

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Konsumsi Energi Listrik

Energi listrik merupakan salah satu bentuk energi yang sangat penting dalam kehidupan modern karena digunakan di hampir seluruh aspek, mulai dari rumah tangga, bisnis, hingga industri. Secara fisika, listrik dihasilkan dari aliran muatan listrik dalam suatu rangkaian, dengan besaran arus diukur dalam satuan Ampere (A), tegangan dalam Volt (V), dan daya dalam Watt (W) (7). Energi listrik ini kemudian disalurkan melalui jaringan transmisi dan distribusi yang terdiri dari saluran udara maupun kabel bawah tanah, yang berfungsi menghubungkan pembangkit dengan konsumen akhir (8). Penyaluran energi listrik dilakukan melalui jaringan distribusi dan transmisi yang harus mampu mengikuti lonjakan konsumsi, agar pelayanan listrik tidak mengalami gangguan (9).

Konsumsi energi listrik adalah jumlah energi yang digunakan pelanggan dalam periode tertentu dan dinyatakan dalam kilowatt-hour (kWh), yang dipengaruhi oleh kapasitas daya, jumlah peralatan, serta pola aktivitas masyarakat maupun industri. Secara teknis, daya listrik diperoleh dari perkalian tegangan (Volt) dan arus (Ampere), sehingga energi yang dikonsumsi tergantung pada kapasitas daya dan lamanya pemakaian, dengan pengukuran melalui kWh meter. Fungsi listrik meliputi pemenuhan kebutuhan rumah tangga, pendidikan, bisnis, dan industri. Tren konsumsi listrik di Indonesia menunjukkan peningkatan signifikan, sementara pertumbuhan industri dan ekonomi tercatat memberikan pengaruh positif terhadap konsumsi listrik nasional (10).

Tenaga listrik yang disalurkan oleh PLN dimanfaatkan oleh pelanggan untuk mengoperasikan berbagai peralatan, mulai dari penerangan, pendingin, pemanas, hingga perangkat elektronik. Secara umum, beban listrik pelanggan dapat dikelompokkan menjadi beberapa golongan, yaitu (11):

1. Rumah Tangga (Domestik/Residen): penggunaan untuk kebutuhan sehari-hari seperti lampu, kipas angin, lemari es, kompor listrik, dan peralatan rumah tangga lainnya.

2. Bisnis (Komersial): pemakaian listrik pada bangunan usaha atau perdagangan, misalnya toko, restoran, hotel, dan pusat perbelanjaan.
3. Publik/Umum: penggunaan untuk fasilitas sosial, gedung pemerintahan, serta penerangan jalan umum.
4. Industri: kebutuhan listrik pada industri skala kecil hingga besar, yang memanfaatkan energi listrik sebagai penunjang proses produksi.

Pengelompokan konsumen listrik ini sejalan dengan temuan yang menyatakan bahwa klasifikasi jenis beban listrik diperlukan untuk mempermudah perencanaan distribusi dan pengelolaan energi secara nasional (12).

2.2 Peramalan

Peramalan (*forecasting*) adalah suatu proses untuk memperoleh gambaran masa depan melalui data masa lalu. Metode yang digunakan dalam peramalan sangatlah penting agar tujuan dapat dicapai, dan hasil dari peramalan tersebut akan menjadi bahan pertimbangan dalam pengambilan keputusan (13).

Jenis peramalan dapat dibedakan menjadi beberapa tipe, dilihat dari perencanaan operasi di masa depan, maka peramalan dibagi menjadi 3 macam yaitu (14):

1. Peramalan ekonomi (*economic forecast*) menggambarkan tentang siklus bisnis dengan meramalkan tingkat inflasi, ketersediaan uang, dana yang dibutuhkan dalam membangun perumahan serta indikator lainnya.
2. Peramalan teknologi (*tecnological forecast*) menggambarkan tentang tingkat kemajuan dari teknologi yang berupa produk baru yang lebih menarik, yang membutuhkan pabrik dan peralatan yang baru.
3. Peramalan permintaan (*demand forecast*) memproyeksikan permintaan untuk produk atau layanan dalam 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.

Peramalan dibedakan menjadi 3 macam jika dilihat dari jangka waktu penggunaannya yaitu (15):

1. Peramalan jangka pendek, yaitu mencakup periode mingguan hingga beberapa bulan, digunakan untuk mendukung keputusan operasional seperti pengaturan jadwal produksi, pengendalian persediaan, serta evaluasi permintaan pasar dalam waktu dekat.
2. Peramalan jangka menengah, yaitu umumnya meliputi periode satu hingga dua tahun, difokuskan pada perencanaan taktis seperti penentuan kapasitas produksi, anggaran biaya, serta strategi penyesuaian permintaan dan penawaran.
3. Peramalan jangka panjang, yaitu mencakup periode lebih dari dua tahun, digunakan dalam pengambilan keputusan strategis seperti pengembangan produk baru, ekspansi pasar, dan perencanaan sumber daya jangka panjang. Terdapat beberapa metode peramalan yang menggunakan logika berpikir layaknya manusia, diantaranya adalah sebagai berikut:
 1. Jaringan Syaraf Tiruan (*Backpropagation*) merupakan metode dengan alur algoritma sistematis yang memiliki formula, yaitu jumlah kesalahan galat dikuadratkan melalui training set (16).
 2. *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) Lotfi A. Zadeh, 1965 adalah orang pertama kali memperkenalkan metode ANFIS dengan melihat keadaan sebenarnya yang dibangun berdasar logika bahwa manusia dapat membuat keputusan yang lebih baik berdasarkan angka-angka yang kurang pasti. Metode ini merupakan gabungan dari neural network dan *fuzzy logic* (17).
 3. *Fuzzy Time Series* (FTS)
FTS merupakan peramalan data dengan menggunakan *fuzzy* sebagai prinsip dasarnya. Sistem peramalan menggunakan FTS meramalkan data dimasa mendatang berdasarkan data real. Q.Song dan B.S. Chissom adalah orang yang mengembangkan metode FTS untuk pertama kalinya pada tahun 1993. Metode *Fuzzy Time Series* (FTS) banyak diterapkan dalam penelitian karena prosedurnya yang sederhana, langkah-langkahnya mudah dipahami, serta terbukti efektif dalam menyelesaikan berbagai permasalahan peramalan (18).

2.3 Metode *Fuzzy Time Series* Cheng

Metode *Fuzzy Time Series* diperkenalkan sebagai teknik peramalan yang memanfaatkan konsep himpunan *fuzzy* untuk mengubah data historis ke dalam bentuk linguistik dan membangun hubungan *fuzzy* sebagai dasar pembentukan pola ramalan. Dalam penelitian Song dan Chissom dijelaskan bahwa pendekatan ini mampu menangkap perubahan data secara bertahap melalui proses pemetaan dan pembentukan relasi *fuzzy* yang terbentuk dari data pendaftar mahasiswa baru (19). Selanjutnya, Chen menyederhanakan model tersebut dengan menggunakan operasi aritmatika pada hubungan *fuzzy* sehingga proses peramalan dapat dilakukan lebih efisien dan dapat diterapkan pada berbagai jenis deret waktu tanpa memerlukan mekanisme pembelajaran yang kompleks seperti jaringan syaraf tiruan atau algoritma genetika (20).

Pengembangan lebih lanjut dilakukan oleh Cheng, yang mengatasi keterbatasan pendekatan Chen yang belum mempertimbangkan kekuatan pengaruh hubungan *fuzzy* dalam data historis. Dalam penelitiannya dijelaskan bahwa seluruh *Fuzzy Logical relationship* (FLR) dimasukkan dan diberi bobot berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam data, sehingga peramalan menjadi lebih sensitif terhadap pola aktual yang muncul berulang kali (21). Tahapan forecasting data Time Series menggunakan *fuzzy Time Series* cheng adalah sebagai berikut ini (21):

1. Membentuk himpunan semesta data aktual

$$U = [D_{min} - D_1; D_{max} - D_2] \quad (2.1)$$

Dimana:

D_{min} : data terendah

D_{max} : data tertinggi

D_1 dan D_2 : bilangan konstanta yang ditentukan oleh peneliti

Penentuan nilai D_1 dan D_2 ditetapkan oleh peneliti sebagai dua bilangan positif yang disesuaikan dengan kondisi dan karakteristik data yang digunakan penelitian (20).

2. Menentukan panjang interval
 - a. Menentukan Jarak Interval

Himpunan semesta kemudian dibagi ke dalam beberapa interval dengan panjang yang sama. Jarak antarinterval tersebut ditentukan menggunakan rumus Sturges.

$$n = 1 + 3.322 \log(N) \quad (2.2)$$

Dari hasil tersebut, akan terbentuk beberapa nilai linguistik yang digunakan untuk merepresentasikan himpunan *fuzzy* pada setiap interval yang dibentuk dari himpunan semesta (U).

$$U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\} \quad (2.3)$$

Dimana:

N : banyaknya data historis yang digunakan

U : himpunan semesta

u_n : banyaknya kelas pada U , untuk $i = 1, 2, \dots, n$

b. Menentukan rentang (Range)

$$R = (D_{max} + D_2) - (D_{min} - D_1) \quad (2.4)$$

c. Menentukan Lebar Interval

$$I = \frac{range(R)}{\text{banyak interval kelas } (n)} \quad (2.5)$$

d. Mencari Nilai Tengah atau Midpoint

$$m_i = \frac{\text{batas atas} + \text{batas bawah}}{2} \quad (2.6)$$

Dimana i merupakan himpunan *fuzzy*. Dari hasil tersebut, maka didapatkan partisi dari himpunan semesta sesuai dengan panjang dari interval.

$$u_1 = (D_{min} - D_1; D_{min} - D_1 + I)$$

$$u_2 = (D_{min} - D_1 + I; D_{min} - D_1 + 2I)$$

$$u_3 = (D_{min} - D_1 + 2I; D_{min} - D_1 + 3I) \quad (2.7)$$

⋮

$$u_n = (D_{min} - D_1 + (k - 1)I; D_{min} - D_1 + nI)$$

3. Mendefinisikan Fuzzifikasi

Secara kasar himpunan *fuzzy* dapat diartikan sebagai suatu kelas bilangan dengan batasan samar. Jika *universe of discourse* (U) adalah himpunan semesta

$U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$, maka suatu himpunan *fuzzy* A_i dari dengan derajat keanggotaan umumnya dinyatakan sebagai berikut.

$$A_i = \frac{\mu_{A_i}(u_1)}{u_1} + \frac{\mu_{A_i}(u_2)}{u_2} + \frac{\mu_{A_i}(u_3)}{u_3} + \dots + \frac{\mu_{A_i}(u_n)}{u_n} \quad (2.8)$$

Dimana $\mu A(u_j)$ merupakan derajat keanggotaan dari u_j ke A dimana $\mu A(u_j) \in [0,1]$ dan $1 \leq j \leq n$. Nilai derajat keanggotaan dari $\mu A(u_j)$ didefinisikan sebagai berikut.

$$\mu_{A_i}(u_1) = \begin{cases} 1 & i = j \\ 0,5, & \text{jika } i = j - 1 \text{ atau } j + 1 \\ 0 & \text{yang lainnya} \end{cases} \quad (2.9)$$

Ketentuan pembentukan derajat keanggotaan dapat dijelaskan melalui aturan-aturan berikut:

Aturan 1 : Apabila nilai aktual x_t berada pada interval u_j , maka nilai keanggotaan pada u_j diberikan sebesar 1, sedangkan pada interval u_{j+1} bernilai 0,5. Sementara itu, interval selain u_j dan u_{j+1} memiliki nilai keanggotaan 0..

Aturan 2 : Jika nilai aktual x_t berada pada interval u_i dengan $1 \leq i \leq n$, maka interval utama u_j memiliki derajat keanggotaan sebesar 1. Interval yang bersebelahan, yaitu u_{j-1} dan u_{j+1} , masing-masing diberikan nilai keanggotaan 0,5, sedangkan interval lainnya bernilai 0.

Aturan 3 : Apabila nilai aktual x_t termasuk dalam interval u_j , maka derajat keanggotaan pada u_j ditetapkan sebesar 1, sedangkan interval sebelumnya u_{j-1} memiliki nilai keanggotaan 0,5. Interval selain keduanya dinyatakan tidak memiliki keanggotaan atau bernilai 0 (22).

Selanjutnya, misalkan A_1, A_2, \dots, A_n merupakan himpunan *fuzzy* yang merepresentasikan nilai-nilai linguistik dari suatu variabel linguistik. Pendefinisian masing-masing himpunan *fuzzy* tersebut dilakukan berdasarkan interval-interval yang terdapat pada himpunan semesta U .

$$A_1 = \left\{ \frac{1}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \dots + \frac{0}{u_n} \right\} \quad (2.10)$$

$$\begin{aligned}
 A_2 &= \left\{ \frac{0,5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0,5}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \dots + \frac{0}{u_n} \right\} \\
 A_3 &= \left\{ \frac{0}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \frac{1}{u_3} + \frac{0,5}{u_4} + \dots + \frac{0}{u_n} \right\} \\
 &\vdots \\
 A_n &= \left\{ \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \dots + \frac{0,5}{u_{n-1}} + \frac{1}{u_n} \right\}
 \end{aligned}$$

Pada keterangan tersebut, $u_j (j = 1, 2, \dots, n)$ merupakan elemen yang berada dalam himpunan semesta U . Sementara itu, nilai yang ditandai dengan simbol “—” menunjukkan derajat keanggotaan $\mu_A(u_j)$ terhadap himpunan *fuzzy* A , dengan kemungkinan nilai keanggotaan sebesar 0, 0,5, atau 1.

4. Membentuk *Fuzzy Logic relationships* (FLR) dan *Fuzzy Logic relationships* (FLRG)

Relasi *fuzzy* logis (FLR) dibentuk dengan memanfaatkan data historis yang telah melalui proses fuzzifikasi. Relasi ini diperoleh dengan mengamati pasangan himpunan *fuzzy* yang muncul secara berurutan pada dua waktu berturut-turut. Apabila pada waktu $t - 1$ data terfuzzifikasi ke dalam himpunan A_k dan pada waktu t terfuzzifikasi ke dalam himpunan A_m , maka hubungan antar keduanya dinyatakan dalam bentuk $A_k \rightarrow A_m$. Pada relasi ini, A_k merepresentasikan kondisi saat ini (current state), sedangkan A_m menunjukkan kondisi pada periode berikutnya (next state). Hubungan-hubungan yang diperoleh dari seluruh data time series selanjutnya dikelompokkan untuk membentuk *fuzzy logical relationship group* (FLRG). Sebagai contoh, apabila relasi yang muncul adalah $A_1 \rightarrow A_1, A_1 \rightarrow A_2$, dan $A_1 \rightarrow A_3$, maka FLRG yang dihasilkan adalah $A_1 \rightarrow A_1, A_2, A_3$.

5. Menentukan pembobotan pada kelompok *fuzzy* logic yang sama

Proses pembentukan *fuzzy logical relationship group* (FLRG) dilakukan dengan mengakumulasi seluruh *fuzzy logical relationship* (FLR) yang terbentuk, kemudian setiap hubungan diberikan nilai bobot sesuai dengan urutan kemunculan dan frekuensi relasi yang sama. Relasi-relasi yang memiliki keadaan awal (current state) yang identik, yaitu A_i , dikelompokkan ke dalam

satu kesatuan dan disusun dalam bentuk matriks pembobotan. Selanjutnya, nilai bobot yang diperoleh tersebut dipetakan ke dalam matriks bobot, yang perhitungannya dinyatakan melalui persamaan berikut.

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2n} \\ \vdots & \vdots & w_{11} & \vdots \\ w_{n1} & w_{n1} & \dots & w_{nn} \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

Pada tahap ini, W didefinisikan sebagai matriks pembobot, sedangkan w_{ij} menunjukkan nilai bobot yang terletak pada elemen baris ke- i dan kolom ke- j , dengan $i = 1, 2, \dots, n$ dan $j = 1, 2, \dots, n$. Selanjutnya, bobot-bobot yang diperoleh dari FLRG dikonversikan ke dalam matriks pembobot terstandarisasi yang dinotasikan sebagai W^* , dengan formulasi yang dituliskan sebagai berikut.

$$W^* = \begin{bmatrix} w_{11}^* & w_{12}^* & \dots & w_{1n}^* \\ w_{21}^* & w_{22}^* & \dots & w_{2n}^* \\ \vdots & \vdots & w_{1j}^* & \vdots \\ w_{n1}^* & w_{n1}^* & \dots & w_{nn}^* \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

Pada tahap ini, W^* didefinisikan sebagai matriks yang telah dinormalisasi, yang diperoleh melalui persamaan berikut.

$$W_{ij}^* = \frac{W_{ij}}{\sum_{j=1}^n W_{ij}} \quad (2.13)$$

6. Menentukan defuzzifikasi nilai peramalan

Nilai peramalan diperoleh dengan melakukan operasi perkalian antara matriks pembobot terstandarisasi W^* dan nilai tengah (midpoint) dari masing-masing himpunan *fuzzy*. Proses ini menghasilkan nilai peramalan yang dirumuskan sebagai berikut.

$$F_i = W_{i1}^*(m_1) + W_{i2}^*(m_2) + \dots + W_{in}^*(m_n) \quad (2.14)$$

Pada persamaan tersebut, F_i menyatakan hasil peramalan, sedangkan W_{ij}^* merupakan elemen matriks pembobot terstandarisasi. Apabila hasil fuzzifikasi pada periode ke- i berada pada himpunan *fuzzy* A_i dan himpunan tersebut tidak memiliki relasi FLR pada FLRG, yang dapat dinyatakan dengan kondisi $A_j \rightarrow \emptyset$, maka nilai prediksi ditentukan berdasarkan nilai tengah interval

u_i . Dengan demikian, nilai peramalan F_i ditetapkan sama dengan nilai midpoint m_i (23).

7. Hasil Peramalan berikutnya

Peramalan bulan selanjutnya diperoleh dengan memanfaatkan FLRG yang terbentuk dari pengelompokan FLR state terakhir dengan pola $A_i \rightarrow A_j$. Pada hubungan tersebut, A_i mewakili kondisi data pada *current state*, sehingga perubahan nilai antar periode dapat digambarkan melalui relasi *fuzzy*. FLRG yang sudah terbentuk kemudian dijadikan dasar pada proses defuzzifikasi, sehingga nilai ramalan untuk bulan berikutnya bisa diperoleh (24).

Analisis runtun waktu (*Time Series*) memiliki tujuan untuk meramalan nilai masa depan (25). Derajat ketidakpastian selalu muncul di semua situasi peramalan. Dalam peramalan deret waktu, setiap model memiliki keterbatasan dalam menangkap seluruh pola yang terdapat pada data. Kondisi ini menyebabkan munculnya kesalahan (*error*) pada hasil peramalan, karena tidak ada satu model yang cocok untuk semua situasi. Setiap deret waktu memiliki karakteristik yang berbeda-beda, sehingga tingkat akurasi peramalan pun bervariasi (26). Evaluasi terhadap suatu metode peramalan tidak dapat dilakukan tanpa mempertimbangkan ukuran akurasi yang digunakan. Salah satu ukuran yang umum dipakai untuk menilai ketepatan hasil peramalan adalah Mean Absolute Percentage Error (MAPE) (27).

MAPE menggambarkan rata-rata kesalahan absolut dalam bentuk persentase yang dihasilkan dari proses peramalan. Penggunaan indikator ini sangat membantu ketika besarnya nilai variabel yang diramalkan menjadi faktor penting dalam penilaian akurasi. Melalui MAPE, tingkat kesalahan hasil prediksi dapat diketahui dengan membandingkannya terhadap data aktual. Perhitungan nilai MAPE dilakukan menggunakan persamaan sebagai berikut.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{D_i - F_i}{D_i} \right| \times 100\% \quad (2.15)$$

Tingkat ketepatan hasil peramalan dianalisis menggunakan indikator MAPE. Kriteria penilaian akurasi prediksi berdasarkan nilai MAPE ditampilkan pada tabel berikut.

Tabel 2.1 Nilai MAPE untuk Evaluasi Prediksi

NILAI MAPE	AKURASI PREDIKSI
$MAPE \leq 10\%$	Tinggi
$10\% < MAPE \leq 20\%$	Baik
$20\% < MAPE \leq 50\%$	Reasonable
$MAPE > 50\%$	Rendah

2.4 Literatur Review

Tabel 2.2 Literatur Review Penelitian

Masalah Yang Diangkat	Hasil Penelitian	Metode	Landasan Literatur
Kesulitan dalam memprediksi jumlah inflasi bulanan yang sering berubah karena faktor ekonomi eksternal	FTS Cheng mampu menghasilkan peramalan inflasi yang lebih stabil sehingga mendukung perencanaan kebijakan moneter	<i>Fuzzy Time Series</i> Cheng	(28), Penerapan Metode <i>Fuzzy Time Series</i> Cheng Pada Peramalan Inflasi di Indonesia
Kesulitan dalam menentukan metode peramalan yang sesuai untuk memprediksi konsumsi energi listrik sektor industri di PLN Area Gresik karena pola data yang fluktuatif setiap bulan	Metode ARIMA mampu mengikuti pola data aktual dengan lebih stabil dibandingkan TSR sehingga mendukung perencanaan kebutuhan daya industri di PLN Area Gresik.	<i>Time Series Regression (TSR)</i> dan ARIMA	(2), Peramalan Konsumsi Energi Listrik untuk Sektor Industri di PT PLN (Persero) Area Gresik Menggunakan Metode <i>Time Series Regression</i> dan ARIMA
Hambatan dalam memperkirakan variasi harga minyak mentah Indonesia (ICP) yang	Kombinasi FTS Cheng dengan Markov-Chain meningkatkan kemampuan adaptasi	FTS Cheng + Markov Chain	(29), Penerapan Metode <i>Fuzzy Time Series</i> (FTS) Cheng dan Markov-Chain

Masalah Yang Diangkat	Hasil Penelitian	Metode	Landasan Literatur
sangat dipengaruhi pasar global	terhadap perubahan harga minyak dunia		untuk Peramalan Indonesia Crude Oil Price (ICP)
Permasalahan dalam menentukan pola ekspor kopi yang fluktuatif setiap bulan	Metode FTS Cheng membantu menentukan interval data yang efektif dan mampu mengikuti pola musiman ekspor kopi	<i>Fuzzy Time Series</i> Cheng	(30), Implementasi Metode <i>Fuzzy Time Series</i> Untuk Meramalkan Jumlah Ekspor Produk Kopi Dari Indonesia
Kesulitan dalam memprediksi jumlah impor migas dan non-migas yang tidak stabil setiap periode	Penerapan FTS Cheng mampu membentuk aturan <i>fuzzy</i> yang lebih adaptif sehingga tren impor dapat diantisipasi lebih baik	<i>Fuzzy Time Series</i> Cheng	(31), Peramalan Import Migas Dan Non-Migas Menggunakan Metode <i>Fuzzy Time Series</i> Model Cheng