



Perbandingan Algoritma K Means dan K Medoids Untuk Clustering Kelas Siswa Tunagrahita

Fitriana Harahap

Fakultas Teknik dan Ilmu komputer, Prodi Informatika, Universitas Potensi Utama, Medan, Indonesia

Email: fitrianaarahap1@gmail.com

Abstrak—Selama ini penempatan kelas siswa tunagrahita bersumber pada umur masuk anak dikala mendaftar di SLB C Muzdalifah, tidak dicoba uji Intelligence Quotient (IQ) untuk siswa tunagrahita dalam mengelompokkan kelas siswa. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui perbandingan hasil pengklasteran kelas siswa tunagrahita menggunakan metode K-Means dan K-Medoids Clustering. Cluster yang dihasilkan kedua metode adalah 3. Dengan metode K-Means Clustering terdapat 8 siswa tunagrahita ringan, 14 siswa tunagrahita sedang, dan 14 siswa tuna grahita berat. Sedangkan dengan metode K-Medoids Clustering dapat diketahui bahwa terdapat 7 siswa tunagrahita ringan, 19 siswa tunagrahita sedang, dan 10 siswa tunagrahita berat. Nilai DBI untuk validasi K-Means adalah 0,161 dan nilai DBI untuk validasi K-Medoids adalah 0,281. Dengan demikian, pengklasteran menggunakan metode K-Means Clustering memiliki hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode K-Medoids Clustering, karena menghasilkan nilai DBI yang lebih kecil yaitu 0,16.

Kata Kunci: Clustering; K-Means; K-Medoids; Tunagrahita

Abstract—So far, the class placement of mentally retarded students is based on the child's entry age when registering at SLB C Muzdalifah, did not try the Intelligence Quotient (IQ) test for mentally retarded students in classifying student classes. This study aims to compare the results of class clustering for mentally retarded students using the K-Means and K-Medoids Clustering methods. The clusters produced by the two methods are 3. With the K-Means Clustering method, there are 8 students with mild mental retardation, 14 students with moderate mental retardation, and 14 students with severe mental retardation. Meanwhile, with the K-Medoids Clustering method, it can be seen that there are 7 students with mild mental retardation, 19 students with moderate mental retardation, and 10 students with severe mental retardation. The DBI value for K-Means validation is 0.161 and the DBI value for K-Medoids validation is 0.281. Thus, clustering using the K-Means Clustering method has better results than the K-Medoids Clustering method, because it produces a smaller DBI value of 0.161.

Keywords: Clustering; K-Means; K-Medoids; Mentally Disabled

1. PENDAHULUAN

Retardasi mental (Tuna Grahita) merupakan suatu keadaan perkembangan mental yang terhenti atau tidak lengkap yang ditandai oleh adanya cacat keterampilan selama masa perkembangan, sehingga berpengaruh pada semua tingkat intelegensi yaitu kemampuan kognitif, bahasa, motorik dan sosial. Tuna Grahita terbagi menjadi 3 kelas yaitu retardasi mental ringan, retardasi mental sedang dan retardasi mental berat[1].

Meskipun anak tunagrahita mempunyai hambatan dalam beraktivitas, anak tersebut tetap membutuhkan pendidikan yang layak dalam proses belajar. SLB C Muzdalifah merupakan salah satu sekolah luar biasa yang menyediakan sarana pendidikan bagi anak berkebutuhan khusus penyandang tunagrahita. Sekolah yang berada di Jl. Garu VI Medan ini sudah banyak dikenal oleh masyarakat sehingga banyak orang tua menyekolahkan anaknya yang menyandang tunagrahita pada SLB tersebut. SLB C Muzdalifah memberikan pelayanan pendidikan pada siswa spesialis penyandang tunagrahita ringan, sedang maupun berat. Pada sekolah tersebut memberikan pendidikan yang berbeda pada setiap klasifikasi siswa tunagrahita. Dalam penempatan kelas siswa dibagi berdasarkan klasifikasi ringan, sedang dan berat, maka dari itu para guru harus melakukan observasi selama tiga bulan untuk menganalisa klasifikasi siswa berkebutuhan khusus tunagrahita. Banyaknya kriteria penentuan tingkat siswa tunagrahita membuat pihak sekolah mengalami kesulitan dalam membagi kelas sesuai dengan hasil observasi yang dilakukan. Algoritma K-Means dan K-Medoids dari teknik klastering dapat membantu dalam pengelompokkan siswa yang akan menempati kelas apakah termasuk kelas ringan, sedang, maupun berat. Tujuan dari penelitian ini untuk mengelompokkan data siswa penyandang tunagrahita untuk menentukan kelas yang ditempati sehingga pihak sekolah dapat mempersiapkannya.

Data mining merupakan tahap dalam pengklasifikasian terhadap data dengan menghubungkan masing-masing pola pada setiap data set yang berukuran besar dengan jumlah data yang besar pula. Data mining dapat juga didefinisikan menggali data dari banyaknya informasi yang akan dicari sehingga data yang perlu diketahui akan lebih mudah dicari dengan adanya sistem pola yang dibuat berdasarkan titik terdekat dengan informasi yang sering di perlukan. Pemilihan suatu metode ataupun algoritma dari data mining ini juga harus tepat karena sangat bergantung pada tujuan dan proses Knowledge Discovery in Database (KDD) secara keseluruhan[2]. Secara teknis, data mining dapat disebut sebagai proses untuk menemukan aturan atau pola dari ratusan atau ribuan data dari sebuah relasi basis data yang sangat besar[3].

Berdasarkan hal tersebut, pada penelitian kali ini akan dilakukan perbandingan terhadap metode naïve bayes dan C4.5 untuk dapat menganalisa dan mengklasifikasikan penerimaan dosen tetap dengan cara mengambil sample data pada penerimaan dosen Tahun Akademik 2015-2016 ganjil yang akan digunakan sebagai data latih. Data input diproses menggunakan algoritma Naïve Bayes Classifier (NBC) dan C4.5 dalam membentuk tabel probabilitas sebagai dasar proses pengklasifikasian penerimaan dosen. Penerapan teknik data mining dalam menemukan pola penerimaan dosen baru yang sudah diterima, kemudian diambil untuk menjadi acuan dalam memprediksi penerimaan dan rekrutmen dosen

baru di tahun berikutnya. Percobaan analisis data mining ini menggunakan salah satu tool yaitu Weka versi 3.8 yang berfungsi untuk mendapatkan pola dan prediksi tentang aturan dalam kumpulan data. Tool ini bertugas dalam hal mendapatkan pola klasifikasi dengan mengenali aturan dan fitur pada data. Diharapkan dengan menggunakan tool data mining ini mampu mengetahui pola dalam data dengan input minimal dari user[7].

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya oleh Endang Etriyanti, Dedy Syamsuar dan Yesi Novaria Kunang dengan judul penelitian “Implementasi Data Mining Menerapkan Algoritma Naive Bayes Classifier dan C4.5 untuk Memprediksi Kelulusan Terhadap Mahasiswa” memberikan hasil penelitian yang menggambarkan bahwa metode C4.5 lebih unggul dengan nilai selisih persentase akurasi kurang dari 1% dimana metode C4.5 sebesar 79,08% sedangkan Naive Bayes Classifier memberikan tingkat hasil akurasi sebesar 78,46% [8].

Penelitian lain juga dilakukan oleh Y A Gerhana, et All. dengan judul penelitian “Perbandingan naive bayes classifier dan algoritma C4.5 dalam memprediksi masa belajar siswa”, memberikan hasil akurasi dengan menerapkan metode naive bayes yang tidak kalah baik yaitu sebesar 88% sedangkan dengan metode C4.5 memberikan akurasi sebesar 87% yang artinya kedua metode tersebut memberikan hasil yang hampir serupa terhadap 109 data sample [9].

Erwina Nurul Azizah, et All juga melakukan penelitian yang berjudul “Kinerja komparatif antara pengklasifikasi C4.5 dan Naive Bayes dalam memprediksi kinerja akademik siswa di Lingkungan Belajar Virtual” memberikan hasil akurasi terhadap Algoritma naive bayes lebih baik dari pada algoritma C4.5, dengan nilai akurasi sebesar 63,8%, Hanya sedikit perbedaan dimana 63,6% dalam algoritma C4.5[10]

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

A. Pengumpulan data

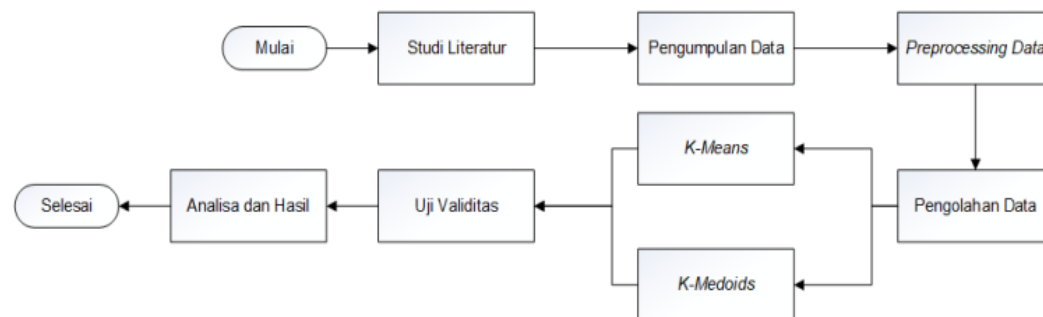
Data diperoleh dari seluruh siswa SLB C Muzdalifah yang berjumlah 36 siswa. Data yang diambil berisikan data nilai siswa dari hasil kelas observasi.

B. Penerapan Algoritma

Algoritma yang digunakan untuk perhitungan pada penelitian ini adalah algoritma K-Medoids dan K-Means dengan membagi menjadi 3 kluster yaitu kelas ringan, sedang dan berat. Perhitungan dilakukan menggunakan aplikasi rapid miner.

C. Kerangka Kerja Penelitian

Kerangka kerja penelitian yang dibuat secara sistematis yang mengarah pada tahapan proses yang akan ditempuh pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Penelitian

2.2 Data Mining

Data mining adalah proses analitik yang dirancang untuk memeriksa sejumlah data yang besar dalam mencari suatu pengetahuan tersembunyi yang berharga dan konsisten. Tujuan dari data mining yaitu mencari trend atau pola yang diinginkan dalam database besar untuk membantu dalam pengambilan keputusan pada waktu yang akan datang [4][5]. Secara umum kegunaan data mining dapat dibagi menjadi dua yaitu deskriptif dan prediktif. Deskriptif berarti data mining digunakan untuk mencari pola-pola yang dapat dipahami manusia yang menjelaskan karakteristik data. Sedangkan prediktif berarti data mining digunakan untuk membentuk sebuah model pengetahuan yang akan digunakan untuk melakukan prediksi [6][7]. Salah satu metode yang terdapat pada data mining yaitu Clustering yang berperan penting dalam mengeksplorasi data, menciptakan prediksi dan mengatasi anomali data. Pengelompokan dalam suatu cluster, dikelompokkan menggunakan teknik reiteratif/ perulangan dengan karakteristik identik suatu dataset [8][7][9].

2.3 Penyandang Disabilitas Tunagrahita

Anak penyandang tuna grahita merupakan seseorang yang memiliki kekurangan yang disebabkan karena faktor keturunan, permasalahan saat kelahiran serta faktor lingkungan sosial [2][4]. Menurut AAMD (American Association of Mental Deficiency) dalam Binasiwi (2015:1) menjelaskan bahwa “Ketunagrahitaan mengacu pada fungsi intelektual



umum yang secara signifikan dibawah rata-rata normal bersamaan dengan kekurangan dalam tingkah laku penyesuaian diri dan semua ini berlangsung pada masa perkembangan”. Tunagrahita adalah individu yang mempunyai istilah cacat mental, bodoh, dungu, lemah dalam berpikir yang memiliki tingkat inteligensia dibawah rata-rata orang pada umumnya disertai dengan ketidakmampuan dalam beradaptasi perilaku yang muncul pada masa perkembangan[7]. Berdasarkan tinjauan, tunagrahita dapat dikelompokkan menjadi beberapa bagian Pieter (2017:257) antara lain:

Berdasarkan Kapasitas Intelektual (skor IQ):

- a) Tunagrahita ringan, memiliki IQ 50-70
- b) Tunagrahita sedang, memiliki IQ 35-49
- c) Tunagrahita berat, memiliki IQ 20-34

Berdasarkan kemampuan akademik

- a) Tunagrahita ringan mampu mengikuti pelajaran akademik baik disekolah biasa maupun khusus.
- b) Tunagrahita sedang hampir tidak mampu mengikuti pelajaran akademik.
- c) Tunagrahita berat tidak mampu mengikuti pelajaran akademik oleh sebab itu sepanjang hidupnya akan bergantung pada orang lain.

Berdasarkan penampilan fisik menurut Tan (2017:98), antara lain:

- a) Tunagrahita ringan mempunyai ciri fisik seperti orang pada umumnya, mampu mengurus diri sendiri, sedikit mempedulikan lingkungan sekitar, dan gerakan hampir seperti orang pada umumnya.
- b) Tunagrahita sedang mempunyai ciri fisik hampir seperti orang pada umumnya, mampu mengurus diri sendiri namun tetap dalam pengawasan, kurang memperhatikan lingkungan sekitar dan gerakan hampir seperti orang pada umumnya.
- c) Tunagrahita berat mempunyai ciri fisik tidak seimbang misalnya kepala terlalu kecil/besar, tidak mampu mengurus diri sendiri, tidak memperhatikan lingkungan sekitar dan kurang dalam mengkoordinasi gerakan yaitu gerakan tidak terkendali.

2.4 Clustering

Clustering merupakan suatu proses pengelompokan data, observasi, atau mengelompokkan kelas yang memiliki kesamaan objek [10]. Berbeda dengan proses klasifikasi, clustering tidak mempunyai target variable dalam melakukan. Clustering sering dilakukan sebagai langkah awal dalam proses data mining. Terdapat banyak algoritma klustering yang telah digunakan oleh peneliti sebelumnya seperti K-Means, Improved K-Means, K-Medoids (PAM), Fuzzy C-Means, DBSCAN, CLARANS dan Fuzzy Subtractive [11]. Clustering telah digunakan secara luas dan pentingnya pengelompokan tumbuh dengan cepat dikarenakan jumlah data yang berhubungan dengan eksponen aljabar dalam kecepatan pengolahan komputer sangat banyak. Algoritma clustering berfungsi untuk mengelompokkan data sesuai dengan karakteristik dan mengukur jarak kemiripan antar data dalam satu kelompok walaupun setiap algoritma *clustering* memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing [12].

2.5 K-Means

K-Means clustering ialah metode analisis cluster yang bertujuan untuk memecah objek menjadi k cluster kemudian diamati di mana setiap objek cluster diperoleh melalui rata-rata terdekat. Algoritma ini merupakan salah satu pembelajaran yang terkenal sederhana dan mudah dipelajari sebagai pemecahan masalah pengelompokan dari sebuah dataset. Algoritma K-Means adalah algoritma evolusi yang mana metode operasinya memiliki artian yang serupa dengan nama algoritmanya[13]. Algoritma ini mengelompokkan pengamatan ke dalam kelompok k, di mana k merupakan parameter input. Tiap data kemudian ditetapkan pada setiap pengamatan cluster berdasarkan kedekatan pengamatan nilai rata-rata cluster[14]. Nilai rata-rata pada cluster kemudian dihitung secara berulang pada proses awal. Adapun tahap-tahap melakukan K-Means Clustering sebagai berikut:

1. Pilih nilai k sebagai pusat cluster awal secara acak.
2. Setiap data dalam dataset dibagi kedalam beberapa kelompok k cluster antara setiap titik dan pusat cluster yang didapatkan berdasarkan pada jarak Euclidean.

Adapun rumus perhitungan Euclidean Distance ditunjukkan pada persamaan (3.1) berikut :

$$d(x,y) = \|x-y\|^2 = \dots\dots\dots(1)$$

dengan :

d= jarak data ke pusat cluster

x= data ke pada atribut ke

y= titik pusat ke, pada atribut

3. Setiap pusat cluster dihitung ulang berdasarkan dari nilai rata-rata dalam cluster yang didapatkan.
4. Langkah 2 dan 3 ulangi sampai kelompok tersebut sesuai. Perulangan dapat didefinisikan secara berbeda tergantung pada implementasi, tetapi biasanya pada proses langkah 2 dan 3 dapat diulangi apabila kelompok cluster masih mengalami perubahan dan proses akan berhenti apabila tidak ada perubahan antar material dalam cluster.

2.6 K-Medoids

Algoritma PAM (Partitioning Around Medoids) atau biasa juga disebut dengan algoritma K- Medoids, merupakan algoritma yang diwakili oleh cluster yaitu medoid. Perbedaan antara algoritma K- Medoids dengan algoritma K-Means

yaitu algoritma K-Medoids menggunakan objek sebagai perwakilan (medoid) pusat cluster untuk tiap cluster, sementara algoritma K-Means membutuhkan nilai rata-rata (mean) sebagai pusat cluster. Langkah-langkah penyelesaian K-Medoids adalah sebagai berikut:

1. Inisialisasikan pusat cluster sebanyak jumlah cluster (k).
2. Setiap data atau objek dialokasikan ke cluster terdekat menggunakan persamaan ukuran jarak Euclidian Distance dengan rumus persamaan (3.1).
3. Pilih objek pada masing-masing cluster secara acak sebagai kandidat medoid baru.
4. Hitung jarak setiap objek yang terdapat pada masing-masing cluster dengan calon medoid baru.
5. Hitung total simpangan (S) dengan menghitung nilai total jarak baru – total jarak lama. Jika didapatkan $S < 0$, tukarlah objek dengan data cluster untuk membuat sekumpulan k objek baru sebagai medoid.
6. Ulangi langkah 3 sampai dengan 5 hingga tidak terjadi perubahan medoid, sehingga diperoleh cluster serta anggota cluster masing-masing.

2.7 Davies-Bouldin Index (DBI)

Davies-Bouldin Index (DBI) adalah suatu ukuran yang digunakan untuk menentukan jumlah kluster yang terbaik setelah proses pengklasteran selesai [11]. Pendekatan DBI ini bertujuan untuk memaksimalkan jarak antara kluster yang satu dengan kluster yang lain dan mencoba meminimalkan jarak antar objek dalam suatu kluster. Semakin kecil nilai DBI yang diperoleh ($\text{non-negatif} \geq 0$) maka semakin baik kluster yang diperoleh dari pengelompokan k - modes clustering yang digunakan [15]. Dengan menggunakan DBI suatu cluster akan dianggap memiliki skema clustering yang optimal adalah yang memiliki DBI minimal [15].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengolahan Data

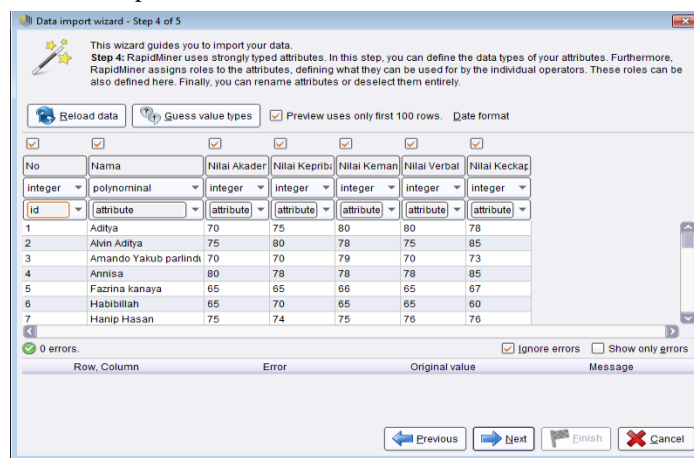
Riset ini dilaksanakan memakai informasi nilai dari Sekolah Luar Biasa C Muzdalifah Medan. Nilai tersebut hendak dijadikan dasar dalam penentuan kelas tunagrahita. Data nilai yang digunakan yaitu nilai akademik, nilai kepribadian, nilai kemandirian, nilai berpikir verbal dan kecakapan/ketelitian. Data Nilai tersebut diperoleh dari penilaian guru kelas pada 6 bulan pertama awal pembelajaran. Data nilai tersebut digunakan dalam perhitungan dengan tools Rapid Miner.

Tabel 1. Data Nilai Awal

No	Nama	Nilai Akademik	Nilai Kepribadian	Nilai Kemandirian	Nilai Verbal	Nilai Keckapan
1	Aditya	70	75	80	80	78
2	Alvin Aditya	75	80	78	75	85
3	Amando Yakub Parlindungan	70	70	79	70	73
4	Annisa	80	78	78	78	85
5	Fazrina kanaya	65	65	66	65	67
6	Habibillah	65	70	65	65	60
7	Hanip Hasan	75	74	75	76	76
8	Ilmi Huda	80	78	80	80	80
9	Inayah Rizkiyah Natama Hrp	74	73	79	70	73
10	Jumadil	60	63	70	64	62
11	Kartika Sari Dewi	70	71	72	70	73
12	Lidya Angrainy	72	72	73	72	75
13	Luthfi Rahman Husin	69	70	70	70	71
14	M. Akbar Nst	68	70	70	70	70
15	M. Eriko	68	62	63	63	65
16	M. Rizky Pranata	68	68	65	66	71
17	Mhd. Adly faturrahman	85	85	85	87	89
18	Miftahul dina Qoyyima	71	64	73	65	70
19	Muhammad Fauzan	75	73	75	75	76
20	Muhammad Ilham	68	68	67	67	70
21	Muhammad Ramadhani	79	73	80	70	78
22	Nadiatul Ikramah	70	75	80	80	78
23	Nurul asha Br. Sinaga	70	71	72	70	73
24	Rahmad Fauzi Rangkuti	80	78	78	78	85
25	Ramadan	75	73	75	75	76
26	Ramadhan Ichsan	68	63	62	63	63
27	Randi Alvino	68	69	68	66	69
28	Yolanda Hervika	85	85	85	87	89

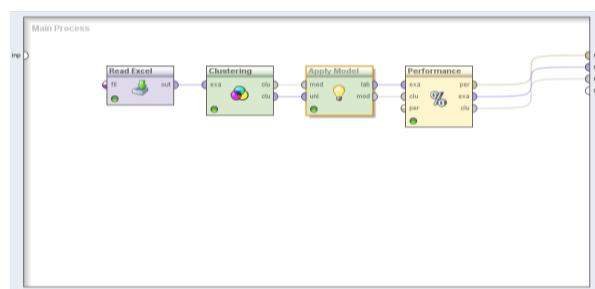
No	Nama	Nilai Akademik	Nilai Kepribadian	Nilai Kemandirian	Nilai Verbal	Nilai Keckapan
29	Syifa Amima	68	69	69	69	70
30	Rizky Mulia Siregar	65	62	65	65	67
31	Rizky Ramadan	72	65	71	70	74
32	Suci rahmadani	70	70	75	70	75
33	Tumin	80	83	75	80	75
34	Ririn Qurata Ayyum	60	60	60	60	60
35	Wakai Alfauzan	79	73	80	70	78
36	Rasyifa Musyarahmi	80	78	80	80	80

Dataset yang akan dimasukkan ke dalam Rapidminer adalah dataset yang dibuat dengan aplikasi Microsoft Excel, kemudian pilih file yang akan dipakai dalam penelitian ini. Setelah file dimasukkan, kemudian tentukanlah masing-masing indikator atribut yang terdapat di dalamnya. Karena semua atribut berisi lebih dari dua klasifikasi maka tipe dari atribut tersebut adalah polynominal. Pada gambar 2 dibawah ini dapat dilihat cara pengaturan dataset dalam melakukan masukkan ke dalam tool RapidMiner.

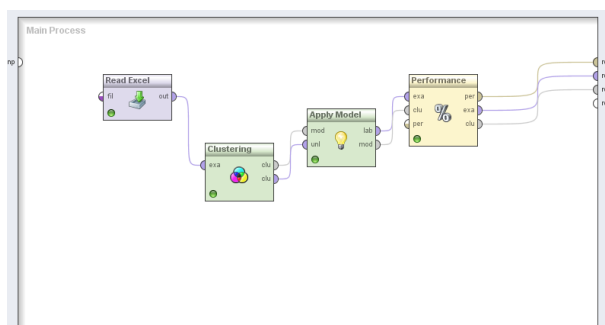


Gambar 2. Pengaturan dan Proses Impor Dataset ke dalam RapidMine

Peneliti juga membuat desain clustering menggunakan algoritma K-Means dan K-Medoids seperti yang ditunjukkan pada gambar 3 dan 4. Dataset yang telah diimport ke Rapidminer, disambungkan ke Algoritma Clustering K Means dan K Medoids maka selanjutnya disambungkan lagi ke Apply Model, lalu ke Performance dan terakhir disambungkan ke Result.

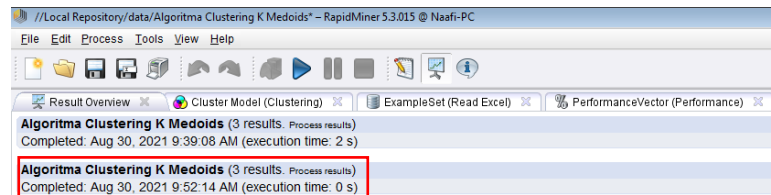


Gambar 3. Desain Clustering Menggunakan Algoritma K-Means

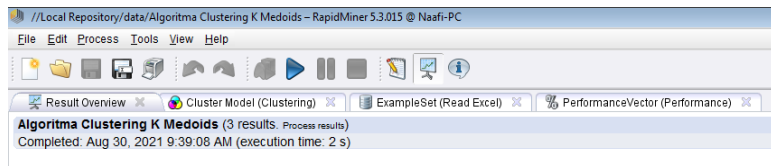


Gambar 4. Desain Clustering Menggunakan Algoritma K-Means

Setelah pengujian berjalan maka didapatkan informasi bahwa lama waktu pemrosesan clustering dengan Algoritma K-Means sebesar 0 detik sedangkan pemrosesan clustering dengan Algoritma K-Medoids sebesar 2 detik, seperti yang tercatat pada gambar 5 dan 6.

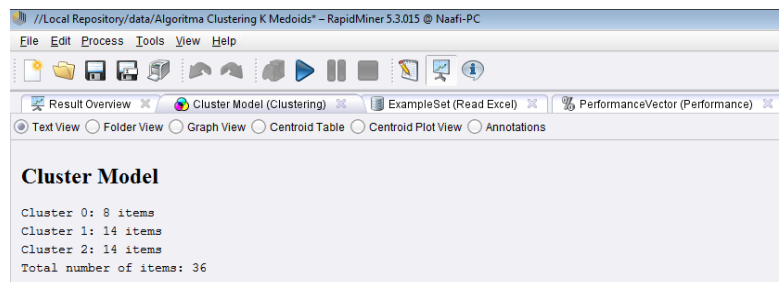


Gambar 5. Result History Clustering menggunakan Algoritma K-Means

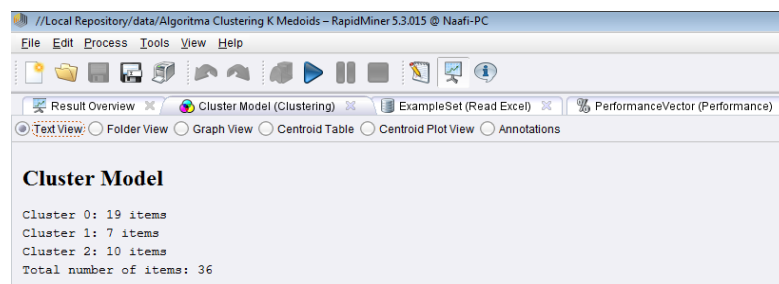


Gambar 6. Result History Clustering menggunakan Algoritma K-Medoids

Pada Gambar 7 dan 8 menunjukkan bahwa pada penelitian ini cluster yang digunakan berjumlah 3 kelas. Clustering data berdasarkan algoritma K Means, kelas pertama memiliki data sebanyak 8, kelas ke dua sebanyak 14 data, dan kelas ketiga adalah sebanyak 14 data dengan jumlah dataset sebanyak 36 data. Sedangkan berdasarkan algoritma K Medoids, kelas pertama memiliki data sebanyak 19, kelas ke dua sebanyak 7 data, dan kelas ketiga adalah sebanyak 10 data.

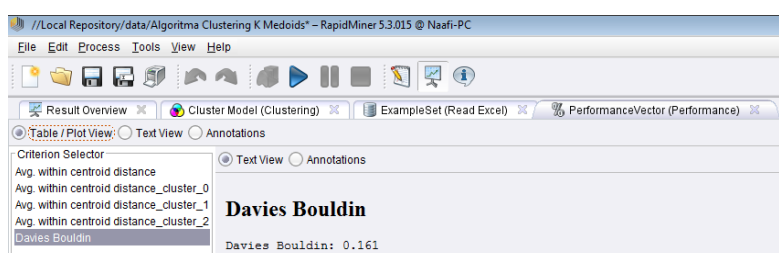


Gambar 7. Hasil Cluster Model K-Means

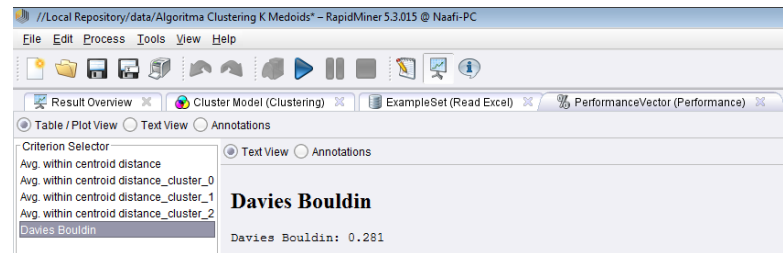


Gambar 8. Hasil Cluster Model K-Medoids

Dapat dilihat juga Davies Bouldin Index (DBI) yang ada didalam Performance Vector K-Means pada gambar 9 dan gambar 10. DBI merupakan metode validasi cluster dari hasil clustering. nilai DBI untuk validasi dengan metode K-Means adalah sebesar 0,161. Sedangkan nilai DBI dengan metode K-Medoids adalah sebesar 0,281. Semakin rendah nilai DBI, maka cluster tersebut semakin baik.



Gambar 9. Davies Bouldin Index untuk Performance Vector K-Means



Gambar 10. Davies Bouldin Index untuk Performance Vector K-Medoids

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat diketahui bahwa kedua algoritma pengelompokan yaitu K-Means dan K-Medoids dengan dilakukan eksperimen dengan dataset yang berukuran kecil, maka K-Means lebih efektif dalam menangani data dengan ukuran kecil. Pada dataset Tunagrahita menggunakan K-Means menunjukkan hasil DBI sebesar 0,161, sedangkan dengan menggunakan K-Medoids hasil evaluasi menunjukkan hasil sebesar 0,281. Hal ini disebabkan karena K-Means memiliki performa komputasi yang rendah dibandingkan dengan K-Medoids. Untuk penelitian selanjutnya dapat dilakukan evaluasi pada kedua algoritma klastering di atas dengan dilakukan eksperimen dengan dataset berukuran besar.

REFERENCES

- [1] A. Mira Yunita, E. Nurafliyan Susanti, and R. Rizky, "Implementasi Metode Weight Product Dalam Penentuan Klasifikasi Kelas Tunagrahita," *JSII (Jurnal Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 78–82, 2020, doi: 10.30656/jsii.v7i2.2408.
- [2] Rosmiati, "Pemerolehan Bahasa Indonesia Pada Anak Tunagrahita Pada Tahap Perkembangan Kognitif," *J. Penelitian, Pendidikan, dan Pembelajaran*, vol. 13, no. 1, pp. 8–15, 2019.
- [3] M. Sadikin, R. Rosnelly, R. Roslina, and ..., "Penerapan Data Mining Pada Penerimaan Dosen Tetap Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier dan C4. 5," *J. Media ...*, vol. 4, pp. 1100–1109, 2020, doi: 10.30865/mib.v4i4.2434.
- [4] R. R. Husin Sariangah*, Wanayumini, "Penentuan Kelas Menggunakan Algoritma K Medoids Untuk Clustering Siswa Tunagrahita," *J. Media ...*, vol. 5, pp. 83–89, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i1.2547.
- [5] S. Informasi and F. Teknik, "Optimalisasi Algoritma C4 . 5 untuk Prediksi Kerusakan Mesin ATM," vol. 6, no. 1, pp. 12–21, 2021.
- [6] Athifaturrofifah, R. Goejantoro, and D. Yuniarti, "Perbandingan Pengelompokan K-Means dan K-Medoids Pada Data Potensi Kebakaran Hutan/Lahan Berdasarkan Persebaran Titik Panas (Studi Kasus : Data Titik Panas Di Indonesia Pada 28 April 2018)," *J. EKSPONENSIAL*, vol. 10, no. 2, pp. 143–152, 2019.
- [7] N. Febrisma, "Upaya Meningkatkan Kosa Kata Melalui Metode Bermain Peran Pada Anak Tunagrahita Ringan," *J. Ilm. Pendidik. Khusus*, vol. 1, no. 2, pp. 109–121, 2013.
- [8] I. Kamila, U. Khairunnisa, and M. Mustakim, "Perbandingan Algoritma K-Means dan K-Medoids untuk Pengelompokan Data Transaksi Bongkar Muat di Provinsi Riau," *J. Ilm. Rekayasa dan Manaj. Sist. Inf.*, vol. 5, no. 1, p. 119, 2019, doi: 10.24014/rmsi.v5i1.7381.
- [9] S. Eliyanda, "MENGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES," pp. 1–17.
- [10] R. Rousyati, F. F. Wati, D. Pratmanto, and A. Crisna, "Pengelompokan Siswa Penyandang Disabilitas Berdasarkan Tingkat Tunagrahita Menggunakan Algoritma K-Medoids," *Indones. J. Softw. Eng.*, vol. 5, no. 1, pp. 134–142, 2019, doi: 10.31294/ijse.v5i1.6550.
- [11] V. A. P. Sangga, "Perbandingan Algoritma K-Means dan Algoritma K-Medoids dalam Pengelompokan Komoditas Peternakan di Provinsi Jawa Tengah Tahun 2015," *Tugas Akhir Jur. Stat. Fak. Mat. dan Ilmu Pengetah. Alam Univ. Islam Inndonesia Yogyakarta*, vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2018.
- [12] Y. H. Susanti and E. Widodo, "Perbandingan K-Means dan K-Medoids Clustering terhadap Kelayakan Puskesmas di DIY Tahun 2015," *Pros. SI MaNIs (Seminar Nas. Integr. Mat. dan Nilai Islam.)*, vol. 1, no. 1, pp. 116–122, 2017.
- [13] Z. Nabila, A. R. Isnain, P. Permata, and Z. Abidin, "Analisis Data Mining Untuk Clustering Kasus Covid-19 Di Provinsi Lampung Dengan Algoritma K-Means," *J. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 2, pp. 100–108, 2021.
- [14] M. N. P. Pamulang, M. N. Aini, and U. Enri, "Komparasi Distance Measure Pada K-Medoids Clustering untuk Pengelompokan Penyakit Ispa," *EDUMATIC J. Pendidik. Inform.*, vol. 5, no. 1, pp. 99–107, 2021, doi: 10.29408/edumatic.v5i1.3359.
- [15] F. Tempola, M. Muhammad, and A. Mubarak, "Penggunaan Internet Dikalangan Siswa SD di Kota Ternate: Suatu Survey, Penerapan Algoritma Clustering dan Validasi DBI," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 6, p. 1153, 2020, doi: 10.25126/jtiik.2020722370.