

Perbandingan Tingkat Kepuasan Siswa Terhadap Pelayanan Sekolah Menggunakan Algoritma K-Means Dan K-Medoids

Maulana Abdur Rofik
Universitas Buana Perjuangan
Karawang, Indonesia
if16.maulanarofik@ubpkarawang.ac.id

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

Dwi Sulistya Kusumaningrum
Universitas Buana Perjuangan
Karawang, Indonesia
dwi.sulistya@ubpkarawang.ac.id

Abstract—

Kepuasan siswa menjadi tolak ukur utama pada tiap sekolah swasta. Selain menjadi aspek berarti untuk perkembangan suatu sekolah, membagikan rasa kebahagiaan serta keinginan penataran anak didik yang terkabul bisa meningkatkan nama baik dalam kompetisi. Anak didik yang menyangka puas jasa sekolah tentu hendak mengantarkan data pada pihak lain bagus sahabat, kerabat, ataupun warga disekitarnya. Dengan memandang hasil evaluasi anak didik yang beralasan pada angket yang sudah diisi bisa dicoba cara klusterisasi *data mining* menggunakan metode *k-means* serta *k-medoids*. Hasil pengelompokan memakai algoritma *k-means* menghasilkan kluster puas sebanyak 276 siswa, kluster cukup puas sebanyak 216 siswa dan kluster kurang puas sebanyak 17 siswa. Lalu pada algoritma *k-medoids* kluster puas sebanyak 324 siswa, kluster cukup puas sebanyak 11 siswa dan kluster kurang puas sebanyak 174 siswa. Perbedaan jumlah cluster pada kinerja tiap algoritma memiliki pola perhitungan yang berbeda pada masing-masing iterasi tergantung pada dataset yang digunakan serta titik centroid yang dijadikan perhitungan pada algoritma. Hasil pengelompokan dari kepuasan anak didik ini bisa dikenal ialah berapa banyak anak didik yang merasa puas, lumayan puas dan tidak puas dengan mutu jasa yang sudah diserahkan sekolah, alhasil pada waktu yang hendak tiba mutu jasa sekolah bisa ditingkatkan jadi lebih bagus lagi.

Kata Kunci: *Data mining, K-means, K-Medoids, Python, Rapidminer*

I. PENDAHULUAN

Menurut data dari Badan Pusat Statistik, di Indonesia Setiap tahun jumlah sekolah selalu meningkat, khususnya sekolah SMK. Hal ini dikarenakan bobot kebutuhan pekerja yang diserap pabrik dan industri membutuhkan lulusan SMK yang sudah mempunyai kompetensi dibidangnya masing-masing sesuai dengan Jurusan[1]. Suatu kegiatan ataupun runtutan kegiatan tak terlihat (kasat mata), yang terjalin selaku dampak terdapatnya interaksi antara pelanggan dengan pegawai ataupun keadaan lain yang diadakan oleh badan donatur jasa yang bertujuan buat menuntaskan kasus pelanggan ataupun klien [5].

Ada banyak penelitian tentang klustering, salah satunya adalah penelitian yang telah dicoba Arora P, Deepali serta Varshney S[2], yaitu perbandingan algoritma *k-means* serta *k-medoids* untuk big data menggunakan 10000 *dataset* transaksi dari KEEL, hasil yang diperoleh menyatakan *K-Means* menghasilkan tumpang tindih pada tiap kluster sedangkan *K-Medoids* lebih sedikit tumpang tindih. Kemudian *Clustering the verses of the holy qur'an using K-means algorithm* oleh Slamet C, Rahman A, Ramdhani, M. A, dan Dharmalaksana W[3], algoritma yang digunakan yaitu *K-means*, Menggunakan data dari Al-Qur'an terjemahan bahasa Inggris yang ditulis oleh Ahmed Ali, yang terbagi menjadi 3 kluster, hasil yang diperoleh menyatakan Keanggotaan tertinggi adalah kluster 0 (3650 item), kluster 1 memiliki 2131 item dan yang terendah adalah kluster 2 memiliki 455 item.

Kemudian penelitian Implementasi Algoritma K-Means untuk Mengukur Tingkat Kepuasan Siswa Terhadap Proses Pembelajaran oleh Muchammad Ridho A dan Khafiizh Hastuti[4], menggunakan metode K-means dengan dataset 200 siswa, menyatakan siswa yang tidak puas sebanyak 43 % (86 siswa), siswa yang cukup puas sebanyak 34,5 % (69 siswa) dan siswa yang puas 22,5% (45 siswa). Kemudian penelitian *Comparison of K-Means Clustering Algorithm with Fuzzy C-Means In Measuring Satisfaction Level Of Television Da'wah Surau TV* oleh Malik, R. A., Defit, S., dan Yuhandri, [5], menggunakan metode *Fuzzy C-Means* dan *K-Means* dengan dataset 90 penonton, hasil yang diperoleh menyatakan jumlah *cluster* c1 (tidak puas) yang dibuat oleh K-Means adalah 62%, sedangkan jumlah *cluster* (puas) yang dibuat oleh c2 adalah 38%. Sebaliknya penggunaan *fuzzy C mean* dapat membuat 60% *cluster* c1 (puas) dan jumlah *cluster* c2 yang memenuhi persyaratan sebanyak 40%.

Kemudian Ade Bastian, Harun Sujadi dan Gigin Febrianto [6] menggunakan program K-means dan 32 kumpulan data untuk mempelajari penerapan algoritma analisis clustering K-Means dalam berbagai macam penyakit manusia (studi masalah wilayah Majalengka) dan melaporkan hasilnya Program K-Algoritma berarti Puskesmas Pandanaran dapat menggunakan pengelompokan informasi pertambangan untuk mengontrol suplai, jadi jika ingin mencoba logistik medis kedepannya perlu diketahui bahwa sebagian besar Puskesmas menderita berbagai macam penyakit bisa langsung dilihat.

Bersumber pada dari metode– metode yang sudah dicoba dari riset [2,3,4,5,6] teruji sanggup menanggulangi permasalahan yang terjalin. Hingga pada riset ini hendak mengutip kepala karangan “Perbandingan Tingkat Kepuasan Siswa Terhadap Pelayanan Sekolah Menggunakan Algoritma K-Means Dan K-Medoids”.

II. DATA DAN METODE

A. Bahan dan Peralatan Penelitian

Dataset yang dipakai pada penelitian ini adalah data dari kuesioner yang diberikan kepada siswa, yaitu mengenai kepuasan siswa terhadap pelayanan yang ada di sekolah. Data yang digunakan adalah data dari seluruh siswa dari Jurusan TKJ yang berjumlah 403 siswa dan RPL berjumlah 106 siswa yang ada di SMK TI Muhammadiyah Cikampek tahun ajaran 2019/2020, Peralatan yang digunakan pada penelitian ini yaitu :

1. Perangkat Keras
 - a. Processor INTEL Core i7-7200u
 - b. 8 GB RAM
 - c. 1 TB Hardisk
 - d. 128 GB SSD
2. Perangkat Lunak
 - a. Sistem operasi Windows 10 Pro 64bit
 - b. Browser berupa Google Chrome
 - c. Microsoft Office 2016 64bit.
 - d. Software Python Berupa ANACONDA
 - e. WEKA dan Rapid Miner

B. *Dataset* penelitian

Berikut hasil dari kuesioner yang akan digunakan sebagai *dataset* terdapat pada Tabel 2.1.

Tabel 2. 1 *Dataset* kuesioner

No.	Nama Siswa	Kelas	Jurusan	v1	v2	v3	v4	v5
1.	Adinda Tiara	XI TKJ 2	TKJ	2	3	2	2	3
2.	Sri Rahayu	XI TKJ 2	TKJ	3	2	2	2	3
3.	Desi Sartika	XI TKJ 2	TkJ	2	3	2	2	3
4.	Indri Agusti	XI TKJ 2	TKJ	1	2	2	3	2
5.	Putri Intan sari	XI TKJ 2	TKJ	3	1	2	3	2
...
...
...
509.	Risky Putra Adityo	XI TKJ 2	TKJ	3	1	2	3	2

C. *K-Means Clustering*

Menurut Slamet, *K- Means* ialah sebuah algoritma pengelompokan yang memakai tata cara pembelahan. *K- Means* merupakan pengelompokan algoritma yang memilah tiap item informasi ke dalam suatu kluster. Itu langkah-langkahnya adalah sebagai berikut [3]:

1. Tentukan sejumlah kluster (*k*) pada kumpulan data.
2. Tentukan *centroid*. Pada langkah pertama, *centroid* adalah didefinisikan secara acak, sedangkan pada iterasi menggunakan formulasi berikut:

$$\mu_k = \frac{1}{N_k} \sum_{i=1}^{N_k} x_i$$

Dimana,

- μ_k adalah titik *centroid* dari kluster ke-*k*
- N_k adalah banyaknya data pada kluster ke-*k*
- x_i adalah data ke-*i* pada kluster ke-*k*

3. Setiap rekaman, hitung jarak yang terdekat ke *centroid*. Jarak dari *centroid* yang dipakai merupakan jarak *Euclid*, digunakan persamaan berikut:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

Di mana,

- $d(x, y)$ yaitu jarak antara data *x* ke data *y*
- x_i yaitu data *testing* ke- *i*
- y_i yaitu data *training* ke- *i*

4. Kelompokkan objek berdasarkan jarak ke terdekat *centroid*.
5. Ulangi langkah kedua, dan lakukan iterasi hingga *centroid* mencapai nilai optimal.

D. K-Medoids Klustering

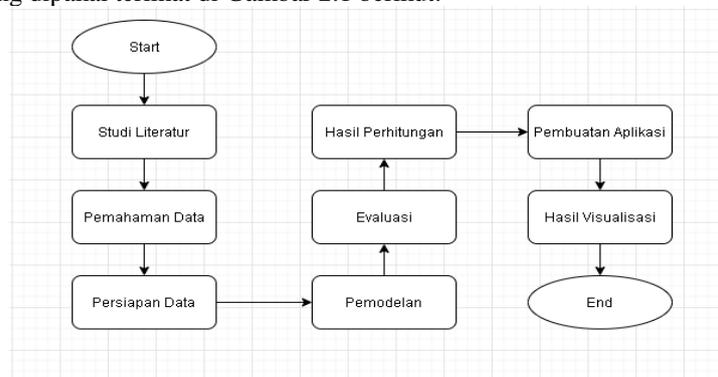
Menurut Arora, untuk menemukan medoids dalam sebuah kluster dapat ditemukan dengan Algoritma *K-Medoids*, yang dimana medoids ini ialah titik pusat dari suatu kluster. *K-Medoids* lebih bagus dipakai dibanding dengan *K-Means*, semacam pada *K-Medoids* kita menciptakan k selaku subjek representatif buat diminimalkan jumlah ketidaksamaan subjek informasi, sebaliknya pada *K-Means* memakai jumlah jarak Euclidean kuadrat buat informasi barang, serta metrik jarak ini kurangi noise serta *outlier* [2].

Langkah dalam algoritma *K-Medoids* yaitu:

1. Secara acak pilih K_y sebagai *medoid* untuk n titik data.
2. Temukan medoid terdekat dengan menghitung jarak antara titik data n dan medoid k dan data peta keberatan dengan itu.
3. Setiap medoid m dan setiap titik data yang terkait dengan m lakukan hal berikut:
 - a. Tukar m dan o untuk menghitung biaya total konfigurasi
 - b. Pilih medoids o dengan biaya konfigurasi terendah.
4. Jika tidak ada perubahan dalam penugasan, ulangi langkah 2 dan 3 sebagai alternatif [2].

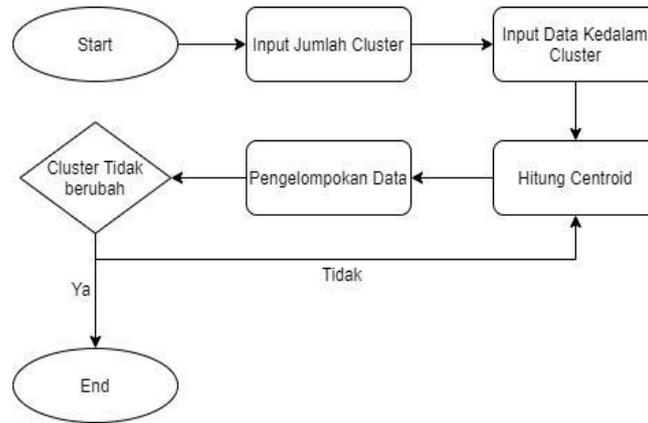
E. Prosedur percobaan

Prosedur percobaan yang dipakai terlihat di Gambar 2.1 berikut.



Gambar 2. 1 Prosedur percobaan

- 1) Studi Literatur
Peneliti melakukan pemahaman tentang penelitian yang akan dilakukan dengan menentukan latar belakang serta tujuan dari penelitian ini dilakukan.
- 2) Pemahaman Data / Informasi
Pada tahap ini peneliti melakukan penentuan dan pemahaman informasi yang digunakan dalam melakukan penelitian, berupa pengumpulan informasi awal sumber informasi utama yang digunakan adalah hasil dari informasi kuesioner yang dibagikan terhadap siswa.
- 3) Persiapan Data
Persiapan data yakni mencakup seleksi dan menentukan attribute dataset kepuasan siswa yang akan dipakai ke dalam rumus hitung *K-Means*, dari data kuesioner awal berupa dataset siswa dan selanjutnya akan melakukan melakukan proses data mining.
- 4) Pemodelan
Pada tahap pemodelan peneliti melakukan penelitian tahap yang secara langsung menggunakan cara data mining, Yakni *K-means* dan *K-medoids*. Adapun *Flowchart k-means* dan *k-medoids* dapat dicermati dalam Gambar 2.2.



Gambar 2. 2 Flowchart K-Means dan K-Medoids

- a) Input jumlah klaster yang telah ditentukan.
 - b) Alokasikan data kedalam klaster dengan memilih data terkecil, terbesar ataupun secara random dari data yang ada.
 - c) Hitung centroid kedua dari data yang ada di masing-masing klaster dari iterasi sebelumnya.
 - d) Kelompokan masing-masing dataset kedalam centroid atau rata-rata paling dekat.
 - e) Jika nilai klaster hasil iterasi terakhir tidak berubah maka proses perhitungan selesai, jika berubah maka ulangi lagi langkah ke-3 sampai ketemu nilai klaster yang tidak berubah.
- 5) *Evaluasi*
Mengevaluasi hasil klastering *K-Means* dan *K-Medoids* dalam mengelompokan kepuasan siswa terhadap pelayanan sekolah.
- 6) *Hasil Perhitungan*
Membuat pelaporan hasil kegiatan yang sudah dilakukan. Laporan akhir ini mengenai pengetahuan yang didapat tentang hasil analisis data pengelompokan kepuasan siswa terhadap pelayanan sekolah. Hasil yang telah dilakukan dan dievaluasi akan dipresentasikan dalam bentuk deskripsi agar mudah dipahami.
- 7) *Implementasi python*
Dataset dimasukan kedalam python dan diolah untuk melihat hasil perhitungannya dengan library *K-Means* dan *K-Medoids*.
- 8) *Hasil Visualisasi*
Hasil Klaster Yang Sudah Dihitung Di Visualisasikan Kedalam Python, Sehingga Terlihat Bagaimana Gambaran Sebenarnya Klaster Dalam Bentuk Visual.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Penerapan Algoritma K-Means

Ada beberapa langkah dalam perhitungan *K-Means*, yaitu:

1. Menentukan jumlah klaster, dalam penelitian ini ditentukan 3 klaster, yakni Bagus, Cukup, Kurang.
2. Menentukan titik *centroid*. Inisialisasi *centroid* atau pusat klaster dibagi menjadi 3 yaitu c1, c2, dan c3. Pemilihan pusat klaster dilakukan secara acak. Berikut titik *centroid* terdapat pada Tabel 4.1.

Tabel 4. 1 Nilai Centroid Awal

klaster	V1	V2	V3	V4	V5
c1	3	3	3	3	3
c2	2	2	2	2	2
c3	1	1	1	1	2

3. Jumlah jarak informasi kepada tiap-tiap centroid dengan rumus jarak Euclidean. Tempatkan tiap-tiap informasi ke centroid ataupun pada umumnya terdekat, seperti pada Tabel 4.2.

Tabel 4. 2 Iterasi 1

Data	c1	c2	c3	dc1	dc2	dc3	klaster
1.	0,0	5,0	18,0	1	0	0	1
2.	3,0	2,0	11,0	0	1	0	2

...
...
509.	0,0	5,0	18,0	1	0	0	1
Total				274	218	17	509

Tabel 4. 3 Nilai Centroid Baru Kluster 1

Anggota kluster 1					
Data	v1	v2	v3	v4	v5
1.	3	3	3	3	3
3.	3	3	3	3	3
4.	3	3	1	3	3
...
509.	3	3	3	3	3
Rata-rata	2,94	2,99	2,75	2,82	2,87

Pada Tabel 4.3 anggota kluster 1 dicari rata-rata untuk menentukan centroid baru.

Tabel 4. 4 Nilai Centroid Baru Kluster 2

Anggota kluster 2					
Data	v1	v2	v3	v4	v5
2.	2	3	2	2	3
5.	3	2	2	2	3
...
501	3	1	2	3	2
Rata-rata	2,08	2,50	1,91	2,15	2,10

Pada Tabel 4.4 anggota kluster 2 dicari rata-rata untuk menentukan centroid baru.

Tabel 4. 5 Nilai Centroid Baru Kluster 3

Anggota kluster 3					
Data	v1	v2	v3	v4	v5
78	1	2	2	1	3
153	1	2	2	1	3
...
491	1	1	1	1	3
Rata-rata	1,00	1,24	1,18	1,00	2,59

Pada Tabel 4.5 anggota kluster 3 dicari rata-rata untuk menentukan centroid baru.

- Perbarui nilai titik centroid.
Mencari nilai centroid baru adalah dengan membagi hasil total jumlah atribut dengan total jumlah anggota setiap masing-masing kluster. Hasil dalam perhitungan mencari nilai centroid baru sudah ditandai dengan warna kuning yang selanjutnya hasil tersebut adalah angka yang akan digunakan dalam perhitungan selanjutnya, dengan kata lain hasil tersebut adalah nilai centroid baru. Tabel 4.6 menunjukkan pencarian nilai centroid baru.

Tabel 4. 6 Nilai Centroid Baru

Kluster	V1	V2	V3	V4	V5
---------	----	----	----	----	----

c1	2,94	2,99	2,75	2,82	2,87
c2	2,08	2,50	1,91	2,15	2,10
c3	1,00	1,24	1,18	1,00	2,59

Maka hasil keseluruhannya yang didapat dari iterasi ke -2 dapat diamati dari Tabel 4.7.

Tabel 4. 7 Hasil Iterasi 2

Data	c1	c2	c3	dc1	dc2	dc3	Klaster
1.	0,2	3,9	12,6	1	0	0	1
2.	2,2	1,2	6,0	0	1	0	2
3.	0,2	3,9	12,6	1	0	0	1
4.	3,2	3,5	9,3	1	0	0	1
5.	2,3	2,0	4,4	0	1	0	2
...
...
509.	0,2	3,9	12,6	1	0	0	1
Total				276	216	17	509

5. Ulangi langkah 3 dan 4 dengan memakai pusat klaster yang baru. Karena pada iterasi ke-2 dan 3 anggota klaster tidak ada yang berubah maka proses dihentikan karena sudah konvergen dengan hasil klaster 1 sebanyak 276 anggota, klaster 2 sebanyak 216 anggota dan klaster 3 sebanyak 17 anggota.

3.2 Penerapan Algoritma K-Medoids

Dalam perhitungan K-Medoids dilakukan beberapa tahapan, yaitu:

1. Tentukan jumlah klaster, dalam penelitian ini ditentukan 3 klaster, yakni Bagus, Cukup, Kurang.
2. Menentukan titik medoid. Inisialisasi medoid atau pusat klaster dibagi menjadi 3 yaitu c1, c2, dan c3. Pemilihan pusat klaster dilakukan secara acak. Berikut titik *medoid* awal ada di Tabel 4.9.

Tabel 4. 9 Nilai Medoid Awal

Klaster	V1	V2	V3	V4	V5
c1	3	3	3	3	3
c2	2	2	2	2	2
c3	1	1	1	1	1

3. Menghitung nilai jarak terdekat (cost) dengan persamaan jarak euclidean.

Tabel 4. 10 Hasil Iterasi 1

Data	c1	c2	c3	min	dc1	dc2	dc3	klaster
1	0,0	5,0	18,0	0,0	1	0	0	klaster 1
2	3,0	2,0	11,0	2,0	0	1	0	klaster 2
3	0,0	5,0	18,0	0,0	1	0	0	klaster 1
4	4,0	5,0	14,0	4,0	1	0	0	klaster 1
...
...
509	0,0	5,0	18,0	0,0	1	0	0	klaster 1
Total								
Cost				576.0	276	219	14	

Pada Tabel 4.10 bisa dilihat hasil iterasi 1 dari perhitungan menggunakan *ecludian distance*.

4. Pilih O random (sebuah objek *non medoids* baru).

Sesudah diperoleh hasil jarak dari tiap subjek(cost) pada perulangan ke- 1 hingga lanjut ke perulangan ke- 2. Calon medoid terkini(non- medoid) pada perulangan ke-2 bisa dicermati dari bagan 1 4.11.

Tabel 4. 11 Nilai Medoid Baru

Klaster	V1	V2	V3	V4	V5
c1	3	3	3	3	3
c2	3	1	2	3	2
c3	1	2	2	3	2

5. Hitung Total Simpangan (S)

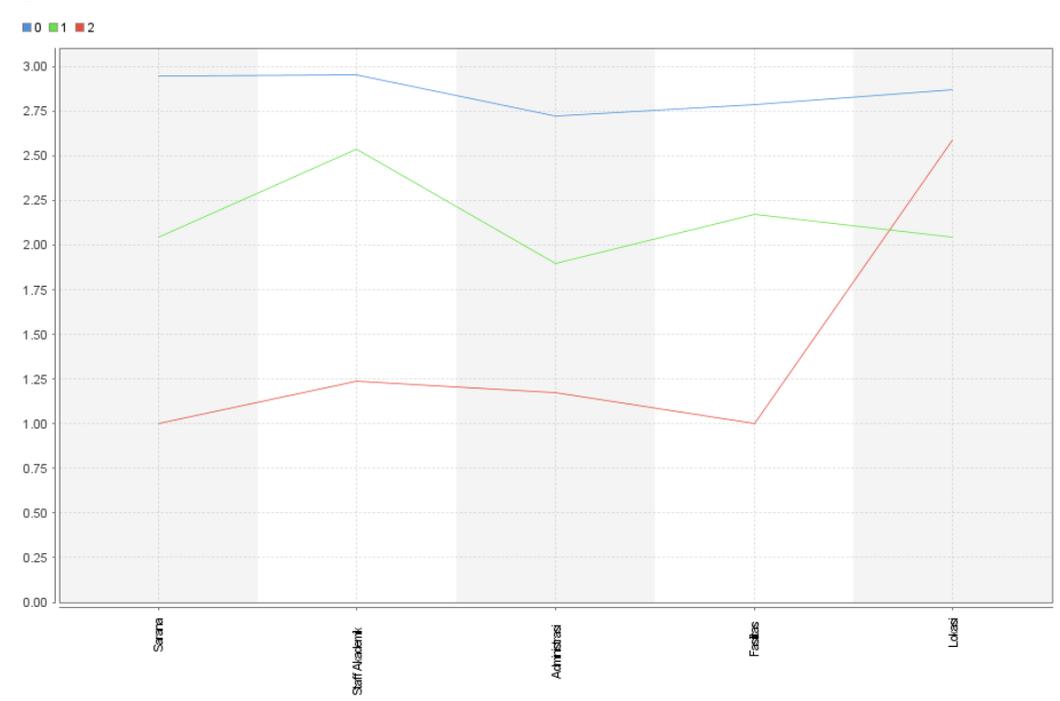
Sehabis diperoleh hasil dari angka jarak dari perulangan ke- 1 serta pula perulangan ke- 2, jumlah simpangan keseluruhan(S) dengan mencari perbandingan angka dari cost keseluruhan terkini serta angka cost keseluruhan lama. Dengan ketentuan bila S<0, hingga ubah angka subjek dengan memastikan medoid terkini.

$$S = \text{Total cost baru} - \text{Total cost lama} \\ = 897 - 576 = 321$$

6. Total S sudah lebih besar dari 0, maka proses di hentikan dan didapatkan hasil badan cluster 1 sebesar 324 badan, cluster 2 sebesar 11 badan dan cluster 3 sebanyak 1743 badan.

3.3 Pengujian Rapidminer dan Python v3

Klaster terendah adalah klaster 2 dilihat dari jarak pada sarana yang menjadi patokannya. Kemudian klaster 1 jarak berikutnya yang paling dekat dengan titik centroid yang terendah. Klaster tertinggi adalah Klaster 0, dapat dicermati pada gambar 4.1.



Gambar 4. 1 Visualisasi Data K-Means

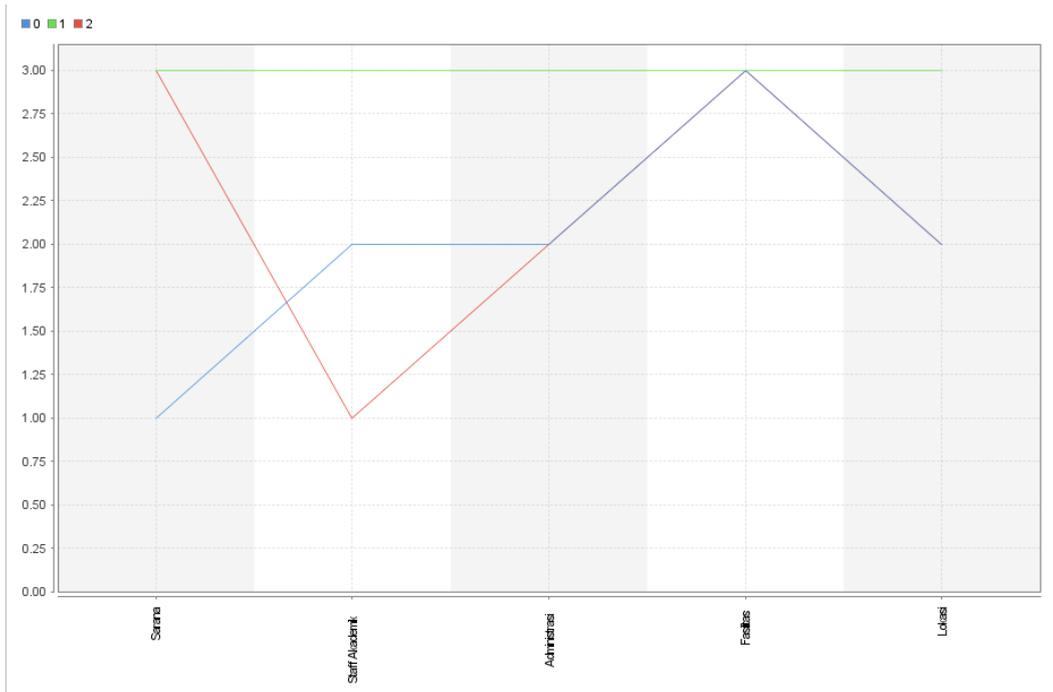
Keterangan :

Klaster 0 = Puas

Klaster 1 = Cukup Puas

Klaster 2 = Kurang Puas

Klaster terendah adalah klaster 2 dilihat dari jarak pada staff akademik yang menjadi patokannya. Kemudian klaster 1 jarak berikutnya yang paling dekat dengan titik centroid yang terendah. klaster tertinggi adalah klaster 0, terlihat di gambar 4.2



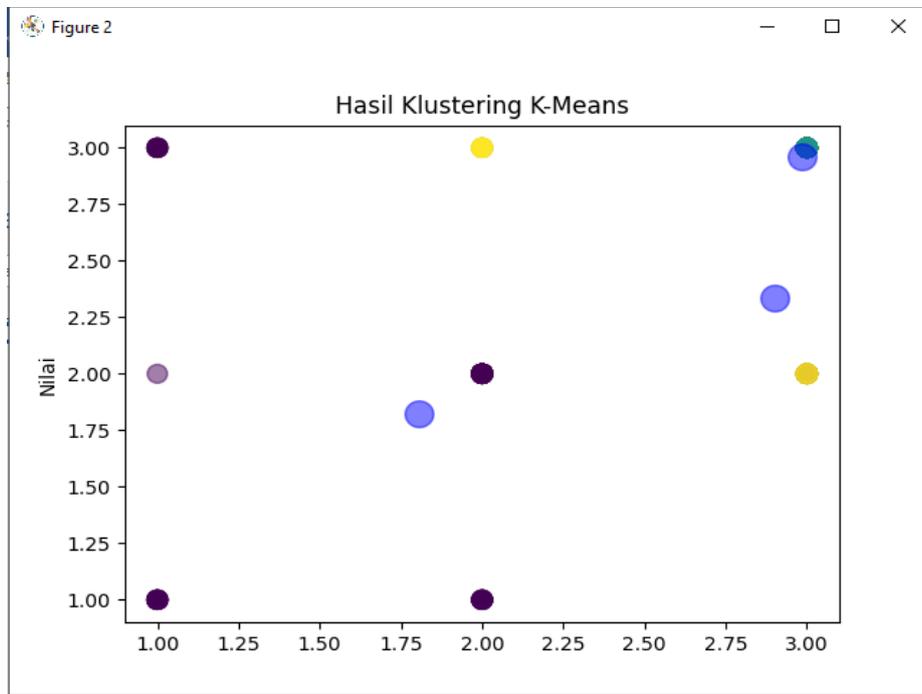
Gambar 4. 2 Visualisasi Data K-Medoids

Keterangan:

Klaster 0 = Puas

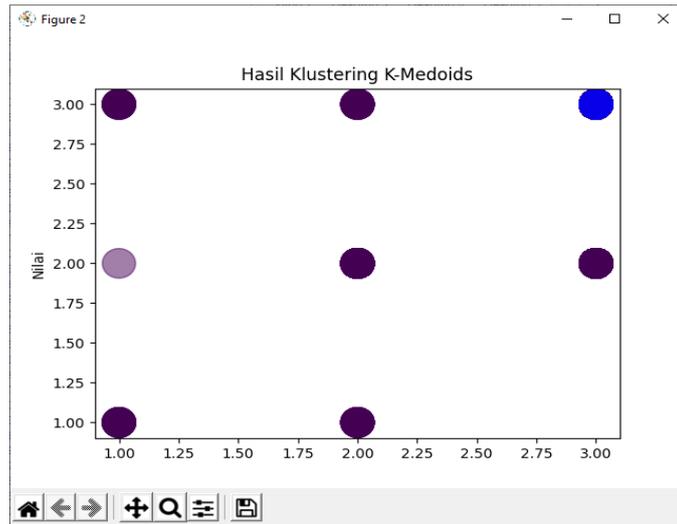
Klaster 1 = Cukup Puas

Klaster 2 = Kurang Puas



Gambar 4. 3 Hasil visualisasi dataset setelah dikelompokan

Gambar 4.5. merupakan gambar hasil visualisasi setelah data dikelompokan ke dalam array-nya masing-masing. Data berwarna biru merupakan data dari anggota kluster c1, data berwarna kuning merupakan data anggota kluster 2, dan data berwarna ungu merupakan data anggota kluster 3. Hanya beberapa data yang terlihat jelas dikarenakan sisanya berkumpul pada satu titik sehingga tidak dapat dibaca dengan jelas dalam proses visualisasi tersebut dikarenakan skala gambar yang besar.



Gambar 4. 4 Hasil Visualisasi Array Algoritma *K-Medoids*

Gambar 4.4. merupakan gambar hasil visualisasi setelah data dikelompokkan ke dalam array-nya masing-masing. Data berwarna ungu merupakan data dari anggota kluster c1, data berwarna biru merupakan data anggota kluster 2, dan data berwarna kuning merupakan data anggota kluster 3. Hanya beberapa data yang terlihat jelas dikarenakan sisanya berkumpul pada satu titik sehingga tidak dapat dibaca dengan jelas dalam proses visualisasi tersebut dikarenakan skala gambar yang besar.

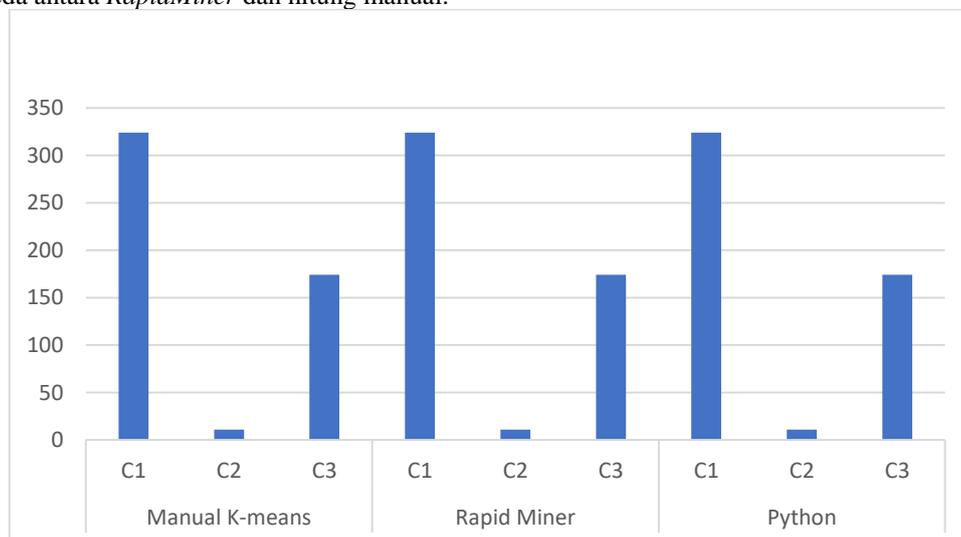
Tabel 4.17 merupakan hasil akhir dari perhitungan manual, RapidMiner dan juga implementasi Python.

Tabel 4.17. Hasil Akhir Seluruh Proses

X	<i>Manual K-Medoids</i>			<i>RapidMiner</i>			<i>Python</i>		
Jumlah iterasi	3			3			3		
Jumlah Klaster	c1	c2	c3	c1	c2	c3	c1	c2	c3
	324	11	174	324	11	174	324	11	174
Jumlah centroid	3			3			3		
Nilai rasio	63.6%	2.16%	34.2%	63.6%	2.16%	34.2%	63.6%	2.16%	34.2%

Tabel tersebut menunjukkan hasil yang sama antara perhitungan manual, *RapidMiner* dan juga *Python*. Adanya perbedaan jumlah anggota kluster dari kedua algoritma tersebut dikarenakan centroid yang digunakan. Algoritma *K-Means* pusat kluster memakai angka pada umumnya (*mean*), sedangkan algoritma *K-Medoids* menggunakan data asli sebagai pusat kluster. Berikut ini merupakan grafik hasil dari seluruh proses yang dilakukan.

Dilihat dari Gambar 4.5, hasil manual dan RapidMiner terdapat perbedaan hasil, dikarenakan pengambilan centroid awal yang berbeda antara *RapidMiner* dan hitung manual.



Gambar 4.5. Grafik Hasil Akhir Seluruh Proses

Alasan peneliti menggunakan kedua algoritma tersebut yaitu karena kedua algoritma tersebut ialah algoritma yang dipakai dalam pengelompokan dan saling melengkapi, dimana algoritma *K-Means* adalah algoritma yang sangat terkenal dan mudah untuk mengelompokan data besar dan data outlier sedangkan algoritma *K-Medoids* dapat mengatasi kelemahan algoritma *K-Means* yang sensitif terhadap *noise* dan *outlier*, pada kasus *outlier* dan *outlier* yang besar, nilai-nilai ini akan menyimpang dari sebaran informasi. Algoritma *K-Medoids* juga tidak bergantung pada antrian set data masukan. [4].

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

4.1 Kesimpulan

Berasal dari hasil perhitungan menggunakan algoritma k-means dan k-medoids dengan kumpulan data dengan 509 data kuesioner yang diisi siswa, dan lima atribut yang digunakan, hasil yang di peroleh *k-means* setelah 3 iterasi siswa merasa puas dengan pelayanan sekolah berjumlah 276 siswa, cukup puas berjumlah 216 siswa dan kurang puas dengan pelayanan sekolah berjumlah 17 siswa. Sedangkan *k-medoids* lebih baik karena hanya 2 iterasi dengan hasil siswa merasa puas dengan pelayanan sekolah berjumlah 324 siswa, cukup puas berjumlah 11 siswa dan kurang puas dengan pelayanan sekolah berjumlah 174 siswa, sehingga algoritma k-medoids lebih cocok digunakan untuk klastering kepuasan siswa disekolah.

b. PENGAKUAN

Dokumen objektif ini merupakan beberapa dari riset Kewajiban Akhir oleh Maulana Abdur Rofik dengan judul Penerapan Algoritma K-means dan K-medoids guna mengklasifikasikan tingkat kepuasan siswa terhadap pelayanan sekolah, yang dibimbing oleh Amril Mutoi Siregar dan Dwi Sulistyawati Kusumaningrum

c. DAFTAR PUSTAKA

- [1] BPS. (2017). Statistik Pendidikan. Statistik Pendidikan Provinsi Jawa Tengah 2018, February, 197.
- [2] Arora, P., Deepali, & Varshney, S. (2016). Analysis of K-Means and K-Medoids Algorithm for Big Data. Physics Procedia, 78(December 2015), 507–512. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.02.095>
- [3] Slamet, C., Rahman, A., Ramdhani, M. A., & Dharmalaksana, W. (2016). Clustering the verses of the holy qur'an using K-means algorithm. Asian Journal of Information Technology, 15(24), 5159–5162
- [4] Muchammad A.R., & Hastuti K. (2016). Implementasi Algoritma K-Means Untuk Mengukur Tingkat Kepuasan Siswa Terhadap Proses Pembelajaran, <http://eprints.dinus.ac.id/id/eprint/19612>
- [5] Malik, R. A., Defit, S., & Yuhandri, Y. (2018). Comparison of K-Means Clustering Algorithm with Fuzzy C-Means In Measuring Satisfaction Level Of Television Da'wah Surau TV. Rabit : Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Univrab, 3(1), 10–21. <https://doi.org/10.36341/rabit.v3i1.387>
- [6] Bastian A, Sujadi H & Febrianto G. (2018). Penerapan Algoritma K-Means Clustering Analysis Pada Penyakit Menular Manusia (Studi Kasus Kabupaten Majalengka). Jurnal Sistem Informasi, 4(1), <https://doi.org/10.21609/jsi.v14i1.566>
- [7] Ambarwati, A.R (2009). Kepuasan Siswa Terhadap Kualitas Pelayanan Pendidikan Di Smp Negeri 2 Moyudan. Fakultas Psikologi. Universitas Sanata Dharma
- [8] Mardi, Y. (2017). Data Mining : Klasifikasi Menggunakan Algoritma C4.5. Jurnal Edik Informatika, 2(2), 213–219.
- [9] Napitupulu, D., Rahim, R., Abdullah, D., Setiawan, M. I., Abdillah, L. A., Ahmar, A. S., Simarmata, J., Hidayat, R., Nurdiyanto, H., & Pranolo, A. (2018). Analysis of Student Satisfaction Toward Quality of Service Facility. Journal of Physics: Conference Series, 954(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/954/1/012019>
- [10] Shiddiq, A., Niswatin, R. K., & Farida, I. N. (2018). Ahmad Shiddiq Analisa Kepuasan Konsumen Menggunakan Klasifikasi Decision Tree Di Restoran Dapur Solo (Cabang Kediri). Generation Journal, 2(1), 9. <https://doi.org/10.29407/gj.v2i1.12051>
- [11] Siregar, A.M. 2019. Pengelompokan Bidang Laju Pertumbuhan Ekonomi Indonesia Menggunakan Algoritma K-Means. Jurnal Accounting Information System (AIMS). 2 (2) : 140-151.
- [12] Siregar, R. A. (2017). Seleksi Penyerang Utama Menggunakan K-Means Clustering Dan Sistem Pendukung Keputusan Metode Topsis. Technomedia Journal, 2(1), 37–48. <https://doi.org/10.33050/tmj.v2i1.314>
- [13] Hidayat, L., Mulyana, M., & Effendy, M. (2018). Membangun Kepuasan Mahasiswa Pengguna Laboratorium Komputer. JAS-PT Jurnal Analisis Sistem Pendidikan Tinggi, 1(2), 93. <https://doi.org/10.36339/jaspt.v1i2.87>
- [14] Kuntari, B. D., Kumadji, S., & Hidayat, K. (2016). Pengaruh Kualitas Pelayanan Terhadap Kepuasan dan Loyalitas Pelanggan (Survei Pada Pelanggan Bengkel PT Astra International Tbk – Daihatsu Malang). Jurnal Administrasi Bisnis, 36(1), 196–202.