
SEGMENTASI PEMAKAIAN LISTRIK MENGGUNAKAN FUZZY C-MEANS (STUDI KASUS UNIT PLTD KOTA LOLO)

¹Efvy Zamidra Zam
²Hairul Candra

AMIK Depati Parbo Kerinci
Jl. Pancasila No. 29, Sawahan – Sungai Penuh
E-mail: 1efvy.zam@gmail.com, 2hairulcandra@gmail.com

ABSTRAK

Clustering adalah proses pengelompokan data ke dalam cluster berdasarkan parameter tertentu sehingga obyek-obyek dalam sebuah cluster memiliki tingkat kemiripan yang tinggi satu sama lain dan sangat tidak mirip dengan obyek yang lain pada cluster yang berbeda. Fuzzy C-Means termasuk dalam salah satu teknik clustering. Pada jurnal ini teknik Fuzzy C-Means digunakan untuk melakukan segmentasi jumlah pemakaian energi listrik pada jam tertentu pada hari yang sama. Hasil dari penelitian ini diperoleh setelah melakukan 15 kali iterasi. Dan didapatkan dua pusat cluster. Untuk cluster 1 terdiri dari 5 anggota, dan cluster 2 hanya terdiri dari 1 anggota.

Kata kunci : Cluster, Fuzzy C-Means, Listrik, Segmentasi

ABSTRACT

Clustering is the process of grouping data into clusters based on certain parameters so that the objects within a cluster have a high degree of similarity to one another and very similar to other objects in the different clusters. Fuzzy C-Means is included in one of the clustering technique. In this paper Fuzzy C-Means technique is used to segment the amount of electrical energy consumption at certain hours on the same day. The results of this study were obtained after 15 iterations. And obtained two cluster centers. For cluster 1 consists of 5 members, and cluster 2 consists of 1 member.

Keywords : Cluster, Fuzzy C-Means, Electric, Segmentation

PENDAHULUAN

Pemakaian listrik saat ini terus meningkat, hal ini ditunjukkan dengan terus meningkatnya jumlah pelanggan PLN. Ketika kinerja penyaluran listrik menurun, salah satunya keandalan turun karena kekurangan daya. Hal ini bisa mempengaruhi kepercayaan, kepuasan dan kenyamanan pelanggan

Dengan mengetahui segmentasi pemakaian listrik maka bisa dimanfaatkan oleh pihak PLN untuk mengambil keputusan yang lebih baik kapan saja perlu ditambahkan daya listrik terutama saat jam-jam tertentu. Segmentasi pemakaian energi listrik dapat dilakukan dengan teknik *clustering*.

Proses *clustering* adalah proses pengelompokan data ke dalam cluster berdasarkan parameter tertentu sehingga obyek-obyek dalam sebuah cluster memiliki

tingkat kemiripan yang tinggi satu sama lain dan sangat tidak mirip dengan obyek yang lain pada cluster yang berbeda. Dari proses *clustering* tersebut dapat digunakan untuk mengetahui struktur dalam data yang dapat digunakan lebih lanjut dalam berbagai aplikasi secara luas seperti klasifikasi, pengolahan gambar, dan pengenalan pola.

Salah satu algoritma yang dapat digunakan untuk melakukan segmentasi adalah algoritma Fuzzy C-Means. Algoritma Fuzzy C-Means merupakan salah satu algoritma *clustering*. Fuzzy c-means adalah suatu teknik *clustering* data dimana keberadaan tiap titik data cluster.

Pada penelitian ini akan dibangun model prediksi yang dapat melakukan perkiraan beban listrik jangka pendek yang dapat digunakan untuk penjadwalan dalam pengoperasian mesin pembangkit listrik.

Perumusan Masalah

Dari apa yang telah diuraikan pada bagian latar belakang maka identifikasi masalah dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Bagaimana langkah-langkah menggunakan Fuzzy C-Means untuk melakukan segmentasi pemakaian energi listrik pada PT. PLN (Persero) Unit PLTD Koto Lolo.
- b. Bagaimana mengetahui karakteristik penggunaan listrik setiap segmen yang terbentuk dari hasil *clustering*.

LANDASAN TEORI

Clustering

Analisis kluster atau *clustering* merupakan proses membagi data dalam suatu himpunan ke dalam beberapa kelompok yang mana kesamaan data dalam suatu kelompok lebih besar dibandingkan kesamaan data tersebut dengan data dalam kelompok lain (Jang, Sun, dan Mizutani, 2004).

Clustering berbeda dengan *classification* dimana tidak terdapat variabel target untuk *clustering*. Algoritme *clustering* membagi-bagi dari keseluruhan himpunan data menjadi subkelompok atau cluster yang relatif homogen, dimana kesamaan *record-record* di dalam cluster diperbesar, dan kesamaan *record-record* di luar cluster diperkecil. *Clustering* seringkali diterapkan dalam langkah persiapan pada proses data mining dengan menghasilkan cluster-cluster yang digunakan sebagai input untuk berbagai teknik, seperti jaringan syaraf tiruan.

Logika Fuzzy

Logika *fuzzy* pertama kali diperkenalkan oleh Lotfi Zadeh (*UC Berkeley*) pada tahun 1965, sebagai suatu cara matematis untuk menyatakan keadaan yang tidak menentu (samar) dalam kehidupan sehari-hari. Ide ini didasarkan pada kenyataan bahwa di dunia ini suatu kondisi sering diinterpretasikan dengan ketidakpastian atau tidak memiliki ketepatan secara kuantitatif, misalnya: panas, dingin, dan cepat. Dengan logika *fuzzy*, kita dapat menyatakan informasi-informasi yang samar tersebut (kurang spesifik), kemudian memanipulasinya, dan menarik suatu kesimpulan dari informasi tersebut (Hansi Effendi, 2009).

Logika *fuzzy* ini didasarkan pada teori *fuzzy set* atau himpunan *fuzzy*, yang merupakan perkembangan dari teori himpunan klasik (*Crisp*). Konsep *fuzzy* ini dikenal sejak penerapannya pada sistematisasi kontrol pada tahun 1980-an. Pada dasarnya, logika *fuzzy* adalah suatu cara untuk memetakan ruang-ruang *input* ke dalam suatu ruangan *output* yang sesuai. Ada banyak cara untuk memetakan ruang *input* ke *output* ini, seperti dengan sistem *linear*, jaringan saraf, dan persamaan differensial. Meskipun banyak cara selain *fuzzy*, namun *fuzzy* dianggap memberikan solusi terbaik karena dengan menggunakan *fuzzy* akan lebih cepat dan lebih murah.

Beberapa keuntungan menggunakan logika *fuzzy* lainnya antara lain: konsep matematis yang mendasari penalarannya sederhana sehingga mudah dimengerti, memiliki toleransi terhadap data yang tidak tepat, mudah untuk digabungkan dengan teknik-teknik kendali konvensional, mampu memodelkan suatu sistem secara akurat, pengenalan pola-pola secara mudah dan simpel.

Secara umum, *fuzzy logic* adalah sebuah metodologi “berhitung” dengan variabel kata-kata (*linguistic variable*), sebagai pengganti berhitung dengan bilangan. Kata-kata yang digunakan dalam *fuzzy logic* memang tidak sepresisi bilangan, namun kata-kata jauh lebih dekat dengan intuisi manusia. Manusia bisa langsung “merasakan” nilai dari variabel kata-kata yang sudah dipakainya sehari-hari. Demikianlah *fuzzy logic* memberi ruang dan bahkan mengeksploitasi toleransi terhadap ketidakpresisian. (Agus Naba, 2009)

Logika *fuzzy* (logika samar) itu sendiri merupakan logika yang berhadapan dengan konsep kebenaran sebagian, dimana logika klasik menyatakan bahwa segala hal dapat diekspresikan dalam istilah *binary* (0 atau 1). Logika *fuzzy*

memungkinkan nilai keanggotaan antara 0 dan 1. Berbagai teori didalam perkembangan logika *fuzzy* menunjukkan bahwa pada dasarnya logika *fuzzy* dapat digunakan untuk memodelkan berbagai sistem. Logika *fuzzy* dianggap mampu untuk memetakan suatu *input* kedalam suatu *output* tanpa mengabaikan faktor-faktor yang ada. Logika *fuzzy* diyakini dapat sangat fleksibel dan memiliki toleransi terhadap data-data yang ada. (Much. Junaidi, *et al.* 2005).

Pada logika *fuzzy*, terdapat dua cara atau hukum pembuat keputusan atau disebut *fuzzy inference rule* (FIR). Kedua hukum tersebut adalah: *Generalized modus ponens* (GMP) dan *Generalized modus tollens* (GMT). (Imam Abadi, *et al.* 2006) Perbedaan antar keduanya dapat dijelaskan dalam contoh berikut :

1. *Generalized Modus Ponens*

Premis Mayor : if x is A then y is B

Premis Minor : x is A'

Kesimpulan : y is B'

2. *Generalized Modus Tollens (GMT)*

Premis Mayor : if x is A then y is B

Premis Minor : y is B'

Kesimpulan : x is A'

Teori Himpunan Fuzzy

Pada himpunan tegas (*crisp*), nilai keanggotaan hanya terdapat dua kemungkinan, yaitu 0 dan 1. Tapi pada himpunan *fuzzy*, nilai keanggotaan terletak pada rentang 0 sampai 1. Apabila x memiliki nilai keanggotaan *fuzzy* $\mu_A[x] = 0$, berarti x tidak menjadi anggota himpunan A, demikian pula apabila x memiliki nilai keanggotaan *fuzzy* $\mu_A[x] = 1$, berarti x menjadi anggota penuh pada himpunan A. (Lia Amalia, *et al.* 2010)

Pada himpunan tegas (*crisp*), nilai keanggotaan suatu objek x dalam suatu himpunan A, yang sering ditulis dengan $\mu_A[x]$, memiliki 2 kemungkinan, yaitu sebagai berikut:

1. Satu (1), yang berarti bahwa suatu objek menjadi anggota dalam suatu himpunan, atau
2. Nol (0), yang berarti bahwa suatu objek tidak menjadi anggota dalam suatu himpunan (Rr. Dini Rusmiyati Andari, 2005).

Pada himpunan *crisp*, nilai keanggotaan ada 2 kemungkinan, yaitu 0 atau 1. Sedangkan pada himpunan *fuzzy* nilai keanggotaan terletak pada rentang 0 sampai 1.

Misalkan diketahui klasifikasi umur dibagi 3 kategori sebagai berikut :

- MUDA : umur < 35 tahun
- PAROBAYA : $35 \leq \text{umur} \leq 55$ tahun
- TUA : umur > 55 tahun

Apabila seseorang berusia 34 tahun, maka ia dikatakan MUDA ($\mu_{\text{MUDA}} [34\text{thn}] = 1$). Apabila seseorang berusia 35 tahun kurang 1 hari, maka ia dikatakan TIDAK MUDA ($\mu_{\text{MUDA}} [35\text{thn} - 1 \text{ hr}] = 0$).

Berdasarkan contoh diatas bisa dikatakan pemakaian himpunan *crisp* untuk menyatakan umur sangat tidak adil, adanya perubahan sedikit saja pada suatu nilai mengakibatkan perbedaan kategori yang cukup signifikan. Himpunan *fuzzy* digunakan untuk mengantisipasi hal tersebut. Seseorang dapat masuk dalam 2 himpunan yang berbeda, MUDA dan PAROBAYA, PAROBAYA dan TUA.

Fungsi Keanggotaan

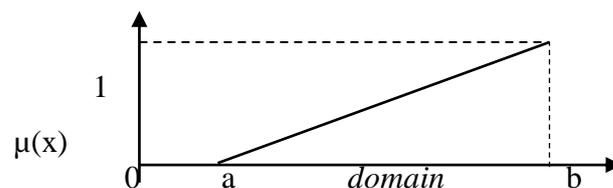
Fungsi keanggotaan (*membership function*) adalah suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik *input* data kedalam nilai keanggotaan yang memiliki interval antara 0 sampai 1. (Sri Kusumadewi, 2004) Salah satu cara yang dapat digunakan untuk mendapatkan nilai keanggotaan adalah dengan melalui pendekatan fungsi. Ada beberapa fungsi yang bisa digunakan diantaranya:

1. Representasi *linear*

Pada representasi *linear* ini, pemetaan *input* ke derajat keanggotaannya digambarkan sebagai suatu garis lurus. Bentuk ini paling sederhana dan menjadi pilihan yang baik untuk mendekati suatu konsep yang kurang jelas (*fuzzy*).

Ada dua keadaan himpunan *fuzzy* yang *linear*, yaitu :

- a. Kenaikan himpunan dimulai pada nilai *domain* yang memiliki derajat keanggotaan 0 bergerak kekanan menuju ke nilai *domain* yang memiliki derajat keanggotaan lebih tinggi, seperti gambar 2.1 berikut ini:



Gambar 2.1 Representasi *Linear* Naik

Fungsi keanggotaan :

$$\mu(x) = \begin{cases} 0; & x \leq a \\ (x - a) / (b - a); & a \leq x \leq b \\ 1; & x \geq b \end{cases}$$

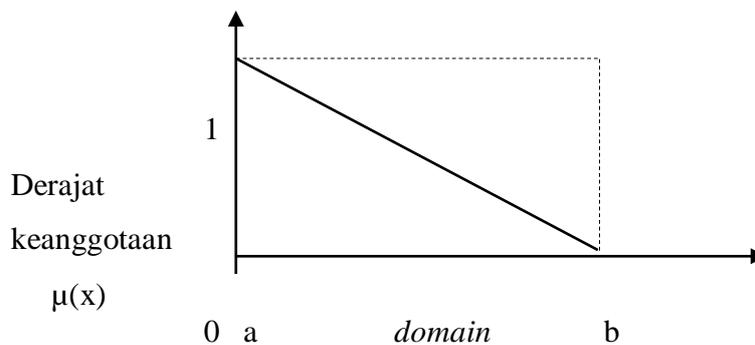
Dimana :

$\mu(x)$: Derajat Keanggotaan

x : Nilai Himpunan

$\{a, b\}$: Anggota Himpunan

- b. Garis lurus dimulai dari *domain* dengan derajat keanggotaan tertinggi pada sisi kiri, kemudian bergerak menurun ke nilai *domain* yang memiliki derajat keanggotaan lebih rendah, seperti terlihat pada gambar 2.2 berikut ini :



Gambar 2.2 Representasi *Linear Turun*

Fungsi keanggotaan :

$$\mu(x) = \begin{cases} (b - x) / (b - a); & a \leq x \leq b \\ 0; & x \geq b \end{cases}$$

Di mana :

$\mu(x)$: Derajat Keanggotaan

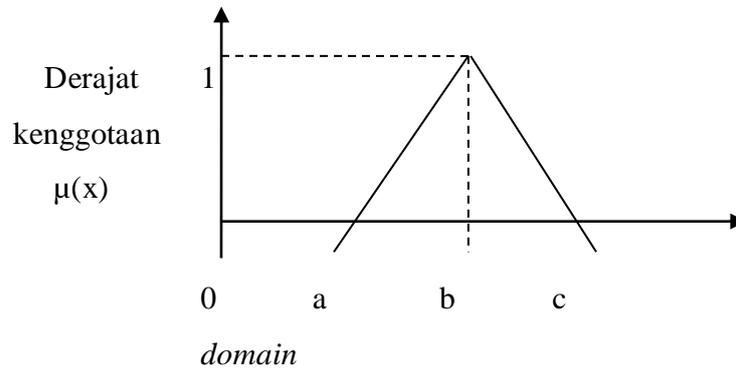
x : Nilai Himpunan

$\{a, b\}$: Anggota Himpunan

2. Representasi segitiga

Kurva segitiga merupakan gabungan antara 2 garis (*linier*) seperti terlihat pada gambar

2.3. Kurva Segitiga



Gambar 2.3 Kurva Segitiga

Fungsi keanggotaan :

$$\mu(x) = \begin{cases} 0; & x \leq a \text{ atau } x \geq c \\ (x - a) / (b - a); & a \leq x \leq b \\ 1; & b \leq x < c \end{cases}$$

Di mana :

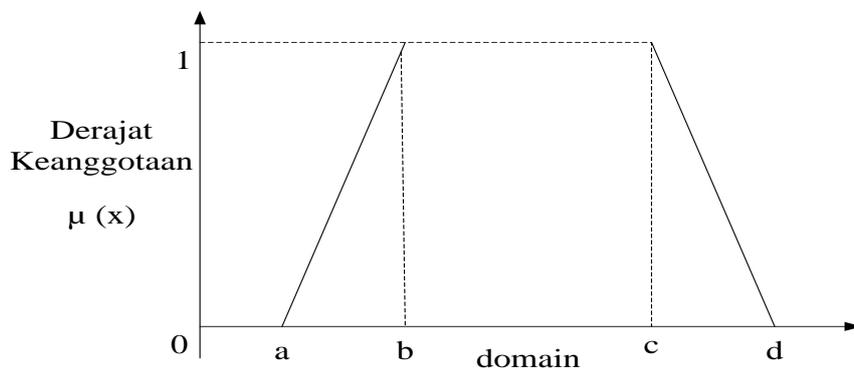
$\mu(x)$: Derajat Keanggotaan

x : Nilai Himpunan

$\{a, b, c\}$: Anggota Himpunan

3. Representasi Kurva Trapesium

Kurva Trapesium pada dasarnya seperti bentuk segitiga, hanya saja ada beberapa titik yang memiliki nilai keanggotaan 1. . Ada 4 parameter yang digunakan, yaitu $[a \ b \ c \ d]$ seperti terlihat pada gambar 2.4:



Gambar 2.4 Grafik Fungsi Keanggotaan Trapesium

Fungsi Keanggotaan :

$$\mu [x] = \begin{cases} 0; & x \leq a \text{ atau } x \geq d \\ (x-a) / (b-a); & a \leq x \leq b \\ 1; & b \leq x \leq c \\ (d-x) / (d-c) & c \leq x \leq d \end{cases}$$

Di mana :

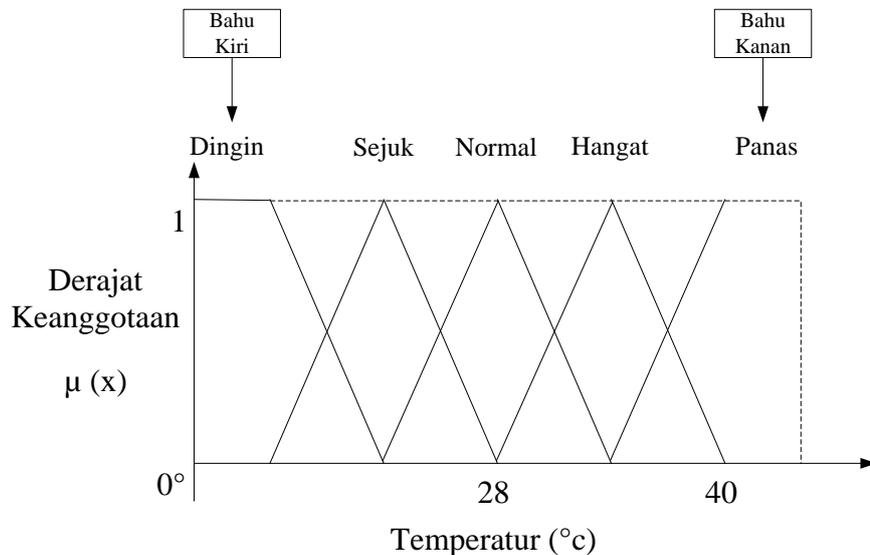
$\mu(x)$: Derajat Keanggotaan

x : Nilai Himpunan

$\{a, b, c\}$: Anggota himpunan

4. Representasi Kurva Bahu

Representasi kurva bentuk bahu, daerah yang terletak di tengah-tengah suatu variabel yang direpresentasikan dalam bentuk segitiga, pada sisi kanan dan kirinya akan naik dan turun. Himpunan fuzzy bahu, bukan segitiga, digunakan untuk mengakhiri variabel suatu daerah fuzzy. Seperti terlihat pada gambar 2.5:



Gambar 2.5: Kurva Bahu pada Variabel TEMPERATUR

Operasi Himpunan Fuzzy

Misalkan A dan B adalah dua himpunan *fuzzy* dalam himpunan semesta V dengan fungsi keanggotaan masing-masing μ_A dan μ_B . Beberapa operasi yang dipakai dalam himpunan *fuzzy*, (Sri Kusumadewi, 2002) misalnya:

1. Komplemen (negasi) dari A (A'), dimana $\mu_{A'}[x] = 1 - \mu_A[x]$.
2. Interseksi (irisan) dari A dan B ($A \cap B$), dimana $\mu(A \cap B) = \min(\mu_A[x], \mu_B[y])$.

3. *Union*(gabungan) dari A dan B ($A \cup B$), di mana $\mu(A \cup B) = \max(\mu A[x], \mu B[y])$.

Fuzzy C-Means (FCM)

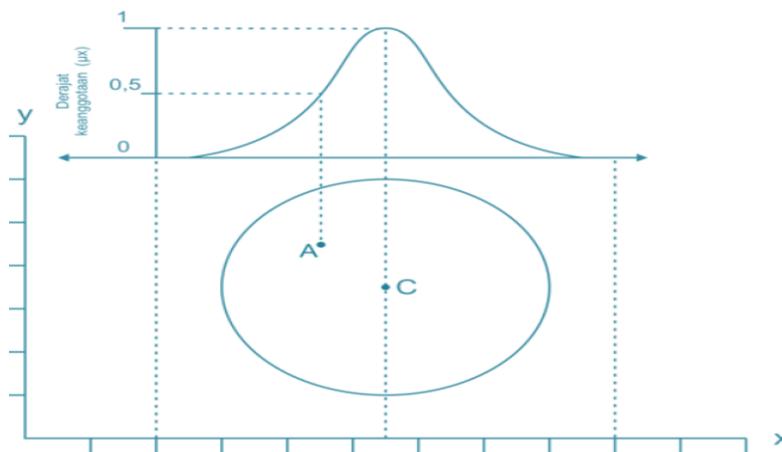
Fuzzy clustering adalah salah satu teknik untuk menentukan *cluster* optimal dalam suatu ruang vektor yang didasarkan pada bentuk normal Euclidian untuk jarak antar vektor. *Fuzzy clustering* sangat berguna bagi pemodelan *fuzzy* terutama dalam mengidentifikasi aturan-aturan *fuzzy*. Ada beberapa algoritma *clustering* data, salah satu diantaranya adalah Fuzzy C-Means atau sering disingkat FCM (Sri Kusumadewi 2002).

Fuzzy C-Means (FCM) adalah suatu teknik pengclusteran data yang mana keberadaan tiap-tiap titik data dalam suatu *cluster* ditentukan oleh derajat keanggotaan. Teknik ini pertama kali diperkenalkan oleh Jim Bezdek pada tahun 1981.

Konsep dasar FCM, pertama kali adalah menentukan pusat *cluster* yang akan menandai lokasi rata-rata untuk tiap-tiap cluster. Pada kondisi awal, pusat *cluster* ini masih belum akurat. Tiap-tiap data memiliki derajat keanggotaan untuk tiap-tiap *cluster*. Dengan cara memperbaiki pusat *cluster* dan nilai keanggotaan tiap-tiap data secara berulang, maka dapat dilihat bahwa pusat *cluster* akan menuju lokasi yang tepat. Perulangan ini didasarkan pada minimasi fungsi obyektif yang menggambarkan jarak dari titik data yang diberikan ke pusat *cluster* yang terbobot oleh derajat keanggotaan titik data tersebut (Eko Sedyono, *et al.* 2006).

Fungsi Keanggotaan pada Fuzzy Cluster

Pada pendekatan *fuzzy clustering*, setiap data diberikan sebagian derajat keanggotaan dari beberapa *cluster* yang terdekat. Setiap data akan memiliki derajat keanggotaan yang diasosiasikan untuk setiap pusat *cluster* pada selang nilai 0 sampai 1, yang menunjukkan kekuatan penempatannya dalam cluster.



Gambar Fungsi keanggotaan pada fuzzy cluster

Sebagai gambaran, fungsi keanggotaan pada *fuzzy cluster* dapat dibayangkan diameter ruang *cluster* sebagai dasar dari suatu himpunan fuzzy berbentuk lonceng. Kurva keanggotaan mendefinisikan sejauh mana sebuah titik berada pada *cluster*. Ilustrasi dari fungsi keanggotaan pada *fuzzy cluster* dapat dilihat pada Gambar 1 (Cox 2005). Pada gambar tersebut pusat *cluster* ditunjukkan oleh titik dengan huruf C yang memiliki nilai derajat keanggotaan 1, sedangkan titik dengan huruf A merupakan anggota dari *cluster* dengan pusat *cluster* C memiliki derajat keanggotaan sebesar 0,5 pada *cluster* tersebut.

Algoritma Fuzzy C-Means

Dalam algoritma Fuzzy C-Means, *input* data yang akan di-*cluster* berupamatriks X berukuran $n \times m$ (n = jumlah sampel data dan m = atribut setiap data). X_{ij} = data sampel ke- i ($i = 1, 2, \dots, n$), atribut ke- j ($j = 1, 2, \dots, m$). Algoritma yang akan digunakan untuk menyelesaikan permasalahan *fuzzy clustering* dengan menggunakan metode Fuzzy C-Means adalah sebagai berikut:

- a. Tetapkan:
 - Jumlah *cluster* = c (≥ 2).
 - Pangkat pembobot = w (> 1)
 - Maksimum iterasi = MaxIter
 - *Error* terkecil yang diharapkan = ξ
 - Fungsi obyek awal = $P_0 = 0$
 - Iterasi awal = $t = 1$
- b. Bentuk matriks partisi awal, U_0 , dibuat secara *random* dengan syarat jumlah tiap kolom harus bernilai satu.

$$U = \begin{bmatrix} \mu_{11}(x_1) & \mu_{12}(x_2) & \cdots & \mu_{1n}(x_n) \\ \mu_{21}(x_1) & \mu_{22}(x_2) & \cdots & \mu_{2n}(x_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{c1}(x_1) & \mu_{c2}(x_2) & \cdots & \mu_{cn}(x_n) \end{bmatrix} \quad (1)$$

- c. Hitung pusat *cluster*, V , tiap *cluster*:

$$V_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^w * x_{kj}}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^2} \quad (2)$$

Dengan :

V_{ij} = pusat cluster

μ_{ik} = derajat keanggotaan titik ke- k di *cluster* ke- i

w = pangkat pembobot

x = data masukan ke-k

d. Hitung fungsi obyektif pada iterasi ke-t

$$P_t = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c \left(\left[\sum_{j=1}^m (x_{ij} - v_{kj})^2 \right] (\mu_{ik})^2 \right) \quad (3)$$

e. Update derajat keanggotan μ

$$\mu_{ik} = \frac{\left[\sum_{j=1}^m (x_{ij} - v_{kj})^2 \right]^{\frac{-1}{w-1}}}{\sum_{k=1}^c \left[\sum_{j=1}^m (x_{ij} - v_{kj})^2 \right]^{\frac{-1}{w-1}}} \quad (4)$$

f. Cek kondisi berhenti,

- Jika $|P_t - P_{t-1}| < \varepsilon$ atau $(t < \text{MaxIterasi})$ maka berhenti. (5)
- Jika tidak: $t=t+1$, ulangi langkah ke 3.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebelum data dianalisis dilakukan normalisasi data yang bertujuan untuk meningkatkan keakurasian dari hasil *output*. Normalisasi data juga berguna untuk menghilangkan *noise* pada data. Dimana pada normalisasi data ini digunakan untuk mengurutkan data beban listrik dari nilai terkecil ke nilai terbesar.

$$t_i = \frac{z_i - \min(\text{data})}{\text{maks}(\text{data}) - \min(\text{data})}$$

Dari perhitungan diperoleh tabel normalisasi data beban listrik seperti pada tabel di bawah ini.

Tabel Normalisasi Data Beban Listrik

No.	Beban Listrik (MW)	t_i	Keterangan
1	11,507	0,541747573	t_6
2	11,280	0,492772384	t_5
3	11,091	0,451995685	t_4
4	10,669	0,360949299	t_3
5	8,996	0	t_1
6	10,513	0,327292341	t_2
7	12,220	0,695577131	t_7
8	13,631	1	t_8
Min	8,996		
Max	13,631		

Setelah dilakukan normalisasi, maka data dapat dirangkum pembagian data dengan dua *input*. Selanjutnya adalah memasukkan data sesuai dengan tabel pembagian data seperti pada tabel di atas menjadi tabel di bawah untuk pembagian data dengan 2 *input*.

Tabel Pembagian Data Dengan 2 *Input*

Data ke-	Input		Output
	X1	X2	Y(t)
1	8,996	10,513	10,669
2	10,513	10,669	11,091
3	10,669	11,091	11,280
4	11,091	11,280	11,507
5	11,280	11,507	12,220
6	11,507	12,220	13,631

Cluster Data

Data kemudian dikelompokkan dengan menggunakan algoritma FCM. Langkah-langkah kerja menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means* (FCM) yakni:

- a. Ditentukan:
 - Jumlah Cluster ($C = 2$)
 - Pangkat/bobot ($w = 2$)
 - Maksimum iterasi ($\text{MaxIter} = 100$)
 - Error terkecil yang diharapkan ($\xi = 0,0001$)
 - Fungsi Obyektif awal ($P_0 = 0$)
 - Iterasi awal ($t = 1$)
- b. Bentuk matriks partisi awal, U_0 , dibuat secara *random* dengan syarat jumlah tiap kolom harus bernilai satu, dan didapat hasil sebagai berikut:

$$U_0 = \begin{pmatrix} 0,8147 & 0,127 & 0,6324 & 0,2785 & 0,9575 & 0,1576 \\ 0,1853 & 0,873 & 0,3676 & 0,7215 & 0,0425 & 0,8424 \end{pmatrix}$$

Melalui proses FCM, clustering optimal terbentuk setelah dilakukan 15 ($t = 15$) kali iterasi, maka diperoleh hasil $|P_{15} - P_{14}| = |1,6911 - 1,6912| = 0,0001$.

Matriks pusat vektor (V):

$$\text{Matriks pusat cluster } V_{15} = \begin{bmatrix} 9,179 & 10,546 \\ 11,073 & 11,421 \end{bmatrix}$$

Setelah syarat terpenuhi dimana *error* terkecil yang diharapkan ($\xi = 0,0001$), maka data dapat ditampilkan. Sehingga nilai U menjadi:

$$U_{15} = \begin{pmatrix} 0,0067 & 0,6710 & 0,9023 & 0,9952 & 0,9907 & 0,9087 \\ 0,9933 & 0,3290 & 0,0977 & 0,0048 & 0,0093 & 0,0913 \end{pmatrix}$$

Fungsi objektif dalam 15 iterasi dapat dilihat pada tabel berikut:

Iterasi ke-	Fungsi Objektif
1	3,9739
2	2,3769
3	2,0428
4	1,9409
5	1,8899
6	1,8459
7	1,8024
8	1,7614
9	1,7284
10	1,7074
11	1,6971
12	1,6930
13	1,6916
14	1,6912
15	1,6911

- c. Dari nilai tersebut di atas, didapat kecenderungan masuk *cluster* data pelatihan sebagai berikut:

Tabel 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 cluster ke-	
			1	2	1	2
			1	8,996	10,513	0,0067
2	10,513	10,669	0,6710	0,3290	*	
3	10,669	11,091	0,9023	0,0977	*	
4	11,091	11,280	0,9952	0,0048	*	
5	11,280	11,507	0,9907	0,0093	*	
6	11,507	12,220	0,9087	0,0913	*	

Dari titik pusat yang dihasilkan tersebut dapat dijelaskan beberapa hal berikut:

1. Terdapat 1 data yang masuk cluster kedua dan 5 buah data masuk cluster pertama.

-
2. Dari proses pengklusteran yang dilakukan maka dapat disimpulkan beberapa ciri-ciri masing-masing cluster, sebagai berikut:
 - a. Untuk pusat cluster 1 menunjukkan nilai beban listrik terkecil adalah 9,1793 MW sedangkan nilai beban terbesar adalah 10,5463.
 - b. Untuk pusat cluster 2 menunjukkan nilai beban listrik yang hampir mirip, yaitu 11,0733; 11,4212.

SIMPULAN

Hasil segmentasi adalah berupa nilai pusat *cluster* dan matrikspartisi(yang berisi nilai derajat keanggotaan) setiap data pada setiap *cluster*. Segmentasi beban energi listrik didapatkan dengan membandingkan nilai setiap *cluster* pada setiap data dari hasil *clustering*(matriks partisi) dimana nilai terbesar dari perbandingan digunakan sebagai acuan untuk menentukan kecenderungan cluster tiap data. Berdasarkan *clustering* yang dilakukan diperoleh 2 *cluster*. Dari hasil kedua *cluster* tersebut diketahui bahwa pada *cluster* pertama memiliki 5 anggota yang paling banyak.

DAFTAR PUSTAKA

- Agus Naba. 2009. “*Belajar Cepat Fuzzy Logic Menggunakan Matlab*”. Andi Offset: Yogyakarta.
- Cary Lineker Simbolon, dkk. 2013. *Clustering Lulusan Mahasiswa Matematika Fmipa Untan Pontianak Menggunakan Algoritma Fuzzy C-Means*. Buletin Ilmiah Mat. Stat. Dan Terapannya (Bimaster) Volume 02, No.1
- Daman Suswanto. 2009. “*Sistem Distribusi Tenaga Listrik*”. Modul UNP: Padang.
- Dewanto, dkk. 2005. “*Identifikasi Dinamika Sistem Menggunakan Neuro Fuzzy*”. Jurnal SNATI: Yogyakarta.
- Eko Sedyono. 2006. “*Penentuan Lokasi Fasilitas Gudang Menggunakan Fuzzy C-Means (FCM)*”. Jurnal UKSW: Salatiga.
- Emha Taufiq Luthfi. 2007. *Fuzzy C-Means Untuk Clustering Data Studi Kasus : Data Performance Mengajar Dosen*. Jurnal STMIK AMIKOM: Yogyakarta
- Jong Jek Siang. 2005. “*Jaringan Syaraf Tiruan & Pemrogramannya Menggunakan Matlab*”. Andi Offset: Yogyakarta.
- Lia Amalia, dkk. 2010. “*Model Fuzzy Tahani Untuk Pemodelan Sistem Pendukung Keputusan (SPK)*”. Jurnal SNATI: Yogyakarta.

-
- Miftahudin, dkk. “*Identifikasi Kerusakan Mesin Berputar Berdasarkan Sinyal Suara Dengan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*”. Jurnal ITS: Surabaya.
- M. Djiteng. 2005. “*Operasi Sistem Tenaga Listrik*”. Graha Ilmu: Yogyakarta.
- Ri Handayani, dkk. 2011. *Implementasi Algoritma Clustering ISMC Dan FCM (Studi Kasus: Jalur Pmb Di It Telkom Bandung)*. Jurnal Institut Teknologi Telkom: Bandung
- Sri Kusumadewi. 2002. “*Analisis & Desain Sistem Fuzzy Menggunakan Tool Box Matlab*”. Graha Ilmu: Yogyakarta.
- Sri Kusumadewi dan Sri Hartati. 2010. “*Neuro-Fuzzy: Integrasi Sistem Fuzzy & Jaringan Syaraf*”. Edisi ke-2. Graha Ilmu: Yogyakarta.
- Suyanto. 2008. “*Soft Computing Membangun Mesin Ber-IQ Tinggi*”. Informatika: Bandung.