

Penerapan Fuzzy C-Means Dalam Penentuan Kelas Siswa di Sekolah Menengah Kejuruan

Fusthotun N.M. Falah¹⁾; Yustina R.W. Utami²⁾; Wawan L.Y. Saptomo³⁾

^{1) 2) 3)}Program Studi Informatika, STMIK Sinar Nusantara

¹⁾falahmafusthotun@gmail.com; ²⁾yustina_retno@sinus.ac.id; ³⁾wlaksito@sinus.ac.id

ABSTRACT

The PLN industrial class is a class that collaborates with PT. PLN Persero by including a curriculum in accordance with the competencies required by the industry. Students entering industrial classes must also be selected students. Therefore we need a system to classify students. The grouping of students at SMK Muhammadiyah 3 Surakarta is still manual, so the grouping process is not optimal and accurate. The purpose of this thesis is the creation of a class grouping application based on productive academic and attitude values using the Fuzzy C-Means method. And make it easier to do class grouping. Data collection methods include observation or data collection at SMK Muhammadiyah 3 Surakarta, interviews with the Head of the electrical power installation engineering (TITL) Skills Competency and literature studies taken from journals, books and also related research. This class grouping system is created using the Fuzzy C-Means method. After grouping the results obtained from 26 students, 21 students entered the industrial class and 5 students entered the regular class. The results of the validity test prove that the clustering is valid, as evidenced by the silhouette coefficient test where the value is 0.81 which indicates a strong structure.

Keywords : Fuzzy C-Means, Clustering, Silhouette Coefficient, Vocational High School

I. PENDAHULUAN

Kerjasama antara SMK Muhammadiyah 3 Surakarta dengan industri bertujuan agar lulusan SMK dapat terserap langsung di industri tersebut. Salah satu industri yang telah bekerjasama adalah PT. PLN Persero. Bentuk Kerjasama yang dilakukan meliputi *upgrading* dan uji kompetensi guru bidang transmisi, pra magang siswa dengan kegiatan diklat di UPTD Semarang, magang di gardu induk sebagai operator gardu induk di Unit Pengelola Transmisi (UPT) Salatiga, uji kompetensi siswa, kelas industri, dan perekrutan tenaga kerja.

Kelas industri SMK Muhammadiyah 3 Surakarta bekerja sama dengan industri yang relevan dengan menyediakan kurikulum yang sesuai dengan kompetensi yang dibutuhkan oleh industri tersebut.

Tujuannya ialah agar lulusan SMK dapat terserap langsung di industri tersebut. SMK Muhammadiyah 3 Surakarta juga dipilih pemerintah untuk menjalankan kelas industri PLN.

Pada awal tahun pembuatan kelas PLN yaitu Tahun Pelajaran 2018/2019, dimana siswa yang ikut kedalam kelas PLN ialah seluruh kelas XI TITL Tahun Pelajaran 2018/2019.

Karena keterbatasan waktu, pengelompokan kelas reguler dan industri PLN belum dilakukan pada tahun tersebut. Namun,

menurut penilaian Ketua Jurusan TITL, pengelompokan kelas telah dilakukan pada tahun akademik 2019/2020, tetapi dianggap kurang efektif, akurat, dan subjektif.

Solusi masalah ini adalah sistem yang akan membantu dalam penentuan kelas siswa. Dengan menggunakan clustering Fuzzy C-Means, siswa akan dikelompokkan berdasarkan nilai produktif dan nilai sikap mereka.

Algoritma merupakan urutan langkah logis yang digunakan untuk menyelesaikan suatu masalah [1]. Sedangkan di dalam ilmu komputer dan matematika, algoritma merupakan prosedur dari berbagai macam langkah perhitungan, penalaran secara otomatis sampai pemrosesan data. Algoritma pada umumnya digunakan untuk membantu setiap orang yang ingin mengonversikan sebuah permasalahan ke bahasa pemrograman.

Algoritma *clustering* merupakan prosedur langkah perhitungan penentuan pengelompokan suatu objek. Clustering atau analisis klaster adalah proses pembentukan kelompok data (*cluster*) dari himpunan data yang tidak diketahui kelompok-kelompok atau kelas-kelasnya dan proses menentukan data-data termasuk ke dalam klaster yang mana [2]. Fuzzy C-Means adalah teknik pengelompokan data dimana keberadaan tiap-tiap titik data dalam suatu cluster ditentukan oleh derajat

keanggotaan [3].

II. TINJAUAN PUSTAKA

Az-zahra meneliti mengenai penentuan jurusan yang sesuai bagi siswa baru di SMK Muhammadiyah 3 Yogyakarta menggunakan metode Fuzzy C-Means. Data berupa hasil kuisioner terkait minat, bakat dan keahlian siswa baru yang diolah menggunakan algoritma Fuzzy C-Means agar dapat menentukan jurusan yang sesuai bagi siswa baru tersebut [4].

Mustari meneliti mengenai kajian penerapan algoritma Fuzzy C-Means untuk menentukan jurusan bagi siswa kelas X SMA disebutkan bahwa peneliti melakukan penelitian di SMA I Barunawati Jakarta Barat tentang penerapan algoritma FCM dalam menentukan jurusan bagi siswa kelas X yang sesuai dengan kemampuan siswa. hal ini dapat dilakukan dengan cara melihat nilai mata pelajaran juga tes potensi akademik. Pengujian sistem ini menggunakan aplikasi Matlab [5].

Clustering merupakan proses pengelompokan data kedalam sekumpulan kelas terpisah yang disebut klaster. Objek dalam kelas memiliki kemiripan antara satu dengan yang lain, sementara itu objek dalam kelas terpisah lebih berbeda. Tujuan clustering ialah untuk menciptakan suatu kelompok objek atau klaster yang memiliki kesamaan. Clustering berbeda dengan klasifikasi, dimana clustering tidak memiliki 2 variabel target [6].

Fuzzy C-Means Clustering (FCM) atau dikenal juga sebagai *Fuzzy ISODATA* merupakan salah satu metode clustering yang merupakan bagian dari metode Hard K-Means. FCM menggunakan model pengelompokan fuzzy sehingga data dapat menjadi anggota dari semua kelas atau klaster terbentuk dengan derajat atau tingkat keanggotaan yang berbeda antara 0 hingga 1. Teknik ini pertama kali diperkenalkan oleh Jim Bezdek pada tahun 1981 [8].

Algoritma perhitungan *Fuzzy C-Means* adalah sebagai berikut :

1. Input data yang akan di-klaster X, berupa matriks berukuran $n \times p$ (n =jumlah sampel data, p =atribut setiap data). X_{kj} = data sampel ke- k ($k = 1, 2, \dots, n$), atribut ke- j ($j=1, 2, 3, \dots, m$).
2. Menentukan:
 - a. Jumlah klaster = c ;
 - b. Pangkat pembobot = m ;
 - c. Maksimum iterasi = $MaxIter$;
 - d. Error terkecil yang diharapkan = ξ ;

- e. Fungsi Objektif awal = $P_0 = 0$;
- f. Iterasi awal = $t = 1$.

3. Bangkitkan bilangan random ($\mu_{ik}, i=1, 2, \dots, c; k=1, 2, \dots, n$), sebagai elemen- elemen matriks partisi awal U dengan persamaan (1)

$$U_0 = \begin{bmatrix} \mu_{11}(x_1) & \mu_{12}(x_2) \dots & \mu_{1c}(x_c) \\ \dots & \dots & \dots \\ \mu_{n1}(x_1) & \mu_{n2}(x_2) \dots & \mu_{nc}(x_c) \end{bmatrix} \quad (1)$$

Matriks partisi pada *fuzzy clustering* harus memenuhi kondisi sebagai berikut:

$$\mu_{ik} = [0,1]; (1 \leq i \leq c; 1 \leq k \leq n)$$

$$\sum_{i=1}^n \mu_{ik} = 1; 1 \leq i \leq c$$

$$0 < \sum_{i=1}^c \mu_{ik} < c; 1 \leq k \leq n$$

(2)

Hitung jumlah setiap kolom (atribut) dengan persamaan:

$$Q_j = \sum_{i=1}^c (\mu_{ik}) \quad (3)$$

dengan $j=1, 2, 3, \dots, m$ dan

$$\mu_{ik} = \frac{\mu_{ik}}{Q_j} \quad (4)$$

4. Hitunglah pusat klaster ke- k : V_{ij} , dimana $i = 1, 2, 3, \dots, c$ dan $j = 1, 2, 3, \dots, m$ menggunakan (5).

$$V_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n ((\mu_{ik})^m X_{kj})}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m} \quad (5)$$

Sehingga diperoleh matriks V seperti berikut:

$$V = \begin{bmatrix} V_{11} & \dots & V_{1m} \\ \dots & \dots & \dots \\ V_{c1} & \dots & V_{cm} \end{bmatrix}$$

5. Hitung fungsi objektif pada iterasi ke- t , P_t dengan menggunakan persamaan (6).

$$P_t = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c ([\sum_{j=1}^m X_{kj} - V_{ij}]^2) (\mu_{ik})^m \quad (6)$$

6. Hitung perubahan matriks partisi dengan persamaan (7).

$$\mu_{ik} = \frac{\left[\sum_{j=1}^p (X_{ij} - V_{ij})^2 \right]^{\frac{-1}{p-1}}}{\sum_{i=1}^c \left[\sum_{j=1}^p (X_{ij} - V_{ij})^2 \right]^{\frac{-1}{p-1}}} \quad (7)$$

7. Cek kondisi berhenti:
 - a. Jika $(|P_t - P_{t-1}| < \xi)$ atau $(t < \text{iterasi maksimal})$ maka berhenti;
 - b. Jika tidak, maka $t = t + 1$ kemudian ulangi langkah ke-4.

Tahapan perhitungan *silhouette coefficient* sebagai berikut :

1. Hitung rata-rata jarak objek dengan semua objek lain yang berada di dalam satu *cluster* dengan persamaan (8).

$$a(i) = \frac{1}{[A]-1} + \sum_{j \in A, j \neq i} d(i, j) \quad (8)$$

Pada setiap metode perhitungan jarak antar objek dan maupun antar klasternya menggunakan Eucliden Distance dengan persamaan (9).

$$d(i, j) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (i_k - j_k)^2} \quad (9)$$

2. Hitung rata-rata jarak objek dengan semua objek lain yang berada pada *cluster* lain, kemudian ambil nilai paling minimum dengan persamaan (10).

$$b(i, C) = \frac{1}{[A]} + \sum_{j \in C} d(i, j) \quad (10)$$

Hitung nilai *silhouette coefficient* masing-masing objek dengan persamaan (11).

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max(a(i), b(i))} \quad (11)$$

Hitung nilai *silhouette coefficient* global dengan persamaan (12).

$$SI = \frac{\sum S(i)}{nC} \quad (12)$$

Nilai *silhouette coefficient* dapat dikategorikan sebagai berikut [9]:

- a) $0.7 < SC \leq 1$: Strong Structure
- b) $0.5 < SC \leq 0.7$: Medium Structure
- c) $0.25 < SC \leq 0.5$: Weak Structure
- d) $SC \leq 0.25$: No structure

III. METODE PENELITIAN

Metode penelitian adalah langkah yang dimiliki dan dilakukan oleh peneliti dalam rangka untuk mengumpulkan informasi atau data serta melakukan investigasi pada data yang telah didapatkan tersebut.

Pengumpulan data dilakukan dengan observasi, wawancara dan studi pustaka. Observasi dilakukan dengan pengamatan langsung terhadap proses penentuan kelas siswa di SMK Muhammadiyah 3 Surakarta untuk memperoleh data yang lengkap dan tepat. Pengumpulan data juga dilaksanakan dengan cara wawancara langsung dengan bagian Kepala Kompetensi Keahlian Teknik Instalasi Tenaga Listrik (K3 TITL) untuk menggali informasi mengenai kelas industri PLN di SMK Muhammadiyah 3 Surakarta.

Berdasarkan hasil wawancara, diperoleh informasi sebagai berikut:

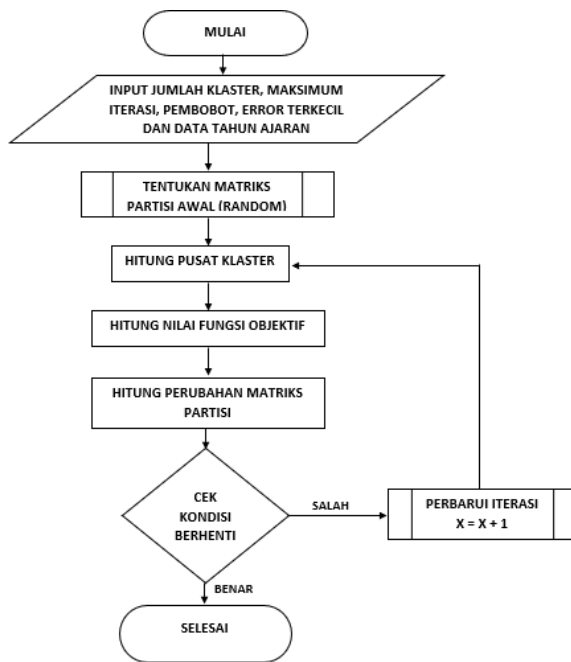
1. Perlu pengelompokan siswa yang dapat masuk dalam kelas reguler atau kelas industri.
2. Kriteria yang digunakan adalah nilai raport siswa kelas X semester 1. Nilai yang diambil ialah rata-rata nilai produktif dan nilai sikap kepribadian. Nilai produktif meliputi yaitu nilai Pekerjaan Dasar Elektromekanik (PDE), Dasar Listrik dan Elektronika (DLE), Gambar Teknik Listrik (GTL).

Dalam penentuan kelas tersebut, digunakan metode Fuzzy C-Means. Untuk mengukur seberapa dekat relasi antara objek dalam sebuah klaster, dan seberapa jauh sebuah klaster terpisah dengan klaster lain, hasil pengelompokan akan diuji dengan *silhouette coefficient*.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Penentuan kelas dengan FCM

Penentuan kelas menggunakan *Fuzzy C-Means* digambarkan dengan flowchart pada Gambar 1.



Gambar 1 Flowchart Penentuan Kelas menggunakan Fuzzy C-Means

Tahapan perhitungan fuzzy c-means untuk penentuan kelas siswa adalah sebagai berikut:

1. Menentukan data yang akan dikelompokkan (X). Data yang akan dikelompokkan berupa Data Nilai Siswa dengan X_1 = Rata-rata nilai produktif semester 1 dan X_2 = Nilai Sikap dan Kepribadian, seperti ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1 Data Nilai Siswa

No	Data yang di cluster	
	X_1	X_2
1	74	80
2	73	80
3	77	90
4	77	80
5	75	90
6	77	80
7	72	70
8	72	80
9	73	70
10	74	80
11	73	70
12	77	80
13	78	80
14	73	70
15	78	80
16	80	80
17	76	80
18	74	80
19	74	80
20	75	80
21	75	80
22	76	80

No	Data yang di cluster	
	X_1	X_2
23	77	80
24	83	80
25	73	70
26	75	80

2. Menentukan:
 - a. Jumlah klaster, $c=2$;
 - b. Pangkat pembobot, $m=2$;
 - c. Maksimum iterasi, $MaxIter=100$;
 - d. Error terkecil yang diharapkan, $\xi=10^{-6}$;
 - e. Fungsi Objektif awal = $P_0 = 0$;
 - f. Iterasi awal, $t = 1$.
 3. Bangkitkan bilangan random (μ_{ik} , $i= 1, 2, \dots, c$; $k= 1, 2, \dots, n$), sebagai elemen-elemen matriks partisi awal U. Matriks partisi pada fuzzy clustering harus memenuhi kondisiseperti pada persamaan 2.
- Matriks partisi awal seperti diperlihatkan pada Tabel 2.

Tabel 2 Matriks U

No	Matriks Partisi Awal	
1	0,38	0,62
2	0,37	0,63
3	0,56	0,44
4	0,54	0,46
5	0,59	0,41
6	0,69	0,31
7	0,93	0,07
8	0,52	0,48
9	0,97	0,03
10	0,02	0,98
11	0,61	0,39
12	0,29	0,71
13	0,91	0,09
14	0,03	0,97
15	0,08	0,92
16	0,48	0,52
17	0,76	0,24
18	0,16	0,84
19	0,62	0,38
20	0,10	0,90
21	0,12	0,88
22	0,87	0,13
23	0,37	0,63
24	0,17	0,83
25	0,63	0,37
26	0,24	0,76

4. Hitung jumlah setiap kolom (atribut) menggunakan rumus pada persamaan 3 dan persamaan 4.
5. Hitung fungsi objektif pada iterasi ke-t, P_t dengan menggunakan persamaan

persamaan 5.

Dari persamaan 5 dapat diperoleh hasil pusat klaster V_{ij} sebagai berikut :

$$V = \begin{bmatrix} 74,93 & 77,51 \\ 75,62 & 79,09 \end{bmatrix}$$

Perhitungan nilai fungsi objektif pada iterasi ke-1, P_t dengan menggunakan persamaan 6. Hasil fungsi objektif pada iterasi 1 sebesar 536,19.

6. Perubahan matriks partisi dihitung menggunakan rumus pada persamaan 7. Perubahan matriks partisi sebesar 0,275028.
7. Cek kondisi berhenti. Karena $P_t - P_{t-1} > \xi$, maka bentuk matriks Partisi U baru, dan ulangi mulai langkah ke-4.

Hasil perhitungan matriks partisi yang baru disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3 Matriks Partisi U Baru

$(\mu_{11})^2$	$(\mu_{12})^2$
0,724972	0,275028
0,5632265	0,4367735
0,570109	0,429891
0,7940342	0,2059658
0,5674499	0,4325501
0,8283068	0,1716932
0,4043167	0,5956833
0,5148902	0,4851098
0,4023957	0,5976043
0,724972	0,275028
0,4017981	0,5982019
0,7614477	0,2385523
0,7067126	0,2932874
0,4017981	0,5982019
0,7067126	0,2932874
0,6144596	0,3855404
0,8914671	0,1085329
0,6264137	0,3735863
0,6264137	0,3735863
0,7829811	0,2170189
0,8368382	0,1631618
0,8843174	0,1156826
0,8283068	0,1716932
0,5666883	0,4333117
0,4017981	0,5982019
0,8755945	0,1244055

Perhitungan untuk pengelompokan data X

berhenti pada iterasi ke-9. Hasil akhir pengelompokan kelas ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4 Hasil pengelompokan kelas

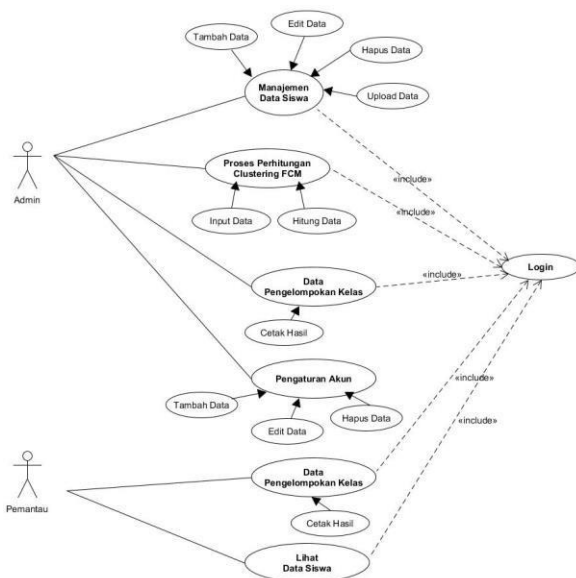
Data Ke -	Derajat Keanggotaan (m) data pada Cluster ke-		Cluster
	1	2	
1	0,967	0,033	1
2	0,908	0,092	1
3	0,821	0,179	1
4	0,985	0,015	1
5	0,818	0,182	1
6	0,990	0,010	1
7	0,007	0,993	2
8	0,851	0,149	1
9	0,002	0,998	2
10	0,967	0,033	1
11	0,002	0,998	2
12	0,979	0,021	1
13	0,962	0,038	1
14	0,002	0,998	2
15	0,962	0,038	1
16	0,894	0,106	1
17	0,994	0,006	1
18	0,941	0,059	1
19	0,941	0,059	1
20	0,978	0,022	1
21	0,985	0,015	1
22	0,995	0,005	1
23	0,990	0,010	1
24	0,804	0,196	1
25	0,002	0,998	2
26	0,991	0,009	1

Masing-masing data sudah terkelompokkan berdasarkan klaster 1 dan klaster 2. Klaster 1 teridentifikasi sebagai kelas industri dan klaster 2 teridentifikasi sebagai kelas reguler.

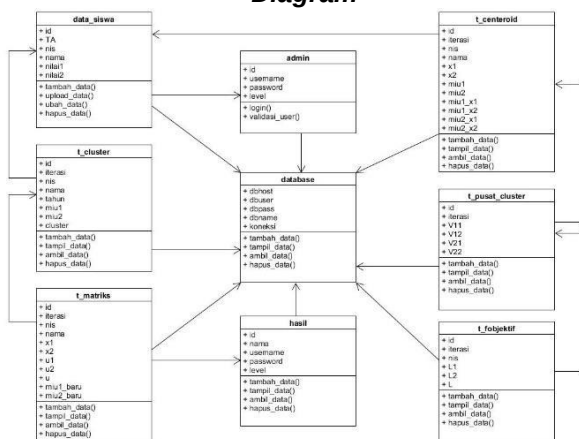
4.2 Pengembangan Sistem

A. Desain Sistem dengan UML

Unified Modeling Language (UML) merupakan suatu bahasa spesifikasi standar yang bertujuan untuk mendokumentasikan, menspesifikasikan, dan membangun sistem perangkat lunak. UML dapat digunakan untuk memahami dan mendokumentasikan setiap alur yang terjadi dalam suatu sistem.



Gambar 2 Usecase Diagram



Gambar 3 Class Diagram

B. Implementasi Sistem

Sistem diimplementasikan kedalam web aplikasi yang telah didesain menggunakan bahasa pemrograman PHP, HTML, CSS, Java Script dan menggunakan database MySQL server dari XAMPP. Menggunakan text editor Visual Studio Code.

a. Halaman Data Siswa

Halaman ini menampilkan data siswa. Pada halaman ini admin bisa mengelola data siswa. Ditunjukkan pada Gambar 5.

NO	Tahun	ID Siswa	Nama Siswa	Nilai 1	Nilai 2	Aksi
1	2018/2019	3499	Aarif	74	80	[Edit] [Hapus]
2	2018/2019	3500	Agil Rahmat Saputra	79	80	[Edit] [Hapus]
3	2018/2019	3501	Agil Alifanyo	77	80	[Edit] [Hapus]
4	2018/2019	3502	Abkar Rizky Setyanwan	77	80	[Edit] [Hapus]
5	2018/2019	3503	Alan Bani	75	80	[Edit] [Hapus]
6	2018/2019	3504	Adi Ertangga Sukma Adi Nugro	77	80	[Edit] [Hapus]

Gambar 5 Halaman Data Siswa

b. Halaman Perhitungan

Halaman ini digunakan admin untuk melakukan perhitungan data yang akan dikelompokkan. Berisi nilai awal dalam proses clustering menggunakan metode Fuzzy C-Means. Nilai tersebut ialah : jumlah cluster, nilai maksimum iterasi, nilai pembobot, nilai error terkecil dan juga tahun ajaran. Ditunjukkan pada Gambar 6.

Gambar 6 Halaman Perhitungan

c. Halaman Proses Perhitungan

Halaman ini menampilkan hasil perhitungan menggunakan fuzzy c-means seperti pada Gambar 7 dan menampilkan langkah-langkah perhitungan menggunakan algoritma fuzzy c-means seperti pada Gambar 8.

PENGELompokan KELAS

INDEKSTRI PLN DIKIR

MAKASAMADININ 3

BURAKAJITA

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADININ 3

MAKASAMADIN

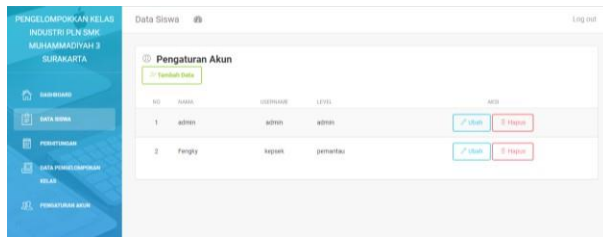
Gambar 7 Hasil perhitungan

NO	NOC	NCI	NCU	NED	NED1	NED2	NED3	NED4	NED5	NED6	NED7	NED8	NED9	NED10
1	3499	74	80	0.944038	0.055962	47.6344	31.4966	2.8919	3.12838					
2	3500	75	80	0.729348	0.270652	53.2424	36.3476	1.55566	1.70484					
3	3501	77	80	0.258762	0.741238	19.9201	29.2802	18.3014	21.7902					
4	3502	77	80	0.549114	0.450886	36.8818	27.9281	12.8895	13.3917					
5	3503	75	80	0.935582	0.064418	22.9037	27.4964	15.0116	18.0139					
6	3504	77	80	0.549346	0.450654	38.455	29.5037	11.836	12.2992					
7	3505	72	70	0.0082	0.9918	43.7904	42.578	3.48888	3.39194					
8	3506	72	80	0.81846	0.181534	58.9251	45.4768	0.65075	0.72075					
9	3507	73	75	0.802334	0.197666	43.9704	42.1034	3.69051	3.50912					
10	3508	74	80	0.814386	0.185614	60.2586	45.1445	0.705065	0.762233					

Gambar 8 Tahap Perhitungan

d. Halaman Pengaturan Akun

Halaman pengaturan akun berisi tabel data akun, tombol tambah, ubah dan hapus data. Tabel data akun terdiri dari : no, nama, username dan level serta kolom aksi.



Gambar 9 Halaman Pengaturan Akun

C. Pengujian sistem

Dalam pengujian validitas ini menggunakan *silhouette coefficient*. Metode *silhouette coefficient* merupakan gabungan dari dua metode yaitu metode *cohesion* yang berfungsi untuk mengukur seberapa dekat relasi antara objek dalam sebuah kluster, dan seberapa jauh sebuah kluster terpisah dengan kluster lain. Data yang digunakan dalam perhitungan ini ialah nilai sikap dan rata-rata nilai produktif hasil klusterisasi.

Tabel 5 Nilai Produktif dan Sikap

No	Data ke	Kluster	Nilai Sikap	Nilai Produktif
1	Siswa 1	Kluster 1	80	74,3
2	Siswa 2		80	73
3	Siswa 3		90	77
4	Siswa 4		80	77
5	Siswa 5		90	75,3
6	Siswa 6		80	76,7
7	Siswa 8		80	72
8	Siswa 10		80	74,3
9	Siswa 12		80	77,3
10	Siswa 13		80	78
11	Siswa 15		80	78
12	Siswa 16		80	80
13	Siswa 17		80	75,7
14	Siswa 18		80	73,7
15	Siswa 19		80	73,7
16	Siswa 20		80	74,7
17	Siswa 21		80	75
18	Siswa 22		80	76
19	Siswa 23		80	76,7
20	Siswa 24		80	82,7
21	Siswa 26		80	75,3
22	Siswa 7	Kluster 2	70	72
23	Siswa 9		70	72,7
24	Siswa 11		70	73
25	Siswa 14		70	73
26	Siswa 25		70	73

Nilai rata-rata *silhoutte coeffisien* dari tiap objek dalam suatu kluster adalah suatu ukuran

yang menunjukkan seberapa ketat data dikelompokkan dalam kluster tersebut. Hasil perhitungan nilai *silhouette coefficient* diperlihatkan pada Tabel 6.

Tabel 6 Nilai Silhouette Coefficient

DATA	Kla ster	a(i)	b(i)	S(i)	Rerata S(i)	SI Global
7	2	0,92	11,90	0,92	0,96	0,81
9		0,42	11,69	0,96		
11		0,33	11,60	0,97		
14		0,33	11,60	0,97		
25		0,33	11,60	0,97		
1	1	3,10	10,13	0,69	0,65	
2		4,00	10,01	0,60		
3		9,91	20,45	0,52		
4		3,06	10,88	0,72		
5		9,88	20,17	0,51		
6		2,94	10,75	0,73		
8		4,89	10,03	0,51		
10		3,10	10,13	0,69		
12		3,21	11,01	0,71		
13		3,59	11,31	0,68		
15		3,59	11,31	0,68		
16		5,14	12,37	0,58		
17		2,82	10,43	0,73		
18		3,48	10,05	0,65		
19		3,48	10,05	0,65		
20		2,98	10,19	0,71		
21		2,89	10,26	0,72		
22		2,84	10,53	0,73		
23		2,94	10,75	0,73		
24		7,53	14,10	0,47		
26		2,84	10,34	0,73		

Berdasarkan batasan nilai *silhoutte* menurut Kaufman dan Rousseeuw, nilai SI global yang diperoleh sebesar 0,81 maka pengklasteran tergolong *strong structure*.

V. PENUTUP

Berdasarkan hasil penelitian pengelompokan kelas di SMK Muhammadiyah 3 Surakarta dengan menggunakan metode *fuzzy c-means* maka dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut :

1. Telah dibangun web aplikasi sistem pengelompokan kelas di SMK Muhammadiyah 3 Surakarta

- menggunakan metode fuzzy c-means.
2. Proses pengelompokan kelas dilakukan dengan menggunakan rata-rata nilai produktif dan nilai sikap dan menghasilkan pengelompokan kelas yaitu kelas industri PLN dan Kelas Reguler.
3. Hasil pengelompokan kelas menunjukkan 21 siswa masuk ke kelas Industri PLN dan 5 siswa masuk kelas reguler.
4. Terjadi selisih yang cukup besar antara jumlah siswa kelas Industri PLN dengan kelas reguler dikarenakan jumlah siswa satu angkatan hanya berjumlah 26 siswa.
5. Hasil pengujian validitas membuktikan bahwa klasterisasi valid, dibuktikan dengan pengujian *silhouette coefficient* dimana nilainya 0,81 yang menunjukkan struktur yang kuat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Ropianto, R. D. Permatasari, B. H. Hayadi, dan K. Rukun, *Algoritma & Pemrograman*. Deepublish, 2018.
- [2] H. Priyatman, F. Sajid, dan D. Haldivany, "Klasterisasi Menggunakan Algoritma K-Means Clustering untuk Memprediksi Waktu Kelulusan Mahasiswa," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 5, no. 1, hal. 62, 2019.
- [3] R. F. Kemala, I. F. Astuti, dan S. Maharani, "Penerapan Metode Fuzzy C-Means Pada Aplikasi Simulasi TOEFL (Test Of English As A Foreign Language) Berbasis Web (Studi Kasus: Fakultas MIPA Universitas Mulawarman)," *Inform. Mulawarman J. Ilm. Ilmu Komput.*, vol. 14, no. 1, hal. 17, 2019.
- [4] R. R. Az-zahra, R. Umar, dan A. Fadlil, "Clustering Majors for New Students at Vocational High School Muhammadiyah 3 Yogyakarta Using Fuzzy C-Means," *KINETIK*, vol. 3, no. 3, hal. 271–278, 2018.
- [5] D. Mustari dan N. Farkhatin, "Kajian Penerapan Algoritma Fuzzy C-Means dalam Penentuan Jurusan bagi Siswa Kelas X SMA: Studi Kasus SMA I Barunawati Jakarta Barat," *ORBITH*, vol. 15, no. 2, hal. 56–63, 2019.
- [6] A. Bansal, M. Sharma, dan S. Goel, "Improved K-mean Clustering Algorithm for Prediction Analysis using Classification Technique in Data Mining," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 157, no. 6, hal. 35–40, 2017.
- [7] N. Wibowo, "Upaya Memperkecil Kesenjangan Kompetensi Lulusan Sekolah Menengah Kejuruan dengan Tuntutan Dunia Industri," *J. Pendidik. Teknol. dan Kejuru.*, vol. 23, no. 1, hal. 45–50, 2016.
- [8] W. Sanusi, A. Zaky, dan N. Afni, "Analisis Fuzzy C-Means dan Penerapannya Dalam Pengelompokan Kabupaten / Kota di Provinsi Sulawesi Selatan Berdasarkan Faktor-faktor Penyebab Gizi Buruk," *J. Math. Comput. Stat.*, vol. 2, hal. 47–54, 2019.
- [9] L. Kaufman dan P. J. Rousseeuw, *Finding groups in data: an introduction to cluster analysis*, vol. 344. John Wiley & Sons, 2009.