

Clustering Penempatan Praktek Kerja Lapangan Siswa Sekolah Menengah Kejuruan Ti Muhammadiyah Cikampek Menggunakan Algoritma K-Means dan Algoritma Topsis

Rizqi Fahrenzi
Universitas Buana Perjuangan
Karawang, Indonesia
if16.rizqifahrozi@mhs.ubpkarawang.ac.id

Amril Mutoi Siregar
Universitas Buana Perjuangan
Karawang, Indonesia
amrilmutoi@ubpkarawang.ac.id

Tohirin Al Mudzakir
Universitas Buana Perjuangan
Karawang, Indonesia
tohirin@ubpkarawang.ac.id

Abstract—

Pemberangkatan praktek kerja lapangan (PKL) yang dilakukan oleh SMK TI Muhammadiyah Cikampek memiliki tujuan untuk mengenalkan siswa-siswi dengan kondisi dunia kerja yang akan dihadapi dimasa mendatang. Sistem clustering pemberangkatan siswa praktek kerja lapangan dibutuhkan untuk mengurangi masalah saat pemberangkatan praktek kerja lapangan. Peralnya, kesiapan siswa dalam melakukan praktek kerja lapangan yang berbeda dapat berpengaruh terhadap pengurangan kuota yang diberikan oleh perusahaan untuk kegiatan praktek kerja lapangan selanjutnya. Dilakukan perhitungan K-means pada 686 data siswa kelas 11 yang akan melakukan praktek kerja lapangan sehingga sekolah dapat meminimalisasi kesalahan dalam penempatan siswa praktek kerja lapangan. Perhitungan K-means yang dilakukan menghasilkan 447 orang termasuk kedalam cluster 1 yang berarti siswa akan ditempatkan pada perusahaan kelas besar, cluster 2 terdapat 134 orang yang akan melakukan praktek kerja lapangan pada perusahaan kelas menengah atau CV, dan siswa yang akan melakukan praktek kerja lapangan di sekolah termasuk kedalam cluster 3 sebanyak 105 orang.

Kata kunci — Clustering, K-means, Praktek Kerja Lapangan.

I. PENDAHULUAN

Tujuan pendidikan menengah kejuruan adalah membekali peserta didik dengan kemampuan ilmu pengetahuan dan teknologi serta kecakapan kejuruan para profesi sesuai dengan kebutuhan masyarakat seperti seperti yang tertulis pada Peraturan Pemerintah Republik Indonesia No 17 tahun 2010 Tentang Pengelolaan dan Penyelenggaraan Pendidikan pasal 76 [1]. Salah satu bentuk implementasi sekolah menengah kejuruan untuk membekali peserta didik dengan kecakapan profesi yang dibutuhkan masyarakat adalah dengan praktek kerja lapangan [2]. Menurut Hamalik, praktek kerja lapangan berperan penting untuk mengembangkan wawasan, pengalaman, dan keterampilan manajemen pesertanya [3]. Pada sekolah menengah kejuruan, praktek kerja lapangan biasanya dimulai sejak siswa menginjak kelas XI [4].

Berdasarkan wawancara yang dilakukan dengan Koordinator Hubin dan praktek kerja lapangan SMK TI Muhammadiyah 1 Cikampek, ibu Nadya Ulfatunnisa, tidak semua siswa siap untuk melakukan praktek kerja lapangan, sehingga siswa sering kali tidak hadir ke tempat praktek kerja lapangan, walaupun sebelumnya telah diberikan pembekalan dan pengarahan untuk menghadapi praktek kerja lapangan. Hal ini mengakibatkan kepercayaan perusahaan menurun, karenanya perusahaan mengurangi kuota penerimaan siswa untuk melakukan praktek kerja lapangan. Diperlukan suatu sistem yang dapat mengelompokkan siswa yang sudah siap melakukan praktek kerja lapangan dengan siswa yang belum siap agar kepercayaan perusahaan terhadap sekolah tetap terjaga.

Data Mining merupakan suatu kegiatan ekstraksi informasi dengan tujuan menemukan fakta-fakta tersembunyi dari sebuah data [5]. Data mining dapat dijadikan acuan untuk mengambil keputusan, pengolahan data mining dapat dilakukan menggunakan beberapa teknik dan algoritma seperti algoritma *K-Means*, *Association Rule*, algoritma C4.5, dan lain-lain [6]. Sebelumnya data mining berhasil mengelompokkan pekerja tetap perusahaan konstruksi berdasarkan provinsi dengan hasil 33 termasuk kelompok rendah dan 1 kelompok tinggi [7] menggunakan algoritma *K-means*.

Algoritma *K-means* adalah salah satu teknik data mining yang sering digunakan untuk pengelompokan atau *clustering* [8]. Algoritma *K-means* dapat mengelompokkan lansia yang terkena penyakit kronis, dengan mengolah data yang didapatkan dari posyandu lansia RW 07 kelurahan Pulogebang didapatkan informasi bahwa penyakit kronis tingkat lanjut mempunyai rata-rata umur lansia 71,9 tahun dan kode gejala 14,5 serta lama mengidap 6,6 tahun. Yang berjumlah 20 data dari 50 data sehingga masuk kedalam *cluster* 0. Sedangkan *cluster* 1 yang merupakan kelompok dari penyakit kronis tingkat menengah mempunyai rata-rata umur lansia 63,0 tahun dan kode gejala 13,9 serta lama mengidap 5,1 tahun, Yang berjumlah 30 dari 50 data [9]. Data jumlah penumpang pada 13 koridor di Jakarta tahun 2017 yang diolah menggunakan algoritma *K-means* juga menghasilkan informasi tersembunyi berupa 3 cluster yaitu cluster 1 dengan jumlah penumpang terbanyak terdapat 1 koridor, cluster 2 dengan jumlah penumpang sedang terdapat 9 koridor dan cluster 3 atau 0 dengan jumlah penumpang rendah terdapat 3 koridor [10].

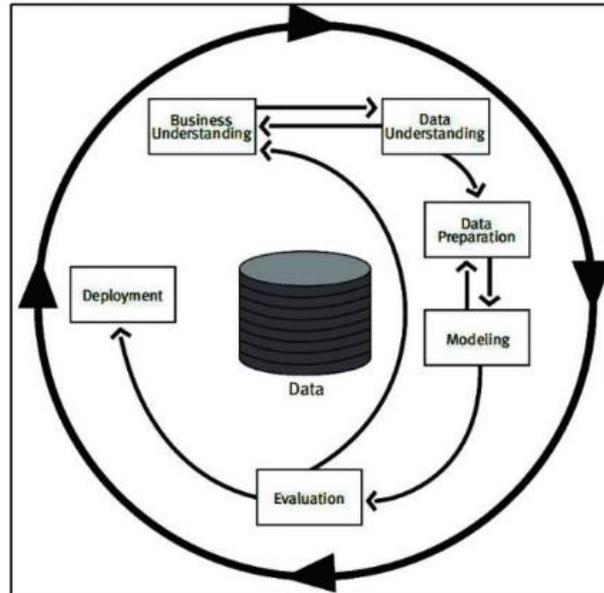
Berdasarkan penelitian sebelumnya yang mendapatkan informasi *clustering* dari data yang diolah menggunakan algoritma *K-Means*, maka penelitian ini akan mencoba mengimplementasikan algoritma *K-Means* untuk *clustering* penempatan siswa yang akan melakukan praktek kerja lapangan.

II. DATA DAN METODE

Penelitian yang dilakukan menggunakan pendekatan *Cross-Industry Standard Proses Data Mining* (CRISP-DM) dengan bahan penelitian berupa data Penempatan praktek kerja lapangan siswa kelas XI dalam bentuk *softfile* dengan format *xlsx*. Data terdiri dari lima atribut yang akan digunakan.

A. CRISP-DM

Cross-Industry Standard Proses Data Mining (CRISP-DM) merupakan standarisasi data mining yang disusun oleh Daimler Chrysler, SPSS, NCR. Lebih dari 300 organisasi yang berkontribusi dalam proses modelling ini dan akhirnya CRISP-DM 1.0 dipublikasikan pada 1999. Dalam *Cross-Industry Standard Proses Data Mining* sebuah proyek memiliki 6 tahapan yang berurutan dan bersifat adaptif.



Gambar 1 Siklus CRISP-DM

Menurut Gambar 1, fase yang dilewati *Cross-Industry Standard Proses Data Mining* antara lain:

1. Fase Pemahaman Bisnis (*Business Understanding Phase*).
2. Fase Pemahaman Data (*Data Understanding Phase*)
3. Fase Pengolahan Data (*Data Preparation Phase*)
4. Fase Pemodelan (*Modeling Phase*)
5. Fase Evaluasi (*Evaluation Phase*)
6. Fase Penyebaran (*Deployment Phase*)

B. Algoritma K-Means

Algoritma *K-Means* merupakan salah satu algoritma clustering yang memiliki prinsip dengan mengelompokkan data kedalam beberapa *cluster* yang ditentukan. Tahapan dalam menghitung menggunakan algoritma *K-means* adalah sebagai berikut:

1. Tentukan jumlah *cluster* (*k*) pada data set
2. Tentukan nilai pusat (*centroid*) Penentuan nilai *centroid* pada tahap awal dilakukan secara random atau dapat diambil dari nilai maksimum untuk *cluster* tinggi dan nilai minimum untuk *cluster* rendah.
3. Pada masing-masing *record*, hitung jarak terdekat dengan *centroid*. Jarak *centroid* yang digunakan adalah *Euclidean distance*, dengan rumus

$$D(x_2, x_1) = \sqrt{\sum_{j=1}^p |x_{2j} - x_{1j}|^2} \tag{1}$$

Yang mana,

- D = *Euclidean distance*
- x = Banyaknya Objek
- \sum^p = Jumlah Data *record*

4. Kelompokkan objek berdasarkan jarak ke *centroid* terdekat untuk membuat *centroid* baru. *Centroid* baru diambil dari penjumlahan nilai berdasarkan jarak dari iterasi sebelumnya lalu dibagi dengan jumlah jarak dari tiap *cluster*.
5. Ulangi langkah ke-2 sampai kelompok jarak terkecil tidak mengalami perubahan pola *cluster*.

C. Algoritma Topsis

Topsis juga merupakan salah satu metode yang praktis dan mudah dipahami dalam proses pengambilan keputusan dari suatu masalah, kelebihanannya memiliki konsep yang sederhana, efisien dan efektif dalam perhitungannya sehingga mampu mengukur kinerja pada setiap alternatif. Adapun tahapan dalam melakukan perhitungan dengan algoritma Topsis adalah sebagai berikut:

1. Membuat matriks keputusan dengan proses normalisasi dengan rumus:

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} \tag{2}$$

Dengan $i=1,2,\dots,m$ dan $j=1,2,\dots,n$.

2. Menghitung nilai matriks normalisasi terbobot. Solusi ideal positif A^+ dan solusi ideal negative A^- dapat ditentukan berdasarkan rating bobot ternormalisasi (y_{ij}) sebagai :

$$y_{ij} = w_i r_{ij} \tag{3}$$

3. Menghitung nilai matriks positif dan juga matriks solusi idea negatif (A^+ dan A^-)

$$A^+ = (y_1^+, y_2^+, \dots, y_n^+) \tag{4}$$

$$A^- = (y_1^-, y_2^-, \dots, y_n^-) \tag{5}$$

Dengan:

$$y_j^+ = \begin{cases} \max_{ij} y_{ij} ; & \text{jika } j \text{ adalah atribut keuntungan} \\ \min_{ij} y_{ij} ; & \text{jika } j \text{ adalah atribut biaya} \end{cases}$$

$$y_j^- = \begin{cases} \max_{ij} y_{ij} ; & \text{jika } j \text{ adalah atribut keuntungan} \\ \min_{ij} y_{ij} ; & \text{jika } j \text{ adalah atribut biaya} \end{cases}$$

4. Menentukan jarak antara nilai alternatif dengan matriks dari solusi ideal positif dan solusi ideal negatif; Jarak antara alternatif D_i dengan solusi ideal positif dirumuskan sebagai:

$$D_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (y_i^+ - y_{ij})^2} \quad i = 1, 2 \tag{6}$$

Jarak antara alternative A_i dengan solusi ideal negative dirumuskan sebagai:

$$D_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (y_i^- - y_{ij})^2} \quad i = 1, 2 \tag{7}$$

5. Menentukan nilai preferensi atau nilai kedekatan tiap alternatif atau nilai preferensi dari solusi ideal. TOPSIS membutuhkan rating kinerja setiap alternatif A_i pada setiap kriteria C_j yang ternormalisasi. Nilai preferensi untuk setiap alternative (V_i) diberikan sebagai :

$$V_x = \frac{D_x^-}{(D_x^-) + (D_x^+)} \tag{8}$$

Dari masing-masing nilai V_x akan dipilih nilai V_x yang paling sesuai dengan kemampuan siswa.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pemahaman Bisnis

SMK TI Muhammadiyah Cikampek setiap tahunnya memberangkatkan siswa untuk melakukan praktek kerja lapangan (PKL) sehingga siswa dapat mengenal dunia kerja dan mempersiapkan diri sebelum benar-benar terjun ke dunia kerja yang sesungguhnya. Tujuan bisnis dari dilakukannya penelitian ini agar sekolah dapat menempatkan siswa yang akan melakukan praktek kerja lapangan sesuai dengan kemampuannya, sehingga kerjasama dan hubungan baik sekolah dengan perusahaan dapat selalu terjaga.

B. Pemahaman Data

Pada tahap ini dilakukan pengumpulan data siswa kelas XI SMK TI Muhammadiyah Cikampek yang akan melakukan praktek kerja lapangan (PKL) tahun 2020 yang disajikan pada tabel sebagai berikut.

Tabel 1 Data Jumlah Siswa

No	Jurusan	Jumlah Siswa	Keterangan
1	TKR	157	Teknik Kendaraan Ringan
2	OTKP	36	Otomatisasi Tata Kelola Perkantoran

3	RPL	46	Rekayasa Perangkat Lunak
4	TKJ	163	Teknik Komputer Jaringan
5	TBSM	166	Teknik Bisnis dan Sepeda Motor
6	TMI	118	Teknik Mekanik Industri
Total		686	

Jumlah siswa yang akan melakukan praktek kerja lapangan sebanyak 686 siswa dengan rincian 157 siswa dari jurusan TKR, 36 siswa dari jurusan OTKP, 46 siswa dari jurusan RPL, 163 siswa dari jurusan TKJ, 166 siswa dari jurusan TBSM, 118 siswa dari jurusan TMI. Dengan data awal yang didapat dari Hubin SMK TI Muhammadiyah Cikampek, sebagaimana disajikan dalam tabel berikut.

Tabel 2 Data Awal

NO	NAMA	JURUSAN	NIS	RATA-RATA RAPORT (35%)	NILAI PERSIAPAN PELATIHAN PKL (35%)	NILAI ABSENSI (25%)	PEMBAYARAN PKL (5%)
1	Abdul Basit	TKR 1	19202001	79	84	100	100
2	Abdul Khoerin	TKR 1	19202002	77	80	65	100
3	Ade Rukma	TKR 1	19202003	76	83	50	100
4	Adhit Permana	TKR 1	19202004	81	90	100	100
5	Aditiya Hendriyansah	TKR 1	19202005	82	90	100	100
.
686	Widianti	OTKP 1	19206036	83	65	100	100

Pada data yang didapatkan dari bagian HUBIN terdapat kolom nomor yang berisikan urutan data siswa. Kemudian pada kolom nama berisikan nama siswa yang akan melakukan praktek kerja lapangan (PKL). Pada kolom NIS merupakan data nomor induk siswa yang terdaftar pada SMK TI Muhammadiyah Cikampek. Selanjutnya kolom rata-rata raport menunjukkan data nilai rata-rata yang didapatkan oleh siswa di kelas 10. Kolom Nilai Persiapan Pelatihan praktek kerja lapangan merupakan kumpulan nilai pelajaran untuk mempersiapkan pemberangkatan siswa praktek kerja lapangan. Pada kolom Absensi merupakan data yang berisikan nilai kehadiran siswa ke sekolah sebelum melakukan praktek kerja lapangan. Ada juga kolom Pembayaran praktek kerja lapangan yaitu data yang berisikan nilai siswa yang sudah melakukan pembayaran administrasi untuk melakukan praktek kerja lapangan.

C. Pengolahan Data

Data yang didapat kemudian diseleksi dengan membuang data yang tidak diperlukan dalam melakukan *clustering*. Berikut data yang terpilih untuk dihitung.

Tabel 3 Dataset

RATA-RATA RAPORT (35%)	NILAI PERSIAPAN PELATIHAN PKL (35%)	NILAI ABSENSI (25%)	PEMBAYARAN PKL (5%)
79	84	100	100
77	80	65	100
76	83	50	100
81	90	100	100
82	90	100	100
.	.	.	.
83	65	100	100

D. Pemodelan

1. Perhitungan K-Means

- a. Pilih jumlah *cluster*, pada penelitian ini dipilih 3 *cluster* yaitu siswa yang ditempatkan pada perusahaan besar dan dinas (C1), siswa yang praktek kerja lapangan pada perusahaan kecil (C2), dan siswa yang praktek kerja lapangan di sekolah asal (C3). Berikut data awal yang digunakan, dituliskan dengan tabel sebagai berikut.

Tabel 4 Data *Centroid* Pertama

C1	87	90	100	100
C2	74	79	100	100
C3	72	0	80	100

- b. Menghitung jarak semua data ke pusat *centroid* menggunakan rumus *Euclidean distance*, seperti yang ditulis pada persamaan (1).

Iterasi Pertama

Menghitung jarak semua data ke pusat *centroid* 1

$$d(1,1) = \sqrt{\frac{((79 - 83)^2 + (84 - 65)^2 + (100 - 100)^2 + (100 - 100)^2)}{4}} = 10.30245723$$

$$d(2,1) = \sqrt{\frac{((77 - 83)^2 + (80 - 65)^2 + (65 - 100)^2 + (100 - 100)^2)}{4}} = 37.68371664$$

...
...
...

$$d(686,1) = \sqrt{\frac{((83 - 83)^2 + (65 - 65)^2 + (100 - 100)^2 + (100 - 100)^2)}{4}} = 25.31797780$$

Menghitung jarak semua data ke pusat *centroid* 2

$$d(1,2) = \sqrt{\frac{((79 - 79)^2 + (84 - 84)^2 + (100 - 100)^2 + (100 - 100)^2)}{4}} = 6.81106636$$

$$d(2,2) = \sqrt{\frac{((77 - 79)^2 + (80 - 84)^2 + (65 - 100)^2 + (100 - 100)^2)}{4}} = 35.16479063$$

...
...
...

$$d(686,2) = \sqrt{\frac{((83 - 79)^2 + (65 - 65)^2 + (100 - 100)^2 + (100 - 100)^2)}{4}} = 16.64331698$$

Menghitung jarak semua data ke pusat *centroid* 3

$$d(1,3) = \sqrt{\frac{((79 - 72)^2 + (84 - 82)^2 + (100 - 100)^2 + (100 - 100)^2)}{4}} = 86.60190890$$

$$d(2,3) = \sqrt{\frac{((77 - 72)^2 + (80 - 82)^2 + (65 - 100)^2 + (100 - 100)^2)}{4}} = 81.56324233$$

...
...
...

$$d(686,3) = \sqrt{\frac{((83 - 72)^2 + (65 - 82)^2 + (100 - 100)^2 + (100 - 100)^2)}{4}} = 81.56324233$$

Kelompok hasil perhitungan jarak terdekat sesuai *cluster*

Tabel 5 Hasil Perhitungan Iterasi 1

Iterasi 1					
NO	C1	C2	C3	JARAK TERDEKAT	CLUSTER
1	10.30245723	6.81106636	86.60190890	6.81106636	CLUSTER 2
2	37.68371664	35.16479063	81.56324233	35.16479063	CLUSTER 2
3	51.68538387	50.19715038	88.34310333	50.19715038	CLUSTER 2
4	6.37500000	12.84097446	92.59800551	6.37500000	CLUSTER 1
.					
.					
9	15.86872415	1.56250000	81.57016248	1.56250000	CLUSTER 2

Perbarui nilai titik *centroid* dengan mencari nilai rata-rata dari seluruh anggota *cluster* kemudian dibagi dengan jumlah anggotanya. Berikut tabel *centroid* baru pada *cluster 1*.

Tabel 6 Centroid Baru Cluster 1

Cluster 1					
No	Nama Siswa	A1	A2	A3	A4
4	Adhit Permana	81	90	100	100
5	Aditiya Hendriyansah	82	90	100	100
7	Aisyah	80	87	100	100
15	Helmi Yahya	80	87	100	100
.					
.					
47	Carma	83	84	100	100
Rata-rata		81.739938	86.289473	95.131578	100

Pada perhitungan iterasi pertama, sebanyak 38 siswa termasuk kedalam *cluster 1*.

Tabel 7 Centroid Baru Cluster 2

Cluster 2					
NO	NAMA	A1	A2	A3	A4
1	Abdul Basit	79	84	100	100
2	Abdul Khoerin	77	80	65	100
3	Ade Rukma	76	83	50	100
.					
.					
13	Firman Al Ramadani	72	84	100	100
Rata-rata		75.95249	79.1362	88.684210	100

Pada perhitungan iterasi pertama, sebanyak 646 siswa termasuk kedalam *cluster* 2.

Tabel 8 Centroid baru Cluster 3

<i>Cluster 3</i>					
NO	NAMA	A	B	C	D
547	Pirman Fitriansyah	72	0	80	100
642	Silvi Aprilia Fitriani	78	25	100	100
Rata-rata		75.14705882	12.5	90	100

Pada perhitungan iterasi pertama, sebanyak 2 siswa termasuk kedalam *cluster* 3. Setelah proses perhitungan selesai, maka didapatkan centroid baru.

Tabel 9 Centroid Baru

<i>Centroid Baru</i>		
C1	C2	C3
6.21659493	12.60340138	72.27963804
31.10673678	23.73544755	72.01161269
45.62179680	38.87669150	81.06093262
7.54911741	12.00304716	71.22979286
6.31053098	12.89849744	73.23958330
.	.	.
15.79965421	11.78719787	75.19755556

- c. Ulangi perhitungan sampai nilai dari titik *centroid* tidak berubah.
- d. Pada penelitian ini, titik *centroid* dari iterasi ke 7 tidak berubah dari iterasi ke 6, maka perhitungan dihentikan sampai iterasi ke 7. Berikut hasil perhitungan dari iterasi 1 sampai iterasi 7.

Perbandingan *cluster* yang dihasilkan dari setiap iterasi kemudian ditulis dan disajikan dalam tabel berikut.

Tabel 10 Hasil Perhitungan

NO	Iterasi 1	Iterasi 2	Iterasi 3	Iterasi 4	Iterasi 5	Iterasi 6	Iterasi 7
1	2	1	1	1	1	1	1
2	2	2	2	2	2	2	2
3	2	2	2	2	2	2	2
.
686	2	1	1	1	1	1	1

Menurut hasil perhitungan manual yang sudah dilakukan, terdapat 447 orang siswa yang termasuk dalam *Cluster* 1, 134 siswa termasuk kedalam *Cluster* 2, dan 105 siswa termasuk kedalam *Cluster* 3.

2. Perhitungan Topsis

Setelah mendapatkan hasil dari perhitungan *K-means*. Selanjutnya adalah melakukan perhitungan dengan menggunakan metode tophis yang bertujuan untuk menjadi pendukung keputusan yang telah didapatkan dari perhitungan algoritma *K-means*. Berikut langkah yang dilakukan dalam melakukan perhitungan TOPSIS pada penelitian ini.

- a. Membuat matriks keputusan ternormalisasi, berikut perhitungan matriks ternormalisasi untuk nilai rata-rata raport pada siswa dengan nomor urut 1 pada *Dataset*

$$r_{ij} = \frac{79}{\sqrt{\frac{(79^2)+(77^2)+(76^2)+(81^2)+\dots+(83^2)}{82^2+(77^2)+\dots+(83^2)}}} = 0.03944$$

Selanjutnya menghitung matriks ternormalisasi untuk nilai pelatihan praktek kerja lapangan pada siswa dengan nomor urut 1 pada *Dataset*

$$r_{ij} = \frac{84}{\sqrt{\frac{(84^2)+(80^2)+(83^2)+(90^2)+\dots+(65^2)}{(90^2)+(83^2)+\dots+(65^2)}}} = 0.04034$$

Selanjutnya menghitung matriks ternormalisasi untuk nilai absensi pada siswa dengan nomor urut 1 pada *Dataset*

$$r_{ij} = \frac{100}{\sqrt{\frac{(100^2)+(65^2)+(100^2)+(50^2)+\dots+(100^2)}{(100^2)+(100^2)+\dots+(100^2)}}} = 0.042163046$$

Kemudian matriks ternormalisasi untuk nilai pembayaran praktek kerja lapangan pada siswa dengan nomor urut 1 pada *Dataset*

$$r_{ij} = \frac{100}{\sqrt{\frac{(100^2)+(100^2)+(100^2)+(100^2)+\dots+(100^2)}{(100^2)+(100^2)+\dots+(100^2)}}} = 0.038180177$$

Lakukan perhitungan matriks ternormalisasi pada semua data. Berikut hasil perhitungan matriks ternormalisasi yang telah dilakukan.

Tabel 11 Hasil Perhitungan Matriks ternormalisasi

NO	NAMA	A	B	C	D
1	Abdul Basit	0.03944	0.04034	0.042163046	0.038180177
2	Abdul Khoerin	0.03845	0.03842	0.02740598	0.038180177
3	Ade Rukma	0.03795	0.03986	0.021081523	0.038180177
.
686	Widianti	0.04144	0.03122	0.042163046	0.038180177

- b. Setelah mendapatkan matriks keputusan, kemudian menghitung matriks keputusan ternormalisasi dan terbobot pada setiap data dan kriteria. Hasil perhitungan dapat dilihat pada Tabel 12 berikut.

Tabel 12 Hasil perhitungan Matriks Ternormalisasi dan Terbobot

NO	NAMA	A	B	C	D
1	Abdul Basit	1.380566318	1.412035992	1.054076157	0.190901
2	Abdul Khoerin	1.345615272	1.344796183	0.685149502	0.190901
3	Ade Rukma	1.328139749	1.39522604	0.527038078	0.190901
686	Widianti	1.45046841	1.092646899	1.054076157	0.190901

- c. Mencari nilai solusi ideal positif dan negative dengan aturan

$$y_j^+ = \begin{cases} \max_{ij} y_{ij} ; & \text{jika } j \text{ adalah atribut keuntungan} \\ \min_{ij} y_{ij} ; & \text{jika } j \text{ adalah atribut biaya} \end{cases}$$

$$y_j^- = \begin{cases} \max_{ij} y_{ij} ; & \text{jika } j \text{ adalah atribut keuntungan} \\ \min_{ij} y_{ij} ; & \text{jika } j \text{ adalah atribut biaya} \end{cases}$$

Maka, didapatkan nilai solusi ideal sebagai berikut.

Tabel 13 Solusi Ideal

	A	B	C	D
y⁺	1.572797071	1.512895706	1.054076157	0.190900887
y⁻	0	0	0.474334271	0.190900887

- d. Mencari nilai D+ dan D- untuk setiap alternatif, berikut hasil perhitungan jarak dari solusi ideal positif dan negatif.

Tabel 14 Jarak Solusi Ideal

NO	NAMA	D+	D-
1	Abdul Basit	0.202403	3.710512615
2	Abdul Khoerin	0.391546	3.198535107
3	Ade Rukma	0.536273	3.277573142
.	.	.	.
10	Widianti	0.298938	2.98044631

- e. Mencari nilai preferensi, berikut perhitungan untuk mencari nilai preferensi

$$Vx = \frac{3.170512615}{(3.170512615)+(0.202403)} = 0.95$$

Tabel 15 Hasil Perhitungan Nilai Preferensi

NO	NAMA	Vx
1	Abdul Basit	0.95
2	Abdul Khoerin	0.89
3	Ade Rukma	0.86
.	.	.
686	Widianti	0.91

E. Evaluasi

Setelah dilakukan perhitungan untuk clustering pemberangkatan siswa praktek kerja lapangan menggunakan algoritma K-means dan algoritma topsis sebagai pendukung, menurut hasil perhitungan yang telah dilakukan, terdapat 447 orang siswa yang termasuk dalam *Cluster* 1, 134 siswa termasuk kedalam *Cluster* 2, dan 105 siswa termasuk kedalam *Cluster* 3 dengan persentase pendukung keputusan yang berbeda-beda setiap siswa.

F. Deployment

Berdasarkan perhitungan yang telah dilakukan menggunakan algoritma K-means dan algoritma TOPSIS untuk clustering pemberangkatan siswa praktek kerja lapangan serta mendapatkan hasil yang akurat dengan nilai kategori nilai index cukup baik, maka, algoritma K-means dan algoritma TOPSIS dapat digunakan sebagai pendukung keputusan dalam clustering pemberangkatan siswa praktek kerja lapangan SMK TI MUHAMMADIYAH CIKAMPEK.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Menurut hasil perhitungan yang sudah dilakukan, terdapat 447 orang siswa yang termasuk dalam Cluster 1 yaitu siswa yang akan melakukan praktek kerja lapangan pada perusahaan kelas besar atau instansi pemerintahan, lalu ada 134 siswa termasuk kedalam Cluster 2 yang berarti akan melakukan praktek kerja lapangan pada perusahaan kelas menengah atau CV, dan 105 siswa termasuk kedalam Cluster 3 yang berarti akan melakukan praktek kerja lapangan di Sekolah asal. Sehingga dapat digunakan oleh sekolah sebagai acuan untuk penempatan praktek kerja lapangan.

B. Saran

Adapun saran yang diberikan dalam penelitian ini adalah dapat dikembangkan lagi sehingga pemberangkatan siswa praktek kerja lapangan lebih terarah sesuai kemampuan dan jurusan siswa dengan menggunakan algoritma yang berbeda.

PENGAKUAN

Naskah ilmiah ini adalah sebagian dari penelitian Tugas Akhir milik Rizqi Fahrozi dengan judul Implementasi Algoritma K-Means Dan Algoritma Topsis Untuk Clustering Penempatan Praktik Kerja Lapangan Siswa Sekolah Menengah Kejuruan, yang dibimbing oleh Amril Mutoi Siregar, M.Kom dan Tohirin Al Mudzakir, M.Kom.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Z. Z. Firdaus, "Pengaruh Unit Produksi, Pengalaman Prakerin Dan Dukungan Keluarga Terhadap Kesiapan Kerja Siswa Smk," *J. Pendidik. Vokasi*, Vol. 2, No. 3, Pp. 397–409, 2013.
- [2] F. Ayu And N. Permatasari, "Perancangan Sistem Informasi Pengolahan Data Praktek Kerja Lapangan (Pkl) Pada Devisi Humas Pt. Pegadaian," Vol. 2, No. 2, Pp. 12–26, 2018.
- [3] K. Chotimah, "Pengaruh Praktek Kerja Lapangan, Motivasi Memasuki Dunia Kerja, Dan Efikasi Diri Terhadap Kesiapan Kerja Siswa Kelas Xii Program Keahlian Administrasi Perkantoran Smk Muhammadiyah Bobotsari Tahun Ajaran 2018/2019," 2019.
- [4] R. Fatchurrohman, "Pengaruh Motivasi Berprestasi Terhadap Kesiapan Belajar, Pelaksanaan Prakerin Dan Pencapaian Kompetensi Mata Pelajaran Produktif," *Innov. Vocat. Technol. Educ.*, Vol. 7, No. 2, Pp. 164–174, 2017.
- [5] D. Feblian And D. U. Daihani, "Implementasi Model Crisp-Dm Untuk Menentukan Sales Pipeline Pada Pt X," *J. Tek. Ind.*, Vol. 6, No. 1, Pp. 1–12, 2017.
- [6] N. A. Hasibuan *Et Al.*, "Implementasi Data Mining Untuk Pengaturan Layout," *J. Ris. Komput.*, Vol. 4, No. 4, Pp. 6–11, 2017.
- [7] K. Bakhsar, W. Saputra, And H. S. Tambunan, "Penerapan Algoritma K-Means Dalam Pengelompokan Pekerja Tetap Perusahaan Konstruksi Menurut Provinsi," Vol. 1, No. 4, Pp. 146–153, 2020.
- [8] G. Karyono, "Analisis Teknik Data Mining 'Algoritma C4.5 Dan K-Nereset Neighbor' Untuk Mendiagnosa Penyakit Diabetes Mellitus," *Semin. Nas. Teknol. Inf.*, Pp. 77–82, 2016.
- [9] W. Utomo, "Penerapan Algoritma K-Means Untuk Pengelompokkan Penyakit Kronis Pada Warga Lansia (Studi Kasus Pada : Posyandu Lansia Rw 07)," Vol. 4, Pp. 1153–1161, 2020.
- [10] A. Supriyatna, I. Carolina, S. Janti, And A. Haidir, "Cluster Ing Koridor Transjakarta Berdasarkan Jumlah Penumpang Dengan Algoritma K-Means," Vol. 4, No. September, Pp. 682–693, 2020.