

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1 Peramalan Beban Listrik**

Energi listrik yang dihasilkan tidak dapat disimpan dan harus langsung digunakan oleh konsumen. Produksi energi harus selalu seimbang dengan konsumsi energi konsumen. Ketika produksi listrik tidak mencukupi permintaan konsumen, frekuensi dalam sistem akan turun. Sebaliknya, jika produksi melebihi permintaan, frekuensi sistem akan naik. Penyedia listrik seperti PLN harus menjaga frekuensi energi listrik tetap konstan, yaitu pada 50 Hz atau 60 Hz, dengan batas deviasi yang diperbolehkan.

Permintaan energi listrik konsumen selalu berubah, dan untuk menjaga frekuensi tetap pada 50 Hz atau 60 Hz, daya yang dihasilkan di pusat jaringan akan bervariasi seiring waktu untuk menyesuaikan dengan kondisi frekuensi. Oleh karena itu, diperlukan perencanaan operasi produksi yang kompleks dan efisien yang juga mempertimbangkan biaya bahan bakar yang rendah. Peramalan beban atau peramalan kebutuhan listrik konsumen sangat penting sebagai dasar perencanaan operasional.

Peramalan beban listrik sangat berperan dalam pengendalian beban, terutama dalam situasi real-time dalam pengoperasian jaringan listrik. Ini memainkan peran kunci dalam menjaga keseimbangan antara produksi dan konsumsi energi. Peramalan beban listrik, sebagai bagian dari perencanaan dan pengoperasian jaringan listrik, memiliki peran penting yang diatur oleh peraturan pemerintah terkait produk listrik dan jaringan sistem tenaga listrik.

Tujuan dari peramalan beban listrik meliputi berbagai aspek yang mencakup pengendalian dan pengelolaan sistem tenaga listrik yang efisien. Hal ini dilakukan sesuai dengan peraturan yang berlaku, seperti Peraturan Menteri ESDM Nomor 03 Tahun 2007 tentang Produk Listrik Jawa-Madura-Bali, serta peraturan lainnya yang berkaitan dengan perencanaan dan operasi sistem tenaga listrik sebagai berikut [17]:

1. Peramalan kebutuhan listrik jangka panjang melibatkan analisis dalam periode waktu yang melampaui satu tahun. Faktor-faktor makroekonomi,

yang terletak di luar kendali penyedia listrik, memiliki pengaruh utama dalam menentukan arah peramalan kebutuhan listrik ini. Informasi ini sangat penting dalam perencanaan energi untuk masa depan..

2. Peramalan beban jangka menengah melibatkan periode satu bulan sampai satu tahun. Manajemen perusahaan merupakan penentu utama dalam perkiraan biaya jangka menengah.
3. Peramalan kebutuhan listrik jangka pendek berfokus pada jangka waktu yang lebih singkat, biasanya dari beberapa jam hingga satu minggu. Perkiraan per jam dari konsumsi energi ditentukan dengan mempertimbangkan pola historis dari penggunaan energi, dengan memperhitungkan berbagai faktor yang dapat memengaruhi tingkat konsumsi sistem. Peramalan kebutuhan listrik jangka pendek ini sering digunakan untuk mengoptimalkan penggunaan energi dan meningkatkan efisiensi dalam pengoperasian sistem listrik..

## **2.2 Jenis Beban Listrik**

Energi listrik yang disalurkan ke pelanggan digunakan untuk kebutuhan penerangan malam hari dan untuk menyalakan alat-alat elektronik seperti AC, televisi, lemari es, dan lain-lain, kegiatan ini biasa dilakukan oleh pelanggan perumahan. Sumber listrik untuk pelanggan industri Selain sistem kelistrikan dan penerangan perkantoran, sumber listrik juga sering digunakan untuk mengoperasikan mesin-mesin pabrik dengan kemampuan penyerapan energi yang tinggi. Semakin besar kebutuhan listrik maka semakin tinggi pula harga listrik yang harus dibayar oleh penyedia energi listrik. Pelanggan listrik berdasarkan harga listrik dapat dibedakan menjadi empat kelompok, yaitu [18]:

1. Rumah tangga, khususnya beban listrik, meliputi peralatan rumah tangga seperti lampu, kipas angin, televisi, lemari es, AC, dan lain-lain..
2. Komersial atau bisnis, khususnya beban listrik termasuk bangunan komersial seperti pertokoan, pusat perbelanjaan dan gedung perkantoran.
3. Industri khususnya beban listrik meliputi industri kecil dan industri besar.

4. Umum, khususnya beban listrik yang meliputi area atau bangunan pelayanan masyarakat seperti rumah sakit daerah, gedung pemerintah, dan sistem penerangan jalan.

### 2.3 Metode Prakiraan Kebutuhan Energi Listrik

Perkiraan permintaan energi listrik terbatas pada model pendekatan statistik, Seiring berkembangnya teknologi, metode peramalan permintaan energi listrik pun ikut berkembang. Model peramalan energi listrik berbasis kecerdasan buatan saat ini banyak digunakan. Beberapa model peramalan kebutuhan listrik berbasis kecerdasan buatan yang saat ini digunakan adalah sebagai berikut [3]:

1. Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

Jaringan syaraf tiruan menyediakan mekanisme alternatif untuk peramalan berbasis deret waktu. ANN merupakan sistem pengolah informasi yang fungsinya mirip dengan sistem syaraf biologis. Sederhananya, ANN mengenali pola dari data masukan dan kemudian menghasilkan keluaran umum berdasarkan pola data masukan tersebut.

2. *Support Vector Machine* (SVM)

SVM merupakan salah satu metode kecerdasan buatan yang dapat digunakan untuk melakukan regresi dan klasifikasi data linier dan *non* linier. Prinsip pengoperasian SVM adalah memperoleh model generalisasi terbaik dari data pelatihan, dimana kumpulan data tertentu yang melatih model tersebut sering disebut vektor pendukung. Kelemahan SVM adalah komputasinya intensif, memerlukan waktu dan perangkat keras yang sesuai.

3. Logika Fuzzy

Logika Fuzzy merupakan pengembangan logika Boolean menjadi suatu himpunan dengan nilai anggota dan menunjukkan sifat ambiguitas antara 0 dan 1 yang dikaitkan dengan rentang kualitatif tertentu. Logika Fuzzy disebut juga dengan logika samar-samar dan cocok untuk membuat prediksi terhadap suatu sistem yang mempunyai ambiguitas atau ketidakpastian..

4. Algoritma genetika

Algoritma genetika adalah algoritma optimasi yang digunakan untuk menemukan solusi terbaik terhadap suatu permasalahan komputasi. Metode ini dapat digunakan untuk menyelesaikan permasalahan *non* linier.

5. Sistem pakar

Sistem pakar adalah program komputer yang mempunyai kemampuan untuk menafsirkan, memahami, dan memperluas informasi yang diketahuinya atau basis pengetahuan hingga menjadi informasi baru. Sistem pakar menggabungkan aturan dan prosedur yang digunakan manusia untuk memecahkan masalah.

Metode di atas merupakan metode berbasis kecerdasan buatan untuk meramalkan kebutuhan energi listrik. Selain metode-metode tersebut, terdapat juga metode peramalan konvensional yang proses perhitungannya didasarkan pada hubungan antar variabel sehingga membentuk persamaan matematis. Metode konvensional ini dapat digunakan sebagai proyeksi prakiraan pertama yang berbasis kecerdasan buatan, khususnya pada prakiraan menggunakan logika fuzzy dan ANN. Ada beberapa metode peramalan tradisional, yaitu [18]:

1. Metode analitis

Metode ini dibuat dengan menggunakan data pengguna akhir dari setiap wilayah pelanggan listrik. Secara umum, data yang digunakan dalam metode ini memberikan gambaran tentang kegunaan spesifik peralatan listrik di masyarakat.

2. Metode ekonometri

Metode ini merupakan metode yang didasarkan pada indikator ekonomi. Metode ini mengasumsikan bahwa permintaan energi listrik berjalan seiring dengan peningkatan pendapatan masyarakat, harga dan daya beli.

3. Metode *time series*

Cara ini mengandalkan *trend* yang terjadi di masa lalu tanpa memperhatikan penyebab yang mempengaruhinya seperti perubahan iklim, perubahan besar teknologi, dan pandemi global. Cara ini terbagi menjadi beberapa jenis yaitu [19]:

a. *Trend* setengah rata-rata

*Trend* ini juga dikenal sebagai metode *trend* linier. Data tersebut dibagi menjadi dua bagian, yaitu bagian 1 ( $K_1$ ) dan bagian 2 ( $K_2$ ). Setiap bagian mempunyai tahun dasar ( $D_1$  dan  $D_2$ ) yang terletak di tengah-tengah setiap bagian. *Tren* ini dibentuk oleh persamaan (2.1), persamaan (2.2) dan persamaan (2.3) [19].

$$Y' = a + bx \quad (2.1)$$

$Y'$  pada Persamaan (2.1) merupakan nilai prakiraan *trend* setengah rata-rata pada periode ke- $x$  yang didapat dengan menjumlahkan  $a$  yaitu nilai rata-rata dari data historis bagian 1 atau bagian 2 yang dijumlahkan dengan  $b$  yaitu nilai perubahan.

$$a = \frac{\Sigma Y}{n} \quad (2.2)$$

Nilai  $a$  didapat dengan menggunakan Persamaan (2.2) dimana  $\Sigma Y$  yaitu jumlah data dibagi dengan  $n$  yaitu banyaknya data.

$$b = \frac{K_1 - K_2}{D_1 - D_2} \quad (2.3)$$

Nilai  $b$  didapat dengan menggunakan Persamaan (2.3) dimana hasil pengurangan  $K_1$  yaitu data bagian pertama dan  $K_2$  yaitu data bagian kedua dibagi dengan pengurangan  $D_1$  yaitu tahun dasar data bagian pertama dengan  $D_2$  yaitu tahun dasar data bagian kedua.

b. *Trend* kuadrat terkecil

*Trend* ini diperoleh dengan menentukan jumlah kuadrat terkecil dari kuadrat selisih antara data asli dan data *trend*. *Trend* kuadrat terkecil dibangun menurut persamaan (2.4), persamaan (2.5) dan persamaan (2.6) [19].

$$Y' = a + bx \quad (2.4)$$

$Y'$  pada Persamaan (2.4) merupakan nilai prakiraan *trend* kuadrat terkecil pada periode ke- $x$  yang didapat dengan menjumlahkan  $a$  yaitu nilai rata-rata dari data historis yang dijumlahkan dengan  $b$  yaitu nilai perubahan.

$$a = \frac{\Sigma Y}{n} \quad (2.5)$$

Nilai  $a$  didapat dengan menggunakan Persamaan (2.5) dimana  $\Sigma Y$  yaitu jumlah data dibagi dengan  $n$  yaitu banyaknya data.

$$b = \frac{\Sigma XY}{\Sigma X^2} \quad (2.6)$$

Nilai  $b$  yaitu perubahan data didapat dengan menggunakan Persamaan (2.6) dimana  $\Sigma XY$  yaitu jumlah hasil kali data historis dengan periodenya dibagi dengan  $\Sigma X^2$  yaitu jumlah kuadrat periode.

c. *Trend* eksponensial

*Trend* ini dirumuskan dengan Persamaan (2.7) [19].

$$Y' = a(1 - b)^x \quad (2.7)$$

$Y'$  pada Persamaan (2.7) merupakan nilai prakiraan *trend* eksponensial pada periode ke- $x$ . Nilai  $a$  merupakan nilai  $Y$  pada periode ke-1, nilai  $b$  merupakan nilai perubahan dan nilai  $x$  merupakan periode.

d. *Trend* kuadratis

Metode ini tidak linier karena trendnya bisa naik atau turun secara konstan. *Trend* ini dibentuk oleh persamaan (2.8), persamaan (2.9), persamaan (2.10) dan persamaan (2.11) [19].

$$Y' = a + bx + cx^2 \quad (2.8)$$

$Y'$  pada Persamaan (2.8) merupakan nilai prakiraan *trend* kuadratis pada periode ke- $x$ . nilai  $x$  melambangkan periode dan  $Y$  merupakan data historis.

$$a = \frac{\Sigma Y(\Sigma X^4) - (\Sigma X^2 Y)(\Sigma X^2)}{n(\Sigma X^4) - (\Sigma X^2)^2} \quad (2.9)$$

Nilai  $a$  merupakan konstanta yang diperoleh dengan menggunakan Persamaan (2.9).

$$b = \frac{\Sigma XY}{\Sigma X^2} \quad (2.10)$$

Nilai  $b$  merupakan koefisien 1 yang diperoleh dengan menggunakan Persamaan (2.10).

$$c = \frac{n(\Sigma X^2 Y) - (\Sigma X^2)(\Sigma Y)}{n(\Sigma X^4) - (\Sigma X^2)^2} \quad (2.11)$$

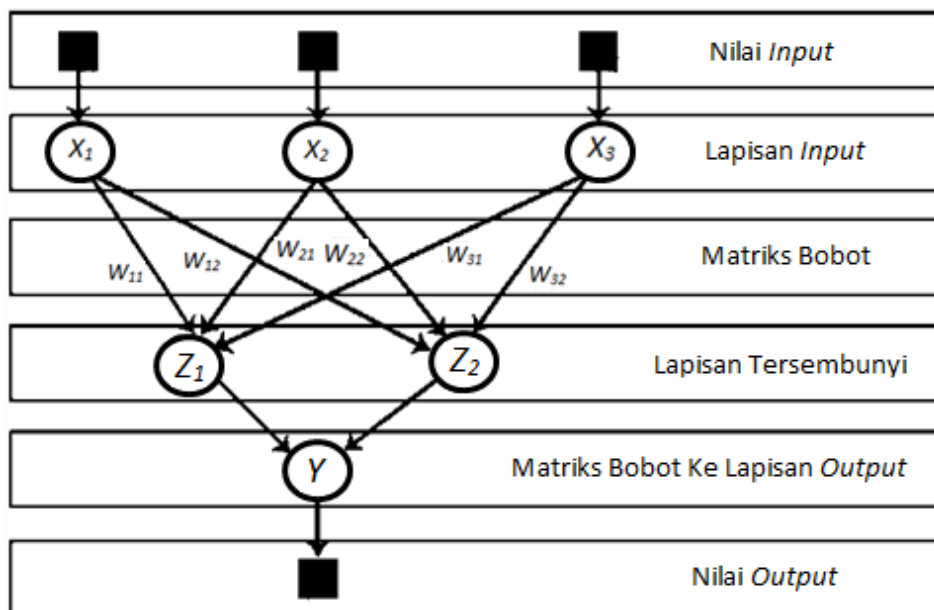
Nilai  $c$  merupakan koefisien 2 yang diperoleh dengan menggunakan Persamaan (2.11).

#### 4. Metode gabungan

Metode ini merupakan gabungan dari metode analitik, ekonometrika, dan *trend*. Metode ini memanfaatkan seluruh kelebihan dari ketiga metode sebelumnya antara lain indikator ekonomi, pola penggunaan peralatan listrik, dan kemajuan teknologi.

#### 2.4 *Backpropagation Neural Network*

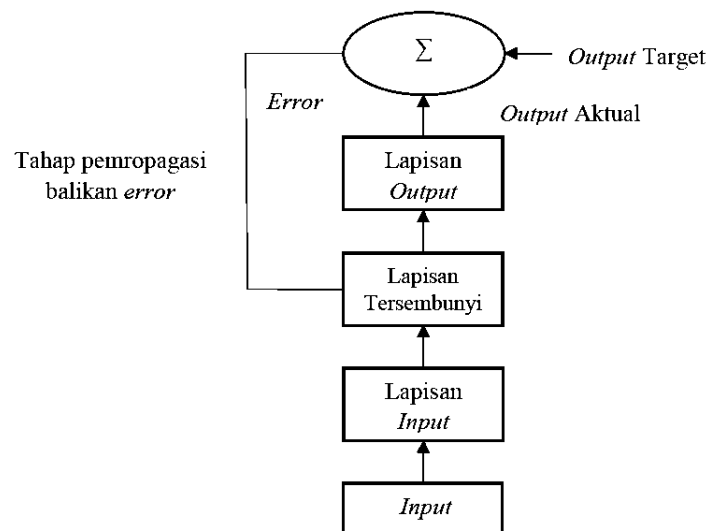
*Backpropagation* adalah metode yang sangat efektif dalam jaringan syaraf tiruan untuk menangani masalah pengenalan pola yang kompleks. Nama *backpropagation* berasal dari karakteristik kunci metode ini, yaitu perhitungan koreksi kesalahan dari unit tersembunyi yang dihasilkan melalui penyebaran kembali kesalahan yang terkait dengan unit keluaran. Penting untuk dicatat bahwa nilai target untuk unit tersembunyi tidak ditentukan secara eksplisit dalam metode ini. Gambaran arsitektur ANN propagasi balik dapat dilihat pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Arsitektur *Backpropagation*

Dalam Gambar 2.1 dapat dilihat bagaimana arsitektur ANN *backpropagation* beroperasi.  $W_{jt}$  mengacu pada bobot awal yang diinisialisasi dalam jaringan antara layer input ( $X_i$ ) dan layer tersembunyi ( $Z_j$ ), sedangkan bobot  $W_j$  mengacu pada bobot awal yang diinisialisasi antara layer tersembunyi ( $Z_j$ ) dan layer keluaran ( $Y$ ).

Untuk membuat ANN menggunakan metode *backpropagation*, langkah pertama adalah memberikannya pelatihan dengan memasukkan sekumpulan contoh pelatihan yang dikenal sebagai *set* pelatihan. Proses pelatihan ini digambarkan dengan vektor masukan yang dikaitkan dengan keluaran yang menjadi target dalam proses pelatihan. Tujuannya adalah untuk membuat ANN beradaptasi dengan karakteristik dari sampel dalam set pelatihan ini dengan memodifikasi bobot-bobot dalam jaringan. Ini adalah proses *backpropagation* dalam ANN, yang digambarkan dalam Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Alur Kerja Jaringan Propagasi Balik

Gambar 2.2 mengilustrasikan cara kerja *backpropagation* dalam jaringan syaraf tiruan (ANN) sebagai berikut:

1. Inisialisasi Bobot: Jaringan awalnya diinisialisasi dengan bobot-bobot menggunakan angka acak.
2. Pelatihan dengan Sampel: Sampel pelatihan dimasukkan ke dalam jaringan. Sampel pelatihan terdiri dari pasangan vektor masukan dan vektor keluaran target yang diinginkan.
3. Perbandingan dengan Target: Keluaran jaringan dibandingkan dengan vektor keluaran target untuk menentukan apakah hasil aktual cocok dengan yang diharapkan, yaitu apakah hasil aktual sama dengan hasil yang diinginkan.

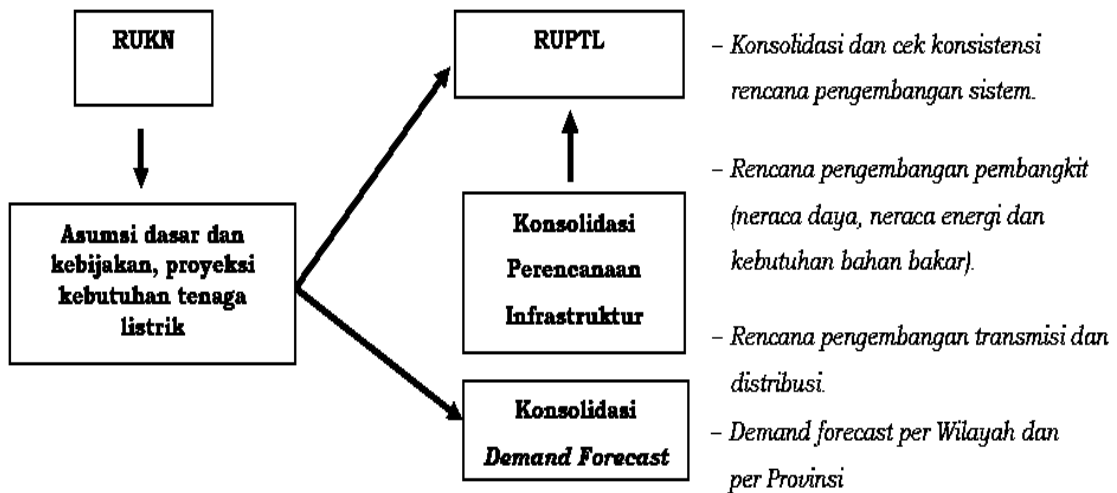


4. Perhitungan Kesalahan: Kesalahan yang disebabkan oleh perbedaan antara hasil aktual dan target dihitung. Kesalahan ini digunakan untuk memperbarui bobot-bobot terkait dalam jaringan.
5. Perubahan Bobot: Perubahan bobot yang dihasilkan bertujuan untuk mengurangi kesalahan. Setiap kali siklus pelatihan seperti ini dijalankan pada semua sampel pelatihan, bobot-bobot diperbarui.
6. Iterasi Pelatihan: Proses ini berulang hingga kinerja jaringan mencapai tingkat yang diinginkan atau hingga kondisi penghentian tertentu terpenuhi. Kondisi penghentian bisa berupa mencapai jumlah epoch tertentu atau memenuhi ambang batas tertentu.
7. Pengujian Kinerja: Setelah proses pelatihan selesai, jaringan diuji untuk kinerjanya dengan memasukkan tes suite sebagai masukan. Set pengujian ini hanya digunakan sebagai input tanpa keluaran target yang diinginkan.

Hasil respons jaringan selama pengujian dinilai berdasarkan kemampuannya untuk mengingat dan menggeneralisasi dari apa yang telah dipelajarinya selama pelatihan. Dengan kata lain, seberapa baik jaringan mampu memprediksi hasil berdasarkan pola yang telah dipelajarinya selama proses pelatihan. [20].

## **2.5 RUPTL PT PLN (Persero) Tahun 2021 s.d. 2030**

RUPTL ini menjelaskan proyek-proyek pengembangan ketenagalistrikan di seluruh wilayah kegiatan PT PLN (Persero). Penyusunan RUPTL dibagi ke beberapa wilayah operasional antara lain Sumatera, Jawa, Madura dan Bali, Kalimantan, Sulawesi, Maluku, Papua, dan Nusa Tenggara. Selain itu, RUPTL ini juga memaparkan rencana pengembangan sistem ketenagalistrikan masing-masing provinsi. Berikut gambar proses penyusunan RUPTL yang ditunjukkan pada gambar 2.3.



Gambar 2.3 Proses Penyusunan RUPTL

Berdasarkan Gambar 2.3 prakiraan permintaan tiap provinsi dilakukan dengan menggunakan regresi ekonometrik menggunakan aplikasi statistik Simple-E. Dengan mempertimbangkan pertumbuhan ekonomi, populasi, target tingkat elektrifikasi, harga listrik, potensi konsumen besar, data penjualan listrik aktual, jumlah pelanggan dan energi terkoneksi, maka persamaan model regresi kemudian dibentuk untuk memperkirakan pertumbuhan di masa depan [21].

## 2.6 Analisis Hasil Perkiraan

*Mean absolute percentage error* (MAPE) merupakan penghitungan kesalahan yang menggunakan nilai kesalahan absolut setiap periode waktu dan membaginya dengan nilai awal periode waktu tersebut, kemudian dirata-ratakan kesalahannya menjadi nilai persentase absolut. MAPE akan lebih akurat dibandingkan MSE. Untuk menghitung MAPE dari proses peramalan dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan (2.12) berikut [22].

$$\text{MAPE} = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|x_t - f_t|}{x_t}}{n} \times 100\% \quad (2.12)$$

Persamaan (2.12) digunakan untuk menghitung nilai MAPE (Mean Absolute Percentage Error). Dalam interpretasi rentang nilai MAPE yang dihasilkan, berikut adalah maknanya:

1. MAPE < 10% = Peramalan sangat akurat, yang berarti bahwa peramalan sangat mendekati nilai aktual.

2.  $10\% \leq \text{MAPE} < 20\%$  = Peramalan akurat, yang menunjukkan bahwa peramalan memiliki tingkat akurasi yang baik.
3.  $20\% \leq \text{MAPE} < 50\%$  = Peramalan masih dalam kewajaran, yang berarti peramalan memiliki tingkat akurasi yang dapat diterima, meskipun ada sedikit penyimpangan.
4.  $\text{MAPE} \geq 50\%$  = Peramalan tidak akurat, yang menunjukkan bahwa peramalan memiliki tingkat ketidakakuratan yang signifikan dan tidak dapat diandalkan.

Dengan demikian, MAPE digunakan untuk mengevaluasi seberapa akurat peramalan dibandingkan dengan nilai aktual, dan interpretasinya bergantung pada nilai persentase kesalahan relatif terhadap nilai aktual.

## 2.7 Kajian Pustaka

Penelitian pertama ini fokus pada peramalan kebutuhan energi listrik PT PLN (Persero) UP3 Semarang dari tahun 2020 hingga 2025 menggunakan model Jaringan Syaraf Tiruan (JST) yang dikembangkan dengan metode propagasi balik menggunakan perangkat lunak MATLAB. Arsitektur pelatihan ANN melibatkan tiga lapisan, yaitu lapisan masukan, lapisan tersembunyi, dan lapisan keluaran, dengan setiap lapisan memiliki jumlah neuronnya sendiri. Penelitian ini menggunakan enam variabel masukan dan satu variabel keluaran. Antara lapisan masukan dan lapisan keluaran, terdapat 1 hingga 5 lapisan tersembunyi, dan setiap lapisan tersembunyi memiliki jumlah neuron yang bervariasi, yaitu 6, 12, 18, 24, dan 30. Selama proses pelatihan dan pengujian, digunakan parameter pencarian seperti fungsi pelatihan, termasuk *traingd*, *traingdm*, *traingda*, dan *traingdx*. Hasil perhitungan menunjukkan bahwa model dengan 24 *neuron* dan menggunakan *traigdx* dengan fungsi pembelajaran *learngd* memiliki rata-rata kesalahan sebesar 0,7%. Model dengan 24 *neuron* menggunakan *traigdx* dan fungsi pembelajaran *learngdm* juga memiliki rata-rata kesalahan sebesar 0,7%. Sementara itu, model dengan 30 *neuron* menggunakan *traigdx* dan fungsi pembelajaran *learngdm* memiliki rata-rata kesalahan sebesar 1,3%. Model terbaik adalah model dengan 24 *neuron* menggunakan *traigdx* dan fungsi pembelajaran *learngdm*, dengan selisih kesalahan sebesar 0,4%. Hasil prediksi dari model ini menunjukkan peningkatan

rata-rata sebesar 2,7% per tahun, sedangkan data sebenarnya dari PT PLN (Persero) UP3 Semarang menunjukkan peningkatan rata-rata sebesar 3,2%. Penilaian ini didasarkan pada perbedaan antara tahun ke-n dengan tahun sebelumnya, yang kemudian diubah menjadi persentase [23].

Penelitian kedua ini berfokus pada prediksi kebutuhan energi listrik dalam jangka pendek menggunakan metode jaringan syaraf tiruan propagasi balik dengan bantuan perangkat lunak MATLAB R2015B. Data yang digunakan dalam penelitian ini melibatkan historis penggunaan energi yang terjual (kWh) selama 10 tahun terakhir, dengan berbagai variabel termasuk rumah tangga, dunia usaha, pelanggan sosial, industri, pertumbuhan penduduk, dan produk domestik bruto regional (PDB). Hasil penelitian ini memberikan perkiraan kebutuhan energi listrik untuk periode 3 tahun ke depan, mulai dari tahun 2022 hingga tahun 2024. Model terbaik yang dihasilkan dalam penelitian ini memiliki arsitektur dengan 6 lapisan masukan, 6 lapisan tersembunyi, dan 1 lapisan keluaran dengan nilai positif palsu dan kuadrat rata-rata terkecil sebesar 0,003312731. Model ini juga memiliki rata-rata Nilai Persentase Kesalahan Absolut sebesar 6%. Penelitian ini memiliki dampak yang signifikan bagi pemangku kepentingan dalam pengambilan keputusan terkait penyediaan energi listrik. Dengan model ini, mereka dapat membuat tindakan yang lebih terinformasi dan efisien dalam memenuhi kebutuhan energi masyarakat [24].

Penelitian ketiga ini dilakukan untuk melakukan prediksi dan mengevaluasi tingkat akurasi menggunakan jaringan saraf tiruan dengan metode backpropagation. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah besarnya beban listrik yang dihasilkan di Kota Banjarbaru selama 9 tahun dengan 12 unit input.

Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa dalam tahap pelatihan jaringan syaraf tiruan dengan simulasi 4 lapisan tersembunyi, telah diperoleh arsitektur jaringan yang cukup baik. Arsitektur ini terdiri dari 12 lapisan masukan, 12 lapisan tersembunyi, dan 1 lapisan keluaran, dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 6,597% dan *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 0,032222. Ini menunjukkan tingkat akurasi yang baik dalam memprediksi

beban listrik. Namun, pada tahap pengujian, ditemukan bahwa nilai MAPE sebesar 7,918 dan RMSE sebesar 0,070479. Meskipun hasilnya masih cukup baik, ada sedikit peningkatan kesalahan dalam prediksi beban listrik dibandingkan dengan tahap pelatihan. Pada tahap peramalan, terdapat peningkatan yang signifikan dalam kesalahan prediksi, dengan nilai MAPE sebesar 12,366% dan RMSE sebesar 0,113272. Hal ini menunjukkan bahwa hasil peramalan kurang baik, kemungkinan disebabkan oleh fluktuasi yang signifikan dalam jumlah listrik yang dihasilkan pada bulan Desember 2018 dan Januari 2019. Secara keseluruhan, penelitian ini memberikan wawasan tentang penggunaan jaringan saraf tiruan untuk prediksi beban listrik, meskipun tingkat akurasi dapat bervariasi tergantung pada tahap analisis (pelatihan, pengujian, atau peramalan) dan fluktuasi dalam data [25].

Penelitian keempat ini bertujuan untuk menggunakan jaringan syaraf tiruan dengan algoritma pembelajaran propagasi balik untuk memprediksi kebutuhan beban listrik. Hasil dari pemodelan ini menunjukkan bahwa prediksi kebutuhan beban listrik dengan metode propagasi balik memiliki tingkat akurasi yang cukup baik. Berdasarkan hasil simulasi, dalam tahap pelatihan untuk memprediksi kebutuhan beban listrik di Kota Pontianak, tingkat kesalahan diukur menggunakan *Mean Squared Error* (MSE) sebesar 4,2173 dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 2,5760. Ini menunjukkan bahwa model ini memiliki tingkat akurasi yang baik dalam tahap pelatihan. Namun, dalam tahap peramalan, di mana model digunakan untuk memprediksi kebutuhan beban listrik di Kota Pontianak, tingkat kesalahan meningkat. MSE dalam tahap peramalan sebesar 2353,3 dan MAPE sebesar 217,2369. Tingkat kesalahan yang lebih tinggi ini mungkin disebabkan oleh faktor-faktor yang sulit diprediksi atau fluktuasi yang signifikan dalam data aktual selama periode peramalan. Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan potensi penggunaan jaringan syaraf tiruan dengan algoritma propagasi balik dalam memprediksi kebutuhan beban listrik, meskipun tingkat akurasi dapat bervariasi tergantung pada tahap analisis dan kompleksitas data [26].

Kajian kelima Berdasarkan hasil pengolahan dan analisis data, disimpulkan bahwa jumlah kebutuhan energi listrik di Kota Subulussalam meningkat sangat

signifikan antara tahun 2016 hingga tahun 2020. Pada tahun 2016, jumlah kebutuhan energi listrik sebesar 2.644.468.563 kWh. Pada tahun 2020, jumlah listrik diperkirakan meningkat menjadi 3.470.887.446 kWh. Dari data tersebut terlihat bahwa laju pertumbuhan listrik mengalami peningkatan yang cukup signifikan [5].