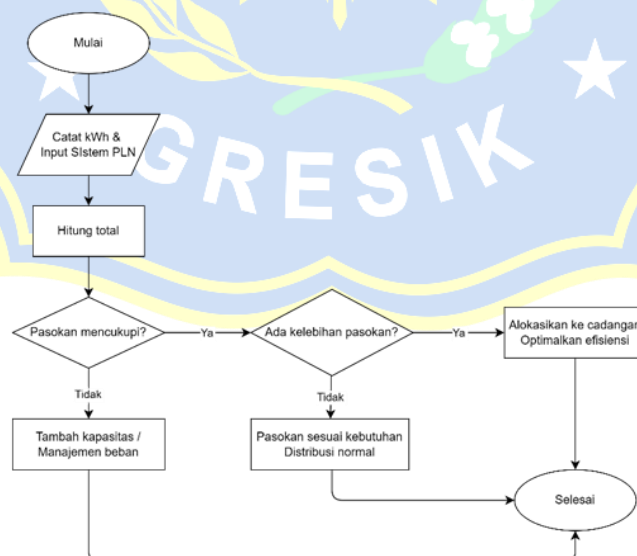


## BAB 3 ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

### 3.1 Analisis Sistem

Proses penelitian melibatkan implementasi Sistem Peramalan dengan metode *Fuzzy Time Series* Cheng untuk memprediksi konsumsi listrik pada sektor industri di PLN Area Gresik. Kabupaten Gresik dikenal memiliki tingkat konsumsi listrik yang tinggi dan fluktuatif, seiring dengan aktivitas industri yang terus berkembang. Dalam beberapa tahun terakhir, kebutuhan listrik di wilayah ini semakin meningkat seiring dengan berkembangnya kawasan Java Integrated Industrial and Port Estate (JIPE), sebuah kawasan industri dan pelabuhan terintegrasi berskala nasional yang menjadi pusat pertumbuhan ekonomi baru di Gresik. Peningkatan aktivitas produksi dan pembangunan fasilitas baru di kawasan tersebut mendorong lonjakan beban listrik secara signifikan, sehingga PLN perlu menyiapkan sistem prediksi yang mampu mengantisipasi perubahan kebutuhan energi serta perencanaan pasokan cadangan. Melalui penerapan metode *Fuzzy Time Series* Cheng, diharapkan pola konsumsi listrik industri di Gresik dapat diprediksi dengan lebih akurat, sehingga PLN dapat menyesuaikan kapasitas pembangkitan dan distribusi secara efisien untuk menjaga kestabilan pasokan listrik di kawasan industri tersebut.



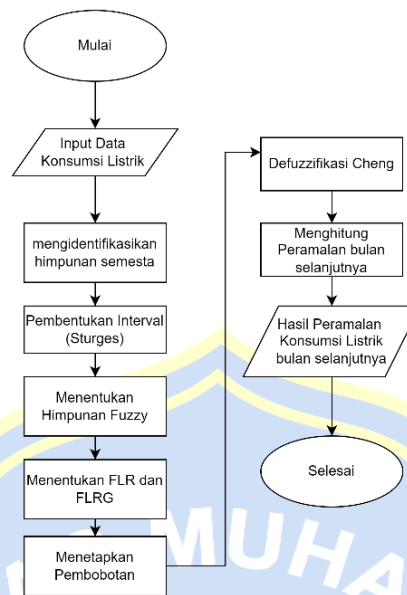
**Gambar 3.1** Alur Proses Pengelolaan Konsumsi Listrik

Berdasarkan alur proses pada Gambar 3.1, pengelolaan pasokan listrik di PLN Area Gresik diawali dari pencatatan data kWh pelanggan industri yang kemudian diinput ke sistem untuk menghitung total konsumsi pada setiap sektor. Data konsumsi ini menjadi dasar bagi PLN dalam menilai pola permintaan energi kapan beban meningkat, kapan menurun, dan seberapa besar fluktuasinya. Dari hasil evaluasi tersebut, PLN menentukan kebutuhan pasokan daya agar tetap seimbang dengan kebutuhan aktual di lapangan. Namun, dalam praktiknya sering terjadi ketidakseimbangan, seperti saat beban puncak produksi beberapa industri besar meningkat tajam hingga menyebabkan daya cadangan menipis dan penurunan tegangan di beberapa wilayah. Sebaliknya, ketika aktivitas industri menurun, daya berlebih tidak terserap secara optimal dan meningkatkan biaya operasional pembangkitan. Dengan adanya sistem peramalan konsumsi listrik, PLN dapat mendukung kontinuitas aktivitas industri di Gresik.

### 3.2 Hasil Analisis Sistem

Penelitian ini melibatkan pengembangan sistem peramalan konsumsi listrik dengan mengimplementasikan metode *Fuzzy Time Series* Cheng. Sistem ini dirancang untuk mengantisipasi permasalahan yang dihadapi PLN Area Gresik, yaitu meningkatnya konsumsi listrik sektor industri yang tidak selalu diimbangi dengan perencanaan pasokan yang matang. Kondisi ini berpotensi menimbulkan ketidakseimbangan antara ketersediaan energi dan kebutuhan konsumsi listrik di lapangan, sehingga seringkali langkah penambahan kapasitas atau pengaturan distribusi baru dilakukan setelah permasalahan muncul.

Metode yang digunakan dalam sistem ini adalah *Fuzzy Time Series* Cheng, yaitu model prediksi berbasis data historis yang mempertimbangkan hubungan antarperiode sebelumnya. Sistem ini dirancang khusus untuk PLN, sehingga pihak lain seperti konsumen industri tidak memiliki akses dalam menggunakan sistem ini. Pengguna sistem diharapkan dapat memperoleh informasi prediksi konsumsi listrik yang akurat untuk mendukung perencanaan pasokan dan distribusi listrik. Alur Metode ini bisa dilihat pada Gambar 3.2.



**Gambar 3.2** Diagram Alir Sistem FTS Cheng

Berikut penjelasan dari diagram alir sistem prediksi pada Gambar 3.2:

1. Tahap pertama dalam diagram alir sistem prediksi ialah memasukkan data historis konsumsi listrik sektor industri dari Januari 2021 hingga Juni 2025 sebagai dasar perhitungan. Data yang dimasukkan merupakan total konsumsi listrik per bulan dalam satuan kWh. Pada tahap ini, sistem juga menentukan himpunan semesta yang merepresentasikan rentang nilai konsumsi listrik berdasarkan data historis.
2. Tahap selanjutnya adalah pembentukan interval. Data historis dibagi ke dalam interval menggunakan aturan Sturges agar distribusi data lebih proporsional dan mudah dianalisis.
3. Tahap berikutnya melakukan fuzzifikasi. Setiap interval diubah menjadi himpunan *fuzzy* sehingga setiap nilai konsumsi listrik dapat direpresentasikan dalam derajat keanggotaan tertentu.
4. Tahap selanjutnya adalah pembentukan *Fuzzy Logical relationship* (FLR) dan *Fuzzy Logical relationship Group* (FLRG). Hubungan antarperiode dibangun melalui FLR, kemudian dikelompokkan menjadi FLRG untuk mempermudah analisis pola dan prediksi.

5. Tahap berikutnya adalah pembobotan hubungan antarperiode. Setiap hubungan diberi bobot agar kontribusinya terhadap prediksi lebih terukur dan akurat.
6. Tahap selanjutnya adalah defuzzifikasi. Nilai prediksi awal dihitung menggunakan metode Cheng untuk menghasilkan perkiraan konsumsi listrik yang lebih pasti.
7. Tahap terakhir adalah menghitung nilai peramalan akhir. Nilai prediksi dihitung berdasarkan hasil defuzzifikasi dan bobot yang telah ditentukan, sehingga dapat digunakan PLN untuk merencanakan konsumsi listrik pada periode berikutnya.

Adapun sistem peramalan ini menggunakan variabel utama yang merepresentasikan data konsumsi listrik industri untuk menghasilkan prediksi pada periode selanjutnya. Variabel-variabel tersebut berperan dalam membentuk hubungan antar data historis yang kemudian diolah melalui pembobotan dan proses defuzzifikasi sesuai dengan metode *Fuzzy Time Series* Cheng. Secara umum, hubungan antar variabel pada sistem ini dinyatakan dalam rumus utama berikut, sebagaimana telah dijabarkan pada Persamaan 2.14

$$F_i = \sum W_{ij}^*(m_j)$$

Dimana:

$X_t$  : data aktual historis konsumsi listrik industri per bulan yang menjadi input utama sistem peramalan.

$F_i$  : hasil peramalan konsumsi listrik industri pada periode ke-i (t+1).

$W_{ij}^*$  : bobot hubungan *fuzzy* terstandarisasi antara himpunan *fuzzy* ke-i dan ke-j yang diperoleh dari pembentukan FLR dan FLRG.

$m_j$  : nilai tengah (midpoint) dari interval ke-j pada himpunan *fuzzy*, yang mewakili rata-rata nilai konsumsi listrik pada tiap kelompok interval.

### 3.3 Representasi Model

Representasi model dalam penelitian ini menguraikan penerapan metode *Fuzzy Time Series* Cheng dalam meramalkan konsumsi listrik sektor industri di

PLN Area Gresik. Model peramalan disusun berdasarkan 54 data historis konsumsi listrik sektor industri bulanan pada periode Januari 2021 hingga Juni 2025. Dari keseluruhan data tersebut, sebanyak 53 data digunakan sebagai data latih untuk membentuk pola peramalan, sedangkan 1 data terakhir dimanfaatkan sebagai data uji untuk menilai kinerja hasil peramalan. Data historis yang digunakan dalam penelitian ini disajikan pada Tabel 3.1.

**Tabel 3.1** Data Total Konsumsi Listrik Sektor Industri PLN Area Gresik

Bulan	Konsumsi Listrik Sektor Industri (kWH)				
	2021	2022	2023	2024	2025
Januari	142.216.753	150.821.375	153.965.249	168.722.219	191.511.195
Februari	134.866.986	140.251.078	143.594.863	154.169.821	182.776.341
Maret	147.461.229	158.989.591	161.758.827	167.965.240	188.009.521
April	145.788.060	148.703.399	128.056.646	144.210.959	179.904.835
Mei	127.254.412	129.640.498	152.143.167	172.208.817	170.558.501
Juni	144.966.060	152.371.349	151.426.082	167.439.565	165.813.124
Juli	137.043.521	153.921.683	164.410.267	174.735.366	-
Agustus	148.497.074	162.049.321	166.990.676	182.284.834	-
September	155.670.859	167.679.925	160.976.834	191.672.541	-
Oktober	160.953.030	163.513.320	172.316.340	198.499.880	-
November	153.756.193	154.183.814	169.335.860	194.286.390	-
Desember	146.978.974	150.999.098	171.254.861	192.127.160	-

Berikut adalah langkah-langkah analisis *fuzzy Time Series* model cheng dengan penentuan panjang intervalnya menggunakan rumus Sturges.

#### 1. Pembentukan Himpunan Semesta

Tahap awal dalam penerapan metode *Fuzzy Time Series* Cheng diawali dengan penyusunan himpunan semesta (universe of discourse). Himpunan ini dibangun dengan membagi rentang data ke dalam beberapa interval yang memiliki panjang seragam. Penentuan himpunan semesta dilakukan berdasarkan data historis yang tersedia, yaitu dengan menetapkan nilai minimum ( $D_{min}$ ) dan nilai maksimum ( $D_{max}$ ) dari data. Proses pembentukan himpunan semesta tersebut dijelaskan sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
 U &= [D_{min} - D_1; D_{max} + D_2] \\
 &= [127.254.412 - 3; 198.499.880 + 4] \\
 &= [127.254.409 ; 198.499.884 ]
 \end{aligned}$$

Nilai  $D_1$  dan  $D_2$  digunakan sebagai konstanta yang ditetapkan secara langsung oleh peneliti. Pada penelitian ini,  $D_1$  diberi nilai 3 dan  $D_2$  bernilai 4 dengan tujuan memperluas cakupan himpunan semesta. Penentuan nilai konstanta tersebut sepenuhnya didasarkan pada pertimbangan peneliti.

## 2. Pembentukan Panjang Interval

Penentuan panjang interval dilakukan melalui beberapa langkah bertahap. Proses tersebut diawali dengan menghitung jumlah kelas interval, dilanjutkan dengan menentukan nilai rentang data, menetapkan lebar masing-masing interval, serta menghitung nilai tengah (midpoint). Tahapan perhitungan panjang interval tersebut dilakukan menggunakan rumus Sturges, yang dijelaskan sebagai berikut.

### a. Menghitung interval kelas

$$\begin{aligned}
 n &= 1 + 3.322 \log(N) \\
 &= 1 + 3.322 \log(53) \\
 &= 6,728 \approx 7
 \end{aligned}$$

Pada keterangan tersebut,  $n$  menyatakan jumlah kelas interval yang digunakan dalam metode *Fuzzy Time Series Cheng*, sedangkan  $N$  menunjukkan jumlah data runtun waktu yang dianalisis pada penelitian ini. Berdasarkan hasil perhitungan, diperoleh nilai  $n$  sebesar 6,728 yang selanjutnya dibulatkan menjadi 7. Dengan demikian, jumlah interval yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebanyak tujuh kelas interval.

### b. Menentukan nilai rentang atau range

$$\begin{aligned}
 R &= (D_{max} + D_2) - (D_{min} - D_1) \\
 &= 198.499.884 - 127.254.409 \\
 &= 71.245.475
 \end{aligned}$$

### c. Menentukan besar dan lebar interval

$$\begin{aligned}
 l &= \frac{\text{range}(R)}{\text{banyak interval kelas } (n)} \\
 &= \frac{71.245.745}{7} \\
 &= 10.177.925
 \end{aligned}$$

Dari hasil tersebut, maka didapatkan partisi dari himpunan semesta sesuai dengan panjang interval sesuai dengan rumus persamaan (2.5)

d. Mencari nilai tengah atau midpoint

Nilai midpoint digunakan untuk menggambarkan titik rata-rata dari masing-masing interval yang terbentuk dalam himpunan semesta. Nilai tersebut berperan penting sebagai acuan dalam tahap defuzzifikasi guna menghasilkan nilai peramalan pada proses akhir. Perhitungan nilai tengah setiap interval dilakukan menggunakan persamaan (2.6). Adapun hasil perhitungan batas bawah, batas atas, serta nilai midpoint pada setiap kelas interval disajikan pada Tabel 3.2.

**Tabel 3.2** Kelas Interval

kelas	Batas Bawah	Batas Atas	Nilai Tengah (midpoint)
$u_1$	127.254.409	137.432.334	132.343.371,5
$u_2$	137.432.334	147.610.259	142.521.296,4
$u_3$	147.610.259	157.788.184	152.699.221,4
$u_4$	157.788.184	167.966.109	162.877.146,3
$u_5$	167.966.109	178.144.034	173.055.071,2
$u_6$	178.144.034	188.321.959	183.232.996,2
$u_7$	188.321.959	198.499.884	193.410.921,1

3. Fuzzifikasi

Tahap fuzzifikasi merupakan proses konversi data numerik ke dalam bentuk linguistik. Proses ini dilakukan dengan mendefinisikan sejumlah himpunan *fuzzy*  $A_1, A_2, \dots, A_n$  yang merepresentasikan nilai-nilai linguistik dari suatu variabel. Jumlah himpunan *fuzzy* yang digunakan disesuaikan dengan jumlah kelas interval yang telah ditentukan sebelumnya, yaitu

sebanyak tujuh kelas. Berdasarkan interval  $u_1, u_2, \dots, u_7$ , dibentuk himpunan *fuzzy* yang dinyatakan sebagai variabel linguistik  $A_1, A_2, \dots, A_7$ .

Setiap variabel linguistik memiliki nilai derajat keanggotaan pada masing-masing interval, dengan nilai keanggotaan maksimum sebesar 1 pada interval utamanya, nilai 0,5 pada interval yang bersebelahan, dan 0 pada interval lainnya. Pola keanggotaan ini menunjukkan tingkat keterwakilan suatu interval terhadap variabel linguistik tertentu. Berdasarkan ketentuan tersebut, definisi variabel linguistik dapat dirumuskan sebagai berikut.:

$$A_1 = \{1/u_1 + 0,5/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7\}$$

$$A_2 = \{0,5/u_1 + 1/u_2 + 0,5/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7\}$$

$$A_3 = \{0/u_1 + 0,5/u_2 + 1/u_3 + 0,5/u_4 + 0/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7\}$$

$$A_4 = \{0/u_1 + 0/u_2 + 0,5/u_3 + 1/u_4 + 0,5/u_5 + 0/u_6 + 0/u_7\}$$

$$A_5 = \{0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0,5/u_4 + 1/u_5 + 0,5/u_6 + 0/u_7\}$$

$$A_6 = \{0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0,5/u_5 + 1/u_6 + 0,5/u_7\}$$

$$A_7 = \{0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + 0/u_5 + 0,5/u_6 + 1/u_7\}$$

Bagian ini menguraikan tahapan penerapan fuzzifikasi yang dilakukan berdasarkan interval-interval yang telah ditetapkan, dengan penentuan nilai linguistik pada setiap interval. Nilai fuzzifikasi (F) yang diperoleh dari data aktual ditampilkan pada Tabel 3.3, sedangkan keseluruhan hasil proses fuzzifikasi dapat dilihat pada Lampiran 1.:

**Tabel 3.3** Fuzzifikasi

Tahun	Bulan	Data Aktual	FZ
2021	Januari	142.216.753	A2
	Februari	134.866.986	A1
⋮	⋮	⋮	⋮
2025	April	179.904.835	A5
	Mei	170.558.501	A4

Proses fuzzifikasi diawali dengan mencocokkan nilai data terhadap interval kelas yang telah ditetapkan. Sebagai contoh, data pada periode Januari 2021 dalam penelitian ini memiliki nilai sebesar 142.216.753. Berdasarkan rentang interval yang tersedia, nilai tersebut berada di dalam

kelas  $u_2$ , yaitu pada batas bawah 137.432.334 hingga batas atas 147.610.259 sebagaimana tercantum pada Tabel 3.2. Dengan demikian, data tersebut dikonversikan ke dalam bentuk linguistik  $A_2$ . Pada proses fuzzifikasi, setiap data direpresentasikan oleh satu nilai linguistik dengan derajat keanggotaan maksimum sebesar 1 yang menunjukkan bahwa data tersebut sepenuhnya termasuk dalam interval tersebut.

#### 4. Pembentukan *Fuzzy Logic Relationship* dan FLR Group

Pembentukan *fuzzylogical relationship* (FLR) beserta pengelompokannya ke dalam FLR Group dilakukan berdasarkan data historis yang telah melalui tahap fuzzifikasi. Relasi ini ditentukan dengan mengamati perubahan nilai linguistik pada dua periode waktu yang berurutan. Apabila pada periode sebelumnya  $F(t - 1)$  data terfuzzifikasi ke dalam himpunan  $A_k$  sebagai kondisi awal, dan pada periode berikutnya  $F(t)$  terfuzzifikasi ke dalam himpunan  $A_m$  sebagai kondisi selanjutnya, maka hubungan antar kedua kondisi tersebut dinyatakan sebagai  $A_k \rightarrow A_m$ . Dalam konteks penelitian ini,  $A_k$  merepresentasikan konsumsi listrik sektor industri pada periode saat ini, sedangkan  $A_m$  menunjukkan konsumsi listrik sektor industri pada periode berikutnya.

Berdasarkan data pada Tabel 3.3, hasil fuzzifikasi konsumsi listrik sektor industri pada bulan Januari dan Februari 2021 masing-masing adalah  $A_2$  dan  $A_1$ . Kondisi ini dapat dituliskan dalam bentuk relasi  $A_2 \rightarrow A_1$ , yang menunjukkan bahwa nilai fuzzifikasi pada bulan Januari 2021 digunakan untuk memprediksi nilai fuzzifikasi pada bulan Februari 2021. Seluruh hasil pembentukan *fuzzy logical relationship* (FLR) dalam penelitian ini disajikan pada Tabel 3.4, sedangkan rincian lengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 2.

**Tabel 3.4** Hasil *Fuzzy Logic relationship* (FLR)

Tahun	Bulan	Data Aktual	FLR
2021	Januari	142.216.753	-
	Februari	134.866.986	$A_2 \rightarrow A_1$
	Maret	147.461.229	$A_1 \rightarrow A_2$
	April	145.788.060	$A_2 \rightarrow A_2$
	Mei	127.254.412	$A_2 \rightarrow A_1$
⋮	⋮	⋮	⋮
2025	Januari	191.511.195	$A_7 \rightarrow A_7$
	Februari	182.776.341	$A_7 \rightarrow A_6$
	Maret	188.009.521	$A_6 \rightarrow A_6$
	April	179.904.835	$A_6 \rightarrow A_6$
	Mei	170.558.501	$A_6 \rightarrow A_5$

Sebagaimana telah diuraikan sebelumnya, pembentukan *fuzzy logical relationship* (FLR) didasarkan pada keterkaitan antara data historis pada periode sebelumnya  $F(t - 1)$  dan data pada periode sesudahnya  $F(t)$ . Dengan demikian, relasi FLR diperoleh dari hasil fuzzifikasi data runtun waktu yang saling berurutan. Pada penelitian ini, FLR dibentuk menggunakan orde pertama, sehingga data fuzzifikasi pada periode awal, yaitu Januari 2021, tidak menghasilkan relasi karena digunakan sebagai titik awal pembentukan hubungan antarperiode.

Setelah seluruh FLR terbentuk, tahap selanjutnya adalah menyusun *fuzzy logical relationship group* (FLRG) berdasarkan relasi-relasi yang telah diperoleh. Apabila suatu himpunan *fuzzy* memiliki lebih dari satu hubungan menuju himpunan *fuzzy* lainnya, maka seluruh himpunan pada sisi kanan (*right-hand side*) digabungkan dalam satu kelompok. Sebagai contoh, berdasarkan Tabel 3.4, himpunan *fuzzy*  $A_2$  memiliki hubungan dengan  $A_1, A_2, A_3, A_4,$  dan  $A_5$ . Oleh karena itu, FLRG yang terbentuk dapat dinyatakan sebagai  $A_2 \rightarrow A_1, A_2, A_3, A_4, A_5$ . Hasil lengkap pembentukan FLRG orde pertama disajikan pada Tabel 3.5

**Tabel 3.5** Hasil *Fuzzy Logic relationship Group* (FLRG)

Current State		Next State
A1	→	A1,A2, A3, A4,A5
A2	→	A2, A3
A3	→	A3, A4, A2, A1
A4	→	A3, A4, A1, A5, A2
A5	→	A5, A3, A4, A6
A6	→	A5, A6, A7
A7	→	A6, A7

### 5. Pembobotan

Setelah pembuatan *fuzzy logic relationship group* (FLRG) selesai, maka langkah selanjutnya yang akan dilakukan adalah memberikan pembobotan pada setiap grup dengan melihat banyak relasi yang sama pada FLRG. Dari data yang digunakan didapatkan hasil pembobotan FLRG seperti pada tabel 3.6

**Tabel 3.6** Pembobotan FLRG

Current State		Next State
A1	→	2(A2), 3(A3)
A2	→	3(A1), 1(A2), 1(A3), 2(A4), 1(A5)
A3	→	1(A1), 3(A2), 5(A3), 4(A4)
A4	→	1(A1), 1(A2), 3(A3), 4(A4), 2(A5)
A5	→	1(A3), 1(A4), 3(A5), 1(A6)
A6	→	1(A5), 2(A6), 1(A7)
A7	→	1(A6), 4(A7)

Sebagai contoh pada Tabel 3.6, pada grup pertama terdapat hubungan  $A_1 \rightarrow A_2$  yang muncul sebanyak dua kali dan  $A_1 \rightarrow A_3$  yang muncul sebanyak tiga kali. Hal tersebut menunjukkan frekuensi relasi *fuzzy* dari  $A_1$  menuju  $A_2$  dan  $A_3$  masing-masing sebesar 2 dan 3. Berdasarkan frekuensi tersebut, bobot yang diperoleh adalah  $W_{12} = 2$  untuk relasi  $A_1 \rightarrow$

$A_2$  dan  $W_{13} = 3$  untuk relasi  $A_1 \rightarrow A_3$ . Dengan demikian, matriks pembobotan yang terbentuk dapat dinyatakan sebagai  $W_t = [W_{12}, W_{13}] = [2, 3]$ . Proses pembobotan yang sama diterapkan pada grup-grup berikutnya.

**Tabel 3.7** Matriks Pembobotan

FLRG	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7
A1	0	2	3	0	0	0	0
A2	3	1	1	2	1	0	0
A3	1	3	5	4	0	0	0
A4	1	1	3	4	2	0	0
A5	0	0	1	1	3	1	0
A6	0	0	0	0	1	2	1
A7	0	0	0	0	0	1	4

Langkah selanjutnya adalah mentransfer bobot FLRG kedalam bentuk matriks pembobot yang telah distandarisasi ( $W^*$ ). Misalkan terdapat pada himpunan *fuzzy*  $A_1 \rightarrow 2(A_2), 3(A_3)$  yang memiliki pembobot (weighted)  $W_{12} = 2$  (dari  $A_2$ ) dan  $W_{13} = 3$  (dari  $A_3$ ) dengan matriks  $W_t = [W_{12}, W_{13}] = [2, 3]$ , maka berdasarkan rumus matriks pembobot terstandarisasi menjadi berikut.

$$W_{ij}^* = \frac{W_{ij}}{\sum_{j=1}^n W_{ij}}$$

$$W_{12}^* = \frac{2}{2+3} = 0,4$$

$$W_{13}^* = \frac{3}{2+3} = 0,6$$

Dengan demikian, untuk himpunan *fuzzy* yang memiliki relasi  $A_1 \rightarrow 2(A_2)$  dan  $3(A_3)$ , proses normalisasi bobot FLRG ke dalam matriks pembobot terstandarisasi menghasilkan nilai  $W_{ij}^* = [W_{12}^*, W_{13}^*] = [0,4, 0,6]$ . Prosedur normalisasi ini diterapkan secara konsisten pada seluruh himpunan *fuzzy* lainnya untuk memperoleh matriks pembobot terstandarisasi masing-masing.

**Tabel 3.8** Matriks Pembobotan Standarisasi

FLRG	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7
A1	0	0,4	0,6	0	0	0	0
A2	0,375	0,125	0,125	0,25	0,125	0	0
A3	0,0769	0,2307	0,384	0,3076	0	0	0
A4	0,0909	0,0909	0,2727	0,3636	0,1818	0	0
A5	0	0	0,16667	0,16667	0,4285	0,16667	0
A6	0	0	0	0	0,25	0,5	0,25
A7	0	0	0	0	0	0,2	0,8

#### 6. Defuzzifikasi

Pada metode peramalan FTS Cheng, tahap defuzzifikasi dilakukan setelah seluruh *fuzzy logical relationship group* (FLRG) berhasil dibentuk. Pada tahap ini, setiap relasi diberikan bobot untuk memperoleh nilai peramalan. Proses perhitungan defuzzifikasi memanfaatkan matriks pembobot terstandarisasi  $W^*$  serta nilai tengah interval (midpoint)  $m_i$  pada masing-masing himpunan *fuzzy*  $A_i$ , dengan  $i = 1, 2, \dots, n$ .

Sebagai contoh, apabila dilakukan perhitungan defuzzifikasi untuk memperoleh nilai peramalan pada himpunan *fuzzy*  $A_1$ , maka proses tersebut mengikuti persamaan defuzzifikasi pada model Cheng yang dinyatakan sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
 F_1 &= W_{12}^*(m_2) + W_{13}^*(m_3) \\
 &= 0,4(142521296,4) + 0,6 * (152699221,4) \\
 &= 148628051,45
 \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil perhitungan peramalan yang diperoleh, nilai defuzzifikasi pada himpunan *fuzzy*  $A_1$  adalah sebesar 148.628.051,4 yang selanjutnya dibulatkan untuk digunakan sebagai nilai peramalan. Prosedur yang sama diterapkan pada setiap relasi himpunan *fuzzy*  $A_i$  guna memperoleh nilai prediksi pada periode berikutnya. Seluruh hasil proses defuzzifikasi dari tujuh kelompok himpunan *fuzzy* disajikan secara lengkap pada Tabel 3.9.

**Tabel 3.9** Hasil Defuzzifikasi Nilai Peramalan

Current State		Next State	Peramalan
A1	→	2(A2), 3(A3)	148.628.052
A2	→	3(A1), 1(A2), 1(A3), 2(A4), 1(A5)	148.882.500
A3	→	1(A1), 3(A2), 5(A3), 4(A4)	151.916.304
A4	→	1(A1), 1(A2), 3(A3), 4(A4), 2(A5)	157.325.551
A5	→	1(A3), 1(A4), 3(A5), 1(A6)	169.662.430
A6	→	1(A5), 2(A6), 1(A7)	183.232.997
A7	→	1(A6), 4(A7)	191.375.337

Setelah didapatkan hasil defuzzifikasi nilai peramalan menggunakan metode *Fuzzy Time Series* dengan model Cheng, hasil peramalan konsumsi listrik sektor industri pada periode Januari 2021 hingga Juni 2025 disajikan pada Tabel 3.10, dan secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran 3. Pada tabel tersebut juga ditampilkan nilai galat yang merupakan selisih antara data aktual dan hasil peramalan, yang berfungsi sebagai indikator tingkat ketepatan prediksi sekaligus memberikan gambaran visual mengenai perbedaan antara nilai aktual dan hasil peramalan.

**Tabel 3.10** Hasil Defuzzifikasi Cheng

Tahun	Bulan	Data Aktual	Peramalan	Galat
2021	Januari	142.216.753	-	-
	Februari	134.866.986	148.628.051,4	13.761.065,4
	Maret	147.461.229	148.882.499,5	1.421.270,5
	April	145.788.060	148.882.499,5	3.094.439,5
	Mei	127.254.412	148.628.051,4	21.373.639,4
	Juni	144.966.060	148.882.499,5	3.916.439,5
	Juli	137.043.521	148.628.051,4	11.584.530,4
	Agustus	148.497.074	151.916.304,1	3.419.230,1
	September	155.670.859	151.916.304,1	3.754.554,9
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2025	Januari	191.511.195	191.375.336,1	135.859,2
	Februari	182.776.341	183.232.996,2	456.654,7
	Maret	188.009.521	183.232.996,2	4.776.524,3
	April	179.904.835	183.232.996,2	3.328.161
	Mei	170.558.501	169.662.430	896.071

## 7. Hasil Peramalan Cheng

Penentuan nilai peramalan untuk periode selanjutnya dilakukan dengan mengacu pada hubungan *fuzzy* yang terbentuk pada periode sebelumnya. Pada bulan Mei 2025 diperoleh nilai peramalan sebesar 169.662.430, yang kemudian digunakan untuk menelusuri FLRG yang telah dibentuk. Berdasarkan hasil fuzzifikasi pada periode sebelumnya, relasi yang terbentuk adalah  $A_6 \rightarrow A_5$ . Oleh karena itu, peramalan untuk periode Juli 2025 didasarkan pada kelompok  $A_6$ , yang memiliki relasi dengan  $A_5, A_6$ , dan  $A_7$ . Perhitungan nilai peramalan tersebut dilakukan menggunakan persamaan (2.14) sebagai berikut:

$$\begin{aligned} F_6 &= W_{65}^*(m_5) + W_{66}^*(m_6) + W_{67}^*(m_7) \\ &= 0,2500(173.055.071,5) + 0,5000(183.232.996,5) \\ &\quad + 0,2500(193.410.921,5) \\ &= 183.232.996 \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil perhitungan menggunakan metode *Fuzzy Time Series Cheng*, diperoleh nilai peramalan konsumsi listrik untuk periode Juni 2025 sebesar 183.232.997 kWh, yang menunjukkan bahwa hasil prediksi masih berada dalam kisaran data historis sebelumnya. Dengan menggunakan 54 data historis yang tercantum pada Tabel 3.1, nilai peramalan tersebut dibandingkan dengan data aktual bulan Juni 2025 sehingga diperoleh nilai Absolute Percentage Error (APE) sebesar 10,51% yang dimana kesalahan error ini masih tergolong baik berdasarkan tabel 2.1. Nilai APE ini menunjukkan tingkat kesalahan peramalan pada satu periode pengujian. Selanjutnya, untuk menilai akurasi peramalan secara keseluruhan, dilakukan perhitungan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) berdasarkan skenario pengujian yang telah ditetapkan.

## 3.4 Perancangan Sistem

### 3.4.1 Diagram Konteks

Diagram konteks sistem prediksi konsumsi listrik merupakan representasi visual yang menggambarkan hubungan antara sistem peramalan dan entitas

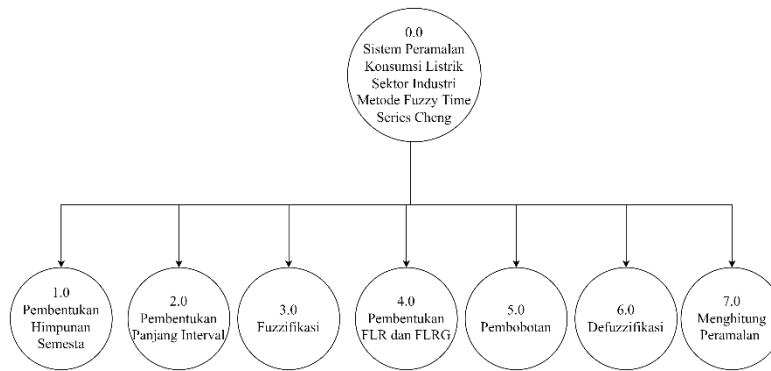
eksternal yang berinteraksi dengannya, yaitu pengguna dan sumber data. Sistem menerima masukan dari pengguna berupa data historis konsumsi listrik sektor industri dan parameter pendukung yang diperlukan dalam proses perhitungan, seperti jumlah interval dan konstanta batas himpunan semesta. Data tersebut kemudian diolah oleh sistem menggunakan metode *Fuzzy Time Series Cheng* untuk menghasilkan nilai prediksi konsumsi listrik pada periode berikutnya. Output dari sistem ini berupa hasil peramalan konsumsi listrik, tahapan hasil perhitungan pada setiap langkah metode. Diagram konteks ini membantu menggambarkan aliran data secara menyeluruh, sehingga memudahkan dalam memahami interaksi antara pengguna dan sistem prediksi. Seperti ditunjukkan pada Gambar 3.3



**Gambar 3.3** Diagram Konteks Sistem Prediksi Konsumsi Listrik

### 3.4.2 Hierarki Proses

Diagram hierarki pada Gambar 3.4 menampilkan struktur sistem peramalan dalam proses perhitungan menggunakan metode *Fuzzy Time Series Cheng*. Diagram ini berfokus pada tahapan utama dalam sistem peramalan, dimulai dari pembentukan himpunan semesta, fuzzifikasi, pembentukan FLR dan FLRG, hingga tahap defuzzifikasi untuk memperoleh nilai prediksi akhir. Hierarki ini memberikan gambaran umum tentang alur utama metode tanpa menampilkan rincian subproses, sehingga memudahkan pemahaman terhadap struktur keseluruhan sistem peramalan yang dikembangkan.



**Gambar 3.4** Hierarki Proses Sistem Prediksi Konsumsi Listrik

Pada gambar 3.4 diketahui hierarki proses dari sistem prediksi konsumsi listrik terdiri dari 2 level, yaitu:

Top level : Metode *Fuzzy Time Series Cheng*

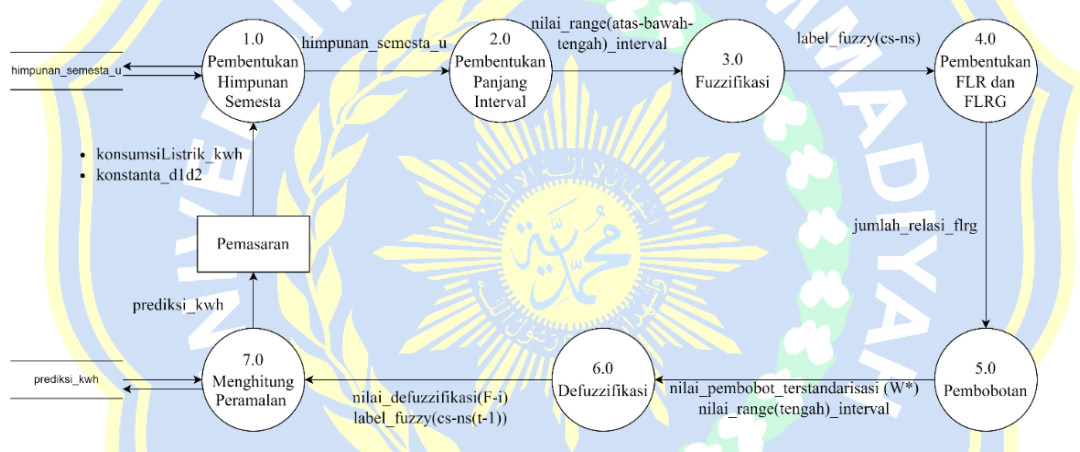
Level 1 : Hasil break down menunjukkan pada level 1 terdapat 7 sub proses, yaitu:

1. Pembentukan Himpunan Semesta : Tahap awal ini menentukan batas bawah dan atas dari data historis ( $D_{min}$  dan  $D_{max}$ ) dengan menambahkan konstanta  $D_1$  dan  $D_2$ . Tujuannya agar semua data berada dalam satu rentang yang pasti, sebagai dasar pembentukan interval.
2. Pembentukan Panjang Interval : Setelah diketahui himpunan semesta, langkah berikutnya menentukan banyaknya kelas dan lebar interval menggunakan rumus Sturges dan panjang interval 1. Tiap interval mewakili satu kelompok nilai dalam data.
3. Fuzzifikasi : Pada tahap ini, data numerik (*crisp*) diubah menjadi data linguistik (*fuzzy*) dengan menentukan derajat keanggotaan berdasarkan interval. Hasilnya adalah bentuk *fuzzy set*.
4. Pembentukan FLR dan FLRG : FLR (*Fuzzy Logic relationship*) menggambarkan hubungan antara keadaan data saat ini dan data berikutnya. FLRG (*Fuzzy Logic relationship Group*) mengelompokkan semua hubungan yang memiliki *current state* sama.
5. Pembobotan : Pada metode Cheng, setiap hubungan pada FLRG diberi bobot berdasarkan urutan dan frekuensi kemunculan. Bobot ini kemudian distandarisasi membentuk matriks pembobot.
6. Defuzzifikasi : Tahap ini mengubah hasil *fuzzy* kembali ke bentuk numerik (*crisp*) dengan mengalikan bobot terstandarisasi dengan nilai tengah masing-masing interval. Hasilnya adalah nilai prediksi atau peramalan tiap periode.

7. Menghitung Peramalan : Tahap akhir ini menghasilkan nilai prediksi periode berikutnya berdasarkan hasil defuzzifikasi dan pola FLRG terakhir (*next state*). Nilai ini menjadi ramalan untuk periode selanjutnya.

### 3.4.3 Data Flow Diagram

DFD merupakan representasi grafis yang digunakan untuk memodelkan alur data dalam sebuah sistem. Pada DFD Level 1 sistem ini ditunjukkan pada gambar 3.5, proses utama dari Peramalan Konsumsi Listrik sektor industri menggunakan metode *Fuzzy Time Series* cheng dijabarkan menjadi 7 proses terstruktur yang menunjukkan bagaimana data mengalir dari entitas eksternal (pengguna pemasaran) ke dalam sistem, diproses bertahap, hingga menghasilkan output prediksi konsumsi listrik sektor industri pada bulan selanjutnya.



**Gambar 3.5** DFD Level 1 Sistem Prediksi Konsumsi Listrik

Proses perhitungan menggunakan metode *Fuzzy Time Series* Cheng dalam sistem ini dilakukan melalui 7 tahapan utama dengan input utama berupa data konsumsi listrik (*konsumsiListrik\_kwh*) dan konstanta (*d1*, *d2*), yaitu sebagai berikut:

#### 1. Pembentukan Himpunan Semesta (Proses 1.0)

Tahap awal menggunakan data historis konsumsi listrik untuk menentukan batas bawah (*min*) dan batas atas (*max*) dari data. Nilai ini kemudian diperluas menggunakan konstanta *d1* dan *d2* sebagai batas toleransi agar seluruh data masuk ke dalam rentang analisis. Dari proses ini dihasilkan

himpunan *\_semesta\_u*, yaitu rentang nilai yang menjadi dasar pembentukan interval *fuzzy* pada tahap berikutnya.

2. Pembentukan Panjang Interval (Proses 2.0)

Berdasarkan himpunan *\_semesta\_u* yang telah diperoleh, sistem menghitung rentang dan panjang interval untuk membentuk kelompok *fuzzy*. Interval ini digunakan untuk membagi data ke dalam beberapa kelas linguistik. Dari hasil perhitungan, dihasilkan nilai range bawah, atas, dan tengah interval yang akan digunakan untuk menentukan label *fuzzy* di tahap selanjutnya.

3. Fuzzifikasi (Proses 3.0)

Pada tahap ini, setiap nilai konsumsi listrik dikonversi menjadi label *fuzzy* berdasarkan posisi nilainya terhadap interval yang telah ditentukan. Misalnya, jika nilai konsumsi listrik berada di antara batas bawah dan atas interval ke-3, maka data tersebut diberi label A3. Proses ini menghasilkan variabel label *\_fuzzy* (cs-ns) yang menunjukkan kondisi *fuzzy* untuk setiap periode data.

4. Pembentukan FLR dan FLRG (Proses 4.0)

Setelah setiap data memiliki label *fuzzy*, sistem menganalisis hubungan antarperiode dengan membentuk *Fuzzy Logical relationship* (FLR), yaitu hubungan antara label pada periode sebelumnya (current state) dan periode sesudahnya (next state). FLR yang memiliki antecedent (label sebelumnya) sama kemudian dikelompokkan menjadi *Fuzzy Logical relationship Group* (FLRG). Jumlah relasi yang terbentuk dari proses ini disimpan dalam variabel *jumlah\_relasi\_flg*, yang menunjukkan seberapa banyak pola hubungan antar label *fuzzy* terbentuk.

5. Pembobotan (Proses 5.0)

Setiap relasi dalam FLRG kemudian diberi bobot berdasarkan jumlah relasi yang dimiliki serta posisi nilai tengah dari interval *fuzzy*. Bobot ini digunakan untuk menentukan tingkat pengaruh antar himpunan *fuzzy* semakin sering suatu hubungan muncul, semakin besar pengaruhnya dalam proses peramalan. Hasil dari tahap ini berupa nilai *\_pembobot\_terstandarisasi*, yang menjadi dasar untuk menghitung nilai numerik pada proses defuzzifikasi.

6. Defuzzifikasi (Proses 6.0)

Nilai *fuzzy* yang telah memiliki bobot selanjutnya dikonversi kembali ke bentuk numerik menggunakan metode Cheng. Dalam metode ini, nilai prediksi dihitung berdasarkan rata-rata tertimbang dari nilai tengah setiap interval *fuzzy*, disesuaikan dengan bobot relasinya. Hasil perhitungan ini menghasilkan nilai\_defuzzifikasi ( $F_i$ ), yang merepresentasikan nilai peramalan untuk masing-masing periode data historis.

#### 7. Menghitung Peramalan (Proses 7.0)

Berdasarkan nilai\_defuzzifikasi ( $F_i$ ) serta label\_ *fuzzy* (cs-ns) pada periode sebelumnya ( $t-1$ ), sistem menghasilkan prediksi\_kwh, yaitu nilai perkiraan konsumsi listrik untuk periode berikutnya.

### 3.5 Perancangan Basis Data

Basis data yang dirancang dalam sistem ini digunakan untuk menyimpan seluruh informasi penting yang diperlukan dalam proses peramalan konsumsi listrik sektor industri menggunakan metode *fuzzy Time Series* cheng. Basis data ini disusun berdasarkan hasil analisis kebutuhan dan proses yang telah dijabarkan pada tahap sebelumnya.

#### 3.5.1 Tabel Data Konsumsi

Tabel data\_konsumsi menyimpan data historis konsumsi listrik sektor industri yang digunakan untuk menentukan nilai minimum dan maksimum pada pembentukan interval *fuzzy* serta sebagai data pembanding dalam perhitungan akurasi.

**Tabel 3.11** Tabel Data Konsumsi

#	Name	Type	Key
1	id_dataKonsumsi	INT	Primary
2	Bulan	VARCHAR	-
3	Tahun	YEAR	-
4	nilai_kwh	DOUBLE	-

#### 3.5.2 Tabel Parameter

Tabel *parameter\_sistem* Menyimpan parameter, konstanta, dan hasil antara dari setiap tahapan metode *Fuzzy Time Series* Cheng mulai dari pembentukan himpunan semesta.

**Tabel 3.12** Tabel Pamaeter Sistem

#	Name	Type	Key
1	id_parameter	INT	Primary
2	parameter_d1	DOUBLE	-
3	parameter_d2	DOUBLE	-
4	min_baru	INT	-
5	max_baru	INT	-
6	n_interval	INT	-
7	nilai_1	INT	-
8	himpunan_fuzzy	VARCHAR	-
9	Mode_d	Varchar	-

### 3.5.3 Tabel Hasil

Tabel *hasil\_peramalan* Menyimpan hasil defuzzifikasi, nilai prediksi, dan APE dari proses peramalan *Fuzzy Time Series* Cheng.

**Tabel 3.13** Tabel Hasil Peramalan

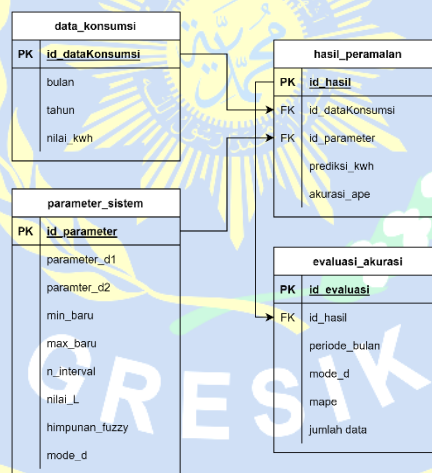
#	Name	Type	Key
1	id_hasil	INT	Primary
2	id_data	VARCHAR	Foreign
3	id_parameter	YEAR	Foreign
4	prediksi_konsumsiListrik	DOUBLE	-
5	akurasi_ape	DOUBLE	-

### 3.5.4 Tabel Evaluasi

Tabel *evaluasi\_akurasi* Menyimpan hasil evaluasi tiap proses peramalan yang telah dilakukan sistem. Tabel ini berisi periode bulan, dan evaluasi akurasi MAPE dari proses peramalan *Fuzzy Time Series* Cheng

#	Name	Type	Key
1	id_evaluasi	INT	Primary
2	Id_hasil	INT	Foreign
3	Periode_bulan	INT	-
4	Mode_d	VARCHAR	-
5	mape	DOUBLE	-
6	Jumlah data	INT	-

Entity Relationship Diagram (ERD) menggambarkan hubungan antar entitas dalam sistem peramalan konsumsi listrik sektor industri menggunakan metode *Fuzzy Time Series* Cheng. Terdapat empat entitas utama, yaitu data\_konsumsi, parameter\_sistem, hasil\_peramalan, evaluasi\_akurasi. Dapat dilihat pada Gambar 3.6 . Entity Relationship Diagram (ERD) yang terbentuk dari hubungan antar entitas tersebut dalam sistem peramalan konsumsi listrik sektor industri.



**Gambar 3.6** ERD Sistem Prediksi Konsumsi Listrik

Pengguna berinteraksi dengan sistem melalui proses peramalan yang memanfaatkan data historis pada tabel data\_konsumsi dan parameter perhitungan pada tabel parameter\_sistem. Setiap data\_konsumsi merepresentasikan catatan konsumsi listrik pada bulan dan tahun tertentu yang digunakan untuk menghasilkan satu hasil\_peramalan berupa nilai prediksi konsumsi listrik. Relasi antar entitas menunjukkan bahwa satu parameter\_sistem dapat digunakan oleh banyak

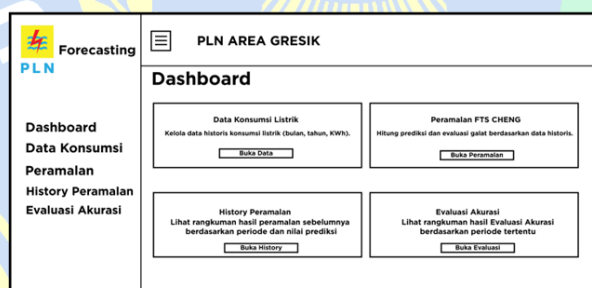
hasil\_peramalan, sedangkan setiap hasil\_peramalan terhubung dengan satu data\_konsumsi melalui *foreign key* id\_parameter dan id\_konsumsi. Selanjutnya, setiap hasil\_peramalan dievaluasi tingkat akurasinya dan disimpan pada tabel evaluasi\_akurasi yang terhubung melalui *foreign key* id\_peramalan..

### 3.6 Perancangan Antarmuka Sistem

Antarmuka pengguna (user interface) dirancang untuk memudahkan pengguna dalam mengelola dan menjalankan proses peramalan konsumsi listrik sektor industri secara tertstruktur. Setiap tampilan dirancang dengan mempertimbangkan kemudahan navigasi, dan kesesuaian dengan alur sistem FTS cheng.

#### 3.6.1 Halaman Dashboard

Halaman Dashboard merupakan beranda utama yang menyediakan akses cepat ke fitur inti sistem, yaitu pengelolaan data konsumsi listrik, proses peramalan FTS Cheng, dan history peramalan. Pada halaman ini terdapat tombol “Buka Data”, “Buka Peramalan”, “Buka History”, dan “Buka Evaluasi” yang masing-masing berfungsi mengarahkan pengguna ke halaman terkait sesuai dengan deskripsi singkat yang telah dijelaskan pada tiap box. Tampilan halaman bisa dilihat pada gambar 3.7.



**Gambar 3.7** Halaman Dashboard

#### 3.6.2 Halaman Data Konsumsi

Halaman Data Konsumsi berfungsi untuk menampilkan serta mengelola data historis konsumsi listrik sebagai dasar perhitungan peramalan. Pengguna dapat menambahkan data baru melalui tombol “Tambah Data”, mengimpor data massal melalui tombol “Import Excel”, serta memperbarui atau menghapus data langsung dari tabel. Data yang tersimpan pada halaman ini akan digunakan dalam

proses fuzzifikasi dan pembentukan relasi logika *fuzzy* pada tahap peramalan. Tampilan halaman bisa dilihat pada gambar 3.8.

No.	Bulan	Tahun	Nilai_kwh	Aksi

**Gambar 3.8** Halaman Data Konsumsi

### 3.6.3 Halaman Import Data Konsumsi

Halaman Import Data Konsumsi digunakan untuk memasukkan data konsumsi listrik dalam format Excel atau CSV secara otomatis. Pengguna dapat memilih file dan menentukan parameter seperti tahun awal, bulan awal, dan sel awal agar sistem dapat membaca data dengan benar. Tombol “Import” digunakan untuk memproses file dan menyimpan data ke database, sementara tombol “Kembali” mengarahkan pengguna kembali ke halaman Data Konsumsi tanpa melakukan perubahan.

**Gambar 3.9** Halaman Import Data Konsumsi

### 3.6.4 Halaman Peramalan

Halaman Peramalan FTS Cheng menyediakan fasilitas untuk menjalankan proses peramalan berdasarkan dataset historis yang dipilih. Pada halaman ini, pengguna dapat memilih rentang dataset dan menentukan metode pengisian parameter  $d1$  dan  $d2$  melalui dua mode, yaitu statis dan dinamis. Pada mode statis, pengguna memasukkan nilai  $d1$  dan  $d2$  secara manual sesuai kebutuhan analisis. Sedangkan pada mode dinamis, sistem secara otomatis menghasilkan nilai  $d1$  dan

d2 dengan membulatkan nilai minimum dan maksimum dari data historis berdasarkan rentang yang dipilih. Setelah parameter terisi, tombol “Proses Peramalan” digunakan untuk menjalankan tahapan metode FTS Cheng, mulai dari fuzzifikasi, pembentukan FLR/FLRG, hingga menghasilkan nilai prediksi yang ditampilkan pada area proses peramalan. Tampilan halaman ini dapat dilihat pada Gambar 3.10.

The screenshot shows a web application interface for forecasting. On the left is a sidebar with a logo and menu items: 'Forecasting PLN', 'Dashboard', 'Data Konsumsi', 'Peramalan', 'History Peramalan', and 'Evaluasi Akurasi'. The main area is titled 'PLN AREA GRESIK' and 'Peramalan FTS Cheng'. It contains a form with the following fields: 'Pilih Dataset (rentang tahun)', 'Periode Awal' (dropdown menu), 'Periode Akhir' (dropdown menu), 'Parameter D1 & D2', 'Mode' (dropdown menu), 'Nilai d1' (input field), and 'Nilai d2' (input field). A 'Proses Peramalan' button is located at the bottom right of the form. Below the form is a section labeled 'Proses Peramalan' which is currently empty.

**Gambar 3.10** Halaman Peramalan

### 3.6.5 Halaman Histori Peramalan

Halaman Histori Peramalan menampilkan daftar riwayat hasil peramalan yang telah dilakukan, termasuk informasi periode uji, jumlah interval, parameter d1 dan d2, hasil prediksi, serta nilai APE sebagai ukuran akurasi perbulan. Data ditampilkan dalam bentuk tabel sehingga memudahkan pengguna dalam melakukan penelusuran kembali hasil peramalan sebelumnya. Tampilan dapat dilihat pada Gambar 3.11.

The screenshot shows the 'History Peramalan' section of the web application. It features a table with the following columns: '#', 'Periode uji', 'Jumlah Interval', 'Panjang Interval', 'd1', 'd2', 'Periode hasil', 'Hasil Peramalan', and 'APE %'. The table is currently empty, showing only the header row.

#	Periode uji	Jumlah Interval	Panjang Interval	d1	d2	Periode hasil	Hasil Peramalan	APE %

**Gambar 3.11** Halaman Histori Peramalan

### 3.6.6 Halaman Evaluasi Akurasi

Halaman Evaluasi Akurasi berfungsi untuk menilai tingkat ketepatan hasil peramalan berdasarkan data yang telah tersimpan pada History Peramalan. Pengguna terlebih dahulu memilih rentang periode peramalan yang ingin

dievaluasi, kemudian menentukan mode perhitungan, yaitu dinamis, di mana sistem langsung melakukan evaluasi berdasarkan nilai  $d1$  dan  $d2$  yang dibentuk otomatis, atau statis, di mana pengguna memilih nilai  $d1$  dan  $d2$  yang sebelumnya tersimpan saat proses peramalan dilakukan. Setelah diproses, hasil evaluasi ditampilkan dalam bentuk tabel ringkasan yang memuat nilai MAPE, periode peramalan, dan jumlah data yang digunakan. Tampilan dapat dilihat pada Gambar 3.12.

**Gambar 3.12** Halaman Evaluasi Akurasi

### 3.7 Perencanaan Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan untuk mengevaluasi tingkat akurasi peramalan melalui dua skenario pengujian, yaitu:

1. Pengujian dilakukan pada tiga periode data, yaitu 12 bulan, 36 bulan, dan 48 bulan. Pada setiap periode, pengujian dimulai dengan mode dinamis, di mana nilai  $d1$  dan  $d2$  dibentuk otomatis berdasarkan pembulatan nilai minimum dan maksimum data historis (20). Setiap hasil perhitungan menghasilkan nilai APE, kemudian dipilih satu pasangan  $d1$ – $d2$  dengan APE terkecil sebagai parameter terbaik untuk periode tersebut.
2. Selanjutnya, nilai  $d1$  dan  $d2$  optimal dari mode dinamis kemudian digunakan kembali pada mode statis untuk menghitung ulang akurasi pada periode yang sama.

Seluruh hasil pengujian dihitung menggunakan nilai MAPE guna memperoleh akurasi terbaik dari masing-masing periode. Hasil akurasi peramalan dihitung menggunakan nilai MAPE sebagaimana tercantum pada persamaan (2.15). Melalui rangkaian pengujian tersebut, diharapkan sistem menghasilkan nilai MAPE yang kecil sehingga metode *Fuzzy Time Series* Cheng mampu memberikan prediksi

konsumsi listrik yang akurat. Akurasi ini penting agar hasil peramalan dapat dimanfaatkan secara andal untuk memperkirakan konsumsi listrik sektor industri pada bulan selanjutnya di PLN Area Gresik.

### **3.8 Spesifikasi Pengembangan Sistem**

Spesifikasi Pengembangan Sistem mencakup kebutuhan perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan dalam proses pembuatan serta implementasi sistem peramalan. Spesifikasi ini bertujuan untuk memastikan bahwa sistem dapat dikembangkan dan dijalankan secara optimal sesuai dengan kompleksitas dan kompleksitas metode yang diterapkan.

#### **3.8.1 Kebutuhan Perangkat Keras**

Perangkat keras merupakan komponen fisik yang digunakan untuk menjalankan proses pengembangan dan pengujian sistem. Dalam pengembangan sistem peramalan konsumsi listrik sektor industri perangkat keras yang digunakan adalah sebagai berikut:

- Processor : AMD Ryzen 3 32500
- VGA : Radeon (integrated GPU dari Ryzen)
- RAM : 8 GB
- SSD : 256 GB SSD
- Perangkat Input : mouse

#### **3.8.2 Kebutuhan Perangkat Lunak**

Perangkat lunak (software) adalah sekumpulan program yang digunakan untuk membangun dan menjalankan sistem. Adapun perangkat lunak yang digunakan dalam pengembangan sistem ini adalah:

- Visual Studio code
- Web server Apache
- Framework laravel
- Database server (MySQL)