkan Cara Memperolehnya

1. Data Primer, merupakan data yang diperoleh secara langsung melalui hasil pengamatan dan diolah sendiri oleh pihak yang menggunakan data tersebut.
2. Data Sekunder, merupakan data yang diperoleh secara tidak langsung melalui hasil pengamatan dan diolah oleh pihak lain.

2.3.4. Berdasarkan Waktu Pengumpulannya

1. Data *Cross Section*, merupakan data yang dikumpulkan pada satu waktu tertentu.
2. Data *Time Series*, merupakan data yang dikumpulkan dari waktu ke waktu pada rentang waktu tertentu.
3. Data Panel, merupakan data gabungan antara *Cross Section* dan *Time Series*.

Pada data *time series* yang telah didapat dan diplot dalam bentuk grafik, akan dapat menunjukkan suatu pola perkembangan data tertentu menurut waktunya. Pola-pola tersebut merupakan komponen-komponen data *time series*. Adapun komponen-komponen data *time series* antara lain:

1. Tren (*Trend*)

Pola tren merupakan karakteristik data yang membentuk grafik linear, gradien yang naik turun menunjukkan adanya peningkatan atau penurunan yang konstan terhadap waktu.

2. Musiman (*Seasonality*)

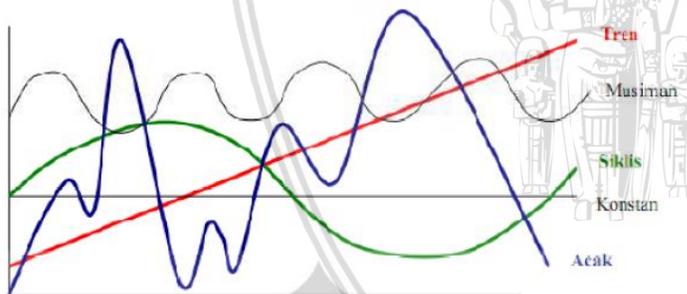
Pola musiman merupakan karakteristik data berupa grafik berulang terhadap waktu (membentuk siklus) yang terbentuk karena adanya pola kebiasaan dalam suatu periode tertentu.

3. Siklis (*Cycle*)

Pola siklis merupakan karakteristik data yang membentuk siklus dan hampir sama dengan pola musiman, namun pola siklis memiliki periode yang lebih panjang dibandingkan dengan pola musiman.

4. Acak (*Irregular*)

Pola acak merupakan karakteristik data yang membentuk grafik acak karena data atau variabelnya tidak dipengaruhi oleh faktor-faktor khusus sehingga pola yang terbentuk menjadi tidak menentu dan tidak dapat diperkirakan secara biasa.



Gambar 2. 1 Komponen-komponen Data Time Series

Sumber: Supranto. (2000)

Pada penelitian ini, data yang digunakan adalah besarnya pertumbuhan ekonomi, jumlah penduduk, serta nilai kebutuhan energi listrik tiap tahunnya. Sehingga data-data tersebut dapat dikelompokkan sebagai berikut:

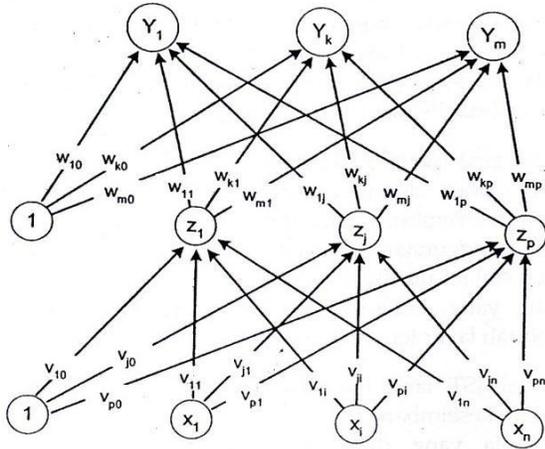
1. Berdasarkan sifatnya, termasuk data kuantitatif.
2. Berdasarkan sumbernya, termasuk data eksternal.
3. Berdasarkan cara memperolehnya, termasuk data sekunder.
4. Berdasarkan waktu pengumpulannya, termasuk data *time series*.

2.4. Artificial Neural Network (ANN) atau Jaringan Saraf Tiruan (JST)

JST atau Artificial Neural Network (ANN) adalah bagian dari sistem kecerdasan buatan (Artificial Intelligence, AI) yang merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Menggunakan algoritma backpropagation dengan umpan maju jaringan multilayer dan satu lapisan tersembunyi (*Hidden Layer*) yang diaplikasikan untuk memprediksi beban listrik. Dalam beberapa tahun terakhir jaringan saraf tiruan (*neural network*) secara luas digunakan dalam peramalan beban listrik karena kemampuan pembelajarannya yang sangat baik dan memuaskan. Pada kebanyakan teknik konvensional, fase pembentukan model dan estimasi parameter tidak dapat ditinggalkan, tetapi pada jaringan saraf tiruan fase ini dapat dilakukan secara otomatis melalui pembelajaran data yang sederhana. Melalui proses ini dimungkinkan untuk mendapatkan hubungan yang kompleks dan linier dari beban input, yang tidak mudah dianalisis dengan menggunakan teknik konvensional. Faktor-faktor yang mempengaruhi peramalan beban dapat ditambahkan dengan mudah dan proses training dapat dilakukan kembali. *Neural network* yang telah di-*training* dapat digunakan untuk melakukan peramalan beban listrik. Karena kepraktisannya tersebut, *neural network* menjadi sangat populer dalam bidang peramalan. Terkait dengan ini, penggunaan jaringan *backpropagation* yang berupa sejenis aturan untuk merealisasikan *mapping non-linier* antara *input* terhadap *output* sangat bermanfaat. Oleh karena itu, pemilihan variabel *input neural network* peramalan beban listrik menjadi penting karena pemilihan *input* yang tepat akan menghasilkan *output* peramalan yang baik. Pemilihan variabel *input* yang optimal akan sangat berpengaruh terhadap struktur model yang dibentuk, kecepatan pembelajaran dan pada akhirnya akan mempengaruhi keakuratan peramalan.

2.4.1. Arsitektur Backpropagation

Backpropagation memiliki beberapa unit yang ada dalam satu atau lebih layer tersembunyi seperti pada Gambar 2.2. Pada Gambar 2.2 ditunjukkan suatu arsitektur jaringan *backpropagation* dengan n buah masukan (ditambah sebuah bias), sebuah layer tersembunyi yang terdiri dari p unit (ditambah sebuah bias), serta m buah unit keluaran.



Gambar 2. 2 Arsitektur Jaringan Backpropagation

Pada Gambar 2.2 ditunjukkan suatu arsitektur jaringan *backpropagation* dengan n buah masukan (ditambah sebuah bias), sebuah layer tersembunyi yang terdiri dari p unit (ditambah sebuah bias), serta m buah unit keluaran. Bobot garis dari unit masukan X_i ke unit layer tersembunyi Z_j dinyatakan v_{ji} . Sebagai contoh, v_{j0} merupakan bobot garis yang menghubungkan bias di unit masukan ke unit layer tersembunyi Z_j . Sementara itu, w_{kj} merupakan bobot dari unit layer tersembunyi z_j ke unit keluaran Y_k (w_{k0} merupakan bobot dari bias di layer tersembunyi ke unit keluaran Y_k).

2.4.2. Fungsi Backpropagation

Terdapat beberapa fungsi yang sering digunakan dalam *backpropagation*, salah satunya adalah fungsi aktivasi. Fungsi aktivasi digunakan untuk menentukan keluaran suatu neuron. Argumen fungsi aktivasi adalah jumlah net masukan (kombinasi linier masukan dan bobotnya). Jika $net = \sum x_i w_i$, maka fungsi aktivasinya adalah $f(net) = f(\sum x_i w_i)$. Beberapa fungsi yang sering dipakai adalah:

- 1) Fungsi *threshold* (batas ambang)

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{jika } x \geq a \\ 0 & \text{jika } x < a \end{cases}$$

- 2) Fungsi sigmoid

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

Fungsi sigmoid sering dipakai karena nilai fungsinya yang terletak antara 0 dan 1 dan dapat diturunkan dengan mudah.

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

2.4.3. Proses Pembelajaran Jaringan Saraf Tiruan

Proses pembelajaran merupakan suatu metode untuk pengenalan objek yang sifatnya berkelanjutan yang selalu direspon secara berbeda dari setiap proses pembelajaran tersebut. Tujuan dari pembelajaran ini sebenarnya untuk memperkecil tingkat *error* dalam pengenalan suatu objek. Secara mendasar jaringan saraf tiruan memiliki sistem pembelajaran yang terdiri dari pembelajaran terawasi (*supervised learning*) dan tanpa pengawasan (*unsupervised learning*).

2.4.4. Pelatihan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation

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

2.5. Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

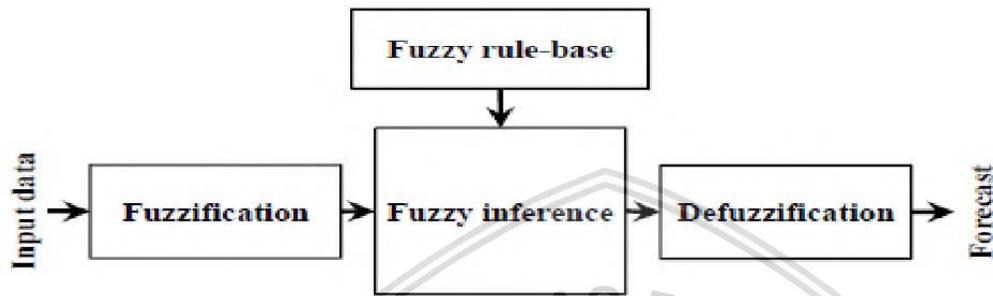
Istilah Fuzzy berarti “tidak terdefiniskan dengan jelas”. Dalam kelompok fuzzy, suatu objek dapat tergolong dalam suatu kelompok sebagian saja. Derajat keanggotaan didefinisikan melalui fungsi karakteristik yang digeneralisasikan yang disebut fungsi keanggotaan, yang mana U adalah semesta, dan A adalah subkelompok fuzzy dari U :

$$\mu_A(u): U \rightarrow [0,1]$$

Nilai dari fungsi keanggotaan adalah bilangan real dalam interval $[0,1]$, dimana 0 berarti objek tersebut bukan merupakan anggota kelompok, dan 1 berarti objek tersebut adalah anggota sepenuhnya. Setiap nilai fungsi disebut derajat keanggotaan.

Dalam logika fuzzy, input dihubungkan pada perbandingan berdasarkan kualitas untuk memungkinkan pengambilan kesimpulan output dari input secara logis: tidak perlu model matematika untuk pemetaan antara input dan output dan tidak perlu ketepatan atau bebas gangguan pada input. Berdasarkan aturan umum, sistem logika fuzzy yang dirancang dengan tepat sangat tepat untuk melakukan peramalan beban listrik.

Sebagai tambahan, logika fuzzy dan algoritma ANN/JST dianggap sebagai metode yang lebih superior dibanding metode konvensional lainnya. Aspek numerik dan ketidakpastian dari peramalan sangat cocok dalam metodologi fuzzy. Gambar dibawah menunjukkan Model Fuzzy, yang meliputi data input, fuzzifikasi data, aturan dasar fuzzy dalam sistem inferensi fuzzy dan output defuzzifikasi.



Gambar 2. 3 Blok Diagram Model Sistem Logika Fuzzy
 Sumber: Melodi. (2017)

2.6. Perhitungan Error

Kesalahan mutlak rata-rata (MAE) merupakan standar ukuran lain yang bermanfaat dimana banyak digunakan dalam mengevaluasi model peramalan. MAE juga memberikan bobot yang sama untuk semua kesalahan, RMSE menghukum varians karena memberikan kesalahan dengan nilai absolut yang lebih besar lebih erat daripada kesalahan dengan nilai absolut yang lebih kecil.

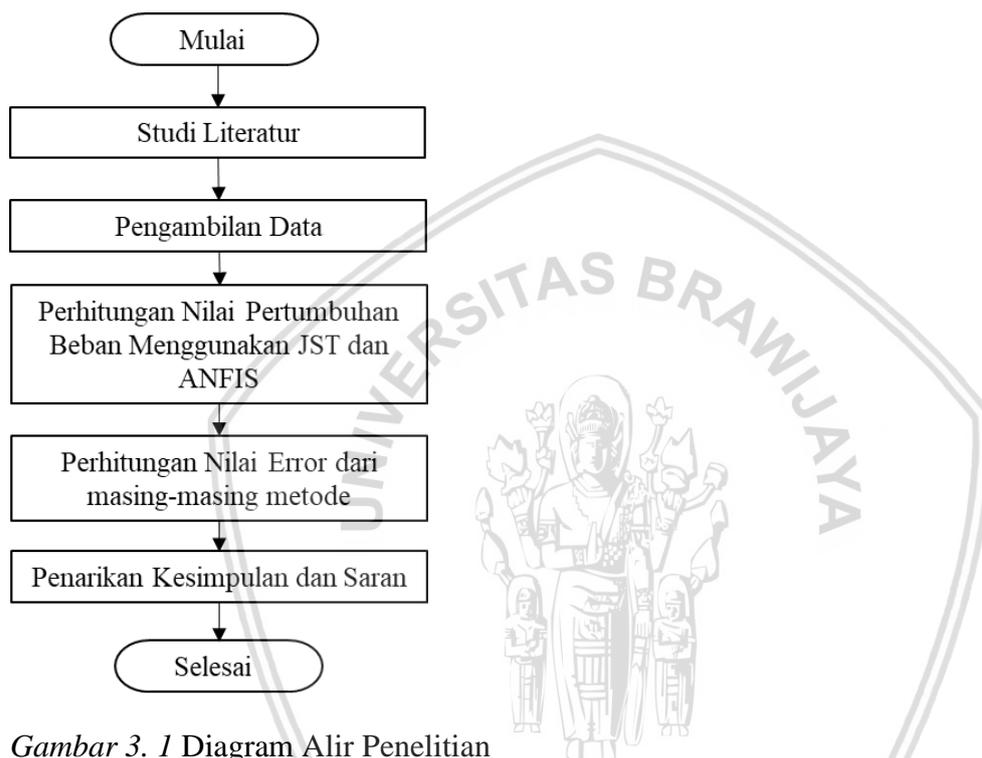
Metrik statistik terbaik seharusnya tidak hanya menyediakan ukuran kinerja tetapi juga representasi dari distribusi kesalahan. MAE cocok untuk menggambarkan kesalahan terdistribusi seragam. Karena kesalahan model cenderung memiliki distribusi normal daripada distribusi seragam, RMSE adalah metrik yang lebih baik untuk menyajikan daripada MAE untuk jenis data seperti itu (Chai & Draxler, 2014).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2}$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |e_i|$$

BAB III METODE PENELITIAN

Langkah-langkah yang akan digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada diagram alir berikut:



Gambar 3. 1 Diagram Alir Penelitian

3.1. Studi Literatur

Studi literatur yang digunakan mengacu pada teori pendukung tentang peramalan kebutuhan energi listrik di lingkup Indonesia dengan metode JST dan ANFIS, dan Bahasa Pemrograman yang digunakan menganalisis dengan metode ini. Studi literatur ini menggunakan acuan yang berasal dari jurnal, buku, dan internet.

3.2. Pengambilan Data

Data-data yang digunakan adalah data yang berasal dari RUPTL PLN 2018-2027.

Data tersebut meliputi:

1. Kebutuhan energi listrik Indonesia tahun 2008-2017.
2. Jumlah penduduk Indonesia tahun 2008-2017.
3. Pertumbuhan ekonomi Indonesia tahun 2008-2017.

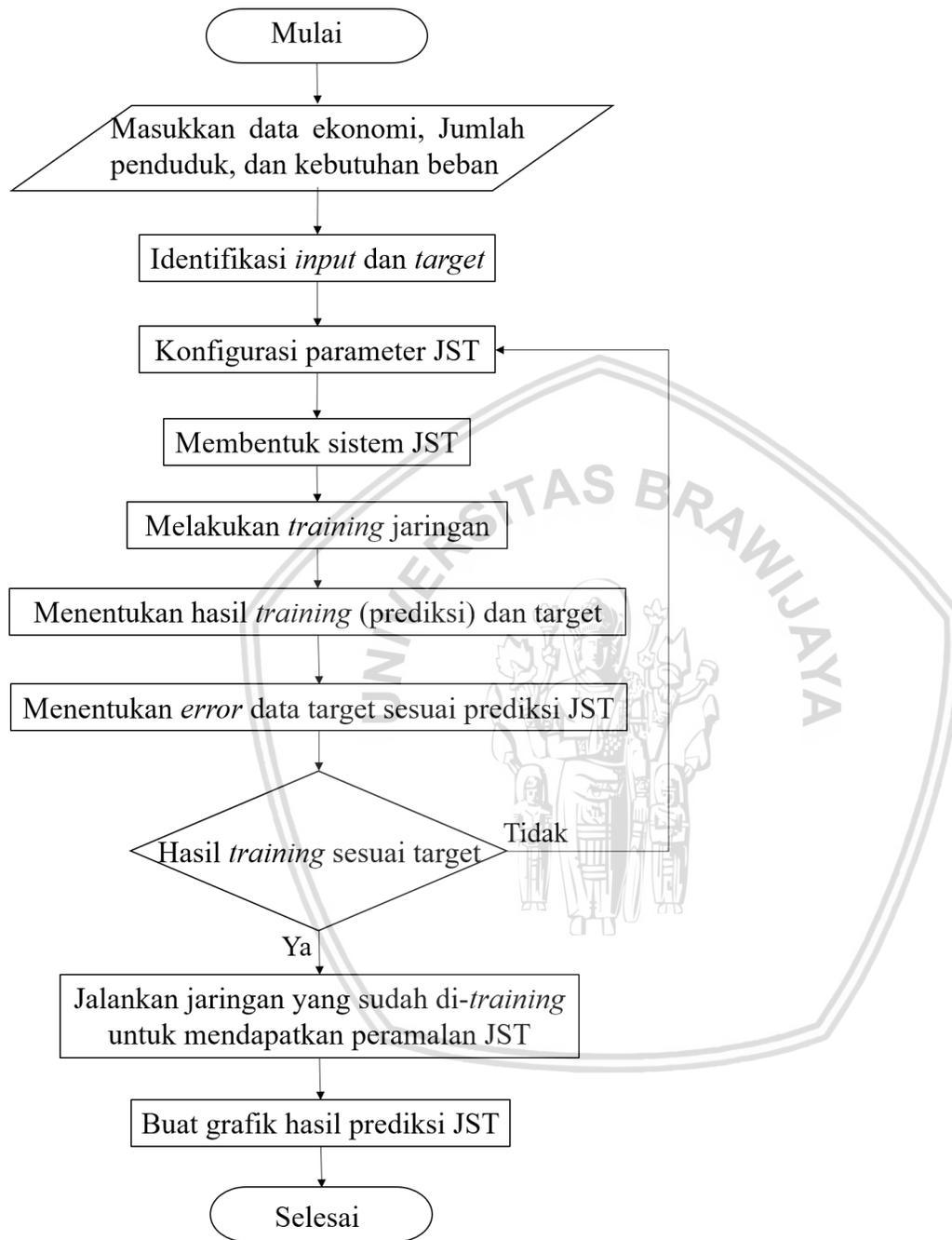
Pengelompokkan data:

- a. Data jumlah penduduk dan pertumbuhan ekonomi digunakan sebagai data *input* untuk melakukan peramalan kebutuhan energi listrik.
- b. Data tahun 2008-2017 akan digunakan sebagai data *training* untuk melakukan *testing* peramalan tahun 2018-2026.



3.3. Perhitungan Nilai Pertumbuhan Beban Menggunakan JST dan ANFIS

3.3.1. Peramalan JST



Gambar 3. 2 Algoritma Peramalan JST

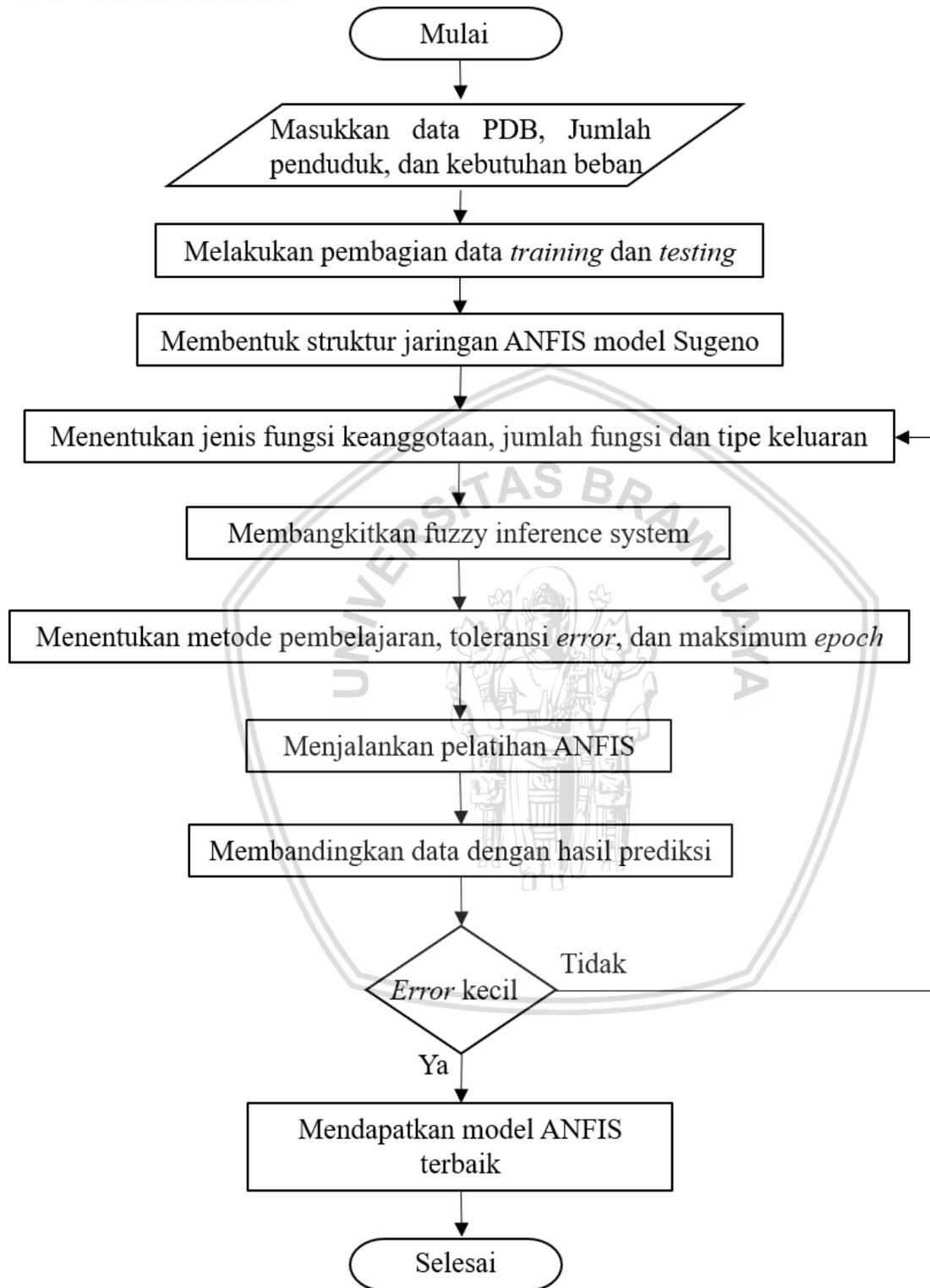
Peramalan dimulai dengan merancang *flowchart training neural network* dan *flowchart testing neural network*. Setelah itu membangun jaringan *neural network backpropagation* menggunakan *software* yang dilanjutkan dengan inisiasi awal jaringan *neural network backpropagation*. Tujuan dari pelatihan (*training*) adalah untuk melakukan proses pembelajaran

dengan *backpropagation* untuk menentukan nilai bobot baru. Data *input* dan data *output* dilatih untuk mendapatkan suatu nilai bobot baru. Parameter yang diperhatikan dalam inisialisasi jaringan pada jaringan adalah: maksimum *error*, toleransi *error*, menentukan fungsi aktivasi, menentukan iterasi (*epoch*), menentukan *hidden layer* dan *output layer*, menentukan fungsi pelatihan jaringan, menentukan *learning rate*.

Semua tahapan pelatihan (*training*) ini akan dilakukan berulang-ulang untuk mendapatkan bobot terbaik dengan *error* terkecil. Bobot terbaik tersebut akan digunakan untuk melakukan pengujian (*testing*). Proses pengujian (*testing*) adalah proses melakukan tes pembelajaran dengan menggunakan bobot terlatih untuk melakukan peramalan.



3.3.2. Peramalan ANFIS



Gambar 3. 3 Algoritma Peramalan ANFIS

Peramalan dimulai dengan memasukkan data yang berupa pertumbuhan ekonomi, jumlah penduduk, dan kebutuhan energi listrik Indonesia yang berasal dari RUPTL PLN 2018-2027. Kemudian dilakukan pembagian data *train* dan *test* sesuai rancangan yang telah disusun, kemudian membentuk struktur jaringan ANFIS model Sugeno yang berupa beberapa *input* dan sebuah *output*. Kemudian menentukan jenis fungsi keanggotaan, jumlah fungsi keanggotaan, dan tipe *output* untuk menentukan struktur jaringan ANFIS. Kemudian dilakukan pembelajaran ANFIS sampai didapat target yang telah ditentukan, setelah itu dilakukan peramalan saat sudah dilakukan *training*.

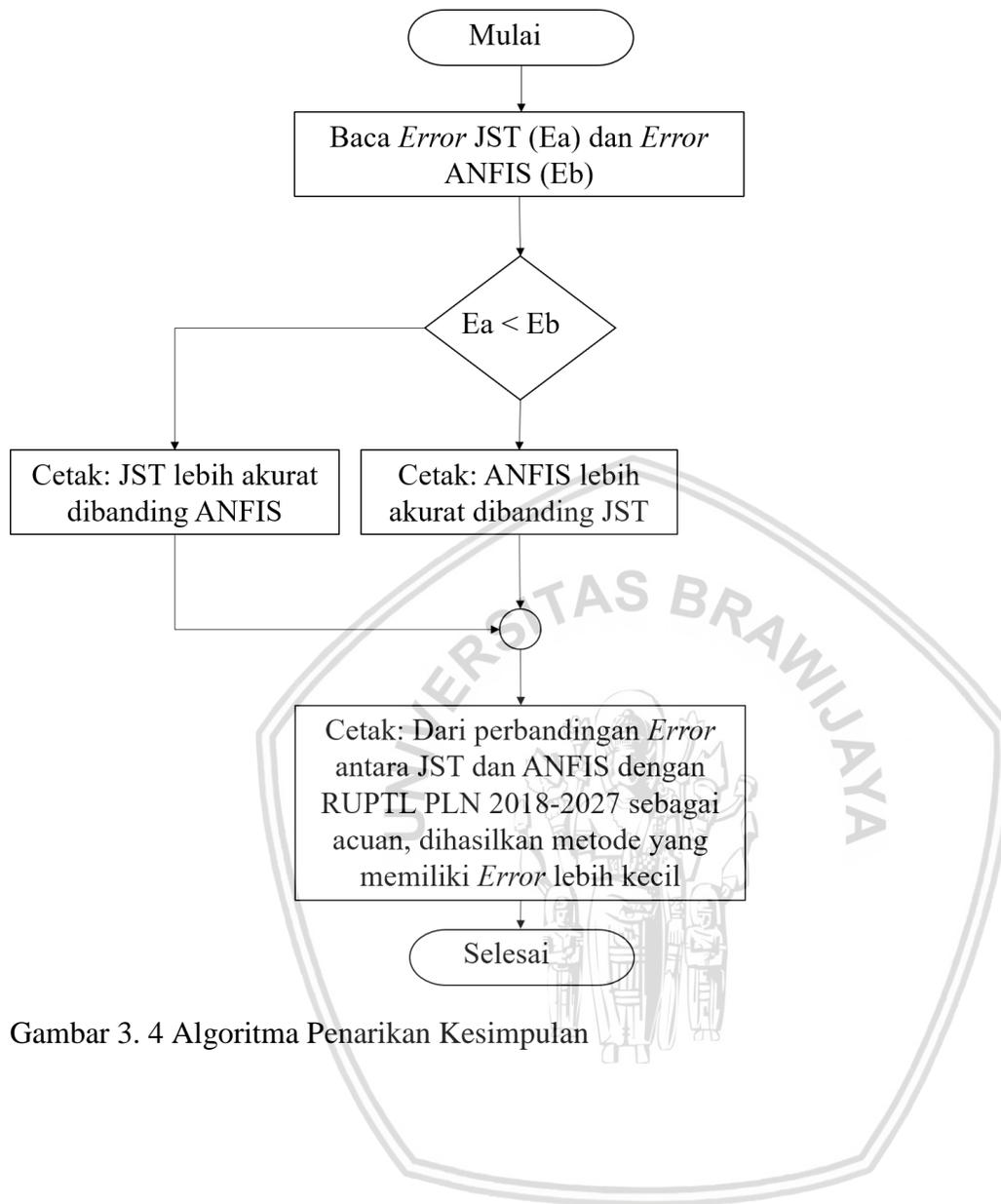
Hasil peramalan tersebut kemudian dibandingkan dengan data sesungguhnya dengan menghitung *error*. Perhitungan *error* dilakukan dengan dua metode yang digunakan yaitu *Root Mean Square Error* dan *Mean Absolute Error*. Apabila *error* yang dimiliki sesuai yang diharapkan maka peramalan sudah selesai tetapi apabila *error* yang dimiliki tidak sesuai maka proses kembali pada point penentuan jenis fungsi keanggotaan dan sebagainya sampai proses pelatihan selesai dan *error* yang dihasilkan sesuai dengan yang diharapkan.

3.4. Perhitungan Nilai Error Dari Masing-masing Metode

Dari analisis yang telah dilakukan, maka dapat diketahui besarnya nilai dari perhitungan yang dihitung dengan JST dan ANFIS dengan nilai sebenarnya sehingga dapat diketahui nilai *error* tiap metode. Dari perhitungan *error* tiap metode didapat RMSE (*root mean square error*) dan MAE (*mean absolute error*). *Error* yang diperoleh dapat dibandingkan dan disimpulkan metode yang memiliki akurasi peramalan yang lebih baik.

3.5. Penarikan Kesimpulan dan Saran

Pada tahap ini digunakan untuk membandingkan *error* antara metode JST dengan ANFIS yaitu perhitungan perkiraan kebutuhan beban dengan menggunakan metode konvensional. Setelah mendapatkan *error* JST dan membandingkannya dengan nilai *error* dari metode ANFIS, maka akan didapat hasil *error* mana yang lebih baik antara metode JST dengan ANFIS.



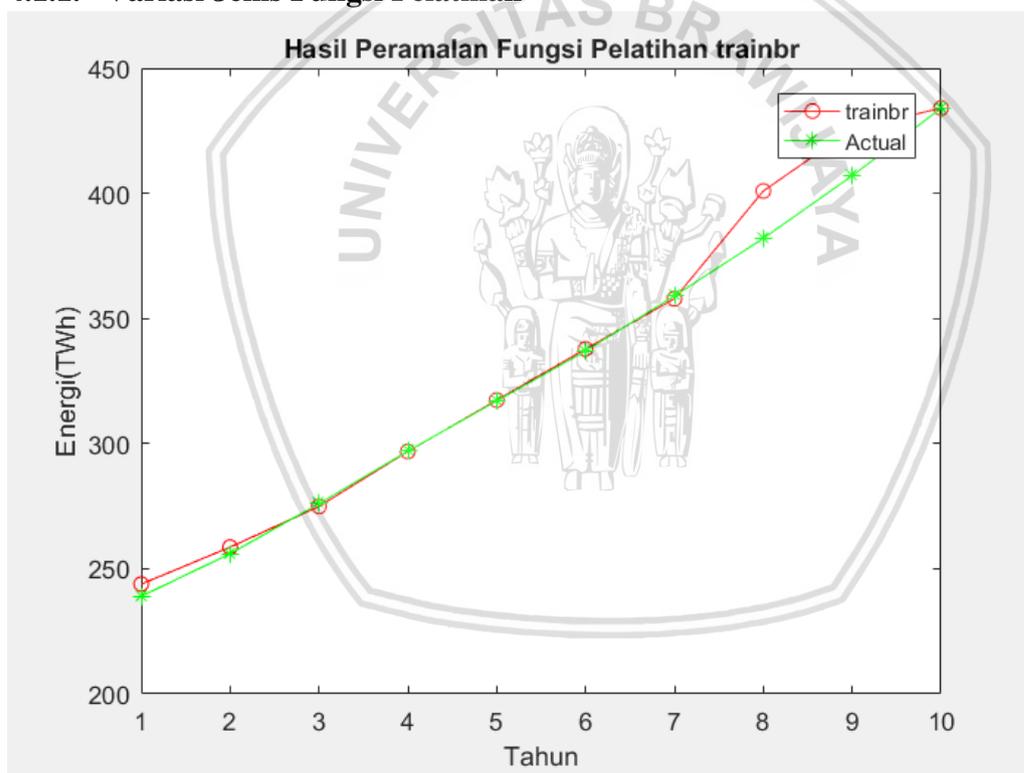
Gambar 3. 4 Algoritma Penarikan Kesimpulan

BAB IV PERAMALAN DAN ANALISIS

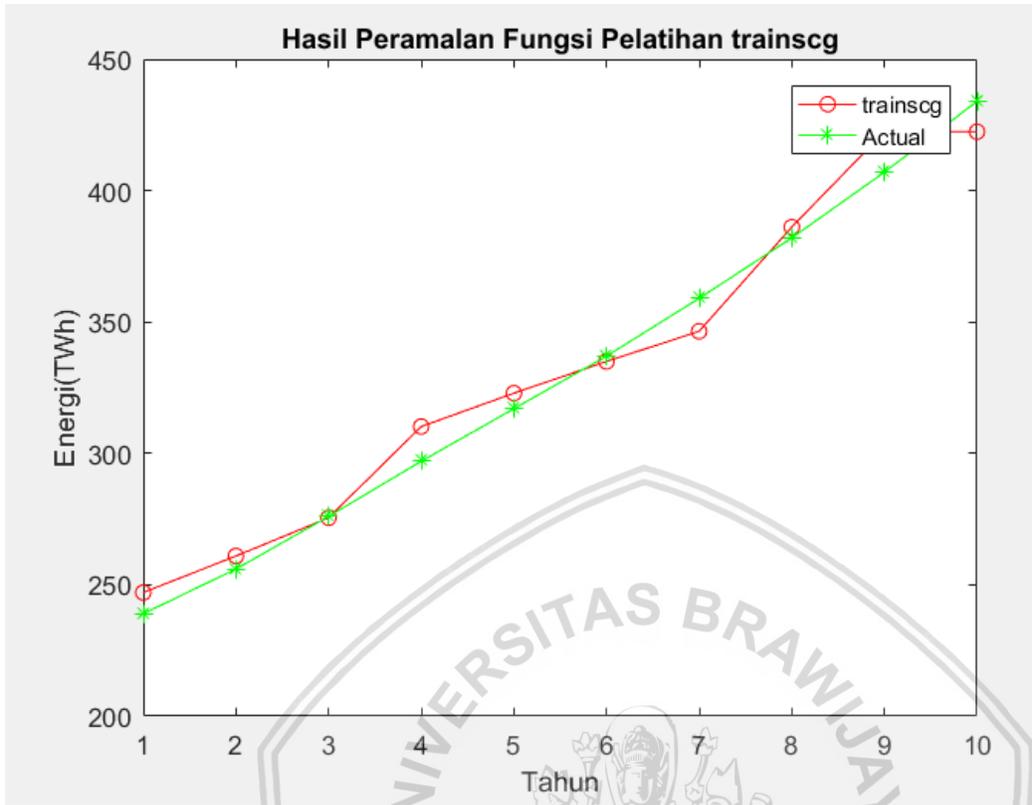
4.1. Analisis ANN/JST

Pada analisis metode ANN ini dilakukan variasi fungsi pelatihan dan variasi jumlah neuron pada *hidden layer*. Variasi fungsi pelatihan yang akan dilakukan sebanyak 3 buah yaitu *trainbr* (*Bayesian Regularization*), *trainscg* (*Scaled Conjugate Gradient*), dan *trainlm* (*Levenberg-Marquardt*). Sedangkan jumlah neuron akan divariasikan sebanyak 10, 20, 30, 40, dan 50 neuron.

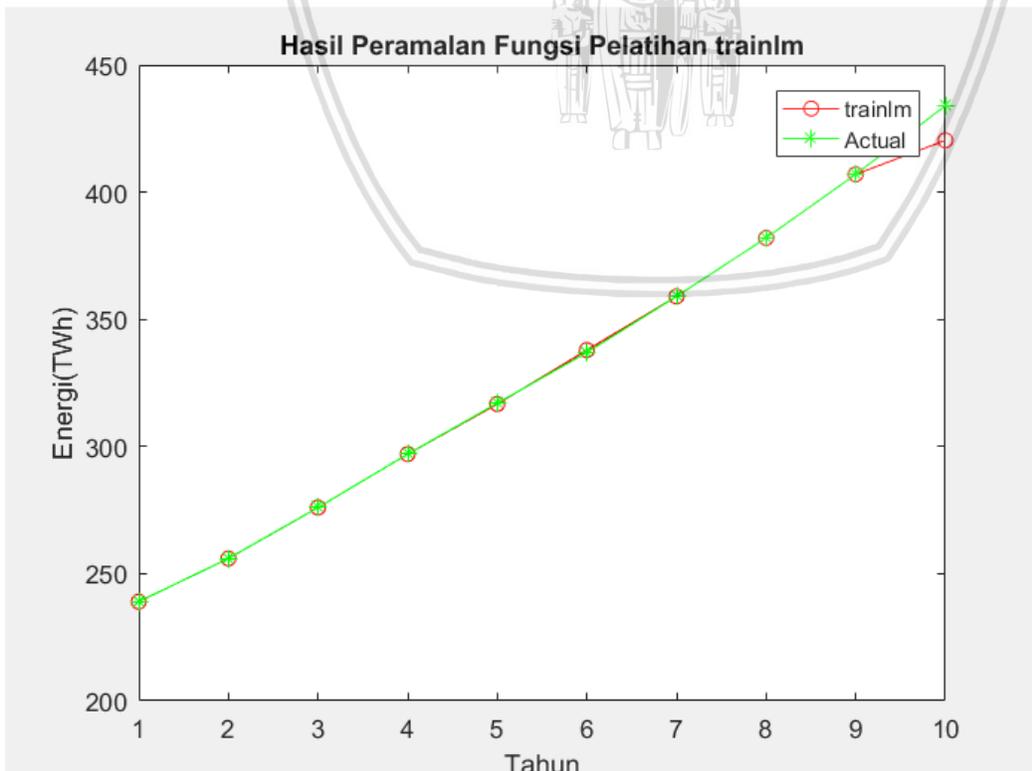
4.1.1. Variasi Jenis Fungsi Pelatihan



Gambar 4. 1 Percobaan dengan fungsi pelatihan trainbr



Gambar 4. 2 Percobaan dengan fungsi pelatihan trainscg



Gambar 4. 3 Percobaan dengan fungsi pelatihan trainlm

Pada gambar 4.1 menunjukkan hasil peramalan menggunakan fungsi pembelajaran *trainbr* (*Bayesian Regularization*), pada fungsi pembelajaran ini terjadi *error* rata-rata sebesar 4,8604 TWh. Hasil peramalan menggunakan fungsi pembelajaran ini belum mampu mendekati target dengan cukup baik.

Pada gambar 4.2 menunjukkan hasil peramalan menggunakan fungsi pembelajaran *trainscg* (*Scaled Conjugate Gradient*), pada fungsi pembelajaran ini terjadi *error* rata-rata sebesar 8,057 TWh. Hasil peramalan menggunakan fungsi pembelajaran ini belum mampu mendekati target dengan cukup baik.

Sedangkan pada gambar 4.3 menunjukkan hasil peramalan menggunakan fungsi pembelajaran *trainlm* (*Levenberg-Marquardt*), pada fungsi pembelajaran ini terjadi *error* rata-rata sebesar 1,4967 TWh.

Kemudian seluruh hasil percobaan variasi jenis fungsi pelatihan akan dibandingkan dengan data aktual dari RUPTL PLN 2018-2027, yang akan ditunjukkan pada tabel 4.1 berikut.

Tabel 4. 1
Hasil Percobaan Variasi Jenis Fungsi Pelatihan

Tahun	Kebutuhan Energi Listrik (TWh)			
	Data Aktual RUPTL PLN 2018-2027	Jenis Pelatihan JST/ANN		
		<i>trainbr</i>	<i>trainscg</i>	<i>trainlm</i>
2018	239	243,8516	247,059	239
2019	256	258,6246	260,95	255,954
2020	276	274,8679	275,475	276
2021	297	296,8506	310,206	297
2022	317	317,3565	322,903	316,6713
2023	337	337,833	334,964	337,9099
2024	359	357,8786	346,471	359
2025	382	400,9131	386,125	382
2026	407	425,6039	424,614	407
2027	434	434,0182	422,376	420,352

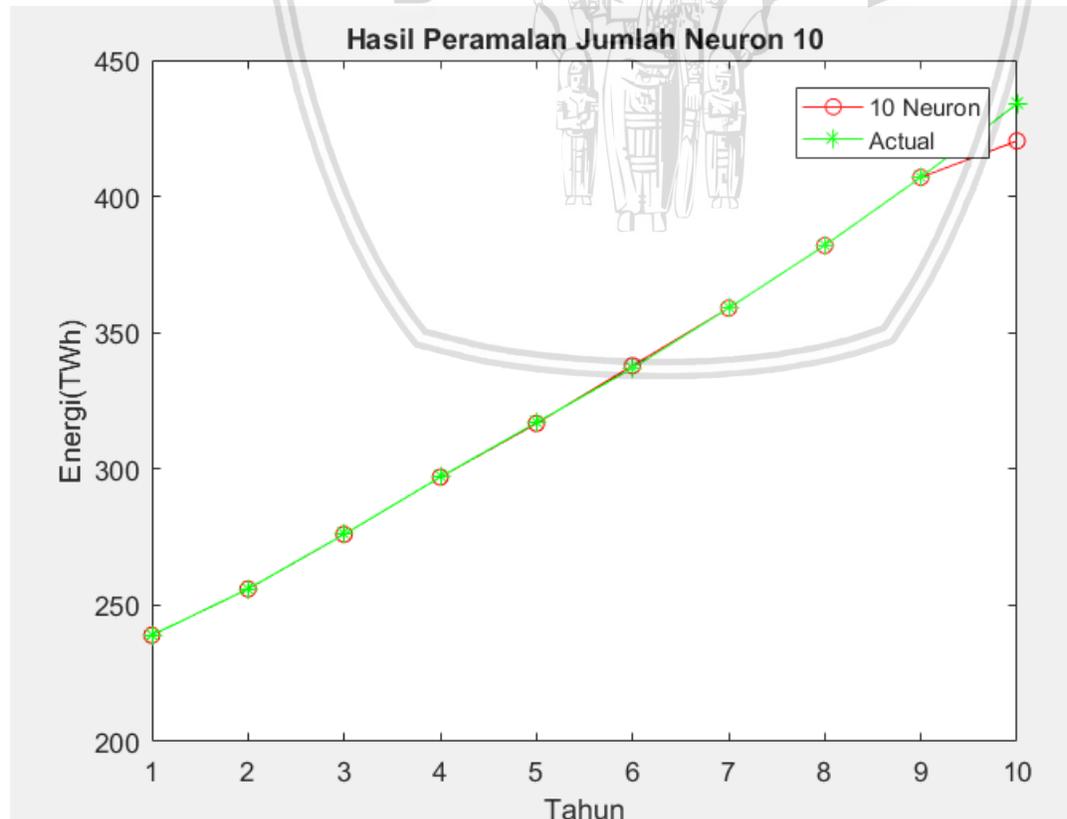
Dari percobaan diatas maka dilakukan perhitungan untuk mengetahui nilai *error* dengan cara melakukan perhitungan RMSE dan MAE yang akan ditunjukkan pada tabel 4.2.

Tabel 4. 2
Perbandingan Error Pada Percobaan Variasi Jenis Fungsi Pelatihan

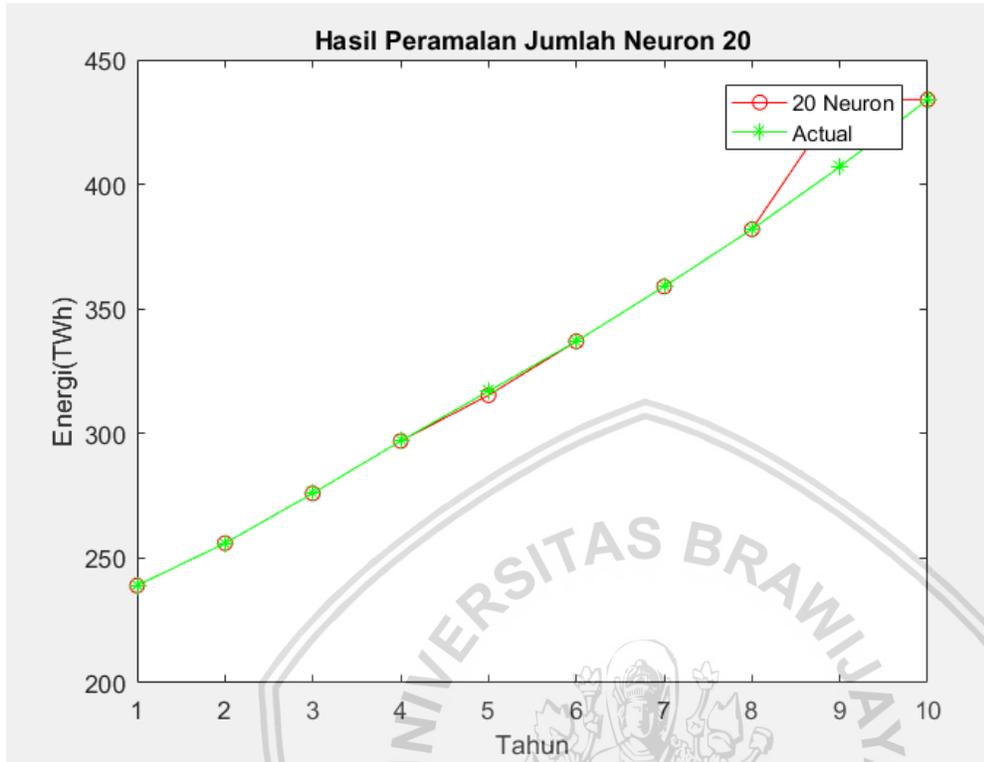
Fungsi Pelatihan JST/ANN	RMSE (TWh)	MAE (TWh)
<i>trainbr</i>	8,5885	4,8604
<i>trainscg</i>	9,2122	8,057
<i>trainlm</i>	4,3267	1,4967

Dapat dilihat pada tabel 4.2 bahwa nilai RMSE dan MAE terkecil diperoleh pada percobaan dengan fungsi pelatihan *trainlm* (*Levenberg-Marquardt*), dan nilai RMSE dan MAE terbesar diperoleh pada percobaan dengan fungsi pelatihan *trainscg* (*Scaled Conjugate Gradient*). Sehingga pada penelitian ini fungsi pelatihan terbaik adalah *trainlm* (*Levenberg-Marquardt*).

4.1.2. Variasi Jumlah Neuron

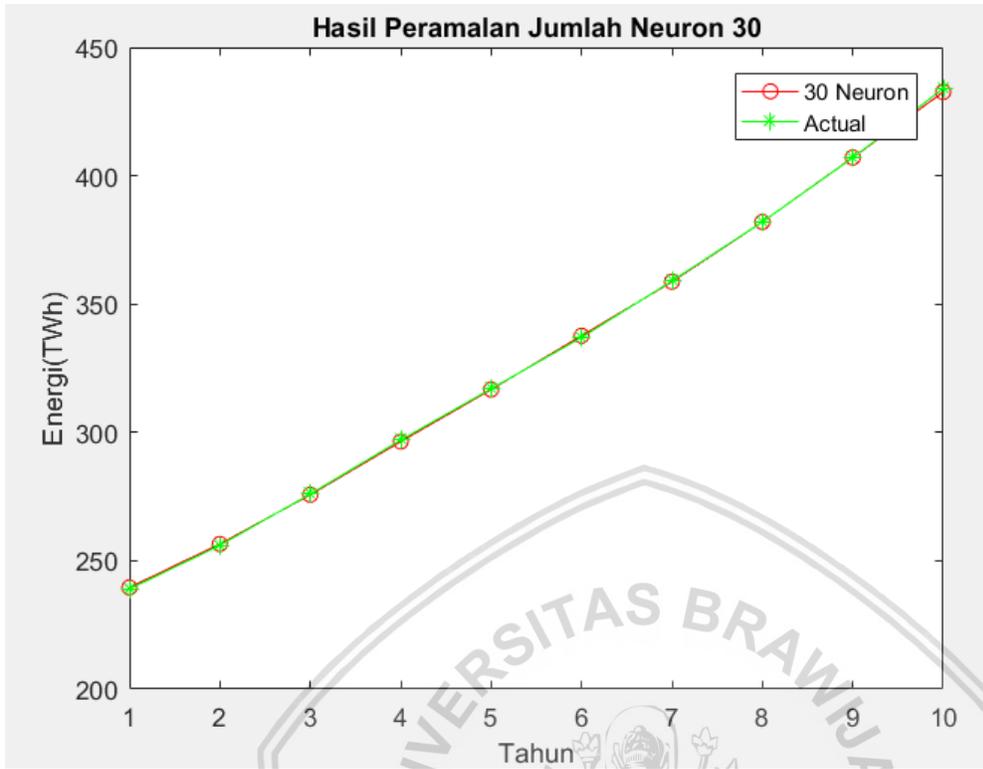


Gambar 4. 4 Percobaan dengan jumlah neuron 10

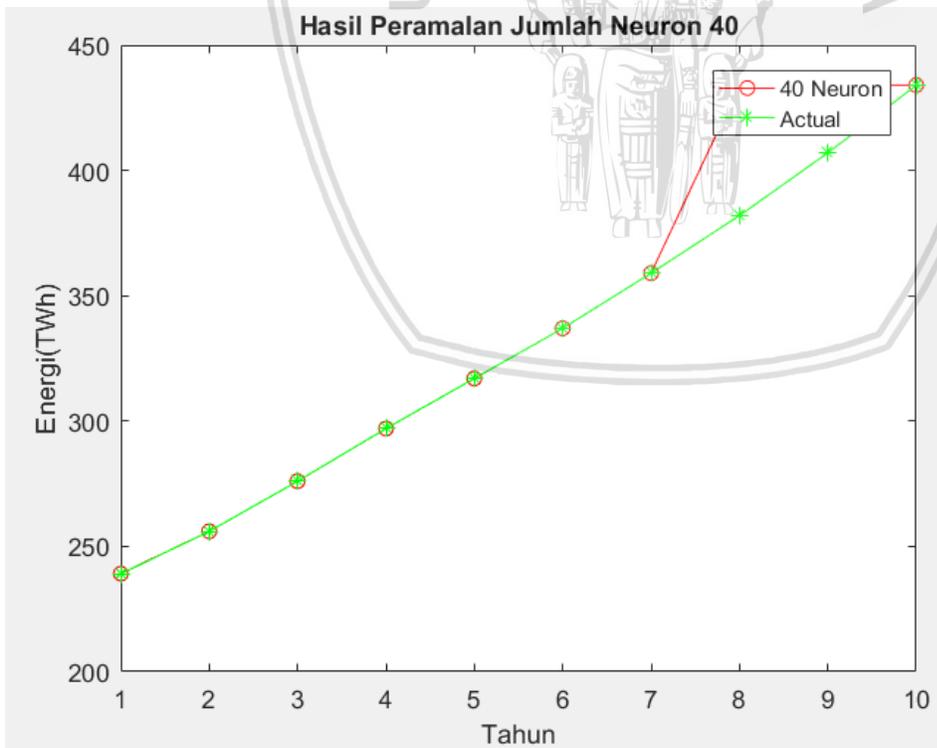


Gambar 4. 5 Percobaan dengan jumlah neuron 20

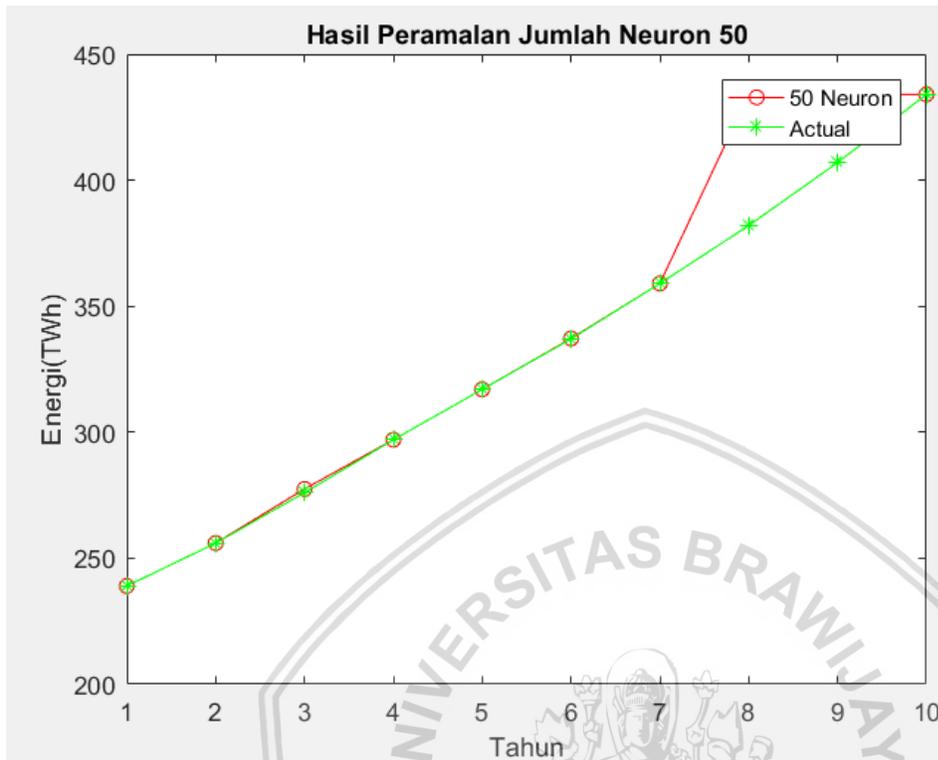




Gambar 4. 6 Percobaan dengan jumlah neuron 30



Gambar 4. 7 Percobaan dengan jumlah neuron 40



Gambar 4. 8 Percobaan dengan jumlah neuron 50

Pada gambar 4.4 menunjukkan hasil peramalan menggunakan jumlah neuron sebanyak 10, pada fungsi pembelajaran ini terjadi *error* rata-rata sebesar 1,4967 TWh.

Pada gambar 4.5 menunjukkan hasil peramalan menggunakan jumlah neuron sebanyak 20, pada fungsi pembelajaran ini terjadi *error* rata-rata sebesar 2,8692 TWh.

Pada gambar 4.6 menunjukkan hasil peramalan menggunakan jumlah neuron sebanyak 30, pada fungsi pembelajaran ini terjadi *error* rata-rata sebesar 0,4779 TWh.

Pada gambar 4.7 menunjukkan hasil peramalan menggunakan jumlah neuron sebanyak 40, pada fungsi pembelajaran ini terjadi *error* rata-rata sebesar 7,9137 TWh.

Pada gambar 4.8 menunjukkan hasil peramalan menggunakan jumlah neuron sebanyak 50, pada fungsi pembelajaran ini terjadi *error* rata-rata sebesar 9,4084 TWh.

Kemudian seluruh hasil percobaan variasi jumlah neuron dibandingkan dengan data aktual dari RUPTL PLN 2018-2027, yang akan ditunjukkan pada tabel 4.3 berikut.

Tabel 4. 3
Hasil Percobaan Variasi Jumlah Neuron

Tahun	Data Aktual RUPTL PLN 2018-2027	Kebutuhan Energi Listrik (TWh)				
		Jumlah Neuron pada metode JST/ANN fungsi pelatihan <i>trainlm</i>				
		10	20	30	40	50
2018	239	239	239	239,5781	239,125	239,0005
2019	256	255,954	256	256,5207	256	256,0009
2020	276	276	276	275,7011	276	277,4886
2021	297	297	297	296,4098	297	297,0012
2022	317	316,6713	315,3887	316,6942	316,9878	317,001
2023	337	337,9099	337	337,6499	337	337,1935
2024	359	359	359	358,6794	359	359,0008
2025	382	382	382	382,0064	434	434
2026	407	407	433,9999	407,0898	434	434
2027	434	420,352	434	432,5815	434	434

Dari percobaan diatas maka dilakukan perhitungan untuk mengetahui nilai *error* dengan cara melakukan perhitungan RMSE dan MAE seperti pada tabel 4.4.

Tabel 4. 4
Perbandingan Error Variasi Jumlah Neuron Pada Metode ANN/JST Dengan Fungsi Pelatihan Trainlm

Jumlah Neuron	RMSE (TWh)	MAE (TWh)
10	4,3267	1,4967
20	8,5533	2,8692
30	0,6068	0,4779
40	18,5284	7,9137
50	18,5344	9,4084

Dapat dilihat pada tabel 4.4 diatas bahwa nilai RMSE dan MAE terkecil diperoleh pada percobaan dengan jumlah neuron 30, sedangkan nilai RMSE dan MAE terbesar diperoleh pada

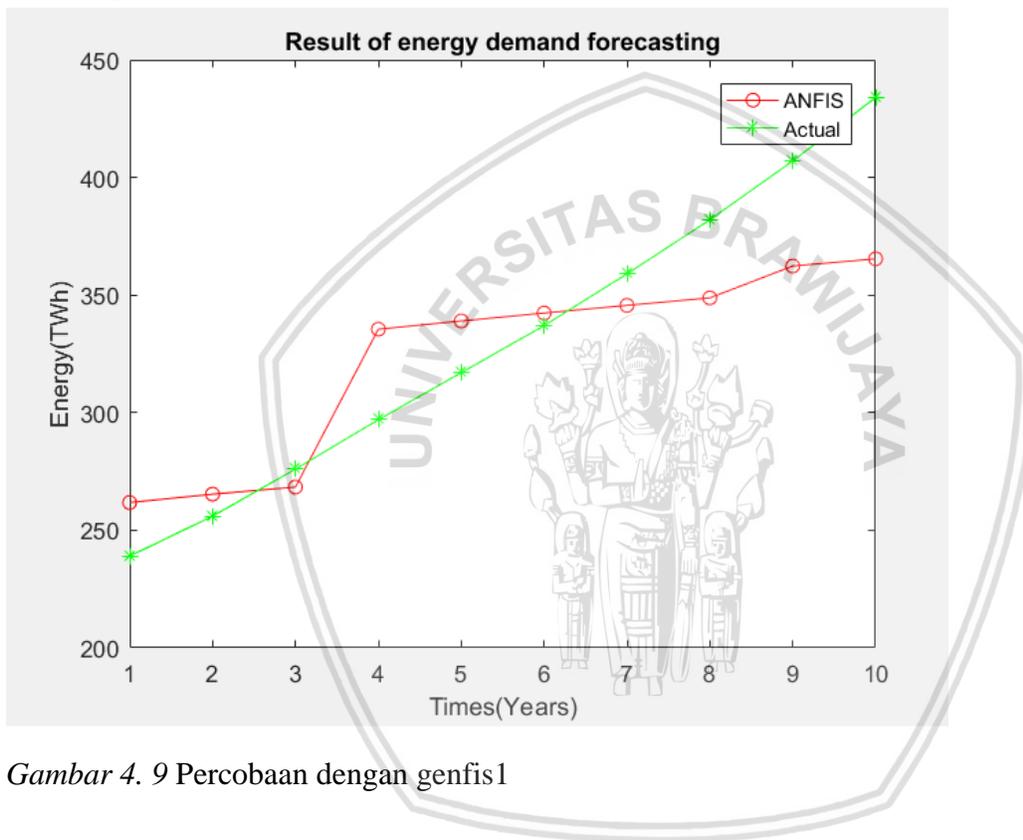


percobaan dengan jumlah neuron 50. Sehingga metode ANN/JST terbaik diperoleh dari jenis pembelajaran *trainlm* dengan jumlah neuron 30

4.2. Analisis ANFIS

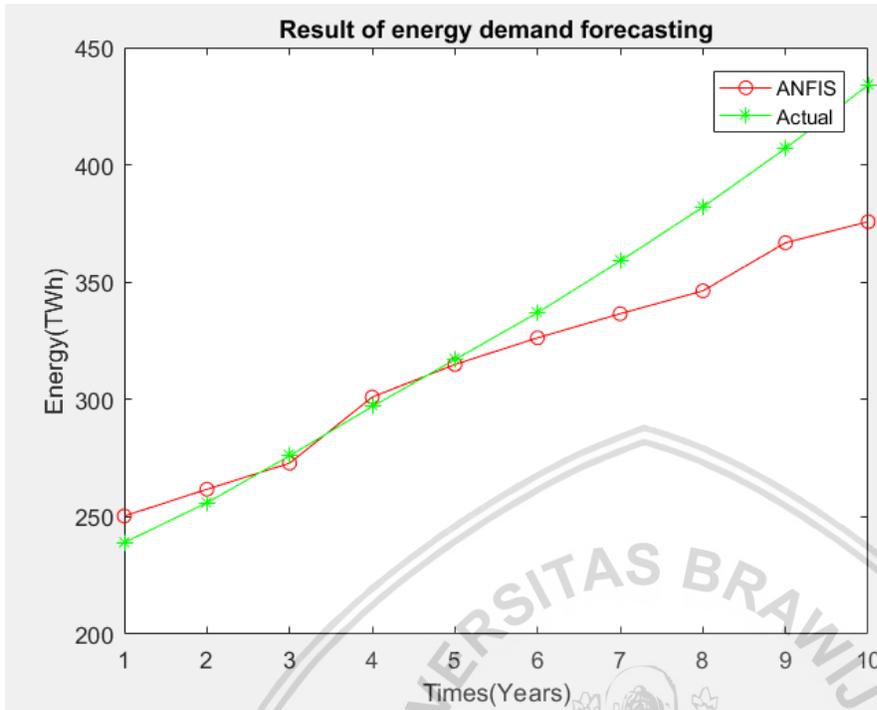
Pada analisis metode ANFIS ini dilakukan variasi jenis genfis yang terdapat pada aplikasi Matlab 2016. Simulasi akan dilakukan dengan melakukan pengujian dengan 3 jenis genfis. Semua percobaan dilakukan dengan iterasi sebanyak 100.

4.2.1. Genfis 1



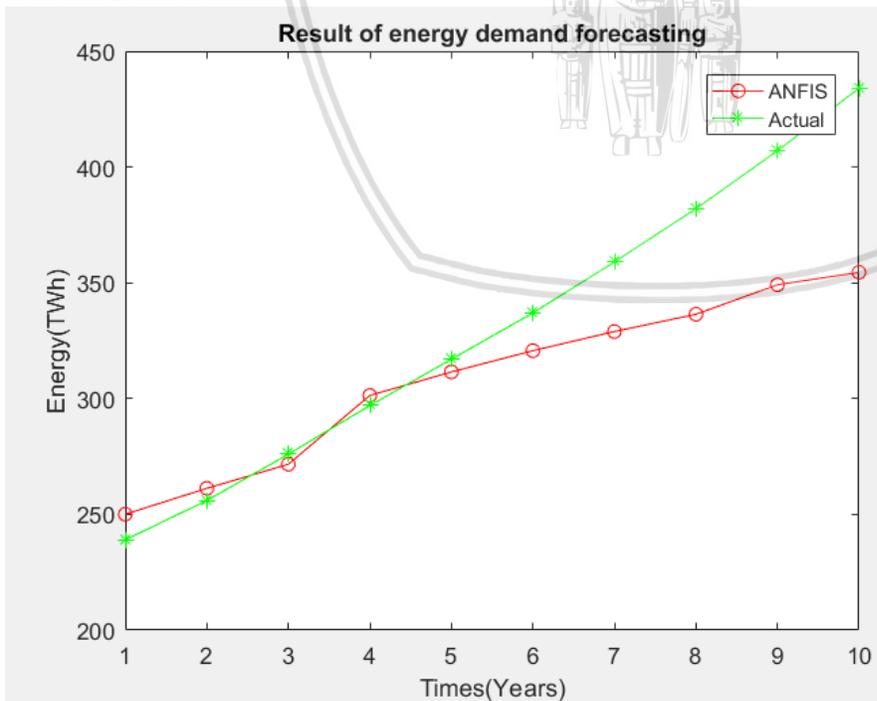
Gambar 4. 9 Percobaan dengan genfis 1

4.2.2. Genfis 2



Gambar 4. 10 Percobaan dengan genfis2

4.2.3. Genfis 3



Gambar 4. 11 Percobaan dengan genfis3

Pada gambar 4.9 menunjukkan hasil peramalan menggunakan *genfis1*, pada fungsi pembelajaran ini terjadi *error* rata-rata sebesar 25,5446 TWh.

Pada gambar 4.10 menunjukkan hasil peramalan menggunakan *genfis2*, pada fungsi pembelajaran ini terjadi *error* rata-rata sebesar 19,3614 TWh.

Pada gambar 4.11 menunjukkan hasil peramalan menggunakan *genfis3*, pada fungsi pembelajaran ini terjadi *error* rata-rata sebesar 25,9811 TWh.

Kemudian seluruh hasil percobaan variasi jenis *genfis* dibandingkan dengan data aktual dari RUPTL PLN 2018-2027, yang akan ditunjukkan pada tabel 4.5 berikut.

Tabel 4. 5
Hasil Percobaan ANFIS Dengan Variasi Jenis Genfis

Tahun	Kebutuhan Energi Listrik (TWh)			
	Data Aktual RUPTL PLN 2018-2027	Jenis Genfis		
		<i>genfis1</i>	<i>genfis2</i>	<i>genfis3</i>
2018	239	261,7753	250,3213	250,0654
2019	256	265,3374	261,7431	261,2389
2020	276	268,3614	272,8494	271,6483
2021	297	335,4880	301,0226	301,3638
2022	317	338,9759	314,9171	311,5087
2023	337	342,3510	326,2764	320,6756
2024	359	345,6155	336,5567	328,9483
2025	382	348,7816	346,2923	336,4091
2026	407	362,3388	366,8024	349,1415
2027	434	365,3845	375,7789	354,5257

Dari percobaan diatas maka dilakukan perhitungan untuk mengetahui nilai *error* dengan cara melakukan perhitungan RMSE dan MAE seperti pada tabel 4.6 berikut.

Tabel 4. 6
Perbandingan Error Pada Variasi Jenis Genfis

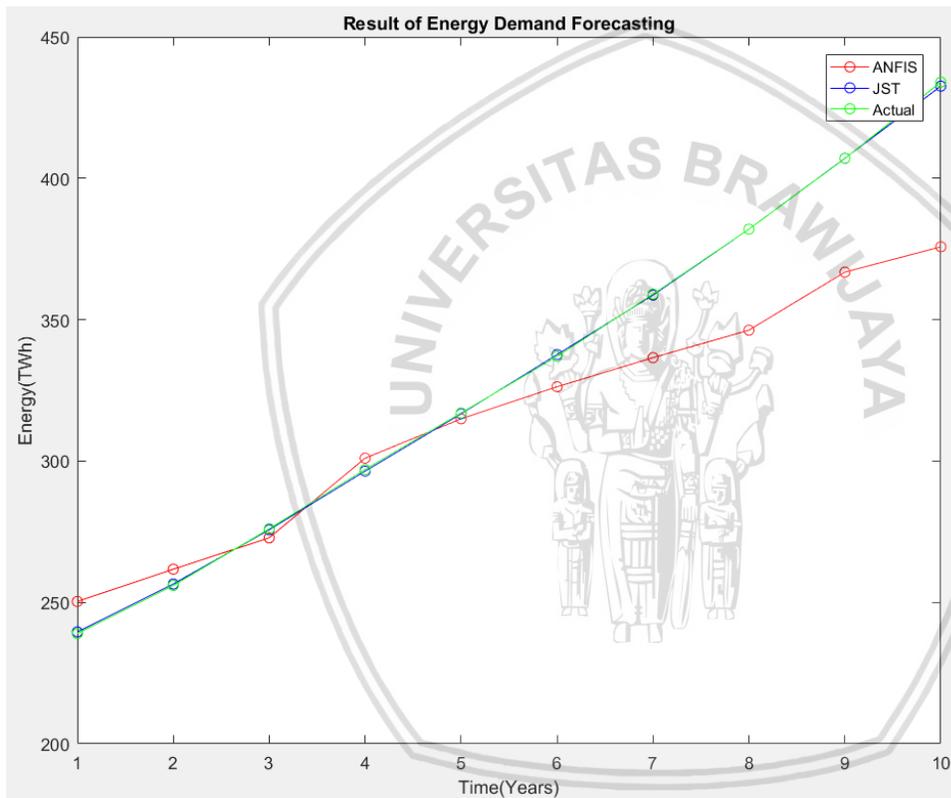
Jenis Genfis pada metode ANFIS	RMSE (TWh)	MAE (TWh)
<i>genfis1</i>	32,6228	25,5446
<i>genfis2</i>	26,6287	19,3614
<i>genfis3</i>	36,2352	25,9811

Dapat dilihat pada tabel 4.6 diatas bahwa nilai RMSE dan MAE terkecil diperoleh pada percobaan dengan jenis *genfis2*, sedangkan nilai RMSE dan MAE terbesar diperoleh pada percobaan dengan jenis *genfis3*. Sehingga metode ANFIS terbaik adalah menggunakan *genfis2*.

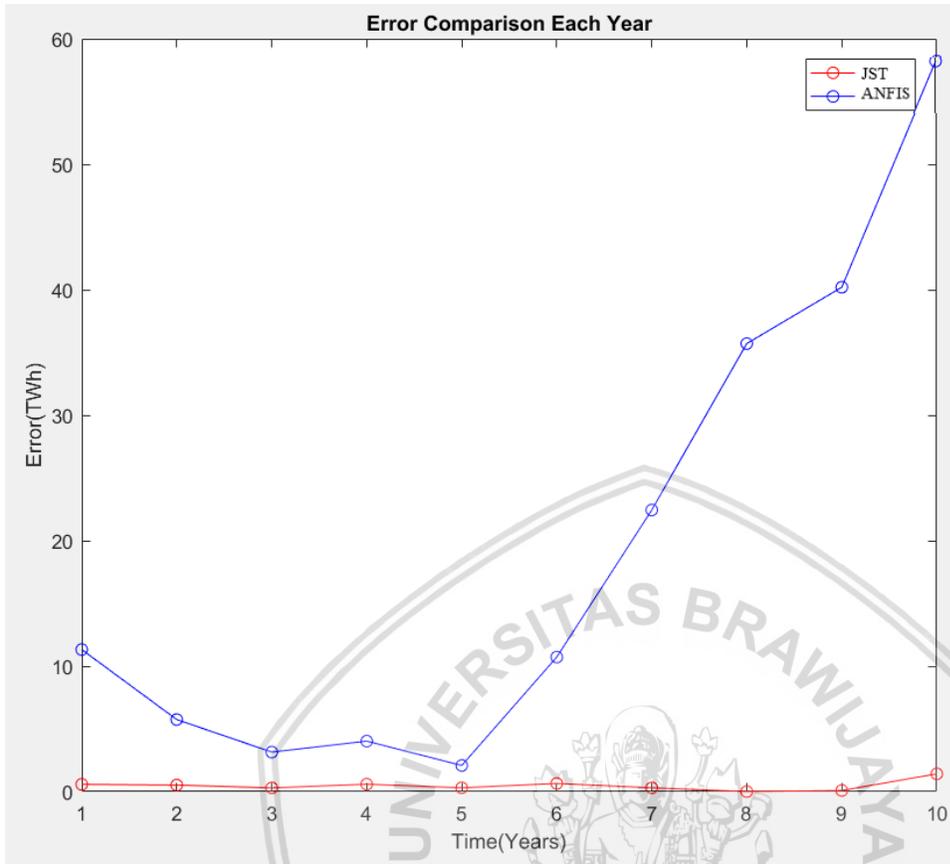


4.3. Perbandingan Hasil Peramalan Metode JST dan ANFIS

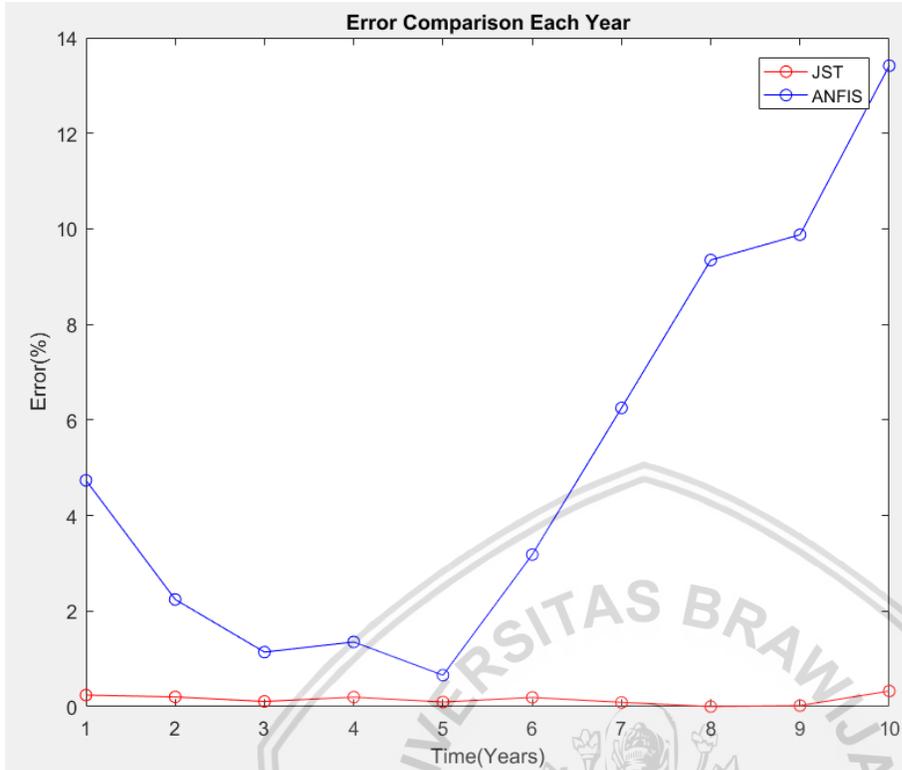
Pada perbandingan hasil peramalan kebutuhan energi listrik ini, kedua metode dibandingkan hasil simulasi yang telah dilakukan. Variabel yang dibandingkan adalah nilai energi hasil peramalan yang ditunjukkan oleh gambar 4.12, besarnya error tiap tahun yang ditunjukkan oleh gambar 4.13, dan persentase error tiap tahunnya yang ditunjukkan oleh gambar 4.14, serta tabel 4.7 menampilkan seluruh perbandingan hasil peramalan dan error tiap tahun dari kedua metode.



Gambar 4. 12 Perbandingan Hasil Peramalan JST dan ANFIS



Gambar 4. 13 Perbandingan Nilai Error Tiap Tahun



Gambar 4. 14 Perbandingan Persentase Error Tiap Tahun

Tabel 4. 7
Perbandingan Hasil Peramalan Dan Error

Tahun	Aktual RUPTL PLN (TWh)	Metode					
		JST			ANFIS		
		Hasil Peramalan (TWh)	Error (TWh)	Persentase Error (%)	Hasil Peramalan (TWh)	Error (TWh)	Persentase Error (%)
2018	239	239,5781	0,5781	0,241883	250,3213	11,3213	4,736946
2019	256	256,5207	0,5207	0,203398	261,7431	5,7431	2,243398
2020	276	275,7011	0,2989	0,108297	272,8494	3,1506	1,141522
2021	297	296,4098	0,5902	0,198721	301,0226	4,0226	1,354411
2022	317	316,6942	0,3058	0,096467	314,9171	2,0829	0,657066
2023	337	337,6499	0,6499	0,192849	326,2764	10,7236	3,182077
2024	359	358,6794	0,3026	0,089304	336,5567	22,4433	6,251616
2025	382	382,0064	0,0064	0,001675	346,2923	35,7077	9,347565
2026	407	407,0898	0,0898	0,022064	366,8024	40,1976	9,87656
2027	434	432,5815	1,4185	0,326843	375,7789	58,2211	13,415
Rata-rata			0,47609	0,1481501		19,3614	5,2206161

BAB V PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil yang diperoleh dari simulasi dan analisis pada tugas akhir ini dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Hasil percobaan simulasi peramalan kebutuhan energi listrik menggunakan metode JST, didapatkan bahwa jenis metode pembelajaran yang paling optimal adalah *trainlm (Levenberg-Marquardt)* dengan jumlah neuron sebanyak 30 neuron. Metode ini menghasilkan *error* terkecil dengan nilai RMSE sebesar 0,6068 TWh, MAE sebesar 0,4779 TWh, serta rata-rata *error* per tahun sebesar 0,1482%.
2. Hasil percobaan simulasi peramalan kebutuhan energi listrik menggunakan metode ANFIS, didapatkan bahwa jenis metode pembelajaran yang paling optimal adalah *genfis2*. Metode ini menghasilkan *error* terkecil dengan nilai RMSE sebesar 26,6287 TWh, MAE sebesar 19,3614 TWh, dan rata-rata *error* per tahun sebesar 5,2206%.
3. Hasil perbandingan peramalan kebutuhan energi listrik Indonesia menggunakan metode JST menghasilkan nilai RMSE sebesar 0,6068 TWh, MAE sebesar 0,4779 TWh, serta rata-rata *error* per tahun sebesar 0,1482%, sedangkan metode ANFIS menghasilkan nilai RMSE sebesar 26,6287 TWh, MAE sebesar 19,3614 TWh, dan rata-rata *error* per tahun sebesar 5,2206%. Hal ini menunjukkan bahwa metode JST memiliki hasil yang lebih baik dalam melakukan peramalan energi listrik dibandingkan dengan metode ANFIS.

5.2. Saran

Untuk mendapatkan hasil peramalan kebutuhan energi listrik yang lebih baik lagi maka disarankan untuk mencoba melakukan perbandingan metode peramalan yang lain, khususnya metode-metode sistem cerdas atau *Artificial Intelligence*. Serta disarankan untuk menggunakan data yang lebih lama dari penelitian ini sehingga dapat meminimalisasi *error* yang didapat.

DAFTAR PUSTAKA

- Ardiansyah, Erwan Ahmad. (2017). *Aplikasi Peramalan Kebutuhan Beban Listrik Menggunakan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)*, Jurnal, Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Sunan Gunung Djati, Bandung.
- Asri, Marwan. (2000). *Anggaran Perusahaan Edisi 3*, Yogyakarta: BPFE.
- Chai. T., Draxler, R. R. (2014). *Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? – Arguments against avoiding RMSE in the literature*. Makalah dalam Geoscientific Model Development, 2014. Geosci Model Dev., 7,1247-1250.,2014. USA, 30 Juni 2014.
- ESDM. (2012). *Kajian Supply Demand Energy*, Jakarta: Pusat Data Dan Informasi Energi Dan Sumber Daya Mineral.
- ESDM. (2017). *Statistik Ketenagalistrikan 2016*, Jakarta: Dirjen Ketenagalistrikan Kementrian ESDM.
- Ginting, Rosnani. (2007). *Sistem Produksi*, Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Heizer, Jay., Render, Barry. (2009). *Manajemen Operasi, Buku 1 Edisi 9*, Jakarta: Salemba Empat.
- Herjanto. (2008). *Manajemen Operasi, Edisi Ketiga*, Jakarta: Grasindo.
- J, Supranto. (2000). *Statistik (Teori dan Aplikasi), Edisi Keenam*, Jakarta: Erlangga.
- Kadir, Abdul. (1995). *Energi. Sumber Daya, Inovasi, Tenaga Listrik dan Potensi Ekonomi*, Jakarta: Penerbit UI.
- Kuncoro, Arief Heru. (2005). *Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Peramalan Beban Tenaga Listrik Jangka Panjang Pada Sistem Kelistrikan Di Indonesia*, Jurnal, Program Pascasarjana, Fakultas Teknik, Universitas Indonesia, Depok.
- Melodi, A.O., Adeniyi, S.T., Oluwaniyi. R.H. (2017). *Long Term Load Forecasting For Nigeria's Electric Power Grid Using Ann And Fuzzy Logic Models*, Jurnal, 2017 IEEE 3rd International Conference on Electro-Technology for National Development (NIGERCON).

- Murahartawaty. (2009). *Peramalan*, Jakarta: STT Telkom.
- Nasution, Hakim Arman., Prasetyawan, Yudha. (2008). *Perencanaan Dan Pengendalian Produksi*, Yogyakarta: Graha Ilmu.
- PLN. 2018. *Rencana Usaha Penyediaan Tenaga Listrik (RUPTL) PLN 2018-2027*, Jakarta: Perusahaan Listrik Negara.
- Pratama, Ricky Ardian. (2015). *Peramalan Beban Listrik Jangka Panjang Provinsi D. I. Yogyakarta Menggunakan Neural Network Backpropagation*, Jurnal, Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Surabaya, Surabaya.
- Sumayang, Lalu. (2003). *Dasar-Dasar Manajemen Produksi dan Operasi*, Jakarta: Salemba Empat.
- Supranto, J. (1981). *Metode Ramalan Kuantitatif Untuk Perencanaan*, Jakarta: Gramedia.
- Y, Nasution A.H., Prasetyawan. (2008). *Perencanaan & Pengendalian Produksi, Edisi Pertama*, Yogyakarta: Graha Ilmu.

