

TUGAS AKHIR

**PRAKIRAAN BEBAN LISTRIK KOTA MAROS BERBASIS EXTREME
LEARNING MACHINE (ELM)**

Disusun dan diajukan oleh:

**MUHAMMAD ZHAHRAN ZHAFIRIN IRAWAN
D041171515**

Diajukan untuk memenuhi satu syarat ujian
guna memperoleh gelar Sarjana Teknik
pada Fakultas Teknik
Universitas Hasanuddin



DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS HASANUDDIN

GOWA

2021

LEMBAR PENGESAHAN TUGAS AKHIR

**PRAKIRAAN BEBAN LISTRIK KOTA MAROS BERBASIS EXTREME
LEARNING MACHINE (ELM)**

Disusun dan diajukan oleh :

MUHAMMAD ZHAHRAN ZHAFIRIN IRAWAN

D041 17 1515

Telah dipertahankan di hadapan Panitia Ujian yang dibentuk dalam rangka penyelesaian studi Program Sarjana Program Studi Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin Pada Tanggal 1 Desember 2021 dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan

Menyetujui

Pembimbing Utama

Pembimbing Pendamping

Yusri Syam Akil, ST., MT., Ph.D.
NIP. 19770322 200501 1 001

Dr. Indar Chaerah Gunadin, S.T., MT
NIP. 19731118 199803 1 001

Ketua Program Studi



Dr. Eng. Ir. Dewiani, MT.
NIP. 19691026 199412 2 001

PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Muhammad Zhahran Zhafirin Irawan

NIM : D041171515

Program Studi : Teknik Elektro

Jenjang : SI

Menyatakan dengan ini bahwa karya tulisan saya berjudul

“Prakiraan Beban Listrik Kota Maros Berbasis *Extreme Learning Machine* (ELM)”

Adalah karya tulisan saya sendiri dan bukan merupakan pengambilan alihan tulisan orang lain bahwa skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri dan semua informasi yang ditulis dalam skripsi yang berasal dari penulis lain telah diberi penghargaan, yakni dengan mengutip sumber dan tahun penerbitnya.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan bahwa sebagian atau keseluruhan skripsi ini hasil karya orang lain, maka penulis siap untuk diklarifikasi dan mempertanggungjawabkan segala resiko.

Makassar, 01 Desember 2021

Yang membuat pernyataan



Muhammad Zhahran Zhafirin Irawan

ABSTRAK

Muhammad Zhahran Zhafirin Irawan (D041 17 1515). **Prakiraan Beban Listrik Kota Maros Berbasis *Extreme Learning Machine* (ELM)**. Dibimbing oleh Yusri Syam Akil, S.T, MT., Ph.D dan Dr. Indar Chaerah Gunadin, S.T, MT.

Prakiraan beban listrik merupakan salah satu cara mengurangi resiko penyediaan tenaga listrik yang tidak stabil dengan melakukan prediksi beban listrik pada hari berikutnya dengan memanfaatkan sejumlah data yang tergantung dari model yang disusun. Pada penulisan skripsi ini peramalan beban listrik bertujuan untuk mendapatkan prediksi beban listrik secara akurat dari dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan metode *Extreme Learning Machine* (ELM). *Extreme Learning Machine* (ELM) adalah sebuah metode pembelajaran baru dalam jaringan syaraf tiruan dengan model single layer feedforward neural networks. Dalam memprediksi beban listrik, data akan dilatih dan dicari bobot yang paling optimum. Selanjutnya, dengan melakukan proses pengujian data terlatih akan diketahui seberapa baik pola yang dikenali oleh jaringan sehingga nilai error yang didapatkan mencapai nilai minimum. Dengan uji validasi akan diperoleh nilai dari prakiraan beban listrik hari berikutnya dengan menggunakan bobot optimal dari proses pelatihan. Berdasarkan implementasi yang dilakukan pada data beban listrik kota Maros yang menggunakan data mulai tanggal 1 Januari 2018 hingga 31 Desember 2020 diketahui bahwa dari dua fungsi aktivasi extreme learning machine yang di simulasi (linear dan logsig), fungsi aktivasi linear memberikan hasil prakiraan beban listrik harian yang lebih baik dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) rata-rata sebesar 5,44% untuk bulan Desember 2020. Besar nilai *Mean Absolute Percentage Error* MAPE ini berdasarkan *range* standar nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) menunjukkan bahwa *range* nilai dibawah 10% memiliki unjuk kerja yang sangat baik.

Kata kunci: *Extreme Learning Machine*, Jaringan Syaraf Tiruan, Beban Listrik, Prakiraan Beban Listrik.

ABSTRACT

Muhammad Zhahran Zhafirin Irawan (D041 17 1515). Electricity Load Forecast in Maros City Based on Extreme Learning Machine (ELM). Supervised by Yusri Syam Akil, ST, MT., Ph.D and Dr. Indar Chaerah Gunadin, ST, MT.

Electrical load forecasting is one way to reduce the risk of unstable electricity supply by predicting the electrical load on the next day by utilizing the electricity load data on the previous day. In writing this thesis, electrical load forecasting aims to obtain accurate predictions of electrical loads using an artificial neural network using the Extreme Learning Machine (ELM) method. Extreme Learning Machine (ELM) is a new learning method in artificial neural networks with a single layer model of feedforward neural networks. In predicting the electrical load, the data will be trained and the most optimum weight is sought. Furthermore, By doing the process of testing the trained data, it will be known how well the pattern is recognized by the network so that the error value obtained reaches the minimum value. With the validation test, the value of the estimated electrical load for the next day using the optimal weight of the training process will be obtained. Based on the implementation carried out on the Maros city electrical load data using data from January 1, 2018 to December 31, 2020, it is known that from the two extreme learning machine activation functions that were simulated (linear and logsig), the linear activation function gave a predictable daily electrical load. better with an average Mean Absolute Percentage Error (MAPE) value of 5.44% for December 2020. This MAPE Mean Absolute Percentage Error value is based on the standard range of Mean Absolute Percentage Error (MAPE) values indicating that the value range is below 10% have excellent performance.

Keywords: Extreme Learning Machine, Artificial Neural Network, Electrical Load, Electrical Load Forecast.

KATA PENGANTAR

Alhamdulillahirabbilalamin, rasa syukur kehadiran Allah SWT, yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya kepada seluruh umat. Terima kasih ya Rabb, yang selalu membimbing dan memberi petunjuk sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul “**Prakiraan Beban Listrik Kota Maros Berbasis *Extreme Learning Machine* (ELM)**” dimana Tugas Akhir ini disusun sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan studi pada Departemen Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin. Pada kesempatan kali ini, penulis banyak menerima dukungan dan bantuan dari berbagai pihak, baik secara langsung ataupun tidak langsung. Untuk itu penulis ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada semua pihak yang turut membantu serta selalu memberikan motivasi, khususnya kepada:

1. Bapak Yusri Syam Akil, S.T, MT., Ph.D selaku Dosen Pembimbing I. Terima kasih atas waktu, bimbingan, saran, serta bantuannya selama menyelesaikan tugas akhir ini.
2. Bapak Dr. Indar Chaerah Gunadin, S.T, MT. selaku Dosen Pembimbing II. Terima kasih atas waktu, bimbingan, saran, serta bantuannya selama menyelesaikan tugas akhir ini
3. Ibu Dr.Eng.Ir. Dewiani, M.T selaku Ketua Departemen Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin.
4. Bapak dan Ibu Dosen serta Staff Departemen Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin.

5. Prof. Dr. Ir. Muhammad Arsyad Thaha, M.T. selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin.
6. Prof. Dr. Dwia Aries Tina Pulubuhu M.A selaku Rektor Universitas Hasanuddin.
7. Kedua orang tua saya, bapak Denny Irawan Saardi dan Ibu Conceta Gracea Karim, serta kakak-kakak saya, yang selalu memberikan dukungan dan juga motivasi serta kasih sayang selama saya menyusun skripsi ini.
8. Teman-teman angkatan saya EQUALIZER, yang selalu menemani dan memberikan cerita selama masa perkuliahan ini, dan terus saling membantu dan menyokong untuk mencapai cita-cita bersama.

Makassar, 10 November 2021



Muhammad Zhahran Zhafirin Irawan

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN.....	ii
ABSTRAK	iv
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	viii
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR TABEL	xii
BAB 1_PENDAHULUAN	13
1.1 Latar Belakang.....	13
1.2 Perumusan Masalah	17
1.3 Tujuan Penelitian	17
1.4 Batasan Masalah	17
1.5 Manfaat Penelitian	18
1.6 Metode Penelitian	18
BAB 2_TINJAUAN PUSTAKA.....	19
2.1 Peramalan	19
2.1.1 Peramalan Beban Listrik	20
2.2 Cuaca.....	21
2.3 Jaringan Syaraf Tiruan	21
2.3.1 Konsep Jaringan Syaraf Tiruan	23
2.3.2 Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan	23
2.4 Fungsi Aktivasi.....	26
2.5 Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan	29
2.6 Extreme Learning Machine	29
2.6.1 Algoritma Extreme Learning Machine	31
2.6.2 Struktur Jaringan Syaraf Tiruan <i>Extreme Learning Machine</i> (ELM)	32
2.6.3 Prosedur Training	32
2.6.4 Prosedur Testing	33
2.6.5 Normalisasi Data.....	34
2.6.6 Denormalisasi Data.....	35
2.6.7 Evaluasi Kinerja Model	36
2.7 Penelitian Terkait.....	37

BAB 3_METODOLOGI PENELITIAN	39
3.1 Waktu dan Lokasi Penelitian.....	39
3.2 Alat dan Bahan	39
3.3 Data Diperoleh.....	40
3.4 Tahapan Penelitian.....	40
3.4.1 Tahap Inisiasi	41
3.4.2 Tahap Persiapan dan Perancangan Model	42
3.4.3 Tahap Prediksi dan Analisa.....	44
3.4.4 Penarikan Kesimpulan	44
3.4.5 Penyusunan Laporan.....	44
BAB 4_HASIL DAN PEMBAHASAN	45
4.1 Data.....	45
4.1.1 Beban Listrik Harian.....	46
4.1.2 Temperatur dan Kelembaban.....	47
4.2 Arsitektur Jaringan.....	50
4.3 Penentuan Pola Input dan Output	50
4.4 Praproses Data	51
4.5 Training	51
4.5.1 Prosedur Normalisasi Data.....	51
4.5.2 Prosedur Inisialisasi Bias dan Bobot	52
4.5.3 Hitung Matriks H.....	53
4.5.4 Hitung Bobot Output	53
4.6 Testing.....	54
4.7 Prosedur Menghitung Mean Absolute Percentage Error (MAPE)	55
4.8 Perbandingan Fungsi Aktivasi.....	55
4.9 Hasil Uji Antara Variabel.....	57
4.10 Hasil Analisis Jaringan Saraf Tiruan <i>Extreme Learning Machine</i> (ELM).....	58
4.11 Hasil Uji Validasi Antara Variabel Dengan Fungsi Linear.....	59
4.12 Hasil Uji Validasi Fungsi Aktivasi Linear	61
4.13 Hasil Uji Validasi Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner.....	62
BAB 5_KESIMPULAN DAN SARAN	65
5.1 Kesimpulan.....	65

5.2	Saran.....	65
	DAFTAR PUSTAKA.....	66
	LAMPIRAN	69

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Jaringan Syaraf Tiruan dengan Lapisan Tunggal	24
Gambar 2.2 Jaringan Syaraf Tiruan dengan Banyak Lapisan	25
Gambar 2.3 Jaringan Syaraf Tiruan dengan Lapisan Kompetitif	25
Gambar 2.4 Fungsi Aktivasi Linear	26
Gambar 2.5 Fungsi Aktivasi Step Biner	27
Gambar 2.6 Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner	28
Gambar 2.7 Fungsi Aktivasi Sigmoid Bipolar	28
Gambar 2.8 Model Jaringan Syaraf Tiruan Extreme Learning Machine	32
Gambar 3.1 Single line diagram system Sulbagsel	38
Gambar 3.2 Metode pengerjaan penelitian	41
Gambar 3.3 Tahapan persiapan dan perancangan model	43
Gambar 4.1 Prosedur normalisasi data	52
Gambar 4.2 Prosedur inisialisasi bias dan bobot	52
Gambar 4.3 Prosedur hitung matriks H	53
Gambar 4.4 Prosedur hitung bobot output	54
Gambar 4.5 Prosedur testing data	54
Gambar 4.6 Prosedur menghitung <i>Mean Absolute Percentage Error</i> (MAPE)....	55
Gambar 4.7 Grafik hasil uji validasi dengan fungsi aktivasi linear	56
Gambar 4.8 Grafik hasil uji validasi dengan fungsi aktivasi logsig	56
Gambar 4.9 Grafik hasil uji validasi menggunakan variabel suhu	57
Gambar 4.10 Grafik hasil uji validasi menggunakan variabel kelembapan.....	58

DAFTAR TABEL

Tabel 4.1 Data beban listrik kota yang dikaji.....	46
Tabel 4.2 Data beban listrik yang ternormalisasi	47
Tabel 4.3 Data temperatur dan kelembaban kota yang dikaji	48
Tabel 4.4 Data temperatur dan kelembaban yang ternormalisasi.....	48
Tabel 4.5 Pola input data training dan testing	49
Tabel 4.6 Hasil prakiraan beban listrik harian bulan Desember 2020.....	59
Tabel 4.7 Hasil prakiraan beban listrik harian bulan Desember 2020.....	60
Tabel 4.8 Hasil prakiraan beban listrik harian bulan Desember 2020.....	61
Tabel 4.9 Hasil prakiraan beban listrik harian bulan Desember 2020.....	62

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Tenaga listrik merupakan kebutuhan dasar bagi manusia dalam melakukan banyak aktivitasnya. Penggunaan listrik dari waktu ke waktu cenderung mengalami peningkatan yang besarnya tidak dapat ditentukan secara pasti. Aktivitas manusia dalam penggunaan listrik dari waktu ke waktu akan mengalami peningkatan. Hal ini diakibatkan karena listrik sudah menjadi bagian penting bagi kemajuan peradaban manusia di berbagai bidang, baik dari sisi ekonomi, teknologi, sosial dan budaya manusia. Peningkatan kebutuhan listrik tersebut mengharuskan pihak penyedia listrik dapat menyalurkan kebutuhan listrik konsumen agar stabilitas multibidang di masyarakat dapat terjamin. Adanya gangguan kekurangan pasokan listrik dapat mengganggu rutinitas kegiatan perekonomian di sisi masyarakat yang terkena dampaknya. Oleh karena itu reliabilitas dari pasokan listrik merupakan hal yang penting.

Di Indonesia, PLN selaku penyalur utama listrik ke masyarakat secara tidak langsung telah menjadi tulang punggung bagi perekonomian masyarakat Indonesia. Kerangka perekonomian yang terdiri atas berbagai jenis lapisan masyarakat merupakan sesuatu yang dependen dimana satu bagiannya akan bergantung kepada bagian lainnya agar roda perekonomian tetap berjalan. Tenaga listrik tidak dapat disimpan dalam skala besar, oleh sebab itu tenaga listrik harus dapat disediakan pada saat dibutuhkan. Akibatnya timbul persoalan dalam menghadapi kebutuhan

daya listrik yang tidak tetap dari waktu ke waktu, bagaimana mengoperasikan suatu sistem tenaga listrik yang selalu dapat memenuhi permintaan daya pada setiap saat dengan kualitas baik. Permasalahannya yaitu apabila daya yang dikirim dari pembangkit jauh lebih besar daripada permintaan daya pada beban, maka akan timbul masalah pemborosan energi pada perusahaan listrik. Kondisi tersebut tentunya dapat menimbulkan kerugian bagi pihak penyedia tenaga listrik, dan dapat menimbulkan kerusakan pada instalasi sistem tenaga listrik karena frekuensi sistem akan naik hingga lebih dari 50 Hz. Sedangkan apabila daya yang dibangkitkan dan dikirimkan lebih rendah atau tidak cukup untuk memenuhi kebutuhan beban konsumen maka masalah yang akan terjadi adalah penurunan frekuensi sistem kurang dari 50 Hz dan dapat terjadi pemadaman lokal pada beban, yang akibatnya merugikan pihak konsumen. Oleh karena itu diperlukan penyesuaian antara pembangkitan dengan permintaan daya.

Total daya yang dihasilkan pembangkit harus menyesuaikan kebutuhan daya yang ada pada konsumen. Untuk mengetahui seberapa besar daya yang harus disalurkan ke konsumen, pihak penyedia listrik memerlukan suatu perencanaan dengan menggunakan metode peramalan beban agar daya yang transmisikan tepat sasaran dan tepat ukuran. Maksud dari metode peramalan disini adalah untuk memperkirakan daya yang harus dikeluarkan oleh sisi pembangkitan agar efektifitas antara daya yang dihasilkan pembangkit dengan daya yang diterima konsumen lebih sempurna. Dengan begitu kejadian kelebihan ataupun kekurangan tegangan dalam sistem tenaga listrik dapat diminimalisasi, selain itu dengan efektifitas penyaluran daya akan meningkatkan pula efektifitas biaya yang harus

dikeluarkan penyedia listrik untuk biaya ke pihak pembangkitan. Peramalan beban listrik jangka pendek, yaitu peramalan beban listrik harian tiap setengah jam, sangat memegang peran penting khususnya dalam pengoperasian sistem tenaga listrik secara *real time*. Peramalan beban listrik harian yang tepat dan akurat, yaitu dengan tingkat atau persentase kesalahan (*error*) yang kecil, dapat memberikan keuntungan baik bagi penyedia listrik sebagai pihak penyedia dan penyalur tenaga listrik maupun bagi konsumen. Karena dengan peramalan beban yang akurat (persentase kesalahan kecil), produsen penyedia listrik dapat melakukan penghematan biaya operasional sistem tenaga listrik. Sedangkan bagi konsumen, kontinuitas dan keandalan akan kebutuhan energi listrik tetap terjaga.

Konsumsi listrik di Indonesia selalu meningkat dari tahun ke tahun. Hal ini dapat terlihat dari data peningkatan beban puncak setiap tahun. Kenaikan ini utamanya disebabkan oleh peningkatan populasi penduduk yang akan berdampak pada peningkatan kebutuhan listrik manusia. Namun disamping itu pemakaian listrik juga dapat disebabkan oleh faktor lain yang dapat mempengaruhi kebiasaan manusia dalam penggunaan listrik, salah satunya adalah cuaca.

Iklm di Indonesia umumnya bersifat tropis, sehingga hanya memiliki dua musim dalam satu tahun yakni, musim kemarau dan musim penghujan. Pada musim kemarau terjadi peningkatan suhu udara, sehingga suhu ruang juga meningkat. Untuk mengatasi suhu ruang meningkat, penggunaan alat elektronika berupa penyejuk udara seperti *air conditioning* (AC) dan kipas angin. Sehingga dimungkinkan salah satu penyebab peningkatan energi listrik dikarenakan

penggunaan penyejuk udara. Dan sebaliknya, pada musim penghujan penggunaan penyejuk udara menurun seiring menurunnya suhu udara.

Banyak metode telah dikembangkan untuk peramalan beban listrik harian atau jangka pendek. Perusahaan penyedia listrik menggunakan suatu metode konvensional untuk meramalkan kebutuhan beban listrik di masa yang akan datang, dimana model dirancang berdasarkan hubungan antara beban listrik dengan faktor-faktor non linier yang mempengaruhi konsumsi beban seperti tingkat pertumbuhan penduduk, tingkat ekonomi masyarakat, cuaca pada periode tertentu, biaya pembangkitan energi listrik dan lain sebagainya. Dalam penelitian ini, diperkenalkan suatu metode *Extreme Learning Machine* (ELM) sebagai solusi untuk permasalahan dari faktor-faktor non linier di atas yaitu peramalan beban listrik dilakukan berdasarkan pengenalan pola beban dalam periode jangka pendek pada semua hari di sistem kelistrikan. *Extreme learning Machine* (ELM) merupakan salah satu Metode yang dapat digunakan untuk meramalkan beban listrik harian atau jangka pendek beberapa penelitian terkait mengenai peramalan beban listrik menggunakan metode *Extreme Learning Machine* telah dilakukan salah satunya terdapat di india. Dengan memperhatikan bagaimana pentingnya peramalan beban listrik harian atau jangka pendek terhadap operasi sistem tenaga listrik secara *real time* untuk mempertahankan keandalan serta efisiensi sistem tenaga listrik, maka dilakukan penelitian dengan judul **“PRAKIRAAN BEBAN LISTRIK KOTA MAROS BERBASIS EXTREME LEARNING MACHINE (ELM)”**

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang menjadi landasan tugas akhir ini, maka permasalahan yang akan menjadi objek penelitian adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana memodelkan dan meramal beban listrik menggunakan metode *Extreme Learning Machine* (ELM)?
2. Bagaimana tingkat akurasi metode *Extreme Learning Machine* dalam peramalan beban listrik.

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan yang hendak dicapai dari penelitian ini antara lain:

1. Membuat model dan meramal beban listrik kota Maros dengan menggunakan metode *Extreme Learning Machine* (ELM).
2. Mengukur tingkat akurasi peramalan beban berdasarkan model yang diterapkan.

1.4 Batasan Masalah

Untuk mendapatkan hasil akhir yang lebih terperinci dan terfokus, maka permasalahan yang akan dibahas akan dibatasi dengan ketentuan berikut:

1. Model peramalan beban listrik melibatkan variabel meteorology, khususnya temperatur dan kelembaban.
2. Beban listrik yang dikaji adalah beban listrik harian di kota Maros.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa manfaat seperti yang diuraikan berikut ini :

1. Bagi institusi, penelitian ini dapat berguna sebagai referensi ilmiah dalam pengembangan penelitian akan pengaruh variabel meteorologi terhadap permintaan listrik di suatu wilayah.
2. Bagi peneliti, penelitian ini memiliki manfaat untuk menambah wawasan dan menjadi sumber data dalam menganalisis mengenai cara melakukan peramalan dengan menggunakan pendekatan *Extreme Learning Machine*.

1.6 Metode Penelitian

Untuk menghasilkan tugas akhir yang komprehensif, maka dalam penelitian akan digunakan metode sebagai berikut:

1. Penelitian kepustakaan

Penelitian kepustakaan dilakukan untuk membentuk landasan teori yang konkrit berdasarkan literatur terkait, sebelum melakukan implementasi dan pengujian secara langsung.

2. Pengujian dan analisis

Kegiatan pengujian dan analisis dimaksudkan untuk memperoleh data-data aktual yang merupakan hasil pengukuran dan observasi secara langsung.

3. Diskusi dan konsultasi

Melakukan dialog secara langsung kepada pembimbing dan pihak-pihak yang berkompeten di bidang terkait untuk mendapatkan pengetahuan mengenai penelitian yang dilakukan.

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Peramalan

Peramalan atau forecasting biasa digunakan sebagai alat atau teknik untuk memperkirakan suatu nilai pada masa yang akan datang dengan memperhatikan data atau informasi masa lalu maupun data atau informasi saat ini. Peramalan sendiri terdiri atas suatu kerangka kerja atau teknik kuantitatif yang baku dan kaidah-kaidah yang dapat dijelaskan secara matematis. peramalan dapat menjadi dasar bagi perencanaan jangka panjang oleh karena itu Peramalan merupakan bagian vital bagi setiap organisasi bisnis dan untuk setiap pengambilan keputusan manajemen yang sangat signifikan. Hal tersebut terjadi karena kinerja di masa lalu dapat terus berulang setidaknya dalam masa mendatang yang relatif dekat. Dilihat dari manfaatnya, peramalan sangat berguna untuk melihat gambaran-gambaran tentang masa depan sehingga kita dapat mengantisipasinya dengan baik apa yang akan terjadi.

Berdasarkan dari cara memperolehnya, peramalan dapat menggunakan cara kualitatif dan cara kuantitatif. Pada dasarnya, teknik kualitatif lebih menitik beratkan intuisi atau pendapat para pakar sehingga cara ini sering disebut teknik intuisi (*judgemental technique*). Sedangkan metode peramalan secara kuantitatif mendasarkan ramalannya pada metode-metode matematik. Dalam prakteknya, teknik kualitatif dan teknik kuantitatif sering digunakan secara beriringan dan dapat saling menunjang.

Secara umum, langkah untuk melakukan peramalan secara kuantitatif antara lain :

1. Definisikan tujuan peramalan.
2. Pembuatan grafik atau plot data.
3. Memilih model peramalan yang tepat.
4. Lakukan peramalan
5. Hitung kesalahan ramalan (forecast error).
6. Lakukan verifikasi peramalan.

2.1.1 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:

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.

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 sistem distribusi.

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*).

2.2 Cuaca

Cuaca adalah keadaan atmosfer pada saat yang pendek dan di tempat tertentu. Keadaan atmosfer merupakan gabungan dari berbagai unsur seperti suhu udara, tekanan udara, angin, kelembaban udara, dan hujan. Cuaca adalah keadaan fisis atmosfer pada suatu tempat pada suatu saat. Keadaan fisis atmosfer dinyatakan atau diungkapkan dengan hasil pengukuran berbagai unsur cuaca seperti suhu udara, curah hujan, tekanan, kelembaban, laju serta arah angin, perawanan, radiasi dan penyinaran matahari dan lainnya.

2.3 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf tiruan adalah usaha untuk memodelkan pemrosesan informasi berdasarkan kemampuan sistem syaraf biologis yang ada pada manusia. Jadi, dapat kita simpulkan bahwa jaringan syaraf tiruan merupakan jaringan syaraf biologis dipandang dari sudut pandang pengolahan informasi. Hal ini akan

memungkinkan kita untuk merancang model yang kemudian dapat disimulasikan dan dianalisis (Kusumadewi, Artificial Intellegence (teknik dan aplikasi), 2003).

Dalam JST neuron neuron dikelompokkan dalam lapisan-lapisan (layer). Umumnya, neuron-neuron yang terletak pada layer yang sama akan memiliki keadaan yang sama. Faktor terpenting dalam menentukan kelakuan suatu neuron adalah fungsi aktivasi dan pola bobotnya. Pada setiap layer yang sama, neuron-neuron akan memiliki fungsi aktivasi yang sama (Fardani,2015).

Pada umumnya, JST dilatih (trained) agar input mengarah ke target output yang spesifik. Jadi jaringan dilatih terus menerus hingga mencapai kondisi di mana input sesuai dengan target yang telah ditentukan. Pelatihan di mana setiap input diasosiasikan dengan target yang telah ditentukan disebut pelatihan terarah (supervised learning) (Fikriya,2017).

Jaringan syaraf tiruan (neural network) sebuah machine learning yang dibangun dari sejumlah elemen pemrosesan sederhana yang disebut neuron atau node yang memiliki sejumlah nilai aktivasi. Jaringan syaraf tiruan memiliki ciri yang sama seperti otak manusia yaitu:

1. Memperoleh pengetahuan melalui algoritma pembelajaran atau yang biasa disebut algoritma hybrid.
2. Disimpan dalam kekuatan koneksi interneuron yang dikenal sebagai bobot sinaptik.

2.3.1 Konsep Jaringan Syaraf Tiruan

Kerangka kerja dan skema interkoneksi dapat menggambarkan konsep dasar dari jaringan syaraf tiruan. Kerangka kerja jaringan saraf tiruan dapat dilihat dari jumlah lapisan (*layer*) dan jumlah *node* pada setiap lapisan.

Terdapat 3 bagian lapisan dalam jaringan syaraf tiruan, antara lain:

1. Lapisan *Input* (*Input Layer*)

Node-node di dalam lapisan *input* disebut unit-unit *Input*. Unit-unit *input* menerima *input* dari luar. *Input* yang dimasukkan merupakan penggambaran dari suatu masalah.

2. Lapisan Tersembunyi (*Hidden Layer*)

Node-node di dalam *hidden layer* disebut unit-unit tersembunyi unit-unit di dalam lapisan tersembunyi disebut unit-unit tersembunyi. Di mana outputnya tidak dapat secara langsung diamati.

3. Lapisan *Output* (*Output Layer*)

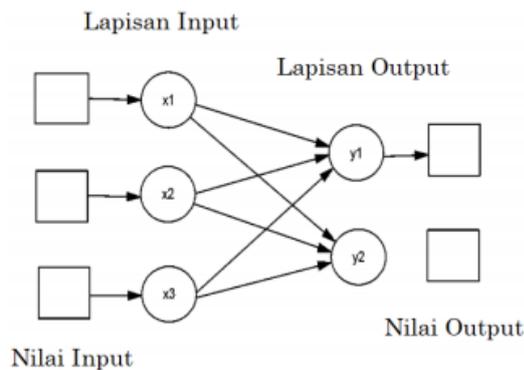
Node-node di dalam lapisan *output* disebut unit-unit *output*. Keluaran atau *output* dari lapisan ini merupakan *output* jaringan saraf tiruan terhadap suatu permasalahan (Puspitaningrum,2006).

2.3.2 Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan dirancang menggunakan suatu aturan yang bersifat menyeluruh (*general rule*) dimana seluruh model jaringan memiliki konsep dasar yang sama. Arsitektur jaringan saraf tiruan memiliki 3 macam lapisan. Yaitu :

1. Jaringan dengan Lapisan Tunggal (Single Layer Network)

Jaringan dengan lapisan tunggal hanya memiliki satu lapisan dengan bobot-bobot terhubung. Jaringan ini hanya menerima *input* kemudian secara langsung akan mengolahnya menjadi *output* tanpa harus melalui lapisan *hidden*.

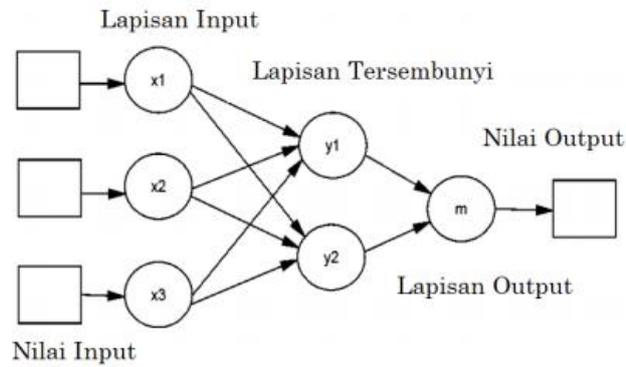


Gambar 2.1 Jaringan Syaraf Tiruan dengan Lapisan Tunggal

Pada Gambar 2.1, lapisan *input* memiliki 3 *neuron*, yaitu X1,X2,dan X3 sedangkan lapisan *output* memiliki 2 *neuron*, yaitu Y1,dan Y2 . *Neuron-neuron* pada kedua lapisan saling berhubungan. Seberapa besar hubungan antara 2 *neuron* ditentukan oleh bobot yang bersesuaian. Semua unit *input* akan dihubungkan dengan setiap *unit output* (Rojas, 1996).

2. Jaringan dengan Banyak Lapisan (Multilayer Network)

Jaringan dengan lapisan jamak memiliki ciri khas tertentu yaitu memiliki 3 jenis lapisan yakni lapisan input, lapisan output, dan lapisan tersembunyi. Jaringan dengan banyak lapisan ini dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih kompleks dibandingkan jaringan dengan lapisan tunggal. Namun, proses pelatihan sering membutuhkan waktu yang cenderung lama (Ubay, 2012).

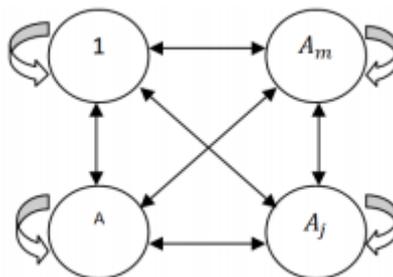


Gambar 2.2 Jaringan Syaraf Tiruan dengan Banyak Lapisan

Pada umumnya terdapat lapisan bobot-bobot yang terletak antara 2 lapisan yang bersebelahan. Jaringan dengan banyak lapisan ini dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih sulit dari pada jaringan dengan lapisan tunggal, tentu saja dengan pembelajaran yang lebih rumit (Rojas, 1996).

3. Jaringan dengan Lapisan Kompetitif

Umumnya, hubungan antar *neuron* pada lapisan kompetitif ini tidak diperlihatkan pada diagram arsitektur.



Gambar 2.3 Jaringan Syaraf Tiruan dengan Lapisan Kompetitif

2.4 Fungsi Aktivasi

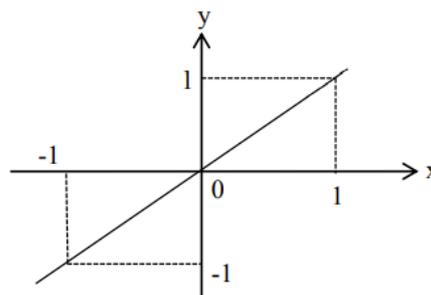
Fungsi aktivasi merupakan suatu fungsi yang digunakan untuk menghasilkan keluaran (output) dari suatu neuron berdasarkan masukan dan proses yang dilakukan. Fungsi ini adalah fungsi umum yang akan digunakan untuk menentukan keluaran suatu neuron. Selain itu, fungsi ini bertujuan untuk memodifikasi output kedalam rentang nilai tertentu.

Berikut fungsi-fungsi aktivasi yang biasanya digunakan dalam sistem Jaringan Syaraf :

A. Fungsi Identitas

$$f(x) = x \quad (2.1)$$

Fungsi identitas ini merupakan fungsi aktivasi untuk semua unit input. Persamaan 2.2 adalah persamaan yang ada pada fungsi identitas. Bentuk fungsi identitas terdapat pada Gambar 2.4

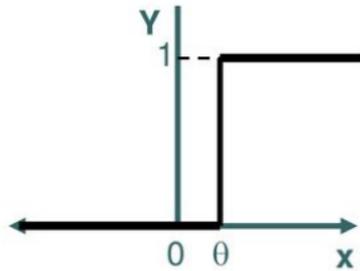


Gambar 2.4 Fungsi Aktivasi Linear

B. Fungsi Step Biner

$$f(x) = \begin{cases} 1, & \text{jika } x \geq \theta \\ 0, & \text{jika } x < \theta \end{cases} \quad (2.2)$$

Fungsi step biner sering dipakai pada jaringan single layer. Persamaan 2.3 adalah persamaan yang dipakai dalam fungsi step biner Bentuk fungsi step biner terdapat pada Gambar 2.5.



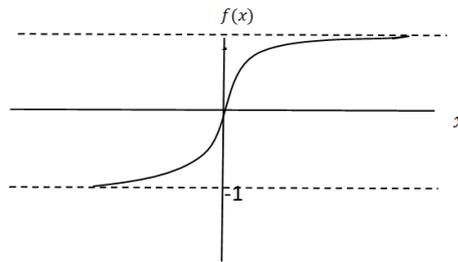
Gambar 2.5 Fungsi Aktivasi Step Biner

C. Fungsi Sigmoid Biner

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2.3)$$

Fungsi sigmoid biner berbentuk kurva S dan merupakan fungsi yang paling umum digunakan dalam JST. Hal ini dikarenakan fungsi sigmoid biner mampu menghasilkan keluaran yang lebih cepat.. Pada Gambar 2.6 berikut adalah bentuk dari fungsi sigmoid biner.

Fungsi ini digunakan untuk jaringan saraf tiruan yang dilatih dengan menggunakan metode backpropagation. Fungsi Sigmoid biner memiliki nilai range 0 sampai 1. Oleh karena itu, fungsi ini sering digunakan untuk jaringan saraf tiruan yang membutuhkan nilai output yang terletak pada interval 0 sampai 1. Namun, fungsi ini juga digunakan oleh jaringan saraf tiruan yang nilai outputnya 0 atau 1 (Humaini,2015).

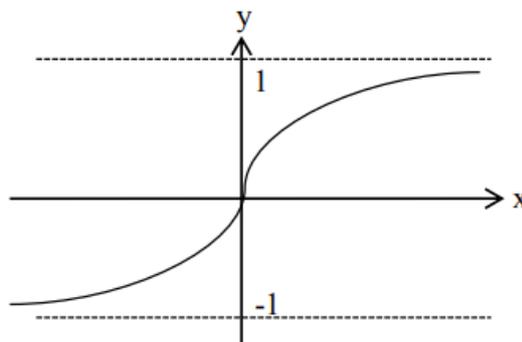


Gambar 2.6 Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner

D. Fungsi Sigmoid Bipolar

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

Fungsi sigmoid bipolar adalah fungsi sigmoid biner yang mempunyai nilai antara -1 dan 1. Persamaan fungsi sigmoid bipolar dituliskan pada Persamaan 2.4 dan bentuk dari fungsi sigmoid bipolar digambarkan pada Gambar 2.7.



Gambar 2.7 Fungsi Aktivasi Sigmoid Bipolar

Fungsi sigmoid bipolar berhubungan erat dengan fungsi tangen hiperbolik. Fungsi tangen hiperbolik juga dapat digunakan sebagai fungsi aktivasi jika output yang diinginkan dari jaringan terletak dalam interval -1 dan 1.

2.5 Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan

Metode jaringan syaraf tiruan banyak diaplikasikan dalam berbagai bidang keilmuan, antara lain:

1. Pengenalan Pola

Jaringan saraf tiruan dapat dipakai untuk mengenali pola (misal huruf, angka, suara, wajah, dan tanda tangan) yang sudah sedikit berubah. Hal ini mirip dengan otak manusia yang masih mampu mengenali orang yang sudah beberapa waktu tidak dijumpainya.

2. Peramalan

Jaringan saraf tiruan dapat dipakai untuk meramalkan apa yang akan terjadi di masa yang akan datang berdasarkan pola kejadian yang ada di masa yang lampau. Ini dapat dilakukan mengingat kemampuan jaringan saraf tiruan untuk mengingat dan membuat generalisasi dari apa yang sudah ada sebelumnya

3. Signal Processing

Jaringan saraf tiruan model *adaline* dapat dipakai untuk menekan *noise* dalam saluran telepon. Di samping area-area tersebut jaringan saraf tiruan juga dapat menyelesaikan masalah

2.6 Extreme Learning Machine

Metode pelatihan *Extreme Learning Machine* (ELM) adalah salah satu metode pelatihan yang baru di JST dan termasuk metode pelatihan terawasi. *Extreme Learning Machine* (ELM) ditemukan oleh Huang pada tahun 2004 saat menjadi asisten profesor bidang computational engineering di Nanyang

Technological University, Singapore. Huang berpendapat bahwa metode-metode JST yang telah ada sebelumnya memiliki kelemahan terutama dalam hal laju pembelajaran (learning speed). Huang menambahkan bahwa alasan utama mengapa JST mempunyai learning speed yang rendah adalah karena semua parameter pada jaringan ditentukan secara iteratif dengan menggunakan suatu metode pembelajaran. Parameter yang dimaksud adalah bobot input dan bias yang menghubungkan antara layer satu dengan layer yang lain.

Metode *Extreme Learning Machine* (ELM) memiliki beberapa tahapan dalam proses prediksiannya. Tahapan tersebut adalah proses normalisasi, training, testing, dan denormalisasi data (Harum,2018).

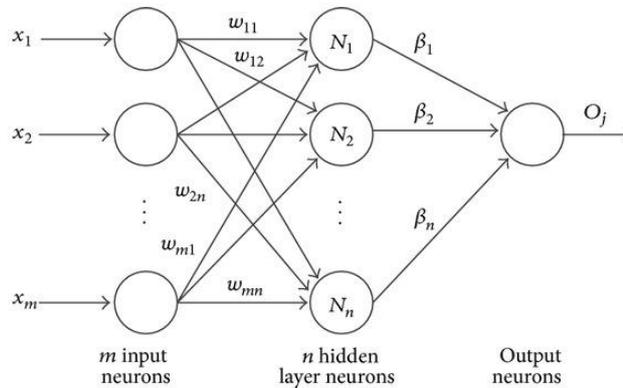
Pada metode *Extreme Learning Machine* (ELM), bobot input dan bias mula-mula ditentukan secara random. Setelah itu, untuk mencari bobot akhir dapat dilakukan perhitungan secara analitis yaitu dengan menggunakan Moore-Penrose Generalized Invers. Matriks yang digunakan dalam perhitungan bobot akhir adalah matriks yang beranggotakan jumlahan atau keluaran dari masing-masing input ke layer tersembunyi. Sehingga menurut Huang, *Extreme Learning Machine* (ELM) memiliki learning speed yang cepat dan mampu menghasilkan good generalization performance. Untuk mempelajari bagaimana *Extreme Learning Machine* (ELM) bekerja, maka akan dijelaskan terlebih dahulu arsitektur dari *Extreme Learning Machine* (ELM), algoritma pelatihan dan algoritma pengujian pada *Extreme Learning Machine* (ELM).

2.6.1 Algoritma Extreme Learning Machine

Huang mengatakan bahwa terdapat 3 langkah pelatihan dengan metode *Extreme Learning Machine* (ELM), yaitu inisialisasi bobot input dan bias, penghitungan output dari hidden layer, dan penghitungan bobot akhir (Dash & Patel, 2015). Pada saat langkah pertama yaitu inisialisasi bobot input dan bias, bobot setiap unit input (X_i) yaitu a dan bias yaitu b diperoleh dari hasil randomisasi. Setiap unit hidden kemudian akan dihitung jumlah keluaran yang dihasilkan ($G(\mathbf{a}_i, \mathbf{x}_i, \mathbf{b}_i)$). Lalu, bobot akhir yaitu (β) akan dihitung dan setelah itu di aktivasi dengan menggunakan sebuah fungsi aktivasi. Pada saat proses pelatihan, setiap unit output membandingkan aktivasinya dengan nilai target untuk menentukan besarnya error. Berdasarkan error tersebut, jika error masih melebihi dari yang diharapkan, maka proses akan diulangi dari penginisialisasi bobot input dan bias sampai menemukan bobot yang optimal.

1. Menentukan vektor bobot input \mathbf{x}_i dan bias \mathbf{b}_i faktor pengaruh unit hidden ke- i , \mathbf{b}_i , $i=1, \dots, m$.
2. Menghitung matriks keluaran pada hidden layer $\mathbf{H}_{n \times m}$.
3. Menghitung bobot keluaran β .

2.6.2 Struktur Jaringan Syaraf Tiruan *Extreme Learning Machine* (ELM)



Gambar 2.8 Model Jaringan Syaraf Tiruan Extreme Learning Machine

Jaringan Syaraf Tiruan *Extreme Learning Machine* (ELM) merupakan jaringan syaraf tiruan yang menggunakan struktur jaringan multi layer. Dapat dilihat pada Gambar 2.8 sebuah model jaringan saraf tiruan *Extreme Learning Machine* (ELM) dengan m neuron input, n neuron hidden layer dan fungsi aktivasi $g(x)$. Misalkan $x = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]$ dengan merupakan nilai input pada jaringan tersebut, H merupakan matriks bobot penghubung input layer dan hidden layer maka matriks H mempunyai ukuran $m \times n$. Penentuan nilai elemen-elemen matriks tersebut dilakukan secara random. Kemudian setiap nilai input tersebut diproses pada hidden layer menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner, dan nilai tersebut dihimpun dalam sebuah matriks H dengan ordo $m \times n$.

2.6.3 Prosedur Training

Berikut merupakan langkah-langkah dalam pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan *Extreme Learning Machine* :

1. Inisialisasi bobot (sebaiknya diatur pada bilangan acak yang kecil).
2. Jika error belum terpenuhi, maka lakukan langkah 3 sampai langkah 6.
3. Setiap unit input ($\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_n$) menerima sinyal input dan menyebarkan sinyal tersebut pada seluruh unit lapisan di atasnya (unit hidden).
4. Setiap output dari hidden layer akan dihitung dan dilambangkan dengan $G(\mathbf{a}_i, \mathbf{x}_i, \mathbf{b}_i)$.
5. Bobot akhir dari hidden layer ke output layer (β) dihitung dengan menggunakan Persamaan 2.5.

$$\beta = H^+T \quad (2.5)$$

2.6.4 Prosedur Testing

Adapun setelah kita melakukan prosedur pelatihan, Jaringan Syaraf Tiruan dengan metode *Extreme Learning Machine* akan mendapatkan bobot yang optimal. Setelah itu, maka akan dilakukan proses pengujian dengan langkahlangkah sebagai berikut :

1. Inisialisasi bobot (dari algoritma pelatihan) atur fungsi aktivasi yang digunakan.
2. Untuk setiap unit input ($\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_n$), hitung keluaran jaringan (Y).
3. Mengubah keluaran jaringan dengan menggunakan fungsi.

2.6.5 Normalisasi Data

Agar data dapat dilatih dengan metode pembelajaran *Extreme Learning Machine* (ELM), maka data harus di normalisasikan dulu dalam interval yang lebih kecil, baik interval [0,1] atau interval [-1,1]. Jika x adalah input setelah dinormalisasi, x_p adalah nilai data asli yang belum dinormalisasi, $\min(x_p)$ adalah nilai minimum pada data set, dan $\max(x_p)$ adalah nilai maksimum pada data set.

Maka transformasi pada Persamaan 2.6 digunakan untuk mengubah data menjadi interval [0,1] adalah :

$$x = \frac{0.8*(x_p - \min(x_p))}{(\max(x_p) - \min(x_p))} + 0.1 \quad (2.6)$$

(Siang,2005)

Namun, jika menginginkan interval [-1,1] maka transformasi pada Persamaan 2.7 yang digunakan untuk mengubah data menjadi interval [-1,1] :

$$x = \frac{0.8*(x_p - \min(x_p))}{(\max(x_p) - \min(x_p))} + 0.1 \quad (2.7)$$

(Agustina,2010)

2.6.6 Denormalisasi Data

Denormalisasi data penting dilakukan agar data hasil peramalan dengan jaringan syaraf *Extreme Learning Machine* (ELM) dapat dilihat secara mudah dalam nilai yang sama dengan asalnya. Menurut Siang (2005), denormalisasi dimaksudkan agar data hasil peramalan dengan jaringan syaraf dapat dilihat secara mudah dalam nilai yang sama dengan asalnya. Persamaan 2.8 menunjukkan rumus yang digunakan untuk denormalisasi data di dalam interval [0,1]. Sedangkan Persamaan 2.9 menunjukkan denormalisasi data di dalam interval [-1,1] :

$$x = \frac{(x_p - 0.1) * (\max\{x_p\} - \min\{x_p\})}{0.8} + \min\{x_p\} \quad (2.8)$$

Sedangkan menurut Agustina (2010), transformasi yang digunakan dalam denormalisasi data dalam interval [-1,1] adalah :

$$(x_p - 0.1) * (\max\{x_p\} - \min\{x_p\}) + \min\{x_p\} \quad (2.9)$$

dengan x adalah nilai data setelah denormalisasi, xp adalah data output sebelum denormalisasi, min (xp) adalah data minimum pada data set sebelum normalisasi, dan max (xp) adalah data maksimum pada data set sebelum normalisasi.

2.6.7 Evaluasi Kinerja Model

Setelah mendapatkan hasil prediksi melalui proses yang sebelumnya dijalankan, hal yang dilakukan selanjutnya adalah melakukan evaluasi kinerja prediksi. Seperti yang diketahui masa depan adalah hal yang tidak bisa ketahu secara pasti, namun dengan melakukan peramalan atau prediksi, masa depan akan diketahui hingga mendekati realita. Hasil peramalan tidak ada yang dapat dipastikan benar seluruhnya, akan ada penyimpangan nilai atau perbedaan nilai dengan kenyataan. Untuk itu berikut adalah evaluasi kinerja yang dilakukan untuk mengetahui seberapa benarkah prediksi atau seberapa kecil penyimpangan yang dialami.

1. Mean Absolute Error (MAE), Mean Absolute Error (MAE) merupakan rata-rata selisih antara data aktual dan data hasil perhitungan. Secara matematis dituliskan sebagai berikut:

$$\mathbf{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^x |\mathbf{O}_i - \mathbf{P}_i| \quad (2.10)$$

2. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dihitung dengan menggunakan kesalahan absolut pada tiap periode dibagi dengan nilai observasi yang nyata untuk periode itu. Kemudian, merata-rata kesalahan persentase absolut tersebut. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) mengindikasikan seberapa besar kesalahan prediksi yang dibandingkan dengan nilai nyata.

$$\mathbf{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^x \left| \frac{y - y_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (2.11)$$

(Fachrony,2018)

Terdapat analisa tentang nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dimana jika nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) tidak melebihi 10% menunjukkan bahwa model peramalan yang dilakukan sudah sangat baik.

3. Root Mean Square Error (RMSE) Root Mean Square Error (RMSE) dihitung dengan menguadratkan error (predicted observed) dibagi dengan jumlah data (rata-rata), lalu diakarkan. Secara matematis, rumusnya ditulis sebagai berikut:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{n}} \quad (2.12)$$

2.7 Penelitian Terkait

Dalam penyusunan skripsi ini, penulis sedikit banyak terinspirasi dan mereferensi dari penelitian-penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan latar belakang masalah pada skripsi ini. Berikut ini penelitian terdahulu yang berhubungan dengan skripsi ini antara lain :

Penelitian yang dilakukan oleh Qoid Humaini, 2015, “Jaringan Syaraf Tiruan Extreme Learning Machine (ELM) untuk Memprediksi Kondisi Cuaca Di Wilayah Malang”. Penelitian ini dilakukan untuk mendapatkan model jaringan syaraf tiruan dari Extreme Learning Machine untuk memprediksi cuaca di wilayah malang.

Penelitian yang dilakukan oleh Muhammad Safiq Ubay, 2012, “Peramalan Harga Saham Dengan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Metode Extreme Learning Machine”. Penelitian ini dilakukan untuk Meramalkan harga saham menggunakan Algoritma JST dengan metode ELM serta untuk Membuat program

peramalan harga saham menggunakan algoritma JST metode ELM dengan bahasa pemrograman Java.

Penelitian yang dilakukan oleh Abdul Mahatir Najjar, 2018, “Penerapan Metode Extreme Learning Machine Untuk Prediksi Tingkat Risiko Wabah Demam Berdarah Berdasarkan Keadaan Cuaca (Studi Kasus : Wilayah Dki Jakarta)”. Penelitian ini dilakukan untuk Memperoleh model jaringan syaraf tiruan Extreme Learning Machine untuk klasifikasi tingkat risiko wabah demam berdarah berdasarkan keadaan cuaca.