

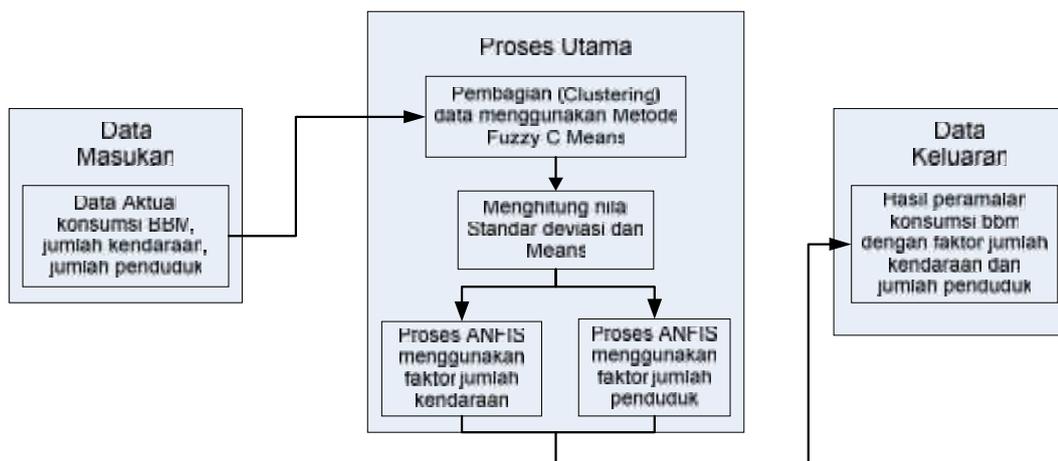
BAB IV

ANALISA DAN PERANCANGAN

Pada bagian ini berisi analisa peramalan konsumsi BBM Provinsi Riau, yang mana data konsumsi BBM, jumlah kendaraan bermotor dan jumlah penduduk merupakan faktor yang mempengaruhi hasil peramalan. *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) merupakan metode yang akan digunakan untuk melakukan proses peramalan. Hasil analisis tersebut kemudian akan digunakan untuk merancang perangkat lunak. Setelah tahap analisa selesai, tahap selanjutnya yaitu membuat perancangan dari sistem yang akan dibuat.

4.1. Gambaran Umum

Peramalan konsumsi BBM ini menerapkan metode *Fuzzy C Means* untuk melakukan pembagian (*clustering*) data dan menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) sebagai metode untuk melakukan proses peramalan. Data masukan untuk melakukan peramalan ini adalah data *time series* dari konsumsi BBM, jumlah kendaraan bermotor dan jumlah penduduk yang selanjutnya akan diproses dengan perhitungan menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*. Untuk lebih jelasnya Gambaran umum sistem dapat dilihat pada Gambar 4.1 berikut.



Gambar 4.1. Gambaran Umum Sistem

Berdasarkan Gambar 4.1 dapat diketahui bahwa rancang bangun dari sistem peramalan ini memiliki beberapa proses berupa data masukan, proses utama dan keluaran yang dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Data masukan yang dibutuhkan oleh sistem berupa *time series* dari konsumsi BBM, jumlah kendaraan bermotor dan jumlah penduduk yang selanjutnya akan di proses oleh sistem menggunakan konsep dari metode ANFIS.
2. Proses Utama, menyatakan proses-proses utama yang terdapat pada rancang bangun sistem peramalan konsumsi bbm, yaitu dimulai dari proses pembagian data menggunakan menjadi dua inputan, kemudian dilakukan proses *clustering* menggunakan metode *Fuzzy C Means*. Selanjutnya, dari hasil clustering akan didapatkan nilai standar deviasi dan mean yang kemudian akan dimasukkan dalam proses perhitungan untuk menentukan hasil peramalan menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS).
3. Keluaran merupakan hasil dari proses-proses utama yang terjadi pada sistem. Output dari sistem berupa hasil peramalan konsumsi BBM serta persentase error yang juga ditampilkan dalam bentuk grafik agar lebih jelas serta mudah dimengerti.

4.2. Analisa Kebutuhan Data

Dari Gambaran umum sistem pada Gambar 4.1 telah dijelaskan bahwa dalam prosesnya sistem peramalan ini menggunakan data *time series* konsumsi BBM, jumlah kendaraan dan jumlah penduduk sebagai data masukan. *Time series* (deret waktu) adalah data yang disusun berdasarkan urutan waktu atau data yang dikumpulkan dari waktu ke waktu. Waktu yang digunakan dapat berupa hari, minggu, bulan, tahun dan sebagainya. Data *time series* sangat berguna bagi pengambil keputusan untuk memperkirakan atau meramalkan kejadian di masa yang akan datang. Karena diyakini pola perubahan data *time series* beberapa periode masa lampau akan kembali terulang pada masa kini.

Data masukan yang akan digunakan pada sistem peramalan adalah data *time series* tahunan dari konsumsi BBM, jumlah kendaraan, jumlah penduduk dan selanjutnya akan dilakukan perhitungan peramalan menggunakan metode ANFIS

untuk menghasilkan peramalan konsumsi bbm berikutnya. Adapun data *time series* konsumsi BBM diperoleh dari PT Pertamina Persero UPMS 1. Pada Tabel 4.1 adalah data konsumsi BBM pada tahun 1997 - 2013 yang akan digunakan untuk proses peramalan.

Tabel 4.1 Data Konsumsi BBM Tahun 1997 – 2013

Tahun	Konsumsi BBM (kilo liter)
1997	265287
1998	279540
1999	285820
2000	290538
2001	312407
2002	342305
2003	375195
2004	411078
2005	450250
2006	484140
2007	530856
2008	575942
2009	624728
2010	677576
2011	762905
2012	842690
2013	883644

Sumber : PT Pertamina UPMS I

Sementara itu data jumlah kendaraan dan jumlah penduduk yang akan digunakan untuk peramalan diperoleh dari Badan Pusat Statistik Provinsi Riau. Berikut adalah data jumlah kendaraan dan jumlah penduduk pada tahun 1997 – 2013.

Tabel 4.2 Data Jumlah Kendaraan dan Jumlah Penduduk Provinsi Riau Tahun 1997 – 2013

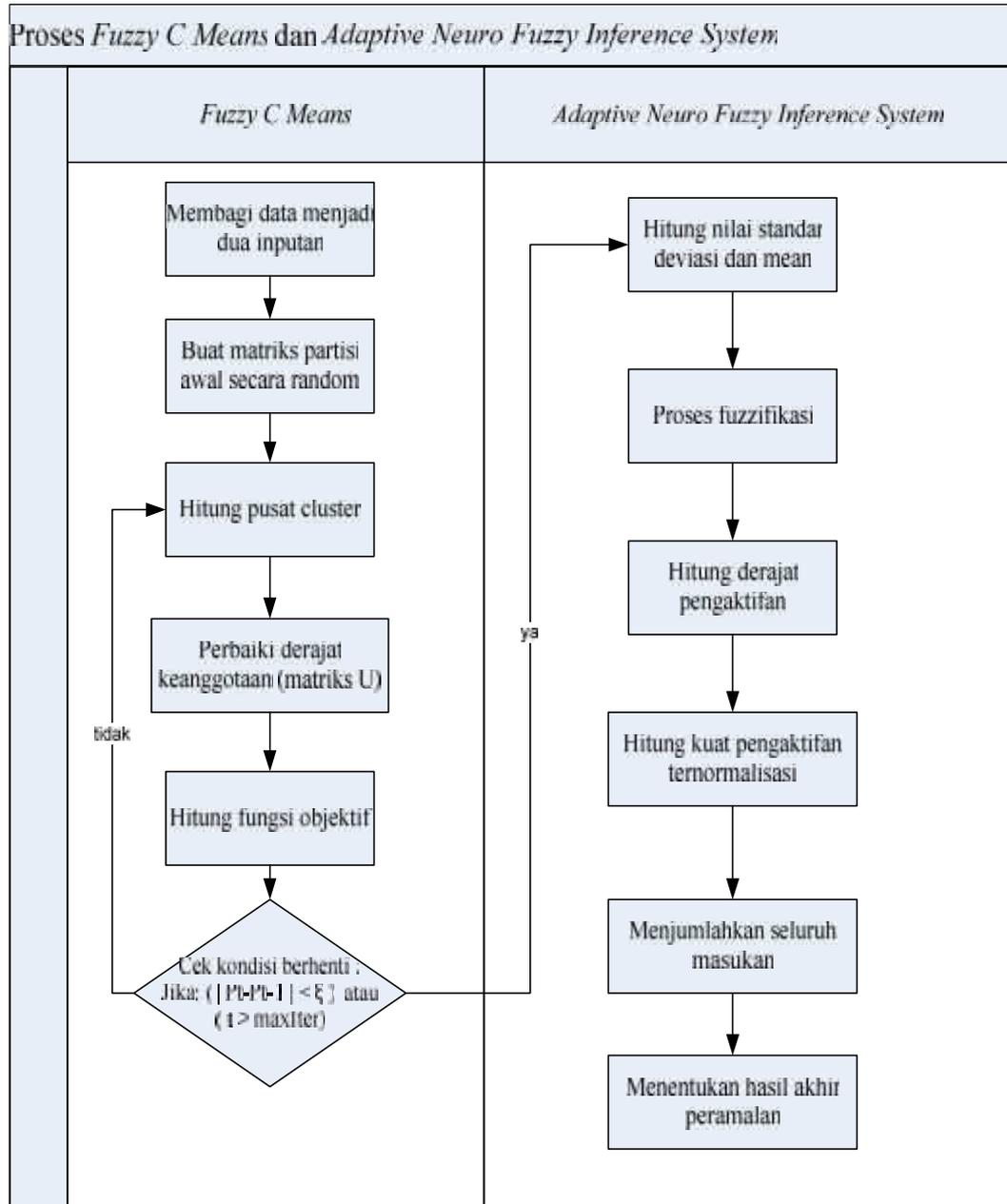
Tahun	Jumlah Kendaraan Bermotor	Jumlah Penduduk (Jiwa)
1997	492357	3565926
1998	503472	3624350
1999	538265	3845327
2000	565324	4280882
2001	610537	4401561
2002	665537	4502517
2003	783865	4602842
2004	1047951	4724412
2005	1350812	4838130
2006	1653931	4950415
2007	1983382	5070952
2008	2315850	5189154
2009	2668993	5309533
2010	3036853	5543031
2011	3608587	5608543
2012	4254359	5929172
2013	4432473	6123621

Sumber : Badan Pusat Statistik Provinsi Riau

4.3. Analisa Metode *Fuzzy C Means*

Pada latar belakang disebutkan bahwa penelitian ini menggunakan metode *Fuzzy C Means* sebagai metode pembagian (*clustering*) data. Pada dasarnya metode FCM memiliki langkah awal penting yang harus diperhatikan karena memiliki pengaruh terhadap keakuratan hasil peramalan dimana hasil dari pembagian data ini (Standar Deviasi dan *Mean*) akan digunakan untuk proses peramalan selanjutnya dengan menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS).

Berikut merupakan *Flowchart* dari metode *Fuzzy C Means* dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* :



Gambar 4.2. Flowchart Proses Metode *Fuzzy C Means* dan *Adaptive Neuro Inference System*

4.3.1. Pembagian Data

Seperti yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya, sebelum melakukan pengelompokan data menggunakan metode *Fuzzy C Means* data akan dibagi terlebih dahulu. Pada penelitian ini menggunakan 3 model kombinasi inputan untuk memprediksi konsumsi BBM. Model kombinasi inputan pertama menggunakan variabel inputan jumlah konsumsi BBM dan jumlah kendaraan bermotor. Model kombinasi inputan kedua menggunakan variabel inputan jumlah

konsumsi BBM dan jumlah penduduk. Model kombinasi inputan ketiga menggunakan variabel inputan jumlah konsumsi BBM. Target output untuk semua model kombinasi inputan adalah jumlah konsumsi BBM tahun berikutnya.

Untuk meramalkan jumlah konsumsi satu tahun kedepan diperlukan data-data aktual 6 tahun sebelumnya. Sebagai contoh, untuk meramalkan jumlah konsumsi BBM pada tahun 2003 diperlukan data konsumsi BBM dan faktornya dari tahun 1997 sampai dengan 2002, untuk meramalkan tahun 2004 menggunakan data dari tahun 1998 sampai 2003, untuk meramalkan tahun 2005 menggunakan data dari tahun 1999 sampai 2004. Begitu juga untuk tahun-tahun berikutnya.

4.3.1.1. Jumlah Konsumsi BBM dan Jumlah Kendaraan Bermotor

Berdasarkan data konsumsi BBM pada tabel 4.1 dan data jumlah kendaraan bermotor pada tabel 4.2 maka didapatkan pembagian data yang digunakan untuk melakukan peramalan menggunakan inputan jumlah konsumsi BBM dan jumlah kendaraan bermotor adalah seperti yang terlihat pada tabel 4.3 dibawah ini.

Tabel 4.3. Kombinasi inputan Jumlah Konsumsi BBM dan Jumlah Kendaraan

Tahun	Inputan		Target Output
	Konsumsi BBM (X ₁)	Jumlah kendaraan (X ₂)	Y(t)
1997	265287	492357	-
1998	279540	503472	-
1999	285820	538265	-
2000	290538	565324	-
2001	312407	610537	-
2002	342305	665537	-
2003	375195	783865	411078
2004	411078	1047951	450250
2005	450250	1350812	484140
2006	484140	1653931	530856
2007	530856	1983382	575942
2008	575942	2315850	624728

2009	624728	2668993	677576
2010	677576	3036853	762905
2011	762905	3608587	842690
2012	842690	4254359	883644

Keterangan :

X_1 = Data konsumsi bbm sebelumnya

X_2 = Data jumlah kendaraan bermotor sebelumnya

Y_t = Data konsumsi bbm sekarang

Seperti yang terlihat pada tabel 4.3 diatas untuk meramalkan jumlah konsumsi satu tahun kedepan diperlukan data-data aktual 6 tahun sebelumnya. Sebagai contoh, untuk meramalkan jumlah konsumsi BBM pada tahun 2003 diperlukan data konsumsi BBM dan faktornya dari tahun 1997 sampai dengan 2002, untuk meramalkan tahun 2004 menggunakan data dari tahun 1998 sampai 2003. Begitu juga untuk tahun-tahun berikutnya. Hal ini juga berlaku pada kombinasi inputan lainnya yaitu konsumsi BBM dan jumlah penduduk.

4.3.1.2. Jumlah Konsumsi BBM dan Jumlah Penduduk

Berdasarkan data konsumsi BBM pada tabel 4.1 dan data jumlah penduduk pada tabel 4.2 maka didapatkan pembagian data yang digunakan untuk melakukan peramalan menggunakan inputan jumlah konsumsi BBM dan jumlah penduduk adalah seperti yang terlihat pada tabel 4.4 dibawah ini.

Tabel 4.4. Kombinasi inputan Jumlah Konsumsi BBM dan Jumlah Penduduk

Tahun	Inputan		Target Output
	Konsumsi BBM (X_1)	Jumlah Penduduk (X_2)	$Y(t)$
1997	265287	3565926	-
1998	279540	3624350	-
1999	285820	3845327	-
2000	290538	4280882	-
2001	312407	4401561	-
2002	342305	4502517	-
2003	375195	4602842	411078

2004	411078	4724412	450250
2005	450250	4838130	484140
2006	484140	4950415	530856
2007	530856	5070952	575942
2008	575942	5189154	624728
2009	624728	5309533	677576
2010	677576	5543031	762905
2011	762905	5608543	842690
2012	842690	5929172	883644

Keterangan :

X_1 = Data konsumsi bbm sebelumnya

X_2 = Data jumlah penduduk sebelumnya

Y_t = Data konsumsi bbm sekarang

Berdasarkan pembagian data atau kombinasi inputan pada tabel 4.3, berikut adalah contoh kombinasi inputan yang akan digunakan untuk peramalan konsumsi bbm pada tahun 2003 dengan faktor data jumlah kendaraan bermotor. Data yang digunakan adalah data aktual 6 tahun sebelumnya yaitu data dari tahun 1997 sampai 2002.

Tabel 4.5. Kombinasi inputan untuk peramalan tahun 2003

Data ke	Input		Target Output
	x_1	x_2	$Y(t)$
1	265287	492357	279540
2	279540	503472	285820
3	285820	538265	290538
4	290538	565324	312407
5	312407	610537	342305
6	342305	665537	375195

Ket :

X_1 = Data konsumsi bbm sebelumnya

X_2 = Data jumlah kendaraan bermotor sebelumnya

Y_t = Data konsumsi bbm sekarang

Pembagian data diatas juga dilakukan untuk peramalan konsumsi menggunakan faktor jumlah penduduk.

4.3.2. Pembentukan Matriks Awal

Setelah dilakukan pembagian data inputan. Proses selanjutnya dalam *clustering* menggunakan metode FCM adalah pembentukan matriks partisi awal. Sebagai contoh untuk peramalan konsumsi BBM pada tahun 2008 menggunakan faktor kendaraan penduduk. Data pada tabel 4.5 kemudian akan dibagi menjadi 2 *cluster* yaitu *cluster* konsumsi BBM rendah dan tinggi. Sebelum membentuk partisi awal, maka akan dilakukan inisialisasi terlebih dahulu, yaitu :Jumlah Cluster ($C = 2$), Pangkat ($w = 2$), Maksimum iterasi ($MaxIter = 100$), Error terkecil yang diharapkan ($\epsilon = 0,0001$), Fungsi Obyektif awal ($P_0 = 0$), Iterasi awal, $t = 1$.

Bentuk matriks partisi awal secara acak, berdasarkan persamaan (2.1) dengan syarat jumlah derajat keanggotaan setiap data pada setiap kolom harus bernilai 1 (persamaan 2.3). Maka matriks awal yang didapat adalah sebagai berikut.

$$U_0 = \begin{matrix} & 0,1245 & 0,3796 & 0,2058 & 0,503 & 0,4337 & 0,125 \\ & 0,8755 & 0,6204 & 0,7942 & 0,497 & 0,5663 & 0,875 \end{matrix}$$

4.3.3. Menghitung Pusat Cluster

Setelah mendapatkan matriks awal U_0 , kemudian hitung pusat cluster U_0 dengan menggunakan persamaan (2.5) dan berdasarkan data tabel 4.5.

Berikut perhitungan untuk data ke 1:

$$(\mu_{11})^2 = (0,5644)^2 = 0,3185$$

$$(\mu_{11})^2 * x_1 = 0,3185 * 342305 = 109040,3541$$

$$(\mu_{11})^2 * x_2 = 0,3185 * 665537 = 212005,0543$$

Demikian pula perhitungan untuk data ke 2, 3, 4, 5 dan 6. Sehingga didapatkan

$$V_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik}) \cdot X_{kj}}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^w}$$

$$V_{11} = \frac{109040,3541 + 68312,838 + 88350,9227 + 24150,7616 + 28259,5229 + 203929,4153}{0,3185 + 0,1821 + 0,2149 + 0,0536 + 0,0584 + 0,3842}$$

$$V_{11} = \frac{522043,8146}{1,2117} = 430833,5976$$

Detil hasil perhitungan pusat cluster dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 4.6. Perhitungan Pusat Cluster

Cluster Ke-	Derajat Keanggotaan	Data yang di Cluster		$(\mu_{11})^2$	$(\mu_{11})^2 * x_1$	$(\mu_{11})^2 * x_2$
		x_1	x_2			
1	μ_{11}	x_1	x_2			
	0,1245	265287	492357	0,0155	4112,0148	7631,6566
	0,3796	279540	503472	0,1441	40280,6406	72548,3819
	0,2058	285820	538265	0,0424	12105,5174	22797,4820
	0,5030	290538	565324	0,2530	73508,7288	143032,0599
	0,4337	312407	610537	0,1881	58762,4102	114839,3783
	0,1250	342305	665537	0,0156	5348,5156	10399,0156
				0,6587	194117,8275	371247,9743
	$\sum \left(\frac{\mu_{11}^2 * x_{ij}}{\sum(\mu_{11}^2)} \right)$				294707,4514	563624,4016
2	Derajat Keanggotaan	Data yang di Cluster		$(\mu_{21})^2$	$(\mu_{21})^2 * x_1$	$(\mu_{21})^2 * x_2$
	μ_{21}	x_1	x_2			
	0,8755	265287	492357	0,7665	203342,552	377391,764
	0,6204	279540	503472	0,3849	107593,873	193784,439
	0,7942	285820	538265	0,6308	180282,005	339512,608
	0,4970	290538	565324	0,2470	71765,501	139640,116
	0,5663	312407	610537	0,3207	100187,578	195796,584
	0,8750	342305	665537	0,7656	262077,266	509551,766
				3,1155	925248,775	1755677,277
	$\sum \left(\frac{\mu_{21}^2 * x_{ij}}{\sum(\mu_{21}^2)} \right)$				296984,366	563533,524

Berdasarkan tabel diatas, didapatkan pusat cluster sebagai berikut.

$$V_0 = \begin{pmatrix} 294707,4514 & 563624,4016 \\ 296984,366 & 563533,524 \end{pmatrix}$$

4.3.4. Perbaikan Derajat Keanggotaan (Matriks)

Setelah didapatkan pusat cluster V_0 , kemudian dilakukan perbaikan derajat keanggotaan / matriks U (matriks partisi) berdasarkan persamaan (2.6), (2.7) dan data pada tabel 4.5.

Berikut perhitungan untuk data ke 1:

$$L1 = [(x_1 - V_{11}) + (x_2 - V_{12})]^{1/2}$$

$$L1 = [(265287 - 294707,4514) + (492357 - 563624,4016)]^{1/2}$$

$$L1 = 317,3135$$

$$L2 = [(x_1 - V_{21}) + (x_2 - V_{22})]^{1/2}$$

$$L2 = [(265287 - 296984,366) + (492357 - 563533,524)]^{1/2}$$

$$L2 = 320,7396$$

$$LT = L1 + L2 = 317,3135 + 320,7396 = 638,0531$$

$$\mu_1 = L1/LT = 317,3135 / 638,0531 = 0,4973$$

$$\mu_2 = L2/LT = 320,7396 / 638,0531 = 0,5027$$

Demikian pula perhitungan untuk data ke 2, 3, 4, 5 dan 6. Sehingga menghasilkan matrik baru U_1 . Detil hasil perhitungan dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 4.7. Detil Perhitungan Derajat Keanggotaan Baru

$\left[\sum_{j=1}^m (x_{kj} - v_j)^2 \right]^{1/2}$	$\left[\sum_{j=1}^m (x_{kj} - v_j)^2 \right]^{1/2}$	$\left[\sum_{j=1}^m \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{2/(w-1)} \right]^{1/2}$	μ_1	μ_2
L1	L2	LT=L1+L2	L1/LT	L2/LT
317,3135	320,7396	638,0531	0,4973	0,5027
274,4446	278,3988	552,8434	0,4964	0,5036
185,0591	190,8740	375,9331	0,4923	0,5077
49,6976	68,2341	117,9317	0,4214	0,5786
254,1892	249,8522	504,0414	0,5043	0,4957
386,6654	383,8282	770,4936	0,5018	0,4982

Berdasarkan perbaikan matriks diatas didapatkan matriks baru sebagai berikut:

$$U_1 = \begin{pmatrix} 0,4973 & 0,4964 & 0,4923 & 0,4214 & 0,5043 & 0,5018 \\ 0,5027 & 0,5036 & 0,5077 & 0,5786 & 0,4957 & 0,4982 \end{pmatrix}$$

4.3.5. Menghitung Fungsi Objektif

Setelah mendapatkan matriks baru (U_1), selanjutnya dilakukan pencarian nilai fungsi obyektif menggunakan persamaan (2.8) dan data pada tabel 4.7.

Berikut contoh perhitungan data ke 1

$$L3 = (\mu_{11})^2 * L1 = (0,0155) * (317,3135) = 4,9184$$

$$L4 = (\mu_{21})^2 * L2 = (0,7665) * (320,7396) = 245,847$$

Langkah yang sama juga dilakukan untuk data ke 2, 3, 4,5 dan 6. Selanjutnya akan dilakukan perhitungan nilai fungsi objektif seperti berikut:

$$P_1 = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c = (4,9184 + 245,847) + (39,5464 + 107,1546) + (7,8379 + 120,3945) + (12,5739 + 16,8544) + (47,8119 + 80,1265) + (6,0416 + 293,8685)$$

$$P_1 = 982,9758$$

Berikut detail hasil perhitungan seluruh data.

Tabel 4.8. Detil Perhitungan Fungsi Obyektif

Kuadrat Derajat Keanggotaan data Ke-i		$\sum_{i=1}^c (\mu_{ik})^w (d_{ik})^2$	$\sum_{i=1}^c (\mu_{ik})^w (d_{ik})^2$	L3+L4
$(\mu_{11})^2$	$(\mu_{21})^2$	L3	L4	
0,01550	0,7665	4,9184	245,8470	250,7654
0,14410	0,3849	39,5464	107,1546	146,7010
0,04235	0,6308	7,8379	120,3945	128,2324
0,25301	0,2470	12,5739	16,8544	29,4284
0,18810	0,3207	47,8119	80,1265	127,9384
0,01563	0,7656	6,0416	293,8685	299,9101
Fungsi Objectif =				982,9758

Berdasarkan tabel diatas didapatkan Fungsi Objektif $P_1 = 982,9758$

4.3.6. Cek Kondisi Berhenti

Setelah didapatkan nilai fungsi objektif , selanjutnya dilakukan pengecekan kondisi berhenti. Karena $|P_1 - P_0| = |982,9758 - 0| \ll (0,0001)$ dan $iterasi = 1 < MaxIter (=100)$. Maka dilakukan kembali tahapan algoritma pengklusteran data diatas dimulai dari langkah ke 4 (hitung pusat *cluster*). Apabila syarat telah terpenuhi maka didapat matriks yang sesuai pada iterasi ke 15.

$$U_{15} = \begin{matrix} 0,0345 & 0,0143 & 0,0369 & 0,3035 & 0,9329 & 0,9582 \\ 0,9655 & 0,9857 & 0,9631 & 0,6965 & 0,0671 & 0,0418 \end{matrix}$$

Dari nilai tersebut (U_{15}) didapat kecenderungan suatu data masuk ke *cluster* mana.

Tabel 4.9. Derajat keanggotaan tiap data pada setiap Cluster dengan FCM

Data Ke-	x_1	x_2	Derajat Keanggotaan (μ) data pada cluster ke-		Data cenderung masuk ke cluster ke-	
			1	2	1	2
1	265287	492357	0,0345	0,9655		*
2	279540	503472	0,0143	0,9857		*
3	285820	538265	0,0369	0,9631		*
4	290538	565324	0,3035	0,6965		*
5	312407	610537	0,9329	0,0671	*	
6	342305	665537	0,9582	0,0418	*	

Setelah data dikelompokkan menggunakan metode FCM, selanjutnya data pada tabel 4.9 dilakukan perhitungan nilai mean berdasarkan persamaan (2.10) dan deviasi standar berdasarkan persamaan (2.11)

Berikut perhitungan nilai mean (c) menggunakan persamaan (2.10):

$$c_{11} = \frac{x_{11}+x_{12}+x_{13}+x_{14}}{4} = \frac{265287+279540+285820+290538}{4} = 280296,25$$

$$c_{12} = \frac{x_{15}+x_{16}}{2} = \frac{312407+342305}{2} = 327356$$

$$c_{21} = \frac{x_{21}+x_{22}+x_{23}+x_{24}}{4} = \frac{492357+503472+538265+565324}{4} = 524854,5$$

$$c_{22} = \frac{x_{25}+x_{26}}{2} = \frac{610537+665537}{2} = 638037$$

Berikut perhitungan nilai *deviasi standart* (a) menggunakan persamaan (2.11):

$$a_{11} = \sqrt{\left(\frac{((x_{11}-c_{11})+(x_{12}-c_{11})+(x_{13}-c_{11})+(x_{14}-c_{11}))^2}{4}\right)}$$

$$= \sqrt{\left(\frac{((265287-327356)+(279540-327356)+(285820-327356)+(290538-327356))^2}{4}\right)}$$

$$= 14949$$

$$a_{12} = \sqrt{\left(\frac{((x_{15}-c_{12})+(x_{16}-c_{12}))^2}{2}\right)} = 9503,351$$

$$a_{21} = \sqrt{\left(\frac{((x_{21}-c_{21})+(x_{22}-c_{21})+(x_{23}-c_{21})+(x_{24}-c_{21}))^2}{4}\right)} = 27500$$

$$a_{22} = \sqrt{\left(\frac{((x_{25}-c_{22})+(x_{26}-c_{22}))^2}{2}\right)} = 28857,064$$

Setelah dilakukan perhitungan maka didapatkan means dan deviasi standar sebagai berikut.

$$c = \begin{matrix} 327356 & 280296,25 \\ 638037 & 524854,5 \end{matrix} \quad a = \begin{matrix} 14949 & 9503,351 \\ 27500 & 28857,064 \end{matrix}$$

4.4. Analisa Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

Setelah melakukan pembagian (*clustering*) data menggunakan metode *Fuzzy C Means* dan mendapatkan nilai Standar deviasi dan *Mean*, selanjutnya kita akan mencari nilai inferensi dengan menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS). Pada perhitungan metode ANFIS ini akan dilakukan perhitungan pada setiap lapisannya. Sistem inferensi *fuzzy* yang diterapkan adalah inferensi *fuzzy* model Takagi Sugeno Kang orde satu dengan menggunakan persamaan (2.12).

$$y = \frac{w_1 \hat{y}_1 + w_2 \hat{y}_2}{w_1 + w_2} = \hat{w}_1 \hat{y}_1 + \hat{w}_2 \hat{y}_2$$

4.4.1. Lapisan Pertama (Proses Fuzifikasi)

Pada lapisan pertama terjadi proses fuzifikasi. Proses ini adalah untuk memetakan inputan data kedalam himpunan fuzzy. Dalam proses ini akan dilakukan perhitungan fungsi keanggotaan fuzzy untuk mentransformasi masukan himpunan klasik ke derajat tertentu. Fungsi keanggotaan yang digunakan adalah

jenis Generalized-Bell dimana pada fungsi keanggotaan ini terdapat dua parameter yaitu mean dan standar deviasi.

Perhitungan *output* lapisan pertama berupa derajat keanggotaan setiap data menggunakan persamaan (2.13) dan data pada tabel 4.5.

Perhitungan untuk data ke 1

$$\mu(A_1) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_1 - c_{11}}{a_{11}} \right|^2} = \frac{1}{1 + \left| \frac{265237 - 327356}{14949} \right|^2} = 0,05483$$

$$\mu(B_1) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_2 - c_{12}}{a_{12}} \right|^2} = \frac{1}{1 + \left| \frac{492357 - 280296,25}{9503,351} \right|^2} = 0,002$$

$$\mu(A_2) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_1 - c_{21}}{a_{21}} \right|^2} = \frac{1}{1 + \left| \frac{265237 - 638037}{27500} \right|^2} = 0,00541$$

$$\mu(B_2) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_2 - c_{22}}{a_{22}} \right|^2} = \frac{1}{1 + \left| \frac{492357 - 524854,5}{28857,064} \right|^2} = 0,44087$$

Langkah yang sama juga dilakukan untuk data ke 2, 3, 4, 5 dan 6. Hasil perhitungan terlihat pada tabel berikut.

Tabel 4.10. Output Lapisan Pertama

Data Ke-	Derajat keanggotaan			
	μ_{A1}	μ_{A2}	μ_{B1}	μ_{B2}
1	0,05483	0,00541	0,002	0,44087
2	0,08904	0,00585	0,00181	0,64556
3	0,11468	0,00606	0,00136	0,82239
4	0,14152	0,00622	0,00111	0,33707
5	0,50000	0,00708	0,00083	0,10187
6	0,50000	0,00857	0,00061	0,04038

4.4.2. Lapisan Kedua (Menghitung derajat pengaktifan)

Output dari lapisan ini adalah hasil perkalian dari semua sinyal yang masuk. Masing-masing keluaran simpul menyatakan derajat pengaktifan dari aturan fuzzy. Perhitungan output lapisan kedua menggunakan persamaan (2.14) berdasarkan derajat keanggotaan pada tabel 4.10 sebagai berikut:

Data perhitungan untuk lapisan ke 2 pada data Ke 1

$$W_1 = \mu_{A1} * \mu_{B1} = 0,05483 * 0,002 = 0,00011$$

$$W_2 = \mu_{A2} * \mu_{B2} = 0,00541 * 0,44087 = 0,00239$$

4.4.3. Lapisan Ketiga (Menghitung kuat pengaktifan ternormalisasi)

Setiap node pada lapisan ini adalah node nonadaptif yang menampilkan fungsi derajat pengaktifan ternormalisasi (*normalized firing strength*) yaitu membagi w_i dengan jumlah total w . Perhitungan output lapisan ketiga menggunakan persamaan (2.15) sebagai berikut:

$$\hat{w}_1 = \frac{w_1}{w_1 + w_2} = \frac{0,00011}{0,00011 + 0,00239} = 0,04402$$

$$\hat{w}_2 = \frac{w_2}{w_1 + w_2} = \frac{0,00239}{0,00011 + 0,00239} = 0,95598$$

Langkah perhitungan yang sama juga dilakukan untuk data ke 2, 3, 4, 5, dan 6. Data hasil perhitungan seluruhnya dapat dilihat pada tabel berikut ini:

Tabel 4.11. Output Lapisan Kedua dan Ketiga

Data Ke-	Lapisan Ke - 2		Lapisan Ke - 3	
	w_1	w_2	1	2
1	0,00011	0,00239	0,04402	0,95598
2	0,000161	0,00378	0,04093	0,95907
3	0,000156	0,00498	0,03025	0,96975
4	0,000157	0,00210	0,06969	0,93031
5	0,000415	0,00072	0,36446	0,63554
6	0,000305	0,00035	0,46766	0,53234

4.4.4. Lapisan Keempat (Proses Defuzifikasi)

Pada lapisan ini dilakukan perhitungan mengubah hasil fuzzy kebentuk menjadi himpunan klasik (*crisp*). Pada lapisan ini dilakukan perhitungan LSE untuk mendapatkan nilai parameter koefisien. Penentuan parameter koefisien berdasarkan persamaan (2.18), (2.19) dan data pada tabel 4.5.

Perhitungan untuk data ke 1:

$$p_1 = \hat{w}_1 x_1 = (0,04402) * (265287) = 237477,5168$$

$$q_1 = \hat{w}_1 x_2 = (0,04402) * (665537) = 461722,9491$$

$$r_1 = \hat{w}_1 = 0,04402$$

$$p_2 = \hat{w}_2 x_1 = (0,95598) * (265287) = 104827,4832$$

$$q_2 = \hat{w}_2 x_2 = (0,95598) * (492357) = 203814,0509$$

$$r_2 = \hat{w}_2 = 0,95598$$

Langkah yang sama juga dilakukan untuk perhitungan koefisien parameter pada data ke 2, 3, 4, 5 dan 6.

Tabel 4.12. Parameter Koefisien

Data Ke-	Koefisien					
	p ₁	q ₁	r ₁	p ₂	q ₂	r ₂
1	11677,9337	21673,5551	0,04402	253609,0663	470683,4449	0,95598
2	11441,5722	20607,1090	0,04093	268098,4278	482864,8910	0,95907
3	8646,0550	16282,5163	0,03025	277173,9450	521982,4838	0,96975
4	20247,5932	39397,4296	0,06969	270290,4068	525926,5704	0,93031
5	113859,8552	222516,3150	0,36446	198547,1448	388020,6850	0,63554
6	160082,3563	311245,0334	0,46766	182222,6437	354291,9666	0,53234

Setelah melakukan tahapan inferensi model ANFIS selanjutnya dilakukan pembelajaran *hybrid* sebagai berikut:

Perhitungan Pembelajaran arah maju (*forward pass*) dengan metode *Recursive Least Squares Estimator* (RLSE) dalam kasus ini bertujuan untuk mencari nilai p₁, q₁, r₁, p₂, q₂, r₂.

Langkah-langkah perhitungan terlihat sebagai berikut:

- 1) Penentuan matriks A berdasarkan parameter koefisien pada tabel 4.12

$$A = \begin{pmatrix} 11677,9337 & 21673,5551 & 0,04402 & 253609,0663 & 470683,4449 & 0,95598 \\ 11441,5722 & 20607,1090 & 0,04093 & 268098,4278 & 482864,8910 & 0,95907 \\ 8646,0550 & 16282,5163 & 0,03025 & 277173,9450 & 521982,4838 & 0,96975 \\ 20247,5932 & 39397,4296 & 0,06969 & 270290,4068 & 525926,5704 & 0,93031 \\ 113859,8552 & 222516,3150 & 0,36446 & 198547,1448 & 388020,6850 & 0,63554 \\ 160082,3563 & 311245,0334 & 0,46766 & 182222,6437 & 354291,9666 & 0,53234 \end{pmatrix}$$

- 2) Penentuan nilai y yang didasarkan pada output target (Y(t) pada tabel 4.5

$$y = \begin{pmatrix} 279540 \\ 285820 \\ 290538 \\ 312407 \\ 342305 \\ 375195 \end{pmatrix}$$

- 3) Maka didapat nilai $p_1, q_1, r_1, p_2, q_2, r_2$ menggunakan persamaan (2.22) yakni $\Theta = A^{-1}y$

$$= \begin{pmatrix} 46,673 \\ -24,865 \\ 971073,515 \\ -1,563 \\ 1,345 \\ -5965,87 \end{pmatrix}$$

Sehingga $p_1 = 46,673; q_1 = -24,865; r_1 = 971073,515;$

$p_2 = -1,563; q_2 = 1,345; r_2 = -5965,87$

Perhitungan *output* lapisan ke empat dan kelima :

Nilai $p_1, q_1, r_1, p_2, q_2, r_2$ digunakan untuk perhitungan pada lapisan ke 4.

Perhitungan output lapisan ke empat menggunakan persamaan (2.16) dan data pada tabel 4.11.

Perhitungan untuk data ke 1 lapisan ke 4:

$$\begin{aligned} w_1y_1 &= w_1(p_1x_1 + q_1x_2 + r_1) \\ &= 0,04402 ((46,673*265287) + (-24,865*665537) + (971073,515)) \\ &= 48873,736 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} w_2y_2 &= w_2(p_2x_1 + q_2x_2 + r_2) \\ &= 0,95598 ((-1,563*265287) + 1,345*665537 + (-5965,87)) \\ &= 230682,008 \end{aligned}$$

4.4.5. Lapisan Kelima

Pada lapisan ini hanya ada satu node tetap yang fungsinya untuk menjumlahkan semua masukan yang berasal dari lapisan keempat.

Perhitungan untuk data ke 1 lapisan ke 5:

$$y' = \sum_i \hat{w}_i y_i = \hat{w}_1 y_1 + \hat{w}_2 y_2 = 48873,736 + 230682,008 = 375217,561$$

Langkah yang sama juga dilakukan untuk data 2, 3, 4, 5 dan 6 untuk lapisan ke 4 dan ke 5. Tabel berikut merupakan hasil perhitungan seluruh data

Tabel 4.13. Output Lapisan Ke Empat dan Lima

Data Ke-	Lapisan Ke - 4		Lapisan Ke - 5
	w_1y_1	w_2y_2	$\sum_i y_i$
1	48873,736	230682,008	279555,744
2	61360,108	224389,602	285749,710
3	28044,925	262734,538	290779,464
4	33074,337	279032,882	312107,218
5	135231	207527,486	342758,486
6	186547,227	188315,103	374862,330
Hasil Peramalan konsumsi bbm dengan faktor jumlah kendaraan bermotor adalah rata-rata dari seluruh keluaran pada lapisan kelima			314302,16 KL

Setelah mendapat hasil peramalan konsumsi BBM dengan faktor jumlah kendaraan bermotor maka dilakukan perhitungan *error* dengan pengurangan data sebenarnya dengan hasil peramalan dengan menggunakan persamaan (2.26) :

$$E = |x_t - F| = |375195 - 314302,16| = 60892,84$$

Sehingga hasil perhitungan % *error* untuk peramalan konsumsi bbm dengan faktor jumlah kendaraan bermotor berdasarkan persamaan (2.27) adalah :

$$E\% = \frac{e}{x_t} \times 100 = \frac{60892,84}{375195} \times 100 = 16,23 \%$$

Setelah mendapatkan hasil peramalan konsumsi BBM pada tahun 2003 dengan menggunakan faktor jumlah kendaraan bermotor, selanjutnya dilakukan perhitungan peramalan konsumsi BBM untuk tahun-tahun berikutnya. Berikut adalah hasil peramalan konsumsi BBM dengan faktor jumlah kendaraan bermotor.

Tabel 4.14. Hasil Peramalan Konsumsi BBM Menggunakan Faktor Jumlah Kendaran

Tahun pengujian	Konsumsi BBM Aktual (kilo liter)	Hasil peramalan	Error (%)
1997	265287	-	-
1998	279540	-	-
1999	285820	-	-
2000	290538	-	-
2001	312407	-	-
2002	342305	-	-
2003	375195	314302,16	16,23
2004	411078	336836,72	18,06
2005	450250	363327,63	19,31

2006	484140	396136,51	18,18
2007	530856	432336,06	18,56
2008	575942	471253,35	18,18
2009	624728	513080,25	17,87
2010	677576	557783,59	17,68
2011	762905	618831,1	18,88
2012	842690	732647,78	13,06
2013	883644	709053,76	19,76

Setelah mendapatkan hasil peramalan konsumsi BBM dengan menggunakan faktor jumlah kendaraan bermotor, selanjutnya dilakukan perhitungan peramalan konsumsi BBM dengan faktor jumlah penduduk. Langkah perhitungan yang sama juga dilakukan untuk faktor jumlah penduduk. Berikut adalah hasil peramalan konsumsi BBM dengan faktor jumlah penduduk.

Tabel 4.15. Hasil Peramalan Konsumsi BBM Menggunakan Faktor Jumlah Penduduk

Tahun pengujian	Konsumsi BBM Aktual (kilo liter)	Hasil peramalan	<i>Error</i> (%)
1997	265287	-	-
1998	279540	-	-
1999	285820	-	-
2000	290538	-	-
2001	312407	-	-
2002	342305	-	-

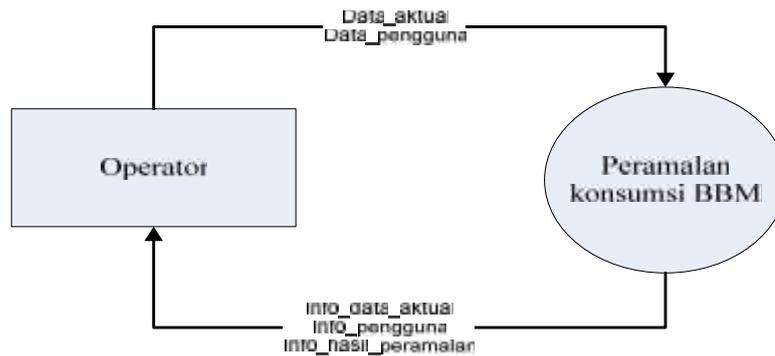
2003	375195	314338,48	16,22
2004	411078	336390,51	18,17
2005	450250	356335,62	20,86
2006	484140	395855,87	18,24
2007	530856	395855,87	18,33
2008	575942	470400,33	18,33
2009	624728	510823,7	18,23
2010	677576	557198,35	17,77
2011	762905	609319,23	20,13
2012	842690	674258,11	19,99
2013	883644	729836,04	17,61

4.5. Analisa Fungsional Sistem

Deskripsi fungsional digunakan untuk menggambarkan secara umum sistem yang akan dirancang. Secara garis besar fungsi utama dari perangkat lunak yang akan dikembangkan dapat dilihat di diagram konteks (*Context Diagram*) dan diagram aliran data (*Data Flow Diagram*) yang akan diberikan. Seperti berikut ini:

4.5.1. *Context Diagram*

Contexts Diagram digunakan untuk menggambarkan proses kerja sistem secara umum. *Contexts Diagram* adalah *Data Flow Diagram* (DFD) yang menggambarkan garis besar operasional sistem.



Gambar 4.3. Context Diagram

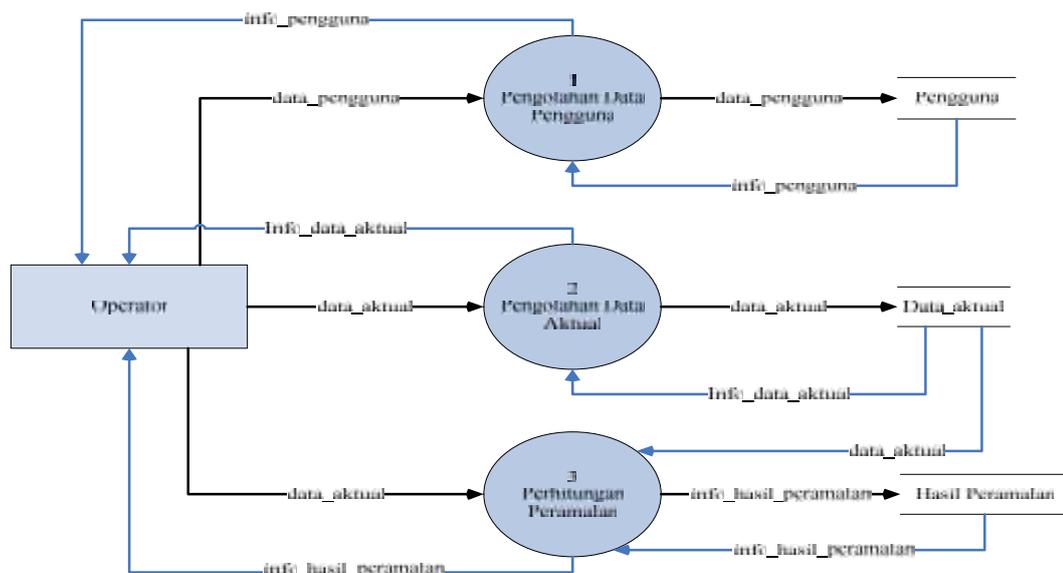
Operator adalah entitas luar yang berinteraksi dengan sistem yang berperan untuk:

1. Melihat dan memasukkan data aktual.
2. Melakukan Peramalan Konsumsi BBM.
3. Melakukan Langkah Analisis Peramalan Konsumsi BBM
4. Melihat langkah-langkah Peramalan yang dilakukan per tahun.
5. Melihat laporan Peramalan Konsumsi BBM yang berupa grafik dan tabel.

4.5.2. Data Flow Diagram (DFD)

DFD digunakan untuk menggambarkan suatu sistem yang telah ada atau sistem baru yang akan dikembangkan secara logika tanpa mempertimbangkan lingkungan fisik dimana data tersebut mengalir atau lingkungan fisik dimana data tersebut disimpan. Berikut adalah DFD untuk Peramalan Konsumsi BBM.

4.5.2.1. Data Flow Diagram level 1 (Peramalan Konsumsi BBM)



Gambar 4.4. DFD Level 1 (Peramalan Konsumsi BBM)

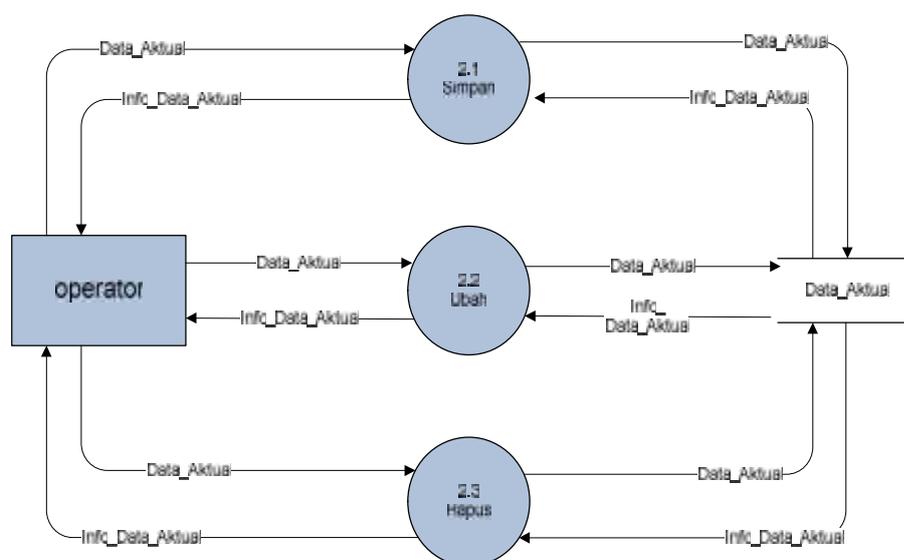
Tabel 4.16. DFD Level 1 (Peramalan Konsumsi BBM)

No.	Nama Proses	Deskripsi
1.	Pengolahan Data Pengguna	Proses pengolahan data pengguna yang akan menggunakan sistem
2.	Pengolahan Data aktual	Proses pengelolaan terhadap data aktual konsumsi bbm, jumlah kendaraan, jumlah penduduk seperti; simpan, pencarian dan <i>update</i> data.
3.	Perhitungan Peramalan	Proses perhitungan peramalan konsumsi bbm dan perhitungan tingkat <i>error</i> peramalan.

Tabel 4.17. Keterangan Aliran Data DFD Level 1

Nama Aliran Data	Deskripsi
Data_pengguna	Data yang dapat digunakan untuk masuk ke sistem. Terdiri atas <i>username & password</i>
Data_aktual	Menginputkan data aktual konsumsi bbm, jumlah kendaraan dan jumlah penduduk
Info_pengguna	Menampilkan informasi pengguna yang akan menggunakan sistem
Info_data_aktual	Menampilkan informasi data aktual konsumsi bbm, jumlah kendaraan dan jumlah penduduk
Info_hasil_peramalan	Menampilkan informasi hasil peramalan konsumsi bbm

4.5.2.2. Data Flow Diagram level 2 Proses 2 (Pengolahan Data Aktual)



Gambar 4.5. DFD Level 2 Proses 2 (Pengolahan Data Aktual)

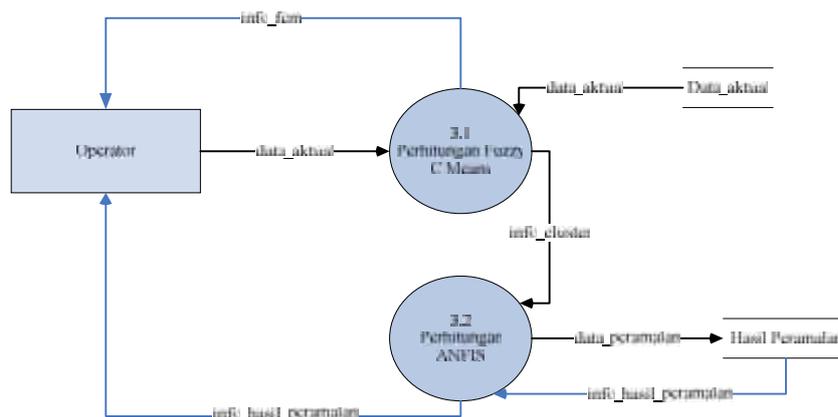
Tabel 4.18. DFD Level 2 Proses 2 (Pengolahan Data Aktual)

No.	Nama Proses	Deskripsi
1.	Simpan	Proses menyimpan data aktual pada sistem berdasarkan tahun
2.	Ubah	Proses untuk menambah, atau mengedit data aktual kedalam sistem
3.	Hapus	Proses untuk menghapus data aktual kedalam sistem

Tabel 4.19. Keterangan Aliran Data DFD Level 2 Proses 2 (Pengolahan Data Aktual)

Nama Aliran Data	Deskripsi
Data_Aktual	Menampilkan data aktual
Info_Aktual	Menampilkan informasi data aktual

4.5.2.3. Data Flow Diagram level 2 Proses 3 (Perhitungan Peramalan)



Gambar 4.6. DFD Level 2 Proses 3 (Perhitungan Peramalan)

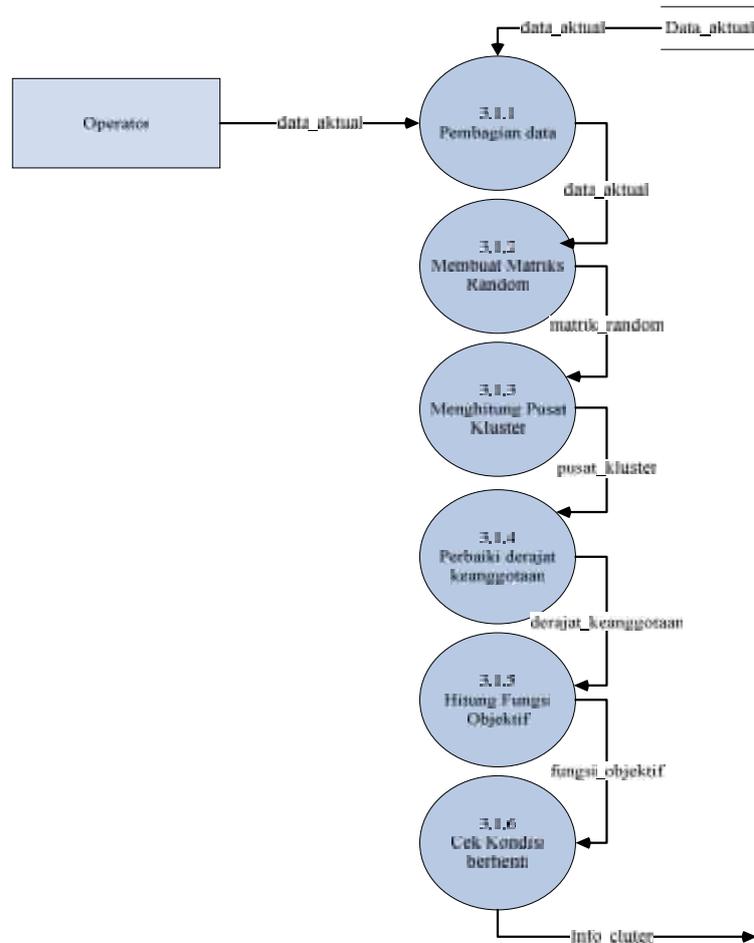
Tabel 4.20. DFD Level 2 Proses 3 (Perhitungan Peramalan)

No.	Nama Proses	Deskripsi
1.	Perhitungan <i>Fuzzy C Means</i>	Proses pengelompokan (<i>clustering</i>) data menggunakan <i>Fuzzy C Means</i> . Menghasilkan kelompok data atau <i>cluster – cluster</i> .
2.	Perhitungan ANFIS	Proses perhitungan peramalan konsumsi bbm menggunakan metode ANFIS dan perhitungan tingkat <i>error</i> peramalan.

Tabel 4.21. Keterangan Aliran Data DFD Level 2 Proses 3(Perhitungan Peramalan)

Nama Aliran Data	Deskripsi
Data_aktual	Menginputkan data aktual konsumsi bbm, jumlah kendaraan dan jumlah penduduk
Info_fcm	Menampilkan informasi hasil perhitungan fuzzy c means berupa <i>cluster – cluster</i> .
Info_hasil_peramalan	Menampilkan informasi hasil peramalan konsumsi bbm

4.5.2.4. Data Flow Diagram Level 3 Proses 3.1 (Perhitungan Fuzzy C Means)



Gambar 4.7. DFD Level 3 Proses 3.1

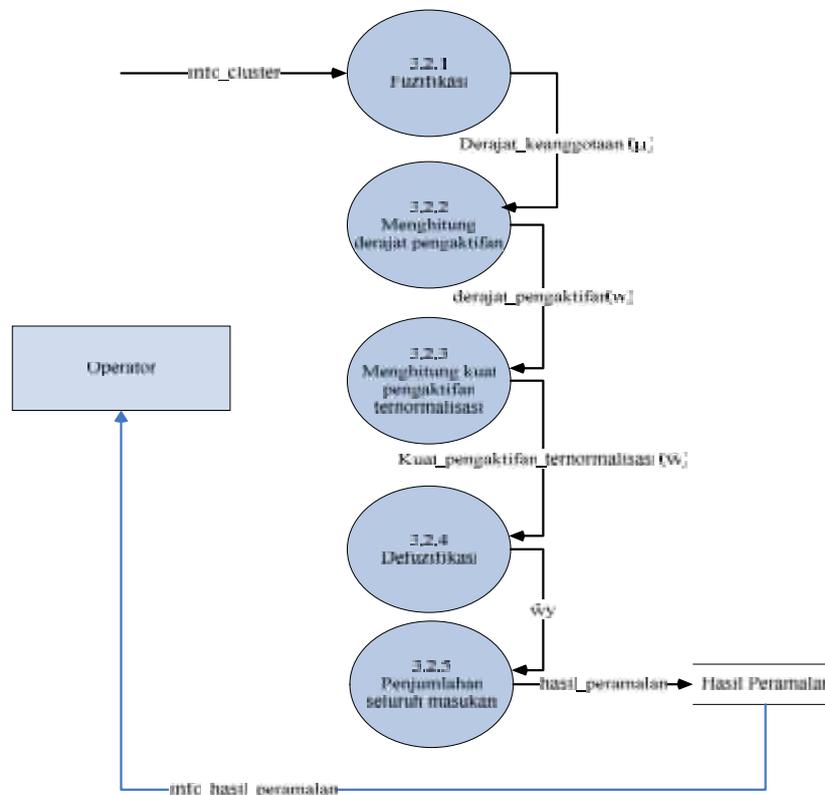
Berdasarkan gambar diatas, proses perhitungan metode FCM dimulai ketika operator atau user memasukan atau memilih tahun yang akan dipilih. Kemudian sistem akan mengambil data aktual yang ada didalam *database* pada tabel data aktual berdasarkan tahun yang dipilih operator. kemudian data tersebut akan dilakukan perhitungan metode FCM melalui beberapa proses mulai dari pembagian data, membuat matriks random, menghitung pusat cluster, memperbaiki derajat keanggotaan, menghitung fungsi objektif dan mengecek

kondisi berhenti sampai menghasilkan data atau info cluster dari data aktual yang dipilih tadinya. data cluster ini nantinya akan digunakan dalam proses perhitungan ANFIS seperti yang terlihat pada gambar 4.8.

Tabel 4.22. DFD Level 3 Proses 3.1 (Perhitungan *Fuzzy C Means*)

No.	Nama Proses	Deskripsi
1.	Pembagian data	Proses pengelompokan data menjadi dua jenis inputan dan satu keluaran.
2.	Membuat Matriks Random	Proses membuat matriks random berdasarkan syarat-syarat yang berlaku (U_0)
3.	Menghitung Pusat <i>Cluster</i>	Proses perhitungan jarak antara setiap data dengan pusat cluster (V)
4.	Perbaiki derajat keanggotaan	Memperbaiki derajat keanggotaan setiap data pada <i>cluster</i>
5.	Hitung fungsi objektif	Menghitung fungsi objektif (P)
6.	Cek Kondisi berhenti	Mengecek kondisi berhenti, apakah ($ Pt-Pt-1 < \epsilon$) atau ($t > \maxIter$) maka berhenti.

4.5.2.5. Data Flow Diagram Level 3 Proses 3.2 (Perhitungan ANFIS)



Gambar 4.8. DFD Level 3 Proses 3.2

Gambar diatas merupakan proses perhitungan ANFIS. Proses perhitungan ANFIS dimulai dari proses fuzifikasi pada lapisan pertama. Inputan pada lapisan ini adalah info cluster yang didapat dari hasil perhitungan metode FCM pada tahap sebelumnya seperti yang terlihat pada gambar 4.7. setelah melalui proses fuzifikasi, selanjutnya akan masuk keproses atau lapisan selanjutnya yaitu menghitung derajat pengaktifan, kuat pengaktifan ternormalisasi, defuzifikasi dan sampai pada lapisan kelima. *Output* dari proses ini adalah hasil peramalan konsumsi BBM berdasarkan tahun yang dipilih operator. Selanjutnya hasil peramalan ini akan disimpan didalam database pada tabel hasil peramalan dan dapat dilihat oleh operator.

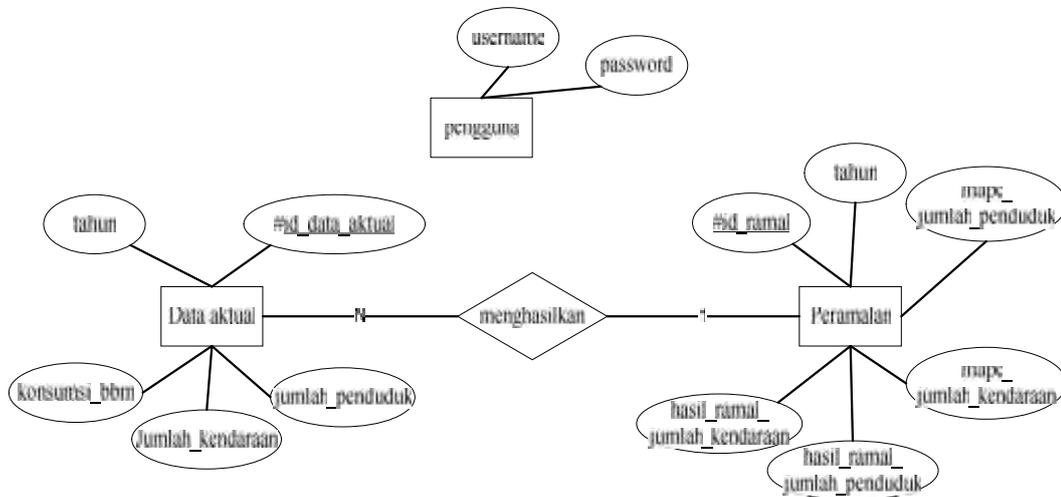
Tabel 4.23. DFD Level 3 Proses 3.2 (Perhitungan ANFIS)

No.	Nama Proses	Deskripsi
1.	Fuzifikasi	Memetakan inputan data kedalam himpunan fuzzy. Dalam proses ini dilakukan perhitungan fungsi keanggotaan fuzzy. (μ)
2.	Menghitung derajat pengaktifan	Mengalikan setiap inputan yang masuk. (w)
3.	Menghitung kuat pengaktifan ternormalisasi	Membagi w dengan jumlah total w untuk semua masukan ()
4.	Defuzifikasi	Mengubah hasil fuzzy kebentuk himpunan klasik (<i>Crisp</i>). Pada proses ini dilakukan pembelajaran hibrid.
5.	Penjumlahan semua masukan	Menjumlahkan semua masukan yang berasal dari lapisan sebelumnya

4.5.3. Entity Relationship Diagram (ER – Diagram)

Entity Relationship Diagram (ER-Diagram) adalah suatu diagram yang dapat menjelaskan hubungan antar data dalam basis data berdasarkan suatu persepsi bahwa fakta dunia nyata (*real world*) terdiri dari objek-objek dasar tersebut yang dilukiskan dengan menggunakan simbol-simbol grafis tertentu.

Gambar 4.9 menjelaskan *ER-Diagram* dari Sistem Peramalan Konsumsi BBM Dengan Menggunakan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS):



Gambar 4.9. ER- Diagram

Tabel 4.24. Keterangan entitas pada ER-Diagram

Nama	Deskripsi	Atribut	Primary key
Pengguna	Menyimpan data pengguna yang dapat mengakses sistem	- username - password	- username - password
Data Aktual	Menyimpan data aktual seperti data konsumsi bbm, jumlah kendaraan, jumlah penduduk	- id_data_aktual - Tahun - konsumsi_bbm - jumlah_kendaraan - jumlah_penduduk	id_data_aktual
Peramalan	Menyimpan data hasil peramalan konsumsi bbm	- id_ramal - tahun - hasil_ramal_jumlah_kendaraan - hasil_ramal_jumlah_penduduk - mape_jumlah_	id_ramal

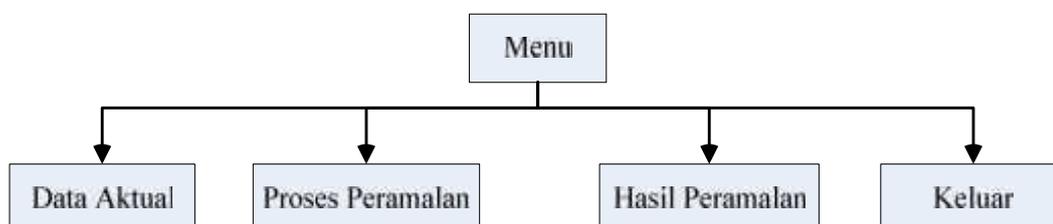
		kendaraan - mape_jumlah_ penduduk	
--	--	---	--

4.6. Perancangan

Perancangan sistem adalah strategi untuk memecahkan masalah dan mengembangkan solusi yang terbaik untuk Sistem Peramalan Konsumsi BBM.

4.6.1. Perancangan Menu

Dalam pemakaian sistem peramalan konsumsi BBM ini diperlukan susunan daftar pilihan/menu sehingga pengguna yang belum terbiasa dengan sistem juga dapat menggunakan sistem ini. Melalui sistem dialog menu ini sistem peramalan konsumsi BBM diimplementasikan sehingga pengguna dapat berkomunikasi dengan sistem peramalan konsumsi BBM yang dirancang. Pengguna akan dihadapkan pada berbagai alternatif menu yang ada. Dalam menentukan pilihannya, pengguna dapat menggunakan tombol tertentu dan setiap pilihan akan menghasilkan respon/jawaban tertentu. Sistem yang akan dibangun memiliki menu dan sub-sub menu yang digambarkan pada bagan di bawah ini:



Gambar 4.10. Struktur Menu Sistem Peramalan Konsumsi BBM

4.6.2. Perancangan Basis Data

Tahapan perancangan basis data digunakan untuk membuat detail data yang akan dipersiapkan pada tahap implementasi selanjutnya. Dalam tahapan perancangan Basis Data kali ini digunakan *Conceptual Data Model* sebagai berikut:

4.6.2.1. *Conceptual Data Model*

Conceptual data model digunakan untuk mengetahui tipe-tipe data yang digunakan dalam database Peramalan Konsumsi BBM Menggunakan Metode

Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS). Berikut tampilan untuk *Conceptual* data model sistem ini:

Tabel 4.25. Conceptual Data Model Tabel Data Aktual

Tabel data	Tipe_data	Null	Deskripsi
id_data_aktual	<i>Autonumber</i>	<i>Not_Null</i>	Id data aktual
Tahun	<i>Text</i>	<i>Not_Null</i>	Tahun data aktual
konsumsi_bbm	<i>Number</i>	<i>Not_Null</i>	data aktual konsumsi bbm
jumlah_kendaraan	<i>Number</i>	<i>Not_Null</i>	Data aktual jumlah kendaraan
jumlah_penduduk	<i>Number</i>	<i>Not_Null</i>	Data aktual jumlah penduduk

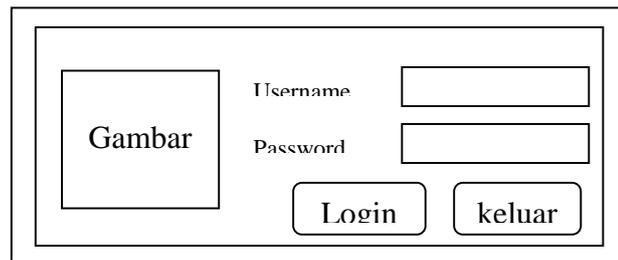
Tabel 4.26. Conceptual Data Model Tabel Peramalan

Tabel data	Tipe_data	Null	Deskripsi
id_data_aktual	<i>Autonumber</i>	<i>Not_Null</i>	Id data aktual
tahun	<i>Text</i>	<i>Not_Null</i>	Tahun data aktual
hasil_ramal_jumlah_kendaraan	<i>Number</i>	<i>Not_Null</i>	hasil peramalan konsumsi bbm menggunakan faktor jumlah kendaraan
hasil_ramal_jumlah_penduduk	<i>Number</i>	<i>Not_Null</i>	hasil peramalan konsumsi bbm menggunakan faktor jumlah penduduk
mape_jumlah_kendaraan	<i>Number</i>	<i>Not_Null</i>	Persen <i>error</i> dari hasil peramalan konsumsi bbm menggunakan faktor jumlah kendaraan
mape_jumlah_penduduk	<i>Number</i>	<i>Not_Null</i>	Persen <i>error</i> dari hasil peramalan konsumsi bbm menggunakan faktor jumlah penduduk

4.6.3. Perancangan Antarmuka (*Interface*)

Interface sistem merupakan suatu sarana pengembangan sistem yang ditujukan untuk mempermudah pemakai berkomunikasi dengan sistem yang ada dan konsisten data juga ditunjukkan dalam *interface* tersebut. Penekanan *interface* meliputi tampilan yang baik, mudah dipahami dan tombol-tombol yang familiar.

4.6.3.1. Rancangan *Form Login*



Gambar 4.11. Perancangan Form Login

Rancangan form diatas merupakan tampilan awal ketika sistem pertama kali dijalankan. Form ini digunakan untuk melakukan validasi *username* dan *password* pengguna.

4.6.3.2. Rancangan Menu Utama

Ini merupakan rancangan menu utama. Pada menu utama ini terdapat 4 menu yaitu menu pengolahan data aktual, proses peramalan, hasil peramalan dan menu keluar.



Gambar 4.12. Perancangan Menu Utama

4.6.3.3. Rancangan Menu Pengolahan Data Aktual

Gambar dibawah ini merupakan rancangan menu pengolahan data aktual. pada menu ini, operator dapat melakukan menambah, mengubah dan menghapus data aktual konsumsi BBM, jumlah kendaraan dan jumlah penduduk.

Gambar 4.13. Perancangan Menu Pengolahan Data Aktual

4.6.3.4. Rancangan Menu Hasil Peramalan

Pada interface ini, operator dapat melihat hasil peramalan yang telah diproses. Operator dapat memilih opsi dalam melihat hasil peramalan. Terdapat dua opsi, yaitu hasil peramalan menggunakan faktor atau tidak menggunakan faktor.

Gambar 4.14. Perancangan Menu Hasil Peramalan

4.6.3.5. Rancangan Menu Proses Peramalan

Gambar dibawah ini merupakan rancangan interface menu proses peramalan. pada interface ini, operator dapat melakukan peramalan dengan memilih opsi apakah menggunakan faktor atau tidak. Kemudian memilih tahun yang diramalkan. Selain itu, operator juga dapat melihat proses peramalan mulai dari tahap awal sampai akhir.

SISTEM PERAMALAN KONSUMSI BBM
Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

DATA AKTUAL

PROSES PERAMALAN

HASIL PERAMALAN

KELUAR

metode Faktor Tanpa Faktor

Tahun:

Faktor:

Tampii
Bersif

Hasil Ramalan dengan faktor jumlah kendaraan: MAPE:

Hasil Ramalan dengan faktor jumlah penduduk: MAPE:

Hasil Ramalan Tanpa menggunakan faktor: MAPE:

TAE 1			TAE 2				TAE 3						
Data Aktual			Pembagian data				Derajat keanggotaan tiap data pada setiap cluster						
Tahun	Konsumsi bbm	Jumlah kendaraan	Data ke	X1	X2	Y(p)	Data ke	X1	X2	μ cluster 1	μ cluster 2	cluster 1	cluster 2

TAE 4					TAE 5					TAE 6			
Output Lapisan Pertama					Output Lapisan Kedua & Ketiga					Nilai Jeta			
Data ke	μ A1	μ A2	μ B1	μ B2	Data ke	Lap 2 (W1)	Lap 2 (W2)	Lap 3 (W1)	Lap 3 (W2)	Data ke	r201	r202	w10

TAE 1			TAE 2				TAE 3						
Data Aktual			Pembagian data				Derajat keanggotaan tiap data pada setiap cluster						
Tahun	Konsumsi bbm	Jumlah penduduk	Data ke	X1	X2	Y(p)	Data ke	X1	X2	μ cluster 1	μ cluster 2	cluster 1	cluster 2

TAE 4					TAE 5					TAE 6			
Output Lapisan Pertama					Output Lapisan Kedua & Ketiga					Nilai Jeta			
Data ke	μ A1	μ A2	μ B1	μ B2	Data ke	Lap 2 (W1)	Lap 2 (W2)	Lap 3 (W1)	Lap 3 (W2)	Data ke	r201	r202	w10

Gambar 4.15. Perancangan Menu Proses Peramalan

IV-34